

# COMPRESSION D'IMAGES FIXES BIOMÉDICALES PAR TRANSFORMÉE EN ONDELETTES, QUANTIFICATION VECTORIELLE ET CODAGE ENTROPIQUE

Z. BAARIR\*, N. DOGHMANE\*\*, A. OUAFI\*, N. TERKI \*\*

\* Laboratoire de recherche LESIA, Département d'Electronique,  
Université Mohamed Khider, Bp 145, 07000 Biskra, Algérie. E-mail : info@lesia.net.

\*\* Département d'Electronique, Université Badji Mokhtar, Annaba, Algérie.

## RESUME

Dans ce travail, nous nous intéressons à la compression d'images biomédicales fixes par différents types de la transformée en ondelettes discrètes, associés à différents algorithmes de quantification vectorielle et de codage entropique.

Ce type de compression nous a permis de déterminer la qualité des images reconstruites (PSNR) et le taux de compression (TC) correspondants selon le type de l'ondelette et les algorithmes de QV et de codage entropique utilisés.

Une étude comparative a été menée dans le but de déterminer les méthodes conduisant aux meilleurs résultats possibles.

## 1. INTRODUCTION

Dans une image, il existe souvent une corrélation entre les pixels, d'où l'existence d'une redondance de l'information. Le but de la compression est de minimiser voire supprimer cette redondance.

Dans notre travail, nous appliquerons la transformée en ondelettes discrètes (DWT) sur différentes images biomédicales ; ces images peuvent contenir des contours artificiels (étiquettes, lettrage) ; dans ce cas, la DWT est meilleure que les méthodes basées sur la DCT, tel que l'algorithme JPEG, qui introduit des «artefacts» d'ondulation dus à la troncature des coefficients de hautes fréquences. Ainsi, l'algorithme JPEG introduit des «artefacts» de bloc dus à la Transformation en blocs, [1].

Par contre, la DWT est localisée dans les domaines espace et échelle, l'erreur due à la quantification des coefficients n'influe pas sur l'image reconstruite comme dans le cas de la DCT. Puisque la DWT est une transformation globale, l'effet de bloc n'apparaît pas comme dans le cas de l'algorithme JPEG.

Le but de la transformation est de fournir des informations facilement compressibles ; on peut par la suite effectuer une quantification scalaire ou vectorielle puis un codage entropique.

## 2. TRANSFORMATION EN ONDELETTES DISCRETES (DWT)

La transformée en ondelettes discrètes est une représentation multi-résolutions/ multi-fréquences, [8]. Ce principe est illustré en figure 1.

On obtient alors une décomposition de l'image en sous-bandes avec différents filtres (passe-bas  $h$ , et passe-haut  $g$ ). Ceci nécessite l'utilisation d'une DWT bidimensionnelle séparable (lignes + colonnes). L'image d'entrée est décomposée à chaque fois en quatre sous-images (image approximée  $A_i$ , détail horizontal  $DH$ , détail vertical  $DV$  et détail diagonal  $DD$ ) avec différents filtres passe-bas et passe-haut.

La reconstitution se fait à l'aide des filtres miroirs en quadrature (QMF), représentés par leurs réponses impulsionnelles ( $h$  et  $g$ ), [2] ; cette opération est l'inverse de l'opération de décomposition (en remplaçant les filtres passe-bas et passe-haut par leurs filtres miroirs associés) et l'opération de décimation est remplacée par l'opération d'interpolation qui consiste à ajouter un zéro entre chaque paire de coefficients.

### 2.1 Quantification scalaire

La quantification scalaire est l'approximation de chaque valeur du signal aléatoire  $x(t)$ , par une valeur qui appartient à un ensemble fini de codes  $\{y_1, y_2, \dots, y_l\}$ . A toute amplitude  $x$  comprise dans l'intervalle  $[x_{i-1}, x_i]$ , on fait correspondre une valeur quantifiée  $y_i$  située dans cet intervalle.

### 2.2 Quantification vectorielle

La quantification vectorielle comporte les mêmes opérations que la QS sauf que la partition s'effectue

dans  $R^k$ .

$R$  : Ensemble des nombres réels.

$k$  : Dimension des vecteurs utilisés.

