

Table des matières

Introduction Générale	01
Chapitre I : l'état de l'art sur la compression d'images médicales	
I.1. Introduction :	03
I.2. Contexte médicale et légale :	03
I.3. Généralité sur la compression des images :	04
I.3.1. But de la compression :	04
I.3.2. Etape de la compression :	04
I.3.2.1. Première étape : La décorrélation :	05
I.3.2.2. Deuxième étape : La quantification :	05
I.3.2.3. Troisième étape : Le codage :	05
I.4. Classification des méthodes de compression :	05
I.4.1. Méthodes de codage sans perte :	05
A. Codage entropique :	06
Notion de l'entropie	06
A.1. Codage de Huffman :	06
A.2. Codage arithmétique :	08
B. Codage Lempel-Zif-Welsh(LZW) :	09
C. Codage par répétitions (Run Length Coding RLE)	10
I.4.2. Méthodes de codages avec perte :	11
I.4.2.1. Codage par quantification :	11
A). Quantification scalaire :	11
B). Quantification vectorielle :	12
I.4.2.2. Codage prédictif:	13
I.4.2.3. Codage par transformée :	13
A. Transformation de Karhunen-Loeve (TKL) :	14
B. Transformation en Cosinus Discrète (TCD) :	14
C. Transformation en ondelettes(TO) :	14
I.4.3. Codages imbriqués :	15
I.4.3.1. Algorithme EZW de Shapiro :	15

I.4.3.2. Set Partitioning In Heirarchical Tree (SPIHT) :.....	17
I.5. Evaluation de la qualité de la compression	17
I.5.1. Techniques psychophysiques :	17
I.5.2. Techniques objectives :.....	18
I.5.2.1. Entropie :.....	18
I.5.2.2. Taux de compression :.....	19
I.5.2.3. Mesure de distorsion :	19
Erreur moyenne quadratique (MSE) :	19
Rapport signal sur bruit crête (PSNR) :.....	20
Rapport signal sur bruit (SNR) :.....	20
Indice de similarité structurelle (SSIM) :.....	20
I.5.2.4. Temps de calcul :	22
I.6. Etat de l'art sur la compression des images médicales :.....	22
I.7. Conclusion :.....	25
 Chapitre II : Compression hybride des images médicales 	
II.1. Introduction :	26
II.2. La transformée de Fourier :.....	26
II.2.1. Transformation de Fourier à fenêtre glissante :.....	27
II.3. La transformée en ondelettes :.....	27
II.3.1. Généralités sur les ondelettes :.....	28
II.3.2. Propriétés Fondamentales d'une ondelette.....	29
II.3.2.1. Support compact	29
II.3.2.2. Moments nuls et oscillation	29
II.3.2.3. Régularité :	29
II.3.2.4. Symétrie :	29
II.3.3. TRANSFORMEE EN ONDELETTES CONTINUES (TOC) :.....	29
II.3.4. DISCRETISATION DE TRANSFORMEE EN ONDELETTES.....	30
II.3.5. L'analyse multirésolution	32
A. Fonction d'échelle :	34
B. Fonction d'ondelette :.....	35
Les filtres H et G :.....	36
II.3.6. Généralisation aux images	36

II.3.7. La biorthogonalité	38
a. Intérêt :.....	39
b. Inconvénient :.....	39
II.4. La transformée de Walsh Hadamard :.....	39
II.4.1. La transformée de Hadamard :.....	39
II.4.2. Définition formelle	39
II.4.3. La transformée de Walsh :.....	41
II.4.4. Transformée de Walsh 1D	43
II.4.5. Fonctions de Walsh Bidimensionnelles :.....	44
II.4.6. Propriétés communes aux transformées de Paley, Walsh et Hadamard	46
II.5. L'algorithme de WWT (Wavelet Walsh Transform) :	46
II.6. Conclusion :	48
 Chapitre III: Résultats expérimentaux	
III.1. Introduction :.....	49
III.2. Testes et résultats de la compression hybride :.....	49
III.2.1. Présentation des différents résultats sur les images médicales en niveau de gris :.....	49
III.2.1.1 : Influence des facteurs de quantification F1 et F2 :.....	49
III.2.1.2 : Le choix d'ondelettes :.....	56
III.2.1.3. Les principales propriétés de choix d'ondelette	62
III.2.1.4. Les caractéristiques de l'ondelette bior4.4 :.....	63
III.2.2. Présentation des différents résultats sur les images médicales couleurs :.....	63
III.2.2.1. Définition d'un espace couleur :.....	64
III.2.2.1.1. Le codage RGB :	64
III.2.2.1.2. Le codage YCrCb :	65
III.2.2.2. Compression d'image médicale couleur :.....	66
III.3. Conclusion :.....	75
Conclusion Générale.....	76
Annexe.....	77
Bibliographie.....	80

