

## Compression adaptative des images médicales

### Modalité "Thorax"

Olfa Kanoun, Sana Mezghani et Mohamed Salim BOUHLEL

Unité de Recherche: Sciences et Technologie de l'Image et des Télécommunications  
Institut Supérieur de Biotechnologie, Sfax-Tunisie

olfa04tn@yahoo.fr , Sana.mezghanie@gnet.tn, medsalim.bouhleb@enis.rnu.tn

**Résumé:** Dans le domaine médicale, l'exploitation des techniques de compression des images avec perte est presque inacceptable, cela est dû à la crainte d'une perte d'informations cruciales pour le diagnostic. D'un autre côté, la quantité d'images médicales numériques ne cesse de croître d'une manière gigantesque ce qui pose des problèmes très préoccupants pour leur archivage et leur transmission[1]. L'objectif de ce travail consiste à adapter la méthode de compression JPEG aux images médicales et à valider la qualité diagnostique des images comprimées. Une matrice de quantification adaptée aux caractéristiques statistiques de l'image est développée. Nous validons notre approche sur un ensemble d'images de *Radiographie du Thorax*. On a pu observer que pour un même taux de compression les résultats obtenus sont très prometteurs vu que la qualité diagnostique, évaluée par des experts médicaux, de l'image comprimée est mieux préservée en la comparant avec la norme JPEG.

**Mots clés :** Images médicales, Compression, Transformée en Cosinus Discrète TCD, Norme JPEG, Etude statistique, Quantification adaptée, Qualité diagnostique.

#### 1 INTRODUCTION

Les structures hospitalières disposent d'un volume important d'informations administratives et médicales dont l'imagerie prend une place de plus en plus importante. Mais la quantité d'informations que représentent les images pose des problèmes très préoccupants. Le présent papier fait partie des travaux montrant qu'une perte d'information au sens technique n'est pas forcément associée à une perte de qualité au sens diagnostic[2].

Le reste du papier est organisé comme suit : dans la *deuxième paragraphe* nous introduisons un descriptif résumé de l'algorithme *JPEG* avec perte.

La compression des images est obtenue principalement par deux opérations qui sont la *quantification* et le *codage*. Le taux de compression est ajusté pendant la quantification, pour une qualité de reconstruction désirée. Il ne peut être élevé qu'en perdant des informations et c'est pendant l'opération de quantification que ces pertes sont générées. La norme JPEG propose un opérateur qui apparaît efficace pour le cas général. Dans le cadre d'une restriction aux images médicales, il paraît alors judicieux d'adapter la quantification. Celle-ci peut alors être réalisée en tenant compte des différentes modalités des images utilisées. Ainsi, l'étude statistique des coefficients de la transformée en cosinus discrète permet de définir un nouveau opérateur de quantification spécifique aux

images considérées. Cette approche est abordée dans le paragraphe *trois*.

Le calcul des opérateurs de quantification pour chaque image et l'exploitation de ceux-ci dans une simulation d'une chaîne de compression permet ensuite de comparer les performances entre l'opérateur de quantification proposé par JPEG, qui sert de base de référence, et l'opérateur trouvé à partir de l'étude statistique. On présentera alors le gain apporté. Les résultats de simulation sont illustrés dans la *quatrième paragraphe*. Finalement, nous concluons par une interprétation des résultats.

#### 2. Descriptif résumé et illustré de l'algorithme JPEG avec perte

Les 6 étapes de l'algorithme JPEG[3] [4] [5] [6] sont :

##### ÉTAPE 1:

L'image est divisée en blocs de 8x8 pixels, chaque bloc est transformé par DCT donnée par la formule (1)

$$y_{uv} = \frac{\alpha(u)\alpha(v)}{4} \sum_{i=0}^7 \sum_{j=0}^7 x_{ij} \cos\left(\frac{(2i+1)u\pi}{16}\right) \cos\left(\frac{(2j+1)v\pi}{16}\right) \quad (1)$$

Prenons par exemple le bloc X(400:407,536:543) extrait de l'image Thorax [7] de la modalité Poumon, Le bloc original est:

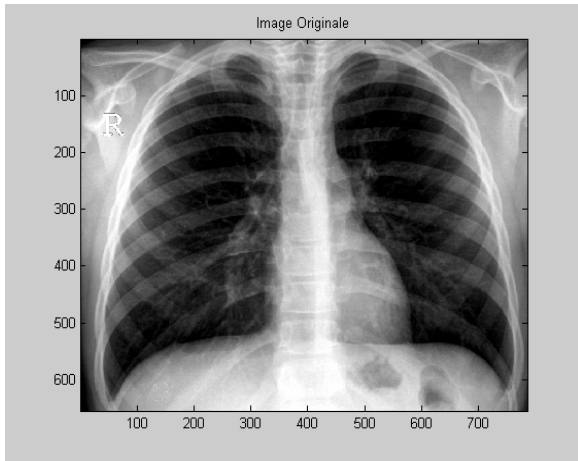


Fig. 1: Image Thorax

$$X_{ij} = \begin{bmatrix} 131 & 128 & 128 & 128 & 122 & 120 & 122 & 114 \\ 133 & 128 & 128 & 126 & 118 & 110 & 110 & 106 \\ 130 & 137 & 137 & 130 & 122 & 112 & 110 & 110 \\ 137 & 137 & 137 & 131 & 124 & 114 & 112 & 114 \\ 135 & 133 & 137 & 133 & 128 & 118 & 118 & 114 \\ 137 & 137 & 130 & 131 & 131 & 120 & 120 & 118 \\ 135 & 137 & 139 & 137 & 133 & 126 & 124 & 120 \\ 137 & 141 & 139 & 139 & 133 & 130 & 122 & 110 \end{bmatrix}$$

Sa transformée, après avoir arrondi les coefficients fréquentiels à l'entier le plus proche donne :

$$Y_{ij} = \begin{bmatrix} 996 & 73 & -3 & -4 & -7 & 6 & 0 & -2 \\ -33 & 4 & 15 & -5 & -1 & -3 & 0 & -3 \\ -3 & 1 & -2 & 0 & 0 & -1 & 1 & 3 \\ -3 & -5 & 1 & 0 & 3 & -2 & 3 & -1 \\ -6 & -5 & -6 & 2 & -1 & 4 & 1 & -1 \\ -3 & 3 & -2 & 0 & -1 & -4 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -2 & 1 & -4 & 2 & -2 & 0 \\ -3 & -1 & 2 & 1 & 4 & 2 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

On voit que la DCT a pour effet de concentrer l'information en très peu de coefficients fréquentiels correspondant aux basses fréquences (Coefficient DC), et que les autres coefficients de haute fréquence ont des valeurs très faibles (Coefficients AC).

**ÉTAPE 2:**

Chaque coefficient de la matrice transformée est divisé par la valeur correspondante de la matrice de normalisation. Les coefficients normalisés sont obtenus par la formule (2) :

$$\hat{y}_{ij} = \text{Int} \left( \frac{y_{ij}}{q \cdot Q_{ij}} \right) \quad (2)$$

La norme indique des valeurs initiales de seuils de quantification déterminées empiriquement en tenant compte des propriétés du système visuel humain VHS.

$$Q_L[8,8] = \begin{bmatrix} 16 & 11 & 10 & 16 & 24 & 40 & 51 & 61 \\ 12 & 12 & 14 & 19 & 26 & 58 & 60 & 55 \\ 14 & 13 & 16 & 24 & 40 & 57 & 69 & 56 \\ 14 & 17 & 22 & 29 & 51 & 87 & 80 & 62 \\ 18 & 22 & 37 & 56 & 68 & 109 & 103 & 77 \\ 24 & 35 & 55 & 64 & 81 & 104 & 113 & 92 \\ 49 & 64 & 78 & 87 & 103 & 121 & 120 & 101 \\ 72 & 92 & 95 & 98 & 112 & 100 & 103 & 99 \end{bmatrix}$$

Tab. 1: Table de quantification des luminances

Chaque coefficient de la matrice transformée est divisé par la valeur correspondante de la matrice de normalisation  $Q_L$ , les coefficients normalisés sont:

$$Y_{ij} = \begin{bmatrix} 63 & 7 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -3 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

**ÉTAPE 3:**

Le coefficient DC normalisé est codé par un système de DPCM, le coefficient DC est codé en utilisant la valeur DC du bloc précédent. L'ensemble de coefficients DC de tous les blocs de l'image est ensuite codé par un codeur de Huffman.

**ÉTAPE 4:**

Les coefficients AC sont réarrangés par une méthode zigzag. L'énergie est concentrée dans les coefficients en haut à gauche de la matrice transformée. On réordonne les coefficients afin d'obtenir un vecteur 1D qui range approximativement les coefficients par ordre décroissant d'énergie. Comme de nombreux coefficients correspondant aux fréquences élevées sont nuls on obtient des grandes plages de zéros, qui se prêtent bien au codage RLE.

**Etape 5 :** Les vecteurs zigzags sont codés par RunLength et Huffman.

**Etape 6 :** Décodage.

$$y_{ij} = \hat{y}_{ij} \times Q_{ij} \quad (3)$$

Le décodage se fait en appliquant les opérations inverses: décodage Huffman et RLE, réarrangement inverse du zigzag, dénormalisation par multiplication avec la matrice  $Q$ , DCT inverse.

**3. COMPRESSION ADAPTATIVE APRES ETUDE STATISTIQUE DES COEFFICIENTS TCD**

**3.1 Introduction**

Le taux de compression, pour une qualité de reconstruction de l'image donnée, dépend directement de la façon dont sont définis les coefficients de la

matrice de quantification[8]. Nous pouvons rappeler également que la matrice proposée par la norme JPEG a été déterminée à partir des propriétés de la vision humaine, pour le plus grand nombre d'images.