Elle concerne la représentation d'un vecteur  $x$ , dont les  $k$  composants sont à valeurs réelles continues  $x \in R^2$  par un vecteur appartenant à un ensemble fini  $Y = \{y_i \in R^k, i=1,2,\dots,N\}$  appelé dictionnaire.  $N$  est la taille du dictionnaire.

La QV se décompose en deux parties, une partie de codage et une partie de décodage

Le rôle du codeur consiste pour tout vecteur  $x$  du signal d'entrée (bloc d'image), à rechercher dans le dictionnaire  $Y$  le code vecteur  $y$  le plus proche. C'est uniquement l'adresse du code vecteur  $y$  ainsi sélectionnée qui sera transmise.

Le décodeur dispose d'une réplique du dictionnaire et consulte celui-ci pour fournir le code-vecteur d'indice correspondant à l'adresse reçue.

De nombreux algorithmes de génération du dictionnaire ont été proposés : LBG, [3] ; K-MEANS, [3] ; KOHONEN, [7] et l'algorithme d'apprentissage à compétition (AC), [6].

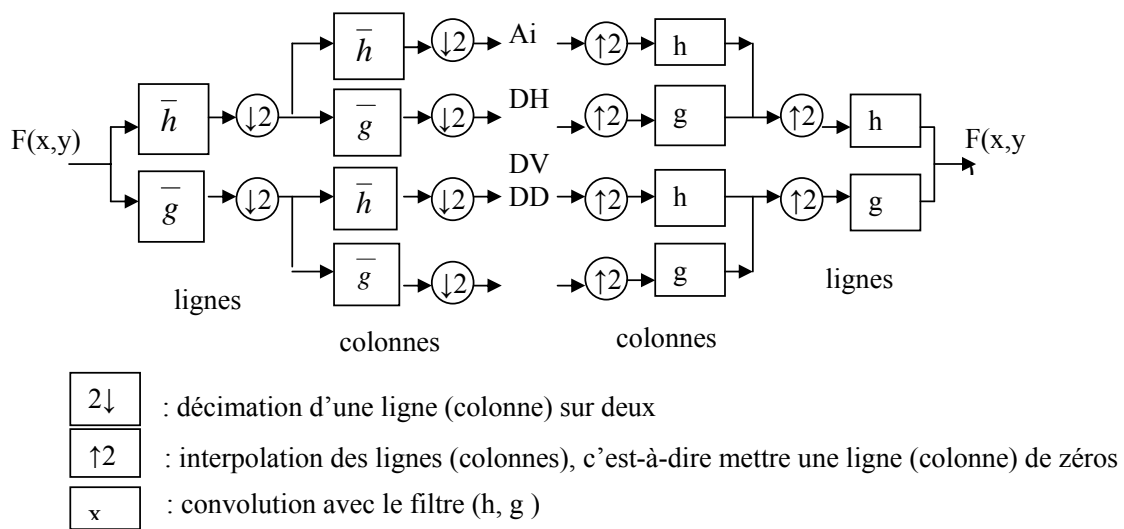


Figure 1 : Analyse multi-résolutions en deux dimensions

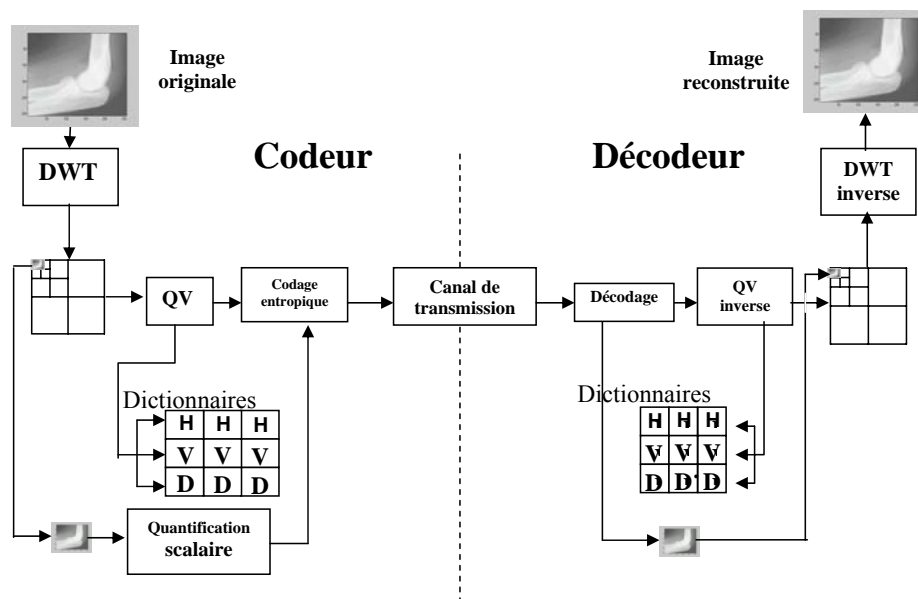


Figure 2 : Diagramme fonctionnel de compression par ondelettes discrètes

### 3. CODAGE ENTROPIQUE

Pour mesurer la quantité d'informations codées dans un message, la théorie d'information utilise le terme «entropie». Plus l'entropie d'un message est grande, plus il contient d'informations,[4].

L'entropie d'un symbole dans un message est définie comme, [4,5] :

$$nb = - \log_2(P)$$

Avec :  $nb$  : nombre de bits affectés au symbole.

$P$  : probabilité d'occurrence du symbole dans le message.

L'entropie d'un message est simplement la somme des entropies de tous les symboles du message. Si la probabilité des symboles d'un message était connue, il devrait exister une manière de coder les symboles, de façon à ce que le message prenne moins de place. Parmi ces méthodes, on cite : Shannan-Fano, Huffman, Huffman-Adaptatif, et Codage Arithmétique, [4,5].

