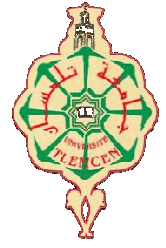




جامعة أبو بكر بلقايد - تلمسان



**Université Abou Bakr Belkaïd de Tlemcen**

**Faculté de Technologie**

**Département de Génie Biomédical**

**Laboratoire de Recherche de Génie Biomédical**

**MEMOIRE DE PROJET DE FIN D'ETUDES**

**Pour l'obtention du Diplôme de**

**MASTER en GENIE BIOMEDICAL**

***Spécialité : Signaux et Images en Médecine***

**Présenté par : Bensennia Sarah**

---

**COMPRESSION HYBRIDE DES IMAGES  
MEDICALES**

---

**Soutenu le 25 mai 2016 devant le Jury**

M. DEBBAL Sidi Mohammed El Amine	Prof	Université de Tlemcen Président
M. BOUKLI HACENE Ismail	MAB	Université de Tlemcen Encadreur
Melle. FEROUJ Amel	MCB	Université de Tlemcen Examineur

**Année universitaire 2015-2016**

## ***Dédicace***

Je tiens à exprimer

Ma profonde gratitude aux personnes que je porte dans mon cœur.

A ceux qui m'ont encouragé et m'ont soutenu tout au long de ce travail et qui ont fait de moi ce qui je suis :

**A toi ma mère**

Toi qui m'a donné la tendresse, le courage et

La volonté pour arriver à mon but

**A toi mon père**

A mon chère oncle : Madani

A mon chère frère : Sid Ahmed

A mon baux frère : Ali

A mes chères sœurs : Dalila, Amel et spécialement ma jumelle Soria,

A tous mes neveux : Fatima, Youcera et Rami

A toute la famille : Cherifi et Bensennia,

Je le dédie encore une fois à mes chers amis pour leur soutien, leurs encouragements et leurs sympathies qui reflètent une amitié sincère et solide,

Sara, Houria, Amina, Hafida, fetehia, Halima, Halima, Thinhinane

A tous mes camarades de promotion M2 Sim.

Enfin, A tous ceux qui me sont chers et que je n'ai pas cité.

***Bensennia Sarah***

## *Remerciements*

**T**out d'abord je remercie le bon dieu le tout puissant pour son aide et pour m'avoir donné la patience et la volonté pour accomplir ce modeste travail.

**J**e tiens à exprimer toute ma gratitude à mon encadreur : **Dr. Boukli Hacene Ismail**, pour ses orientations, encouragements continus, ses aides et précieux conseils qu'il m'apporté et d'avoir attribué à la réalisation de ce travail.

**J**e dédie mes sincères salutations à tous mes enseignants qui m'ont accompagné tout au long de mon parcours universitaires.

**J'**adresse mes remerciements à Monsieur **DEBBAL SIDI MOHAMED**, professeur à l'université de Tlemcen, de m'avoir l'honoré de sa présidence aux jurys.

**J'**ai l'honneur de la présence de Madame **FEROUI AMEL**, maitre de conférences à l'université de Tlemcen, et je la remercie pour avoir accepté de siéger dans ce jury étant qu'examineur du présent travail.

**J**e suis énormément reconnaissante pour ma chère famille qui m'a soutenu et encouragé à réaliser ce modeste travail.

**J**e tiens à transmettre mes remerciements à :

- Mrs : le doyen de la faculté de technologie et le chef de département génie biomédicale qui nous ont beaucoup aidé et qui nous ont offert tous les moyens pour réussir.
- A tous les gens qui m'ont aidé de près ou de loin à l'élaboration de mon projet et de sa présentation.

**Merci à Tous**

# RESUME

Les hôpitaux et les centres médicaux produisent une énorme quantité d'images médicales numériques chaque jour, notamment sous la forme de séquences d'images. En raison de la grande capacité de stockage et de la bande passante de transmission limitée, une technique de compression efficace est nécessaire.

L'objectif de base de la compression des images médicales est de réduire le débit binaire et d'améliorer l'efficacité de compression pour la transmission rapide et le stockage de ces images, tout en maintenant une qualité d'image approuvable pour un diagnostic ou une thérapie.

Dans le cadre de cette mémoire, on a proposé une technique hybride destinée à appliquer une compression adaptative d'images médicales en niveau de gris et couleurs de différentes modalités. Il repose sur l'utilisation d'une transformée en ondelettes discrète (DWT) à base de banc de filtre couplée avec une Transformée en Cosinus Discrète (DCT) suivie par un codeur arithmétique, conçus à compresser les images médicales à des taux de compression élevés. Nous avons testé quelques ondelettes en fonction des facteurs de quantifications dans les deux cas (images médicales niveaux de gris et couleurs).

Les résultats expérimentaux montrent une supériorité visuelle efficace de l'approche proposée et sa performance en termes de taux de compression et qualité de reconstruction confirmés par des paramètres d'évaluation telle que (PSNR, MSSIM), en conservant le contenu de l'information médicale.

**Mots Clés :** Compression hybride, codeur arithmétique, Ondelettes, DWT, DCT, Paramètres d'évaluation, PSNR, MSSIM.

# ABSTRACT

Hospitals and medical centers produce a huge amount of digital images every day, particularly in the form of sequences of images. Due to the high capacity storage and limited transmission bandwidth, an efficient compression technique is necessary.

The basic objective of the compression of medical images is to reduce the bite rate and improve the efficiency for quick transmission and storage of these images, while maintaining a quality of approvable image for diagnosis or therapy.

In the context of this memory, a hybrid technique was suggested for adaptive compression of medical images in gray scale level and color of different modalities. It based on using a discrete wavelet transform (DWT) based on Filter Bank coupled with a transform cosine discrete (DCT) followed by an arithmetic encoder, designed to compress medicals images with high rates. We tested some wavelets based on quantifications factors in both cases (gray scale level medical images and color medical images).

The experimental results show an effective visual superiority of the proposed approach and its performance in terms of compression ratio and quality of reconstruction confirmed by parameters of evaluation such as (PSNR, MSSIM), retaining the content of medical information.

**Keywords:** Hybrid Compression, Arithmetic coder, Wavelet, DWT, DCT, PSNR, MSSIM, Evaluation parameters.

## المخلص

ان المستشفيات والمراكز الطبية تنتج كمية كبيرة من الصور الطبية الرقمية كل يوم، وخصوصا في شكل تسلسل الصور. ونظرا لسعة التخزين الكبيرة وعرض النطاق الترددي لانتقال محدود لذلك فان تقنية الضغط تقنية فعالة و أمر ضروري.

الهدف الأساسي من ضغط الصور الطبية هو خفض معدل البث وتحسين كفاءة الضغط من اجل نقل سريع وتخزين لهذه الصور، مع الحفاظ على جودتها في التشخيص أو العلاج.

في سياق هذه الذاكرة، لقد اقترحنا تقنية هجينة لتطبيق ضغط ملائم للصور الطبية الرمادية والملونة من مختلف التقنيات الطبية. تستند على استخدام تحويل الموجات المنفصلة (DWT) بالاعتماد على بنك الفلتر الزوجي إلى جانب وجود تحويل (DCT)، يليه التشفير الحسابي، مصممة لضغط الصور الطبية بنسبة عالية. لقد اختبرنا بعض المويجات مع تغيير العوامل الكمية في كلتا الحالتين (الصور الطبية الرمادية و الملونة).

لقد اظهرت النتائج التجريبية التفوق البصري الفعال للطريقة المقترحة وأدائها من حيث نسبة الضغط والجودة المؤكدة من طرف معايير التقييم مثل (MSSIM، PSNR)، مع أننا حافظنا على محتوى المعلومات الطبية .

مفاتيح البحث: الضغط الهجين، التشفير الحسابي، الموجات، DWT، DCT، معايير التقييم، PSNR، MSSIM

---

# TABLE DES MATIERES

---

Introduction Générale.....	01
----------------------------	----

## CHAPITRE I :

### *ETAT DE L'ART SUR LA COMPRESSION DES IMAGES MEDICALES*

I.1. Introduction .....	04
I.2. Contexte médical et légal .....	04
I.3. Généralités sur la compression des images .....	05
I.3.1. Notion de base .....	05
I.3.2. Types de compression .....	06
I.3.2.1. Compression sans perte .....	06
I.3.2.2. Compression avec pertes .....	06
I.3.3. Modèle générale pour l'analyse des méthodes de compression .....	07
I.3.3.1. Etapes de compression .....	07
I.3.3.1.1. Transformation .....	07
I.3.3.1.2. Quantification .....	07
I.3.3.1.3. Codage .....	07
I.4. Méthodes de codage sans perte .....	08
I.4.1. Codage de Shannon-Fano .....	08
I.4.2. Codage de Huffman .....	09
I.4.3. Codage arithmétique .....	10
I.4.3.1. Principe .....	11
I.4.3.4. Inconvénients .....	14
I.4.4. Le codage par répétition ou (Run Length Coding RLC) .....	14
I.4.5. Codage Lempel Zif Welsh (LZW).....	14
I.5. Méthodes de codage avec perte .....	15
I.5.1. Quantification .....	15
I.5.1.1. Quantification scalaire .....	15
I.5.1.2. Quantification vectorielle (QV) .....	16
I.5.2. Codage par prédiction .....	17

I.5.3. Codage par transformée .....	17
I.5.3.1. Transformation de Karhunen-loeve (KLT) .....	18
I.5.3.2. Transformée en Cosinus Discret DCT .....	18
I.5.3.2. Transformée en ondelettes .....	18
I.6. Codages imbriqués .....	19
I.6.1. Embedded image coding using Zerotrees .....	19
I.6.2. Set Partitioning In Hierarchical Tree (SPIHT) .....	21
I.7. Formats d'images utilisées .....	21
I.7.1. Définition .....	21
I.7.2. JPEG .....	21
I.7.3. Le Graphics Interchange Format .....	22
I.7.4. Le Portable Network Graphics .....	22
I.7.5. Le Tagged Image File Format .....	22
I.7.6. Bitmap .....	22
I.7.7. Digital Imaging and Communication in Medicine" DICOM " .....	23
I.8. Mesures de performance de la compression d'image .....	23
I.8.1. Taux d'information (Entropie) .....	23
I.8.2. Taux de compression .....	24
I.8.3. Mesures de distorsion (Mesures de fidélité) .....	24
I.8.3.1. L'indice de la Similarité Structurelle (SSIM) .....	25
I.8.4. Temps de calcul .....	27
I.9. Etat de l'art sur la compression d'images médicales .....	27
I.10. Conclusion .....	30

## **CHAPITRE II**

### ***COMPRESSION HYBRIDE DES IMAGES MEDICALES***

II.1. Introduction .....	31
II.2. Les limite de Fourier .....	31
II.2.1. Transformée de Fourier (FT) .....	31
II.2.2. Transformée de Fourier Fenêtré (STFT) .....	32
II.3. Présentation de la transformée en ondelettes .....	34
II.3.1. Pourquoi les ondelettes .....	



34	II.3.2. Historique .....	34
	II.3.3. Qu'est-ce qu'une ondelette ? .....	35
	II.3.4. Propriétés Fondamentales d'une Ondelette .....	35
	II.3.4.1. Support compact .....	35
	II.3.4.2. Moments nuls et Oscillation .....	35
	II.3.4.3. Régularité .....	36
	II.3.4.4. Symétrie .....	36
	II.4. Théorie des ondelettes multirésolution et base mathématiques .....	36
	II.4.1. Transformée en ondelettes continue CWT .....	36
	II.4.2. Transformée en ondelettes discrète DWT .....	37
	II.4.3. Analyse multirésolution .....	38
	II.4.3.1. Fonction d'échelle .....	40
	II.4.3.2. Fonction d'Ondelette .....	40
	II.4.3.3. Les filtres H et G .....	40
	II.4.4. Extension à deux dimensions .....	42
	II.4.5. La biorthogonalité.....	43
	II.5. Transformée en Cosinus Discrète DCT .....	44
	II.5.1. La Transformée discrète en cosinus monodimensionnelle .....	45
	II.5.1.1 Transformée discrète en cosinus type I (DCT I) .....	45
	II.5.1.2 Transformée discrète en cosinus type II (DCT II) .....	45
	II.5.1.3. Transformée discrète en cosinus type III (DCT III) .....	46
	II.5.1.4. Transformée discrète en cosinus type IV (DCT IV) .....	46
	II.5.2. La DCT bidimensionnelle .....	47
	II.5.3. Propriétés de la DCT .....	48
	II.5.3.1. Décorrélacion .....	48
	II.5.3.2. Concentration de l'énergie .....	49
	II.5.3.3. Séparabilité .....	50
	II.5.3.4. Symétrie .....	51
	II.5.3.5. Orthogonalité .....	51
	II.6. L'algorithme proposé de WCT (Wavelet Cosinus transform) .....	52
	II.7. Conclusion .....	53

## CHAPITRE III

### *RESULTATS EXPERIMENTAUX*

III.1 Introduction .....	54
III.2. Testes et résultats de la compression hybride .....	54
III.2.1. Présentation des différents résultats sur les images médicales en niveau de gris .....	54
III.2.1.1. Influence du type de filtre et le facteur de quantification .....	54
III.2.1.2. Le choix d'ondelettes .....	58
III.2.1.3. La comparaison entre les deux ondelettes biorthogonales .....	64
III.2.1.4. Les principales propriétés des choix d'ondelette .....	66
III.2.1.4.1. Les caractéristiques de l'ondelette bior4.4 .....	67
III.2.2. Présentation des différents résultats sur les images médicales couleurs .....	67
III.2.2.1. Les représentations de la couleur .....	68
III.2.2.1.1. Le codage RGB .....	68
III.2.2.1.2. Le codage Y Cr Cb.....	69
III.2.2.2. Compression d'image médicale couleur .....	70
III. 3. Conclusion .....	79
Conclusion Générale .....	80
Annexe .....	82
Bibliographie .....	86

---

## LISTE DES FIGURES

---

<b>Figure I.1</b> : Schéma générale de compression/ décompression .....	07
<b>Figure I.2</b> : Codage de Shannon-Fano. ....	09
<b>Figure I.3</b> : Codage de Huffman .....	10
<b>Figure I.4</b> : un exemple de codage par plage RLE .....	14
<b>Figure I.5</b> : quantification scalaire .....	16
<b>Figure I.6</b> : Principe du quantificateur vectoriel .....	17
<b>Figure I.7</b> : Ordre de parcours des coefficients .....	20
<b>Figure I.8</b> : Modèle de dépendances inter-bandes .....	20
<b>Figure II.1</b> : La Transformée de Fourier .....	32
<b>Figure II.2</b> : La Transformée de Fourier fenêtrée .....	33
<b>Figure II.3</b> : ondelette simple dérivée seconde d'une Gaussienne .....	35
<b>Figure II.4</b> : ondelette de Morlet .....	35
<b>Figure II.5</b> : Filtres miroirs en quadrature .....	41
<b>Figure II.6</b> : Filtrage par des filtres passe-bas et passe-haut.....	41
<b>Figure II.7</b> : Exemple d'une décomposition en ondelettes a 2 niveaux de résolution.....	43
<b>Figure II.8</b> : Principe de décomposition 2D par filtrage passe- bas(H0) et passe haut (H1) dans le sens horizontal (Ligne) et vertical (Colonne) .....	43
<b>Figure II.9</b> : Transformée en DCT .....	44
<b>Figure II.10</b> : Distribution des fréquences de la DCT .....	47
<b>Figure II.11</b> : fonctions de base de la DCT-2D : (a) pour N=4 et (b) pour N=8 .....	48
<b>Figure II.12</b> : a) Image rachis-cervical, b)Auto-corrélation normalisée de l'image rachiscervical, c) DCT de l'auto-corrélation normalisée de l'image rachis-cervical.....	49
<b>Figure II.13</b> : a) Image rachis_scoliose, b) DCT de l'image rachis_scoliose .....	50
<b>Figure II.14</b> : calcul de la DCT-2D en utilisant la propriété de séparabilité .....	51
<b>Figure II.15</b> . ( a, b, c), compression par WCT .....	53
<b>Figure III.1</b> : image originale/ compressé (IRM3) .....	55
<b>Figure III.2</b> : Variation des paramètres d'évaluation pour différents types d'ondelettes: a) variation de MSSIM ;b) variation de PSNR ; c) variation de temps ; d) variation de taux.....	57
<b>Figure III.3</b> : Compression hybride d'image (coupe coronale) par WCT (CDF9/7) couplée avec le codeur arithmétique .....	58

<b>Figure III.4 :</b> Présentation des paramètres d'évaluation (MSSIM, PSNR, Tps, TC) en bateaux pour l'ondelette bior6.8 .....	60
<b>Figure III.5:</b> Présentation des paramètres d'évaluation (MSSIM, PSNR, Tps, TC) en bateaux pour l'ondelette bior4.4 .....	61
<b>Figure III.6:</b> Présentation des paramètres d'évaluation (MSSIM, PSNR, Tps, TC) en bateaux pour l'ondelette <b> bior6.8</b> .....	63
<b>Figure III.7:</b> Présentation des paramètres d'évaluation (MSSIM, PSNR, Tps, TC) en bateaux pour l'ondelette <b> bior4.4</b> .....	64
<b>Figure III.8 :</b> Comparaison entre les deux ondelettes biorthogonales pour la 1 <sup>er</sup> base de données .....	65
<b>Figure III.9 :</b> Comparaison entre les deux ondelettes biorthogonales pour la 2 <sup>ème</sup> base de données .....	65
<b>Figure III.10 :</b> Les filtres de décompositions de l'ondelette bior4.4 .....	67
<b>Figure III. 11 :</b> Algorithme de la compression d'image médicale couleurs par CWT .....	68
<b>Figure III.12 :</b> Composition additive des couleurs .....	69
<b>Figure III.13 :</b> les trois plans Y, Cb, Cr d'une image RGB rétinienne couleurs .....	69
<b>Figure III. 14 :</b> image originale / compressé .....	70
<b>Figure III. 15 :</b> Variation de paramètre d'évaluation pour différents type d'ondelettes : (a) variation du PSNR, (b) variation du MSSIM, (c) variation du taux de compression, (d) variation du temps .....	72
<b>Figure III.16 :</b> Variation de paramètre d'évaluation pour différentes valeurs de paramètre de quantification par la méthode WCT .....	75
<b>Figure III.17 :</b> Compression d'images médicales rétinographie couleur par la méthode WCT76	
<b>Figure III.18 :</b> Compression d'images médicales rétinographie couleur par la méthode WCT77	
<b>Figure III.19 :</b> Compression Différentes images médicales couleur par la méthode WCT ..	78

---

## LISTE DES TABLEAUX

---

<b>Table I.1</b> : Exemple du codage Huffman .....	10
<b>Table I.2</b> : Table des probabilités du codage arithmétique .....	12
<b>Table I.3</b> : calculs des bornes inférieures et supérieures .....	13
<b>Table I.4</b> : les étapes de décodage .....	13
<b>Table III.1</b> - Variation des paramètres d'évaluations (PSNR (db), MSSIM, TC(%), Tc (sec)) en fonction de facteur de quantification varié de 0.01 à 0.05 (Base I) avec l'ondelette <b>bior6.8</b> , <b>bior4.4</b> .....	59
<b>Table III.2</b> - Variation des paramètres d'évaluations (PSNR (db), MSSIM, TC(%), Tc (sec)) en fonction de facteur de quantification varié de 0.01 à 0.05 (Base II) par l'ondelette <b>bior6.8</b> , <b>bior4.4</b> .....	62
<b>Tableau III.3</b> : Résultats de calcul de la moyenne pour la 1 <sup>ère</sup> base de données .....	66
<b>Tableau III.4</b> : Résultats de calcul de la moyenne pour la 1 <sup>ère</sup> base de données .....	66
<b>Table III. 5:</b> Variation des paramètres d'évaluations (PSNR (db), MSSIM, TC(%), Tps (sec)) en fonction de facteur de quantification = [A; 0.1; 0.1] avec A varié de 0.01 à 0.1 .....	73
<b>Table. III.6</b> : Variation des paramètres d'évaluations en fonction de différents facteurs de quantification 'Q' .....	74

Les figures et les équations sont numérotées par chapitre. La bibliographie est en outre classée par chapitre à la fin de ce manuscrit.

## ABREVIATIONS

ACR	American College of Radiology	IRM	Imagerie par Résonance Magnétique
RMN	Résonance Magnétique Nucléaire	CT	Computerized Tomography
RF	Radio Fréquence	TEP	Tomographie par Emission de Positons
SPECT	Single Photon Emission Computerized Tomography	RLE	Run Length Coding
DICOM	Digital Imaging and Communications in Medecine.	PACS	Picture Archiving and Communication System
LZW	Lempel-Ziv-Welch	QS	Quantification Scalaire
QV	Quantification Vectorielle	LGB	Linde Buzo Gray
DPCM	Differential Pulse Code Modulation	KLT	karhunen- Loeve Transform
FFT	Fast Fourier Transform	DCT	Discret Cosine Transform
JPEG	Joint Photographic Experts Group	DWT	Discret Wavelet Transform
MPEG	Moving Picture Exepert Group	DFT	Discret Fourier Transform
AMR	Analyse Multi résolution	QWT	Quincunx Wavelet Transform
FMQ	Filtres miroirs en quadrature	EQ	Estimation-Quantization
EZW	Embedded Zerotree Wavelet	SPIHT	Set partitioning in hierarchical trees
LSP	Listes de Coefficients Signifiants	LIP	Listes de Coefficients Insignifiants
LIS	Ensembles Insignifiants	MSE	Mean Square Error
PSNR	Peak Signal to Noise Ratio	NCC	Normalized Cross- Correlation
SC	Contenu Structurel	MD	Maximum Difference
SSIM	Structural Similarity Index	HVS	Human Visual System
WCT	Wavelet Cosines Transform	WWT	Wavelet Walsh Transform
RN	Réseau de Neurone	Tc	Temps de calcule
TC	Taux de Compression	TFC	Taille de fichier Compressé
VGQ	Very Good Quality	VBQ	Very Bed Quality
VGC	Very Good Compression	BQ	Bed Quality

## **Introduction Générale**

---

L'imagerie médicale est un ensemble de techniques permettant de visualiser une partie du corps humain ou d'un organe et d'en conserver une image. Elle a pour objectif d'aider dans le diagnostic, de guider un geste thérapeutique, tel qu'une ponction, ou de suivre à moyen terme les résultats d'un traitement.

De ce fait, l'utilisation de l'imagerie médicale s'est largement accrue ces dernières années et surtout en ce qui concerne l'imagerie par résonance magnétique (IRM), SCANNER, tomographie...ex.

Ces techniques d'acquisition permettent de produire des images volumiques digitalisées sous forme 3D (résultat de l'IRM, scanner, échographie,..) ou une succession d'images 2D (encore appelée pile d'images), et les séquences d'images bidimensionnelles (coupes). Ces résultats sont souvent volumétriques, ce qui pose problème dans les centres d'imagerie, où les spécialistes en radiologie sont incapables de stocker cette quantité importante de ces images médicales, donc elles nécessitent des techniques de compression efficaces pour leur archivage à long terme (pouvant s'étendre à plus de 30 ans) mais également intéressantes pour leur consultation au travers de réseaux. L'une des particularités souvent requise afin de satisfaire des contraintes juridiques et éthiques est la compression sans perte, même si parfois une compression avec perte pourrait être suffisante avec des taux raisonnables sans nuire la qualité des images médicales pour un bon diagnostic.

Actuellement, Les chercheurs ont développé de nombreuses méthodes de compression de données déduites de la théorie de l'information et faisant appel à de nombreux domaines des mathématiques et de l'informatique.

La compression est un traitement sur une donnée qui a pour but de diminuer sa taille et donc de faciliter son stockage. La compression d'image fait l'objet de nombreuses études qui portent sur l'amélioration des algorithmes de compression ainsi que la mise au point de nouvelles techniques et formats de compression. Aujourd'hui, on distingue plusieurs types de compression qui semblent destinés à connaître un bel avenir et susceptibles de remplacer les formats actuels (en particulier la norme JPEG). Parmi, ces techniques on trouve la compression par Ondelettes (JPG 200).

L'utilisation des ondelettes en traitement d'images s'est généralisée durant les vingt dernières années. Leur application à l'imagerie médicale date de 1992, le succès de ce dernier

s'explique par le fait que la décomposition en ondelettes de la plupart des signaux ne fait apparaître des coefficients significatifs qu'à un petit nombre de positions dans le plan temps-échelle, c'est-à-dire que l'énergie est localisée préférentiellement à certaines fréquences et certaines positions. Cette caractéristique est utile pour la compression d'image car un petit nombre de coefficients suffisent à en reconstruire l'essentiel.

Dans cette mémoire nous intéressons à la compression d'images médicales en niveaux de gris et couleur enregistrées par les différentes techniques d'imagerie médicales, nous avons proposés une compression hybride des images médicales basé sur la transformée en ondelette couplée avec la transformée discrète en cosinus pour atteindre des taux de compression élevés avec une qualité satisfaisante de l'image reconstruite ; et un temps de calcul minimal lors de processus de codage.

Cette nouvelle méthode, récemment proposée dans la littérature scientifique, a reçu une attention particulière d'un grand nombre de chercheurs ces dernières années. La norme de compression JPEG à base de la TCD (Transformée en Cosinus Discrète) a beaucoup de succès et reste encore une méthode de compression d'images très performante dans le domaine de l'Internet et des appareils photos numériques.

Pour atteindre les objectifs fixés et faire état de nos travaux bibliographiques et de simulations, nous présentons ce mémoire subdivisé en trois chapitres, chaque chapitre aborde une thématique bien définie.

Le premier chapitre a pour objet d'expliquer les différentes techniques de compression d'images médical rencontrées dans la littérature, nous présentons les algorithmes de codages sans perte ainsi les méthodes de compression avec pertes.

Dans ce travail, l'estimation et le jugement de la qualité d'image compressée sont donnés par les paramètres d'évaluation le PSNR, MSSIM, Tps (temps de calcul) et le taux de compression.

Le deuxième chapitre consiste à présenter les limites de la transformée de Fourier ainsi la transformée en cosinus discret, et la transformée en ondelettes, donc notre choix c'est alors orienté vers une hybridation de la DWT non redondante avec la DCT pour les 2 types de catégories de l'image (couleur et niveau de gris), en énumérant leurs propriétés les plus importantes.

Nous terminons notre étude par une série d'expérimentations pour chaque algorithme proposé. Nous intéressons à la compression d'images médicales avec perte qui offre des gains de compression significatifs par rapport aux méthodes sans. Nous qualifions nos résultats à



l'aide des nouveaux paramètres d'évaluation de qualité d'image médicale en niveau de gris et couleur.

Le manuscrit s'achève sur une conclusion générale concernant les différents travaux menés au cours de cette mémoire, et sur les perspectives pouvant en découler.

## **I.1. Introduction :**

Les techniques d'imagerie médicale sont plus en plus sophistiquées, rapides et précises et plus l'imagerie est précise, plus les données acquises sont volumineuses et complexes, il est donc indispensable de disposer d'outils performants pour la transmission et le stockage de ces énormes quantités d'information. Parallèlement, la compression d'images numériques a connu une évolution incessante à celle des techniques d'imageries.

En particulier, dans le domaine médical l'image se caractérise par son utilisation en traitements de diagnostics cela explique l'importance toute particulière de la compression des images médicales.

Le but principal de la compression des images est de réduire la quantité de bits nécessaire pour les décrire tout en gardant un aspect visuel acceptable des images reconstruites. Aussi, il est noté que cette technique implique une opération de codage de plus, elle exploite les différentes corrélations spatiales et temporelles.

Actuellement, la compression des images médicales est effectuée sans ou presque sans perte d'informations, pour assurer l'intégrité des données et éviter les erreurs de diagnostic dues à la dégradation de la qualité de l'image après décompression notamment dans les parties diagnostics.

Enfin la qualité de la compression des images médicales doit tenir compte des éventuelles distorsions pouvant influencer l'interprétation qualitative des images et la valeur des paramètres anatomiques ou fonctionnels reflétant l'état de l'organe étudié.

Dans ce chapitre nous allons passer en revue sur un état de l'art sur les différentes techniques de compression des images médicales. Ensuite, nous présentons les principes de la compression d'images, les différentes étapes du schéma standard de sa construction et les différents codeurs, leurs avantages et leurs inconvénients.

## **I.2. Contexte médical et légal :**

Pour des raisons médicales (suivi des patients), juridiques (expertises en cas de litige) et afin d'éviter des examens redondants, les clichés médicaux doivent être archivés à plus ou moins long terme. La loi hospitalière prévoit une conservation des données relatives à un patient durant au minimum 20 ans après son dernier contact hospitalier. En cas de procès les informations doivent rester disponibles jusqu'au règlement définitif du dossier. Enfin, pour les problèmes de nature héréditaire, la conservation est illimitée dans le temps.

Ces longues périodes de conservation ajoutées à une constante évolution de l'imagerie médicale posent de sérieux problèmes d'archivage et de transfert. A titre d'exemple, la tomographie est devenue très populaire durant les dernières décennies et son usage s'est beaucoup intensifié. La quantité d'images ainsi produites chaque année a explosé de manière quasi exponentielle. Les évolutions technologiques ont également conduit à l'augmentation de la résolution (x,y,z) et de la précision d'acquisition (bits par pixels) des appareils. De ce fait, les images deviennent de plus en plus volumineuses [1].

Les coupes des **IRMs** ont souvent une résolution de 256×256 pixels qui tend à aller vers 512×512 sur du matériel récent et en **IRM3D**. Donc il, offre souvent une résolution transversale (z) plus faible que la tomographie et son cout et sa durée d'acquisition rendent sa fréquence d'utilisation moins élevée. Bien qu'elle soit ainsi moins gourmande en espace de stockage, elle reste la troisième modalité la plus encombrante après les radiographies et les scanners [2] [3] [4].

D'après des études locales, menées au sein de centres d'archivage communément appelés **PACS (Picture Archiving and Communication System)** [3] montre que la production des scanners a évolué de 19875 coupes par mois en moyenne pour l'année 2000 à 552773 pour l'année 2004, tandis que celle des **IRMs** s'est plus faiblement accrue de 66315 à 104457.

Les réseaux des hôpitaux souffrent également d'une consultation accrue de ces images volumineuses. Bien qu'il existe une augmentation perpétuelle des capacités de stockage et des débits grâce aux avancées scientifiques, La compression des images volumiques en vue du stockage et/ou d'une transmission efficace est donc un enjeu important [1].

### **I.3. Généralités sur la compression des images :**

#### **I.3.1. Notion de base :**

La compression d'image est une application de la compression des données sur des images numériques. Cette compression a pour utilité de réduire la redondance des données d'une image afin de pouvoir l'emmagasiner sans occuper beaucoup d'espace ou la transmettre rapidement.

La compression des données traite de la manière dont on peut réduire l'espace nécessaire à la représentation d'une certaine quantité d'information et peut être effectuée avec perte de données ou sans perte.

On peut distinguer plusieurs types de redondances de données, les plus exploitées sont les redondances **spatiales** et **psychovisuelles** [6].

La redondance spatiale est bien exploitée pour des images qui ne contiennent pas des passages brusques de niveaux de gris, les méthodes qui exploitent ce type de redondance s'appuient sur le fait que les pixels adjacents représentant une image sont souvent liés soit par un même niveau de gris ou bien des valeurs voisines.

La redondance psychovisuelle est exploitée par la compression en éliminant des données pour autant diminuer la qualité de l'image auprès de l'œil humain. En fait, la perception humaine de l'information dans une image ne permet pas de distinguer la luminance de tous les pixels d'où la possibilité d'éliminer quelques détails pour les méthodes de compression avec pertes d'informations [7].

**I.3.2. Types de compression :** Les méthodes de compression peuvent se regrouper, en deux classes :

**I.3.2.1. Compression sans perte :**

La compression est dite sans perte lorsqu'il n'y a aucune perte des données sur l'information d'origine. Des méthodes de compression sans perte peuvent également être préférées pour garder une grande précision.

**I.3.2.2. Compression avec pertes :**

La compression est dite avec pertes lorsque la perte d'information est irréversible, il est impossible de retrouver les données d'origine après une telle compression. La compression avec perte est pour cela parfois appelée compression irréversible ou non conservatrice [8].

Les méthodes avec perte sont particulièrement appropriées aux images normales telles que des photos dans les applications où une perte mineure de fidélité (parfois imperceptible) est acceptable.

### I.3.3. Modèle générale pour l'analyse des méthodes de compression :

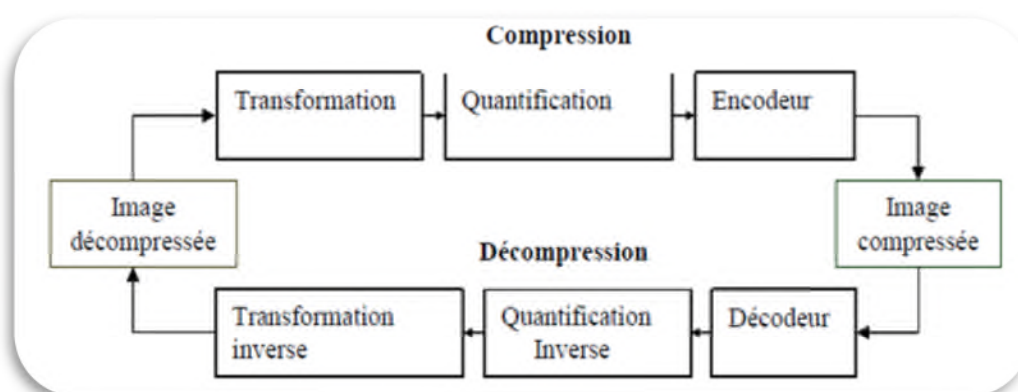


Figure I.1 : Schéma générale de compression/ décompression.