Aussi, le contexte hospitalier nous a amené à considérer la compression pour le cas particulier des images médicales. Il est alors judicieux, dans ce cadre bien précis, de définir des seuils de quantification à partir des caractéristiques des coefficients TCD de ces images[9].

Dans la littérature, différents auteurs ont utilisé les lois de probabilité pour caractériser ceux-ci,

Ils s'accordent sur la loi que suivent les coefficients DC (Gauss), mais leurs conclusions divergent en ce qui concerne les coefficients AC.

Ces coefficients représentent les détails dans les blocs transformés (cf. paragraphe 2). La dégradation de l'image à la reconstruction est principalement due à la perte d'information concernant ces détails. L'étude de ces coefficients demeure alors judicieuse. Toutes les modélisations ont toujours été validées en utilisant un seul test d'adéquation qui est celui de Kolmogorov-Smirnov [10]. Ce test donne une mesure de l'écart maximum qui existe entre deux distributions statistiques. Cependant ce test n'est pas le plus puissant. En effet, il ne donne qu'une mesure ponctuelle de la distance qui sépare deux distributions et est très sensible aux valeurs aberrantes.

S'inspirant de ces lacunes dans la littérature, Thierry.EUDE [10] dans le cadre d'un travail réalisé au Laboratoire Capteurs Instrumentation et Analyse de l'INSA de Rouen, a repris ces modélisations tout en ajoutant des lois possédant un nombre de degrés de liberté plus grand et en réalisant les tests de façon extensive à l'aide d'une batterie de tests, pour les images médicales.

Il a mis alors des tableaux analysant les coefficients AC. L'analyse est donc effectuée par modalité d'images. Disposant ainsi d'outils statistiques fiables, on peut calculer les opérateurs de quantification adaptés aux images traitées.

## 3.2 Construction des tables associées aux lois statistiques [10]

### 3.2.1 Génération des lois statistiques

T.EUDE a classé les lois en six catégories :

- ✓ Loi uniforme
- ✓ Loi gaussienne :  $N(m, s)$
- ✓ Mélange de plusieurs lois gaussiennes :  $N(m_i, s_i)$
- ✓ Loi laplacienne :  $L(m, \beta)$
- ✓ Mélange de plusieurs lois laplaciennes :  $L(m_i, \beta_i)$
- ✓ Loi de cauchy

### 3.2.2 Fonction de répartition empirique

Pour chaque loi ainsi générée, on peut tracer la fonction de répartition théorique et la comparer à la fonction de répartition empirique des coefficients.

Elle est calculée pour chaque échantillon généré, à partir de l'expression :

$$\begin{aligned} F(x_i) &= i/n && \text{pour } 0 \leq i \leq N \\ F(x_i) &= 0 && \text{pour } i < 0 \\ F(x_i) &= 1 && \text{pour } i > 0 \end{aligned} \quad (4)$$

### 3.2.3 Tests d'ajustement

Pour savoir si la loi empirique correspond ou non à une loi théorique, on utilise des tests d'ajustement ou tests d'adéquation.

A partir de ces tests, nous pouvons déterminer l'appartenance ou non d'un échantillon à une distribution de fonction de répartition connue  $F_0(x)$ .

Nous pouvons alors poser les hypothèses suivantes :

Hypothèse  $H_0 \Rightarrow F_0(x) = F(x)$

Hypothèse  $H_1 \Rightarrow F_0(x) \neq F(x)$

Avec  $F(x)$  = fonction de répartition de la variable échantillonnée.

Les tests appliqués aux échantillons pour les lois simulées, nous donnent un résultat que l'on compare à des valeurs dans des tables. Ces valeurs correspondent à des seuils pour lesquels l'hypothèse  $H_0$  est vérifiée, ceci pour un taux de risque de rejet à tort.

### 3.2.4 Description des tests

Il existe deux grandes classes de tests :

- Les tests non paramétriques:

- Kolmogorov-Smirnov
- Cramer-von-Mises
- Anderson
- Watson
- Test D (pour une gaussienne)

- Les tests paramétriques:

- Kurtosis
- Cumulants.

Tous ces tests n'ont pas les mêmes performances. Elles varient en fonction du type de la loi étudiée. En effet, le test D n'est applicable que dans le cas d'une recherche d'une gaussienne. De même, la valeur du kurtosis ne donne qu'une information sur la forme de la distribution.

Pour connaître la puissance de chaque test et savoir quel est celui qui donne a priori les meilleurs résultats, il est nécessaire de les comparer les uns par rapport aux autres, par une simulation.

### 3.2.5 Principe

Pour une loi théorique donnée, le test d'ajustement doit refuser toute loi empirique différente de celle-ci. La puissance d'un test est donc représentée par le pourcentage de rejet (ou d'acceptation) de l'hypothèse nulle. Plus un test donnera un pourcentage de rejet élevé, plus il sera fiable.