Liste des figures

Figure I.1 : Schéma général de compression des images	04
Figure I.2 : Arbre de Huffman après construction	07
Figure I.3 : Exemple d'un codeur arithmétique.	09
Figure I.4 : Exemple d'un codeur RLC	10
Figure I.5 : Schéma général d'un système de compression avec perte.	11
Figure I.6 : Exemple d'une quantification scalaire à 8 niveaux	12
Figure I.7 : Principe du quantificateur vectoriel	13
Figure. I.8 : Modèle de dépendances inter-bandes pour l'EZW 2D	16
Figure I.9 : Ordre de balayage des coefficients des sous-bandes	17
Figure I.10 : Fonction débit/ distortion	18
Figure II.1 : Décomposition en ondelette.....	28
Figure II .2 : Le plan temps/fréquence et les boites d'Heisenberg	32
Figure. II.3 . la transformée en ondelette par banc de filtre en QMF d'Analyse -Synthèse...36	
Figure.II.4: Filtres miroirs en quadrature.....	36
Figure.II.5 : Algorithme pyramidal de décomposition d'une image	37
Figure.II.6: Algorithme pyramidal de reconstitution d'une image	37
Figure.II.7: Arbre de décomposition d'une image sur une base d'ondelettes	38
Figure.II.8: Disposition des coefficients de décomposition d'une image X pour la profondeur 3	38
Figure II.9 : Fonction de walsh	44
Figure II.10: Fonctions de Walsh à 2 dimensions	45
Figure II.11 : 1 ^{er} étape de L'algorithme de compression WWT. Décomposition par ondelette en deux niveaux.	47
Figure II.12: 2 ^{ème} étape : Transformé de Walsh 2D	47
Figure III.1 : Image originale/Image compressé (IRM6).	50
Figure. III.2 – Variation des paramètres d'évaluation pour différents types d'ondelettes avec F1=0.025 et F2 allant de 0.025 jusqu'à 0.5 : a) variation de MSSIM. b) variation de PSNR. c) variation du temps de compression (s). d) variation du taux de compression(%).....	50

Figure. III.3 – Variation des paramètres d'évaluation pour différents types d'ondelettes avec F1 allant de 0.025 jusqu'à 0.5 et F2=0.025: e) variation de MSSIM. f) variation de PSNR (db). g) variation du temps de compression(s). h) variation du taux de compression.....	52
Figure. III.4 : compression hybride d'image coupe coronale par WWT couplée avec le codeur arithmétique.....	56
Figure III.5 : Présentation des paramètres d'évaluation a) variation de PSNR. b) variation de MSSIM. c) variation du temps de compression (s). d) variation du taux de compression(%) en graphe pour l'ondelette bior6.8.....	58
Figure III.6 : Présentation des paramètres e) variation de PSNR(db). f) variation de MSSIM. g) variation du temps de compression(s). h) variation du taux de compression(%) en graphe pour l'ondelette bior4.4	60
Figure III.7 : les filtres de décomposition de l'ondelette bior4.4	63
Figure III.8 : algorithme de la compression d'image médicale couleur par WWT	64
Figure III.9 : composition additive des couleurs.....	65
Figure. III.10 – Variation des paramètres d'évaluation pour différents types d'ondelettes avec F1=0.025 et F2 allant de 0.025 jusqu'à 0.5 : a) variation de MSSIM. b) variation de PSNR (db). c) variation du taux de compression(%). d) variation du temps de calcul (s)....	66
Figure. III.11 – Variation des paramètres d'évaluation pour différents types d'ondelettes avec F1 allant de 0.025 jusqu'à 0.5 et F2=0.025: e) variation du MSSIM. f) variation de PSNR (db). g) variation du Taux de compression TC(%). h) variation du temps de compression (s).....	68
Figure. III.12 – Variation des paramètres d'évaluation pour différents types d'ondelettes avec F1=F2 allant de 0.025 jusqu'à 0.5 : k) variation du MSSIM. l) variation de PSNR (db). m) Taux de compression (%). n) variation du temps de compression (s).....	70
Figure III.13 - Compression d'images médicales rétinographie couleur par la méthode WWT.....	73
Figure III.14 : Compression des différentes images médicales couleurs par la méthode WWT.....	74