**I.3.3.1. Etapes de compression :** Les méthodes de compression avec pertes d'images actuelles suivant les 3 étapes classiques [9].

#### I.3.3.1.1. Transformation

Le but de la transformation est de décorrélérer les pixels, ce qui a pour effet en général de redistribuer l'énergie de l'image dans un nombre restreint des coefficients transformés[5]. La dépendance existante entre chacun des pixels et ses voisins (la luminosité varie très peu d'un pixel à un pixel voisin) traduisent une corrélation très forte sur l'image. On essaie donc de tirer parti de cette corrélation, pour réduire le volume d'information [10].

#### I.3.3.1.2. Quantification :

A chaque transformée, on peut adapter une méthode de quantification, cette dernière a pour but de réduire le nombre de bits nécessaires pour leurs représentations. Elle représente une étape clé de la compression. Elle approxime chaque valeur d'un signal par un multiple entier d'une quantité  $q$ , appelée quantum élémentaire ou pas de quantification.

#### I.3.3.1.3. Codage :

L'étape de codage consiste à donner la représentation binaire la plus compacte de l'entité quantifiée, plusieurs méthodes sont utilisées dans ce but, notamment le codage de *Huffman* et le codage arithmétique.

Un codeur doit satisfaire a priori les deux conditions suivantes :

- **Unicité** : deux messages différents ne doivent pas être codés de la même façon.
- **Déchiffrabilité** : deux mots de codes successifs doivent être distingués sans ambiguïté [10].

#### I.4. Méthodes de codage sans perte :

##### I.4.1. Codage de Shannon-Fano :

C. Shannon du laboratoire Bells et R.M Fano du MIT ont développés à peu près en même temps une méthode de codage basée sur de simples connaissances de la probabilité d'occurrence de chaque symbole dans le message.

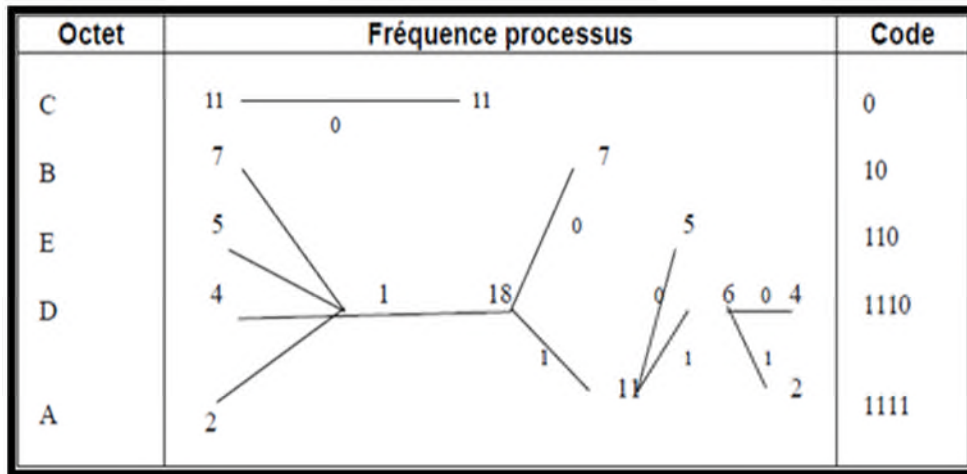
Le procédé de Shannon-Fano [11] consiste à construire une arborescence partant de la racine, et procédant par divisions successives. Le classement des fréquences se fait par ordre décroissant, ce qui suppose une première lecture du fichier et la sauvegarde de l'en-tête.

La procédure se décrit ainsi en 4 étapes :

- ✓ **Etape1** : classer les  $n$  fréquences non nulles  $f_i$  per ordre décroissant.
- ✓ **Etape2** : devise l'ensemble des messages en deux sous-ensembles de fréquences aussi proches que possibles.
- ✓ **Etape3** : Attribuer à chaque sous ensemble un bit 0 ou 1.
- ✓ **Etape4** : Rediviser chaque sous ensemble en deux nouveaux sous-ensembles de fréquences équivalentes afin de réitérer l'algorithme jusqu'à ce qu'il n'y ait plus qu'un seul élément dans chaque sous ensemble.

#### Exemple :

La chaine que nous allons traiter est : ACBBCDECECEBCEEECCCCABCECBDBDBD  
c.à.d.  $f(A)=2$ ,  $f(B)=7$ ,  $f(C)=11$ ,  $f(D)=4$ ,  $f(E)=5$ .



**Figure I.2 :** Codage de Shannon-Fano

On remarque que le fichier compressé comporte 64bits contre 196 pour le fichier original.

#### I.4.2. Codage de Huffman :

En 1952 David Huffman inventa une nouvelle méthode de compression à Arbre de *Huffman* [12]. Le codage de Huffman est une méthode de compression statistique de données qui permet de réduire la longueur du codage d'un alphabet. C'est un code de longueur variable optimal, c'est-à-dire que la longueur moyenne d'un texte codé est minimale. On observe des réductions de taille de l'ordre de 20 à 90% [13].

##### **Le principe**

Le principe de l'algorithme de Huffman consiste à recoder les octets rencontrés dans un ensemble de données source avec des valeurs de longueur binaire variable.

1. les symboles de l'information à coder sont comptabilisés puis classés par ordre de probabilité décroissante.
2. on effectue des réductions de source en sommant les deux probabilités les plus basses ce qui donne la probabilité d'un symbole " composé "; les autres probabilités restent inchangées, on réordonne la liste à l'ordre des probabilités décroissantes. On continue ainsi de manière dichotomique jusqu'à obtenir 2 seules probabilités.
3. on procède au codage en faisant en sens inverse le cheminement précédent [14].

Le codage de Huffman a une propriété de préfixe : une séquence binaire ne peut jamais être à la fois représentative d'un élément codé et constituer le début du code d'un autre élément.

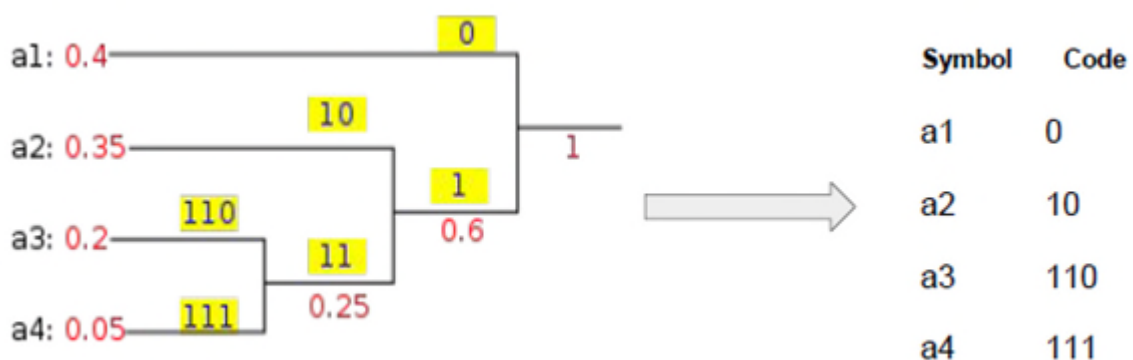
Si un caractère est représenté par la combinaison binaire 100 alors la combinaison 10001 ne peut être le code d'aucune autre information. Dans ce cas, l'algorithme de décodage

interpréterait les 5 bits comme deux mots : 100-01. Cette caractéristique du codage de Huffman permet une codification à l'aide d'une structure d'arbre binaire [13].

**Exemple :**

symboles	a <sub>1</sub>	a <sub>2</sub>	a <sub>3</sub>	a <sub>4</sub>
probabilités	0.4	0.35	0.2	0.05

**Table I.1 :** Exemple du codage Huffman



**Figure I.3 :** Codage de Huffman.

Malgré son ancienneté, cette méthode est toujours remise au goût du jour, et offre des performances appréciables. En effet, beaucoup de recherches en algorithmiques ont permis d'améliorer les fonctionnalités des méthodes Huffman de base, comme avec les arbres binaires, arbres équilibrés, etc, [15].

#### I.4.3. Codage arithmétique :

Le codage arithmétique est une méthode statistique souvent meilleure que le codage de Huffman. Cet 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.

L'avantage que possède le codage arithmétique sur le codage de Huffman est que ce dernier va coder un caractère sur un nombre entier de bits (il ne peut coder sur 1.5 bits) là où le codage arithmétique le peut. Par exemple, si un caractère est représenté avec une probabilité de 90%, la taille optimale du code du caractère serait de 0.15 bit, alors que Huffman coderait sûrement ce symbole sur 1 bit, soit 6 fois plus [16].



De ce fait, le Codage arithmétique a été largement utilisé comme un algorithme de compression efficace dans les nouvelles normes telles JPIG2, JPEG2000 [17].

#### **I.4.3.1. Principe :**

Le principe consiste à coder, à partir de la probabilité d'apparition des symboles d'une source de créer un seul mot-code qui soit associé à la source.

Le code associé à une séquence de symboles est un nombre réel de l'intervalle  $[0, 1[$ . Ce code est construit par subdivisions récursives d'intervalles.

A chaque étape, un intervalle est subdivisé en sous-intervalle en fonction de la probabilité de chaque symbole.

Soit une source  $S = \{s_1, s_2, \dots, s_N\}$  avec les probabilités  $p_k = P(s_k)$ ,  $[L_{s_k}, H_{s_k}[$  est l'intervalle « assigné » au symbole  $s_k$  avec :  $H_{s_k} - L_{s_k} = p_k$

Pour coder la séquence  $S = \{s_1, \dots, s_N\}$  d'une source pouvant délivrer  $N$  symboles et munie, des probabilités suivantes,  $P\{s_k\} = p_k$ , l'algorithme utilise les étapes suivantes :

##### **- Étape 1 :**

On initialise un premier intervalle avec deux bornes : la borne inférieure  $L = 0$  et la borne supérieure  $H = 1$  (correspondant à la probabilité de choisir un premier symbole  $s_1$  parmi tous les symboles  $s_k$  de la source). La taille de cet intervalle est donc définie par :  $d = H - L = 1$ .

##### **- Étape 2 :**

Cet intervalle est partitionné en  $N$  sous-intervalles  $[L_{s_k}, H_{s_k}[$  en fonction des probabilités initiales de chaque symbole  $s_k$  de la source. La longueur  $(H_{s_k} - L_{s_k})$  de ces sous intervalles est donnée par :  $L_{s_k} - H_{s_k} = p_k$ ,

##### **- Étape 3 :**

On choisit le sous-intervalle correspondant au prochain symbole  $s_k$  qui apparaît dans la séquence. On redéfinit alors l'intervalle initial  $[L, H[$ . La taille de l'intervalle initiale est donc réduite.

##### **- Étape 4 :**

Cet intervalle est subdivisé à nouveau, selon le même procédé que celui utilisé dans l'étape 2.

##### **- Étape 5 :**

Les étapes 2, 3, et 4 sont répétées jusqu'à obtenir le mot-code représentant la séquence complète des symboles sources.

### I.4.3.2. Exemple :

La première étape consiste à décomposer chaque lettre du mot. Nous avons donc 2 'E', 1 'S', 1 'I' et 1 'P'. Nous en générons alors une probabilité de présence dans le mot soit 40% de chance de trouver un E et 20% de chance pour les autres lettres. Dernière actions à effectuer pour cette première partie, nous affectons à chaque lettre un intervalle entre 0 et 1 de la manière suivante :

- La lettre 'E' à une probabilité de 40% (soit 0.4). Son intervalle est donc [0, 0.4 [
- La lettre 'P' a une probabilité de 20% (soit 0.2). Son intervalle est donc [0.4, 0.6 [
- Etc...

On obtient dès lors le tableau suivant :

Lettre	Probabilité	Intervalle
E	4/10	[0, 0.4 [
S	2/10	[0.4, 0.6 [
I	2/10	[0.6, 0.8 [
P	2/10	[0.8, 1.0 [

**Table I.2 :** Table des probabilités du codage arithmétique

Le codage va maintenant consister à remplacer le mot ESIPÉ par un nombre flottant lui correspondant. Pour cela, le mot va se voir affecter un intervalle compris entre 0 et 1 où chaque nombre compris entre les deux intervalles permettra de retrouver le mot ESIPÉ.

L'algorithme appliqué est le suivant : le mot commence avec un intervalle de [0,1[. Puis pour chaque lettre croisée, nous appliquons la formule suivante :

- La borne inférieure (BI) du mot est modifiée avec le résultat du calcul " $BI + (BS - BI) * \text{Borne\_Inférieure\_Lettre}$ "
- La borne supérieure (BS) du mot est modifiée avec le résultat du calcul " $BI + (BS - BI) * \text{Borne\_Supérieure\_Lettre}$ "

Le tableau suivant montre les étapes du calcul:

Lettre	Borne Inférieure	Borne Supérieure
	0.0	1.0
E	0.0	0.4
S	0.16	0.24
I	0.208	0.224
P	0.2208	0.224
E	0.2208	0.22208

**Table I.3 :** calculs des bornes inférieures et supérieures.

Dès lors, tous nombre flottant entre 0.2208 et 0.22208 est le format compressé du mot "ESIPE"

De la même manière, nous allons présenter la décompression par l'exemple en décompressant notre format compressé.

Prenons le nombre 0.2208 qui code le mot "ESIPE". Le principe de la décompression est très simple. Celle-ci suit les deux étapes suivantes qui se répète jusqu'à l'obtention du mot :

- La prochaine lettre du mot est celle dont l'intervalle contient le nombre du mot actuel (Ex : 0.2208 est dans l'intervalle de E donc la première lettre est E).
- On modifie le nombre représentant le mot à l'aide du calcul « (nombre du mot – borne inférieure de la lettre) / probabilité de la lettre (Ex : nombre du mot =  $(0.2208 - 0.0) / 0.4 = 0.552$

Le tableau suivant montre les différentes étapes de la décompression :

Mot	Lettre	Nouveau code
	E	0.552
E	S	0,76
ES	I	0,8
ESI	P	0,0
ESIP	E	

**Table I.4 :** les étapes de décodage.

Ainsi, nous avons récupéré notre premier mot: ESIPE

#### I.4.3.4. Inconvénients :

Le codage arithmétique demande un peu plus de temps de calcul que les codeurs VLC : ces derniers sont quasiment instantanés puisqu'ils ne nécessitent que d'une lecture en mémoire du code et d'une recopie, tandis que le codeur arithmétique doit effectuer quelques opérations afin de mettre à jour les bornes de l'intervalle,

Le codage est très dépendant des symboles précédemment encodés, ce qui le rend peu robuste aux erreurs de transmission, et empêche le décodage à partir d'une position aléatoire dans le flux de données [1].

#### I.4.4. Le codage par répétition ou (Run Length Coding RLC) :

C'est une technique avec mémoire ("avec mémoire " signifie qu'elle code les valeurs d'entrée en prenant en compte les valeurs précédentes). Son principe est de regrouper les valeurs voisines identiques et ne transmettre cette valeur une seule fois, précédée par le nombre de répétition.

Il est clair que cette approche fonctionne bien s'il y a beaucoup de répétition dans le signal. Cet algorithme très simple, il peut aboutir à des taux de compression très élevés. Le traitement RLE est donné à la figure suivante :

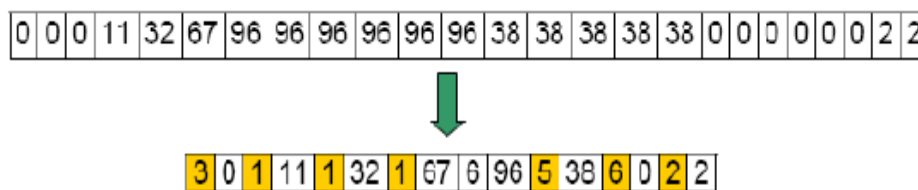


Figure I.4: un exemple de codage par plage RLE

#### I.4.5. Codage Lempel Zif Welsh (LZW):

Le codage LZW [19] introduit en 1984, est une technique de compression réversible qui peut être appliquée à tout type de fichier de données, que ce soit : texte, image, fichier informatique etc.. Elle a été adoptée pour la mise en œuvre du format de compression d'images 'GIF'.

Le principe général de cette méthode consiste à créer un dictionnaire contenant toutes les répétitions. Il doit être construit de la même manière, à la compression et à la décompression, et contenir les mêmes informations.

- Tous les ensembles de lettres qui sont lus sont placés dans le dictionnaire, et sont numérotés.
- A chaque fois qu'un ensemble est lu, on regarde s'il en existe déjà un qui est identique. Si c'est le cas, on émet son numéro vers le fichier compressé.
- Sinon, on le rajoute à la fin du dictionnaire, et on écrit chacune des lettres dans le fichier compressé.

Les caractéristiques essentielles de LZW sont :

- Il n'existe pas de table d'en-tête : le dictionnaire est construit au fur et à mesure de la lecture du fichier tant à la compression qu'à la décompression.
- L'algorithme ne fonctionne pas sur un nombre fixe de motifs mais apprend les motifs du fichier durant la lecture du fichier à comprimer.
- La compression se fait en une seule lecture.

## **I.5. Méthodes de codage avec perte :**

Comme l'énergie des images est le plus souvent concentrée sur les basses fréquences, les algorithmes de compression avec pertes ont tendance à quantifier plus fortement les hautes fréquences, de manière à obtenir un nombre de coefficients nuls plus importants et à réduire l'entropie. La compression avec pertes peut également utiliser un modèle psychovisuel afin de supprimer des composantes fréquentielles non perceptibles par l'œil humain.

### **I.5.1. Quantification :**

Plusieurs familles de quantification existent ; elles travaillent soit coefficient par coefficient, soit par groupe de coefficients. Dans le premier cas on parle de quantification scalaire, et dans le second cas le codage de type vectoriel. Le choix de ces représentants vectoriels ou scalaires et leur répartition a donné lieu à de nombreux algorithmes de quantification [20].

#### **I.5.1.1. Quantification scalaire :**

La quantification scalaire est l'approximation de chaque valeur du signal aléatoire  $x(t)$ , par une valeur  $q$  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 [21].

On l'appelle le pas de quantification  $\Delta$ . Il représente l'écart entre chaque valeur  $q$ . Arrondir la valeur  $x$  provoque une erreur de quantification, appelé le bruit de quantification.

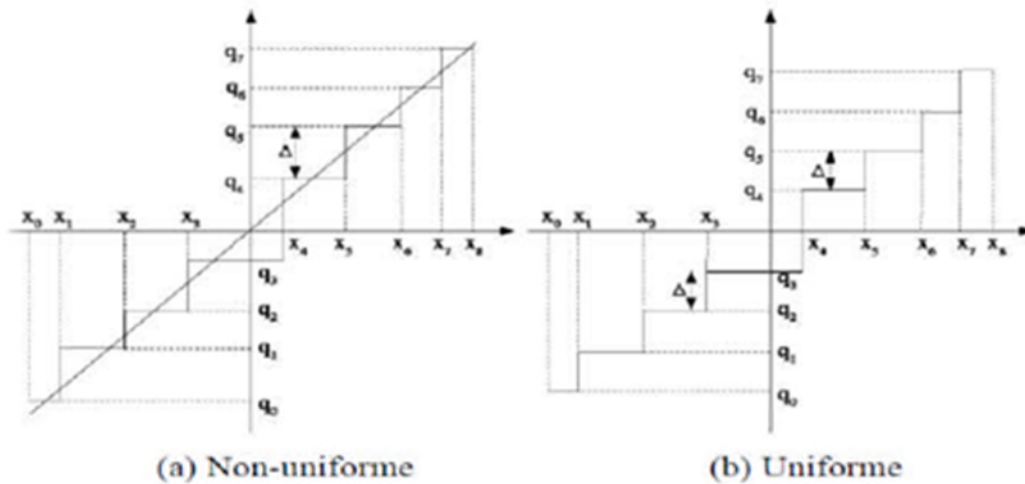


Figure I.5: quantification scalaire.

### I.5.1.2. Quantification vectorielle (QV) :

La quantification vectorielle a été développée par Gersho et Gray et elle fait aujourd'hui l'objet de nombreuses publications dans le domaine de la compression numérique [22]. Elle 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  $x \in R^k$  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 [21].

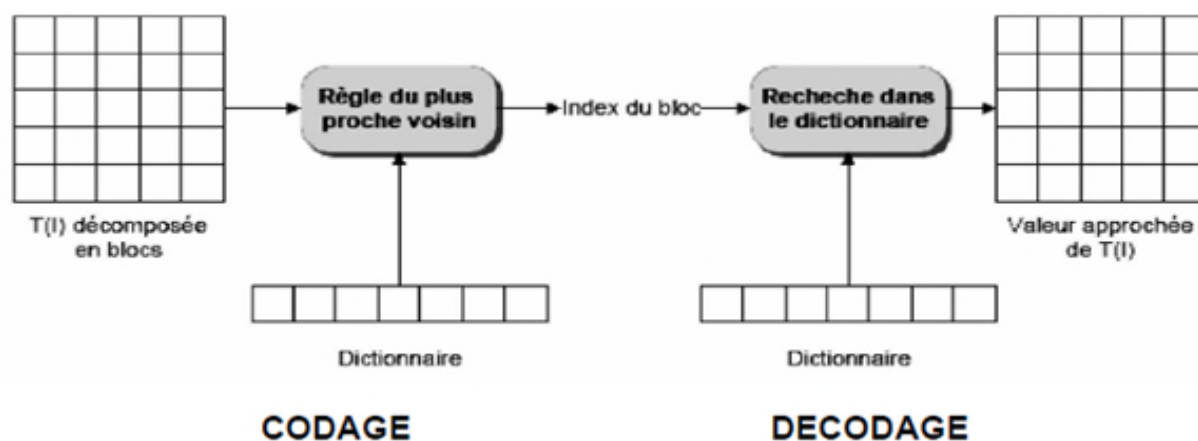


Figure I.6: Principe du quantificateur vectoriel

### I.5.2. Codage par prédiction

C'est la technique de compression la plus ancienne. On prédit la valeur du pixel à partir de la valeur précédemment codée. La prédiction peut se faire au moyen de l'histogramme de l'image. Seul l'écart entre la valeur réelle et la valeur prédite est quantifié puis codé et envoyé au décodeur. On peut réaliser la prédiction, au sein de l'image elle-même ainsi qu'entre images d'une séquence. Cette dernière est connue sous le nom de prédiction par compensation de mouvement. Le codage par prédiction est utilisé dans le codage DPCM (Differential Pulse Code Modulation).

### I.5.3. Codage par transformée

Les recherches menées dernièrement sur la compression par transformation tendent à montrer que l'adaptation de la transformée aux caractéristiques locales de l'image permet une amélioration notable des performances. En pratique, l'optimisation de la transformée peut être réalisée à deux niveaux :

Dans le domaine spatial, en adaptant le support de la transformée qui exploite l'idée d'appliquer la transformation sur des blocs sur l'image en entier. Plusieurs techniques peuvent être considérées. La plus simple est le découpage de l'image en blocs de taille fixe, par exemple, de taille  $8 \times 8$  pixels comme dans le format de compression JPEG.

Dans le domaine transformé, en adaptant les atomes de la base de projection aux caractéristiques du signal que l'on cherche à décrire [23].

### **I.5.3.1. Transformation de Karhunen-loeve (KLT)**

La transformée continue de Karhunen-Loève a été développée par Karhunen [26] et Loève [25], Cette transformée est une série d'analyse spectrale pour la représentation d'un signal aléatoire donné [24], dont les fonctions de base orthogonales sont obtenues par les vecteurs propres de la matrice d'auto-corrélation correspondante. Cette transformée est optimale au sens où tous les coefficients obtenus sont décorrélés et que la quasi-totalité de l'énergie est conservée par un minimum de coefficients. Malheureusement les éléments de la transformation, notamment la matrice, dépendent de l'image dont il faut entre autre calculer la moyenne et la covariance. Mais comme la transformée KLT ne possède pas d'algorithme rapide, elle ne peut être utilisée pour une application pratique. On préfère des transformations qui sont indépendantes des images et qui ont des algorithmes rapides, tels que les transformations spectrales en ondelettes.

### **I.5.3.2. Transformée en Cosinus Discret DCT :**

La Transformée en Cosinus Discret (DCT) est l'une des transformées les plus répandues en compression d'images. Son utilisation, tout comme la majorité des transformées basées sur le domaine spectrale, résulte de l'observation que les images naturelles tendent à avoir leur énergie concentrée autour des basses fréquences.

La DCT a donc tendance à générer des coefficients hautes fréquences de faible amplitude et ainsi à diminuer l'entropie de la source. Cependant, cette transformée a sur montrer ses faiblesses au fil du temps. Le principal reproche va aux artéfacts générés lors d'une compression avec pertes. De plus, les fonctions sinusoïdales étant à valeurs réelles, elle génère des pertes d'informations numériques. Elle a tout de même été approximée pour la compression sans perte [27,28].

### **I.5.3.2. Transformée en ondelettes :**

La transformée phare de ces dernières années pour la compression d'images et la transformée en ondelettes discrète (DWT Discrete Wavelet Transform). Elle est notamment utilisée par le standard JPEG 2000.

Elle est réputée pour sa simplicité d'utilisation, ses bonnes propriétés de décorrélation, sa représentation multi-résolution, etc. Elle a connu un nombre considérable d'applications en compression avec et sans perte d'images.

Les ondelettes aidant, la majorité des codeurs qui les utilisent proposent un codage progressif. La DWT a également inspiré un bon nombre d'autres transformées utilisées en



compression ou en débruitage d'images (les paquets d'ondelettes, les curvelettes, les bandelettes, les contourlettes, ...) visant à apporter des propriétés complémentaires (meilleure décorrélation des coefficients hautes fréquences, réduction de l'amplitude des coefficients aux abords des discontinuités /contours, ...) [1]

## **I.6. Codages imbriqués :**

La transformation en ondelettes génère des sous-bandes qui correspondent à des projections orthogonales dans des espaces vectoriels disjoints. Il subsiste des ressemblances structurelles dans les sous-bandes détails dans la même direction à des résolutions successives.

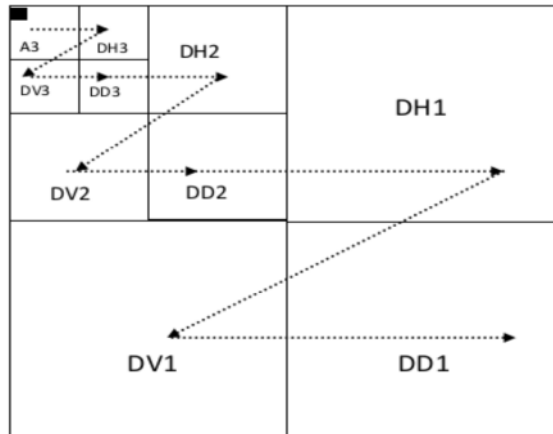
Il existe à l'heure actuelle un grand nombre de méthodes de codage spécifiquement adaptées à la structure et aux propriétés des représentations multi échelles. Parmi les plus récentes et les plus efficaces [31], nous distinguons les codeurs EZW (Embedded image coding using Zerotrees of Wavelet coefficients) et SPIHT (Set Partitioning In Hierarchical Trees).

### **I.6.1. Embedded image coding using Zerotrees:**

C'est le premier codeur en sous-bande par 'zerotree' à avoir été introduit [30]. Il a été développé par Jerome M. Shapiro. Il procède au regroupement des coefficients non significatifs sous forme d'arbre de zéros (zerotree). La structure zerotree permet de détecter les zones de l'image qui ne contiennent pas d'information significative et sont codées ensuite en arbre.

Le codage EZW est basé sur deux principales observations :

- Quand une image est transformée par ondelettes, l'énergie dans les sous-bandes diminue pendant que l'échelle diminue (la basse échelle signifie la haute résolution). Ainsi les coefficients d'ondelette seront plus petits en moyenne dans les sous-bandes plus hautes que dans les sous-bandes inférieures (**Figure I.7**). Ceci prouve que le codage progressif est un choix très normal pour des images transformées par ondelettes, puisque les sous-bandes plus hautes ajoutent seulement les détails fins.
- Les grands coefficients d'ondelette sont plus importants que les plus petits.

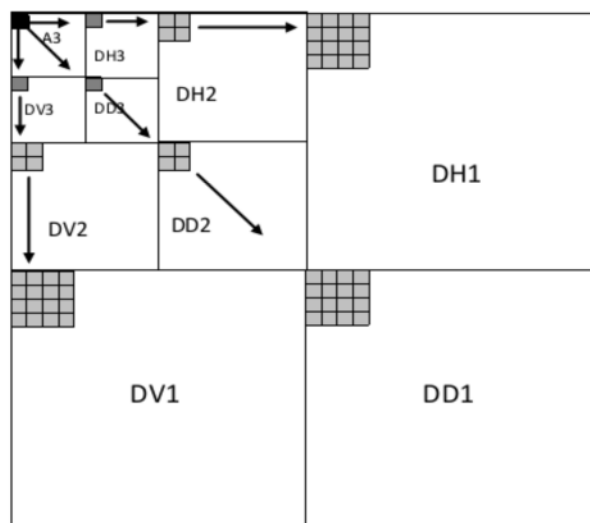


**Figure I.7 :** Ordre de parcours des coefficients.

Ces deux observations sont exploitées en codant les coefficients d'ondelettes par ordre décroissant, dans plusieurs passages.

L'algorithme EZW peut être résumé, comme suit :

- Pour chaque passage on choisit un seuil par rapport auquel tous les coefficients d'ondelettes sont comparés.
- Si un coefficient d'ondelette est supérieur au seuil, il est codé et retiré de l'image, sinon, il est laissé pour le prochain passage.
- Quand tous les coefficients d'ondelettes ont été examinés, le seuil est abaissé et l'image est rebalayée pour ajouter plus de détails à l'image déjà codée.
- Cesse est répété jusqu'à ce que tous les coefficients d'ondelettes soient encodés complètement ou qu'un autre critère soit satisfait (débit binaire maximum par exemple) selon le mode de compression utilisé.



**Figure I.8 :** Modèle de dépendances inter-bandes

### **I.6.2. Set Partitioning In Hierarchical Tree (SPIHT):**

L'algorithme SPIHT a été proposé par Saïd et Pearlman en 1996 pour la compression avec [29] et sans perte [30].

Tout comme le codeur EZW, cette méthode applique une quantification par approximations successives pour améliorer la précision de la représentation des coefficients d'ondelettes et pour faciliter le codage imbriqué.

On effectue donc une partition des sous-bandes en sous-ensembles regroupant des coefficients non significatifs main selon un procédé différent de l'algorithme EZW. En effet, des coefficients non significatifs dans les basses fréquences ont de fortes chances d'avoir des enfants non significatifs dans les hautes fréquences, ceux possédant une énergie importante ont généralement des enfants possédant moins d'énergie.

Le tri partiel réorganise ainsi les coefficients d'une branche en fonction de leur bit de poids le plus fort (réduction de l'erreur quadratique) à l'aide d'un parcours en profondeur des nœuds possédant un descendant significatif dans l'arbre hiérarchique contrairement à EZW qui effectue un parcours en largeur.

Le codeur SPIHT est encore très utilisé comme référence pour l'évaluation d'autres méthodes et comme base à d'autres algorithmes [31].

## **I.7. Formats d'images :**

### **I.7.1. Définition :**

Un format d'image est une représentation informatique de l'image, associée à des informations sur la façon dont l'image est codée et fournissant éventuellement des indications sur la manière de la décoder et de la manipuler. Il existe plus d'une cinquantaine de types de formats d'image et chaque forme créée est facilement modifiable, soit en bougeant des points, soit en changeant la couleur.

La standardisation d'un format d'image permet de régler l'utilisation, la divulgation et la production de logiciels et de hardware compatibles avec le format standard.

### **I.7.2. JPEG :** (également appelé JPG) Joint Photographic Experts Group.

JPEG a été établi par l'ISO et l'IEC (International Electro-Technical Commission). Le plus populaire de ces standards est le JPEG, il a été créé vers la fin des années 80. JPEG utilise les principaux modes suivants: baseline, lossless, progressive et hiérarchique. Le mode baseline

est le plus utilisé, il supporte le codage avec perte seulement. Le mode lossless est moins populaire il ne supporte pas le mode avec perte.

JPEG2000 est le dernier standard ISO/ITU-T (International Standards Organization) pour le codage des images fixes, est basé sur la DWT, la quantification scalaire, la modélisation du contexte, le codage arithmétique et l'allocation débit post-compression.

Le JPEG2000 possède des fonctionnalités supplémentaires par rapport au format JPEG. La résistance aux erreurs est une caractéristique particulière du JPEG2000. Après le codage entropique plusieurs caractères de contrôle (segment marks, resynchronising marks) sont insérés dans le flux de bits. Cette démarche est faite pour synchroniser les informations, limiter la taille du segment et éviter la propagation des erreurs.

Une autre fonctionnalité importante du JPEG2000 est la compression par région d'intérêt (ROI) (Les zones importantes peuvent être compressées quasi sans pertes et les zones moins importantes avec un fort taux de compression) [32] [33].

**I.7.3. Le Graphics Interchange Format :** GIF Ce format utilise l'algorithme de compression sans perte le format GIF a été étendu pour permettre le stockage de plusieurs images dans un fichier. Ceci permet de créer des diaporamas, voire des animations si les images sont affichées à un rythme suffisamment soutenu.

**I.7.4. Le Portable Network Graphics:** PNG est un format d'images numériques, qui a été créé pour remplacer le format GIF, Le PNG est un format sans perte spécialement adapté pour publier des images simples comprenant des aplats de couleurs.