La détermination de la puissance des tests consiste à prendre  $N$  fichiers d'échantillons suivant une loi  $L_1$ , et  $N$  fichiers d'échantillons suivant une loi  $L_2$  différente de  $L_1$ . Pour un fichier de loi  $L_1$ , et un fichier de loi  $L_2$ , on réalise les différents tests d'ajustement et on compare les résultats[11][12].

Ainsi, disposant d'outils statistiques pour déterminer la

loi que suit un échantillon, il est alors possible d'étudier la distribution des coefficients issus de la TCD des images médicales. En effet, la détermination des lois de distribution de ces coefficients permet de calculer des matrices de quantification adaptées aux types des images (modalité).

**3.2.6 Mise en oeuvre**

On utilise donc les tests d'adéquation pour trouver les lois de probabilité que suivent les coefficients.

Pour chaque coefficient, les valeurs du kurtosis, et le test de symétrie seront calculés. Ce qui donne une première idée quant à la loi de distribution suivie par ces coefficients.

Pour chaque loi de distribution proposée (à l'aide des paramètres estimés de la loi), un résultat est calculé pour chaque test statistique.

Ce résultat est alors comparé à des valeurs de seuil qui existent dans la littérature et qui sont adaptés à la nature des échantillons étudiés.

**3.2.7 Résultats pour la modalité Thorax**

Nous validons notre approche sur un ensemble d'images Thorax.

DC	3GM	3GM	2GM	2GM	2G	3GM	2G
3GM	2G	3 G	2G	G	G	2G	2G
3GM	2GM	2G	2G	G	G	G	2G
3GM	2G	G	G	G	2G	G	G
2G	G	G	G	3GM	2G	G	G
2GM	2G	G	G	G	G	G	2G
2G	G	G	G	G	G	2G	G
2GM	G	G	G	G	G	G	G

TAB. 2: Analyse des coefficients AC(u,v) de l'image Thorax

**NB :**

**G :** lorsque le coefficient AC(i, j) suit une loi de Gauss,

**nG :** pour une somme de n gaussiennes.

**nGM :** pour une loi somme de n gaussiennes centrées sur la médiane de l'échantillon.

Pour les images de Thorax, nous trouvons que les coefficients correspondant à des directions verticales et horizontales, ont des répartitions plus complexes (somme de deux ou trois gaussiennes).

Aussi, en effectuant la transformée de Fourier des images, nous pouvons observer la distribution spatiale de l'énergie dans l'image. Il apparaît alors dans la figure (Fig.3), une forte concentration fréquentielle (basses fréquences) dans les directions horizontales et verticales. En effet, dans les images de poumon, les cotes constituent des contours ayant des directions horizontales et verticales.

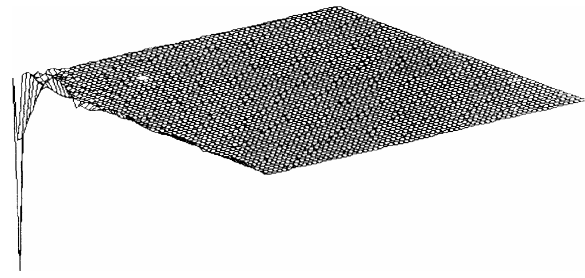


Fig. 3: Transformée de Fourier d'une image de Thorax

**3.3 Construction des tables de quantification probabilistes**

Nous savons qu'une quantification non optimale provoque une dégradation de l'image à sa reconstruction.

La méthode décrite par JPEG, a pour objectif de rendre nuls les coefficients de faible valeur qui ne représentent que peu d'information dans l'image, et de réduire la dynamique des autres. Les dégradations engendrées ne doivent pas être perceptibles à l'œil. Cependant il est important de remarquer que tous les coefficients ne représentent pas tous la même quantité d'information. En effet la réduction de la dynamique, voir la mise à zéro, d'un coefficient correspondant aux hautes fréquences (souvent assimilée au bruit) ne provoquera pas autant de dégradation que celle d'un coefficient correspondant aux basses fréquences[13].

L'opération de quantification définie par l'expression (2) (cf. paragraphe 2) donne pour un pas "q" :

" 0 "si le **coefficient < pas**  
 "Une réduction de sa dynamique" si **coefficient > pas**

$$Coefficient = \frac{Y_{ij}}{Q_{ij}} \tag{5}$$

Avec :

Connaissant les fonctions de répartition des coefficients, leur probabilité d'apparition peut être calculée. Nous pouvons alors définir des seuils [14][15][16] au-dessus desquels ils ont peu de probabilité d'apparaître. C'est principalement dans ce cas qu'ils ne doivent pas être rendus nuls sous peine de dégradation visible.