### 4. STRUCTURE DU PROGRAMME

Dans notre étude la DWT est utilisée pour obtenir des sous-images suivant une architecture pyramidale. Les coefficients représentant la bande lissée subissent une quantification scalaire (QS). Ceux représentant les sous-bandes détails sont traités par quantification vectorielle. Après cette quantification, ces derniers subissent un codage entropique suivi par l'opération de transmission ou d'archivage. Le diagramme fonctionnel de l'opération de compression par ondelettes discrètes est illustré en figure 2.

### 5. RESULTATS

On utilise la technique précédente sur quatre types d'acquisitions d'images médicales (rayons X, échographie, scanner et IRM). On prend quatre images de chaque type de taille (256\*256) pixels à 256 niveaux de gris (8 bits/pixel).

Les images d'une séquence d'apprentissage subissent d'abord une décomposition en ondelettes à trois niveaux, (figure 3). Une fois la décomposition terminée, on assemble les détails de chaque niveau de décomposition [(D<sub>1</sub>H,D<sub>1</sub>V,D<sub>1</sub>D), (D<sub>2</sub>H, D<sub>2</sub>V, D<sub>2</sub>D), (D<sub>3</sub>H, D<sub>3</sub>V, D<sub>3</sub>D)] des quatre images sélectionnées pour l'apprentissage pour construire les dictionnaires correspondant aux quatre algorithmes de quantification vectorielle : LBG, K-MEANS, KOHONEN, et AC. On obtient donc neuf sous-dictionnaires pour chaque types d'image. La taille des vecteurs est choisie égale à 16 pour les vecteurs de la première résolution, à 4 pour la deuxième et à 2 pour la troisième. La taille de tous les dictionnaires est choisie égale à 128.

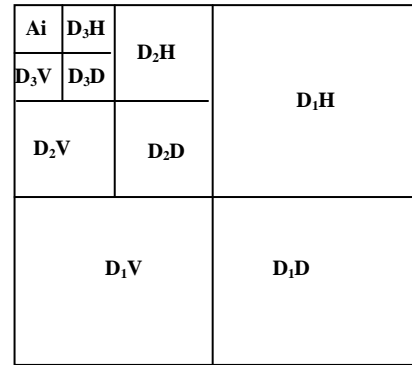


Figure 3 : Décomposition d'une image à trois niveaux

Nous présenterons les différents résultats obtenus, en termes de rapport signal sur bruit crête (PSNR en db) et taux de compression RC (%). Ces paramètres sont exprimés par les relations 1 et 2 :

$$PSNR(db) = 10 \log_{10} \left[ \frac{(Pic)^2}{EQM} \right] \quad (1)$$

Avec  $Pic$ : valeur maximale (niveau de gris) de l'image originale, égale à 255 pour des images en 8 bits/pixel.

et  $EQM$  : erreur quadratique moyenne.

$$EQM = \frac{1}{n \times m} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m (x_i - y_j)^2$$

$n, m$  : Longueur et largeur de l'image.