**I.7.5. Le Tagged Image File Format :** généralement abrégé TIFF est un format de fichier pour image numérique. Le TIFF non compressé est un format courant et lu par beaucoup des logiciels de traitement d'image matricielle. Il permet d'utiliser de nombreux types de compression, avec ou sans perte de données.

**I.7.6. Bitmap :** Bitmap, connu sous le nom BMP, est un format d'image numérique .C'est un des formats d'images les plus simples. Il est lisible par quasiment tous les éditeurs d'images. Il s'agit d'images matricielles, Ainsi, les images BMP peuvent être en 2 couleurs (1 bit), 16 couleurs (4 bits), 256 couleurs (8 bits), 65 536 couleurs (16 bits) ou 16.8 millions de couleurs (24 bits) [5].

### I.7.7. Digital Imaging and Communication in Medicine" DICOM ":

Est un document qui définit une méthode de communication pour les différents équipements d'imagerie médicale numérique. Cette norme est maintenant utilisée par la plupart des fabricants de matériel d'imagerie médicale. Le but est d'obtenir les images du patient ainsi que toutes les informations associées dans un format identique permettant l'interconnexion et l'interaction des équipements et le transfert des données.

Le format DICOM permet de rendre unique chaque image produite et de leur associer des informations spécifiques. Ainsi chaque image est autonome, si elle est perdue, reproduite ou renommée, il est toujours possible d'identifier formellement son origine, le patient, la date, la série d'où elle provient, les paramètres d'acquisition etc.. .donc il n'est pas possible de classer ces images dans un format courant de type JPEG ou GIF car il aurait un risque de pertes des données démographiques d'images [34].

### I.8. Mesures de performance de la compression d'image :

#### I.8.1. Taux d'information (Entropie) :

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 [16]. L'entropie (en bits) est calculée par la formule suivante :

$$H = - \sum_{i=1}^{i=N} P_i \log_2 P_i \quad (\text{I.1})$$

Où N est le nombre de bits par pixels.

L'entropie H d'une image originale fournit le débit minimal qu'il est possible d'atteindre par compression, pixel par pixel sans dégrader l'image, est par la même, un taux de compression sans perte maximale [18].

### I.8.2. Taux de compression :

Le taux de compression est défini comme le rapport entre le nombre total de bits nécessaires pour représenter l'information originale et le nombre total de bits du fichier binaire à stocker qui résulte de la méthode de compression :

$$RC(\%) = \frac{\text{nombre de bits codés}}{\text{nombre de bits de l'image originale}} \times 100 \quad (I.2)$$

Dans la pratique, on utilise plutôt le débit pour mesurer le pouvoir de compactage d'une méthode. Le débit est exprimé en bits par pixel :

$$RC(bpp) = \frac{\text{nombre de bits codés}}{\text{taille de l'image originale (nombre de pixels)}} \quad (I.3)$$

### I.8.3. Mesures de distorsion (Mesures de fidélité) :

Deux techniques sont utilisées pour évaluer la distorsion : subjective et objective [35] [54].

- Les méthodes subjectives, 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 méthodes objectives, s'agissant de définir des quantités permettant d'évaluer numériquement la qualité de l'image reconstruite.

La distorsion (D) est l'erreur introduite par l'opération de compression, due au fait qu'éventuellement l'image reconstruite n'est pas exactement identique à l'image originale [20]. La mesure de distorsion utilisée généralement en compression d'image, est l'erreur quadratique moyenne **MSE** (Mean Square Error). Cette grandeur est définie par la moyenne des écarts au carré entre le pixel  $I(i, j)$  de l'image originale et le pixel  $\hat{I}(i, j)$  de l'image reconstruite comme suit :

$$MSE = \frac{1}{M \cdot N} \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} [I(i, j) - \hat{I}(i, j)]^2 \quad (I.4)$$

Le rapport signal sur bruit (Signal to Noise Ratio) est défini par :

$$SNR = 10 \log_{10} \frac{\sum_{i=0}^{I-1} \sum_{j=0}^{J-1} x[i, j]^2}{MSE} \quad (I.5)$$

Le rapport signal crête sur bruit pour une image dont le maximum est  $(2^R - 1)$  dénoté PSNR (Peak Signal to Noise Ratio) entre la source initiale et celle distordue, où  $R$  est le nombre de bits de l'image originale [45] :

En compression d'images le PSNR d'une image de taille  $(8 \times (512)^2)$  bits ( $(512)^2$  indique une image de taille 512 par 512 pixels, chaque pixel est codé sur 8 bits) est défini plus souvent par :

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{255^2}{MSE} \quad (I.6)$$

Le PSNR d'une image couleur RGB est défini par l'équation [17] :

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{255^2 \times 3}{MSE(R) + MSE(G) + MSE(B)} \quad (I.7)$$

- La mesure du PSNR donne une valeur numérique concernant la dégradation, mais il ne renseigne pas sur le type de cette dégradation.
- Pour les applications d'imagerie médicale dans lesquelles les images dégradées doivent finalement être examinées par des experts, l'évaluation classique reste insuffisante. C'est pour cette raison que des approches objectives sont nécessaires pour l'évaluation de la qualité de l'image médicale. Nous évaluons alors un nouveau paradigme pour l'estimation de la qualité des images médicales, précisément les images compressées par la transformée en ondelettes; basé sur l'hypothèse que le système visuel humain (HVS) est très adapté pour extraire les informations structurelles.

### I.8.3.1. L'indice de la Similarité Structurale (SSIM) :

Parmi les métriques les plus populaires et les plus utilisées, on trouve SSIM (Structural Similarity Index) qui est basée sur la similarité structurale entre deux images comme le cas de l'œil humain qui est sensible aux changements dans la structure.

La similarité compare la luminance, le contraste et structure entre chaque couple de vecteurs, d'où l'indice de similarité structurelle (*SSIM*) entre deux signaux  $x$  et  $y$  est donné par l'expression suivante [36], [37]:

$$SSIM(x, y) = l(x, y) \cdot c(x, y) \cdot s(x, y) \quad (I.8)$$

La comparaison de la luminosité est déterminée par l'expression suivante:

$$L(x, y) = \frac{2\mu_x\mu_y + C_1}{\mu_x + \mu_y + C_1} \quad (I.9)$$

Où l'intensité moyenne de signal  $x$  est donnée par:

$$\mu_x = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad (I.10)$$

$C_1 = (K_1 L)^2$  La constante  $K_1 \ll 1$  et  $L$  indique la ligne dynamique de la valeur des pixels (255 pour une image en niveaux de gris codé sur 8 bits).

La fonction de comparaison de contraste prend la forme suivante:

$$c(x, y) = \frac{2\sigma_x\sigma_y}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + c_2} \quad (I.11)$$

Avec:  $\sigma_x = \sqrt{\mu_x(x^2) - \mu_x^2}$  l'écart-type du signal original  $x$ .

$C_2 = (K_2 L)^2$ , la constante  $K_2 \ll 1$

La fonction de comparaison de structure est donnée par l'expression suivante:

$$s(x, y) = \frac{\sigma_{xy} + c_3}{\sigma_x\sigma_y + c_3} = \frac{cov(x, y) + c_3}{\sigma_x\sigma_y + c_3} \quad (I.12)$$

$$\text{or } cov(x, y) = \mu_{xy} - \mu_x\mu_y, \quad c_3 = \frac{c_2}{2}$$

Alors, l'expression de l'indice de similarité structurelle devient:

$$SSIM(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + c_1)(2\sigma_{xy} + c_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + c_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + c_2)} \quad (I.13)$$

Finalement la mesure de qualité peut fournir une carte spatiale de la qualité de l'image locale, qui fournit plus d'informations sur la dégradation de qualité de l'image, ce qui est utile dans les applications de l'imagerie médicale.

Pour l'application, on exige une seule mesure totale de la qualité de toute l'image qui est donnée par la formule suivante:

$$MSSIM(I, \hat{I}) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M x_i SSIM(I_i, \hat{I}_i) \quad (I.14)$$



Où  $I$  et  $\hat{I}$  sont respectivement les images de référence et dégradée,  $I_i, \hat{I}_i$  sont les contenus des images à la  $i^{\text{ème}}$  fenêtre locale.

$M$  : le nombre total de fenêtres locales dans l'image.

Les valeurs de l'*MSSIM* exposent une meilleure consistance avec l'apparence visuelle qualitative.

#### **I.8.4. Temps de calcul :**

La contrainte du temps est un facteur essentiel dans l'évaluation des performances de toute méthode de compression, elle revient à calculer le temps pris par la compression et la décompression des images. Cette contrainte est plus au moins imposée selon l'application visée par la compression (transmission ou archivage). En effet, il serait dommage, dans une application de transmission, que le temps gagné par une réduction de la taille des données à transmettre soit inférieur au temps passé à la compression décompression [38]. Cette qualité sera cependant moins cruciale dans des applications visant l'archivage de données.

#### **I.9. Etat de l'art sur la compression des 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. Cette partie essaie cependant de résumer les principaux travaux résultats en compression des images médicales qui ont été publiés à ce jour.

Actuellement il existe de nombreuses études récents ont testé les méthodes de compression hybrides parmi ces travaux :

En 2012, **Ramandeep Kaur** [39] a décrit une architecture hybride d'une compression d'image à base de DCT et DWT qui peut servir à réduire la taille de l'image sans prendre une grande partie des résolutions calculées. Le document couvre certains milieux de l'analyse par ondelettes.

En 2013, **Kamil Dimililer [40]** a testé une base de données de 80 images RX, ils ont proposé des méthode de compression des images radiologiques, la méthode utilise la DCT et HWT (ondelettes Haar) a base de réseaux de neurones supervisé qui apprend pour associer l'intensité d'image au NG, un seul optimum taux de compression à utiliser ( TOC= 1, fournit un taux de précision minimale 87,5% qui est considéré suffisant pour cette application). Le réseau de neurones apprend et convergé après 3524 itérations dans 33 minutes et 12 secondes, une fois formé le réseau de neurones pourrait reconnaître la méthode idéale et le TC optimal pour une image RX au sein 0,015 secondes. Dans ce travail, un niveau minimum d'exactitude de 94,44 % a été considéré comme acceptable, à l'aide de ce niveau de précision, les réseaux de neurones trouver un taux de compression optimal a 90%.

En 2014, De nombreuses études ont testés les méthodes hybrides [42] [43] [44] à base de DCT et DWT.

En effet, **Boukli Hacene et al [45]** a proposé deux algorithmes de compression hybride, le premier algorithme basé sur la transformé en ondelette CDF9/7 couplée par la DCT, et la 2eme basé sur la CDF9/7 hybridé avec la transformé de Walsh. Cet algorithme a montré que la compression hybride avec la transformé de Walsh est mieux adapté à la compression d'images médicales en niveau de gris et couleur avec un taux de compression qui dépassent 96%, et un temps de calcule très réduit.

En 2015, **El Hannachi Sid Ahmed et al [31]**, a proposé une technique de compression efficace pour les images médicales. Il s'agit d'une application d'une Transformée Réversible en Cosinus Discrète (RDCT) avec un codeur EZW, conçus à compresser sans perte la partie Région d'Intérêt (ROI) à des taux de compression élevés. La partie hors région d'intérêt est codée par l'algorithme SPIHT. Ainsi, que **Junwani Bhilai et al [46]** a utilisé la compression sans pertes pour les régions d'intérêt ROI et la compression avec pertes pour les régions non ROI. La région ROI a été segmentée par un seuillage binaire puis compressée par le SPIHT produisant donc une bonne qualité d'image. Par contre la partie NROI a été compressée à l'aide d'ondelettes (Haar). Ces approches aboutissent à une reconstruction parfaite au niveau des zones d'intérêt ce qui explique une augmentation en valeur de PSNR, au détriment d'une très légère diminution en taux de compression (entre 2% et 5%).

**Josephine Sutha.V et al [47]** a présenté un schéma pour la compression d'images IRM basé sur l'EBCOT avec les réseaux à base de fonction radiale (RBFN). L'algorithme proposé

est très simple et mathématiquement moins complexe repose sur le codage EZW. Les résultats montrent qu'il y a 95% des données redondantes ce qui a pu être évitées et des temps de calcul réduits.

**Pravin S. Kulkarni** et al [49] ont proposé un schéma de compression hybride basé sur la DCT et DWT pour la compression des images médicales, ils ont appliqué différents seuils pour les coefficients d'ondelettes de chaque bande tandis que la DCT est appliquée sur les bandes (HL et LH). Les coefficients retenus sont quantifiés selon le type de transformation et sont codés par le codage d'Huffman. Les résultats montrent que les performances de codage peuvent être améliorées.

**Dr Ramesh Kumar** [50], a proposé un schéma hybride de compression basé sur la DCT, DWT et le codage de Huffman appliquée sur les images DICOM. Ainsi, que dans [48], plusieurs secteurs ROI et NON-ROI d'images médicales DICOM de différentes modalités ont été compressées par un algorithme hybride basé sur les codeurs LZW & SPIHT. Les résultats ont donné une bonne qualité d'image avec un PSNR élevé et un bon rapport de compression spécifique à 92%.

**Mhedhbi Imen** et al [53], a proposé un algorithme de compression de séquences d'images médicales MMWaaves. Il repose sur l'utilisation de modèles Markovien couplé avec le codeur Waaves. Ils ont démontré que : MMWaaves apporte un gain de compression supérieur à 30% par rapport à JPEG2000 et Waaves tout en gardant la qualité nécessaire pour les diagnostics cliniques ( $MSSIM > 0.98$ ). Ensuite, ils ont développé une nouvelle chaîne de compression MLPWaaves à base de différence en DWT suivie d'un nouveau modèle de tri adaptatif LPEAM permettant l'optimisation de la stationnarité locale des coefficients. Il a obtenu un gain de compression allant à 80% par rapport à Waaves et JPEG2000 tout en assurant la qualité nécessaire pour le diagnostic.

En résumé, d'après l'ensemble des études constituant l'état de l'art on constate que la plus part des algorithmes hybrides de compression des images médicales actuelles se fait presque sans perte des données. Cependant, remarquons que ces taux de compression dépassent les 87% et tous ces méthodes sont basées sur la transformée en ondelettes 2D.

Néanmoins, l'utilisation de ces méthodes permet d'atteindre de très forts taux de compression et de bonnes qualités d'image.

**I.10. Conclusion :**

Nous avons abordé dans ce chapitre un état de l'art sur les différentes techniques de compression d'images médicales. On distingue deux catégories des méthodes de compression, les algorithmes qui conservent l'information (compression sans perte), et ceux qui en éliminent (compression avec perte sans dégradation dans l'image reconstruite). Afin d'évaluer la qualité d'une méthode de compression pour l'image médicale plusieurs paramètres classiques ou basés sur le système visuel humain ont été présentés.

Dans cette mémoire, nous intéressons à la compression avec perte d'information basée sur la transformée en ondelettes et la transformée en cosinus discrets qui sera étudiée dans le chapitre II.

## II.1. Introduction :

Actuellement, la compression des images médicales est effectuée sans ou presque sans perte d'informations, pour assurer l'intégrité des données et éviter les erreurs de diagnostic dues à la dégradation de la qualité de l'image après décompression. Ainsi, le but de toutes méthodes de compression des images médicales est d'améliorer le taux de compression et le PSNR tout en conservant l'information relative au diagnostic.

Pour cela, le développement de systèmes hybrides pour améliorer la qualité de l'image compressé a acquis une énorme popularité comme nous l'avons vu au l'état de l'art. Les méthodes hybrides sont une combinaison de plusieurs techniques de compression (spatiales et/ou transformées) visant à jumeler les avantages et les 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.

La DCT est l'une des transformées les plus répandues en compression d'images. Son utilisation, basée sur le domaine spectrale, résulte de l'observation que les images naturelles tendent à avoir leur énergie concentrée autour des basses fréquences. La DWT phare de ces dernières années pour la compression d'images. Elle est réputée pour sa simplicité d'utilisation, ses bonnes propriétés de décorrélation, sa représentation multi-résolution, etc[1].

Afin de trouver un bon compromis entre le taux de compression et sur la validation de la qualité diagnostique d'images compressées, il paraît d'avantage de combiner les deux techniques sur une seule image médicale. Dans cette mémoire, nous proposons un algorithme de compression hybride d'images médicales basé sur la DWT couplée avec la DCT développée par Mohamed mostapha Siddeq [55].

## II.2. Les limites de Fourier [56]:

### II.2.1. Transformée de Fourier (FT) :

En 1822, Fourier a montré qu'une fonction périodique pouvait être décomposée en une somme infinie de fonctions exponentielles périodiques complexes. Cette analyse est un outil fondamental en mathématiques et en traitement du signal, notamment pour l'étude des signaux stationnaires. Cependant, il existe de nombreux cas où la fréquence du signal est

changeante, notamment l'étude des signaux transitoires où des événements imprévisibles apparaissent.



**Figure II.1 :** La Transformée de Fourier.

La définition de la TF est donnée par la formule suivante :

$$X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \cdot e^{-2j\pi ft} dt \quad (II.1)$$

Cependant, l'analyse de Fourier, de par sa nature, montre assez vite ses limitations : son calcul nécessite la connaissance de toute l'histoire temporelle du signal. De plus, dans une transformée de Fourier, l'information sur le temps est présente (la transformée inverse est donc possible), mais elle est cachée dans les phases : elle est en pratique impossible à extraire. On en est donc réduit à étudier un signal soit en fonction du temps, soit en fonction des fréquences qu'il contient, sans possibilité de conjuguer les deux analyses.

La définition de la TF inverse est donnée par la formule suivante:

$$x(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} X(f) \cdot e^{-2j\pi ft} df \quad (II.2)$$

Il existe une transformée de Fourier plus « locale » donnant des informations mieux localisées, il s'agit la transformée de Fourier Fenêtré (STFT).

### II.2.2. Transformée de Fourier Fenêtré (STFT) :

Pour pallier le manque d'information sur le temps dans la transformée de Fourier, une nouvelle méthode [57] d'analyse est donc introduite : elle utilise une « Fenêtre glissante ». Cette méthode, pouvant être adaptée aux signaux non-stationnaires, est très proche de l'analyse spectrale: on définit une fenêtre qui sera utilisée comme masque sur le signal, et dans laquelle on considère que le signal est localement stationnaire, puis on décale cette fenêtre le long du signal afin de l'analyser entièrement.



**Figure II.2:** La Transformée de Fourier fenêtrée

La définition de la STFT est donnée par la formule suivante :

$$STFT_{(s,f)} = \int [x(t) \cdot g^*(t-s)] \cdot e^{-2j\pi ft} dt \quad (II.3)$$

Où :

- $x(t)$  étant le signal lui-même.
- $g(t)$  est la fonction fenêtre et  $g^*$  son complexe conjugué.
- $f$  représente la fréquence.
- $s$  représente l'échelle.

Comme l'indique l'équation, la STFT du signal n'est autre que la TF du signal multiplié par la fonction fenêtre. Pour chaque valeur de  $f$  et de  $s$ , on calcule un nouveau coefficient de la STFT. On constate que la fenêtre  $g$  est indépendante de l'échelle  $s$ , ce qui signifie que l'enveloppe de la fenêtre glissante sera constante : on aura donc une résolution fixe sur toute la durée du signal. Ainsi, l'étude d'un signal avec la STFT permet d'obtenir à la fois une information sur le temps et sur la fréquence, mais la résolution d'analyse est fixée par le choix de la taille de l'enveloppe :

- Si la fenêtre est trop petite, les basses fréquences n'y seront pas contenues.
- Si la fenêtre est trop grande, l'information sur les hautes fréquences est noyée dans l'information concernant la totalité de l'intervalle contenu dans la fenêtre.

Donc la taille fixe de la fenêtre est un gros inconvénient. L'outil idéal serait une fenêtre qui s'adapte aux variations de fréquence dans le signal à analyser. Cet outil existe, il s'agit de la récente analyse en ondelettes.

Dans l'analyse en ondelettes, l'utilisation d'une fenêtre modulée en échelle résout le problème de découpage du signal. La fenêtre est déplacée sur le signal et pour chaque position, le spectre est calculé. Puis le processus est répété plusieurs fois avec une fenêtre

légèrement plus courte (ou plus longue) pour chaque nouveau cycle : c'est l'analyse temps-échelle. A la fin, le résultat est une collection de représentations temps-fréquence du signal, à différentes résolutions. Nous parlons alors d'analyse multi-résolution.

### II.3. Présentation de la transformée en ondelettes :

#### II.3.1. Pourquoi les ondelettes :

Dans le cas de l'imagerie médicale, il est évident que la compression doit se faire sans aucune dégradation. En effet, le retrait ou l'ajout d'information peut entraîner une erreur de diagnostics. Ceci dit, il ne faut garder que ce qu'on peut regarder.

La transformée en ondelettes fait partie des méthodes qui compressent quasiment sans pertes visuelles, Elles ont fait leurs preuves depuis une décennie dans la compression d'images 2D et la vidéo. En fait, ont trouvé, de par la puissance de leur théorie, des applications dans de nombreux domaines aussi variés que les mathématiques (analyse [58], probabilités [59], fractales [60]), la physiques (mécanique quantique [61], turbulence).

#### II.3.2. Historique :

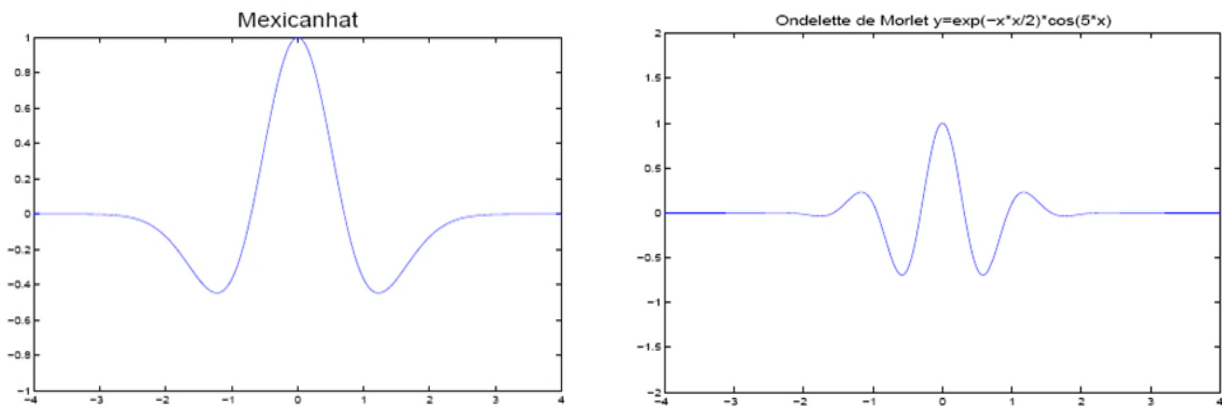
Les ondelettes sont des fonctions qui ont été récemment introduites et développées en mathématiques. Historiquement, la plus ancienne base d'ondelettes connue est la base de **Haar** qui date du début du 20ième siècle (1910) [63]. Plus tard, dans les années 1980 plusieurs bases orthonormées de  $L^2(\mathbb{R})$  ont été construites [67]. La première construction est dues à **Stromberg** en 1982 ; les ondelettes qu'il proposa sont dans  $C^k$  (k arbitraire mais fini) et ont une décroissance exponentielle [66]. Ensuite, **Meyer** proposa en 1985 dans [64] des ondelettes telles que leur transformée de Fourier  $\Psi$  est à support compact et donc telles que  $\psi$  appartient à  $C^\infty$ . Peu de temps après, **Tchamitchian** a construit en 1987 le premier exemple d'ondelettes non orthogonales [62]. Se basant sur ces travaux, **Battle** en 1987 [78] et **Lemarié** en 1988 [79] ont utilisé des méthodes différentes pour construire des familles d'ondelettes orthogonales identiques avec  $\psi$  dans  $C^k$  (k arbitraire mais fini). Enfin, les travaux de **Daubechies** [80] en 1988 et ceux de **Cohen, Daubechies et Feauveau** [65] en 1992 ont permis d'introduire la génération d'ondelettes adaptée au traitement des images.



### II.3.3. Qu'est-ce qu'une ondelette ?

Une ondelette est une fonction mathématique à valeur moyenne nulle et limitées dans le temps. Les ondelettes sont déduites d'une ondelette "mère" ayant été dilatée ou compressée et translatée afin de couvrir tout le domaine de la fonction décomposée.

#### Exemple d'ondelette mère :



**Figure II.3:** ondelette simple dérivée seconde d'une Gaussienne **Figure II.4:** ondelette de Morlet.

### II.3.4. Propriétés Fondamentales d'une Ondelette [81]:

De nombreux critères peuvent intervenir dans le choix d'une ondelette, tels que l'orthogonalité, son support et l'oscillation. Cependant en ce qui concerne la propriété d'orthogonalité, celle-ci est implicite puisque la projection du signal discret de l'image pour obtenir les signaux des détails ne s'est fait que sur des bases d'ondelettes orthogonales.

#### II.3.4.1. Support compact :

Une fonction d'échelle est une ondelette à support compact qui permet d'avoir des filtres  $H$  et  $G$  qui sont à réponse impulsionnelle finie. Nous aurons donc des sommes finies au niveau de l'implémentation avec l'algorithme pyramidal de calcul rapide de la transformée en ondelettes.

#### II.3.4.2. Moments nuls et Oscillation :

Ce critère est lié au nombre de moments nul de l'ondelette, en effet le nombre de moments nul conditionne le degré d'oscillation de l'ondelette. Plus le nombre de moments nul est grand, plus on peut mettre de coefficients à zéro sans nuire à la qualité de l'image reconstruite. Cependant il faut faire attention à la taille des filtres choisis, en effet celle-ci est

proportionnelle au nombre nul de l'ondelette et la complexité en temps de calcul de l'algorithme augmente avec la taille des filtres.

### II.3.4.3. Régularité :

La régularité d'une ondelette [74] est la propriété permettant de localiser les singularités dans un signal. Cette propriété se traduit sur les coefficients d'ondelettes par une amplitude importante caractérisant une singularité dans le signal par la décroissance des coefficients avec l'échelle de résolution. La régularité est une propriété importante pour obtenir des coefficients d'ondelettes les plus petits possibles afin de les annuler.

### II.3.4.4. Symétrie :

Les fonctions d'échelles et ondelettes symétriques ou antisymétriques sont importantes parce qu'elles permettent de construire des bases d'ondelettes régulières sur un intervalle, et non plus sur tout l'axe réel. Daubechies a montré que, pour qu'une ondelette soit symétrique ou antisymétrique, le filtre  $h$  doit être à phase complexe linéaire, et que le seul filtre miroir conjugué symétrique à support fini est le filtre de Haar, qui correspond à une ondelette discontinue à un seul moment nul.

## II.4. Théorie des ondelettes multirésolution et base mathématiques :

### II.4.1. Transformée en ondelettes continue CWT:

Une base d'ondelettes est donc définie par :

$$\Psi_{ab}(x) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \Psi\left(\frac{x-b}{a}\right) \quad \text{Avec } a \in \mathbb{R} - \{0\}, b \in \mathbb{R} \quad (\text{II.4})$$

Où les coefficients  $a$  et  $b$  désignent respectivement le facteur d'échelle pour la dilatation de  $\psi$  et le coefficient de translation.

En outre, de façon à assurer l'inversibilité de la transformée, la fonction  $\psi$  doit vérifier la condition d'admissibilité suivante :

$$c_\psi = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\Psi(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < \infty \quad (\text{II.5})$$

Où  $\Psi(\omega)$  de note la transformée de Fourier de  $\psi$ . Dans l'espace  $L^2(\mathbb{R})$ ,

Alors, la transformée d'ondelette continue  $W(a,b)$  admet un inverse :

$$f(x) = \frac{1}{c_\psi} \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} W(a,b) \Psi_{ab}(x) \frac{da db}{a} \quad (\text{II.6})$$

### II.4.2. Transformée en ondelettes 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.

Dans la cadre de la théorie des frames, I. Débauchies [82] a proposé une discrétisation des facteurs d'échelle  $a$  et de translation  $b$  telle que :

$$a_m = a_0^m, m \in Z \text{ et } a_0 > 1 \quad (II.7)$$

$$b_n = nb_0 a_0^m, n \in Z \text{ et } b_0 > 0 \quad (II.8)$$

Alors la famille d'ondelettes est de la forme :

$$\psi_{m,n}(x) = a_0^{-\frac{m}{2}} \psi(a_0^{-m}x - nb_0) \quad (II.9)$$

$$WT[s(t)](m, n) = \langle \psi_n^m, s \rangle = a_0^{-\frac{m}{2}} \int_{-\infty}^{+\infty} s(t) \psi * (\psi_0^{-m}t - nb_0) dt \quad (II.10)$$

Le choix de  $a_0$  et  $b_0$  produit alors un découpage du plan temps-fréquence qui peut être agencé de plusieurs façons différentes en fonction de la famille de fonctions analysantes choisies qui peuvent engendrer :

Une transformation en ondelettes redondante appelée trame (ou frame). Les fonctions analysantes ne sont alors pas linéairement indépendantes. Les trames sont utilisées pour réaliser une analyse redondante, permettant par exemple de corriger les erreurs ou pertes si le canal utilisé pour la transmission du signal est peu fiable ou bruité.

Une transformation en ondelettes non redondante qui est généralement utilisée pour la compression de signaux. La famille d'ondelettes est alors qualifiée de base, qui peut être :

- ❖ Une base orthogonale, permet d'obtenir une décomposition unique en ondelettes indépendantes. On cherche souvent à obtenir une base orthonormale [83] qui est un cas particulier des trames pour lesquelles les bornes sont toutes deux égales à 1.
- ❖ Une base oblique ou biorthogonale, qui est très utilisée en pratique car il est souvent impossible de construire des ondelettes qui sont simultanément orthogonales entre elles, à support local et symétriques.

### II.4.3. Analyse Multirésolution :

L'approche Multirésolution [84, 86] par les ondelettes est devenue fondamentale en théorie du signal. L'analyse multi résolution (AMR) est un formalisme mathématique qui permet de construire aisément des bases orthonormées d'ondelettes. Mise au point vers la fin de l'année 1986 par Meyer [75] et Mallat [84], Elle constitue un outil permettant de regarder un signal de "très près" ou de "très loin".

Ce "zoom" consiste à décomposer le signal à analyser en une suite de coefficients d'approximation et de détails, chaque suite d'approximation se décomposant à nouveau en approximation et détail. A chaque niveau de cette décomposition, les coefficients de détails correspondent aux coefficients en ondelettes du signal à une échelle donnée.

On appelle l'analyse multi résolution toute suite  $(V_j)_{j \in \mathbb{Z}}$  décroissante de sous espace emboîtés  $V_1 \subset V_0 \subset V_{-1} \dots$  de  $L^2(\mathbb{R})$  qui vérifie les propriétés suivantes :

1. L'intersection des  $V_j$  est nulle soit :  $\bigcap_{j=-\infty}^{+\infty} V_j = \{\phi\}$
2. L'union des  $V_j$  est dense dans  $L^2(\mathbb{R})$  soit :  $\bigcup_{j=-\infty}^{+\infty} V_j = L^2(\mathbb{R})$
3.  $f(x)$  est dans  $V_j$  si et seulement si sa version contractée par un facteur 2 est dans  $V_{j-1}$ , c'est-à-dire :  $f(x) \in V_j \Leftrightarrow f(2x) \in V_{j-1} \Leftrightarrow f(2^j x) \in V_0$
4. Si  $f(x)$  est dans  $V_j$ , ses translates 'entiers' sont dans  $V_j$ ,  $f(x) \in V_j \Leftrightarrow f(x - k) \in V_j$
5. Il existe une fonction  $\phi(x)$  de  $V_0$ , telle que la famille  $\{\phi(x - k); k \in \mathbb{Z}\}$  est une base orthonormée de  $V_0$ .

Les espaces  $V_j$  constituent des espaces d'approximation. La projection d'une fonction  $f(x)$  de  $L^2(\mathbb{R})$  sur ce sous espace constitue une approximation de  $f(x)$  à l'échelle  $2^{-j}$ .

La condition 3 assure que toute fonction de  $L^2(\mathbb{R})$  peut-être approchée dans cette analyse. La dernière condition implique qu'une base orthonormée de  $V_j$  peut se déduire de la base  $V_0$  à partir d'une seule fonction  $\phi(x)$  appelée fonction d'échelle, en construisant la formule :  $\phi_{j,k}(x) = 2^{-j/2} \phi(2^{-j}x - k), k \in \mathbb{Z}$  (II. 11)

Ceci implique encore que :  $\phi_{j,k}(t) = 2^{-j/2} \phi(2^{-j}t - k), j, k \in \mathbb{Z}$  (II. 12)

Est une base orthonormée de  $\bigcup_j V_j = L^2(\mathbb{R})$ . On adopte la convention d'indexation de Daubechies [89] pour l'AMR :  $V_j \rightarrow L^2(\mathbb{R})$  que  $j \rightarrow -\infty$ . Dans cette convention, le signal échantillonné appartient à  $V_0$  et l'échelle de l'ondelette croît avec  $j$ . quand on passe de  $V_j$  à

$V_{j+1}$ , on dilate l'ondelette par un facteur de deux et on divise sa bande fréquentielle par deux.

Les coefficients d'approximation au niveau de résolution  $j$  sont obtenus par projection du signal sur les éléments de la famille  $\{\phi_{j,k}, j, k \in Z\}$  :

$$A_{j,k} = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x)\phi_{j,k}(x)dx \quad (II.13)$$

La différences d'information entre deux résolutions successives conduit à introduire les coefficients de détail de sorte que les coefficients d'approximation a une résolution donnée se retrouvent à partir ceux d'approximation et de détail a la résolution suivante.