**3.3.1 Calcul des seuils**

Nous pouvons considérer qu'un coefficient a peu de probabilité d'apparaître si sa valeur est supérieure au seuil "S" défini par :

$$\int_{-\infty}^S p(x) dx = 0,95 \tag{6}$$

Or :

$$\int_{-\infty}^S p(x) dx = \int_{-\infty}^0 p(x) dx + \int_0^S p(x) dx = 0,5 + \int_0^S p(x) dx$$

On cherche donc le seuil S, pour lequel la surface qui existe entre 0 et S soit égale à 45%. En effet, pour une loi de gauss, la fonction de répartition est définie par :

$$F(x) = \int_{-\infty}^x \frac{1}{s\sqrt{2\Pi}} \exp\left(-\frac{(x-m)^2}{2s^2}\right) dx \quad (7)$$

Or on a :

$$\frac{1}{s\sqrt{2\Pi}} \int_{-\infty}^x \exp\left(-\frac{(x-m)^2}{2s^2}\right) dx = \frac{1}{2} \operatorname{erf}\left(-\frac{(x-m)}{s\sqrt{2\Pi}}\right)$$

On peut alors trouver "S" en trouvant la solution de l'équation :

$$\frac{1}{2} \operatorname{erf}\left(-\frac{(x-m)}{s\sqrt{2\Pi}}\right) = 0.45 \quad (8)$$

Ainsi, à partir des résultats obtenus pour les différentes modalités d'image, nous pouvons définir des seuils pour chaque coefficient et chaque modalité.

Ainsi nous obtenons, pour l'ensemble des coefficients de l'image THORAX, les seuils données par le tableau 4 (Tab. 4).

TAB. 4 : Seuils obtenus pour l'image Thorax

DC	34,19	13,09	9,71	7,59	7,79	8,70	7,75
53,14	11,35	6,95	5,36	4,94	4,85	4,86	4,79
14,96	6,29	4,91	4,29	4,35	4,15	4,22	4,27
7,41	3,59	3,14	2,98	3,13	3,05	3,00	3,03
4,35	3,30	3,17	3,04	3,02	3,23	3,46	3,12
3,79	3,03	2,86	2,82	2,76	3,09	3,29	2,80
1,78	1,54	1,51	1,47	1,50	1,55	1,58	1,49
1,08	0,90	0,89	0,88	0,89	0,88	0,90	0,87

### 3.3.2 Matrice de quantification probabiliste [9]

La valeur du quantum est calculée pour chaque coefficient, à partir des seuils trouvés précédemment. La relation qui existe entre ces deux entités est donnée par :

$$Q_{ij} = \frac{F_e}{S} \quad (9)$$

Avec  $F_e$  : facteur d'échelle, il est défini pour chaque matrice de seuil par :

$$F_e = \max Q_{\text{JPEG}} \times \min Q_{\text{seuil}} \quad (10)$$

Avec :

**max  $Q_{\text{JPEG}}$**  : valeur maximale de la matrice de visualisation

**min  $Q_{\text{seuil}}$**  : valeur minimale de la matrice de seuils

En effet, la matrice de quantification de référence est la matrice de visualisation proposée par JPEG.

Nous avons vu que celle-ci convient pour la plupart des images. Nous nous baserons sur l'échelle de celle-ci pour pouvoir établir une comparaison entre elle et la matrice que nous appellerons matrice probabiliste.

En effet, cette dernière est calculée à partir des modèles

probabilistes des coefficients.

Ainsi, la matrice de visualisation donnée Tab. 1 présente un maximum à 121. La valeur maximale de la matrice probabiliste est donc fixée à la même valeur. Celle-ci correspond à la valeur minimale de la table des seuils.

Nous pouvons alors définir le facteur d'échelle qui va nous permettre de calculer les différentes valeurs de la matrice recherchée, à partir des valeurs des seuils (exemple de valeurs donné Tab.3).

La valeur du seuil de quantification du coefficient DC est celui fixé par JPEG.

La matrice probabiliste est définie comme suit :

$$Q_{\text{prob}} = \frac{F_e}{X_{\text{Seuil}}} \quad (11)$$

Avec :

**$Q_{\text{PROB}}$**  : valeur de la matrice probabiliste

**$X_{\text{seuil}}$**  : valeur de la matrice des seuils

## 4. RESULTATS EXPERIMENTAUX

Une comparaison est faite entre les performances obtenues en utilisant la matrice de visualisation proposée par JPEG, et celles obtenues en utilisant la matrice probabiliste calculée.

Les opérations de quantification et de déquantification sont définies par les expressions (2) et (3) (paragraphe 2). Nous avons vu (paragraphe 2) que le taux de compression obtenu après codage, dépend de la dynamique des coefficients TCD après quantification et surtout du nombre de valeurs nulles.

