

République algérienne démocratique et populaire  
وزارة التعليم العالي و البحث العلمي  
Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique  
المركز الجامعي لعين تموشنت  
Centre Universitaire Belhadj Bouchaib d'Ain-Temouchent  
Institut de Technologie  
Département de Génie Electrique



Projet de fin d'études  
Pour l'obtention du diplôme de Master en :  
Domaine : SCIENCE ET TECHNOLOGIE  
Filière : GENIE ELECTRIQUE  
Spécialité : ELECTRONIQUE BIOMEDICALE  
Thème

*Optimisation de la Compression d'Image Médicale par la Transformée  
de DWT Couplée par la DCT*

Présenté Par :

*M<sup>elle</sup>* Amamra Nour El Houda

*M<sup>elle</sup>* Ameer Berrahou Sarra

Devant le jury composé de :

Dr . Benyahia .karima	MCA	C.U.B.B (Ain Temouchent)	Président
Mr. BENGANA Abd El Fatih	MAA	C.U.B.B (Ain Temouchent)	Encadrant
Dr. Bencherif .k	MCB	C.U.B.B (Ain Temouchent)	Examineur

---

*Année universitaire 2016/2017*

## REMERCIEMENT

---

*Pour commencer, nous remercions **Dieu** de nous avoir donné le courage et la patience durant ce travail*

*Je tiens à exprimer toute ma reconnaissance à mon Directeur de mémoire Monsieur **Bengana Fatih** . je le remercie de m'avoir encadré, orienté, aidé et conseillé.*

*Je tiens à remercier les jury **MR BENCHERIF KADDOUR** et Mdm **BENYAHYA KARIMA** pour l'accepte de jugement notre travail*

*J'adresse mes sincères remerciements à tous les professeurs, intervenants et toutes les*

*Personnes qui par leurs conseils et leurs critiques ont guidé mes Réflexions et ont accepté à me rencontrer et répondre à mes questions durant mes*

*Recherches.*

*Je remercie mes très chers parents, qui ont toujours été là pour moi,  
« Vous avez tout sacrifié pour vos enfants n'épargnant ni santé ni efforts. Vous m'avez*

*Donné un magnifique modèle de labeur et de persévérance. Je suis redevable d'une*

*Éducation dont je suis fier ».*

*Je remercie très spécialement **a mes amis** qui ont toujours été là pour moi., leur soutien inconditionnel et leur encouragement.*

*À tous ces intervenants, je présente mes remerciements, mon respect et ma gratitude.*

*Merci* 

## *Dédicace*

---

*Je Dédie ce Travail à:*

*Mes parents Vous vous êtes dépensés pour moi sans compter.*

*En reconnaissance de tous les sacrifices consentis par tous*

*Et chacun pour me permettre d'atteindre cette étape de ma vie.*

*Avec toute ma tendresse.*

*A mes sœurs : AHLEM \_IMANE \_BOUCHRA \_MALEK*

*A mes oncles, tantes, cousins et cousines.*

*Spécial Dédicace à Hassan\_Wafae\_Soumia\_Fatima*

*Ma Binôme SARA*

*Mes collègues qui mon bien aidé le long*

*De mon parcours universitaire.*

*A tous les membres de ma promotion.*

*A tous mes professeurs.*

*Melle Amamra Nour El Houda*

*Amamra NOUR EL HOUDA*

## *Dédicace*

---

*Je dédie ce travail à:*

*Mes parents Vous vous êtes dépensés pour moi sans compter.*

*En reconnaissance de tous les sacrifices consentis par tous  
et chacun pour me permettre d'atteindre cette étape de ma vie.*

*Avec toute ma tendresse.*

*A mes sœurs.*

*A mes oncles, tantes, cousins et cousines.*

*Spécial dédicace à Wafae\_soumia\_Fatima*

*Ma binôme NOUR EL HOUDA*

*Mes collègues qui mon bien aidé le long*

*De mon parcours universitaire.*

*A tous les membres de ma promotion.*

*A tous mes professeurs.*

*Melle Ameer Berrahou Sarra*

*A tous mes professeurs.*

*AMEUR BERRAHOU SARRA*

# Sommaire

---

Remerciement

Dédicace

Dédicace

Liste des figures

Liste des tableaux

Introduction Générale.....1

## CHAPITRE I GENERALITES SUR LA COMPRESSION D'IMAGES

I.1. Introduction.....	3
I.2. Méthodes de codage sans perte.....	4
I.2.1. Taux d'information ou l'entropie.....	4
I.2.2. Algorithme de codage entropique.....	4
I.2.2.1. Codage De huffman.....	4
I.2.2.2. Codage arithmétique.....	5
I.2.2.3. Codage RLC (Run Length Coding).....	6
I.2.2.4. Codage Lempel-Ziv.....	6
I.3. Méthodes de codage avec perte.....	7
I.3.1. Codage par quantification.....	7
I.3.1.1. Quantification scalaire (QS).....	7
I.3.1.2. Quantification vectorielle (QV).....	8
I.3.2. Codage par prédiction.....	9
I.3.3. Codage par transformation.....	9
I.3.3.1. Transformation de Karhunen loeve (KLT).....	10
I.3.3.2. Transformation spectrales ou sinusoidales.....	10
I.3.3.3. Transformation en ondelettes .....	11
I.4. Méthode de codage des sous –Bandes .....	11
I.4.1. L'algorithme de codage EZW.....	12
I.4.1.1. Schéma de l'algorithme EZW.....	12
I.4.2. L'algorithme de codage SPIHT (Set partitioning In Hierarchical Trees).....	13
I.5. Evaluation de la qualité de compression.....	13
I.5.1. Technique subjectives.....	14
I.5.2. Technique objectives.....	14
I.6. Etat de l'art sur la compression d'images médicales.....	14
I.6.1 Compression sans perte.....	15
I.6.2. Compression avec perte.....	15
I.7. Conclusion .....	15

# Sommaire

---

## Chapitre II Compression Hybride des Images Médicales

II.1.Introduction.....	16
II.2.Transformée en ondelettes.....	16
II.2.1 Transformée en ondelette continue CWT.....	16
II.2.2 Transformée en ondelettes discrète .....	17
II.3. LA TRANSFORMÉE DISCRÈTE EN COSINUS (DCT).....	21
II.3.1 La Transformée discrète en cosinus monodimensionnelle.....	21
II.3.1.1 Transformée discrète en cosinus type I (DCT I).....	22
II.3.1.2 Transformée discrète en cosinus type II (DCT II).....	22
II.3.1.3 Transformée discrète en cosinus type III (DCT III).....	22
II.3.1.4 Transformée discrète en cosinus type IV (DCT IV).....	23
II.3.2.La Transformée discrète en cosinus bidimensionnelle.....	23
II.4.codeur arithmétique.....	24-
II .5 : Compression hybride d'image Médicale (dwt + dct+ codeur arythmique).....	25
II.5.1 Compression hybride (dwt+dct+art code) pour les images NG.....	25
II.5.2 Compression hybride s(dwt+dct+art code) pour les images couleur.....	27
II.5.2.1 Espace couleur.....	27
II.5.2.1.1 L'espace RGB.....	27
II.5.2.1.2 L'espace YCbCr.....	29
.	
II.6.Conclusion.....	29

# Sommaire

---

## Chapitre III

III.1. Introduction.....	30
III.2. paramètres d'évaluations.....	31
III .2 .1 Taux de compression (RC).....	31
III .2 .2 Entropie (EN).....	31
III.2. 3 Déviation Standard STD.....	31
III.2. 5 PSNR ( <i>Peak Signal to Noise Ratio</i> ) (Ratio de signal de bruit de pointe)...	32
III.3.base d'image.....	33
III.3.1.base d'image en niveau de gris ( NG).....	33
III.3.2.base d'image en couleur.....	34
III.4.fixation type famille d'ondelette et le niveau de décomposition.....	34
III.4.1.niveau de décomposition.....	36
III.5.Résultats de compression.....	37
III.5.1.Compression ( dwt+Dct+ codeur arithmétique ) image en niveau de gris...37	
III.5.2.Compression (dwt+Dct + codeur arithmétique) image en couleur.....	40
III.6 : Interface graphique.....	42
III.7 Conclusion.....	43

**Annexe A**

**Annexe B**

**Abréviation**

**Bibliographie**

**Résumé**

## Liste des figures

---

Figure I(1) : Exemple d'un QS uniforme pour L=5	8
Figure II.1 : Fonction d'échelle et ondelette de Haar (à gauche) et	18
Figure II.2 : contenu fréquentiel (à droite)	18
Figure II.3: Fonction d'échelle et ondelette Daubechies 4 (à gauche)	19
Figure II.4 : contenu fréquentiel (à droite).	19
Figure II.5 : Fonction d'échelle et ondelette Daubechies 20 (à gauche)	19
Figure II.6: leur contenu fréquentiel (à droite).	19
Figure II.7 : décomposition par DWT (CDF 9.7) avec un niveau L=3	25
Figure II.8 : quantification et élimination de zéros pour chaque sous bandes suivie d'un codeur arithmétique	26
Figure II.9 : compresser la sous bande LL3	26
Figure II.10 : algorithme de la compression d'image médicale couleur par codeur arithmétique	29
Figure III.1 résultat de notre image par symlette7 (MATLAB 2011)	35
Figure III.2 : Algorithme de la compression d'image médicale NG Par la (DWT+DCT+codeur arithmétique)	37
Figure III.3 : algorithme de la compression d'image médicale couleur par la (DWT + DCT+C.ARITH)	40
Figure III.4: Premier page __ Page d'accueil	42
Figure III.5 : Deuxième page pour choisir la basse d'image	42

## Liste des tableaux

---

Tableau III.1 : paramètre (entropie * STD) pour choisir le type d'ondelette	35
Tableau III.2 : paramètres (entropie * STD) pour choisir le niveau d'ondelette	36
Tableau III.3 : Variation des paramètres d'évaluations (PSNR, TC) pour différents Méthodes et images De la base NG	39
Table III.4 : Variation des paramètres d'évaluations (PSNR, TC) Pour différents base images Couleur	41

# **INTRODUCTION**

## **GENERALE**

# Introduction générale

---

Soucieux de son confort, l'homme n'hésite pas à exploiter à l'épuisement tous les moyens qui peuvent lui rendre la vie plus simple et plus facile. Parmi ces moyens la communication qui se dresse en tête de liste, celle-ci se caractérise par une importante consommation de l'information .Le volume d'informations de toute nature (téléphone, images, documents écrits, données diverses) produit et diffusée quotidiennement est un facteur en forte expansion ces dernières années.

L'augmentation croissante et continue des capacités de stockage apporte une réponse partielle à ce problème mais demeure la plupart du temps insuffisante. La nécessité de compresser les images apparaît donc aujourd'hui incontournable. De plus, la compression présente un intérêt évident pour la transmission des images afin de réaliser un télédiagnostic qui est actuellement parmi les secteurs potentiels en télémédecine.

L'utilisation massive des modalités numériques en imagerie médicale (IRM, Scanner X, médecine nucléaire, etc...) engendre aujourd'hui des volumes de données de plus en plus importants (Méga octets à Téra octets/ans). Le problème devient encore plus critique avec la généralisation de séquences tridimensionnelles. Alors il est nécessaire d'utiliser des images compressées afin de limiter le volume de données à stocker et à transmettre. Il est fort utile de noter que la compression d'une image numérique permet de réduire le nombre de bits qu'elle occupe.

Les techniques de compression permettent d'assurer un gain en complexité pour les systèmes de communication ( gain en débit global à transmettre ) ou d'archivage ( gain en volume de stockage ) .

Ces dernières décennies, l'imagerie médicale connaît une évolution spectaculaire aussi bien au niveau du développement des techniques de production qu'au niveau de leur utilisation.

Aujourd'hui, ces nouvelles technologies se rendent indispensables pour les diagnostics et leur usage intensif pose des problèmes de stockage et de transmission.

# Introduction générale

---

Nous avons choisi de diviser notre recherche en trois chapitres principaux :

Premier chapitre : nous avons présenté plusieurs codes pour compresser les images médicales ( Huffman , arithmétique , RLC , Lempel-Ziv ..... ) . On en a déduit qu'elles peuvent être classées en deux grandes catégories d'après leurs propriétés (codage sans perte \_ codage avec perte )

Deuxième chapitre : Nous avons proposé une méthode hybride de compression d'images médicales basée sur (DCT +DWT) en utilisant le codeur arithmétique

Troisième chapitre : nous avons présenté notre programme, et nous avons utilisé la compression par l'ondelette (sym7) couplée avec le codeur arithmétique

# **CHAPITRE I**

## **GENERALITES SUR LA COMPRESSION D IMAGE**

## I.1 INTRODUCTION

C'est avec l'apparition des ordinateurs, et surtout avec Internet, que les images sont devenues omniprésentes et prépondérantes. Voilà pourquoi depuis quelques années, les centres de recherche en informatique dépensent de nombreuses heures sur des algorithmes de compression. Afin de limiter la taille, ou le poids, d'une image, nous devons la compresser, c'est-à-dire éliminer les informations inintéressantes ou redondantes. Il existe de nos jours plus d'une vingtaine de formats de compression, spécifiquement dans la compression d'image (.gif, .jpeg, .bmp...), ayant chacun leur propre méthode de codage, ou cumulant plusieurs algorithmes, mais tous sont complémentaires. [1]

Une image numérique est une matrice composée d'échantillons élémentaires appelés pixels. Nous appellerons  $M$  le nombre de lignes de l'image et  $N$  le nombre de colonnes. A chaque pixel d'une image monochrome est associée une valeur numérique à laquelle correspond un niveau de gris, par contre dans l'image couleur le pixel sera un vecteur de trois composants (RGB). En général, le nombre des niveaux de gris est une puissance de deux. Nous considérons, à titre d'exemple, pour une image avec des pixels ayant des niveaux de gris représentés avec des nombre allant de 0 à 255, nous aurons 256 valeurs possibles codées sur 8 bits par pixel (bpp). Notons que par convention le niveau de gris '0' correspond à du noir et le niveau de gris '255' à du blanc. Le nombre de bits par pixels  $R$  est appelé « débit ». Nous notons  $R_0$  le débit de l'image originale avant compression et  $R_c$  son débit après compression.

L'image originale est une matrice de pixels qui occupe un total :  $B_0 = M \cdot N \cdot R_0$  bits. L'image compressée est une suite de bits qui occupe  $R_c$  bits. Nous voyons que  $R_c = B_c / M \cdot N$  correspond au nombre des bits moyens ramené au nombre de pixels. Cependant l'image compressée n'est généralement pas physiquement composée de pixels. La décomposition est nécessaire pour représenter l'image décompressée sous forme de pixels visibles. L'image décompressée occupe alors la même place que l'image originale soit  $B_0$  bits, en subissant éventuellement une distorsion due à la compression. Par abus de langage, nous appellerons souvent par la suite « image compressée » une image qui aura en réalité subi successivement l'opération de compression et l'opération inverse de décompression [2].