$x_i, y_j$  : Valeur (niveau de gris) de l'image originale et l'image reconstruite.

$$RC(\%) = 100 \times \left( 1 - \frac{\text{taille de l'image après le codage entropique}}{\text{taille de l'image originale}} \right) \quad (2)$$

Les images illustrées en figures 4,5,6 et 7 représentent quelques résultats obtenus pour quatre types d'images pour certains types d'ondelettes, [10].

### 6. DISCUSSIONS

On a obtenu un taux de compression RC de l'ordre de 93%, pour les différents types d'ondelettes, ainsi que pour les différents types de quantification vectorielle dans le cas où le codage arithmétique est utilisé. Pour les autres types de codage entropique (Huffman, Shannan-Fano), le taux de compression varie entre 73% et 95%, selon la nature de l'image, le type d'ondelettes, et l'algorithme de QV utilisés.

Le rapport de dégradation PSNR obtenu pour les trois types de QV «k-Means, LBG, et apprentissage à compétition» est pratiquement constant (pour une image et un type d'ondelettes donnés) et ne dépasse pas une tolérance de 0.5 db. Par contre, pour la méthode de KOHONEN, les résultats sont mauvais par rapport aux trois autres méthodes, la différence entre les valeurs du PSNR peut atteindre les 4 db.

D'un autre côté, l'algorithme de KOHONEN est le plus complexe parce qu'il nécessite l'initialisation de plusieurs paramètres. Pour les algorithmes de «K-Means» et «A-Compétition», le problème du choix du dictionnaire initial est posé. Ce problème est résolu pour l'algorithme «LBG» par l'utilisation de la méthode de «splitting». Cependant, le temps écoulé pour l'élaboration des dictionnaires pour les quatre algorithmes est dans l'ensemble similaire (comparable).

Le PSNR ne varie pas d'une manière remarquable pour les neuf types d'ondelettes utilisées (Ondelettes de Haar, Daubechies4, Daubechies14, Daubechies20, Meyer, Biorthogonale1.3, Biorthogonale2.2, Biorthogonale3.3 et Littelwood-Paley). Cette variation ne dépasse pas 2db, et dépend des images de même nature, ainsi qu'aux différents types d'ondelettes.

La valeur du PSNR ne dépend pas de l'ordre de l'ondelette pour la famille de Daubechies ; ces ondelettes donnent des résultats très proches. Pour la famille des ondelettes Biorthogonales, l'ondelette d'ordre deux donne généralement des résultats meilleurs que l'ondelette d'ordre trois, et cette dernière donne des résultats meilleurs que celle d'ordre un.

Malgré la bonne reconstitution de l'image, on remarque une légère dégradation au niveau des contours ; ceci est dû au fait que les contours ne sont pas bien représentés dans les dictionnaires (choix de la taille des vecteurs et insuffisance de la longueur des dictionnaires). Une autre remarque sur la qualité visuelle des images, concerne la présence des «Artefacts» minimales à la frontière des zones homogènes essentiellement. Ces «Artefacts» dépendent de la régularité de l'ondelette de décomposition et du nombre des coefficients des filtres. Pour plus de détails, ces «Artefacts» sont minimales pour les ondelettes les plus régulières, comme l'ondelette Daubechies.4 et les ondelettes Biorthogonales, et importants pour les ondelettes moins régulières, comme les ondelettes de Littelwood-Paley et l'ondelette Daubechies20 d'une part ; d'autre part, les ondelettes qui ont un nombre important de coefficients (Daubechies.20, Littelwood-paley, Meyer) reconstruisent une image avec une dégradation remarquable.