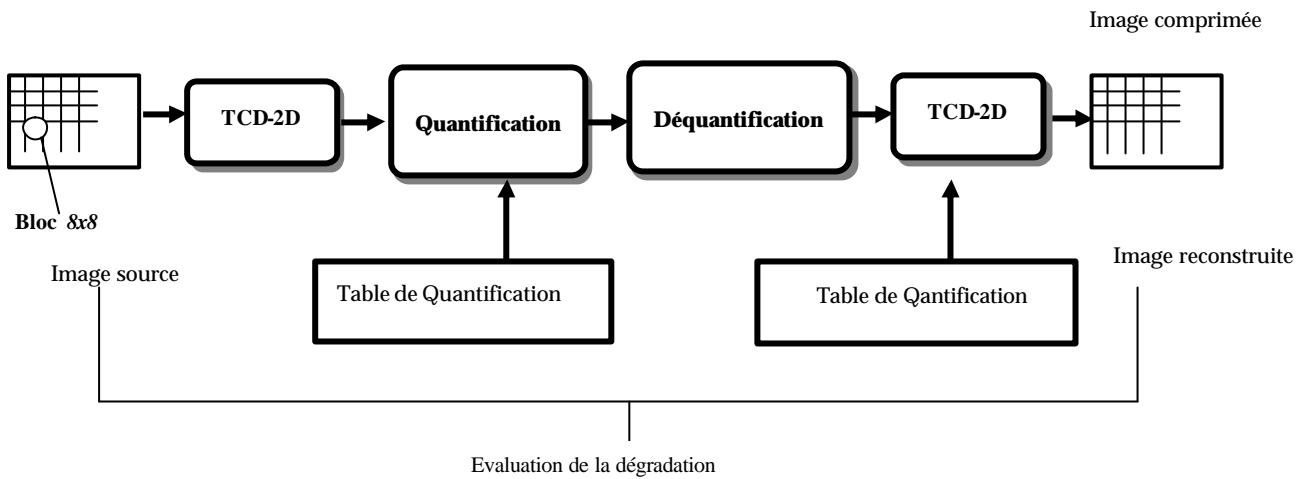
Ainsi, le nombre de coefficients nuls peut donner un aperçu sur la valeur de ce taux vue que l'étape de codage n'a pas été implémentée. La qualité de restitution est mesurée par le calcul du rapport signal sur bruit (PSNR), défini par l'expression suivante :

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{(2^R - 1)^2}{MSE} \text{ dB} \quad (12)$$

Avec chacune des matrices, le PSNR est calculé.

La mesure des dégradations "PSNR" en fonction du nombre de zéros est alors calculée pour plusieurs images des différentes modalités.

Pour pouvoir évaluer rapidement les performances obtenues par l'utilisation des matrices probabilistes, les opérations de codage et de décodage ne sont pas mises en œuvre. La figure 4 décrit la chaîne de compression réduite utilisée.



**4.1. Mesure de la dégradation des images après compression**

Le paramètre FACTEUR D'ECHELLE  $F_e$  utilisé dans l'expression (12) permet d'ajuster le taux de compression à une valeur désirée. Ainsi pour la comparaison de l'efficacité des deux matrices,  $F_e$  est déterminé de façon itérative, de façon à obtenir dans les deux cas, le même taux de compression. Après compression/décompression avec chacune des matrices, le PSNR est calculé.

La mesure des dégradations "PSNR" en fonction du nombre de zéros est alors calculée pour plusieurs images des différentes modalités, les résultats sont donnés dans le tableau (TAB. 5)

TAB. 5: Mesure de la dégradation des images après une compression utilisant la matrice de quantification JPEG ou "Probabiliste" pour un nombre de zéros équivalent autrement dit pour un même taux de compression

<i>Matrice JPEG</i>		<i>Matrice Probabiliste</i>		
<i>Nombres de "zéros"</i>	<i>PSNR</i>	<i>F<sub>e</sub></i>	<i>Nombres de "zéros"</i>	<i>PSNR</i>
458 368	37,80	120	459 524	37,586

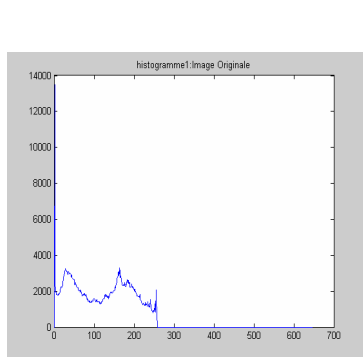


Fig. 5a : Histogramme de l'image originale

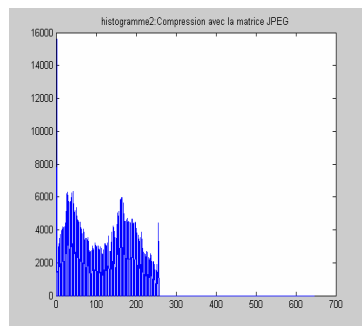


Fig.5b :Histogramme de l'image reconstruite après compression JPEG

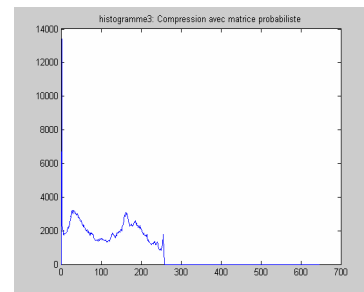


Fig. 5c :Histogramme de l'image reconstruite après compression avec matrice probabiliste

**DISCUSSION:**

Les résultats sont similaires. Cependant, lorsqu'on trace les histogrammes de l'image originale et des images reconstruites (Fig. 5), on s'aperçoit que les dégradations ne sont pas du même type selon la matrice de quantification utilisée.