Si l'on attribue aux détails un espace d'existence  $W_j$ , on aura à un niveau de résolution  $j$  :

$$V_{j-1} = V_j \oplus_{j=-\infty}^{+\infty} W_j \quad (II.14)$$

Ce qui signifie que  $W_j$  est le complémentaire orthogonal de  $V_j$  dans  $V_{j-1}$ . Par construction, les  $W_j$  sont orthogonaux entre eux et leur somme directe couvre  $L^2(R)$  :

$$L^2(R) = \oplus_{j=-\infty}^{+\infty} W_j \quad (II.15)$$

De façon similaire au  $x V_j$ , les  $W_j$  vérifient un certain nombre de conditions :

$$1. \quad \bigcap_{j=-\infty}^{+\infty} W_j = \{\phi\} \quad (II.16)$$

$$2. \quad \bigcup_{j=-\infty}^{+\infty} W_j = L^2(R) \quad (II.17)$$

$$3. \quad f(x) \in W_j \Leftrightarrow f(2x) \in W_{j-1} \quad (II.18)$$

$$4. \quad f(x) \in V_j \Leftrightarrow f(x-k) \in V_j, \forall k \in Z \quad (II.19)$$

Le problème suivant est celui de savoir si l'on dispose d'une base orthonormée dans les  $W_j$  de

$$\text{sorte qu'une collection : } \{\psi_{j,k}(x) = 2^{-\frac{j}{k}}\psi(2^{-j}x - k); (j, k) \in Z^2\} \quad (II.20)$$

Constitue une base orthonormée de  $L^2(R)$ . Pour cela, il suffit d'avoir une fonction  $\psi(x)$  de  $W_0$  de telle que la famille  $\{\psi(x-k); k \in Z\}$  soit une base orthonormée de  $W_0$ . Cette fonction sera donc appelée ondelette. Nous avons donc maintenant deux fonctions : une fonction d'échelle et une fonction d'ondelette. Des propriétés intéressantes propres à ces deux fonctions rendent leur utilisation aisée.

### II.4.3.1. Fonction d'échelle :

La fonction  $\phi(x)$  est appelée fonction d'échelle. L'analyse multirésolution lui confirme des propriétés intéressantes. Puisque  $V_0 \subset V_{-1}$  alors n'importe quelle fonction dans  $V_0$  peut s'écrire comme combinaison linéaire des fonctions de  $V_{-1}$ .

On considère donc  $\phi(x)$  dans  $V_0$  et  $\phi(2x - k) \forall k \in Z$  dans  $V_{-1}$ , reliées selon :

$$\phi(x) = \sqrt{2} \sum_n h_n \phi(2x - n) \quad (II.21)$$

Les  $h_n$  sont les coordonnées de  $\phi(x)$  dans la base  $\{\sqrt{2} \phi(2x - k), k \in Z\}$ .

Pour une base orthonormée les coordonnées vérifient :

$$h_n = \sqrt{2} \int_{-\infty}^{+\infty} \phi(x) \phi(2x - k) dx \quad (II.22) \quad \text{et} \quad \sum_{-\infty}^{+\infty} h_n^2 \quad (II.23)$$

La transformée de Fourier de l'équation\* conduit :

$$\Phi(v) = \sqrt{2} \sum_n h_n \frac{1}{2} \Phi\left(\frac{v}{2}\right) e^{-\pi i v n} \quad (II.24)$$

On pose  $H(v) = \frac{\sqrt{2}}{2} \sum_n h_n e^{-2\pi i v n}$  (II.25), qui est une fonction complexe périodique

$$\Phi(v) = H\left(\frac{v}{2}\right) \Phi\left(\frac{v}{2}\right) \quad (II.26)$$

### II.4.3.2. Fonction d'Ondelette :

On peut de la même façon que la fonction d'échelle caractériser l'ondelette  $\psi(x)$  qui est dans  $W_0 \subset V_{-1}$  en introduisant le filtre discret  $g(n)$  tels que :

$$\psi(x) = \sqrt{2} \sum_n g_n \phi(2x - n) \quad (II.27)$$

En produisant de même que la fonction d'échelle, on écrit :

$$\Psi(v) = G\left(\frac{v}{2}\right) \Phi\left(\frac{v}{2}\right) \quad (II.28)$$

Avec :

$$G(v) = \frac{\sqrt{2}}{2} \sum_n g_n e^{-2\pi i v n} \quad (II.29)$$

### II.4.3.3. Les filtre H et G :

L'équation (II.26) se développe en  $\Phi(v) = \Phi(v) \prod_m H(2^{-m} v)$ . Il faut que  $\Phi(0)$  soit non nul pour éviter d'avoir  $\Phi(0) = 0 \forall v$ . Pour  $v=0$ , on a  $\Phi(0) = H(0) \cdot \Phi(0)$ . Ce qui implique

que  $H(0) = 1$  et que  $H\left(\frac{1}{2}\right) = 0$ . Ces conditions donnent un comportement passe-bas au filtre  $H$ .

De la même façon, on peut montrer que  $G$  a un comportement d'un filtre passe-haut qui est l'image miroir du filtre passe-bas.  $H$  et  $G$  sont appelés les filtres miroirs en quadrature (FMQ), ils sont présentés sous la figure ci-dessous (Figure.II.5).

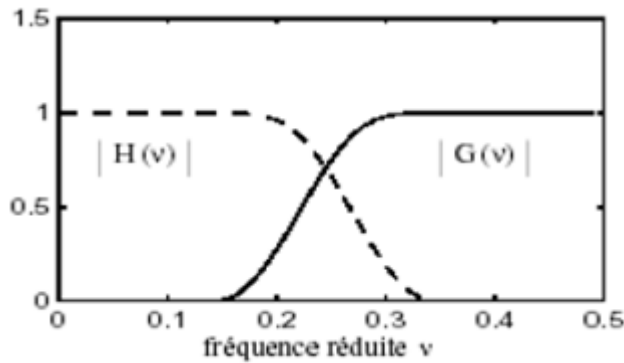
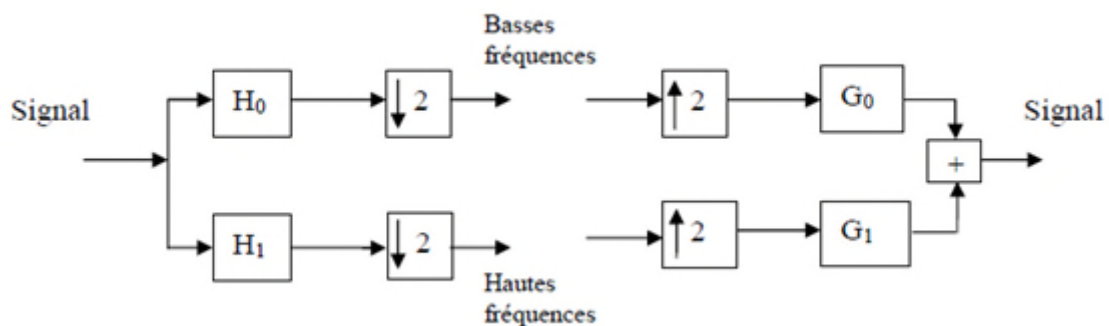


Figure II.5 : Filtres miroirs en quadrature.

L'un de ces filtres fournira les coefficients d'ondelettes (ou détails), le second les coefficients d'approximation. L'approximation est elle-même à son tour décomposée par une seconde paire de filtres, l'ensemble constituant une pyramide de filtres [68, 69, 70]. Cet algorithme est par ailleurs inversible, la reconstruction s'obtient simplement par inversion des filtres dans le cas de bases orthogonales (figure II.6).



$\oplus$  : Convolution (ligne ou colonne).

$\downarrow 2$  : conserver une ligne ou colonne sur 2.

$\uparrow 2$  : insérer une colonne de zéro entre deux lignes ou colonnes.

Figure II.6 : Filtrage par des filtres passe-bas et passe-haut.

#### II.4.4. Extension a deux dimensions :

A l'instar de la transformée de Fourier, la transformée en ondelettes peut être appliquée à n'importe quelle dimension  $n > 0$ . Dans ce travail, nous intéressons aux images cas bidimensionnel séparables. Concrètement, la transformée en ondelettes est d'abord appliquée à toutes les lignes de l'image, puis à toutes les colonnes de l'image obtenue à l'issue du traitement des lignes.

Cette représentation est très utilisée en traitement et compression des images, mais il existe des représentations à 2 dimensions non-séparables [74, 73]. La formulation mathématique donne naissance à une fonction d'échelle ( $\phi$ ) et à trois ondelettes ( $\psi_{Hori}$ ,  $\psi_{Vert}$ ,  $\psi_{Diag}$ ) à deux dimensions :

$$\Phi(x, y) = \Phi(x)\Phi(y) \quad (II.30)$$

$$\psi_{Hori}(x, y) = \Phi(x)\psi(y) \quad (II.31)$$

$$\psi_{Vert}(x, y) = \psi(x)\Phi(y) \quad (II.32)$$

$$\psi_{Diag}(x, y) = \psi(x)\psi(y) \quad (II.33)$$

Cet ensemble de fonctions fournit une représentation dyadique de l'image, avec trois sous-bandes de coefficients d'ondelettes chaque résolution  $n$  ( $n = 1 \dots N_l$ ) notées  $nHL$ ,  $nLH$  et  $nHH$ , et une unique image d'approximation, notée  $nLL$ . Cette représentation est obtenue de la manière suivante :

à chaque niveau  $n$ , la sous-bande de basse fréquence du niveau précédent,  $(n-1)LL$ , est décomposée ligne par ligne et colonne par colonne et sous-échantillonnée avec un facteur de 2 ( $0LL$  est en fait l'image de départ). on obtient alors quatre nouvelles sous-bandes  $nLL$ ,  $nLH$ ,  $nHL$  et  $nHH$ , ces sous-bandes sont des matrices dont les dimensions sont réduites d'un facteur deux.

- $nLL$  regroupe les coefficients de basse fréquence selon l'axe vertical et selon l'axe horizontal.
- $nHL$  regroupe les coefficients de haute fréquence selon l'axe vertical et de basse fréquence selon l'axe horizontal.
- $nLH$  regroupe les coefficients de basse fréquence selon l'axe vertical et de haute fréquence et selon l'axe horizontal.
- $nHH$  regroupe les coefficients de haute fréquence selon l'axe vertical et selon l'axe horizontal.



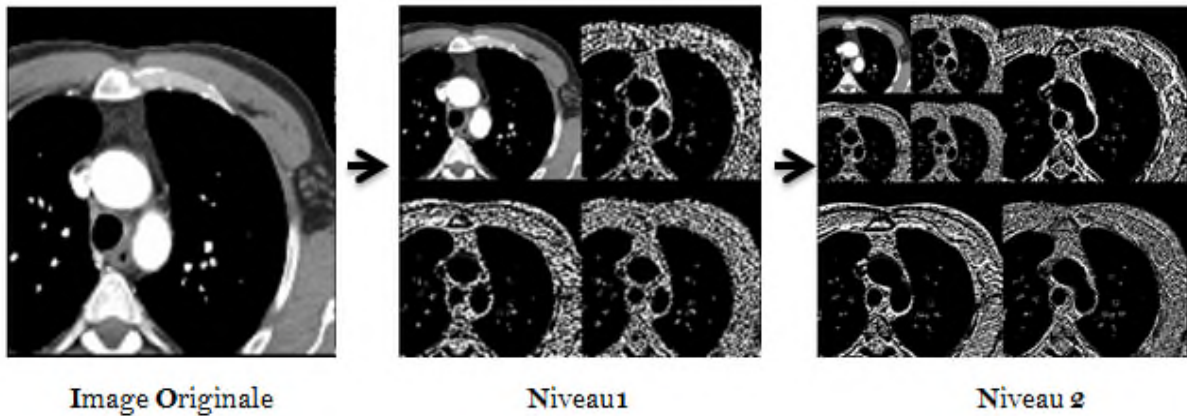


Figure II.7: Exemple d'une décomposition en ondelettes à 2 niveaux de résolution.

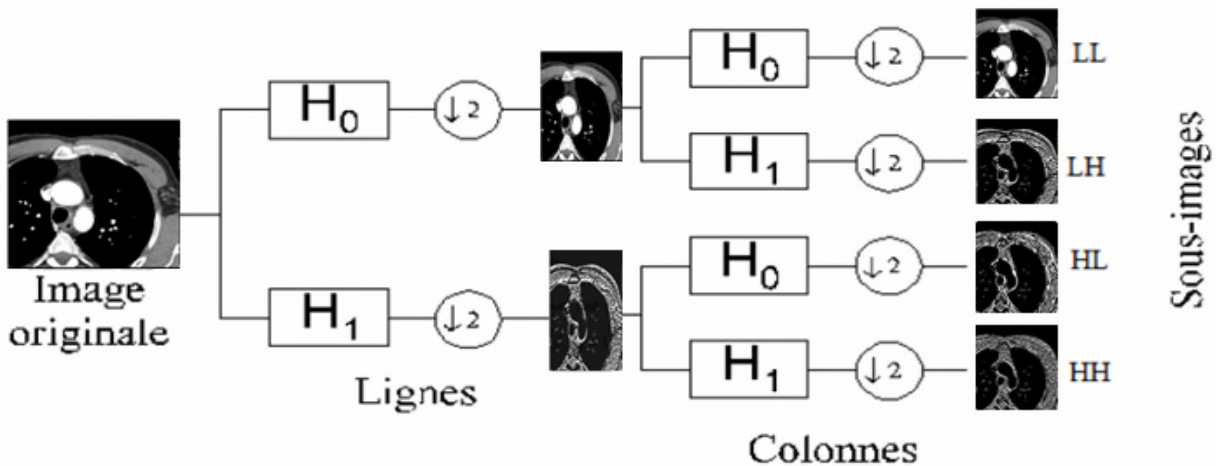


Figure II.8 : Principe de décomposition 2D par filtrage passe-bas ( $H_0$ ) et passe-haut ( $H_1$ ) dans le sens horizontal (Ligne) et vertical (Colonne).

**II.4.5. La biorthogonalité [90] :**

Des bases biorthogonales d'ondelettes régulières ont été construites, de façon simultanée mais indépendante, par Cohen, Daubechies et Feauveau [91], [85] et par Herley et Vetterli [88], [87]. Les bases d'ondelettes biorthogonales sont une généralisation des bases d'ondelettes orthogonales. Dans le cas biorthogonal, il existe deux bases duales  $\psi_{m,n}$  et  $\tilde{\psi}_{m,n}$  chacune étant construite par dilatations et translations d'une unique fonction mère  $\psi$  ou  $\tilde{\psi}$ . Il en est de même pour les fonctions d'échelle  $\phi_{m,n}$  et  $\tilde{\phi}_{m,n}$  générées à partir de dilatations et translations d'une unique fonction mère  $\phi$  ou  $\tilde{\phi}$ . P. Tchamitchian [62] a été le premier à construire en 1987 de telles paires de bases duales non orthogonales.

La nécessité de la construction des bases biorthogonales d'ondelette s'est accrue pour deux raisons :

- Obtenir une base de représentation dans laquelle on s'est affranchi de la contrainte d'orthogonalité des premières bases d'ondelettes.
- Utilité au codage par bancs de filtres où dans la conception initiale, les filtres d'analyse sont différents des filtres de synthèse. Il s'agit dans tous les cas d'introduire une flexibilité dans la construction des bases d'ondelettes.

Cette transformée nécessite deux ondelettes. De plus, elles peuvent introduire des régularités très différentes.

## II.5. Transformée en Cosinus Discrète DCT :

Ahmed, Natarajan et Rao [92] ont été les premières à mettre en équation la DCT en 1974. C'est une transformation mathématique qui transforme un ensemble de données d'un domaine spatial en un spectre de fréquence et inversement par la IDCT (Inverse Discrete Cosine Transform).

Le passage par la DCT a été l'idée majeure pour la compression JPEG. Ce processus appartient à une classe d'opérations mathématiques, tout comme la transformée de Fourier. 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.

La DCT a pour but de regrouper l'énergie en passant de la notion de pixels et couleurs à la notion de fréquence et amplitudes. En effet, elle prend un ensemble de points d'un domaine spatial et les transforme en une représentation équivalente dans le domaine fréquentiel [93].

**Pourquoi ce changement de domaine est-il si intéressant ?** 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. Ainsi on parvient à représenter l'intégralité de l'information de l'image sur très peu de coefficients, correspondant à des fréquences plutôt basses.

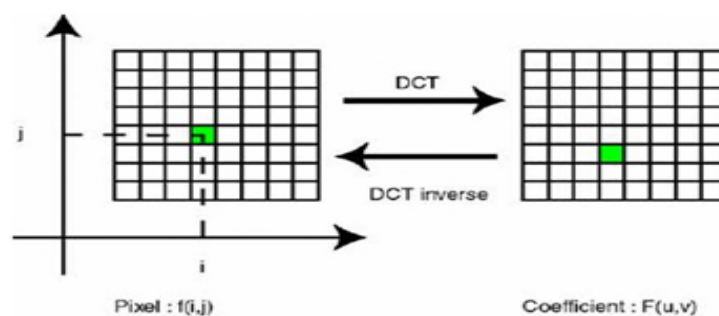


Figure II.9 : Transformée en DCT.

### II.5.1. La Transformée discrète en cosinus monodimensionnelle [45]:

Il y a huit variantes de la transformée discrète en cosinus, mais les plus utilisées sont quatre. La plus courante parmi ces quatre est la DCT type II et est appelée DCT et son inverse est la DCT type III et est appelée IDCT [76]. Nous allons présenter ces quatre variantes DCT I, DCT II, DCTIII et DCT IV dans ce qui suit.

#### II.5.1.1 Transformée discrète en cosinus type I (DCT I) :

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

Transformation directe:

$$X_c[k] = \sqrt{\frac{2}{N}} \alpha_n \sum_{n=0}^N a_n x(n) \cos\left(\frac{n\pi k}{N}\right); k = 0, \dots, N \quad (II.34)$$

Transformée inverse:

$$x[n] = \sqrt{\frac{2}{N}} \alpha_n \sum_{n=0}^N a_n X_c[k] \cos\left(\frac{n\pi k}{N}\right); n = 0, \dots, N \quad (II.35)$$

Avec,  $\alpha_k$  constante définie comme suit :

$$\alpha_k \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2}} & \text{pour } k = 0 \text{ ou } N \\ 1 & \text{autrement} \end{cases}$$

Cette forme de DCT I est définie pour les valeurs N entières supérieures à 2.

La forme orthonormée matricielle de la transformation directe DCT type I peut être exprimée comme suit :

$$[C_{N+1}^I]_{k,n} = \sqrt{\frac{2}{N}} \left[ \alpha_n \alpha_k \cos\left(\frac{\pi n k}{N}\right) \right], \quad k, n = 0, 1, \dots, N-1 \quad (II.36)$$

Et celle de sa transformée inverse peut être exprimée comme :  $[C_{N+1}^I]^{-1} = [C_{N+1}^I]^T = C_{N+1}^I$  ou,  $[\cdot]^{-1}$  représente la matrice inverse et  $[\cdot]^T$  représente la matrice transposée.

#### II.5.1.2 Transformée discrète en cosinus type II (DCT II)

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

Transformation directe:

$$X_c[k] = \sqrt{\frac{2}{N}} \alpha_n \sum_{n=0}^{N-1} x[n] \cos\left(\frac{\pi(2n+1)k}{2N}\right); k = 0, \dots, N-1 \quad (II.37)$$

Transformée inverse:

$$x[n] = \sqrt{\frac{2}{N}} \sum_{n=0}^{N-1} \alpha_n X_c[k] \cos\left(\frac{\pi(2n+1)k}{2N}\right); n = 0, \dots, N-1 \quad (II.38)$$

Cette forme est définie pour toutes les valeurs N positives. Elle est généralement désignée par DCT c'est la forme la plus utilisée.

La forme orthonormée matricielle de la transformation directe DCT type II peut être exprimée comme suit,

$$[C_N^{II}]_{k,n} = \sqrt{\frac{2}{N}} \left[ \alpha_k \cos \left( \frac{\pi(2n+1)k}{2N} \right) \right] \quad (II.39)$$

Et celle de sa transformée inverse peut être exprimée comme :  $[C_N^{II}]^{-1} = [C_N^{II}]^T = C_N^{III}$  ou,  $[\cdot]^{-1}$  représente la matrice inverse et  $[\cdot]^T$  représente la matrice transposée.

### II.5.1.3. Transformée discrète en cosinus type III (DCT III)

Transformation directe:

$$X_c[k] = \sqrt{\frac{2}{N}} \sum_{n=0}^{N-1} \alpha_n x[n] \cos \left( \frac{\pi(2k+1)n}{2N} \right); k = 0, \dots, N-1 \quad (II.40)$$

Transformée inverse:

$$x[n] = \sqrt{\frac{2}{N}} \alpha_n \sum_{k=0}^{N-1} X_c[k] \cos \left( \frac{\pi(2n+1)k}{2N} \right); n = 0, \dots, N-1 \quad (II.41)$$

Cette forme est définie pour toutes les valeurs de N positives.

La forme orthonormée matricielle de la transformation directe DCT type III peut être exprimée comme suit,

$$[C_N^{III}]_{k,n} = \sqrt{\frac{2}{N}} \left[ \alpha_k \cos \left( \frac{\pi(2n+1)k}{2N} \right) \right], \quad k, n = 0, 1, \dots, N-1 \quad (II.42)$$

Et celle de sa transformée inverse peut être exprimée comme :  $[C_N^{III}]^{-1} = [C_N^{III}]^T = C_N^{II}$

### II.5.1.4. Transformée discrète en cosinus type IV (DCT IV) :

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

Transformation directe:

$$X_c[k] = \sqrt{\frac{2}{N}} \sum_{n=0}^{N-1} x[n] \cos \left( \frac{\pi(2k+1)(2n+1)}{4N} \right); k = 0, \dots, N-1 \quad (II.43)$$

Transformée inverse:

$$x[n] = \sqrt{\frac{2}{N}} \sum_{k=0}^{N-1} X_c[k] \cos \left( \frac{\pi(2n+1)(2k+1)}{4N} \right); n = 0, \dots, N-1 \quad (II.44)$$

La forme orthonormée matricielle de la transformation directe DCT type IV peut être exprimée comme suit, et celle de sa transformée inverse peut être exprimée comme :

$$[C_N^{IV}]^{-1} = [C_N^{IV}]^T = C_N^{IV}$$

L'analyse de ces formes montre les points suivants :

1. Les transformées en cosinus de type I et de type IV sont représentables par des matrices involutives dont les inverses sont des matrices de la transformation directe elle-même,
2. La transformée inverse de type II est similaire à la transformée directe de type III.

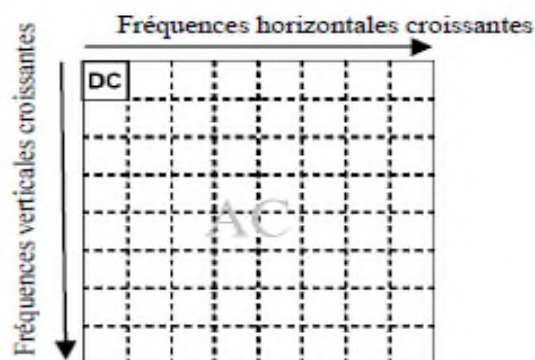
La DCT II est très utilisée en traitement du signal et de l'image et spécialement en compression [76], [77].

### II.5.2. La DCT bidimensionnelle :

La DCT-2D est effectuée sur une matrice carrée  $N \times N$  de pixels et donne une matrice carrée  $N \times N$  de coefficients fréquentiels. Comme pour la DCT-1D, l'élément (0,0) est appelé la composante DC et les autres éléments sont les composantes AC.

Par convention, les 64 valeurs transformées (de chaque bloc de  $(8 \times 8)$ ) sont positionnées d'une certaine manière, ainsi la valeur moyenne de tous ces coefficients est placée en haut à gauche de ce bloc. Plus on s'éloigne des coefficients continus plus leurs grandeurs tendent à diminuer, ce qui signifie que la DCT concentre l'énergie d'image en haut à gauche de la matrice transformée, les coefficients en bas à droite de cette matrice contiennent moins d'information utile.

On peut représenter la distribution des fréquences de la DCT d'une matrice de  $8 \times 8$  éléments par la figure suivante :



**Figure II.10 :** Distribution des fréquences de la DCT.

Pour la transformation directe bidimensionnelle, la DCT II est utilisée et pour la transformation inverse bidimensionnelle, la DCT III est utilisée. Elles sont données comme suit :

Transformation directe:

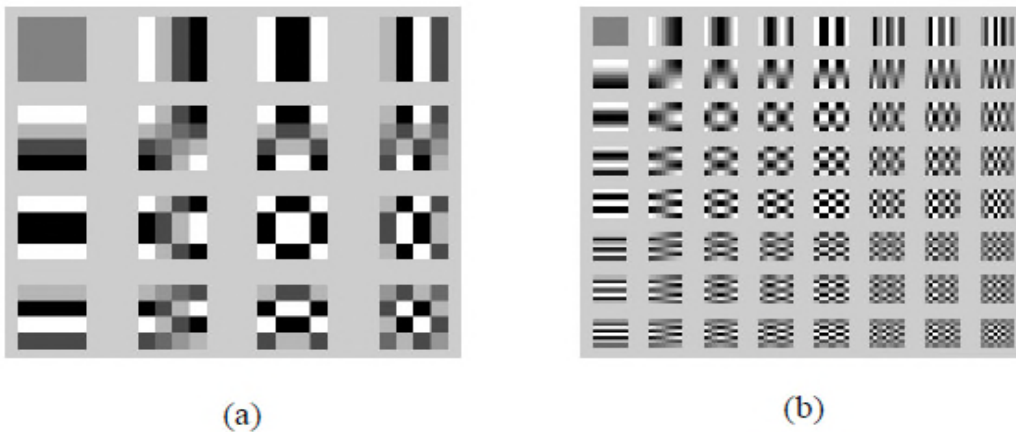
$$X_c[k_1, k_2] = \frac{2}{\sqrt{N_1 N_2}} \alpha_{k_1} \alpha_{k_2} \sum_{n_1=0}^{N_1-1} \sum_{n_2=0}^{N_2-1} x[n_1, n_2] \cos\left(\frac{\pi(2n_1 + 1)k_1}{2N_1}\right) \cos\left(\frac{\pi(2n_2 + 1)k_2}{2N_2}\right) \quad (II.45)$$

Transformation inverse:

$$x[n_1, n_2] = \frac{2}{\sqrt{N_1 N_2}} \sum_{k_1=0}^{N_1-1} \sum_{k_2=0}^{N_2-1} \alpha_{k_1} \alpha_{k_2} X_c[k_1, k_2] \cos\left(\frac{\pi(2n_1 + 1)k_1}{2N_1}\right) \cos\left(\frac{\pi(2n_2 + 1)k_2}{2N_2}\right) \quad (II.46)$$

Avec :  $(n_1, n_2) = 0, 1, \dots, N - 1, (k_1, k_2) = 0, 1, \dots, N - 1$ ; et  $\alpha_p = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2}} & \text{pour } p = 0 \\ 1 & \text{autrement} \end{cases}$

Dans le cas d'un bloc de taille  $4 \times 4$  et  $8 \times 8$  les différentes fonctions de bases qui représentent l'espace transformé sont, respectivement, au nombre de 16 et 64. Ces fonctions sont représentées sur la figure.



**Figure II.11** : fonctions de base de la DCT-2D : (a) pour N=4 et (b) pour N=8.

Les fonctions situées en haut à gauche représentent les basses fréquences de la transformée, les fréquences spatiales augmentent au fur et à mesure que l'on déplace vers le coin inférieur droit du bloc.

### II.5.3. Propriétés de la DCT :

Cette section expose quelques propriétés de la DCT qui sont particulièrement importantes aux applications de traitement d'images.

#### II.5.3.1. Décorrélation :

La DCT-II bidimensionnelle est la transformée de décorrélation utilisée dans le standard décodage international de l'image et de la vidéo [100]. Le but de la compression est de

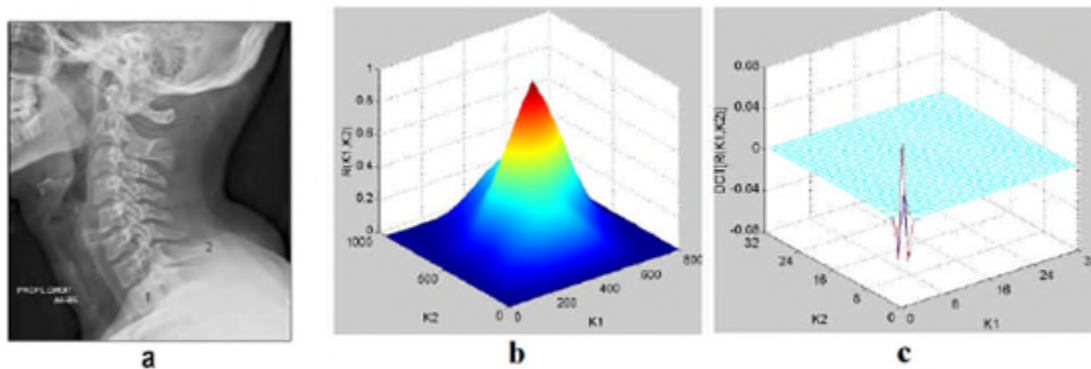
minimiser la redondance de l'information ceci revient à minimiser la corrélation des coefficients du signal.

La corrélation d'une image dénotée  $R_{ff}(k_1, k_2)$  définie par:

$$R_{ff}(k_1, k_2) = \frac{1}{MN} \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} f^*(m, n) f(k_1 + m, k_2 + n) \quad (II.47)$$

Où,  $0 \leq k_1 \leq 2(M - 1), 0 \leq k_2 \leq 2(N - 1)$  et  $(.)^*$  représente le conjugué de la fonction.

Pour visualiser l'effet de la décorrélation sur une image, nous allons prendre comme exemple image médicale de rachis-cervical et on calcule l'auto-corrélation de ces images, puis on applique la transformation DCT sur le résultat de l'auto-corrélation normalisée de chaque image.



**Figure II.12 :** a) Image rachis-cervical, b) Auto-corrélation normalisée de l'image rachis-cervical, c) DCT de l'auto-corrélation normalisée de l'image rachis-cervical.

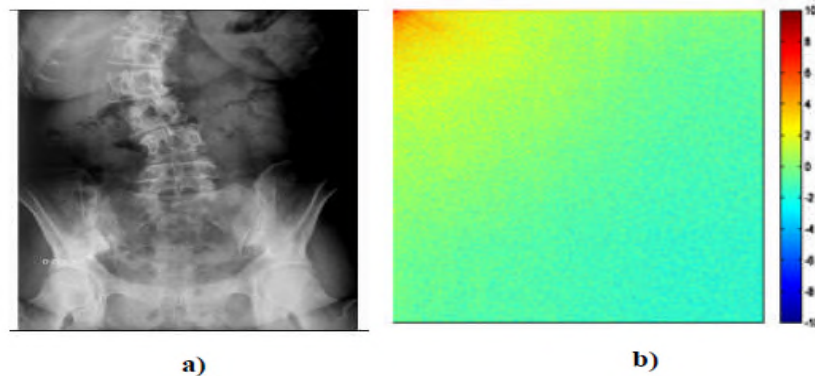
La figure III.1.b représente l'auto-corrélation normalisée de l'image rachis-cervical et la Figure III.1.c représente la DCT de la figure III.1.b.

Alors, comme montré dans la figure III.1, en normalisant les éléments de la matrice de l'auto corrélation des images, on remarque que la DCT permet de réduire l'amplitude de ces coefficients et aussi de les réorganiser de telles sortes que les premiers coefficients de DCT soient à haute amplitude et les derniers coefficients soient de très faible amplitude, très proche de zéro.

### II.5.3.2. Concentration de l'énergie :

L'efficacité d'une transformée est mesurée par sa capacité de concentrer les données d'entrée dans le plus petit ensemble de coefficients possible. La DCT est capable de concentrer l'énergie du signal dans les premiers coefficients DCT donc dans les basses

fréquences. Les figures ci-dessous montrent la concentration de l'énergie pour image rachis\_scoliose :



**Figure II.13 :** a) Image rachis\_scoliose, b) DCT de l'image rachis\_scoliose

Les coefficients DCT à haute amplitude sont représentés par des points rouges, les coefficients DCT à très faible amplitude sont représentés par des points verts et les coefficients DCT à haute amplitude mais de signe négative sont représentés par des points bleus.

On voit bien que l'énergie de l'image rachis\_scoliose (figure III.2.b) est concentrée en haut de l'image sur le côté gauche dans les faibles fréquences. Donc, nous avons une variation faible de l'intensité sur une large surface et le détail spatial est assez faible.

### II.5.3.3. Séparabilité :

Une transformée est séparable si les conditions suivantes sont satisfaites:

$$X(k_1, k_2, n_1, n_2) = X_1(k_1, n_1) X_2(k_2, n_2) \text{ et } x(k_1, k_2, n_1, n_2) = x_1(k_1, n_1) x_2(k_2, n_2) \quad (II.48)$$

Avec  $x$  étant la transformée inverse de  $X$  et  $x_1$  étant la transformée inverse de  $X_1$ .

Aussi, l'équation (III.13) de la transformée discrète en cosinus peut aussi s'écrire de la façon suivante:

$$X[k_1, k_1] = \sqrt{\frac{2}{N_1 N_2}} \alpha_{k_1} \alpha_{k_2} \sum_{n_1=0}^{N_1-1} \cos\left(\frac{\pi(2n_1+1)k_1}{2N_1}\right) \sum_{n_2=0}^{N_2-1} x[n_1, n_2] \cos\left(\frac{\pi(2n_2+1)k_2}{2N_2}\right) \quad (II.49)$$

Donc, la transformée discrète en cosinus est séparable.