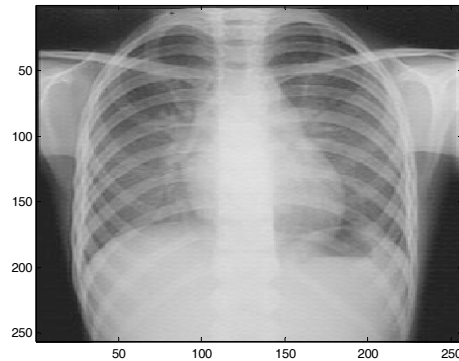


Figure 4-a : Image radiologique originale

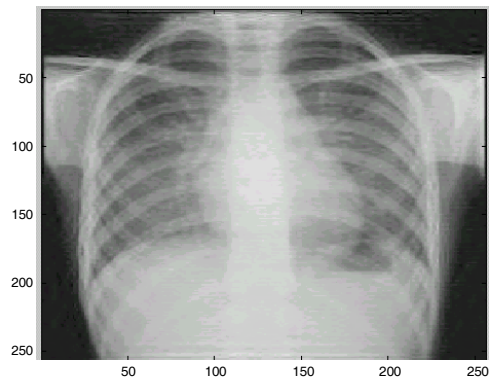


Figure 4-b : Image radiologique reconstruite par l'ondelette Biorthogonale.2.2

Tableau 1 : Résultats obtenus pour l'algorithme LBG et codage arithmétique

Ondelette	PSNR (db)	TC (%)
Dau 4	32,54	93,85
Dau 14	33,55	93,87
Dau 20	33,27	93,87
Biorth 1.3	32,18	93,75
Biorth 2.2	33,70	93,79
Biorth 3.3	33,32	93,76
Haar	33,18	93,69
Meyer	33,50	93,84
Littl-Pal	32,47	93,86

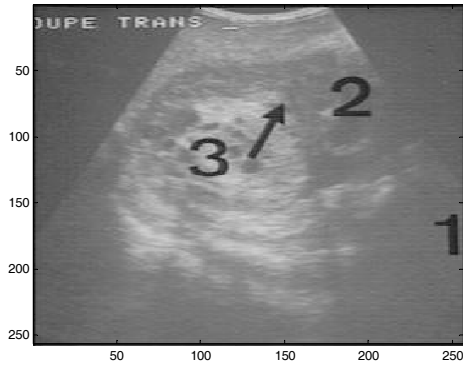


Figure 5-a : Image échographique originale

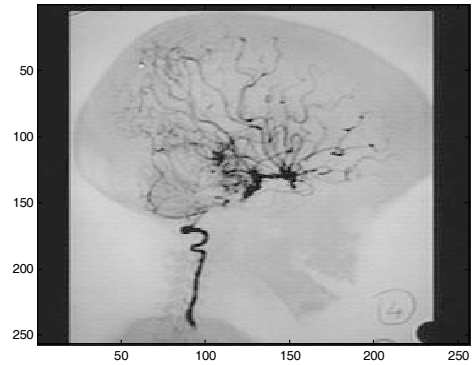


Figure 6-a : Image hématologique originale



Figure 5-b : Image échographique reconstruite par l'ondelette de Meyer

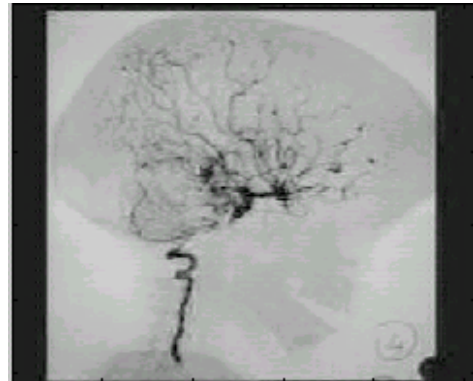


Figure 6-b : Image hématologique reconstruite par l'ondelette Daubechies.4

Tableau 2 : Résultats obtenus pour l'algorithme LBG et codage arithmétique

Ondelette	PSNR (db)	TC (%)
Dau 4	34,08	93,79
Dau 14	34,36	93,82
Dau 20	33,54	93,84
Biorth 1.3	32,80	93,65
Biorth 2.2	34,35	93,73
Biorth 3.3	33,86	93,70
Haar	33,22	93,67
<b>Meyer</b>	<b>34,57</b>	<b>93,80</b>
Littl-Pal	33,98	93,98

Tableau 3 : Résultats obtenus pour l'algorithme LBG et codage arithmétique

Ondelette	PSNR (db)	TC (%)
Dau 4	31,95	93,68
Dau 14	32,67	93,62
Dau 20	32,81	93,63
Biorth 1.3	29,90	93,60
Biorth 2.2	32,12	93,60
Biorth 3.3	31,51	93,50
Haar	31,93	93,54
<b>Meyer</b>	<b>31,50</b>	<b>93,63</b>
Littl-Pal	31,29	93,70