En effet, on observe que pour la quantification avec la matrice JPEG, l'histogramme est bruité et présente des accroissements du nombre de certains niveaux de gris. Par contre, ces accroissements importants n'existent pas avec la quantification utilisant la matrice probabiliste, qui a plutôt un effet de lissage sur l'histogramme

**4.2 Effet visuel après chaque type de Quantification : Etude de la dégradation des images reconstruites après compression**

Pour étudier l'effet visuel après chaque compression par l'une des matrices de quantification, à savoir *Matrice de quantification JPEG* et *Matrice probabiliste*, on va voir pour quel type de quantification les dégradations engendrées sont plus gênantes pour l'œil. On peut comparer les images reconstruites après une compression à taux élevé.

L'étude du taux de compression et vu qu'on a utilisé la chaîne de compression simplifiée (sans étape de codage) revient à étudier le nombre de zéros après chaque méthode de compression en fonction du facteur de qualité "q".

Suite à une étude itérative se basant sur les valeurs de  $q$  est faite on a pu remarquer que pour un facteur de qualité de l'ordre de 5 à 7 l'augmentation de  $q$  n'entraîne pas une grande augmentation du nombre de zéros et par conséquent n'améliore pas le taux de compression (Saturation). Cette variation est liée directement aux caractéristiques statistique de l'image. Pour comparer les performances visuelles des deux

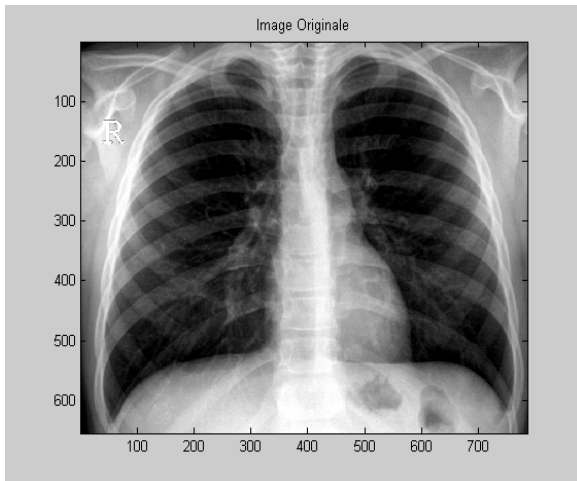


Fig. 6a :Image originale

méthodes de compression utilisant la matrice de quantification JPEG ou Probabiliste, on prend des valeurs de  $q$  de l'ordre de 5 à 7 suivant la modalité d'image, et ceci pour avoir un taux de compression maximal sans avoir une grande dégradation de l'image reconstruite (Fig. 6).

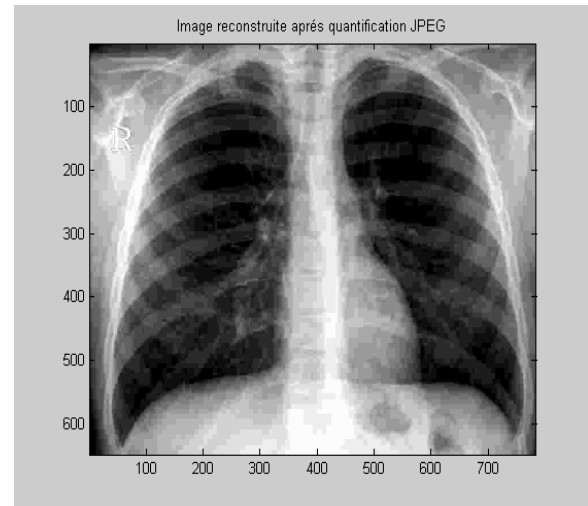


Fig. 6b :Image reconstruite après compression avec la matrice JPEG

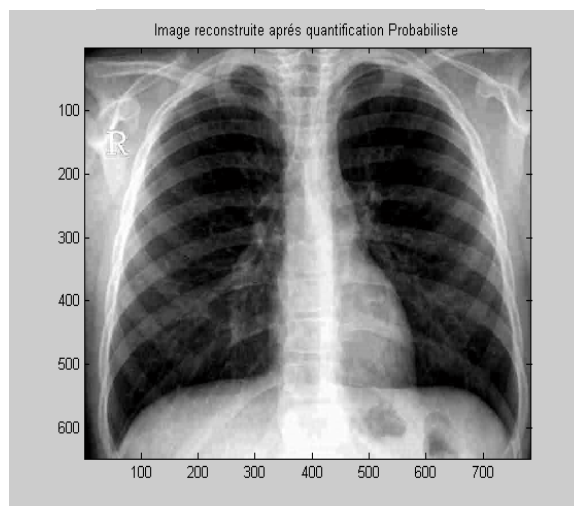


Fig 6c :Image reconstruite après compression avec la matrice Probabiliste

#### DISCUSSION:

Les images reconstruites après compression présentent en général des dégradations différentes, cependant plus gênantes à l'œil (effet de bloc) avec une quantification utilisant les matrices de normalisation JPEG que probabilistes.