Cette propriété a pour avantage de calculer  $Xc$  en deux séquences à une dimension, transformation des lignes puis transformation des colonnes successivement.



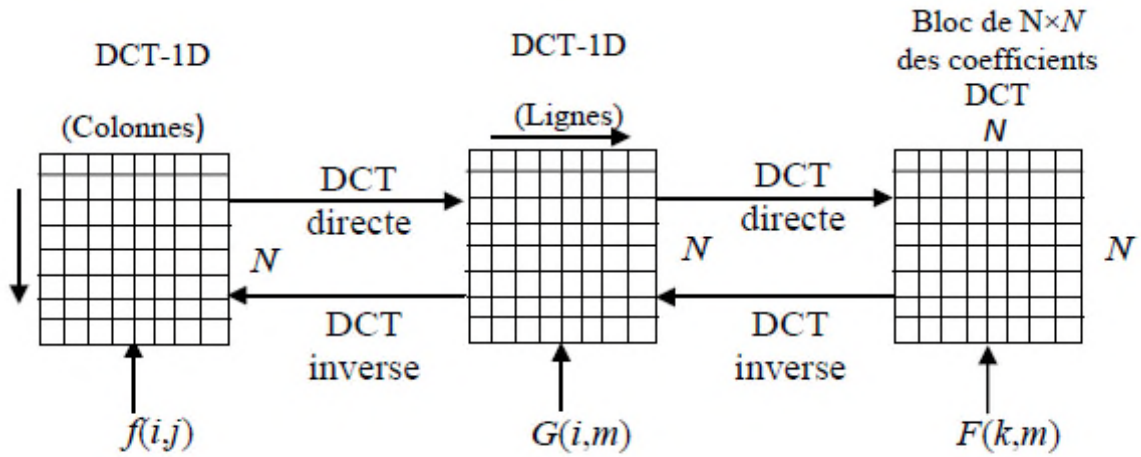


Figure II.14 : calcul de la DCT-2D en utilisant la propriété de séparabilité.

**II.5.3.4. Symétrie :**

La transformation est symétrique si elle est séparable et satisfait la condition suivante:

$$X_1(k_2, n_2) = X_2(k_2, n_2) \quad (II. 50)$$

C'est-à-dire, la fonction X1 est équivalente à la fonction X2.

La relation entre les propriétés de symétrie et de séparabilité peut être donnée par la forme:

$$T = A^T X A \quad (II. 51)$$

Où A étant la matrice de transformation symétrique de N\* N avec l'entrée a(i,j) est donnée par :

$$a(i, j) = \alpha_i \sum_{j=0}^{N-1} \cos\left(\frac{\pi(2j + 1)i}{2N}\right) \quad (II. 52)$$

Et X est la matrice d'image de N\*N et (.)Test la transposée. Cette propriété permet de calculer au préalable, la matrice de la transformée en offline, puis de l'appliquer à l'image, ce qui produirait une amélioration de l'efficacité de calcul.

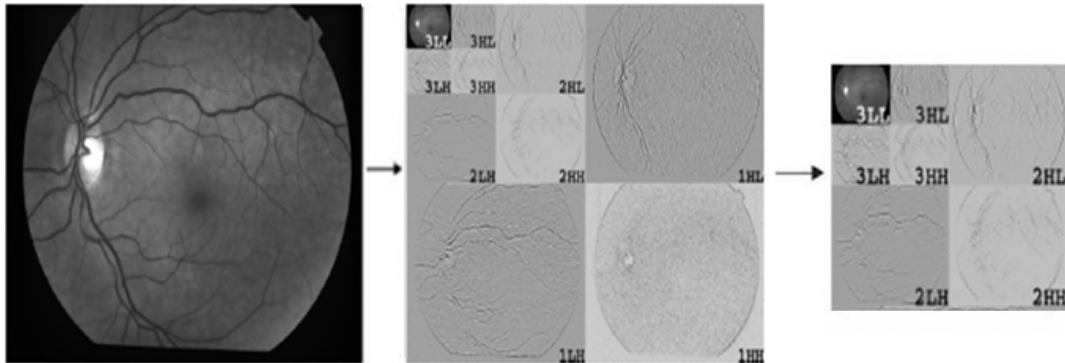
**II.5.3.5. Orthogonalité :**

La transformée est orthogonale, si et seulement si la transformée de la matrice est orthogonale:  $A^T A = I$  où I est la matrice identité. Cette propriété aussi permet de réduire la complexité de calcul de la transformée.

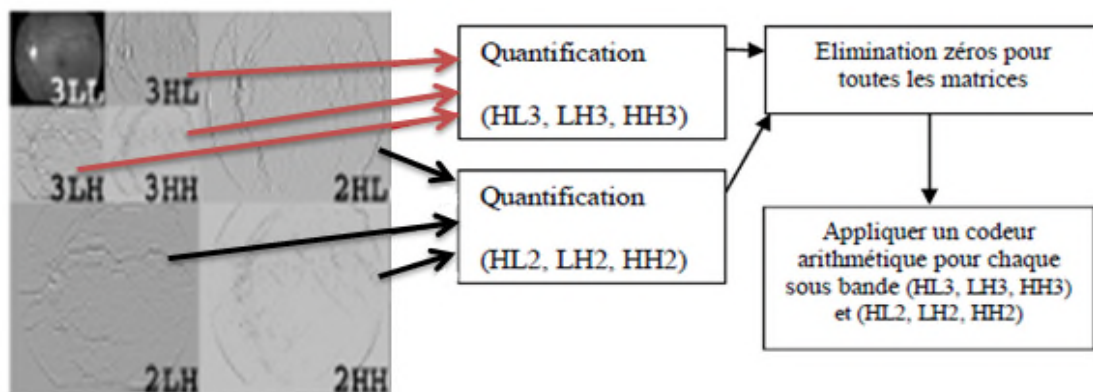
## II.6. L'algorithme proposé de WCT (Wavelet Cosinus transform) :

L'algorithme se compose en trois étapes :

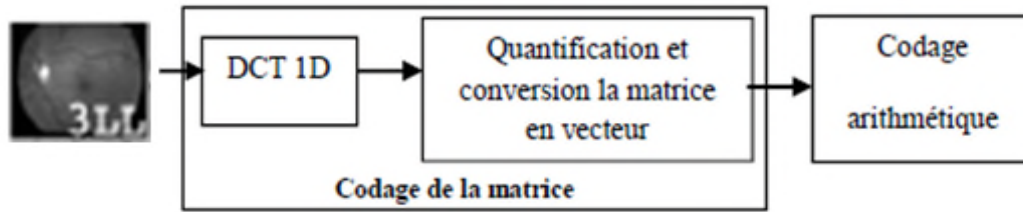
1. Décomposition par ondelette avec un niveau 3, ensuite nous éliminons les détails de 1<sup>er</sup> niveau par zéro. On sauvegarde l'approximation LL3 et les détails des deux niveaux 2 et 3.
2. Quantifications les détails des deux niveaux 2 et 3 et élimination de zéros pour chaque sous bandes suivie 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) 1<sup>er</sup> étape : décomposition par DWT avec un niveau L=3.



b) 2<sup>eme</sup> étape : quantification et élimination de zéros pour chaque sous bandes suivie d'un codeur arithmétique.



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

**Figure II.15.** (a, b, c), compression par WCT.

- ❖ 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.
- ❖ Par la suite ; nous appliquons la transformée en cosinus discrète unidimensionnelle de type II sur l'approximation LL3 suivi par une quantification scalaire, et ensuite compresser la matrice résultante par un codage arithmétique.

## II.7. Conclusion :

La transformée en cosinus est bien sur la plus utilisée en compression d'image. Elle est à la base de la norme JPEG, ses coefficients sont réels, son facteur de décorrélation est intéressant (98,05%) et sa concentration de l'énergie l'est tout autant : un bloc  $2 \times 2$  d'une image  $8 \times 8$  contient 90,9% de l'information [94].

Dans ce chapitre, nous avons présenté quelques notions importantes sur la théorie des ondelettes classiques, dites ondelettes séparables de première génération, Nous avons mis en avant les propriétés de ces dernières, ainsi que leurs avantages et leurs inconvénients.

Nous allons faire une hybridation de ces deux transformées, pour cette raison nous allons tester notre algorithme pour différentes valeurs de quantification et différents types d'ondelettes, pour avoir une bonne qualité d'image médicales compressé, les résultats sera étudiés et présentés dans la section suivante (chapitre III).

### III.1. Introduction :

Dans ce travail, nous sommes intéressés aux méthodes de compression avec pertes (lossy) 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 [95], [96], [97].

Ce chapitre présente l'expérimentation et les résultats des algorithmes introduits au chapitre précédent. Rappelons que notre travail consiste à développer un algorithme de compression hybride des images médicales utilisant une transformée en ondelettes couplée par une transformée en DCT suivie par un codeur arithmétique afin d'atteindre des bons taux de compression et de meilleures qualités d'images.

Lorsque on utilise des techniques de compression avec perte, l'utilisation de mesure de qualité est indispensable pour l'évaluation des performances. Donc, nous évaluerons ici les résultats obtenus pour différents paramètres de précision tels que le PSNR, ainsi que l'index de similarité MSSIM, le taux de compression TC et le temps de compression, pour juger la qualité de l'image compressée.

### III.2. Testes et résultats de la compression hybride :

L'algorithme mentionné a été mis en œuvre sous Matlab R2012a avec un PC Intel(R) Core (TM) i3-3110M CPU; 2.40 GHz PC : 4Go de RAM utilisant.

Dans chaque famille d'ondelettes, nous pouvons trouver une fonction ondelette qui donne la solution optimale associée à l'ordre du filtre, mais cette solution dépend de l'image. Pour cela, 7 types d'ondelettes de différentes familles sont utilisées (coif5, sym5, bior4.4, bior6.8, coif3, bior3.7 et le db15).

Les performances ont été évaluées par les différents paramètres (MSSIM, PSNR, Temps, TC).

#### III.2.1. Présentation des différents résultats sur les images médicales en niveau de gris :

##### III.2.1.1. Influence du type de filtre et le facteur de quantification :

Afin de démontrer l'efficacité de cet algorithme, nous avons testé une image IRM3 de taille 512\*512 codée sur 8bits/pixels (786 KO). On varie le facteur de quantification de 0.01 jusqu'à 0.1.

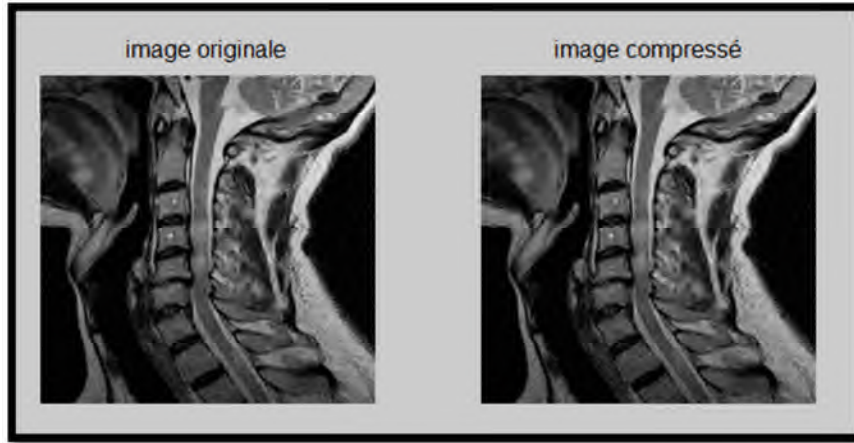


Figure III.1: image originale/ compressé (IRM3).

Les résultats sont représentés par les graphes suivants:

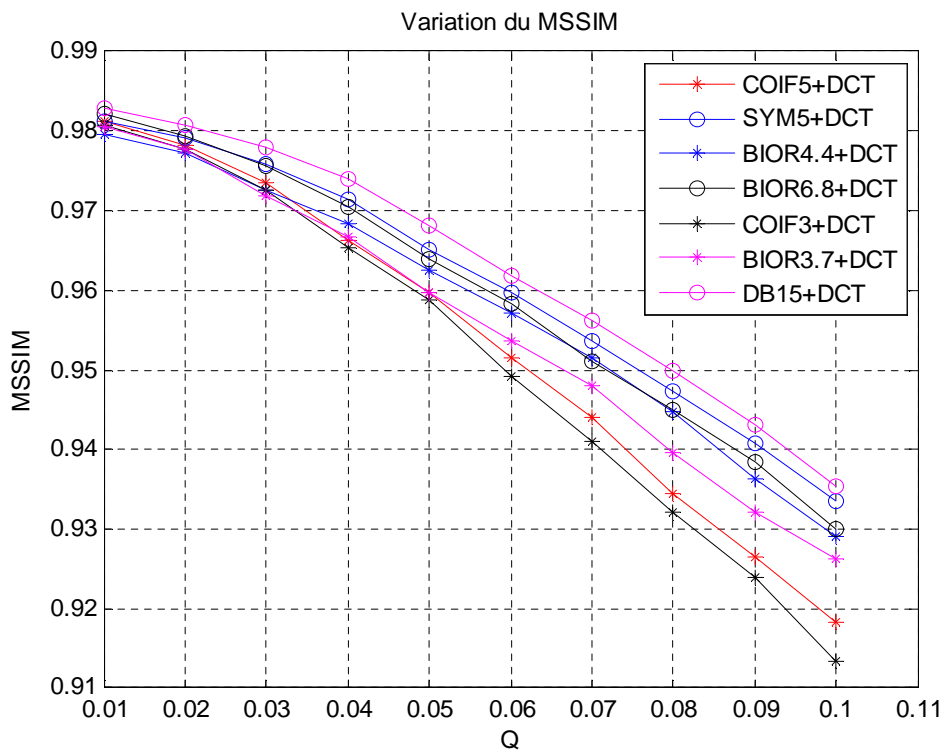


Figure (a)

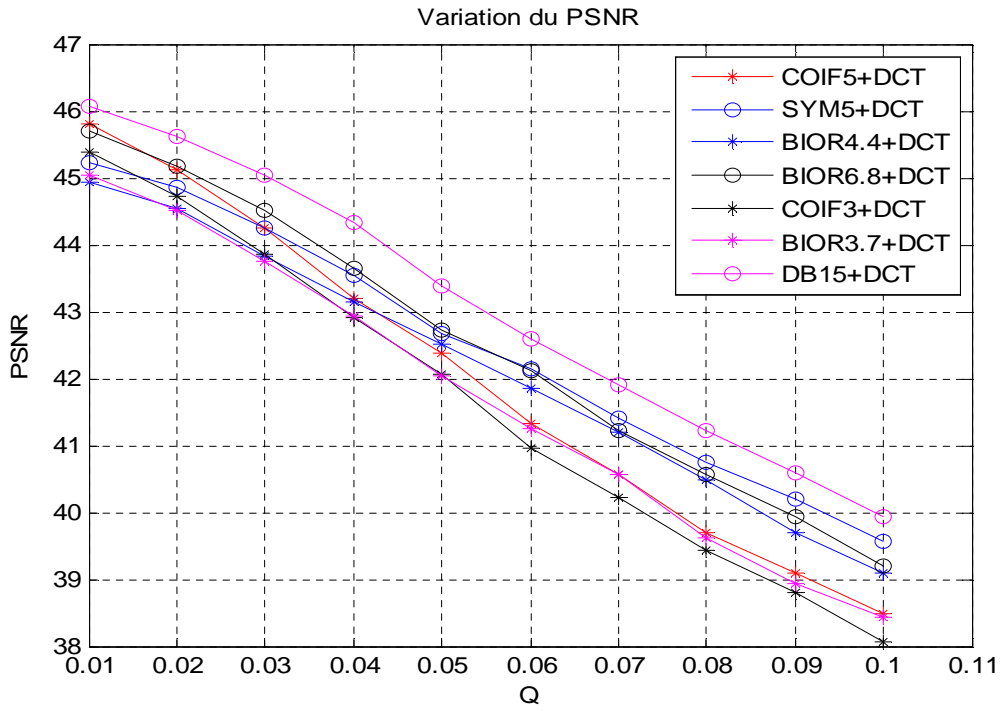


Figure (b)

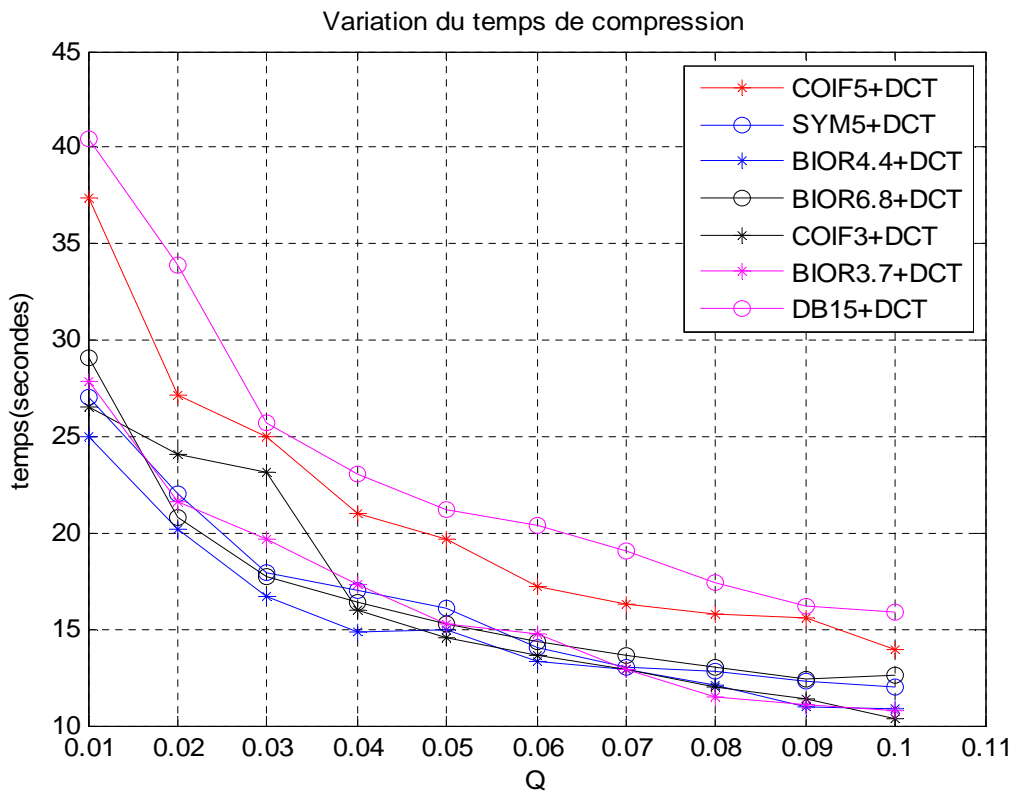


Figure (c)

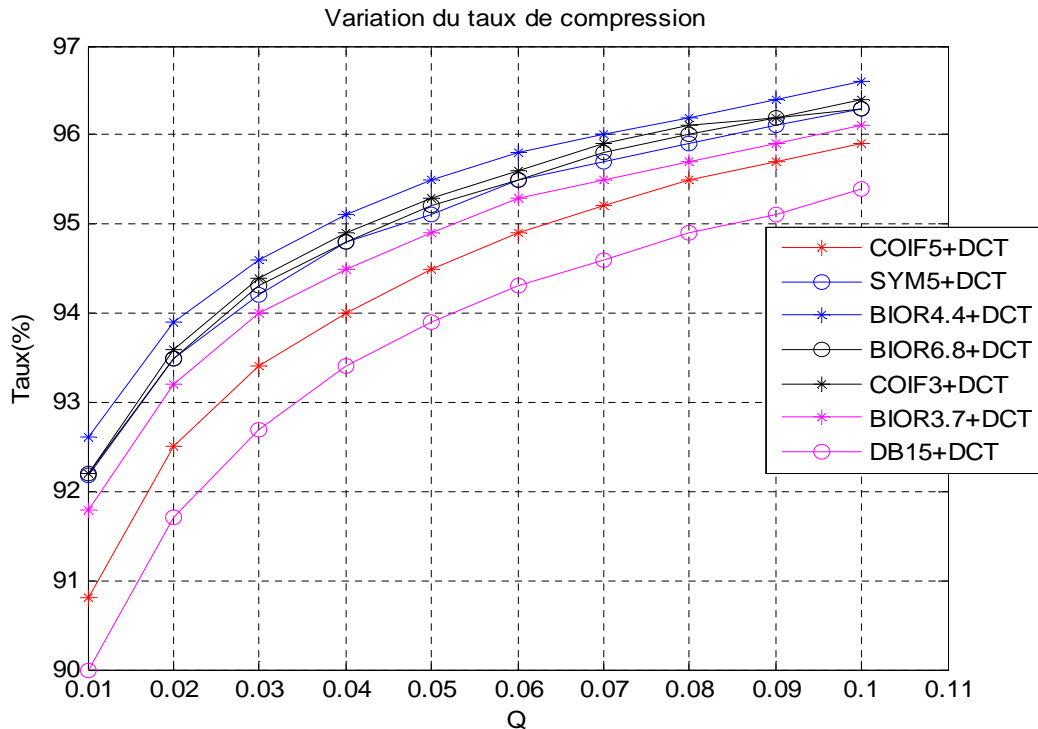


Figure (d)

**Figure III.2 :** Variation des paramètres d'évaluation pour différents types d'ondelettes : a) variation de MSSIM ; b) variation de PSNR ; c) variation de temps ; d) variation de taux.

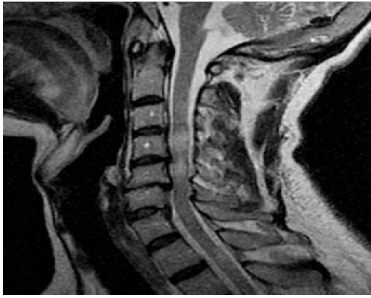
Les résultats obtenus (figure III.2) montrent les performances de notre algorithme pour le niveau de décomposition  $J=3$  et pour différentes familles d'ondelettes. Le PSNR change avec les différentes familles d'ondelettes.

Nous rappelons que pour avoir des images de bonne qualité, il faut que le PSNR soit supérieur à 30 dB. En fonction des résultats obtenus on remarque clairement qu'on a obtenu une bonne qualité d'images avec l'ondelette " bior6.8" (MSSIM = 0.9704, PSNR = 43.15 db) et un bon rapport de compression par l'ondelette bior4.4 (Tc=95.5%) avec un temps de compression réduit (14.87 secondes) pour le facteur  $Q=0.04$ .

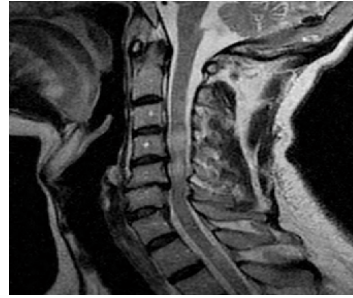
Afin d'avoir un bon compromis PSNR-TC ; nous constatons de bonne qualité d'image compressé avec les ondelettes biorthogonales bior4.4, bior6.8 avec  $Q=0.01$  jusqu'à 0.03 et un très bon rapport de compression et un temps réduit avec  $Q=0.04$  ou 0.05. Nous généralisons notre algorithme avec ces deux ondelettes sur différentes images médicales en niveau de gris pour deux bases de données (I et II).

Donc, nous constatons de bonne qualité d'image compressée avec les facteurs de quantifications  $Q=0.03$ ,  $Q=0.04$  ; et  $Q=0.05$ . Les résultats sont illustrés dans la (figure III.3).

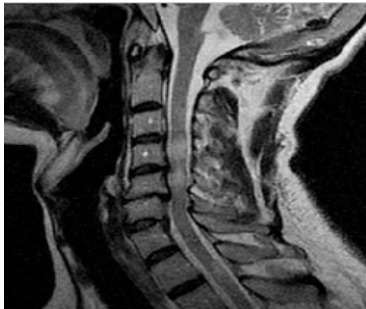


**BIOR4.4**

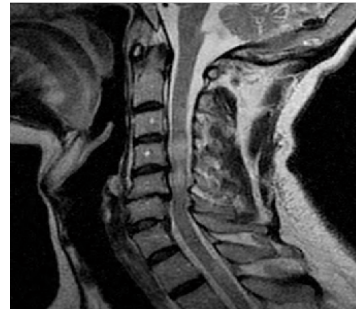
Q= 0.03, MSSIM= 0.9726, PSNR= 43.83 dB  
Temps = 16.70sec, TAUX= 94.6%

**BIOR6.8**

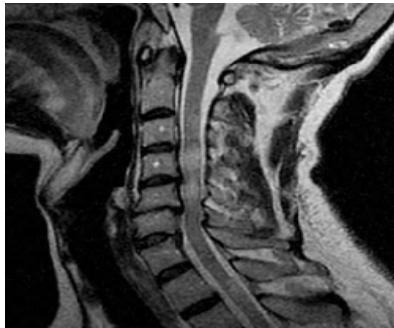
Q= 0.03, MSSIM= 0.9756, PSNR= 44.51 dB  
temps= 17.73sec, TAUX= 94.3%

**BIOR4.4**

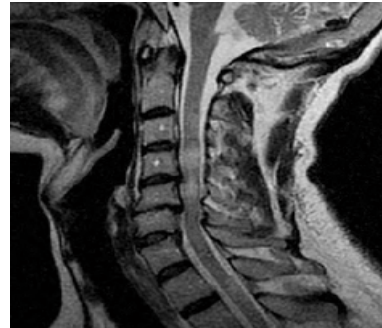
Q= 0.04, MSSIM= 0.9683, PSNR= 43.15 dB  
Temps = 14.87 sec, TAUX= 95.1%

**BIOR6.8**

Q= 0.04, MSSIM= 0.9704, PSNR= 43.63 dB  
temps= 16.37 sec, TAUX= 94.8%

**BIOR4.4**

Q= 0.05, MSSIM= 0.9626, PSNR= 42.50 dB  
temps= 14.94 sec, TAUX= 95.5%

**BIOR6.8**

Q= 0.05, MSSIM= 0.9639, PSNR= 42.73 dB  
temps= 15.28 sec, TAUX= 95.

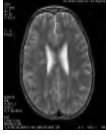


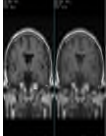

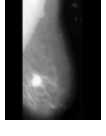

**Figure III.3 :** Compression hybride d'image (coupe coronale) par WCT couplée avec le codeur arithmétique.

### III.2.1.2. Le choix d'ondelettes :

Dans cette partie; nous allons tester notre approche sur deux bases (I et II) d'images médicales en niveau de gris d'où nous appliquons la transformée en ondelette bi-orthogonale avec les 2 ondelettes (bior4.4) et (bior6.8). Nous avons récapitulé les résultats de notre algorithme proposés (WCT) dans les tableaux III.1, III.2, en calculant les paramètres d'évaluation PSNR,



MSSIM, Tps et TC (%) pour les deux bases d'images médicales testées ; en fonction de facteur de quantification varié de 0.01 à 0.05.

Base I	Q	BIOR6.8				BIOR4.4			
		PSNR(dB)	MSSIM	Tps(s)	TC(%)	PSNR(dB)	MSSIM	Tps (s)	TC(%)
IRM1 	0.01	41.30	0.9487	18.18	94.2	41.21	0.9469	15.54	94.7
	0.02	29.19	0.9451	15.54	95.3	41.00	0.9437	13.00	95.7
	0.03	40.82	0.9405	14.73	95.8	40.72	0.9391	<u>10.65</u>	96.2
	0.04	40.51	0.9349	12.10	96.1	40.38	0.9331	<u>9.47</u>	96.5
	0.05	40.18	0.9292	<u>10.46</u>	96.4	40.02	0.9275	<u>8.93</u>	96.8
IRM3 	0.01	45.92	0.9822	29.15	92.1	45.19	0.9798	24.82	92.6
	0.02	45.42	0.9794	23.85	93.5	44.81	0.9774	20.74	93.9
	0.03	44.73	0.9756	20.84	94.3	44.19	0.9726	17.64	94.6
	0.04	43.89	0.9704	18.57	94.8	43.52	0.9684	15.50	95.1
	0.05	43.03	0.9639	16.95	95.2	42.79	0.9629	14.49	95.5
IRM5 	0.01	51.61	0.9858	20.30	94.2	52.40	0.9877	17.76	94.3
	0.02	49.82	0.9828	17.01	95.2	50.77	0.9855	14.29	95.2
	0.03	47.96	0.9787	13.93	95.9	49.00	0.9829	12.78	95.8
	0.04	46.09	0.9738	11.78	96.2	47.21	0.9790	<u>10.98</u>	96.2
	0.05	44.66	0.9693	10.89	96.5	45.69	0.9742	<u>10.21</u>	96.4
IRM6 	0.01	39.48	0.9569	22.45	93.6	39.35	0.9551	21.40	94
	0.02	39.29	0.9531	18.25	94.6	39.16	0.9509	15.50	95
	0.03	39.00	0.9473	15.93	95.3	38.90	0.9460	13.66	95.7
	0.04	38.67	0.9416	13.72	95.7	38.57	0.9396	12.24	96
	0.05	38.33	0.9351	12.44	96	38.20	0.9325	11.23	96.4
CT4 	0.01	44.31	0.9706	12.88	95.5	43.77	0.9671	11.30	96
	0.02	44.12	0.9670	<u>10.61</u>	96.4	43.56	0.9637	<u>8.68</u>	96.8
	0.03	43.85	0.9635	<u>8.70</u>	96.8	43.24	0.9589	<u>7.41</u>	97.2
	0.04	43.54	0.9598	<u>8.85</u>	97	42.96	0.9552	<u>6.83</u>	97.3
	0.05	43.32	0.9559	<u>7.12</u>	97.2	42.58	0.9510	<u>6.37</u>	97.5
MAM 	0.01	47.30	0.9798	16.25	94.4	47.19	0.9773	15.66	94.4
	0.02	47.07	0.9787	14.08	95.4	47.11	0.9767	13.23	95.4
	0.03	46.83	0.9770	12.18	96	47.13	0.9771	11.63	95.9
	0.04	46.42	0.9732	11.42	96.3	47.00	0.9759	<u>10.54</u>	96.3
	0.05	46.16	0.9719	<u>9.54</u>	96.6	46.92	0.9755	<u>9.59</u>	96.6
ECHO 	0.01	39.46	0.9535	19.15	93.8	39.44	0.9526	18.75	93.9
	0.02	39.36	0.9509	14.50	94.9	39.38	0.9513	14.44	95
	0.03	39.16	0.9463	13.74	95.4	39.30	0.9491	12.78	95.5
	0.04	38.95	0.9417	12.42	95.8	39.15	0.9458	11.62	95.9
	0.05	38.67	0.9365	11.49	96.1	38.99	0.9424	<u>10.57</u>	96.1

**Table III.1** - Variation des paramètres d'évaluation (PSNR (dB), MSSIM, TC(%), Tps (s) en fonction de facteur de quantification varié de 0.01 à 0.05 (Base I) avec les ondelettes **bior6.8**, **bior4.4**.