Liste des tableaux

Table II.1 – L’obtention des fonctions de Walsh à partir des matrices d’Hadamard.	42
Table II.2 –Passage d’indice de Hadamard à l’indice de la fonction de Walsh	43
Tableau III.1- variation des paramètres d’évaluation (PSNR (db), MSSIM, RC (bpp), Tps(s)) en fonction des facteurs f1 et f2 varié de 0.025 à 0.5avec les ondelettes bior6.8, bior4.4	56
Tableau III.2- Variation des paramètres d’évaluations (MSSIM, PSNR (db), TC (%), Tps(s)) en fonction Des facteurs F1=F2 qui varie de 0.025 à 0.5	72

ABREVIATIONS

ACR American College of Radiology

CT Computerized Tomography

RLE Run Length Coding

DICOM Digital Imaging and Communications in Medicine.

PACS Picture Archiving and Communication System

LZ W Lempel-Ziv-Welch

QS Quantification Scalaire

QV Quantification Vectorielle

DPCM Differential Pulse Code Modulation

KLT karhunen- Loeve Transform

FFT Fast Fourier Transform

JPEG Joint Photographic Experts Group

MPEG Moving Picture Exepert Group

AMR Analyse Multi résolution

FMQ Filtres miroirs en quadrature

EZW Embedded Zerotree Wavelet

LSP Listes de Coefficients Signifiants

SNR Signal to Noise Ratio

PSNR Peak Signal to Noise Ratio

SSIM Structural Similarity Index

WWT Wavelet Walsh Transform

Tc Temps de calcule

TC Taux de Compression

IRM Imagerie par Résonance Magnétique

TEP Tomographie par Emission de Positons

DCT Discret Cosine Transform

DWT Discret Wavelet Transform

DFT Discret Fourier Transform

bpp Bit par pixel

SPIHT Set partitioning in hierarchical trees

LIP Listes de Coefficients Insignifiants

MSE Mean Square Error

INTRODUCTION

Introduction Générale

Ces dernières décennies, l'imagerie médicale connaît une évolution spectaculaire aussi bien au niveau du développement des techniques de production qu'au niveau de leur utilisation. Aujourd'hui, ces nouvelles technologies se rendent indispensables pour les diagnostics ou pour suivre à moyen terme les résultats d'un traitement.

Les images médicales ne cessent de se développer en donnant une représentation de plus en plus précise des différentes parties du corps humain. Cependant plus l'image est précise plus la quantité des données engendrées est grande. Les images médicales telles que l'IRM fonctionnelle, l'image tomographique dynamique et l'échocardiographie 3D dynamique sont de plus en plus utilisées, car elles sont considérées parmi les techniques les plus performantes en imagerie médicale, mais elles produisent les données les plus volumineuses. Ces données doivent être archivées à plus ou moins long terme (durant au minimum 20 ans après son dernier contact hospitalier), Ces longues périodes de conservation ajoutées à une constante évolution de l'imagerie médicale posent de sérieux problèmes d'archivage et de transfert, d'où la nécessité de leur compression.

Parmi les nombreuses méthodes de compression proposées dans la littérature, certaines visent une reconstruction parfaite des données originales. Ces techniques de compression sans pertes conduisent cependant à des taux de compression relativement faibles et sont dédiées aux applications sensibles telles que la compression des images médicales car elle constitue à ce jour le seul type de compression toléré par les médecins. En effet, la compression sans perte garantit l'intégrité des données et permet d'éviter les erreurs de diagnostic.

Ainsi, pour obtenir une compression plus élevée, quelques informations seront négligées par la compression avec perte. Les améliorations apportées par la compression avec perte ne sont pas tout simplement dues à l'élimination des données redondantes, mais plutôt l'abandon des informations estimées non pertinentes, comme par exemples les informations sur des détails non perceptibles facilement à l'œil nu.