## I.2 METHODES DE CODAGE SANS PERTE

La compression est dite *sans perte* lorsqu'il n'y a aucune perte de données sur l'information originale. Actuellement, la compression dans un service de radiologie est toujours effectuée sans perte quand elle existe car elle constitue à

Ce jour le seul type de compression tolérée par les médecins. Ce type de compression avec une reconstruction exacte de l'image de départ, garantissant l'intégrité des données demeure l'outil préféré des praticiens pour des raisons évidentes de diagnostic [3].

### I.2.1 Taux d'information ou l'entropie [4]

L'entropie est une grandeur qui caractérise la quantité d'information que contient une image.

Par exemple, une image dont tous les pixels ont la même valeur contient très peu d'informations car elle est extrêmement redondante, donc son entropie est faible. En revanche une image dont tous les pixels ont une valeur aléatoire contient beaucoup d'informations, son entropie est forte.

### I.2.2 Algorithmes de codage entropique [5]

Un codeur entropique permet de compresser une séquence de symboles en se basant sur leur probabilité (a priori) d'apparition. Chaque symbole se voit assigner une nouvelle représentation (dépendant de sa probabilité d'apparition) de manière à ce que le codage de la source s'approche au plus de son entropie. Les codeurs entropiques qui vont être présentés permettent de compresser l'information en générant un code sans ambiguïté ils autorisent donc de faire une restitution sans perte. Il existe également des techniques dérivées qui peuvent dépasser la limite entropique en induisant des ambiguïtés et donc un codage avec pertes, mais elles ne seront pas.

#### I.2.2.1 Codage de Huffman

David Huffman a proposé en 1952 une méthode statistique qui permet d'attribuer un mot de code binaire aux différents symboles à compresser (pixels ou caractères par exemple). La longueur de chaque mot de code n'est pas identique pour tous les symboles: les symboles les plus fréquents (qui apparaissent le plus souvent) sont codés avec de petits mots de code, tandis que les symboles les plus rares reçoivent de plus longs codes binaires. On parle de codage à longueur variable (en anglais *VLC* pour *variable code length*) préfixé pour désigner ce type de codage car aucun code n'est le préfixe d'un autre.

Ainsi, la suite finale de mots codés à longueurs variables sera en moyenne plus petite qu'avec un codage de taille constante. [6]

Le principe est le suivant:

1. Les probabilités d'occurrence de chaque message sont placées dans une liste dans un ordre décroissant. Nous dirons que la liste est composée d'enfants.
2. Les deux probabilités les plus faibles sont identifiées en fin de liste.
3. La somme des deux probabilités est placée à sa place dans la liste triée. Elle constitue un nœud parent. Les deux enfants sont retirés de la liste.
4. Le chemin «enfant de plus faible probabilité, parent» est codé par un 1, l'autre par un 0.
5. La procédure reprend à l'étape 2 jusqu'à ce qu'il ne reste plus qu'une probabilité dans la liste.

### **I.2.2.2 Codage arithmétique [38]**

Très prisé pour ses performances, le codage arithmétique se singularise par sa capacité à coder chaque symbole sur un nombre non entier de bits. En réalité, il n'assigne pas un mot de code à chaque symbole mais il associe un point de l'intervalle  $[0,1]$  à un ensemble de symboles. Le principe repose sur le découpage de l'intervalle  $[0,1]$ . Chaque symbole se voit attribuer une partition de l'intervalle dont la taille est égale à sa probabilité d'occurrence. L'ordre de rangement est mémorisé pour être utilisé lors du décodage.

Le codage arithmétique est généralement plus performant que le codage de Huffman. Il tend vers la limite inférieure théorique de Shannon. Il permet d'atteindre des taux très proches de l'entropie théorique. Cependant il est gourmand en ressources et nécessite de connaître à priori l'intégralité du signal avant de pouvoir procéder au codage.

*Algorithme de codeur arithmétique* : Les différentes étapes de l'algorithme de codage sont :

- L'initialisation : Nous affectons à chaque symbole une plage d'intervalle dont la longueur est égale à sa probabilité d'apparition fournie par le module. Les bornes externes de l'intervalle initial sont zéro et un.

- Le traitement du message: Nous initialisons un intervalle de travail en prenant comme bornes 0 et 1. Le premier symbole est représenté par la plage qui lui est affectée à l'étape 1.

Chaque symbole suivant restreint davantage l'intervalle et il est représenté par sa plage relative dans la plage précédente. Ainsi le flot de données est traduit par un nombre contenu dans la dernière plage calculée.

- On rajoute un symbole spécial pour déterminer la fin du message où l'on donne la longueur du flot avec le message codé pour permettre au décodeur de déterminer la fin du message.

### **I.2.2.3 Codage RLC (Run Length Coding)**

Plutôt que de coder seulement le message lui-même, il est plus intéressant de coder un message contenant une suite d'éléments répétitifs par des couples (nombre de symboles S consécutifs, S). Le codage RLC ne perd pas d'information il est dit réversible, il est efficace quand le message est composé de suites de symboles identiques. Au lieu de coder indépendamment chaque symbole. [7]

### **I.2.2.4 Codage Lempel-Ziv :**

C'est une technique de codage à base d'un dictionnaire où nous mémorisons les chaînes qui se répètent dans ce dictionnaire. Ensuite, on remplace les chaînes mémorisées par leur adresse (ou indice) construite dans le dictionnaire. L'élaboration du dictionnaire ainsi que la recherche de chaîne répétée sont différentes selon la version de l'algorithme. Il en existe trois versions.

- LZ77, utilisé pour l'archivage, la recherche s'effectue par une fenêtre glissante.
- LZ78, utilisé dans la compression d'image, la recherche s'effectue sur tout le fichier. La taille du dictionnaire est limitée en fonction du mode de codage (16, 32, ou 64 bits) ;
- LZW, introduite en 1984, C'est un algorithme utilisé dans la compression et la décompression. Il est basé sur la multiplicité des occurrences de séquences de caractères dans la séquence à encoder. Son principe est de substituer des motifs par un code d'affectation en construisant au fur et à mesure un dictionnaire. Il est rapide en compression et en décompression et ne nécessite pas de virgule flottante [8], [9].

**I.3. METHODES DE CODAGE AVEC PERTE :**

Les méthodes avec perte (lossy) ou irréversibles sont des méthodes qui tirent parti d'une corrélation (ou redondance) existante dans l'image. L'information perdue est due à l'élimination de cette redondance, ceci rend possible une compression plus importante. La perte d'information est toujours discutable et nous nous posons alors la question de la limite acceptable. Cette limite est définie par le type d'application, comme les images médicales par exemple. La quantification est un des mécanismes utilisé dans les algorithmes de compression, qui produit des pertes d'information. [10], [11].

**I.3.1. Codage par quantification**

La quantification réduit le nombre de bits nécessaires pour le stockage des coefficients après la transformation, par une dégradation de la précision de ces derniers. La quantification peut être appliquée sur des coefficients individuels (quantification scalaire QS) ou sur un ensemble de coefficients (quantification vectorielle QV).

**I.3.1.1. Quantification scalaire (QS)**

La quantification scalaire est une forme particulière de la QV, celle où la dimension des vecteurs est égal à un. La figure 1.1 illustre la caractéristique en marche d'escalier du plus simple des quantificateurs scalaires (QS), celui uniforme à débit fixe qui est entièrement déterminé par :

- Les  $L+1$  niveaux de décisions :  $d_0, d_1, \dots, d_L$  qui partitionnent en  $L$  intervalles égaux l'axe des réels  $R$  et détermine le pas de quantification.
- Les  $L$  valeurs de reproduction : qui sont les centres de masses de chacun des intervalles de décision.

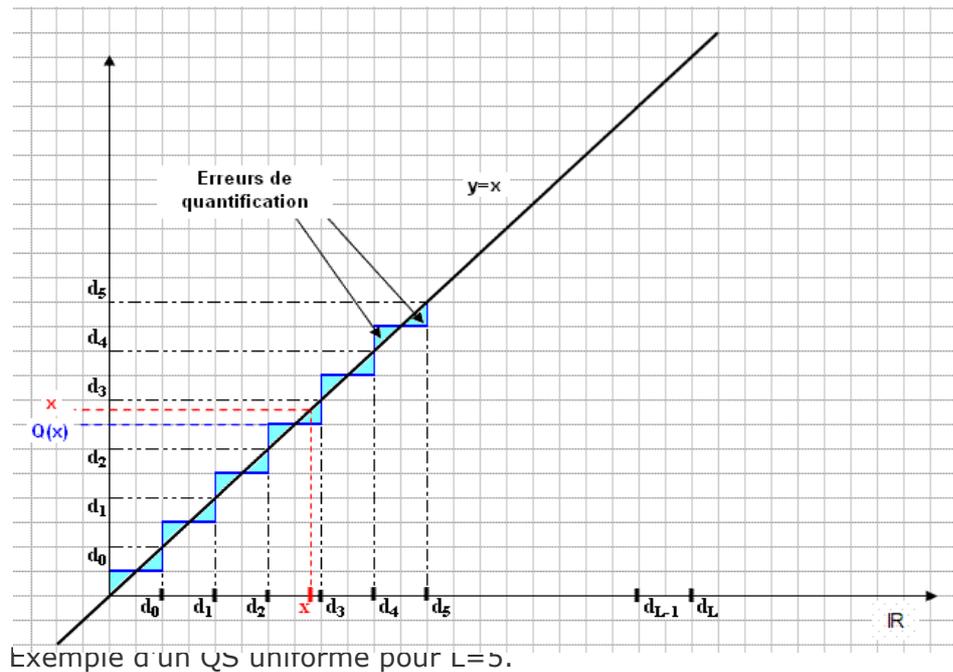


Figure 1,1 :

Cet exemple bien connu permet d'introduire les différents bruits ou erreurs de quantification rencontrée :

- Le bruit granulaire qui se produit lorsque la valeur d'entrée  $x$  se situe dans l'une des cellules  $[d_{i-1}, d_i]$ , l'erreur résultante est la différence entre  $x$  et  $Q(x)$ . Elle peut être majorée par un demi-pas de quantification.
- Le bruit de surcharge ou dépassement qui se produit lorsque la valeur d'entrée se situe hors de l'intervalle  $[d_0, d_L]$ . La valeur de reproduction est alors soit  $y_1$ , soit  $y_L$ , et l'erreur résultante peut être supérieure à un demi pas de quantification.

### I.3.1.2. Quantification vectorielle (QV)

La quantification vectorielle comporte les mêmes opérations que la QS sauf que la partition s'effectue dans  $\mathbb{R}^k$ .

**R** : Ensemble des nombres réels.

**k** : Dimension des vecteurs utilisés.

Elle concerne la représentation d'un vecteur  $x$ , dont les  $k$  composantes sont à valeurs réelles continues  $x \in \mathbb{R}^k$  par un vecteur appartenant à un ensemble fini  $Y = \{y_i \in \mathbb{R}^k, i=1,2,\dots,N\}$  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  $\mathbf{x}$  du signal d'entrée (bloc d'image), à rechercher dans le dictionnaire  $\mathbf{Y}$  le code vecteur  $\mathbf{y}$  le plus proche. C'est uniquement l'adresse du code vecteur  $\mathbf{y}$  ainsi sélectionnée qui sera transmise. Le décodeur dispose d'une réplique du dictionnaire et consulte celui-ci pour fournir [12]

### **I.3.2. Codage par prédiction**

la prédiction est une technique classique qui est basée sur l'exploitation des redondances locales : la valeur d'un échantillon du signal peut être estimée à partir de quelques échantillons précédents. Cette opération est accomplie indépendamment au codeur et au décodeur. C'est la différence entre les valeurs estimées et réelles qui est codée de manière entropique puis transmise au décodeur. Si la procédure d'estimation est adéquate, l'entropie des valeurs de différence peut être nettement inférieure à l'entropie du signal original. Cette approche peut comprimer les données sans perte, mais en insérant une quantification scalaire avant le codage entropique (quantification scalaire prédictive), on peut atteindre un taux plus élevé, au prix d'une distorsion introduite. La prédiction linéaire consiste à estimer la valeur des pixels par une combinaison linéaire des pixels d'un voisinage considéré (augmentée par un biais dans les estimateurs affines). [13]

### **I.3.3. Codage par transformation**

Les méthodes de compression par transformation n'agissent pas directement sur l'image numérique dans sa représentation canonique, mais dans le domaine de la transformée. Cette transformation pouvant être linéaire ou non. Il est bien connu qu'une transformation permet de mettre en évidence certaines propriétés de l'image que la représentation originale ou canonique ne laisse pas apparaître.

En partant d'un ensemble de valeurs numériques corrélées d'une image, le but est d'obtenir un autre ensemble de valeurs le moins corrélées possible dans l'espace transformée. En général, les schémas de codage par transformation subdivisent l'image de taille  $N \times N$  en sous images de tailles plus petites avant de faire subir à ces sous images une transformation. Nous privilégions les transformations unitaires et qui conservent l'énergie. La transformation consiste en la décomposition de l'image dans une base adéquate de fonctions telles que les coefficients de la transformation soient indépendants et qu'un nombre minimum de ces coefficients contienne une proportion importante de l'énergie de l'image. Ainsi, on pourra mettre à zéro certains d'entre eux sans nuire de

manière significative ni à la quantité d'énergie, ni à l'aspect visuel de l'image reconstruite. Une transformation adéquate pour la compression d'image devrait permettre la décorrélation des coefficients transformés, la conservation d'énergie ou sa condensation dans un nombre minimum de coefficients et enfin posséder un algorithme rapide. Les transformations linéaires sont les plus utilisées car ayant des expressions analytiques simples et s'implémentant assez vite.

Pour satisfaire la contrainte de décorrélation, il est préconisé l'utilisation des bases orthogonales et les transformations utilisées en compression sont orthogonales. Autrement dit, ce sont des opérations séparables, c'est-à-dire que l'opération en deux dimensions est équivalente à deux opérations successives à une dimension, l'une horizontalement et l'autre verticalement. [14]

La transformation optimale vis-à-vis de la théorie de l'information (minimisation de l'EQM) est la transformation de KARHUNEN-LOEVE (TKL). La matrice de la transformation TKL est constituée des vecteurs propres normalisés de la matrice de covariance du bloc.