Présentations des résultats en bateaux :

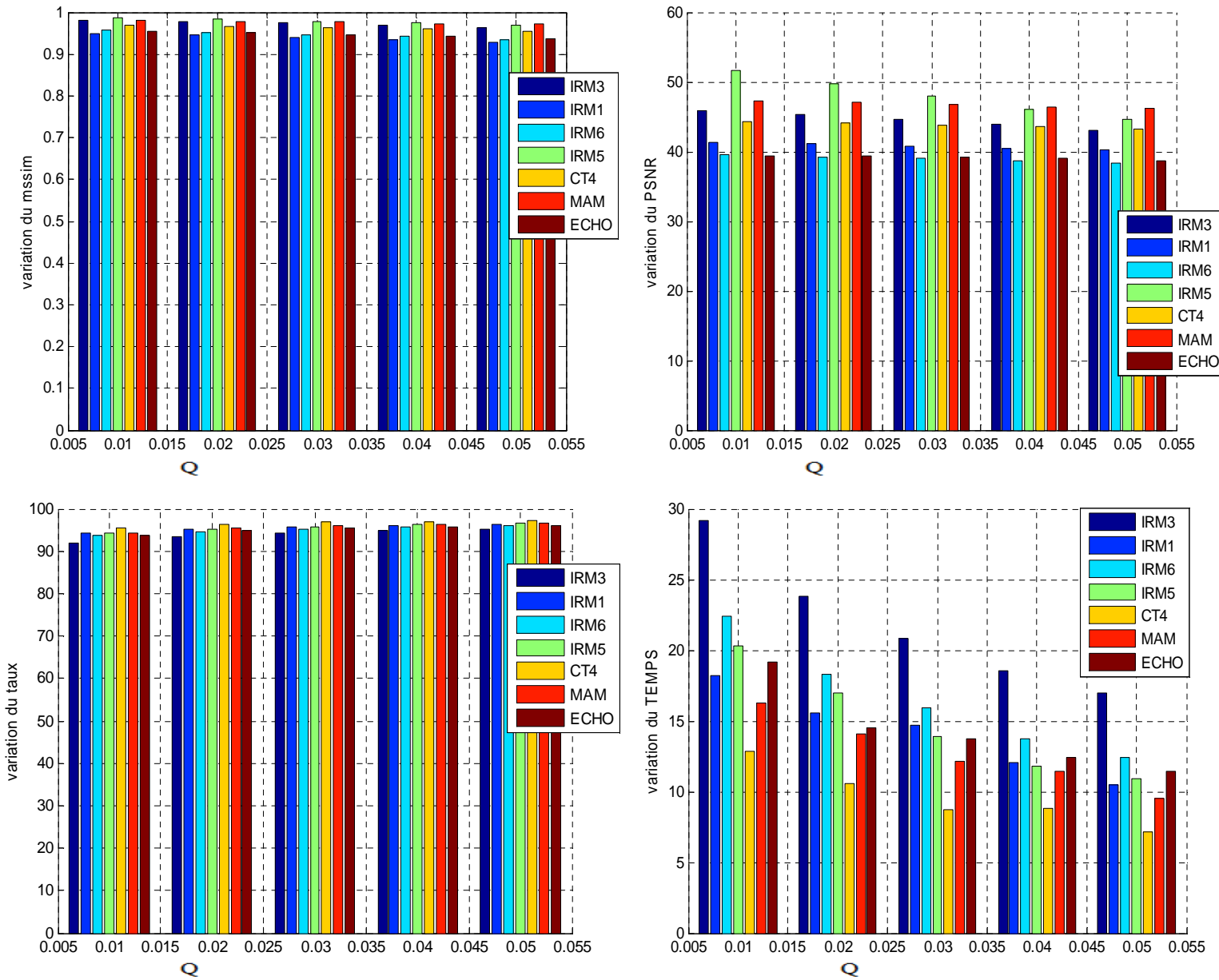
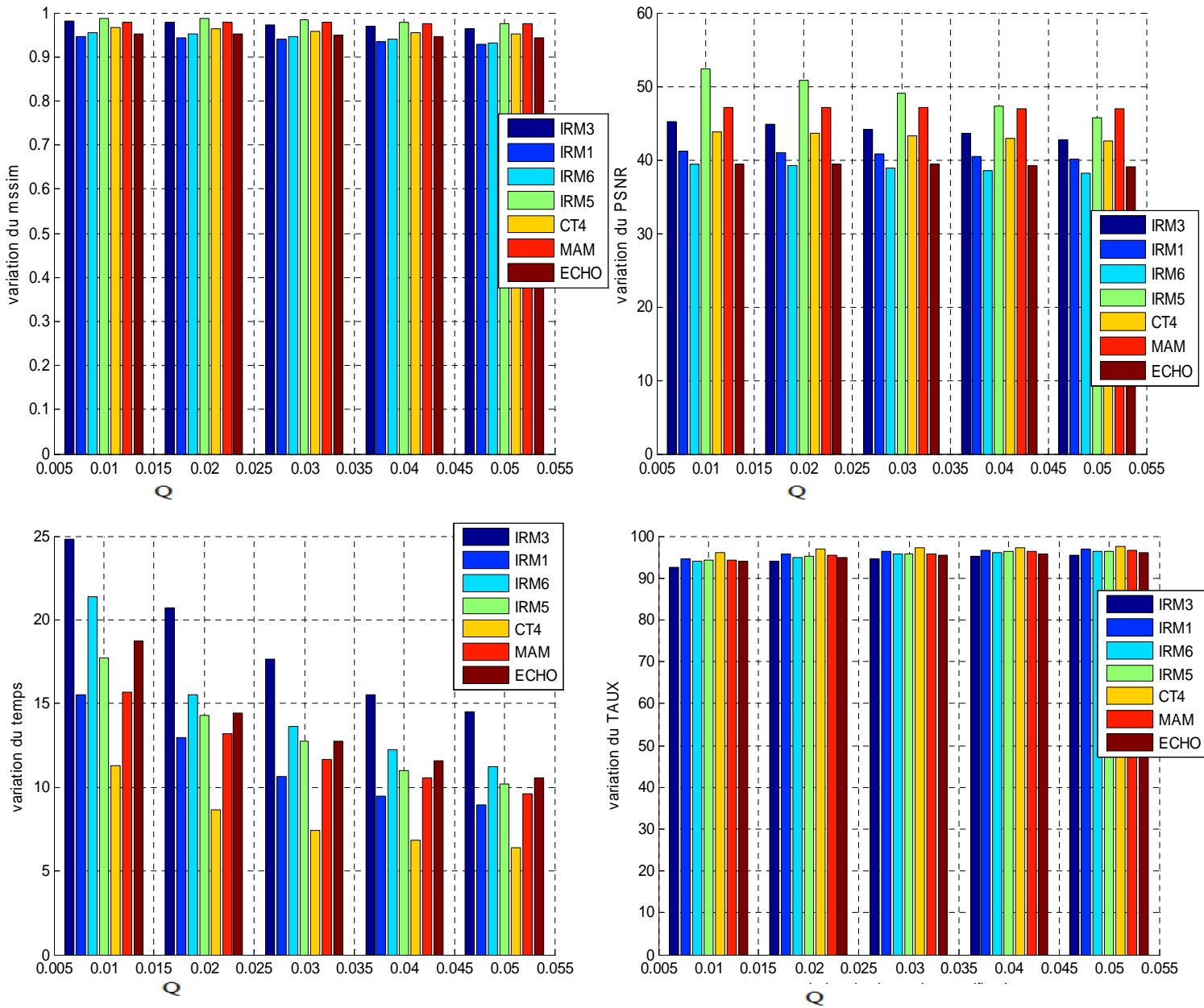
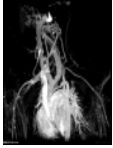








Figure III.4 : Présentation des paramètres d'évaluation (MSSIM, PSNR, Tps, TC) en bateaux pour l'ondelette bior6.8.



**Figure III.5:** Présentation des paramètres d'évaluation (MSSIM, PSNR, Tps, TC) en bateaux pour l'ondelette bior4.4.

D'après les résultats du tableau (III.1) nous constatons que a  $Q=0.01$  jusqu'à  $0.03$  nous obtenons de très bonne qualité d'image compressée et un bon taux de compression (dépassant **93.8%** pour l'ondelette bior6.8, et **94.6%** pour l'ondelette bior4.4) avec un temps de compression qui ne dépasse pas **24 s** (bior4.4), **29 s** (bior6.8). Et a  $Q=0.04$  jusqu'à  $0.05$  ; nous obtenons une bonne qualité d'image compressée et un bon taux de compression (dépassant **96%** (bior4.4) et **95%** (bior6.8)) avec un temps de compression qui ne dépasse pas **12 s** (bior4.4), **18 s** (bior6.8).

Base II	Q	BIOR6.8				BIOR4.4			
		PSNR(dB)	MSSIM	Tps(s)	TC(%)	PSNR(dB)	MSSIM	Tps (s)	TC(%)
<b>AN01</b> 	0.01	44.61	0.9697	18.14	82	45.76	0.9715	16.67	82.6
	0.02	44.13	0.9657	15.47	85.1	45.24	0.9687	11.75	85.5
	0.03	43.48	0.9598	12.90	<b>86.8</b>	44.53	0.9643	<b>10.35</b>	<b>87.2</b>
	0.04	42.75	0.9540	11.33	<b>87.9</b>	43.73	0.9584	<b>9.50</b>	<b>88.3</b>
	0.05	41.98	0.9455	<b>10.47</b>	<b>88.8</b>	42.88	0.9514	<b>8.82</b>	<b>89.1</b>
<b>EX02</b> 	0.01	44.93	0.9707	20.54	82.6	44.48	0.9741	16.61	82.8
	0.02	44.21	0.9663	18.31	<b>85.8</b>	43.99	0.9707	11.44	<b>85.8</b>
	0.03	43.26	0.9590	14.89	<b>87.4</b>	43.31	0.9654	<b>10.08</b>	<b>87.4</b>
	0.04	42.20	0.9505	14.64	<b>88.5</b>	42.49	0.9594	<b>9.26</b>	<b>88.5</b>
	0.05	41.34	0.9431	12.97	<b>89.4</b>	41.69	0.9525	<b>9.44</b>	<b>89.3</b>
<b>EXO3</b> 	0.01	43.69	0.9852	25.37	<b>79.2</b>	44.70	0.9897	19.21	<b>79</b>
	0.02	42.77	0.9779	21.95	83.3	43.87	0.9845	14.98	82.9
	0.03	41.44	0.9646	18.19	85.5	42.77	0.9763	12.97	85.1
	0.04	40.36	0.9508	16.89	<b>87.1</b>	41.63	0.9654	12.10	<b>86.7</b>
	0.05	39.18	0.9323	16.43	<b>88.2</b>	40.54	0.9525	10.67	<b>87.8</b>
<b>NK01</b> 	0.01	33.99	0.8000	26.40	<b>77.6</b>	34.05	0.7927	19.93	<b>78.9</b>
	0.02	33.90	0.7944	19.64	81.8	33.96	0.7899	14.59	82.9
	0.03	33.74	0.7886	16.34	84.1	33.80	0.7815	12.96	85.1
	0.04	33.57	0.7775	14.99	<b>85.7</b>	33.58	0.7732	11.59	<b>86.6</b>
	0.05	33.33	0.7655	14.77	<b>86.9</b>	33.37	0.7596	<b>10.59</b>	<b>87.7</b>
<b>SP08</b> 	0.01	35.19	0.8535	21.95	<b>78.3</b>	35.22	0.8511	19.26	<b>78.9</b>
	0.02	35.06	0.8468	16.86	82.5	35.13	0.8465	15.70	82.8
	0.03	34.84	0.8368	14.86	84.8	34.97	0.8392	13.90	85
	0.04	34.61	0.8228	13.26	<b>86.2</b>	34.78	0.8288	11.90	<b>86.5</b>
	0.05	34.33	0.8055	12.44	<b>87.4</b>	34.51	0.8158	<b>10.65</b>	<b>87.6</b>
<b>SP09</b> 	0.01	41.99	0.9839	17.27	83	0.9863	43.67	14.99	83.2
	0.02	41.48	0.9790	12.45	<b>86.2</b>	0.9826	43.15	11.13	<b>86.3</b>
	0.03	40.75	0.9709	<b>10.81</b>	<b>87.9</b>	0.9763	42.38	<b>9.70</b>	<b>87.9</b>
	0.04	39.93	0.9609	<b>10.05</b>	<b>89</b>	0.9693	41.64	<b>8.86</b>	<b>89</b>
	0.05	39.38	0.9532	<b>9.23</b>	<b>89.9</b>	0.9601	40.76	<b>8.36</b>	<b>89.8</b>
<b>SP10</b> 	0.01	41.52	0.9743	18.37	82.9	41.85	0.9738	14.51	84.1
	0.02	41.12	0.9674	14.68	<b>86.3</b>	41.33	0.9651	<b>10.93</b>	<b>87.3</b>
	0.03	40.54	0.9572	13.50	<b>88.1</b>	40.82	0.9566	<b>8.79</b>	<b>89</b>
	0.04	40.07	0.9486	11.07	<b>89.2</b>	40.25	0.9474	<b>7.96</b>	<b>90</b>
	0.05	39.59	0.9411	<b>9.54</b>	<b>90</b>	39.78	0.9402	<b>7.02</b>	<b>90.8</b>

**Table III.2** - Variation des paramètres d'évaluation (PSNR (dB), MSSIM, TC(%), Tps (s) en fonction de facteur de quantification varié de 0.01 à 0.05 (Base I) par l'ondelette **bior6.8**, **Bior4.4**

Présentations des résultats en bateaux :

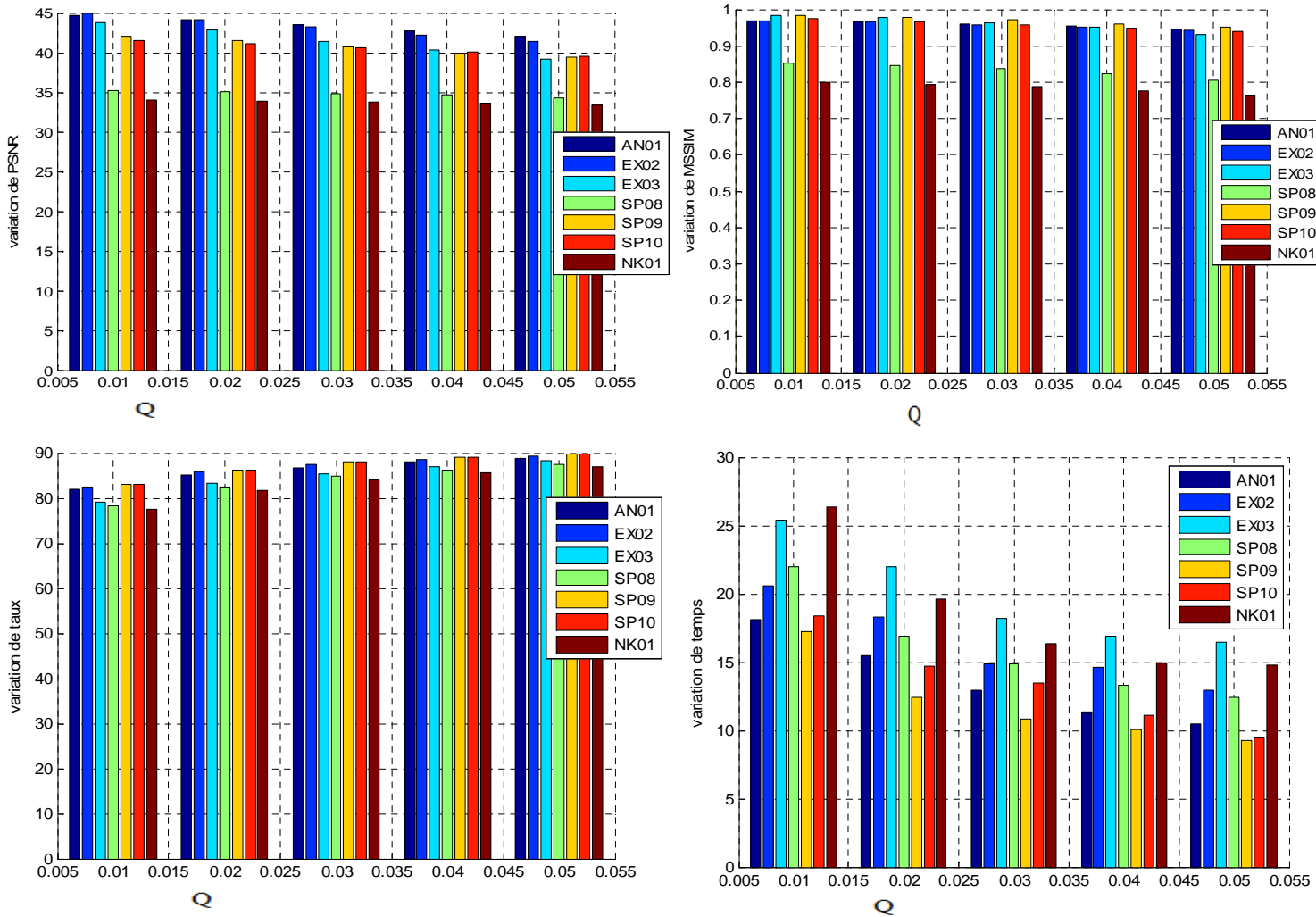
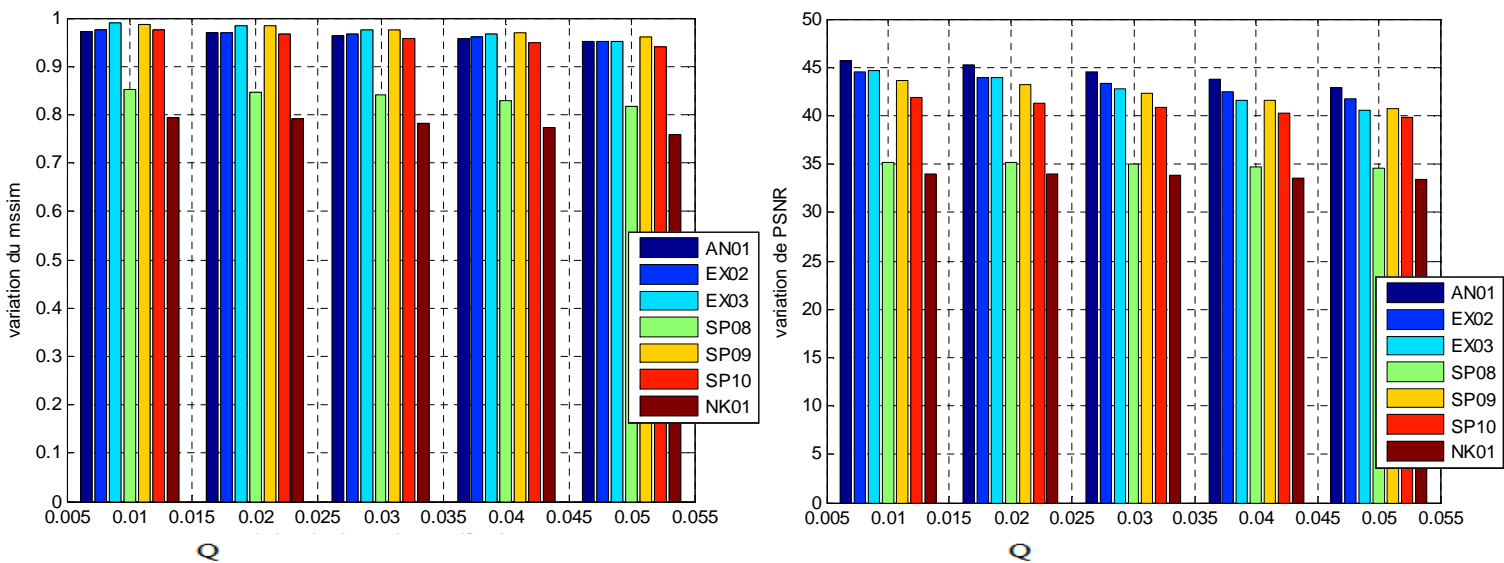
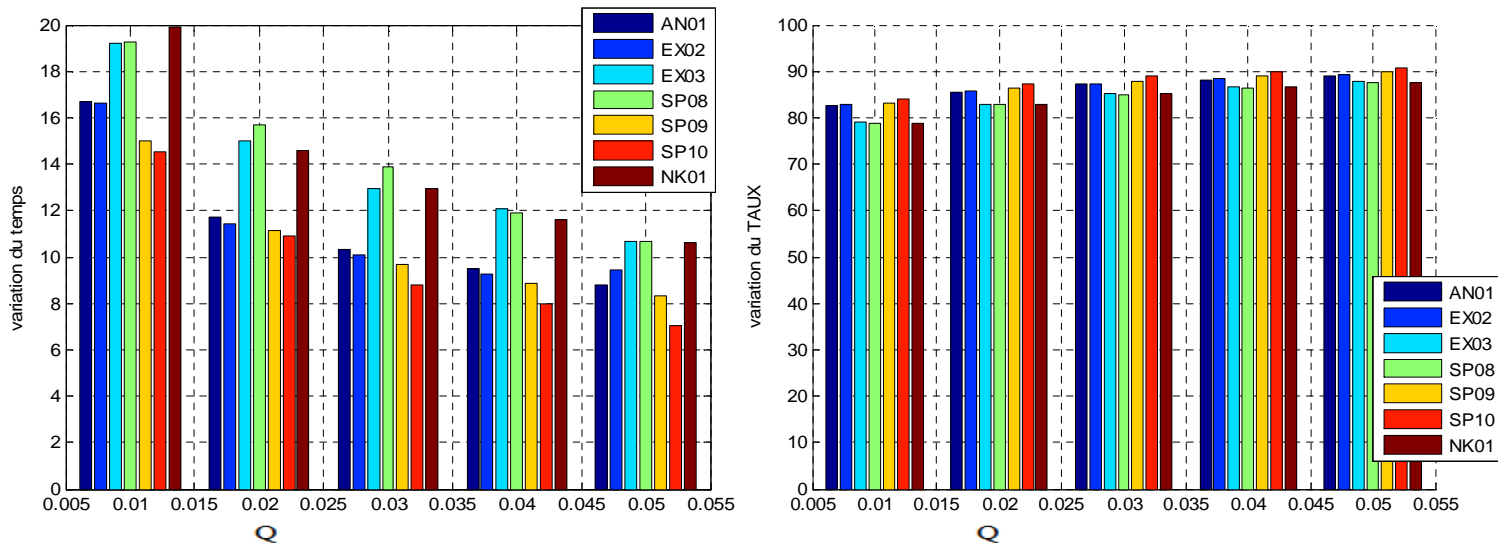


Figure III.6: Présentation des paramètres d'évaluation (MSSIM, PSNR, Tps, TC) en bateaux pour l'ondelette **bior6.8**





**Figure III.7:** Présentation des paramètres d'évaluation (MSSIM, PSNR, Tps, TC) en bateaux pour l'ondelette  **bior4.4**

Les figures (III.7 et III.6) présentées ci-dessous illustrent la variation du PSNR, MSSIM, Temps et le taux TC pour différents types d'images médicales (Base II) compressées par l'algorithme hybride bior4.4 et bior6.8.

Nous observons d'après les variations des paramètres (PSNR, MSSIM, Tps, TC), que notre algorithme donne des valeurs importantes pour la Base I par rapport à la Base II.

Nous remarquons d'après cette figure et les tableaux (III.1 et III.2) que l'algorithme proposé est mieux adapté à la compression des images médicales de grande tailles (Base I) en générale, et spécifiquement adaptatif aux images IRM. Nous constatons que, quand la taille de l'image augmente, nous obtenons de meilleurs résultats, les résultats sont très bons du fait de la forte corrélation spectrale, ce qui permet un meilleur codage.

C'est pour cette raison, nous allons appliquer notre algorithme pour la compression des images médicales couleur.

### III.2.1.3. La comparaison entre les deux ondelettes biorthogonales :

Notre but apparait d'avoir une bonne qualité de l'image et un bon rapport de compression. Dans cette partie nous avons fait une comparaison entre les résultats obtenus par les deux ondelettes biorthogonales pour les deux Bases (I et II), d'où nous avons fixés le facteur de quantification  $Q = 0.03$ , choisit en fonction de la bonne qualité d'image et le bon rapport de compression.

On calculons la moyenne des parametres d'évaluations (MSSIM, PSNR, Tps, TC) entre les 2 bases pour bien préciser l'ondelette apropiée. Les résultats sont montrés dans les figures suivantes :



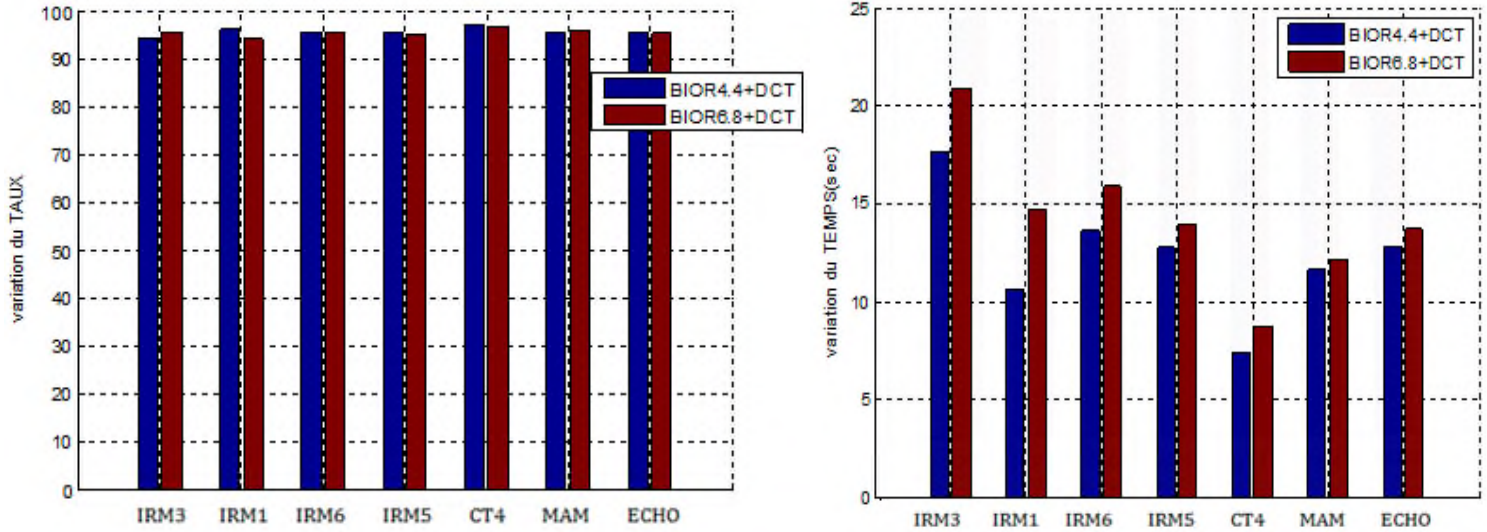


Figure III.8 : comparaison entre les deux ondelettes biorthogonales pour la Base I.

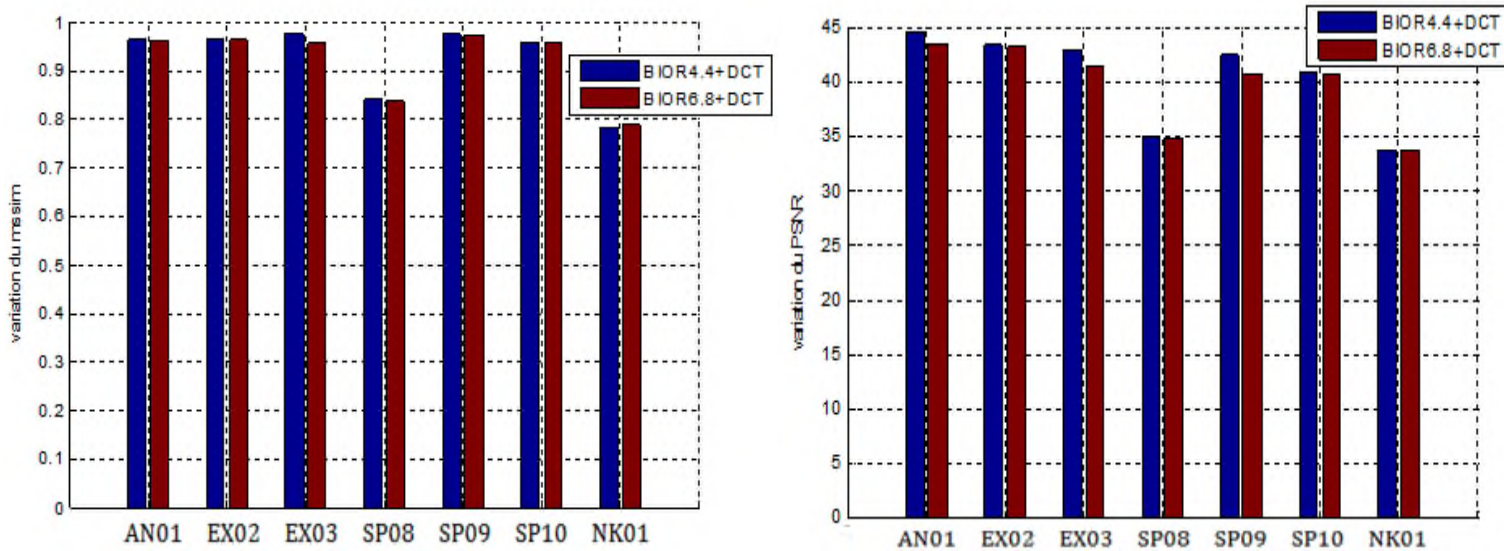


Figure III.9 : comparaison entre les deux ondelettes biorthogonales pour la Base II.

- 2ème étape, on calcule la moyenne des paramètres d'évaluation obtenus pour les 2 bases de données en fonction des 2 ondelettes biorthogonales, pour  $Q=0.03$ .

BASE 1:

Moyenne	Moy PSNR (db)	Moy MSSIM	Moy Tps (sec)	Moy TC (%)
Bior4.4	43.21	0.9608	12.36	95.84
Bior6.8	43.19	0.9612	14.29	95.64

**Tableau III.3 :** Résultats de calcul de la moyenne pour la Base I.

BASE 2 :

Moyenne	Moy PSNR (db)	Moy MSSIM	Moy Tps (sec)	Moy TC (%)
Bior4.4	40.36	0.9228	11.25	86.67
Bior6.8	39.72	0.9195	14.49	86.37

**Tableau III.4 :** Résultats de calcul de la moyenne pour la Base II.

**La moyenne générale entre les 2 bases :**

- 1- Pour le Bior4.4: PSNR= 41.78 dB, MSSIM= 0.9610, Tps= 13.32 sec, TC= 91.25 %.
- 2- Pour le Bior6.8: PSNR= 41.45 dB, MSSIM= 0.9403, Tps= 14.39 sec, TC= 91.00 %.

En résultants, Avec l'ensemble des images médicales niveaux de gris utilisées pour notre étude, l'ondelette bior4.4 donne de meilleurs résultats en termes de PSNR, MSSIM, Tps, TC. Donc, l'utilisation de cette ondelette lors de la décomposition en ondelettes se révèle plus approprié.

#### III.2.1.4. les principales propriétés de choix d'ondelette :

Comme nous l'avons mentionné dans le chapitre 2, nous allons revenir sur le protocole de choix de notre ondelette et des principales propriétés que nous sommes besoin à vérifier.

Elle peut être choisie de diverses manières en fonction des propriétés désirées sur la base de décomposition. Parmi les principales propriétés on retiendra :

1. **la reconstruction parfaite :** la projection de  $x$  sur la famille  $W$  doit être inversible.
2. **la phase linéaire :** les fonctions d'ondelette mère sont symétriques ou antisymétriques.
3. **la régularité:** la projection sur une fonction d'ondelette mère de tout polynôme d'ordre inférieur ou égal à  $P$  orienté est nulle.

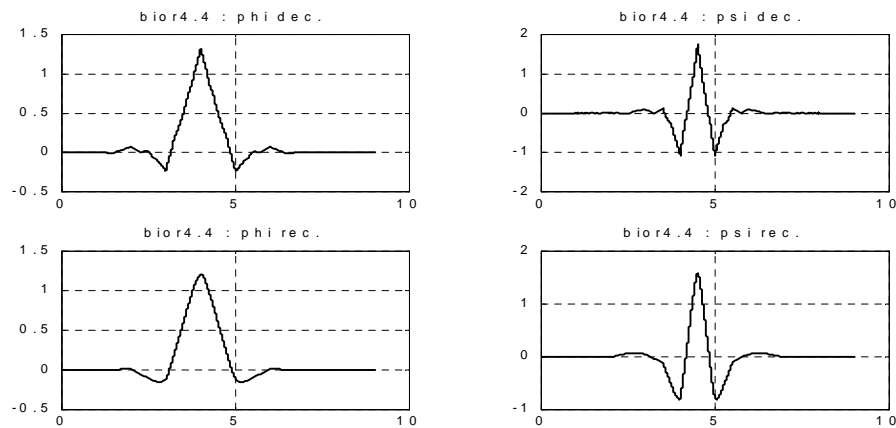


En traitement d'image, la propriété de reconstruction parfaite est essentielle pour ne pas dégrader le signal lors de son traitement et former une bijection entre le domaine transformé et le domaine spatial.

#### III.2.1.4.1. Les caractéristiques de l'ondelette bior4.4 :

- Ondelette biorthogonale.
- Symétrique.
- A support compact.
- Reconstruction parfaite possible avec les filtres FIR (dans le cas orthogonal impossible sauf pour Haar).
- $N_r$  (analyse)= 4,  $e$  (reconstruction)= 4, largeur  $2N_r+1$  pour la reconstruction  $2e+1$  pour la décomposition Longueur max ( $2N_r$ ,  $2e$ ) des filtres + 2.

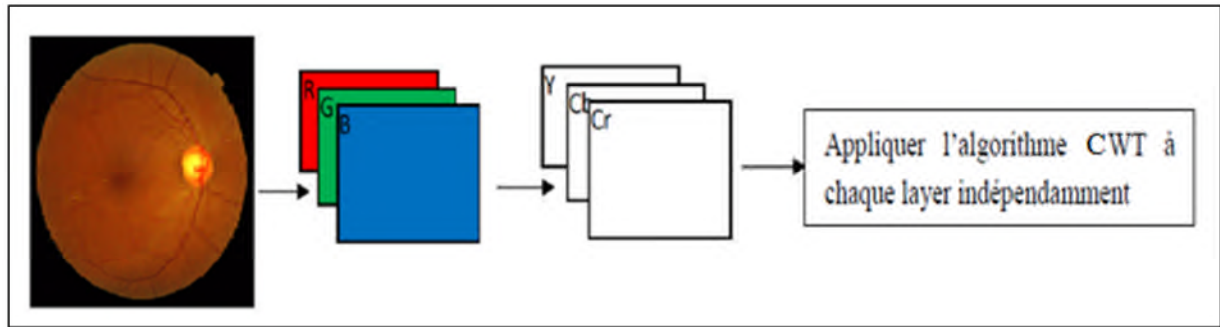
**Remarque :** bior4.4 et 6,8 sont tels que les filtres et fonctions de reconstruction et de la décomposition sont proches en valeur.



**Figure III.10 :** les filtres de décomposition de l'ondelette bior4.4.

#### III.2.2. Présentation des différents résultats sur les images médicales couleurs :

Avant d'appliquer la transformée d'ondelettes à l'image couleur originale, l'image couleur RGB est convertie en image YCbCr puis les trois couches de l'image YCbCr sont décomposées par la transformée en ondelette et les coefficients obtenus sont encodés par le codeur arithmétique (chaque couche séparément) pour générer une séquence binaire considérée comme des données à stocker ou à transmettre.