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 bon avenir et susceptibles de remplacer les formats actuels (en particulier la norme JPEG). La transformation la plus courante est celle par ondelettes classiques qui est à la base des standards de compression les plus récents comme le JPEG2000.

Le succès de ce dernier type de méthode 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 pour reconstruire l'essentiel. Cependant, elle présente des limites dans la représentation des régularités géométriques. Ceci étant dû au fait que les bases de transformée en ondelettes bidimensionnelle sont obtenues par le produit tensoriel de deux ondelettes unidimensionnelles appliquées suivant les lignes et les colonnes de l'image. Afin de pallier à ce problème, de nouvelles transformée mieux adaptées à la représentation des images ont été proposées. Ces méthodes offrent la possibilité d'augmenter considérablement les taux de compression à qualité image équivalente.

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

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 fixes rencontrées dans la littérature, nous présentons les algorithmes de codages sans perte ainsi les méthodes de compression avec pertes. Des outils de mesures de performances et de distorsions qui permettent la comparaison entre différents méthodes de compression d'images sont aussi présentés.

Nous nous focalisons lors du **deuxième chapitre** sur les limites de la transformée de Fourier ainsi la transformée de Walsh, et la transformée en ondelettes. Notre choix c'est alors orienté vers une hybridation de la transformée en ondelette discrète (DWT) non redondante et la transformée de Walsh pour les deux types de catégories de l'image (couleur et niveau de gris), en énumérant leurs propriétés les plus importantes.

Le **troisième chapitre** présente les résultats obtenus sur différentes images testes. Une analyse des résultats obtenus ainsi qu'une étude comparative de ces résultats est proposée. 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 proposés.

Nous terminons ce mémoire par une conclusion générale et les perspectives envisagées concernant notre travail.

A decorative border with a repeating geometric pattern, resembling a stylized Greek key or meander, surrounds the entire page. The pattern is light blue and forms a rectangular frame.

CHAPITRE 01 : ETAT DE L'ART SUR LA COMPRESSION D'IMAGE MEDICALE

1.1. Introduction :

Les images sont des documents très importants de nos jours ; Elles comprennent divers informations, qui sont utilisées dans des différents domaines notamment le domaine médicale. Les images médicales ne cessent de se développer en donnant une représentation de plus en plus précise des différentes parties du corps humain. Cependant plus l'image est précise plus la quantité des données engendrées est grande.

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

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. Cette technique nécessitent l'application d'une opération de codage de plus, Elle permet l'exploitation des différentes corrélations spatiales et temporelles.

Les techniques de compression d'image sont classées en deux catégories: compression sans perte et compression avec perte. Le premier type, utilise uniquement le principe de réduction de l'information et n'engendre pas de perte, le deuxième type est exprimé par l'élimination de la redondance qui existe dans les images, ce type est utilisé où une perte négligeable de fidélité est tolérable pour atteindre une réduction considérable du débit binaire.

Ce chapitre présente les notions de base de la compression d'image médicale, en donnant les principaux concepts et techniques associés à la compression d'image médicale. Un état de l'art des principales méthodes de compression publiées dans la littérature est présenté.

1.2. Contexte médicale et légale :

La quantité importante des images volumiques que génère chaque jour un PACS dans un service classique de radiologie se chiffre à plusieurs Téra octets de données en une année [1].

La compression des images devient une nécessité afin d'assurer leur transfert sur des réseaux de débit limité mais également l'archivage (systèmes connus sous le nom de PACS(Picture Archiving and Communication Systems).

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 prévoit une conservation des données relatives à un patient durant au minimum 20 ans, même après son dernier contact hospitalier. Pour les problèmes de nature héréditaire, la conservation est illimitée dans le temps [1] [2].

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. 512×512 est également la résolution la plus courante pour les scanners. Lorsque les coupes ne sont pas compressées, chaque pixel est stocké sur 2 octets (16 bits dont l'utilisation effective varie entre 12 et 16 selon le matériel).