### **I.3.3.1 Transformation de Karhunen-loeve (KLT)**

La transformée de Karhunen-loeve vise à concentrer le maximum d'informations statistiques en terme de variance sur un même axe. L'étalement des valeurs statistiques sur l'axe rassemblant le maximum d'informations en termes de variance contribue à accentuer la capacité de discrimination des objets géographiques. Les informations statistiques contenues sur les autres axes de la transformée de Karhunen-loeve constituent de nouvelles informations statistiques qui par leur contenus inédits peuvent enrichir la connaissance du territoire étudié. [15]

### **I.3.3.2 Transformations spectrales ou sinusoidales**

La transformation de Fourier et celles qui s'en déduisent, telles la transformation en sinus, la transformation en cosinus, sont très utilisées en analyse et en filtrage du signal. Ces transformations possèdent des algorithmes rapides comme la *FFT (Fast Fourier Transform)* et ses variantes. La variable de l'espace transformé étant la fréquence, une telle décomposition permet de mieux observer la répartition fréquentielle de l'image. Etant donné que ce sont les premiers harmoniques qui contiennent la quasi-totalité de l'énergie, il est donc possible de mettre à zéro une proportion importante des coefficients et de coder l'image à moindre coût.

Malgré la rapidité de la transformation de Fourier, elle décompose l'image en une partie réelle et une partie imaginaire pouvant se convertir en module et argument ce qui n'est pas facile à manipuler ou à interpréter. Les traitements de ces données peuvent s'avérer lourds, d'où la préférence accordée à la transformation en cosinus qui bénéficie de toutes les caractéristiques de la *FFT*. La transformée en cosinus discrète *DCT* (*discret Cosine Transform*) a été choisie comme standard par *JPEG* (*Joint Photographic Experts Group*) pour le codage d'images fixes et a fait l'objet de beaucoup d'études et d'applications de la compression dans tous les domaines de l'imagerie, y compris le médical. Contrairement à la transformation *KLT*, la matrice de transformation *DCT* est complètement indépendante de l'image.

D'autre part, cette norme (*JPEG*) présente un certain nombre d'inconvénients :

- L'efficacité de codage est limitée.
- Le codage par blocs de 8×8 pixels génère un effet de mosaïque à bas débit très gênant visuellement.
- La transmission d'images codées est très peu robuste en environnement bruité.
- Les applications liées à l'image sont de plus en plus spécifiques et nécessitent de nouvelles fonctionnalités non résolues par *JPEG*.

### **I.3.3 Transformation en ondelettes**

La transformée en ondelettes, est comme celle de Fourier, un passage d'une représentation à une autre ; mais comme la transformée à fenêtre.

## **I.4. METHODES DE CODAGE DES SOUS-BANDES**

Le but des transformées présentées dans la section précédente est de décorréler les données brutes de l'image représentées par ses pixels. Cette décorrélation n'est cependant pas parfaite et les coefficients obtenus après transformée restent dépendants statistiquement.

Ainsi, bien qu'une loi gaussienne généralisée puisse représenter avec fidélité la statistique de premier ordre des sous-bandes, seuls les codeurs exploitant l'information mutuelle résiduelle entre les coefficients ont permis d'obtenir des performances bien meilleures que les codeurs précédents. De plus, les transformées en ondelettes offrant naturellement une représentation progressive de l'image, il est intéressant de conserver cette propriété lors du codage des sous- bandes.

Ainsi, dans les codeurs emboîtés (embedded), la quantification et le codage sont également réalisés de manière progressive, en commençant par coder partiellement les coefficients de plus forte amplitude, puis en raffinant la quantification de ces derniers et en codant de nouveaux. Nous commençons par présenter les codeurs non progressifs, puis les codeurs emboîtés, basés sur des structures d'arbres ou de blocs.

### **I.4.1. L'algorithme de codage EZW**

EZW est le premier algorithme inter-bande développé pour les images 2D, il a été proposé en 1993 par Jérôme Shapiro. Il permet de transmettre les coefficients sous forme d'une suite de bits, obtenue par enchâssement progressif des bits des coefficients les plus significatifs. En commençant par les bits les plus importants, l'algorithme EZW permet de faire de la transmission progressive d'images, puisque le décodeur peut s'arrêter n'importe où dans la suite de bits transmise et produire la meilleure image reconstruite possible avec cette suite de bits.

#### **I.4.1.1 Schéma de l'algorithme EZW**

Après avoir calculé la transformée en ondelettes de l'image, l'algorithme code les coefficients transformés à l'aide d'une suite décroissante de seuils  $T_0, \dots, T_{N-1}$ , avec  $T_i = \frac{T_i}{2}$  et  $-T_0 < 2|c|$  pour tout coefficient  $c$  de la représentation en ondelettes. Pour coder les coefficients, l'algorithme effectue récursivement deux passes successives, ne traitant à chaque fois que les coefficients significatifs par rapport au seuil courant : ceux dont la valeur absolue est supérieure au seuil. Dans la première passe, la dominante de l'algorithme parcourt les coefficients de la transformée en ondelettes pour la recherche des coefficients significatifs par rapport au seuil courant, en utilisant la hiérarchie.

L'algorithme produit alors une sorte de carte marquant la position des coefficients significatifs ainsi que leur signe. Cette carte est obtenue en associant à chaque coefficient suivant sa valeur absolue et celle de ses fils l'un des symboles suivant : Zerotree (Z), Isolated Zero (IZ), Positive significatif (POS) et Negative significatif (NEG). [21], [20] (**L'algorithme de passe domina**

**n**te)

- Un coefficient est un Zerotree si lui et tous ses descendants ne sont pas significatifs, aucun symbole n'est alors associé à ses descendants.

- Isolated Zero signifie que le coefficient n'est pas significatif mais a des bases descendantes qui le sont.
- Les coefficients significatifs (valeur absolue supérieure au seuil) sont marqués Positive ou Negative selon que le coefficient soit positif ou négatif.

### **I.4.2. L'algorithme de codage SPIHT (Set Partitioning In Hierarchical Trees )**

SPIHT (*Set Partitioning In Hierarchical Trees*) est un algorithme récemment proposé par Amir Said et William A. Pearlman , basé sur une transformation en ondelettes discrètes (*DWT*). Normalement, la plus grande partie de l'énergie d'une image est concentrée dans les basses fréquences. Par conséquent, plus le niveau de résolution de l'image est grand, plus les variances des images de détails doivent être faibles. De plus, il semble qu'il existe une similarité entre les pixels de même orientation spatiale et de résolutions différentes. En particulier, les amplitudes des pixels de même orientation spatiale semblent être assez bien ordonnées si l'on évolue dans la pyramide. On est alors naturellement conduit à adopter une organisation arborescente des coefficients où chaque nœud de l'arbre correspond à un pixel et ses descendants directs aux pixels de même orientation spatiale à la résolution suivante.

L'algorithme SPIHT utilise trois listes ordonnées qui contiennent les ensembles de test de la signifiante avec la même méthode pour le codeur et décodeur, la liste des ensembles insignifiants (**LIS**), la liste des pixels insignifiants (**LIP**), et la liste des pixels significatifs **S** (**LSP**). Il y a des listes de coordonnées  $(i, j)$  comme dans LIP et LSP qui représentent des coefficients individuels, mais la liste LIS représente des ensembles des coefficients, chaque ensemble est soit un ensemble  $D(i, j)$  (marqué d'une entrée de type A) ou un ensemble  $L(i, j)$  (marqué d'une entrée de type B) . [16]

### **I.5 EVALUATION DE LA QUALITE DE COMPRESSION**

Les techniques irréversibles de compression modifient l'image en y introduisant une distorsion. Il faut donc évaluer le niveau de cette distorsion, qui permettra de contrôler la qualité des images reconstruites, d'évaluer et comparer les différentes approches. Dans la pratique, plusieurs techniques subjectives et objectives sont utilisées [17]

### **I.5.1 Techniques subjectives**

Les mesures de la qualité subjective se fait par des tests psychophysiques ou par des questionnaires avec notations réalisés par des professionnels de la radiologie. Dans ce cas, on demande à un ensemble de radiologues de noter la qualité des images comprimées (généralement sur une échelle de 1 à 5) selon que celles-ci leur permettent ou non d'effectuer un diagnostic (ou une mesure particulière d'organe). Les outils classiques d'analyse statistique (au minimum moyenne, écart-type) permettent ensuite d'interpréter les résultats et d'évaluer l'impact de la compression. Ces approches sont totalement ouvertes et ne reposent sur aucun standard (au contraire de l'approche suivante). Par ailleurs, contrairement aux images naturelles [18] ou à la vidéo [19], très peu d'études [20] ont été réalisées à notre connaissance pour proposer d'autres critères objectifs d'évaluation de la qualité spécifiques à l'imagerie médicale. Cela demeure un problème très ouvert.

### **I.5.2 Techniques objectives :**

Les mesures objectives sont basées sur des critères mathématiques pour évaluer la qualité des images. Les critères de qualité utilisés pour mesurer les performances des instruments optiques sont, par exemple, le rapport signal/bruit (SNR), l'erreur quadratique moyenne (MSE).[36]

## **I.6. Etat de l'art sur la compression d'images médicales :**

En préambule, il est important de souligner que la comparaison des performances fournies par toutes les méthodes de compression n'est pas une tâche facile. En effet, contrairement à la compression d'images naturelles, il n'existe pas de bases de données dites de référence pour tester les méthodes. Ainsi, les chercheurs utilisent leurs propres images médicales pour évaluer leurs algorithmes. Or un résultat valable pour une modalité et un organe ne l'est pas nécessairement pour une autre modalité ou un autre organe.[37]

### **I.6.1 Compression sans perte :**

De nombreuses études [21], [22], [23], [24] ont testé les méthodes de référence 2D (CALIC) et les standards de compression actuels (JPEG sans perte, JPEG - LS, JPEG 2000, PNG ...) Kivijärvi et al dans [23] examinent la compression sans perte sur 3147 images de différentes modalités (scanner, IRM, échographie, PET, SPECT). CALIC [25], [26] qui est un codeur prédictif basé

sur contexte donne les meilleurs performances en un temps raisonnable (TC = 2,98 : 1 en moyenne) alors que JPEG-LS [27] est presque aussi efficace (TC = 2,81 : 1 en moyenne) et beaucoup plus rapide (4 fois plus rapide). PNG et JPEG sans perte apparaissent en retrait. Clunie dans [21] teste les mêmes méthodes en évaluant en plus le standard JPEG2000 [28].

### I.6.2 Compression avec perte

La compression avec pertes est plus que jamais à l'ordre du jour en imagerie médicale, et ce pour les raisons suivantes. Tout d'abord, les études bien que peu nombreuses ont montrées [29], [30] que les images médicales possédaient des tolérances à la compression avec perte.

On définit cette **tolérance** comme le maximum de taux de compression pour lequel l'image compressée est jugée acceptable, tant pour l'interprétation humaine que pour celle assistée par ordinateur (CAD). Ainsi par exemple, les radiographies de poitrine digitalisées sont très tolérantes à la compression [29] (au moins 40 : 1 pour une compression avec la méthode SPIHT 2D [31] par exemple).

Les films d'os digitalisés sont moyennement tolérants (entre 20 : 1 et 40 : 1). Les images de scanner, IRM et d'échographie sont plus faiblement tolérantes (de 10 : 1 à 20 :

1). Les études sur les scanners ont indiqué que la précision du diagnostic était préservée jusqu'à un taux de compression de 10 : 1 à la fois pour le thorax [32] et le foie [33], et jusqu'à 20 : 1 pour le colon [34]. Enfin, citons une étude très récente sur l'impact de la compression avec pertes (par SPIHT et JPEG2000) des mammographies. Cinq radiologues expérimentés ont localisé et noté les agglutinations de micro calcifications et les masses dans 120 mammographies [35].

## I.7 CONCLUSION

En somme, nous avons vu qu'il existait de nombreuses manières de coder, de représenter, de compresser des images. On en a déduit qu'elles peuvent être classées en deux grandes catégories d'après leurs propriétés, la compression sans pertes d'informations qui permet de retrouver exactement toute l'information contenue dans l'image originale ainsi que la compression avec pertes d'informations qui comporte une perte de données pendant le processus.

Dans la suite de ce mémoire, nous nous intéresserons à la compression avec perte d'information basée sur la transformée en ondelettes.

# **CHAPITRE II**

## **COMPRESSION HYBRIDE DES IMAGES MEDICALES**

## II.1.Introduction

Ces derniers temps, le développement de systèmes hybrides pour améliorer la qualité de l'image compressé a acquis une énorme popularité parmi les chercheurs. Certaines études récentes montrent que la méthode hybride par l'approche fondée sur la DCT et les ondelettes classiques conduit à un meilleur taux de compression.

Les méthodes hybrides sont une combinaison de plusieurs techniques de compression (spatiales et/ou transformées) visant à jumeler les avantages et inconvénients de celles-ci, afin d'avoir un taux de compression élevé, une meilleure qualité de restitution de l'image et un temps de calcul minimal lors du processus de codage.

## II.2 La TRANSFORMEE EN ONDELETTE

### II.2.1 Transformée en ondelette continue CWT :

La transformée en ondelettes continue (CWT, Continuous Wavelet Transform) est une implémentation de la transformée en ondelettes utilisant des échelles arbitraires ainsi que des ondelettes pratiquement arbitraires. Les ondelettes utilisées ne sont pas orthogonales et les données obtenues par cette transformée sont hautement corrélées. Nous pouvons aussi utiliser cette transformée pour les séries discrètes dans le temps, avec la limitation que les translations des plus petites ondelettes soient égales au pas d'échantillonnage des données. Cette transformée est parfois appelée transformée en ondelettes continue discrète dans le temps (DT-CWT, Discrete-Time Continuous Wavelet Transform), et il s'agit de la façon la plus répandue de calculer la CWT pour des applications réelles.

En principe la transformée en ondelettes continue fonctionne en utilisant directement la définition de la transformée en ondelettes, c'est-à-dire en calculant la convolution du signal par l'ondelette mise à l'échelle. Nous obtenons de cette manière pour chaque échelle un ensemble de longueur  $N$  identique à celle du signal. En utilisant  $M$  échelles choisies arbitrairement nous obtenons une matrice  $N \times M$  représentant directement le plan temps-fréquence. L'algorithme utilisé pour ce calcul peut être basé sur une convolution directe ou par une convolution réalisée par une multiplication dans l'espace de Fourier (aussi appelée transformée en ondelettes rapide).