**Figure III. 11 :** Algorithme de la compression d'image médicale couleurs par WCT.

### III.2.2.1. Les représentations de la couleur:

En informatique, il est essentiel de disposer d'un moyen de choisir une couleur parmi toutes celles utilisables. Or la gamme de couleur possible est très vaste et la chaîne de traitement de l'image passe par différents périphériques: par exemple un numériseur (scanner), puis un logiciel de retouche d'image et enfin une imprimante. Il est donc nécessaire de pouvoir représenter faiblement la couleur afin de s'assurer de la cohérence entre ces différents périphériques.

On appelle ainsi **espace de couleurs** la représentation mathématique d'un ensemble de couleurs.

#### III.2.2.1.1. Le codage RGB:

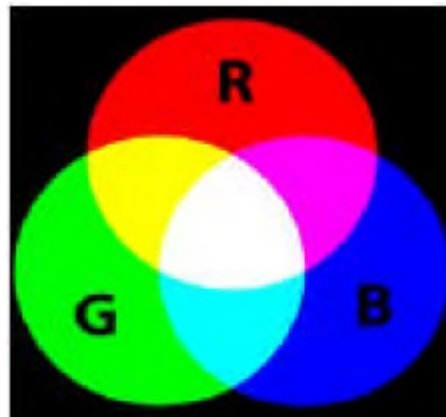
L'espace RGB (Red, Green, Blue, pour Rouge Vert Bleu, en français RVB), mis au point en 1931 par la Commission Internationale de l'Eclairage (CIE) consiste à représenter l'espace des couleurs à partir de trois rayonnements monochromatiques de couleurs (rouge, vert et bleu) [98] [99].

Le codage RGB correspond à la façon dont les couleurs sont codées numériquement, ou plus exactement à la manière dont les tubes cathodiques des écrans d'ordinateurs représentent les couleurs. Il consiste à affecter une valeur à chaque composante de Rouge, de Vert et de Bleu.

Ainsi, le modèle RGB propose de coder sur un octet chaque composante de couleur, ce qui correspond à 256 intensités de rouge (28), 256 intensités de vert et 256 intensités de bleu, soient 16777216 possibilités théoriques de couleurs différentes, c'est-à-dire plus que ne peut en discerner l'œil humain (environ 2 millions). Toutefois, cette valeur n'est que théorique car elle dépend fortement du matériel d'affichage utilisé.

Etant donné que le codage RGB repose sur trois composantes proposant la même gamme de valeur, le RGB est un espace de couleur additif (Figure IV.9) -c.-à-d., ses trois couleurs

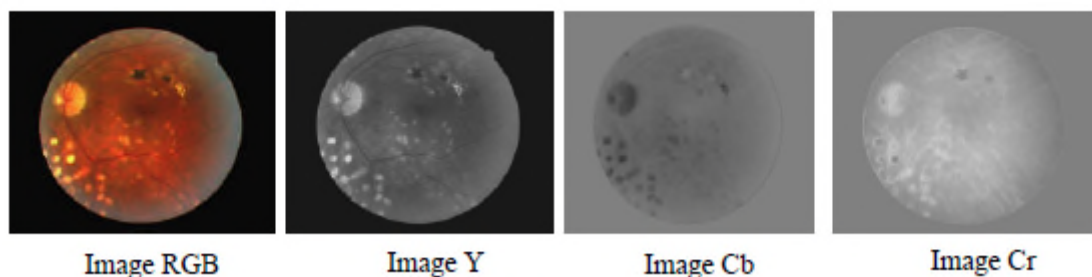
primaires (rouge, vert, et bleu) se combinent d'une manière additive pour produire toutes les couleurs désirées [100].



**Figure III.12 :** Composition additive des couleurs.

#### III.2.2.1.2. Le codage YCrCb:

Défini par le IRCC (International Radio Consultative Committee) Ce modèle sépare la luminosité (luminance) d'une couleur de sa coloration (chrominance), en affectant une variable à la première et deux à la seconde (**figure.I.9**).



**Figure III.13 :** les trois plans Y, Cb, Cr d'une image RGB rétinienne couleurs.

Si l'on ne garde que la luminance, on obtient une image en niveaux de gris. On obtient les paramètres du système luminance – chrominance par une simple combinaison linéaire des intensités de rouge, vert et bleu qui proviennent du modèle RGB, et la conversion est donc réversible.

L'avantage de ce modèle est que nous sommes plus beaucoup plus sensibles à la luminance qu'à la chrominance et donc cela va servir pour la compression. Nous allons seulement nous intéresser à YCrCb car il est utilisé pour le JPEG.

Ce choix d'espace de représentation pour le codage des images couleur est motivé par la décorrélation 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 à valeurs entières).

$$\begin{aligned} Y &= 0.299 R + 0.587 G + 0.114 B \\ Cb &= -0.1687 R - 0.3313 G + 0.5 B \\ Cr &= 0.5 R - 0.4187 G - 0.0813 B \end{aligned}$$

On constate que pour la luminance (Y) la somme des coefficients est égale à 1, donc quand toutes les composantes sont au maximum la luminance est au maximum, et pour la chrominance (Cb et Cr) la somme des coefficients est nulle, donc quand toutes les composantes ont la même valeur la chrominance est nulle, ce qui concorde avec la définition du modèle.

La conversion inverse est donnée par :

$$\begin{aligned} R &= Y + 1.402 Cr \\ G &= Y - 0.34414 Cb - 0.71414 Cr \\ B &= Y + 1.772 Cb \end{aligned}$$

### III.2.2.2. Compression d'image médicale couleur :

Cette méthode a déjà démontré son efficacité sur les images médicale en niveau de gris. Nous allons maintenant appliquer cette méthode sur les images médicales couleurs.

Pour cette application, nous faisons varier le paramètre de quantification Q de layer Y de 0.01 jusqu'à 0.1 et on fixe les deux autres paramètres de quantification pour les deux composantes Cr et Cb à 0.1 ; et nous calculons les paramètres d'évaluation (PSNR, MSSIM, TC, Tps).

Les résultats de simulation de l'algorithme proposé pour différents types d'ondelette à l'image test rétinienne 'OEIL\_COL.jpg' de taille 19.2 Ko (480x560 codée sur 8bpp) sont présentées dans la (Figure III.15).

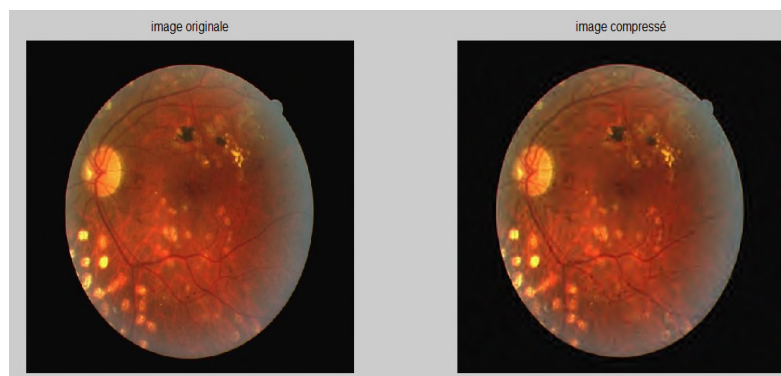


Figure III. 14 : image originale / compressé.

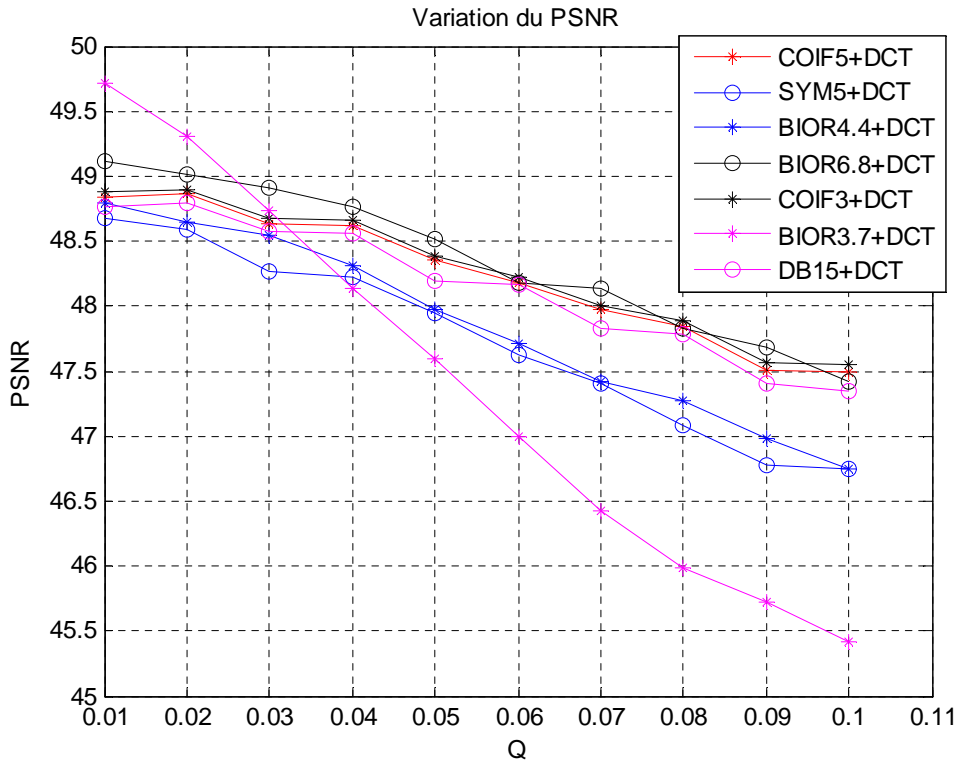


Figure (a)

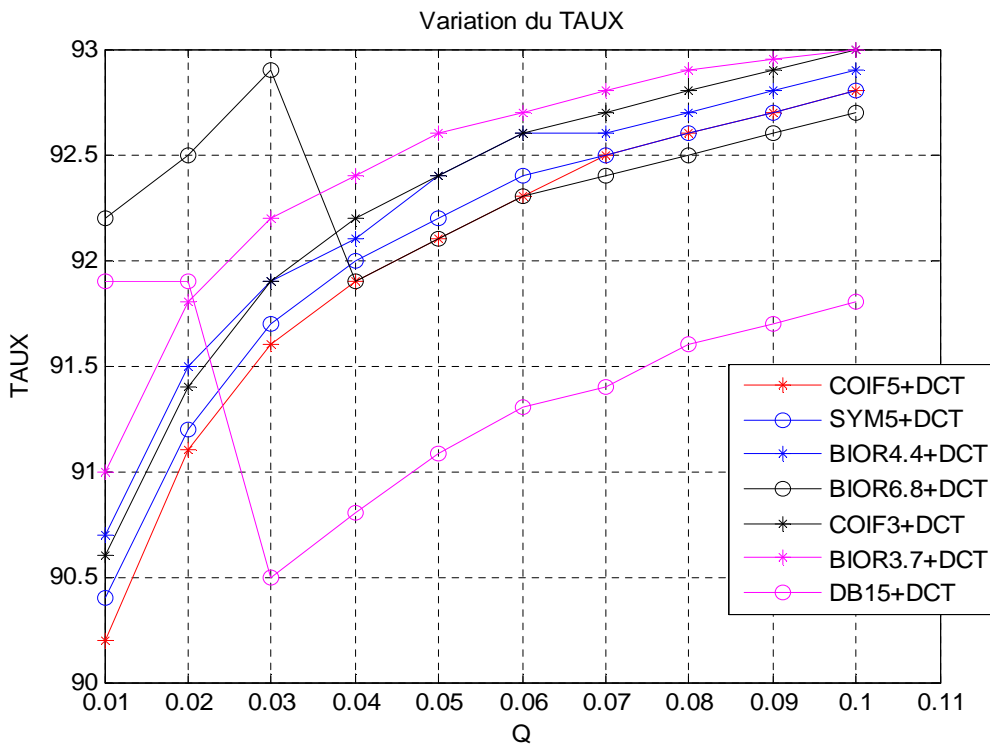


Figure (b)

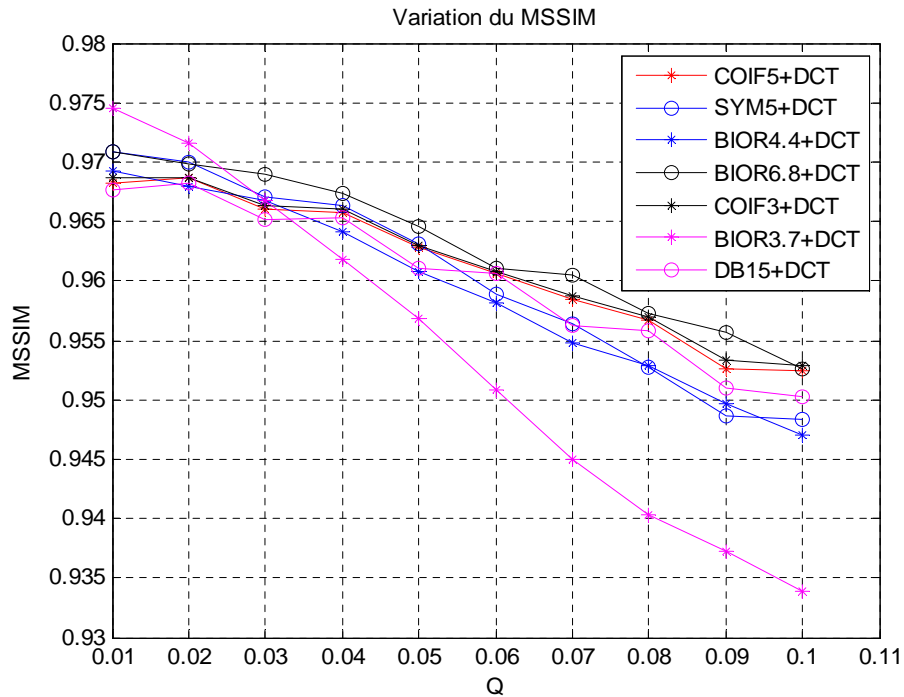


Figure (c)

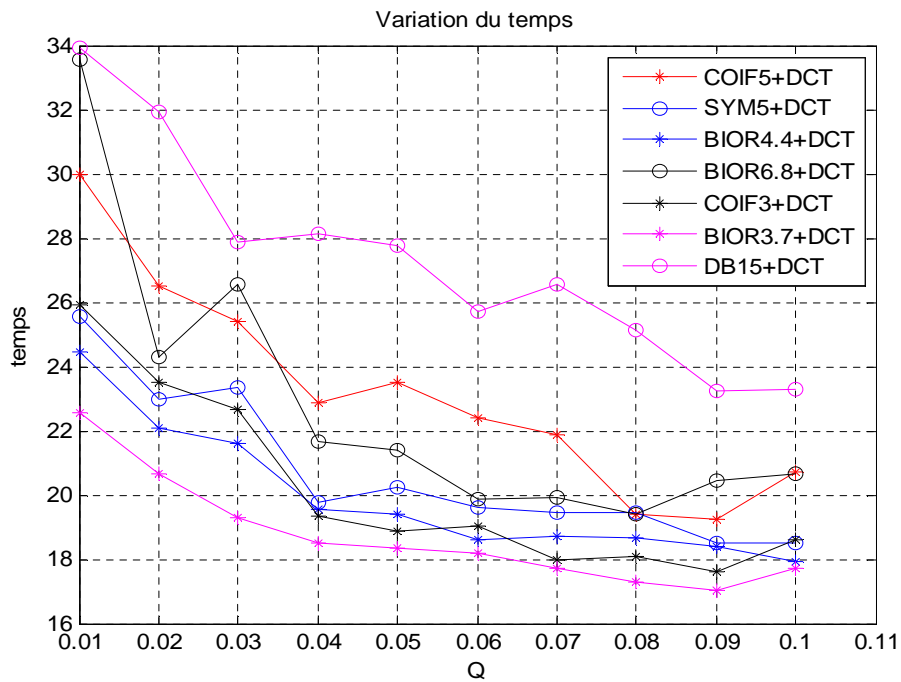


Figure (d)

**Figure III. 15 :** Variation de paramètre d'évaluation pour différents type d'ondelettes : (a) variation du PSNR, (b) variation du MSSIM, (c) variation du taux de compression, (d) variation du temps.

En comparant les performances des paramètres d'évaluation (PSNR, MSSIM, Tps, TC), nous pouvons montrer que notre algorithme donne des résultats satisfaisants avec les ondelettes biorthogonales (bior6.8, bior4.4 et bior3.7) par rapport aux autres ondelettes testées.

Nous avons généralisée notre algorithme avec l'ondelette bior4.4, cette dernière a déjà montré son efficacité sur les deux bases d'images médicales niveau de gris.

A	MSSIM	PSNR(dB)	Tps (s)	TC (%)	Observation
0.01	0.9693	48.79	24.45	90.68	VGQ +GC
0.02	0.9680	48.65	22.10	91.5	VGQ +GC
0.03	0.9668	48.55	21.59	91.9	GQ +GC
0.04	0.9642	48.31	19.56	92.1	GQ +GC
0.05	0.9608	47.97	19.42	92.4	GQ +GC
0.06	0.9582	47.71	18.58	92.6	GQ+GC
0.07	0.9548	47.42	18.70	92.6	GQ+GC
0.08	0.9529	47.27	18.64	92.7	BQ+GC
0.09	0.9497	46.98	18.40	92.8	BQ+GC
0.1	0.9470	46.75	17.90	92.9	BQ+VGC

**Table III. 5:** Variation des paramètres d'évaluation (PSNR (dB), MSSIM, TC(%), Tps (s) en fonction de facteur de quantification = [A; 0.1; 0.1] avec A varié de 0.01 à 0.1

D'après les résultats de tableau **III.5**, nous constatons que a Q=0.04 jusqu'à 0.05 ; nous obtenons une bonne qualité d'image compressée et un bon taux de compression (dépassant 92%) avec un temps de calculé réduit ne dépasse pas les 20 s.

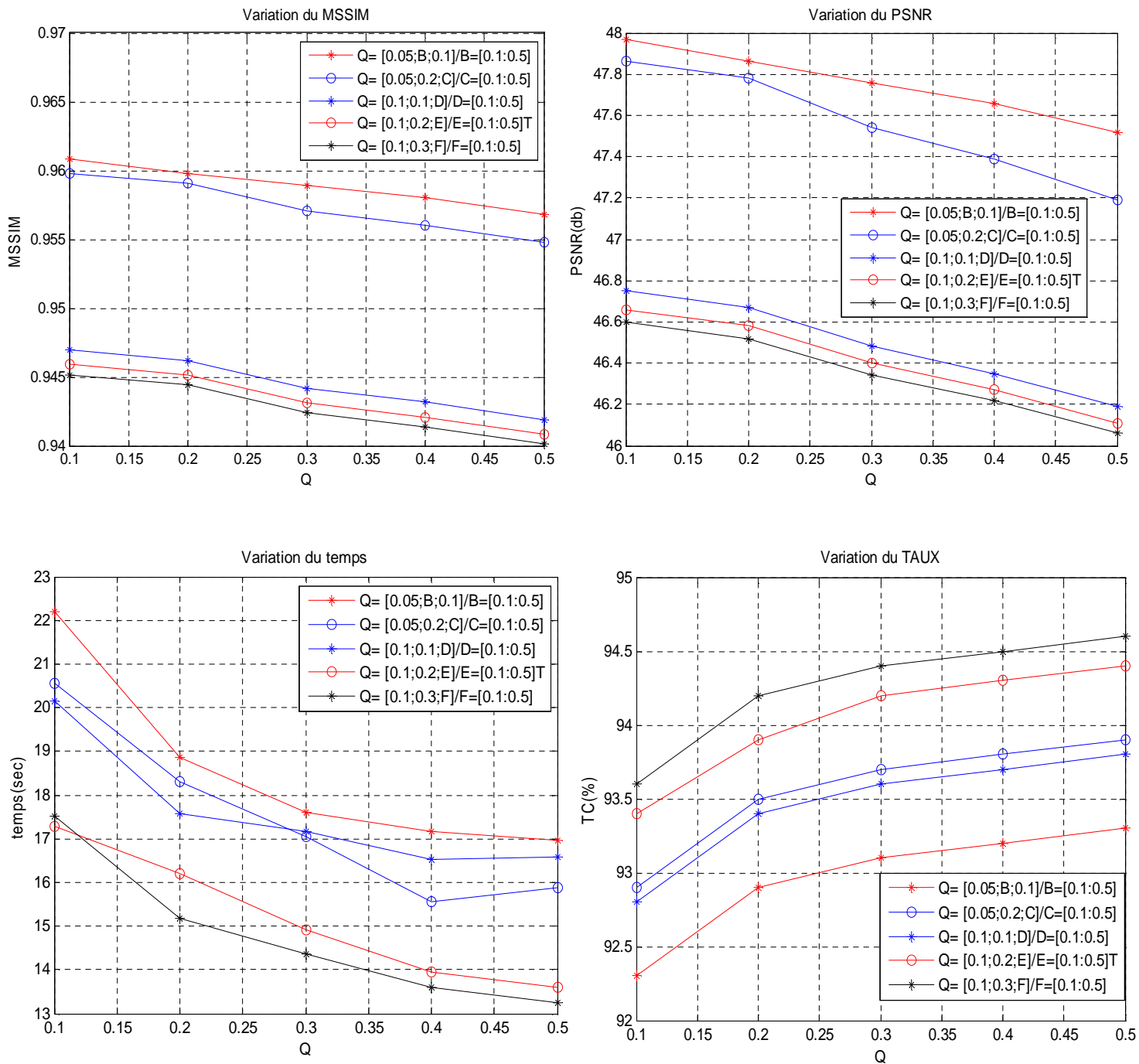
Dans notre application, Afin de montré l'efficacité de cet algorithme et pour obtenir de bonne qualités d'image médicale compressé et de bonne compression ; nous varions les valeurs de quantification pour chaque composantes (YCrCb). Pour cela nous effectuons 5 applications sur la même image teste rétinienne d'où nous appliquons la transformée en ondelette bi-orthogonale bior4.4 couplée avec la transformée en cosinus suivi d'un codeur arithmétique. Ces résultats sont présentés dans le tableau **III.6**.

Nous avons récapitulé les résultats de notre algorithme proposés (**WCT**) dans la figure **III.16**, en calculant les paramètres d'évaluation PSNR ; MSSIM, Tps et le taux de compression TC(%); en fonction de différentes variation de facteur de quantification.

Q= [0.05; B; 0.1] avec B varié de 0. 1 jusqu'a 0.5					
B	MSSIM	PSNR (dB)	Tps (s)	TC (%)	Observation
0.1	0.9608	47.97	22.21	92.3	VGQ+GC
0.2	0.9598	47.86	18.86	92.9	VGQ+GC
0.3	0.9589	47.76	17.61	93.1	GQ+VGC
0.4	0.9580	47.66	17.17	93.2	GQ+VGC
0.5	0.9568	47.52	16.96	93.3	GQ+VGC
Q= [0.05; 0.2; C] avec C varié de 0. 1 jusqu'a 0.5					
C	MSSIM	PSNR (dB)	Tps (s)	TC (%)	Observation
0.1	0.9598	47.86	20.57	92.9	GQ+GC
0.2	0.9591	47.78	18.32	93.5	GQ+GC
0.3	0.9571	47.54	17.05	93.7	GQ+VGC
0.4	0.9560	47.39	15.55	93.8	GQ+VGC
0.5	0.9548	47.19	15.89	93.9	GQ+VGC
Q = [0.1 ; 0.1;D] avec D varié de 0. 1 jusqu'a 0.5					
D	MSSIM	PSNR (dB)	Tps (s)	TC (%)	Observation
0.1	0.9470	46.75	20.16	92.8	GQ+GC
0.2	0.9462	46.67	17.59	93.4	GQ+GC
0.3	0.9442	46.48	17.18	93.6	GQ+GC
0.4	0.9432	46.35	16.53	93.7	GQ+GC
0.5	0.9419	46.19	16.57	93.8	BQ+VGC
Q= [0.1; 0.2; E] avec E varié de 0. 1 jusqu'a 0.5					
E	MSSIM	PSNR (dB)	Tps (s)	TC (%)	Observation
0.1	0.9459	46.66	17.27	93.4	GQ+GC
0.2	0.9451	46.58	16.19	93.9	GQ+GC
0.3	0.9431	46.40	14.91	94.2	GQ+VGC
0.4	0.9421	46.27	13.95	94.3	BQ+VGC
0.5	0.9408	46.11	13.60	94.4	BQ+VGC
Q= [0.1; 0.3; F] avec F varié de 0. 1 jusqu'a 0.5					
F	MSSIM	PSNR (dB)	Tps (s)	TC (%)	Observation
0.1	0.9451	46.60	17.52	93.6	GQ+GC
0.2	0.9444	46.52	15.18	94.2	GQ+VGC
0.3	0.9424	46.34	14.35	94.4	BQ+VGC
0.4	0.9414	46.22	13.60	94.5	BQ+VGC
0.5	0.9401	46.06	13.25	94.6	BQ+VGC

**Table. III.6 :** Variation des paramètres d'évaluation en fonction de différents facteurs de quantification 'Q'.





**Figure III.16 :** Variation de paramètre d'évaluation pour différentes valeurs de paramètre de quantification par la méthode WCT.

Les résultats de simulation de l'algorithme proposé pour différents facteurs de quantification 'Q' à l'image test sont présentées dans la Figure III.16. La figure (III.17) nous montre la qualité d'image compressée par WCT avec les meilleurs facteurs de quantification. Nous remarquons d'après ces figures la reconstruction de l'image rétinienne devient quasi-parfaite

avec un taux de compression dépasse a 92% et un temps de calcule réduit (moins de 65 s) rétine.



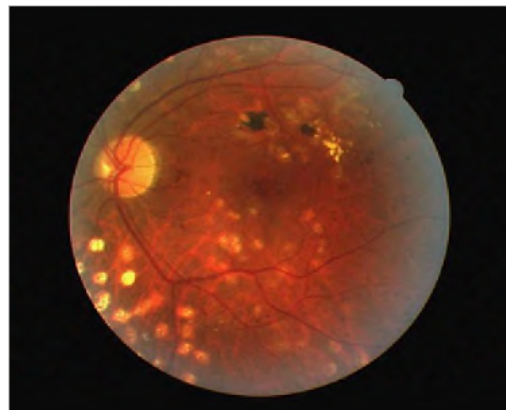
Q= [0.01, 0.1, 0.1]; Tps= 24.45 s,  
PSNR = 48.79 dB, MSSIM = 0.9693,  
TC= 90.68%



Q= [0.05, 0.1, 0.1]; Tps= 22.21 s,  
PSNR= 47.97 dB, MSSIM = 0.9608,  
TC= 92.3%



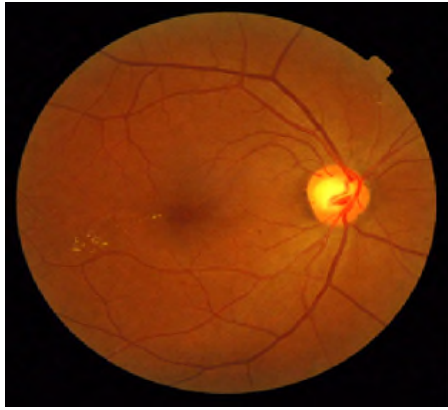
Q= [0.05, 0.3, 0.1]; Tps= 17.61 s,  
PSNR= 47.76 dB, MSSIM = 0.9589,  
TC= 93.1%



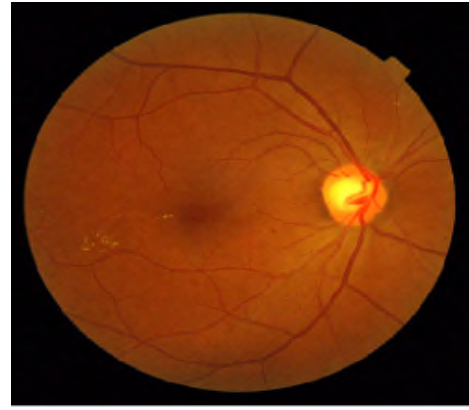
Q= [0.05, 0.2, 0.2]; Tps= 18.32 s,  
PSNR = 47.78 dB, MSSIM = 0.9591,  
TC= 93.5%

**Figure III.17 :** Compression d'images médicales rétinographie couleur par la méthode WCT.

Nous testons ces meilleurs facteurs de quantifications avec l'image rétinienne 'rétine' de taille 1M (512\*512\*3), les résultats sont dans la figure **III.18**.



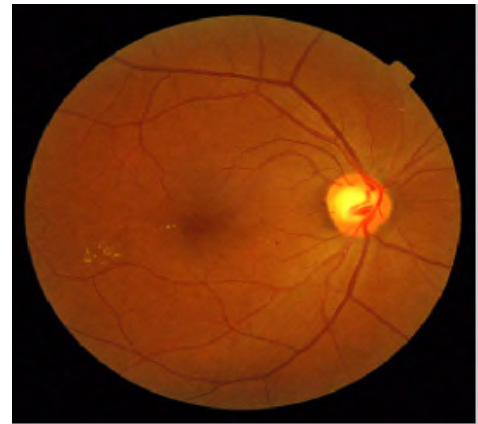
Q= [0.01, 0.1, 0.1]; Tps= 31.95 s,  
PSNR = 46.67dB, MSSIM = 0.9045,  
TC= 89.8%



Q= [0.05, 0.1, 0.1]; Tps= 43.59 s,  
PSNR= 46.86 dB, MSSIM = 0.9079,  
TC= 86.8%



Q= [0.05, 0.3, 0.1]; Tps= 24.23 s,  
PSNR= 46.19 dB, MSSIM = 0.8943,  
TC= 91.1%



Q= [0.05, 0.2, 0.2]; Tps= 22.50 s,  
PSNR = 46.31 dB, MSSIM = 0.8973,  
TC= 91.7%

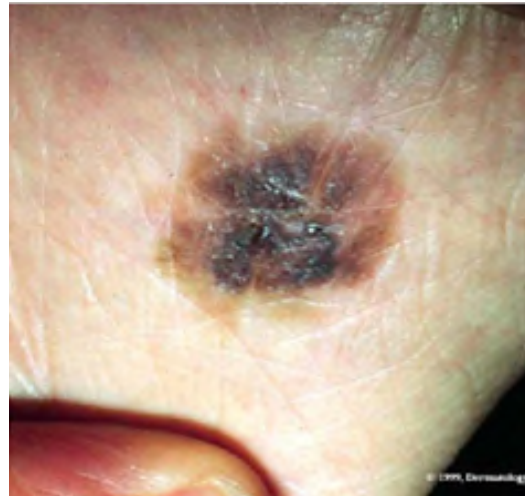
**Figure III.18 :** Compression d'images médicales rétinographie couleur par la méthode WCT.

Nous allons maintenant généraliser notre algorithme sur les 3 images couleurs bénigne, mélanome, et frottis sanguine. Après diverse teste avec la variation de facteur de quantification 'Q'. Les meilleurs résultats obtenus avec  $Q = [0.05, 0.3, 0.1]$ ; sont illustrée sur la figure **III.19**. Nous observons des taux de compression inférieur à 93% pour ces images couleurs ; donc nous concluons que notre algorithme s'adapte aux images médicales couleur de grande taille pour atteindre des taux de compression supérieurs à 94%.

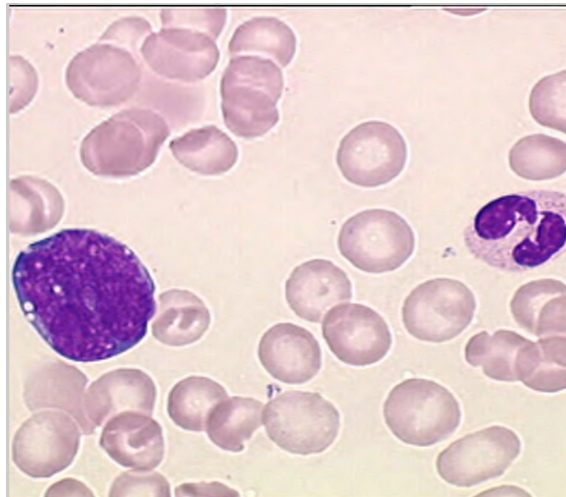
Taille : 768 Ko (512\*512)

Tps= 39.61 s. PSNR = 46.99 dB,  
MSSIM = 0.9616, TC= 88.2%

Taille : 41.7 Ko (512\*512)

Tps= 31.99 s, PSNR = 45.90 dB,  
MSSIM = 0.9432, TC= 90.6%

Taille : 56.7 Ko (512\*512)

Tps= 27.654911 sec. psnr = 45.6017,  
MSSIM =0.9553, TC = 91.16%

**Figure III.19** : Compression Différentes images médicales couleur par la méthode WCT.

### III. 3. Conclusion :

L'analyse par ondelettes couplée avec la DCT est un outil très puissant pour la compression des images médicales. Les résultats se sont avérés utiles pour comprendre les effets des ondelettes, du niveau de décomposition, de l'ordre du filtre ondelettes et des images elles-mêmes qui ont un effet drastique sur la compression, les bonnes performances obtenues par notre algorithme ne sont pas seulement à cause de la supériorité de l'hybridation de la DCT avec la DWT mais aussi pour le codage arithmétique.

Dans ce chapitre, nous avons fait une synthèse sur la compression d'images médicales en niveau de gris et couleurs. Dans le premier volet, nous avons testé l'algorithme sur les images niveaux de gris et dans le 2eme volet, sur les images médicales couleurs.

Nous avons interprété nos résultats à l'aide des paramètres d'évaluation (PSNR, MSSIM) de qualité basés sur le système visuel humain ainsi que le TC et le temps de calcul. Les résultats de compression hybride basée sur la DWT et la DCT prouvent son efficacité, Nous avons pu montrer que la compression hybride est mieux adapté à la compression d'images médicales en niveau de gris avec un taux de compression qui dépassent 97%,et un temps de calcul très réduit. Cependant, cette efficacité est dépendant des caractéristiques des images utilisées.