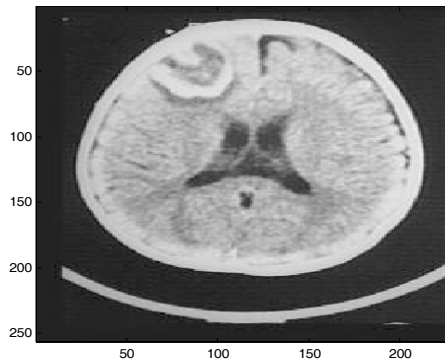


Figure 7-a : Image IRM originale

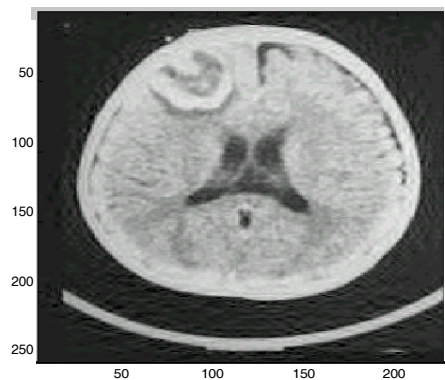


Figure 7-b : Image IRM reconstruite par l'ondelette Daubechies.20

Tableau 4 : Résultats obtenus pour l'algorithme LBG et codage arithmétique

Ondelette	PSNR (db)	TC (%)
Dau 4	30,89	93,47
Dau 14	31,26	93,51
Dau 20	<b>31,35</b>	<b>93,47</b>
Biorth 1.3	28,90	93,33
Biorth 2.2	31,18	93,42
Biorth 3.3	30,19	93,41
Haar	29,23	93,28
<b>Meyer</b>	31,40	93,53
Littl-Pal	30,18	93,55

## 7. CONCLUSION

En général, on peut dire que l'approche proposée permet d'atteindre de très bons résultats des points de vue qualité des images reconstruites d'une part et le taux de compression d'autre part. En effet, elle permet de réduire énormément la quantité de données contenues dans les images biomédicales tout en conservant leurs propriétés originales. Ces résultats dépendent du type de l'ondelette, de l'algorithme de QV et du type de codage entropique utilisés.

Le codage arithmétique est plus efficace par rapport au codage à longueurs entières de bits.

Les résultats de la QV dépendent du choix des longueurs des dictionnaire et des tailles des vecteurs.

Le choix de l'ondelette de compression porte essentiellement sur la conservation de l'information, la régularité et le nombre de coefficients des filtres. Le premier paramètre est essentiel dans toutes les méthodes de compression tandis que les deux autres sont liés à l'utilisation de la QV et permettent de minimiser les distorsions. Les ondelettes les plus régulières qui ont un nombre réduit de coefficients donnent les meilleurs résultats.

## BIBLIOGRAPHIE

- [1] Z.YANG, R.A. DE VORE, Bradely J.LACIER.«Effect of wavelet bases on compressing digital mammograms», Journal of Electronic Imaging N° 0739-5175, Septembre 1995.
- [2] I. DAUBECHIES. «Ten lectures on wavelets». Society For Industrial And Applied Mathematics Philadelphia , Pennsylvania, 1992, pp 46-50.
- [3] P. FICHE, V. RICORDEL, C. LABI. «Etude d'algorithmes de quantification vectorielle arborescente pour la compression d'image fixes». Rapport de recherche INRIA, N°2241, Janvier 1994.
- [4] M. NELSON. «La compression des données». Editions DUNOD,1993, pp 23-29, 65-66, 99-106
- [5] H. GUITTER. «La compression des images numériques». Edition HERMES, Paris, 1995.
- [6] M. LAHDIR, S. AMEUR, A. ADAN. «compression d'images en sous-bandes par transformation en cosinus et quantification vectorielle». communication présentée au SIT'99 CDTA, Alger.
- [7] P. NAIM, «réseaux de neurones», éditions EYROLLES 1993, pp 149-150.
- [8] S. PANCHANATHAN , N. GAMAZ, A. JAIN. «Image scalability using wavelet vector quantization». Journal of Electronic imaging, Avril 1996, vol 5(2)/167.
- [9] M. BARLENT. «Wavelets in image communication». Edition ELSEVER, 1994.
- [10] A. OUAFI «Compression d'images fixes biomédicales par les transformées en ondelettes associées aux algorithmes de quantification vectorielle et de codage entropique». Thèse de magister en Electronique, université de Biskra, Mai 2001.