Le choix de l'ondelette utilisée pour la décomposition temps-fréquence est le point le plus important. Celui-ci a une influence sur la résolution en temps et en fréquence du résultat. Nous ne pouvons modifier de cette manière les caractéristiques de la transformée en ondelettes (les basses fréquences ont une bonne résolution fréquentielle mais une mauvaise résolution temporelle ; les hautes fréquences ont une bonne résolution temporelle et une mauvaise résolution fréquentielle), mais nous pouvons toutefois augmenter la résolution fréquentielle totale ou la résolution temporelle totale. Ceci est directement proportionnel à la largeur de l'ondelette utilisée dans l'espace réel et dans l'espace de Fourier. Si nous utilisons par exemple l'ondelette de Morlet (partie réelle – fonction cosinus amortie) nous pouvons espérer une haute résolution fréquentielle car cette ondelette est très localisée du point de vue des fréquences.

A l'inverse, l'utilisation d'une ondelette de type dérivée gaussienne (DOG, Derivative of Gaussian) donnera une bonne résolution temporelle, mais une mauvaise résolution fréquentielle.

La transformée en ondelettes continue (CWT) est implémentée dans le module CWT accessible par le menu traitement des données → Transformées → Ondelettes - continue (CWT 2D).

## **II .2.2 Transformée en ondelette discrète DWT :**

La transformée en ondelettes discrète (DWT, Discrete Wavelet Transform) est une implémentation utilisant un ensemble discret d'échelles et de translations d'ondelettes obéissant à certaines règles. En d'autres termes, cette transformée décompose le signal en un ensemble d'ondelettes mutuellement orthogonales, ce qui constitue la différence principale avec la transformée en ondelettes continue, ou son implémentation en séries discrètes dans le temps parfois appelée transformée en ondelettes continue discrète dans le temps (DT-CWT, discrete-time continuous wavelet transform).

L'ondelette peut être construite à partir d'une fonction d'échelle décrivant les propriétés d'échelle du signal. La restriction d'orthogonalité avec les translations discrètes implique certaines conditions mathématiques, par exemple l'équation de dilatation où  $S$  est un facteur d'échelle (prenant généralement une valeur de 2). De plus, la zone entre les fonctions doit être normalisée et la fonction d'échelle doit être orthogonale par translation, c'est-à-dire qu'on a

$$\int_{-\infty}^{\infty} \varphi(x)\varphi(x+l)dx = \delta_{0,l} \quad \text{II(1)}$$

Après introduction de conditions supplémentaires (les restrictions précédentes ne produisent pas une solution unique) nous pouvons obtenir le résultat de toutes ces équations, c'est-à-dire un ensemble fini de coefficients  $a_k$  définissant la fonction d'échelle ainsi que l'ondelette. L'ondelette est obtenue à partir de la fonction d'échelle grâce à  $N$  où  $N$  est un entier pair. L'ensemble des ondelettes forme alors une base orthogonale que nous utilisons pour décomposer le signal. Notez qu'en général seuls quelques coefficients  $a_k$  sont non nuls, ce qui simplifie les calculs.

Quelques fonctions d'échelle et d'ondelettes sont présentées dans la figure qui suit. La famille Daubechies est la famille la plus connue des ondelettes orthonormales. Ses ondelettes sont généralement dénommées par le nombre de coefficients  $a_k$  non nuls, on parlera donc d'ondelettes Daubechies 4, Daubechies 6, etc. Pour faire simple, les fonctions deviennent plus douces avec un nombre croissant de coefficients d'ondelettes. Comparez par exemple les ondelettes Daubechies 4 et 20 ci-dessous. La fonction la plus simple, l'ondelette de Haar, utilise une fonction porte comme fonction d'échelle.

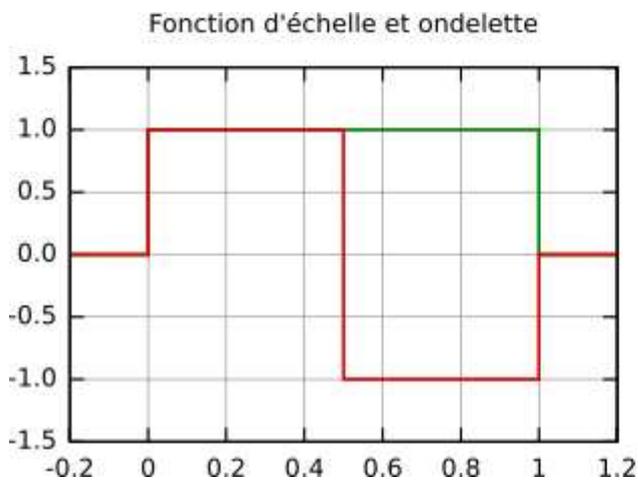


Figure II.5 : Fonction d'échelle et ondelette

Daubechies 20 (à gauche)

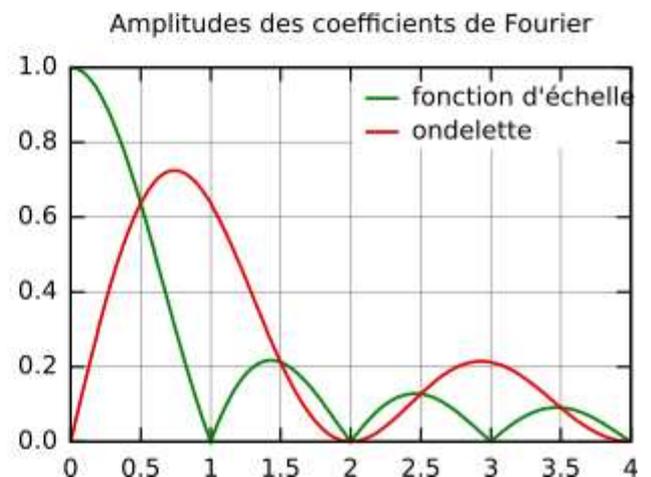


Figure II.6: leur contenu fréquentiel (à droite).

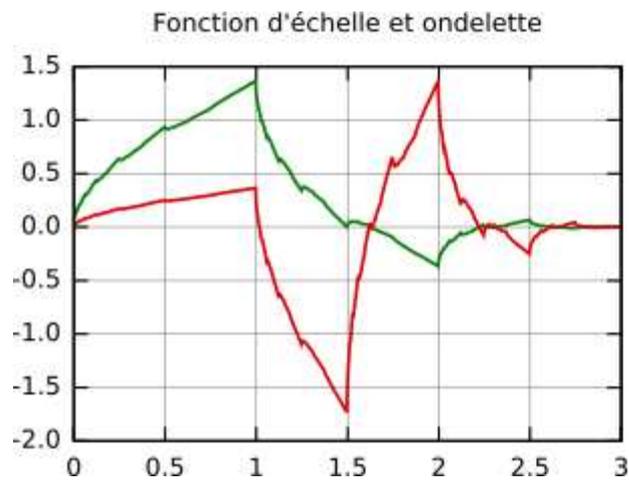


Figure II.3: Fonction d'échelle et ondelette

Daubechies 4 (à gauche)

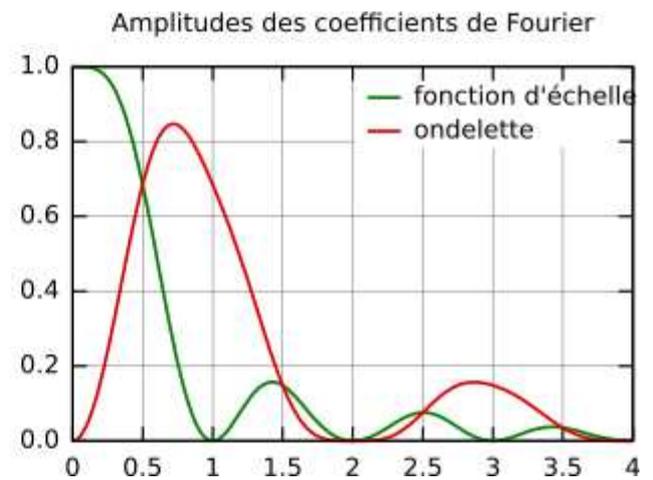


Figure II.4 : contenu fréquentiel (à droite).

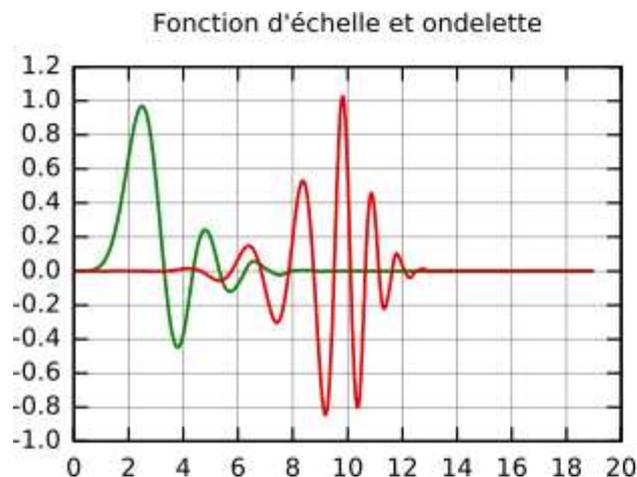


Figure II.5 : Fonction d'échelle et ondelette

Daubechies 20 (à gauche)

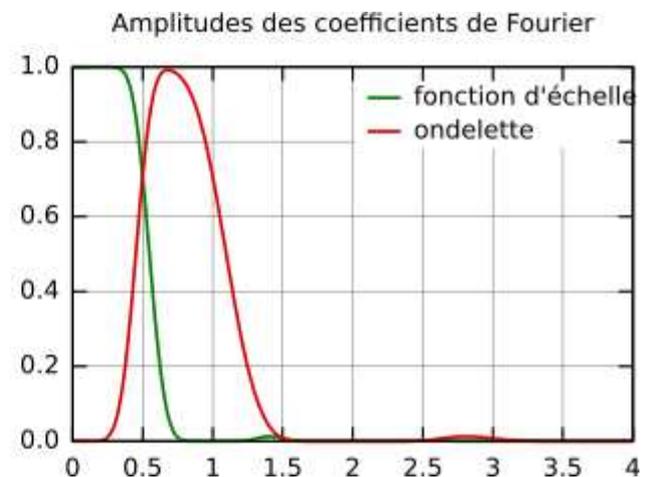


Figure II.6: leur contenu fréquentiel (à droite).

Il existe plusieurs types d'implémentation de l'algorithme DWT. Le plus connue et aussi le plus ancien est l'algorithme (pyramidal) de Malaat. Dans celui-ci deux filtres – un lissant et un non-lissant – sont construits à partir des coefficients d'ondelette, puis utilisés de manière récurrente pour obtenir les données pour toutes les échelles. Si le nombre total de données  $D = 2^N$  est utilisé et que la longueur du signal est  $L$ , les premières  $D/2$  donnée d'échelle  $L/2^{N-1}$  sont calculées, puis les  $(D/2)/2$  données d'échelle  $L/2^{N-2}$ , ... pour obtenir finalement 2 données d'échelle  $L/2$ . Le résultat de cet algorithme est un ensemble de même longueur que celle des données d'entrée, dans lequel les données sont généralement classées de la plus grande à la plus petite échelle.

L'algorithme pyramidal est utilisé dans Gwyddion pour calculer la transformée en ondelettes discrète. La version 2D est accessible en utilisant le module DWT.

La transformée en ondelettes discrète peut être utilisée pour débruiter facilement et rapidement un signal. Si nous ne prenons qu'un nombre limité des coefficients les plus élevés dans le spectre de la transformée, et que nous appliquons la transformée inverse (en utilisant la même base d'ondelettes) nous pouvons obtenir un signal plus ou moins débruité. Il existe plusieurs façons de choisir les coefficients qui seront conservés. Le seuillage universel, le seuillage adaptatif d'échelle [2] et le seuillage adaptatif d'échelle et d'espace [3] sont implémentés dans Gwyddion. La détermination du seuil pour ces différentes méthodes se fait d'abord en évaluant la variance du bruit donnée par

$$\sigma = \frac{\text{Median}/|Y_{ij}|}{0.6745} \quad \text{II(2)}$$

où  $Y_{ij}$  correspond à tous les coefficients de la sous-bande de plus haute échelle de la décomposition (dans laquelle la majorité du bruit est supposée se trouver). La variance du bruit peut aussi être obtenue de manière indépendante, par exemple à partir de la variance du signal AFM lorsque celui-ci n'effectue pas de scan. Pour la sous-bande de plus haute fréquence (seuillage universel) ou pour chaque sous-bande (seuillage adaptatif d'échelle) ou pour le voisinage de chaque pixel dans la sous-bande (seuillage adaptatif d'échelle et d'espace) la variance est calculée par la formule suivante

$$\hat{\sigma}_Y^2 = \frac{1}{n^2} \sum_{i,j=1}^n Y_{ij}^2 \quad \text{II(3)}$$

La valeur de seuil est finalement obtenue par

$$t(\hat{\sigma}^2/\hat{\sigma}_x) \quad \text{II(4)}$$

où

$$\check{\sigma}_x = \sqrt{\max(\sigma_y^2 - \sigma^2, 0)} \quad \text{II(5)}$$

Lorsque le seuil est connu pour une échelle donnée, nous pouvons soit supprimer tous les coefficients inférieurs au seuil (seuillage dur), soit diminuer la valeur absolue de ces coefficients par la valeur du seuil (seuillage doux).

Le débruitage par transformée en ondelettes discrète est accessible par le menu *Traitement des données* → *Transformées* → *Débruitage DWT*.

### **II.3. LA TRANSFORMÉE DISCRÈTE EN COSINUS (DCT)**

Le passage par la DCT a été l'idée majeure pour la compression JPEG. En effet ce processus appartient à une classe d'opérations mathématiques, tout comme la Transformée de Fourier. Elle permet un changement de domaine d'étude, tout en gardant exactement la même fonction étudiée.

L'application de la DCT, ou d'une Transformée de Fourier fait passer l'information de l'image du domaine spatial en une représentation identique dans le domaine fréquentiel parce qu'une image classique admet une grande continuité entre les valeurs des pixels. Les hautes fréquences étant réservées à des changements rapides d'intensité du pixel, ceux-ci sont en général minimes dans une image. Ainsi on parvient à représenter l'intégralité de l'information de l'image sur très peu de coefficients, correspondant à des fréquences plutôt basses. La composante continue (valeur moyenne de l'image traitée) ayant une grande importance pour l'œil.

La DCT s'applique à une matrice carrée. Le résultat fourni est représenté dans une matrice de même dimension. Les basses fréquences se trouvant en haut à gauche de la matrice, et les hautes fréquences en bas à droite.

La transformation matricielle DCT étant Orthogonale, elle s'accompagne d'une méthode d'inversion pour pouvoir revenir dans le domaine spatial. Ainsi après avoir fait des modifications dans le domaine fréquentiel, éliminer des variations de l'image quasiment invisibles par l'œil humain, on retourne à une représentation sous forme de pixels.