#### 5. CONCLUSION

La restriction aux images médicales, présente l'intérêt de pouvoir utiliser des matrices spécifiques déterminées à partir des caractéristiques de ces images. Elles peuvent être obtenues par l'analyse statistique des coefficients TCD des images médicales. Il apparaît alors que les coefficients correspondant aux basses

fréquences de l'image suivent les lois somme de deux gaussiennes et que les coefficients correspondant aux hautes fréquences suivent les lois de Gauss. En effet, ces derniers sont souvent assimilés au bruit. Ces caractéristiques ont alors été utilisées pour calculer les opérateurs de quantification adaptés aux images traitées. La simulation de la chaîne de compression nous a ensuite permis de comparer les performances obtenues dans le cas d'une quantification JPEG, d'une quantification utilisant l'opérateur calculé. Le gain a tout d'abord été évalué en comparant les histogrammes des images originales et reconstruites après les deux types de compression. On a alors pu observer que dans le cas de JPEG, l'histogramme est très bruité, contrairement au cas de la matrice probabiliste qui est "lissé". Le gain apporté a ensuite été évalué en

comprimant à des taux plus élevés afin de faire apparaître l'influence des pertes engendrées dans les deux cas sur la reconstruction. On a donc constaté que l'image reconstruite après une compression JPEG, présente des dégradations beaucoup plus gênantes à l'œil que dans le cas de l'utilisation de la matrice probabiliste.

Ces résultats montrent l'intérêt que présente l'étude statistique des caractéristiques des images à compresser pour la détermination des outils à utiliser pour une compression adaptée. Ceci permet alors d'obtenir des réductions importantes de la quantité d'information, tout en gardant une qualité suffisante des images reconstruites pour leur exploitation.

## 6. REFERENCES

- [1]"SFRNET", le magazine multimédia de l'imagerie médicale numérique de la société française de radiologie", Vol.2, N°1, Mai 2004. <http://www.sernet.org>
- [2] "l'informatique au Coeur des soins: utiliser les nouvelles technologies de l'information" ; Numéro spécial du journal "Objectif –Numéro 4- 2002", CHU MONTEPLIER.
- [3] ISO/IEC, ISO/IEC 14495-1, " *Lossless and near lossless compression of continuous-tone still image : Baseline* ", Information technology, December 1999.
- [4] ,"Image compression PART 1";Richard A Quinell, EDN, 21 Janvier 1993, pp 62-71
- [5] ,"Image compression PART 2";Richard A Quinell, , EDN, 04 Mars 1993, pp 120-126
- [6] ,"Image compression PART 3";Richard A Quinell, , EDN, 13 Mai 1993, pp 114-120
- [7]Le serveur d'Imagerie Multisite PDB2000, Paris, Edition: Avril 2003. <http://www.sambatechnologies.com/Images>
- [8] "Compression d'images adaptée à une modalité médicale";H. BENOIT-CATTIN, A. BASKURT, D. DELAMARRE,R. PROST, Avril 1999, pp 564- 570.
- [9]T. Eude, " *Compression d'images médicales pour la transmission et l'archivage, par la transformée en cosinus*", Thèse de Doctorat de l'Université de Rouen, Octobre 1993.
- [10] T. Eude, R. Grisel, H. Cherifi et R. Debrie. "On the distribution of the DCT coefficients." *IEEE ICASSP, Adelaide (Australia), 19-22 ; april 1994.*
- [11]WATSON A. B., "Image compression Using theDiscreteCosine Transform" *Mathematical Journal*, Vol.4, NO. 1,1994,p. 81-88.
- [12] "Comment ajuster l'ex gaussienne et d'autres fonctions"; GRPLABS, distribV1 , MONTREAL.2003.
- [13] " *Medically Adapted JPEG Compression Scheme*" DING Y., BAUDIN O., BERETTA P., PROST R. :, SPIE Medical Imaging, 1995,Vol 2431, p516-525.
- [14] "Scalar quantization error analysis for image subband coding using QMF's", Peter H. Westerink, Jan Biemond and Dick E. Boeke, *IEEE Trans. on signal processing*, Vol. 40, N° 2, Février 92.
- [15] "Optimisation of quantization based on rth-power distortion measures", *IEEE PROCEEDINGS-F*, Vol.

136, N° 6, Décembre 89, pp 276-282

[16]" *Quantification vectorielle et compression d'image*", András CZIHÓ ,Application à l'imagerie médicale. THESE doctorat, "Université de RENNES 1", Mai 1999.