L'étude menée dans le PACS d'un département de radiologie 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. Ainsi en 2004 plus de 3TB ont été produits par les scanners et 657 GB par les IRMs, pour un total de plus de 5 TB produits, toutes modalités d'images confondues. En Janvier 2006, leurs prévisions de production étaient de quasiment 16 TB pour l'année 2010 alors qu'elles n'étaient que de 13 TB 7 mois plus tôt.

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, les coûts matériels pour le transfert et l'archivage deviennent faramineux. La compression des images volumiques en vue du stockage et/ou d'une transmission efficace est donc un enjeu important [3].

1.3. Généralité sur la compression des images :

1.3.1. But de la compression :

L'objectif de la compression est de résoudre les problèmes de transmission et d'archivage des données numériques. Ces problèmes sont liés au volume très important d'informations numériques acquises quotidiennement en imagerie médicale. Cependant la réduction de ce volume ne doit pas entraîner de modifications dans l'interprétation qualitative des images et la valeur des paramètres représentant l'état de l'organe étudié [4].

Les méthodes de compression et de codage réduisent le nombre de bits par pixel à stocker ou à transmettre, en exploitant la redondance informationnelle dans l'image.

Les principaux critères d'évaluation de toute méthode de compression sont [5]:

- La qualité de reconstitution de l'image.
- Le taux de compression.
- La rapidité du codeur et décodeur (codec).

1.3.2. Etape de la compression :



Figure I.1 : Schéma général de compression des images

I.3.2.1. Première étape : La décorrélation :

Les pixels composant l'image numérique sont généralement corrélés ceci génère une information redondante qu'il faut exploiter pour la compression afin de diminuer la taille de l'image [6]. En effet, en plus de réorganiser l'information, elle doit représenter les composantes importantes d'un signal avec le moins d'éléments possibles : c'est ce qu'on appelle donner une représentation creuse du signal ou, de manière équivalente, compacter l'énergie [2].

I.3.2.2. Deuxième étape : La quantification :

Dans le schéma de compression, l'étape de quantification est celle qui dégrade de manière irréversible l'image. Elle est cependant d'une importance capitale dans la réduction du débit binaire [2]. 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.3.2.3. Troisième étape : Codage :

Le codage entropique est employé à la dernière étape de la chaîne de compression avec pertes [7]. Il consiste à donner la représentation binaire plus compacte de l'entité quantifiée, il existe différents types de codeur utilisés dans la compression d'image notamment, le codeur huffman et le codeur 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 [1].

I.4. Classification des méthodes de compression :

Les méthodes de compression peuvent se regrouper, en deux classes :

- Les méthodes non destructives (sans perte d'information ou réversibles).
- Les méthodes destructives (avec perte d'information ou irréversibles).

Les expérimentations menées montrent que généralement les méthodes qui atteignent des taux de compression très élevés sont les méthodes avec distorsion. Par contre, les méthodes sans distorsion engendrent des taux de compression très faibles et ne sont utilisées que dans des applications sensibles telles que les images médicales et les images satellites [8].

I.4.1. Méthodes de codage sans perte :

Certaines applications nécessitent une compression sans perte d'information (domaine médical). La notion de codage sans perte d'une source est encore appelée codage entropique, a pour objectif d'atteindre une limite théorique du gain de compression caractérisée par l'entropie de la source, dans ce cas, l'opération de quantification n'interviendra pas [9].

A. Codage entropique :**Notion de l'entropie :**

La théorie de l'information permet d'évaluer la quantité d'information dans 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.

L'entropie (en bits) est calculée par la formule suivante:

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

Où p_i 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 avec perte maximale [11].

La notion de codage entropique ou compression réversible d'une source correspond à un codage sans perte des symboles de la source avec pour objectif d'atteindre une limite théorique du gain de compression de Shannon caractérisée par l'entropie de la source.

Le codage entropique permet la compression des coefficients en générant un train binaire de longueur proche de la limite théorique basse défini par l'entropie de Shannon. Plusieurs types de codage entropique sont utilisés pour la compression d'images, nous citons à titre d'exemple :

- Le codage par longueur de séquences RLE utilisé dans le standard JPEG.
- Le codage par dictionnaire, comme le codeur LZW utilisé dans le format d'image GIF.
- Le codage par statistique, comme le codage de Huffman utilisé dans le format JPEG, ou le codage arithmétique effectué dans le standard JPEG2000 [12].