#### **II.3.1 La Transformée discrète en cosinus monodimensionnelle**

La variante la plus courante de la transformée en cosinus discret est la DCT type-II, souvent simplement appelée « la DCT ». Son inverse, qui correspond au type-III est souvent simplement appelée « IDCT ». La DCT, et en particulier la DCT-II est très utilisée en traitement du signal et de l'image, et spécialement en compression.

Voici les quatre types les plus connus.

### II.3.1.1 Transformée discrète en cosinus type I (DCT I)

$$X_k = \frac{1}{2} (x_0 + (-1)^k x_{N-1}) + \sum_{n=1}^{N-2} x_n \cos\left[\frac{\pi}{N-1}nk\right] \quad \text{II(6)}$$

On peut rendre cette transformée orthogonale (à une constante multiplicative près) en multipliant  $x_0$  et  $x_{N-1}$  par  $\sqrt{2}$  et réciproquement  $X_0$  et  $X_{N-1}$  par  $1/\sqrt{2}$ . Cette normalisation casse toutefois la correspondance avec une DFT. On peut noter que la DCT-I n'est pas définie pour, contrairement aux autres types qui sont définis pour tout  $N$  positif.

### II.3.1.2 Transformée discrète en cosinus type II (DCT II)

La transformation en Cosinus Discrète (DCT-II) est :

$$X_k = \frac{q(k)}{2} \sum_{n=0}^{N-1} x_n \cos\left[\frac{(2n+1)\pi k}{2N}\right] \quad \text{II(7)}$$

$$q(k) = \begin{cases} \sqrt{2} & (k = 0) \\ 1 & (k > 0) \end{cases}$$

Le nombre d'opérations demandés par l'application de la DCT-II augmente non linéairement avec la taille de la matrice. Donc, on découpe l'image en matrices de taille plus petite (8×8).

### II.3.1.3 Transformée discrète en cosinus type III (DCT III)

Les formules des transformations directe et inverse de DCT III sont présentées ci-dessous :

Transformation directe:

$$X_c[k] = \sqrt{\frac{2}{N}} \sum_{n=0}^{N-1} a_n x[n] \cos\left[\frac{\pi(2k+1)n}{2N}\right]; k=0, \dots, N-1 \quad \text{II(8)}$$

### II.3.1.4 Transformée discrète en cosinus type IV (DCT IV)

Les formules des transformations directe et inverse sont présentées ci-dessous :

Transformation *directe*:

$$X_c[k] = \sqrt{\frac{2}{N}} \sum_{n=0}^{N-1} x[n] \cos\left(\frac{\pi(2k+1)(2n+1)}{4N}\right); k=0, \dots, N-1 \quad II(9)$$

Transformée inverse:

$$x[n] = \sqrt{\frac{2}{N}} \sum_{k=0}^{N-1} X_c[k] \cos\left(\frac{\pi(2k+1)(2n+1)}{4N}\right); n=0, \dots, N-1 \quad II(10)$$

### II.3.2. La Transformée discrète en cosinus bidimensionnelle

La clé du processus de compression est la DCT (Discrete Cosine Transform). La DCT est une transformée fort semblable à la FFT : la transformée de Fourier rapide (*Fast Fourier Transform*), travaillant sur un signal discret unidimensionnel. Elle prend un ensemble de points d'un domaine spatial et les transforme en une représentation équivalente dans le domaine fréquentiel. Dans le cas présent, nous allons opérer la DCT sur un signal en trois dimensions. En effet, le signal est une image graphique, les axes X et Y étant les deux dimensions de l'écran, et l'axe des Z reprenant l'amplitude du signal, la valeur du pixel en un point particulier de l'écran. La DCT transforme un signal d'amplitude (chaque valeur du signal représente l' "amplitude" d'un phénomène, ici la couleur) discret bidimensionnel en une information bidimensionnelle de "fréquences".

Le calcul de la DCT ne peut pas se faire sur une image entière d'une part parce que cela générerait trop de calculs et d'autre part parce que le signal de l'image doit absolument être représenté par une matrice carrée. Dès lors, le groupe JPEG impose la décomposition de l'image en blocs de 8 pixels sur 8 pixels. La méthode de compression sera donc appliquée indépendamment sur chacun des blocs. Les plus petits blocs en bordure devront être traités par une autre méthode.

➤ **Quantification :**

Les valeurs des coefficients de détails inférieurs à un certain niveau sont éliminées, en fonction de l'efficacité recherchée. C'est cette étape qui introduit des pertes.

## **II.4. codeur arithmétique**

➤ **Principe**

Le codage arithmétique (au même titre que le Codage de Huffman) est un code à longueur variable, c'est-à-dire qu'un symbole de taille fixe (en bits) sera codé par un nombre variable de bits, de préférence inférieur ou égal à sa taille originale. On ne modifie donc pas la densité de symboles mais leur codage afin de réduire l'espace qu'ils occupent.

Ce qui différencie le codage arithmétique des autres codages sources est qu'il code le message par morceaux (théoriquement il peut coder un message entier de taille quelconque mais dans la pratique on ne peut coder que des morceaux d'une quinzaine de symboles en moyenne<sup>2</sup>) 0et représente chacun de ces morceaux par un nombre  $n$  (flottant) là où Huffman code chaque symbole par un code précis.

Le problème qui en résulte pour le codage Huffman est qu'un caractère ayant une probabilité très forte d'apparition sera codé sur au moins un bit. Par exemple, si on cherche à coder un caractère représenté à 90%, la taille optimale du code du caractère sera de 0.15 bit alors que Huffman codera ce symbole sur au moins 1 bit, soit 6 fois trop<sup>3</sup>. C'est cette lacune que le codage arithmétique comble grâce à un algorithme proche du codage par intervalle.

➤ **Avantage du codage arithmétique**

Le premier avantage du codage arithmétique est que chaque caractère peut être codé sur un nombre non-entier de bits. L'algorithme ne code pas les fichiers caractère par caractère mais par chaînes de caractères, plus ou moins longues suivant la capacité de la machine à coder des réels plus ou moins grands.

Un autre avantage du codage arithmétique est qu'il est un codage adaptatif pour les cas général d'une source avec mémoire.

## II.5 : Compression hybride d'image Médicale (dwt + dct+ codeur arythmique) :

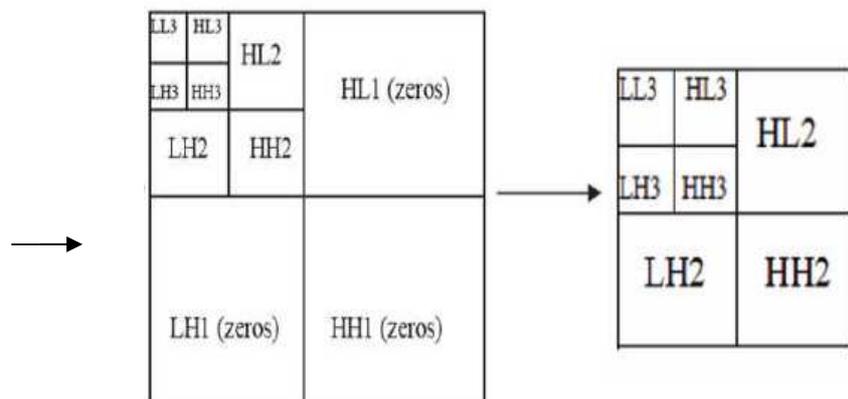
Dans cet algorithme, nous avons couplé la transformée en ondelette discrète (dwt) à base de banc de filtre avec la transformée de cosinus discrète (dct) couplée à un codeur arithmétique. Afin de démontrer l'efficacité de cet algorithme, nous avons utilisé des images

Calculer le PSNR,STD,Tc et l'entropie (taille de fichier compressé) pour 5 types d'ondelettes choisit : Bior2.4 DB2 Sym7 Rbior2.4 Coif2

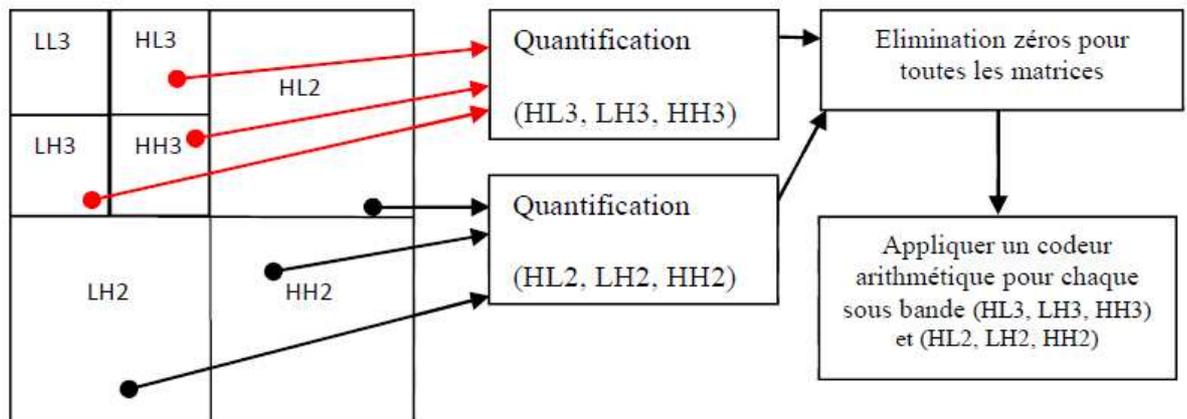
### II.5.1 Compression hybride (dwt+dct+art code) pour les images NG :

L'algorithme se compose en trois étapes :

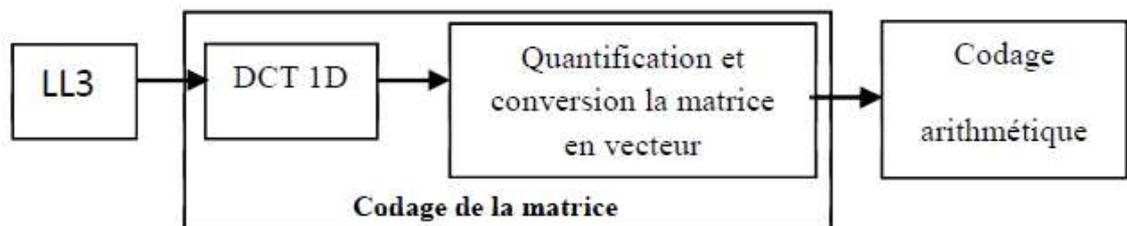
1. Décomposition par ondelette avec un niveau 3, ensuite nous éliminons les détails de 1<sup>er</sup> niveau par zéro. On sauvegarde l'approximation LL3 et les détails des deux niveaux 2 et 3.
2. Quantifications les détails des deux niveaux 2 et 3 et élimination de zéros pour chaque sous bandes suivie d'un codeur arithmétique appliqué à chaque sous bandes indépendamment.
3. Appliquer la DCT 1 dimension sur l'approximation LL3, et appliquer un codeur arithmétique après quantification



a) 1er étape; décomposition par DWT (CDF 9.7) avec un niveau  $L=3$



b) 2eme étape; quantification et élimination de zéros pour chaque sous bandes suivie d'un codeur arithmétique



c) 3eme étape; compresser la sous bande LL3.

Après la décomposition par ondelette par un niveau de décomposition  $L=3$ , éliminons les détails de 1er niveau par zéro. On sauvegarde l'approximation LL3 et les détails des deux niveaux 2 et 3.

Dans la deuxième étape, les détails HL3, LH3, HH3 et HL2, LH2, HH2 doivent être quantifiées à l'aide d'une quantification scalaire adaptative, et d'éliminer sous forme de zéros chaque sous-bande, et ensuite compresser chaque sous-bande par un codage arithmétique.

Pour les images en niveau de gris, les valeurs de quantification adaptative ce sont de [0.01 à

0.1]. Pour les images couleurs (R. G. B), on choisit une valeur de quantification à chaque espace.

Pour cette raison nous allons tester notre algorithme pour différentes valeurs de quantification, pour avoir une bonne qualité d'image médicales compressé. Voir les résultats dans la section suivante.

Par la suite ; nous appliquons la transformée en cosinus discrète unidimensionnelle de type I sur l'approximation LL2 suivi par une quantification scalaire,

## **II.5.2 Compression hybrides (dwt + dct + art code) pour les images couleur :**

### **II.5.2.1 : Espace couleur :**

Un espace couleurs est un ensemble de couleurs appelé également gamut . Le gamut d'un écran représente toutes les couleurs qu'il est capable d'afficher. Celui d'une imprimante, toutes les couleurs qu'elle est capable d'imprimer. Il existe deux types d'espaces couleurs : ceux liés à chaque appareil (et on parle alors de profil ICC) et certains inventés par des chercheurs pour qu'ils ne dépendent pas d'un appareil et dont les plus connus sont les RGB, Adobe RVB 1998 ou encore Pro Photo. Le plus grand d'entre eux représente l'ensemble des couleurs que voit un être humain et s'appelle l'espace  $L^*a^*b^*$ . L'espace couleurs  $L^*a^*b^*$  est donc la plaque tournante, l'étalon, de la gestion des couleurs. Tous les autres espaces sont plus petits car les limites techniques ne permettent aux différents appareils que nous utilisons de reproduire.

#### **II.5.2.1.2 : L'espace RGB**

Le repérage d'une couleur se fait dans l'espace CIE XYZ par ses composantes trichromatiques X,Y,Z, associées à des couleurs primaires virtuelles. Pour l'affichage des couleurs sur un moniteur, il est nécessaire d'utiliser des couleurs primaires correspondant aux possibilités d'affichage de l'écran (par exemple écran LCD). De même, les opérations comme l'impression, la numérisation de films, la photographie numérique, etc, nécessitent la définition de primaires adaptées au matériel utilisé.

Dans l'espace CIE XYZ une lumière [M] est une combinaison linéaire des trois primaires virtuelles :

$$[M] = X[X] + Y[Y] + Z[Z]$$

Lorsqu'on multiplie les composantes trichromatiques (X,Y,Z) par une constante, on modifie la luminance sans modifier la couleur. Pour cette raison, on définit les coordonnées trichromatiques par :

$$x = \frac{X}{X+Y+Z}$$

$$y = \frac{Y}{X+Y+Z}$$

$$z = \frac{Z}{X+Y+Z} = 1 - x - y$$

Les coordonnées (x,y) représentent la couleur et Y la luminance visuelle.