L'étude comparatif entre l'ondelette bior6.8 et bior4.4 a montré que cette dernière donnée de meilleurs résultats (qualité /débit) sur les images niveaux de gris et couleurs.

---

## **Conclusion Générale**

---

Les techniques de compression avec pertes assurent généralement des taux de compression relativement élevés mais avec un certain degré de dégradation. Les objectifs des nouvelles techniques de compression est donc de réduire plus et d'altérer les moins possible. Parmi les techniques de compression avec perte nous avons les méthodes basées sur les transformations comme par exemple la DCT et la DWT.

L'objet de ce travail a été la recherche et l'évaluation de techniques de compression avec pertes pour améliorer la qualité d'images et le taux de compression. Les résultats de simulation obtenus un bon compromis entre l'information contenue dans l'image compressée et le taux de compression de l'image obtenue. Cette méthode a l'avantage d'une grande précision de reconstruction.

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 et du type de codage entropique utilisés. Le codage arithmétique est plus efficace par rapport au codage à longueurs entières de bits. Le choix de l'ondelette de compression porte essentiellement sur la conservation de l'information, la régularité et le nombre de coefficients des filtres. L'originalité de notre technique, réside dans l'extension a deux dimension afin d'améliorer la qualité des images médicales reconstruites après décompression.

Les différentes simulations sur les images médicales en niveau de gris et couleur, nous ont montré que la compression hybride WCT donne des résultats satisfaisants et encourageants en terme de taux de compression qui dépassent 96%, temps de calcule très réduit, et une bonne qualité de l'image compressée.

Pour conclure, ce manuscrit a investigué un sujet très peu étudié à notre connaissance: la compression avec pertes et la compression hybride des images médicales. Ce travail a montré que sous certaines conditions, la compression avec pertes des images médicales volumiques était possible, offrant ainsi des gains de compression significatifs par rapport aux

méthodes sans pertes. Il ouvre ainsi de nombreux champs pour l'avenir de ce type de compression dans le domaine médical.

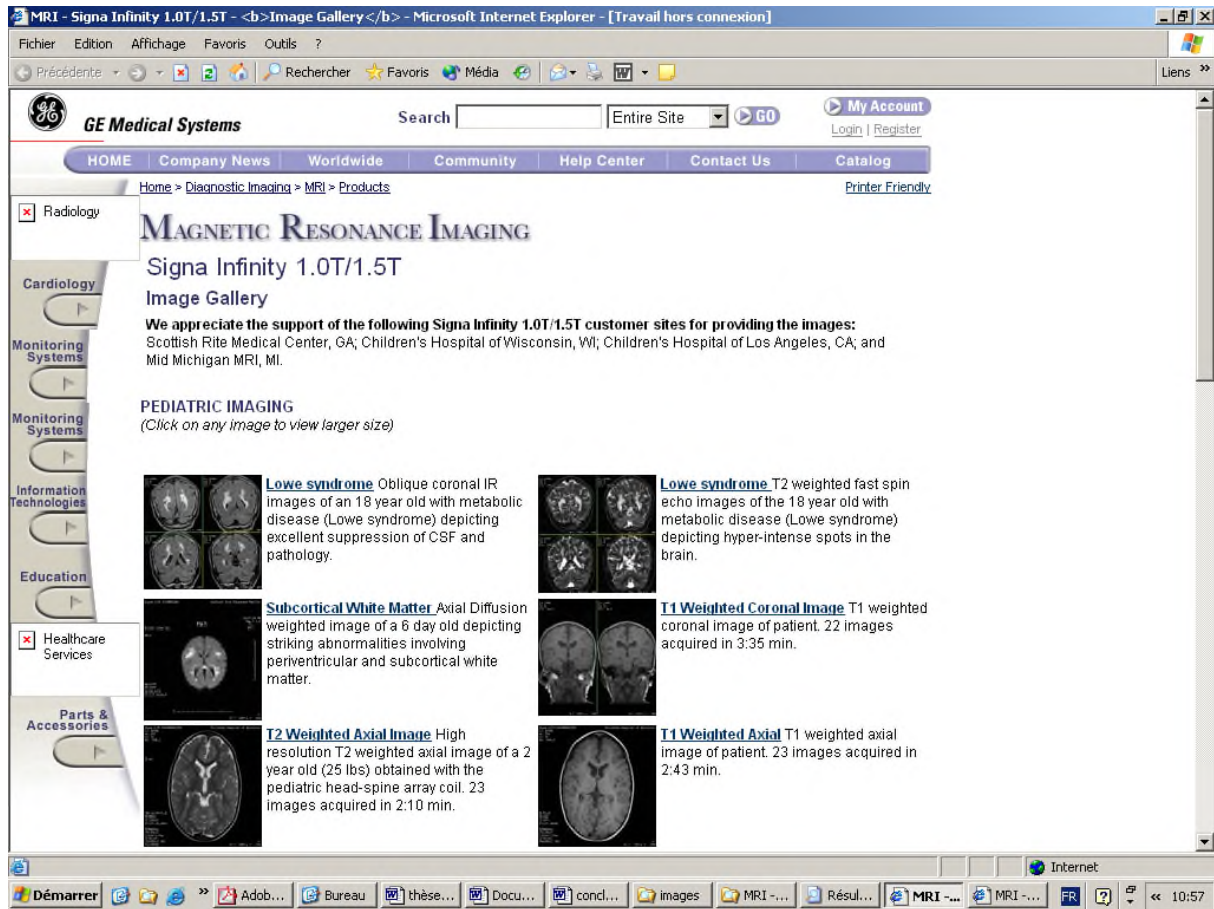
**Perspectives :**

Le travail présenté dans cette thèse peut être étendu dans diverses directions. Nous présentons ici une liste non exhaustive des améliorations, applications et adaptations possibles. On peut citer :

- Il est souhaitable que cette étude soit exploitée aux images médicales en 3D et de la vidéo.
- La mise en œuvre d'autres algorithmes est plus que nécessaire tel que d'appliquer la transformée en ondelette à base de la structure lifting ou en quinconce hybridé avec la transformée de DCT ou Walsh couplée avec le codeur arithmétique pour la compression des images médicales en niveau de gris et couleur de grand volume.



# ANNEXES

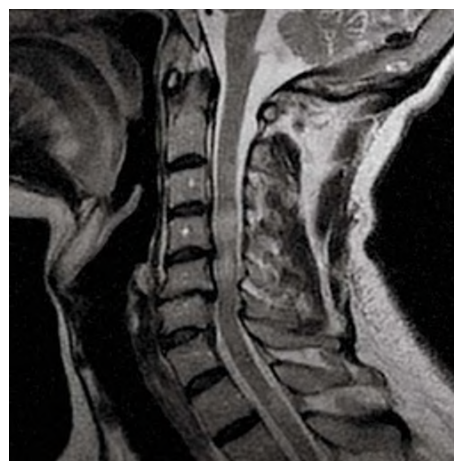


Les images utilisées pour les tests en compression au cours de cette thèse sont des images Médicales de différentes modalité IRM, CT, MAMMOGRAPHIE, ECHOGRAPHIE, sont acquises de la base de données GE-SYSTEM présentées à l'adresse <http://www.gemedicalsystems.com>

## Base I.



IRM1



IRM3



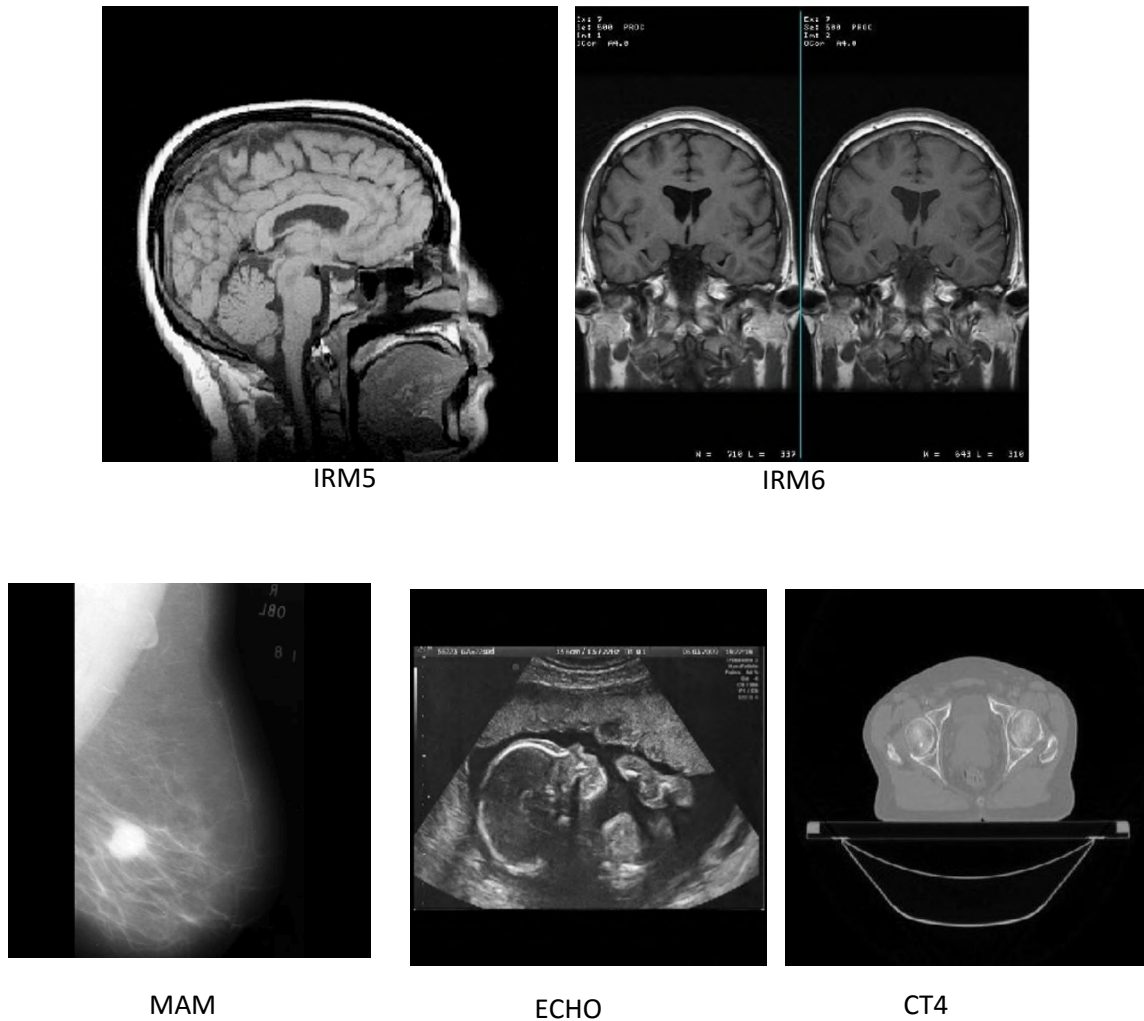


Fig.6. Les images test de la base GE system

Les images de la base II sont regroupées par type d'examen, à savoir : radiographies conventionnelle, coupes tomographiques et images par résonance magnétique. Exceptées "angiot", "colon", et "us", toutes ces images sont issues de la base de donnée suivante :

– <http://www.cis.rit.edu/htbooks/mri/inside.htm>

Que leurs auteurs soient remerciés de la mise à disposition de leurs données cliniques.

Toutes les images présentées de la base II ont été prises à partir d'examens réels enregistrés sur un imageur 1,5 Tesla, GE (Milwaukee, WI) Signal par résonance magnétique. Paramètres d'acquisition spécifiques sont répertoriés avec chaque image, lorsqu'elles sont disponibles.

#### **Angiographie :**

**AN1.** F-6y, la poitrine et le cou coronale, FOV 24 cm, 79,8 mm Thk, GE (30o), TR / TE = 6.4/1.4 ms, 1 Nex, 256x160 matrice.

**Extrémités**

**EX3.** Genou sagittal, FOV 12 cm, 1,5 mm Thk, GE (30o), 256x256 matrice, TR / TE = 37/17 ms, 1 Nex

**EX2.** Genou sagittal, FOV 12 cm, 1,5 mm Thk, GE (30o), 256x256 matrice, TR / TE = 37/17 ms, 1 Nex

**Head & Neck (tete et le cou)**

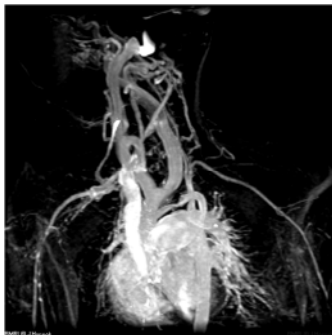
**NK1.** Cou sagittal, FOV 20 cm, 2 Nex, 512x256 matrice, SE TR / TE = 2000/18 .

**Colonne vertébrale :**

**Sp08:** Sagittal du rachis lombaire, FOV 34 cm, 3 mm Thk, 512x256 matrice, SE, TR / TE = 4000/98 ms, 2 Nex.

**Sp09 :** Sagittal lumbar spine, 32 cm FOV, 3 mm Thk, 256x256 matrix, 2 Nex, SE ; TR/TE = 600/15 et TR / TE = 4000/108 pour **SP09\_1**.

**Sp10 :** Sagittal lumbar spine, 32 cm FOV, 3 mm Thk, 256x256 matrix, 2 Nex, SE ; TR/TE = 600/15 et TR / TE = 4000/108 pour **SP10\_1**.



AN01: 112ko



EX02: 154ko



EX03: 238ko



NK01 :260ko



SP08 :202ko



SP10 :149ko



SP09 :167ko

Les images de la base II de taille 512 x 512

## Les images couleurs



Image couleur Rétinographie :  
1048.63KO



Image Benign : 786.432Ko



Image mélanome: 42.754Ko

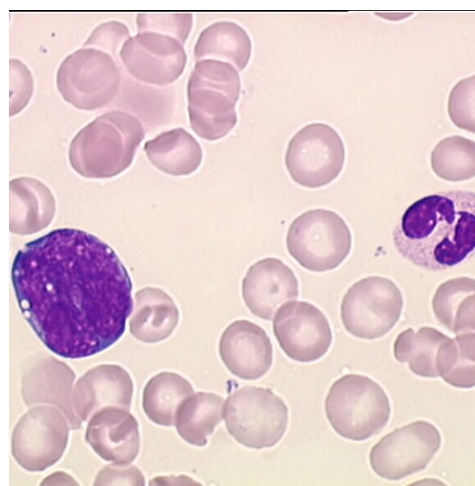


Image frottis sanguin: 58.069Ko

Les images médicales couleur de taille 512 x 512



Image couleur Rétinographie : 19.2 Ko de taille 560 x 480

---

## BIBLIOGRAPHIE

---

- [1]. Jonathan Taquet, Claude Labit. Une introduction à la compression d'images médicales volumiques. [Rapport de recherche] RR-7324, INRIA. 2010, pp.93. <inria-00494306>
- [2]. Kyoung Ho Lee, Hak Jong Lee, Jae Hyoung Kim, Heung Sik Kang, Kyung Won Lee, Helen Hong, Ho Jun Chin, and Kyoo Seob Ha. Managing the ct data explosion: "Initial experiences of archiving volumetric datasets in a mini-pacs". *Journal of Digital Imaging*, 18(3): 188–195, Sept. 2005.
- [3]. P.M.A. van Ooijen, P.J.M. ten Bhomer, A. Broekema, and M. Oudkerk. Shifting storage requirements due to modality changes in six years of pacs. In *The 24th International EuroPACS Conference, Trondheim, Norway, June 15th to 17th 2006*.
- [4]. P.M.A. van Ooijen, P.J.M. ten Bhomer, and M. Oudkerk. "Pacs storage requirements influence of changes in imaging modalities". *International Congress Series 1281*, pages 888–893, 2005.
- [5]. Compression d'image animée par le codage EZW 3D - Guenidi Sif Eddine, Kebairi Athmane\_files, Université de BISKRA , ALGERIE - Ingénieur en Automatique Année 2007/2008
- [6]. Gonzalez, Rafael C., and Richard E. Woods (1997), *Digital Image Processing*: Addison-Wesley.
- [7]. Monsef mekouar compression d'images médicales par, ondelettes et régions d'intérêt, Montréal, 12 juin 2001
- [8]. [http://fr.wikipedia.org/wiki/Compression\\_de\\_donn%C3%A9es](http://fr.wikipedia.org/wiki/Compression_de_donn%C3%A9es)
- [9]. Davide salomon (2004). *Data compression ,the complet référence* springer 920p.
- [10]. Zitouni Athmane, These : Ondelettes et techniques de compression d'images numérique, année 2012/2013.
- [11]. Sayood, K. (1996) *Introduction to data compression*: Morgan Kaufman Publishers .
- [12]. Mr. Brault, Mme. Dougherty, "les formats de compression d'images", Institut Universitaire de Technologie de Tours, Département Génie Electrique et Informatique Industrielle. 2004.
- [13]. <http://ow.ly/2xKdB>, Chapitre 3, "Codage de l'information", août 2013, Didier Müller
- [14]. D226\_Chapitre-6, Notions sur la compression des images ,25 mars 2000.
- [15]. E. Phuc, 'Compression Sélective et Focalisation Visuelle : Application au codage hybride de séquences d'images', Thèse N°1434, Université de rennes 1, France, Décembre 1995.

- [16]. Théories des codes compression, cryptage, correction. Yves Denneulin, Jean-Guillaume Dumas, Gregory Mounié, Jean-Louis Roch, Karim Samaké, Eric Tannier, Sébastien Varrette, 2005.
- [17]. Asadollah Shahbahrami, Ramin Bahrapour, Mobin Sabbaghi Rostami, Mostafa Ayoubi Mobarhan. Evaluation of Huffman and Arithmetic Algorithms for Multimedia Compression Standards. International Journal of Computer Science, Engineering and Applications. N°4, August 2011, Vol. 1, pp 34-47.
- [18]. Med Karim Abdmouleh, Atef Masmoudi, et Med Salim Bouhlel. A New Method Which Combines Arithmetic Coding with RLE for Lossless Image Compression. Journal of Software Engineering and Applications. January 2012, Vol. 5, pp 41-44.
- [19]. Sayood, K. (1996) *Introduction to data compression*: Morgan Kaufman Publishers .
- [20]. Cédric Sibade, “*Compression de Données pour les Systèmes de Traitement de Document Grand Format*”, thèse doctorat de l’Université de Marne-la-Vallée (spécialité informatique), 15 décembre 2003.
- [21]. compression d’images fixes biomédicales par Transformée en ondelettes, quantification Vectorielle et codage entropique Z. BAARIR\*, N. DOGHMANE\*\*, A. OUAFI\*, N. TERKI \*\* Courrier du Savoir – N°02, Juin
- [22]. G. Cazuguel, A. CZIHÓ, B. Solaiman, C. Roux, “*Medical Image Compression and Feature Extraction using Vector Quantization, Self-Organizing Maps and Quadtree Decomposition*”, Dépt. Image et Traitement de l’Information B.P.832, 29285 Brest Cedex, France, Laboratoire de Traitement de l’Information Médicale, 1999.
- [23]. Compression d’images fixes par Ondelettes géométriques par utilisation des Curvelets et différents types d’interpolation dans la quantification scalaire , KADRI Oussama, 2014.
- [24]. V. Brisanak, P. Yip, K. R.Rao, “Discrete cosine and sine transforms”, Elseiver, Amsterdam, 2007.
- [25]. M. Loève, “Fonctions Aléatoires de Second Ordre”, Processus stochastiques et Mouvement Brownien, P. Lévy, Ed. Hermann, Paris, 1948.
- [26]. K. Karhunen, “Uber Lineare Methoden in der Wahrscheinlich-Keitsrechnung”, Annales Academiae Sientiarum Fennicae, Ser. A137, 1947.
- [27]. K. Wahid, V. Dimitrov, and G. Jullien. New encoding of 8x8 dct to make h.264 lossless. In Circuits and Systems, 2006. APCCAS 2006. IEEE Asia Pacific Conference on, pages 780–783, Dec. 2006.

- [28]. G. Charith K. Abhayaratne. Reversible integer-to-integer mapping of n-point orthonormal block transforms. *Signal Processing*, 87(5) :950–969, 2007.
- [29]. A. Said et W. Pearlman, "A new, fast, and efficient image codec based on set partitioning in hierarchical trees", *IEEE Transactions Circuits Syst. Video Technol.*, vol. 6, pp. 243-250, juin 96.
- [30]. A. Said et W. Pearlman, "An Image Multiresolution Representation for Lossless and Lossy Compression", *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 5, pp. 1303-1310, sept 1996.
- [31]. Compression des Images Médicales Fixes par RDCT et Codeurs Imbriqués, El Hannachi Sid Ahmed, Benamrane Nacéra, Université des Sciences et de la Technologie d'Oran, Mohamed Boudiaf, Oran, 2015
- [32]. Omar Hammami, "*Etudes d'optimisation algorithmiques de JPEG2000 (EIRE)*", ministère de l'industrie dans le cadre du Réseau National de la Recherche en Télécommunications (RNRT), février 2004.
- [33]. José Marconi M. Rodrigues, "*Transfert Sécurisé D'images par Combinaison de Techniques de Compression, Cryptage et Marquage*", thèse doctorat de l'université Montpellier II Mention Informatique, 31 Octobre 2006.
- [34]. <http://viewbox.sourceforge.net/JFR98/intro.html>
- [35]. S. MALLAT, "A theory for multi-resolution signal decomposition: The wavelet representation", *IEEE Trans. On Pami*, Vol. 11, No.7, 1989.
- [36]. Z. WANG, A.C. BOVIK, H.R. SHEIKH and E.P. SIMONCELLI, "Image quality assessment: From error visibility to structural similarity", *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol.13, No.4, 2004.
- [37]. Z. WANG, A.C. BOVIK, "A universal image quality index", *IEEE Signal Processing Letters*, Vol. 9, pp. 81–84, 2002.
- [38]. D. Lingrand, "Introduction au traitement d'images", Edition Vuibert, Paris 2004
- [39]. En cosinus discrete & Discrete Wavelet Transform, Er 2012. Ramandeep Kaur, Naveet Randhawa
- [40]. Backpropagation Neural Network Implementation for Medical Image Compression, Kamil Dimililer, Electrical and Electronic Engineering Department, Near East University, Nicosia, North Cyprus, Mersin 10, Turkey, 28 November 2013.
- [41]. Meilleure Image Compression utilisant Wavelet Transform et Differential Pulse Code Modulation Technique, 2013 Akshay IRIS, Dr. Sanjay Pokle

- [42]. Mixte DWT\_DCT approchée basée Image Compression, 2014 Mahinderpal Singh, Meenakshi Garg
- [43]. Une Enhanced hybride technologie pour Image Compression numérique, 2014 Alo die Dixit, Harbinder Singh
- [44]. Analyse d'Image Compression algorithme utilisant DCT et DWT transforme, 2014 Fred Simonet, Prabhpreet Kaur
- [45]. These : compression d'images medicales par ondelettes de seconde generation présenté par : mr. Boukli hacene ismail, le 14 setembre 2014 tlemcen
- [46]. Hybrid Medical Image Compression Method Using SPIHT Algorithm and Haar Wavelet Transform, Ashmika Tiwari<sup>1</sup>, Mr. Chandrashekhar Kamargaonkar, Dr.Monisha Sharma, Shri Shankaracharya, Junwani Bhilai C.G, numéro 5, ISSN 2091-2730 745 www.ijergs.org ,septembre-octobre, 2015
- [47]. Hybrid Method For Compressing 3D Head Mr Images Using EBCOT And RBFN Josephine Sutha.V , Dept of Computer Science & Engineering,Sardar Raja college of Engineering, Tirunelveli . P. Latha , Dept of Computer Science & Engineering ,Government college of Engineering,Tirunelveli, Vol. 3, Issue. 1, 2015.
- [48]. An exquisite approach for image compression technique using lossless compression algorithm for roi & non-roi regions, Shivaputra, H.S.Sheshadri , V.Loksha, International Journal of Computational Science, Information Technology and Control Engineering (IJCSITCE) Vol.2, No.1/2, April 2015
- [49]. Medical images compression using hybrid Technique, Amit S. TajneP Prof. Pravin S. KulkarniP, International Journal of Scientific Engineering and Applied Science (IJSEAS) - Volume-1, Issue-3, June 2015, ISSN: 2395-3470, www.ijseas.com
- [50]. Droitd'auteur au IJIREEICE DOI 10.17148/IJIREEICE.2015.3214 54,Medical Image Compression utilisant hybrideTechniques de TPL, DCT et codage de Huffman Omar Kumar<sup>1</sup>, Dr Ramesh Kumar<sup>2</sup>, Vol. 3, numéro 2, février 2015
- [51]. Journal of Chemical and Pharmaceutical Research, 2015, 7(5):1264-1267 ISSN: 0975-7384 CODEN(USA) : JCPRC5 1264,Compression of medical images with edge preservation, K. Vidhya\*, N. Sathya and B. Subhashini
- [52]. Compression temps réel de séquences d'images médicales sur des systèmes embarqués BAI Yuhui, Équipe : SYEL, 01/01/2015
- [53]. these Compression en qualité diagnostic de séquences d'images médicales pour des plateformes embarquées MHEDHBI Imen Équipe : SYEL 15/01/2015

- [54]. L.I.S.A. EA4014 C.H.R.U. d'Angers 62, av Notre Dame du Lac Pôle Imagerie 49000 Angers - France Evaluation objective de la compression en imagerie médicale.
- [55]. M.M.Siddeq "Hybrid Color Image Compression Technique by using Discrete Wavelet Transform and Discrete Cosine Transform "Software Engineering Dept.TechnicalCollege– Kirkuk–IRAQ.2010
- [56]. Morrison, N,(1994), Introduction to fourier analysis, New York, N.Y. : J. Wiley and Sons.
- [57]. 2008telb0078 THÈSE / TELECOM Bretagne l'Université européenne de Bretagne Indexation et fusion multimodale pour la recherche d'information par le contenu. Application aux bases de données d'images médicales. Gwénolé Queller Laboratoire LaTIM, U650 INSERM
- [58]. G. Beylkin. On the representation of operators in bases of compactly supported wavelets. SIAM J. Numer. Anal, 29(6):1716, 1740, 1992.
- [59]. A. Antoniadis and R. Carmona. Multiresolution analyses and wavelets for density estimation. Preprint, 1991
- [60]. R. Murenzi. Ondelettes multidimensionnelles et applications à l'analyse d'images. PhD thesis, Université catholique de Louvain, Belgique, 1990.
- [61]. P. J. But and H. Adelson. Unitary representations of the affine group. IEEE Transactions on Computers, 31, April 1983.
- [62]. P. Tchamitchian, Biorthogonalité et Théorie des Opérateurs, vol. 3, Rev. Math. Iberoamer., 1987.
- [63]. A. Haar, "Zur theorie der orthogonalen funktionen-systeme," Math. Ann., vol. 69, pp. 331—371, 1910.
- [64]. Y. Meyer, "Principe d'incertitude, bases hilbertiennes et algèbres d'opérateurs," 1985-1986.
- [65]. A. Cohen, I. Daubechies, and J. Feauveau, "Bi-orthogonal bases of compactly supported wavelets," Communications on Pure and Applied Mathematics, vol. 45, pp. 485—560, 1992.
- [66]. J.O. Stromberg, A Modified Franklin System and Higher Order Spline System on  $R^n$  as Unconditional Bases for Hardy Spaces, vol. II, Conf. in honor of A. Zygmund, W. Beckner et al., ed., Wadsworth math. series, 1982.



- [67]. I. Daubechies, Ten Lectures on Wavelets, CBMS-NSF Regional Conf. Series in Appl. Math., Vol. 61 Society for Industrial and Applied Mathematics, Philadelphia, PA, 1992.
- [68]. D.L. Donoho, "De-noising by soft-thresholding", *IEEE Transactions on Information Theory*, 1995.
- [69]. E. B .BOUCHEREAU, « **Analyse d'images par transformées en ondelettes : Application aux images sismiques.** », Thèse de doctorat de l'université Joseph Fourier, gronoble 1, Spécialité : « Mathématiques Appliquées », Mars 1997.
- [70]. E. D. Bolker, "The finite Radon transform," in *Integral Geometry (Contemporary Mathematics, Vol. 63)*, S. Helgason R. L. Bryant, V. Guillemin and R. O. Wells Jr., Eds., pp. 27–50. 1987.
- [71]. P.RAVIER, « **Cours d'ondelettes** », Espeo-université d'Orléans 2000.
- [72]. S.MICHEL, « **Traitement d'image et parallélisme** », mémoire dea informatique, université louis pasteur Strasbourg, 1995
- [73]. E. B .BOUCHEREAU, « **Analyse d'images par transformées en ondelettes : Application aux images sismiques.** », Thèse de doctorat de l'université Joseph Fourier,
- [74]. Mallat, S. (1998), A wavelet tour of signal processing. New York: Academic Press.
- [75]. Meyer, Y, (1986), Ondelettes, fonctions splines et analyses graduées, lectures données à l'université de Torino, Italie.
- [76]. V. Bristanak, P. Yip, K. R.Rao, "Discrete cosine and sine transforms", Elseiver, Amsterdam, 2007.
- [77]. G. K. Wallace, "The JPEG still Picture compression Standard," *Communication of the ACM*, 34(4): pp. 30-44, 1991.
- [78]. G. Battle, "A block spin construction of wavelets. part i : Lemarié functions," *Comm. Math. Phys.*, vol. 110, pp. 601—615, 1987.
- [79]. P.G. Lemarié, "Une nouvelle base d'ondelettes de  $l_2(\mathbb{R}^n)$ ," *Journal de Math. pures et Appl.*, vol. 67, pp. 227—238, 1988.
- [80]. I. Daubechies, "Orthonormal bases of compactly supported wavelets," *Communications on Pure and Applied Mathematics*, vol. 41, pp. 909 - 996, 1988.
- [81]. P.RAVIER, « **Cours d'ondelettes** », Espeo-université d'Orléans 2000.

- [82]. B.DELYON, « **ondelettes orthogonales et bi orthogonales** », RR, N° 1985, 1993.
- [83]. I.DAUBECHIES, « **orthonormal bases of Compactly Supported Wavelet**», com.pure Appl.Math. Vol.41, pp.909, Nov 1988.
- [84]. Mallat S, (1989), A theory for multiresolution signal decomposition : the wavelet representation, IEEE Trans. Patt. Anal Machine Intell, 11(7), pp. 674-693
- [85]. A. Cohen, I. Daubechies, and J. Feauveau, “Bi-orthogonal bases of compactly supported wavelets,” Communications on Pure and Applied Mathematics, vol. 45, pp. 485—560, 1992
- [86]. Mallat S, (1989), Multiresolution approximations and wavelet orthonormal bases of  $L^2(\mathbb{R})$ , Trans. Math. Soc.: 315, pp. 69-87.
- [87]. M. Vetterli and C. Herley, “Wavelets and filter banks : Theory and design,” IEEE Transactions on Acoustic Speech Signal Processing, vol. 40, no. 9, pp. 2207—2232, 1992.
- [88]. M. Vetterli and C. Herley, “Wavelets and filter banks: Relationships and new results,” in IEEE ICASSP, Albuquerque, Etats-Unis, avril 1990, pp. 1723—1726.
- [89]. I.DAUBECHIES, « **orthonormal bases of Compactly Supported Wavelet** », com.pure Appl.Math. Vol.41, pp.909, Nov 1988.
- [90]. MARC ANTONINI , THESE *de* compression des images et des videos numerique, Université de Nice-Sophia Antipolis, 2003 ;
- [91]. J.C. Feauveau, Analyse Multirésolution par Ondelettes non Orthogonales et Bancs de Filtres Numériques, Ph.D. thesis, Université Paris Sud, 1990.
- [92]. N. Ahmed, T. Natarajan et K. R. Rao, ‘Discret cosine transforme,’ IEEE Transactions On computers, pp. 90-93, January 1974.
- [93]. [www.imagenumerique.50webs.com/transformée%20DCT.html](http://www.imagenumerique.50webs.com/transformée%20DCT.html),compression JPEG & JPEG2000, 2009-2010
- [94]. R.Clarke, Transform Coding of Images , Academic Press,1985.
- [95]. BELADGHAM.M, « Construction d’une technique d’aide au diagnostic en Imagerie médicale. Application à la Compression d’images», thèse de doctorat en électronique, université de tlemcen. Décembre 2012
- [96]. R.W. BUCCIGROSSI, E.P. SIMONCELLI, "Image compression via joint statistical characterization in the wavelet domain", IEEE Trans. Image processing, Vol. 8, pp.1688–1701, December 1999.

- [97]. D. M. CHANDLER, S. S. HEMAMI, "Additivity models for suprathreshold distortion in quantized wavelet-coded images", in Human Vision and Electronic Imaging VII, Proc. SPIE, Vol. 4662, Jan. 2002.
- [98]. R. Heus, "Approches virtuelles dédiées à la technologie des puces à tissus «Tissue MicroArrays » TMA : Application à l'étude de la transformation tumorale du tissu colorectal", Thèse de doctorat, Université Joseph Fourier, 28 Septembre 2009.
- [99]. C. Bencheriet, A. Boualleg, H. Tebbikh, "Segmentation de la Couleur de Peau par Seuillage Selon Différents Espaces de Couleur", JIG'2007 - 3èmes Journées Internationales sur l'Informatique Graphique, Université 8 Mai 45 de Guelma, 2007.
- [100]. V. Risson, "Application de la Morphologie Mathématique à l'Analyse des Conditions d'Éclairage des Images Couleur", Thèse de doctorat, Ecole des Mines de Paris, 17 Décembre 2001.