Les coordonnées trichromatiques des primaires de l'espace RGB sont définies par la matrice :

$$P = \begin{pmatrix} x_r & x_g & x_b \\ y_r & y_g & y_b \\ z_r & z_g & z_b \end{pmatrix}$$

Il faut définir également le point blanc, c'est-à-dire la couleur qui sera considérée comme neutre (composantes égales) dans l'espace RGB. Le point blanc correspond généralement à la couleur d'un illuminant standard, par exemple D65. Le point blanc est défini par ses coordonnées trichromatiques

$$(x_w, y_w, z_w)$$

Les composantes trichromatiques du point blanc de luminance maximale (1) sont :

$$x_w = \frac{x_w}{y_w}$$

$$y_w = 1$$

$$z_w = \frac{z_w}{y_w}$$

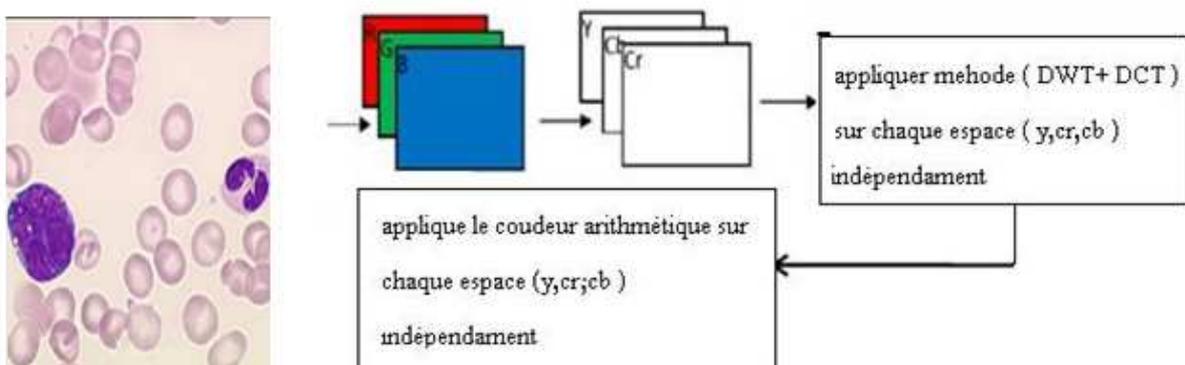
Soient (R,G,B) les composantes de la lumière considérée dans l'espace RGB. Le point blanc de luminance maximale a par définition ses trois composantes égales à 1.

### II.5.2.1.1 : L'espace YCbCr

#### Définition :

L'espace YCbCr défini par le IRCC (International Radio Consultative Committee), est souvent utilisé dans la compression des images. Cet espace se compose de Y qui est la composante de luminance (appelée aussi Luma), ainsi que Cb et Cr qui sont les composantes de chrominance (bleue et rouge)

L'espace de couleur choisi reste celui le plus classique en codage avec pertes, à savoir Y :Cr :Cb. Ce choix d'espace de représentation pour le codage des images couleur est motivé par la décor relation de l'information contenue dans les composantes Y : Cr : Cb résultantes, par la répartition uniforme de l'entropie sur les composantes couleurs, par la simplicité de la transformation, et enfin par la simplicité d'utilisation de cet espace de représentation (transformation linéaire, espace a valeurs entières).



## II.6.Conclusion

Dans ce chapitre nous avons proposé cette méthode hybride de compression d'images médicales basée sur (DCT +DWT) on utilisant le codeur arithmétique dont l'objectif de jumeler les avantages de chaque méthode utilisée séparément et d'avoir un compromis entre l'image compressé et le temps de compression les résultats sont présents dans le chapitre suivant.

# **CHAPITRE III**

## **RESULTATS ET IPLIMENTATIONS**

### III .1 Introduction

Dans ce travail, nous sommes intéressés aux méthodes de compression avec Pertes basées sur la transformée en ondelettes 2D car elles possèdent des propriétés Intéressantes. En effet, la transformée en ondelettes 2D associe de bonnes Localisations spatiales et fréquentielles. Comme nous travaillons sur des images Médicales la localisation spatiale et fréquentielle sont importantes [43] Notre contributions, basée sur une méthode de compression avec transformées en Ondelette applique sur défèrent modalité d'acquisition d'image (TDM, IRM,) de type Bmp. Ensuite Nous avons introduit l'algorithme (DCT + DWT + codeur arithmétique) Pour les sous bandes enfin nous allons teste notre algorithme sur des images Médicales en niveau de gris et couleur.

## III .2 paramètres d'évaluations

Pour juger notre algorithme de compression on préfère de citer quelque paramètres d'évaluation pour dire s'il est performant ou non.

### III .2 .1 Taux de compression (RC)

C'est le rapport entre le nombre de bits du fichier comprimé ; et le nombre de bits du fichier initial. Le taux de compression est généralement exprimé en pourcentage La formule

$$RC (\%) = \frac{\text{nombre de bites codées}}{\text{nombre de bites de images original}} \times 100 \quad \text{III(1)}$$

### III .2 .2 Entropie (EN)

C'est la quantité d'information qui contient une image. Plus l'entropie est grand, plus l'image diffuse d'information

$$EN = -\sum_{i=0}^{L-1} P_f(i) \log_2 P_f(i) \quad \text{III(2)}$$

Avec  $P_f$  le rapport du nombre de pixels avec la valeur de niveau de gris  $i$  sur le nombre Total de pixels

### II .2 .3 Déviation Standard STD

L'écart type sert à mesurer la dispersion d'un ensemble de données. Plus il est faible, plus les valeurs sont regroupées autour de la moyenne. plus la STD est grande, plus il y a de dispersion.

$$STD = \sqrt{\frac{\sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{M-1} P(i,j)}{NM}} \quad \text{III (3)}$$

### III.2. 5 PSNR (*Peak Signal to Noise Ratio*) (Ratio de signal de bruit de pointe)

C'est une mesure de distorsion utilisée en image numérique, tout particulièrement en compression d'image. Il s'agit de quantifier la performance des codeurs en mesurant la qualité de reconstruction de l'image compressée par rapport à l'image originale.

Le PSNR est défini par :

$$\text{PSNR} = 10 \log_{10} \left( \frac{\text{dynamique de l'image}}{\text{MSE}} \right)^2 \quad \text{III (4)}$$

Où

D est la dynamique du signal (la valeur maximum possible pour un pixel).

Dans le cas standard d'une image où les composantes d'un pixel sont codées sur 8 bits.

La faible valeur du PSNR signifie que l'image est de mauvaise qualité.

La grande valeur de MSE signifie que l'image est de mauvaise qualité

### III.3 Base d'image

#### III.3.1 Base d'image en niveau de gris ( NG)

Nous sommes intéressés dans ce mémoire à la compression des images médicales ou nous Avons appliqué notre algorithme. Pour cela, nous avons choisi 5 images de mêmes taille  $512 \times 512$  en niveau de gris, Ces images sont prise de la base de données GE Médical System.

- Les résultats ou bien les images sont testé par PC condor model : LCL-402, 2GB RAM ; utilisant MATLAB2011



Image IRM1 originale

(a)



image IRM2 originale

(b)



image TDM original

(d)

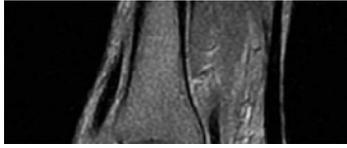


Image IRM3 originale

(e)

image Echo originale

(f)

image IRM4 originale

(j)

### III.3.2 Base d'image en couleur

Nous avons choisi 3 images couleur de taille  $512 \times 512$  codée sur 8bpp contient tumeur de la peau, microscopique de Sung, tumeur

Image de Tumeur de la peau originale

image microscopique originale

image de tumeur originale

### III.4 Fixation type d'ondelette et le niveau de décomposition

En premier lieu pour appliquer notre algorithme (DWT+DCT+ codeur arithmique) nous devons choisir le type d'ondelette et le niveau de décomposition.

Nous avons choisi quelques familles d'ondelette comme (bior2.4 – symletes7 – db2 – Rbior2.4 – coif2) pour appliquer sur l'image (a) niveau de gris

Les résultats obtenus sont donnés dans le tableau suivant

	<b>Entropie</b>	<b>STD</b>
<b>Bior2.4</b>	1.2558	109.5639
<b>DB2</b>	1.1812	106.1056
<b>Sym7</b>	1.3579	104.7052
<b>Rbior2.4</b>	1.1274	102.7356
<b>Coif2</b>	1.2552	105.0501

*Tableau III.1 : paramètre (entropie\*STD) pour choisir le type d'ondelette*

D'après les différents résultats obtenus dans le tableau en dessus .Notre type d'ondelette sera sym7

(Symletes wavelet )

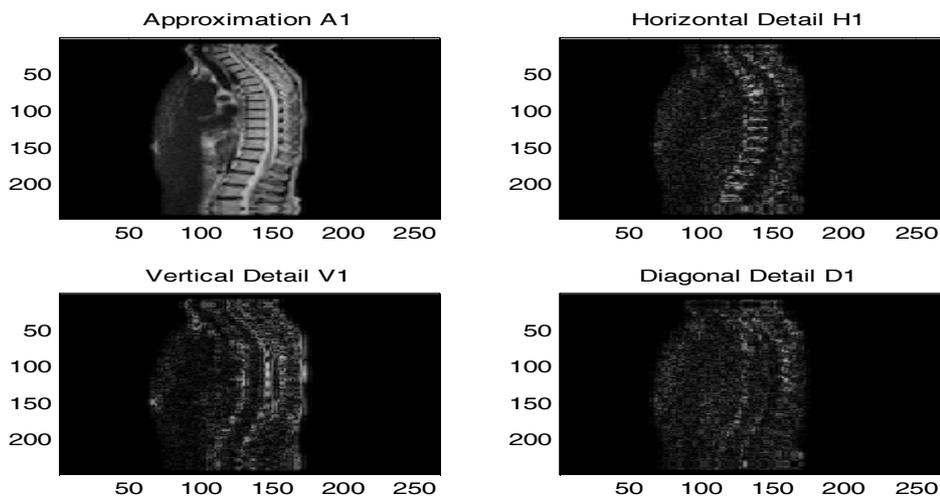


Figure III.1 résultat de notre image par symlette7 ( MATLAB2011

### III.4.1 Niveau de décomposition

Maintenant nous essayons d'augmenter les niveaux de décomposition sur l'image (a)

<b>Symlet7</b>	<b>Entropie</b>	<b>STD</b>
<b>Niveau 1</b>	<b>1.2558</b>	<b>109.5639</b>
<b>Niveau 2</b>	<b>1.1812</b>	<b>106.1056</b>
<b>Niveau 3</b>	<b>1.3579</b>	<b>104.7052</b>
<b>Niveau 4</b>	<b>0.592</b>	<b>105.0061</b>

Tableau III.2 : paramètres (entropie \* STD) pour choisir le niveau d'ondelette

Lors qu'en augmente les niveaux de décompositions supérieure a 3 en obtient des mauvaises valeurs de STD et entropie cela signifie que en va fixer niveau décomposition N=3 pour appliquer sur notre base de données qui contient 5 images en NG et 3 images couleurs présentés en dessous

### III.5 Résultats de compression

#### III.5.1 Compression (Dwt (sym7) +Dct+ Codeur Arithmétique) Image en niveau de gris

Les résultats obtenus sont donnés dans le tableau suivant. En comparant les différents Paramètres (PSNR, Tc), nous pouvons montrer que l'algorithme proposé donne des résultats Satisfaisants par rapport aux ondelettes classiques (ondelettes à banc de filtre). [44], [45].

Figure III.2 : Algorithme de la compression d'image médicale NG Par la

(DWT+DCT+codeur arithmétique)

Les images indiquée ci-dessous illustre la qualité d'image compressée pour différentes valeurs de débit binaire. Selon les valeurs des paramètres, nous remarquons qu'à partir de 0.5bpp, la Reconstruction de l'image devient presque parfaite.

➤ Les images suivant présente les résultats obtenus après l'application de l'algorithme proposés (DWT sym7 +DCT+codeur arithmétique) sur les différentes base image NG.



(a) reconstruire par

(DWT sym7+ DCT+ C.Arithmétique)



(b) reconstruire par

(DWT sym7+ DCT+ C.Arithmétique)



(c) reconstruire par

( DWT sym7+ DCT+ C.Arithmétique)



(d) reconstruire par

(DWT sym7+ DCT+ C.Arithmétique)



(e) reconstruire par

(DWT sym7+ DCT+ C.Arithmétique)



(f) reconstruire par

(DWT sym7+ DCT+ C.Arithmétique)

Les Méthodes	Bas d'image	PSNR	TC
DCT +codeur Arithmétique	(a)	18.23	15.236501
	(b)	16.26	8.261594
	(c)	25.99	32.152684
	(d)	28.31	17.849516
	(e)	20.36	7.512684
	(f)	31.52	10.718262
DWT (sym7) +Codeur Arithmétique	(a)	22.31	24.281642
	(b)	21.95	4.326158
	(c)	30.09	38.162548
	(d)	28.38	25.318260
	(e)	3030	6.1002596
	(f)	45.02	20.0015295
DCT +DWT (sym7)+Codeur Arithmétique	(a)	<b>38.06</b>	<b>27.243492</b>
	(b)	<b>37.55</b>	<b>5.336375</b>
	(c)	<b>44.61</b>	<b>40.188662</b>
	(d)	<b>38.46</b>	<b>27.967811</b>
	(e)	<b>40.40</b>	<b>7.230400</b>
	(f)	<b>55.20</b>	<b>23.221159</b>

Table III.3 : Variation des paramètres d'évaluations (PSNR, TC)

pour différents Méthodes et images De la base NG

- D'après la variation des deux paramètres d'évaluation (PSNR + TC) de trois Méthodes ( DWT+codeur arithmétique ), ( DCT + codeur arithmétique ), ( DCT+DWT+codeur arithmétique ) nous avons observées que les valeur de notre algorithme ( DCT + DWT (sym7) + codeur arithmétique ) sont importants pour les images médicales au niveau de gris

### III.5.2 Compression (dwt+Dct + codeur arithmétique) image en couleur :

L'espace YCbCr défini par le IRCC (International Radio Consultative Commette), est souvent utilisé dans la compression des images. Cet espace se compose de Y qui est la Composante de luminance (appelée aussi Luma), ainsi que Cb et Cr qui sont les composantes de chrominance (bleue et rouge)

*Figure III.3: algorithme de la compression d'image médicale couleur  
Par la (DWT + DCT+C.ARITH*

- Les images suivent présente les résultats obtenus après l'application de algorithmes Proposés (DWT sym7+ DCT + codeur arithmétique) sur les différentes base image couleur.

<b>Frottis sanguin</b>	<b>Image Mélanome</b>	<b>Image Bénigne</b>
<b>Reconstruit par</b>	<b>Reconstruit par</b>	<b>Reconstruit par</b>
<b>DWT+DCT+ C.ARITH</b>	<b>DWT+DCT+C.ARITH</b>	<b>DWT+DCT+C.ARITH</b>

<b>BASE IMAGE COULEUR</b>	<b>PSNR</b>		<b>T C</b>
<b>Image Bénigne</b>	65.75	DB	74.256562
<b>Image frottis sanguin</b>	66.44	DB	65.356291
<b>Image Mélanome</b>	64.25	DB	67.956214

**Table III.4 : Variation des paramètres d'évaluations (PSNR, TC)**

**Pour différents base images couleur**

### III.6 Interface graphique

Figure III.4: Premier page \_\_ Page d'accueil

Figure III.5 : Deuxième page pour choisir la basse d'image

### III.7 Conclusion

Nous avons utilisé la compression par l'ondelette symletes 7 couplée avec le codeur arithmétique. Après diverses applications, nous avons constaté que cet algorithme ( DWT sym7 + DCT + codeur arithmétique ) donne des meilleurs résultats que d'autres techniques de compression. Nous avons interprété nos résultats à l'aide de paramètre d'évaluation de qualité (PSNR) et il est mieux adapté à la compression d'images médicales. (couleur et NG).

# **CONCLUSION GENERALE**

### **Conclusion générale**

Le but de la compression d'image est donc de modifier la représentation initiale des données, pour qu'elles occupent moins de place. Cette nouvelle représentation sera décodée durant une procédure de décompression pour reconstruire l'image.

On remarque que chaque codeur a des inconvénients et des avantages, ainsi il n'y a pas de codeur universel utilisé dans l'opération de compression donc on peut déduire que le fait de changer l'image on doit changer l'algorithme de compression.

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 médicales 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 dictionnaires 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.

# ANNEXES

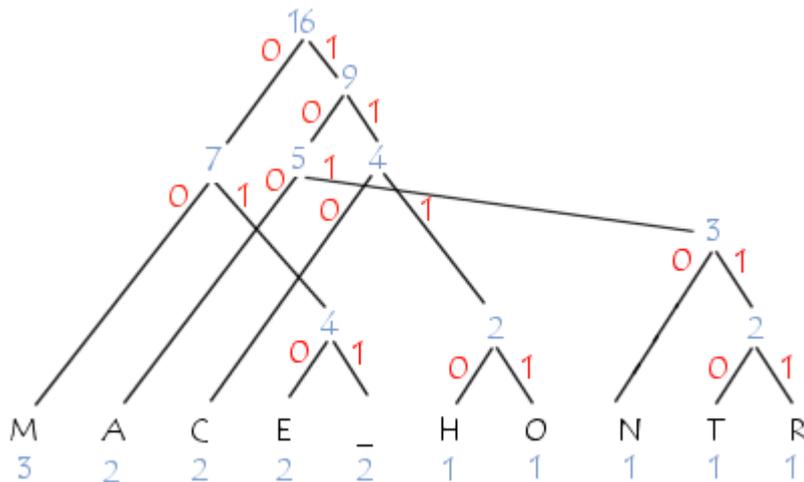
## ANNEXE A

### EXEMPLES

#### a) Codeur de Huffman :

Soit la phrase suivante : "COMMENT\_CA\_MARCHE". Voici les fréquences d'apparitions des lettres :

M	A	C	E	_	H	O	N	T	R
3	2	2	2	2	1	1	1	1	1



Les codes correspondants à chaque caractère sont tels que les codes des caractères les plus fréquents sont courts et ceux correspondant aux symboles les moins fréquents sont longs :

M	A	C	E	_	H	O	N	T	R
00	100	110	010	011	1110	1111	1010	10110	10111

#### b) Codeur arithmétique :

Dans cet exemple nous allons compressé et décompressé un message dont le nom est : TECHNICIEN.

La première étape consiste à calculer les probabilités d'apparition des différents caractères.

Pour ce cas on obtient le tableau suivant :

# ANNEXES

<b>Caractère</b>	<b>T</b>	<b>E</b>	<b>C</b>	<b>H</b>	<b>N</b>	<b>I</b>
<b>Probabilité</b>	1/10	2/10	2/10	1/10	2/10	2/10

Probabilités associée à chaque caractère à coder

En deuxième étape, on affecte un intervalle à chaque caractère en se basant sur sa probabilité, on obtient ainsi les intervalles suivants :

Caractère	Probabilité	Intervalle
T	1/10	[ 0.0 - 0.1 [
E	2/10	[ 0.1 - 0.3[
C	2/10	[ 0.3 - 0.5 [
H	1/10	[ 0.5 - 0.6 [
N	2/10	[ 0.6 - 0.8 [
I	2/10	[ 0.8 - 1.0 [

Association d'un intervalle à chaque caractère en fonction de sa probabilité

Le calcul de mot de code des caractères est effectué suivant ces équations :

Valeur = AncienneLimiteHaute - AncienneLimiteBasse.

NouvelleLimiteHaute = AncienneLimiteBasse + Valeur \* Valeur\_Haute(c).

NouvelleLimiteBasse = AncienneLimiteBasse + Valeur \* Valeur\_basse(c).

Calculant le mot de code :

1) Initialisation

AncienneLimiteBasse = 0.

AncienneLimiteHaute = 1.

2) Déterminer les longueurs de sous intervalle liés au caractère T :

Valeur = AncienneLimiteHaute - AncienneLimiteBasse = 1 - 0 = 1.

NouvelleLimiteHaute = AncienneLimiteBasse + Valeur \* Valeur\_Haute(c) = 0 +

(1) (0.1) = 0.1.

NouvelleLimiteBasse = AncienneLimiteBasse + Valeur \* Valeur\_basse(c) = 0 +

(1) (0) = 0.

3) Passer au codage sur le prochain caractère E :

Valeur = AncienneLimiteHaute - AncienneLimiteBasse = 0,1 - 0 = 0.1.

NouvelleLimiteHaute = AncienneLimiteBasse + Valeur \* Valeur\_Haute(c) = 0 +

(0.1) (0.3) = 0.03.

NouvelleLimiteBasse = AncienneLimiteBasse + Valeur \* Valeur\_basse(c) = 0 +

(0.1) (0.1) = 0.01.

# ANNEXES

---

Ainsi de suite comme le résume ce tableau :

Nouveau caractère	LimiteBasse	LimiteHaute
Aucun	0.0	1.0
T	0	0.1
E	0.01	0.03
C	0.016	0.020
H	0.0180	0.0184
N	0.01824	0.01832
I	0.018304	0.018320
C	0.0183088	0.0183840
I	0.01836896	0.01838400
E	0.018370464	0.018373472
N	0.0183722688	0.0183728704

Tableau de codage du mot TECHNICIEN

Le mot de code qui représente l'information compressée du message TECHNICIEN est la dernière valeur de la LimiteBasse de la dernière étape, dans ce cas c'est le 0.0183722688.

Pour le décodage de l'information, il suffit de mettre en place le processus inverse.

# ANNEXES

## ANNEXE B

### ALLURES DES ONDELETTES

#### Ondelette de DAUBECHIES

General characteristics: Compactly supported wavelets with extremal phase and highest number of vanishing moments for a given support width.

Associated scaling filters are minimum-phase filters.

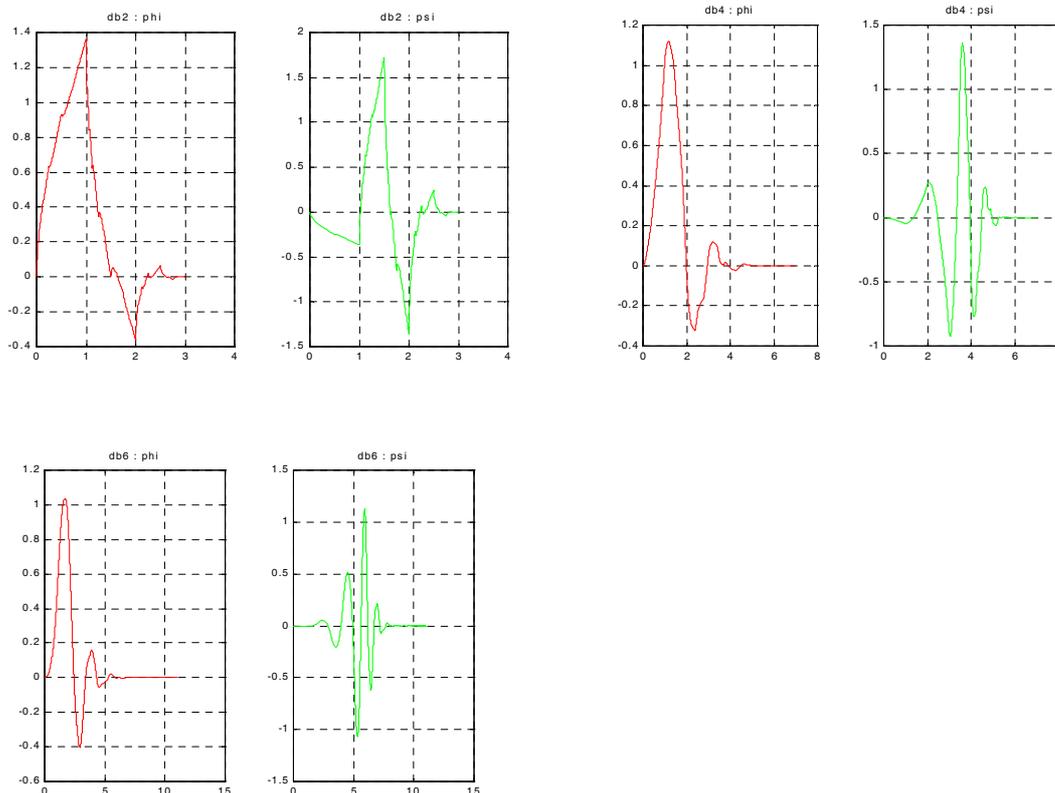
Family	Daubechies	Support width	$2N-1$
Short name	db	Filters length	$2N$
Order N	N strictly positive integer	Regularity	about $0.2 N$ for large N
Examples	db1 or haar, db4, db15	Symmetry	far from
Orthogonal	yes	Number of vanishing moments for psi	N
Biorthogonal	yes		
Compact support	yes		
DWT	possible		
CWT	possible		

Reference: I. Daubechies,  
Ten lectures on wavelets,  
CBMS, SIAM, 61, 1994, 194-202.

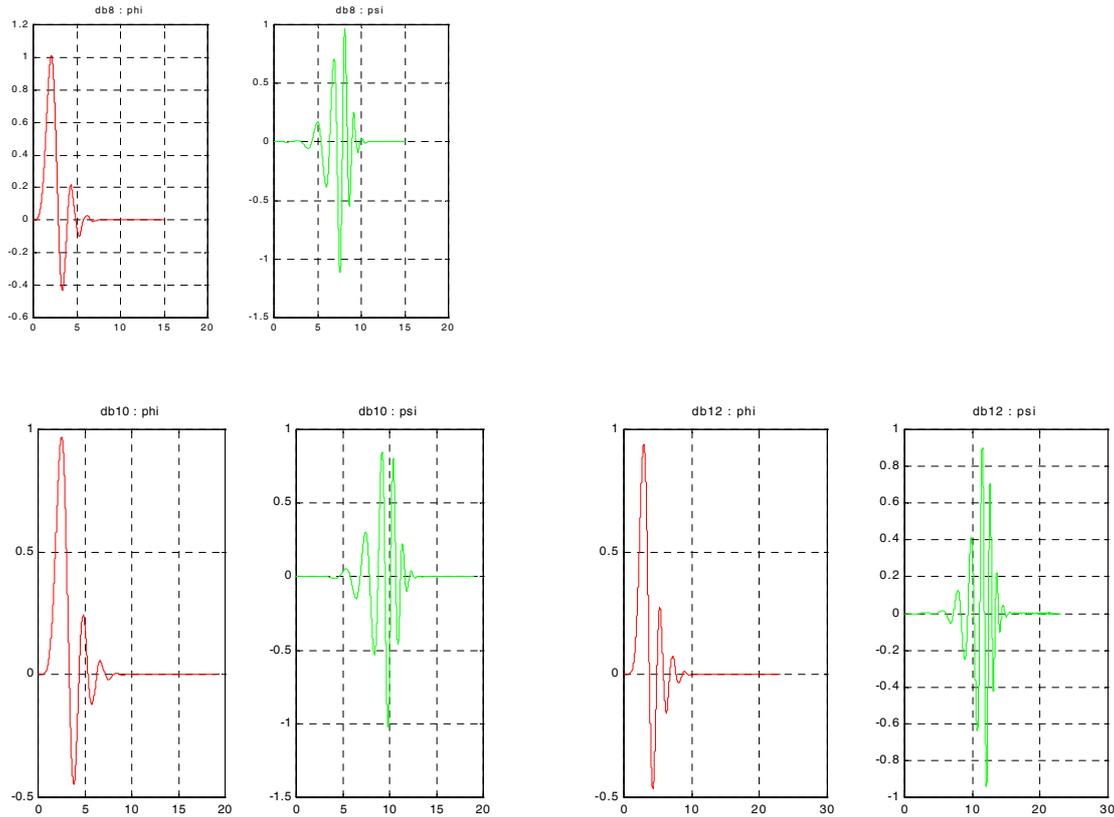
M. Misiti, Y. Misiti, G. Oppenheim, J.M. Poggi 12-Mar-96.

Last Revision: 01-May-1998.

Copyright (c) 1995-98 by The Math Works, Inc.



# ANNEXES



Représentation des fonctions phi et psi de l'ondelette Debauchies

## Ondelette de SYMELET

General characteristics: Compactly supported wavelets with least assymetry and highest number of vanishing moments for a given support width.

Associated scaling filters are near linear-phase filters.

Family	Symlets	Support width	$2N-1$
Short name	sym	Filters length	$2N$
Order N	$N = 2, 3, \dots$	Regularity	
Examples	sym2, sym8	Symmetry	far from
Orthogonal	yes	Number of vanishing	
Biorthogonal	yes	Moments for psi	$N$
Compact support	yes		
DWT	possible		
CWT	possible		

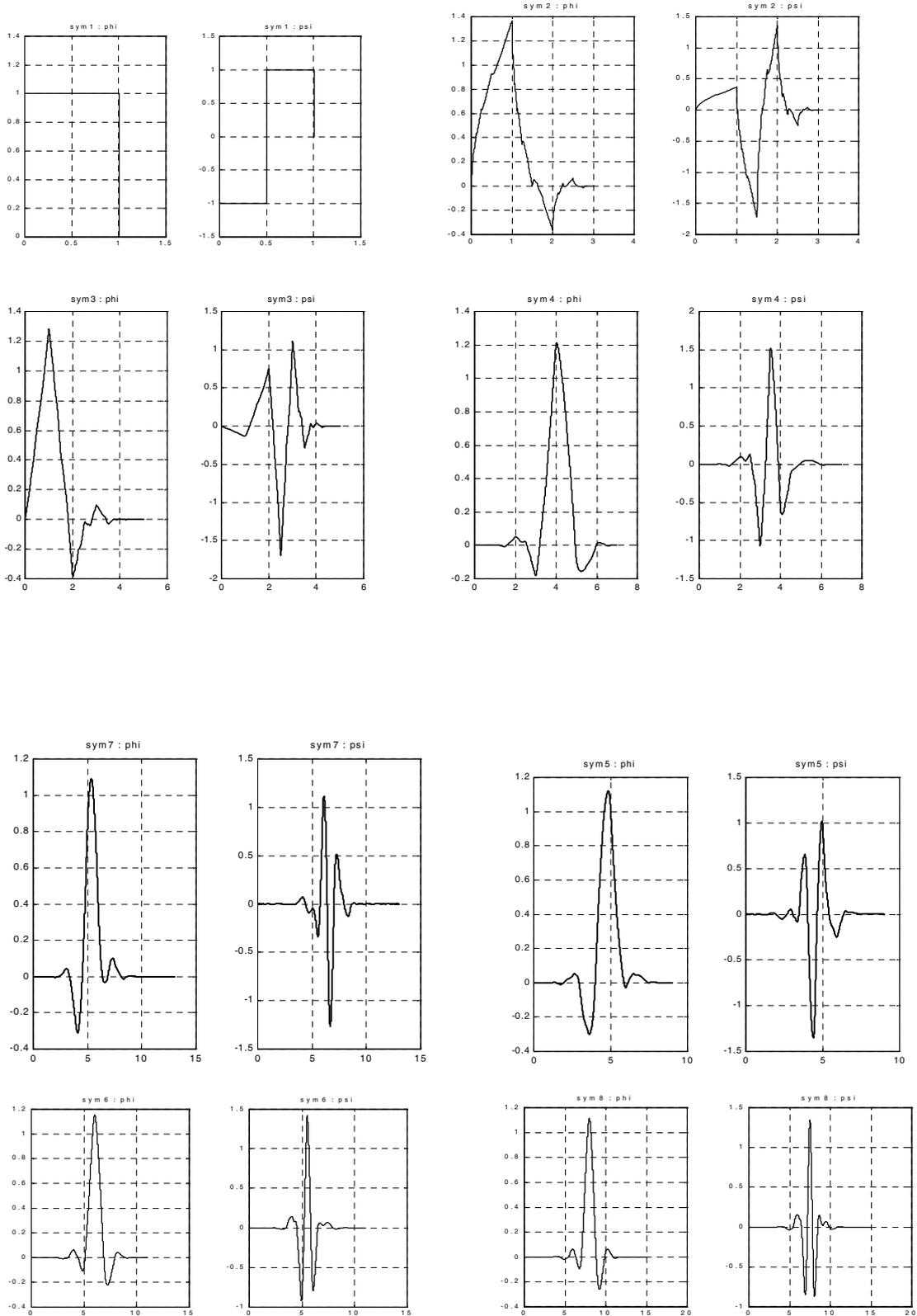
Reference: I. Daubechies,  
Ten lectures on wavelets,  
CBMS, SIAM, 61, 1994, 194-202.

M. Misiti, Y. Misiti, G. Oppenheim, J.M. Poggi 12-Mar-96.

Last Revision: 01-May-1998.

# ANNEXES

Copyright (c) 1995-98 by The MathWorks, Inc.  
Revision: 1.4



*Représentation des fonctions  $\phi$  et  $\psi$  de l'ondelette Symelet*

## *Abréviation*

---

**CWT** : Transformée En Ondelettes Continue

**DWT**: Discret Wavelet Transform.

**DCT**: Discret Cosinus Transform.

**EQM** : Erreur Quadratique Moyenne.

**EZW** : Embedded Zerotree Wavelet.

**PSNR** : Peak Signal to Noise Ratio, Pic du Rapport Signal à Bruit exprimé en anglais.

**SPIHT** : Set Partitioning In Hierarchical Trees,

**RLC**: Run Length Coding.

**LZW**: Lempel –Ziv-Welch.

**2D** : deux dimensions.

**3D** : trois dimensions.

**AMR**: Analyse Multi résolution

**LSP** : Listes de Coefficients Signifiants

**IRM** : Imagerie par Résonance Magnétique

**QS** : Quantification Scalaire

**Bpp** : Bit par pixel

**JPEG** : Joint Photographique Experts Group

**AMR** :Analyse Multi résolution

**VLC** : pour *variable code length*

**QV**: Quantification vectorielle

**TKL** : transformation de KARHUNEN-LOEVE

**FFT** : *Fast Fourier Transforme*

**IZ** : Isolated Zero

**POS** : Positive signifiant

**NEG** : Negative signicatif

**LIS** :la liste des ensembles insignificatifs

**LSP** : la liste des pixels significatifs

**LIP** : la liste des pixels insignificatifs

**SNR** : le rapport signal/bruit

**MSE** : l'erreur quadratique moyenne

**DOG** : ondelette de type dérivée gaussienne

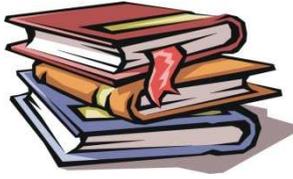
**DT-CWT**: discrete-time continuous wavelet transforme

## *Abréviation*

---

## Bibliographie

---



[1]. J.J. Brault, D. Dougherty, "Les formats de compression d'image", Rapport de projet, Institut Universitaire de Technologie de Tours, Département Génie Électrique et Informatique Industrielle, 2004.

[2]. P. BEUREPAIRE, "Compression d'Images Appliquée aux Angiographies Cardiaques: Aspects Algorithmiques, Evaluation de la Qualité Diagnostiques", Thèse de doctorat, Spécialité: Génie Biologique et Médical, école doctorale des sciences pour l'ingénieur, Lyon, 21 novembre 1997.

[3]. Denecker K, Van Overloop J, Lemahieu I, "An experimental comparison of several lossless image coders for medical images", Proc. 1997 IEEE Data Compression Conference.

[4]. J. M. NGONO, "Compression des Images de Radar à Synthèse d'Ouverture dans le Cadre de leur Utilisation dans les Systèmes d'Information Géographique", Thèse de doctorat, Ecole Polytechnique de Yaoundé, Novembre 2001.

[5]. [Tel.archives-ouvertes.fr/tel-00629429/fle/these.pdf](http://tel.archives-ouvertes.fr/tel-00629429/fle/these.pdf)

[6]. [Commentcamarche.net/contents/1209-codage-de-hiffman](http://Commentcamarche.net/contents/1209-codage-de-hiffman)

[7]. J. STORER, "Image and Text Compression", Kluwer Academic Publishers, 1992.

[8]. Y. Q. SHI, H. Sun, "Image and video compression for multimedia engineering", 2nd Ed, CRC press, Taylor & Francis group, 2008.

[9]. K. Sayood, "Introduction to data compression", 3rd Ed, Morgan Kaufmann, 2006

[10]. J. M. M. RODRIGUES, "Transfert sécurisé d'images par Combinaison de techniques de Compression, cryptage et marquage ", Thèse de doctorat, Université Montpellier II, Octobre 2006.

[11]. T. TOTOZAFINY, "Compression d'Images Couleur pour Application à la Télésurveillance Routière par Transmission Vidéo à très bas Débit", Thèse de doctorat, Université de Pau et Des

Pays de L'Adour, Juillet 2007.

[12]. A. CZIHÓ, "Quantification vectorielle et compression d'image. Application à l'imagerie

## Bibliographie

---

médicale", Thèse de doctorat, Université de Rennes1, Mai 1999.

[13]. P. BEUREPAIRE, "Compression d'Images Appliquée aux Angiographies Cardiaques : Aspects Algorithmiques, Evaluation de la Qualité Diagnostiques", Génie Biologique et Médical, Thèse de doctorat de l'école doctorale des sciences pour l'ingénieur de Lyon, 1997.

[14]. J.WAKU.KOUOMOU, « ondelettes et application en imagerie et calcul de surface », Thèse de doctorat de l'université Joseph Fourier, Grenoble 1, Spécialité : « Mathématiques Appliquées », Nov 1993.

[15]. P.BEUREPAIRE, « compression d'images appliquées aux angiographies cardiaques : Aspects Algorithmiques, Evaluation de la Qualité Diagnostiques », génie biologique et médical, thèse de doctorat de l'école doctorale des sciences pour l'ingénieur de Lyon, 1997

[16]. CHAPITRE III « Compression d'images fixes ».

[17]. A. CZIHÓ, "Quantification vectorielle et compression d'image. Application à l'imagerie médicale", Thèse de doctorat, Université de Rennes1, Mai 1999.

[18]. P. Le Callet et D. Barba, "Modele de perception couleur : application a l'évaluation de la qualité", Traitement du signal, vol. 21, pp. 461-477, 2004.

[19]. P. Le Callet, C. Viard-Gaudin et D. Barba, «A convolutional neural network approach for objective video quality assessment", IEEE Transactions on Neural Networks,Septembre, 2006.

[20]. A. Przelaskowski, "Vector quality measure of lossy compressed medical images Vector quality measure of lossy compressed medical images", Computers in Biology and Medicine, 2003.

[21]. David A. Clunie, "Lossless Compression of Grayscale Medical Images Effectiveness of Traditional and State of the Art Approaches", SPIE Medical Imaging, San Diego, Feb 2000.

[22]. Denecker K, Van Overloop J, Lemahieu I, "An experimental comparison of several lossless image coders for medical images", Proc. 1997 IEEE Data Compression Conference.

[23]. Kivijärvi J, et al, "A comparison of lossless compression methods for medical images", Computerized Medical Imaging and Graphics, 22, pp 323-339, 1998.

## Bibliographie

---

- [24]. W.Philips, S. Van Assche, D De Rycke et K Denecker, "State of-the-art for lossless compression of 3D medical images sets", *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 2001.
- [25]. X. Wu and J.-H. Chen, "Context modeling and entropy coding of wavelet coefficients for image compression", in *Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal*, pp. 3097-3100, New York, 1997.
- [26]. X.Wu , "Lossless compression of continuous-tone images via context selection, quantization and modeling", *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 6, pp. 656-664, 1997.
- [27]. M. Weinberger, G. Seroussi, G.Sapiro, "The LOCO-I lossless image compression algorithm : Principles and standardization into JPEG-LS", *Technical Report HPL-98-193*, HP Computer Systems Laboratory, novembre 1998. <http://www.hpl.hp.com/techreports/98>.
- [28]. M.W. Marcellin, M.J. Gormish, A. Bilgin, and M. P. Boliek, "An overview of JPEG-2000", in *Proc. DCC 2000, Snowbird, UT*, pp. 523-541, mars 2000.
- [29]. Bradley J.Erickson, "Irreversible Compression of Medical Images", *Society for computer applications in radiology*, 2000.
- [30]. P. Raf y, Y. Gaudeau, D. P. Miller, et J-M. Moureaux, "Computer Aided Detection (CAD) of Solid Lung N odules in Lossy Compressed MDCT Chest Exams", *ECR, Vienne, mars* 2006.
- [31]. Cosman,P.C.Tseng,C.Gray,R.M.Olshen,R.AMoses,L.E.Davidson,H.C.Bergin,C.J. Riskin, "Tree-structured vector quantization of CT chest scans : image quality and diagnostic accuracy",
- [32]. Goldberg MA, Gazelle GS, Boland GW, et al, "Focal hepatic lesions : effect of three-dimensional wavelet compression on detection at CT". *Radiology* 1994, vol. 190, pp. 517-524.
- [33]. Zalis ME, Hahn PF, Arellano RS, et al, "CT colonography with teleradiology : effect of lossy wavelet compression on polyp detection - initial observations", *Radiology*, vol. 220, pp. 387-392, 2001.
- [34]. M Penedo et al, " Free-response receiver operating characteristic evaluation of lossy JPEG2000 and object-based set partitioning in hierarchical trees compression of digitized ° mammograms ", *Radiology*, vol. 237, N 2, pp. 450-457, 2005.
- [35]. Z. WANG, A.C. BOVIK, "A universal image quality index", *IEEE Signal Processing*

## Bibliographie

---

*Letters, Vol. 9, pp. 81–84, 2002.*

[36]. Mr. BOUKLIHACENE ISMAIL « *COMPRESSION D'IMAGES MEDICALES PAR ONDELETTES DE SECONDE GENERATION* » *Techniques objectives P.21. Soutenu le 14 septembre 2014*

[37]. Mr. BOUKLIHACENE ISMAIL « *COMPRESSION D'IMAGES MEDICALES PAR ONDELETTES DE SECONDE GENERATION* » *.Etat de l'art sur la compression d'images médicales P.21. Soutenu le 14 septembre 2014*

[38]. Mr. BOUKLIHACENE ISMAIL « *COMPRESSION D'IMAGES MEDICALES PAR ONDELETTES DE SECONDE GENERATION* ». *Codage arithmétique. P.9. Soutenu le 14 septembre 2014*

## Résumé

---

Dans ce mémoire, nous nous sommes intéressés aux ondelettes de première génération, afin de compresser des images médicales en niveau de gris et couleur, et on utilise compression avec perte, c'est la plus répandue.

Les résultats obtenus sur images médicales en niveau de gris et images couleurs, montrent une supériorité visuelle et numérique de la compression par notre programme (DWT sym7 DCT+ codeur arithmétique) par rapport aux autres méthodes. Ces résultats visuels prometteurs sont confirmés par des paramètres d'évaluation tels que (PSNR, Tc).

**Mots Clés :** DWT, PSNR, Tc, sym7.

### ملخص

في هذه المذكرة، ونحن مهتمون في الموجات الجيل الأول، من أجل ضغط الصور الطبية باللون الرمادي واللون، ويستخدم ضغط مع ضياع، هو الأكثر انتشاراً

النتائج التي تمت الحصول عليها في الصور الطبية في الرمادي واللون الصور تظهر البصرية والعددية للضغط من قبل برنامجنا (DWTsym7+DCT +codeur arithmétique) بالمقارنة مع الطرق الأخرى. هذه النتائج البصرية تمت تأكيد المروجين من خلال معايير التقييم مثل (PSNR, TC)

### Abstract

In this paper, we are interested in first generation wavelets, in order to compress medical images in gray and color, and compression is used with loss, it is the most widespread

The results obtained in medical images in gray level and color images show a visual and numerical superiority of the compression by our program (DWT sym7 DCT + arithmetic coder) compared to the other methods. These visual results

. (Promoters are confirmed by evaluation parameters such as (PSNR, Tc

. **Keywords:** DWT, PSNR, Tc, sym7