A.1. Codage de Huffman :

En informatique et en théorie de l'information, le codage de Huffman est un algorithme d'encodage d'entropie utilisé pour la compression de données sans perte. Le codage de Huffman a été mis au point par David Huffman (1952). C'est une méthode de compression statistique de données, qui permet d'attribuer un mot de code binaire aux différents symboles à compresser, 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].

Principe :

Le codage de Huffman est un code appartenant à la famille des codages à longueur variable. Il consiste à recoder les octets rencontrés dans un ensemble de données source avec des valeurs de longueur binaire variable. Son principe réside en trois étapes [9] [13]:

- 1ère étape : les symboles de l'information à coder sont comptabilisés puis classés par ordre de probabilité décroissante.
- 2ème étape : 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 restant inchangées, on réordonne la liste dans l'ordre des probabilités décroissantes. On continue ainsi de manière dichotomique jusqu'à obtenir 2 seules probabilités.
- 3ème étape : on procède au codage en faisant en sens inverse le cheminement précédent.
- **Exemple :**

Soit la source ayant un alphabet de 8 symboles avec les probabilités ci-dessous :

Symbole	0	1	2	3	4	5	6	7
Probabilité	0.01	0.02	0.05	0.09	0.18	0.20	0.20	0.25

L'arbre de huffman est alors (figure I.2) :

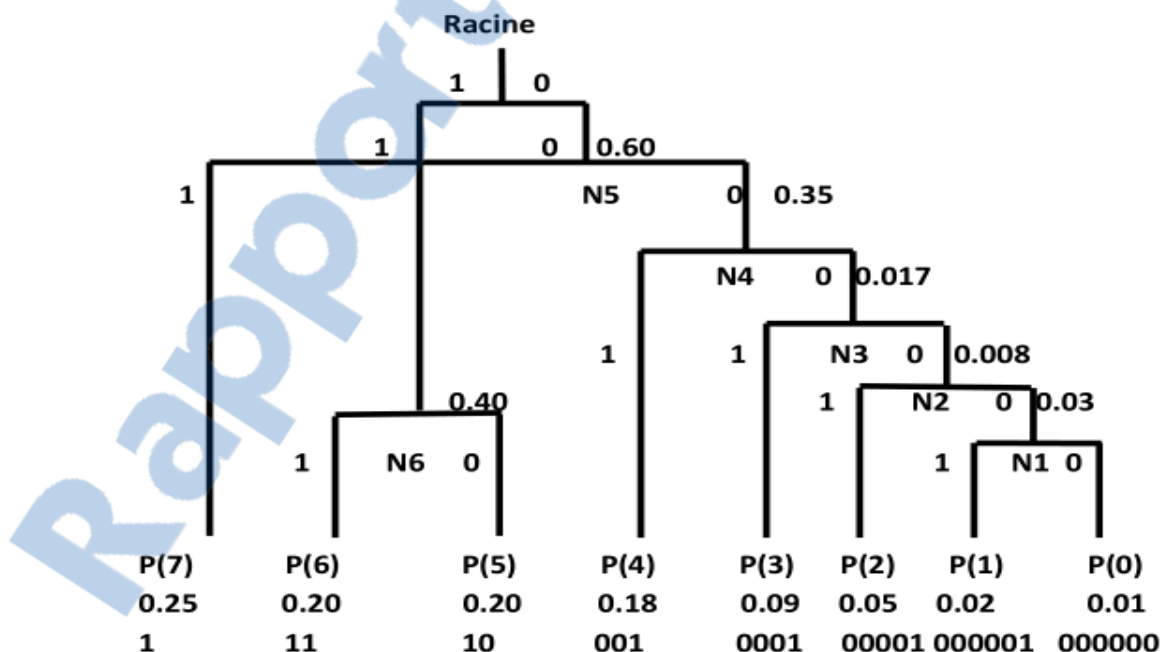


Figure I.2 : Arbre de Huffman après construction

Avantages et inconvénients :

Le codage de Huffman offre une compression caractère par caractère optimale, c'est-à-dire qu'on ne peut obtenir des codes binaires plus courts pour les caractères. Il a l'avantage d'être facile à implémenter par programmation, et le temps d'exécution est plutôt rapide.

Cet algorithme admet cependant un inconvénient : il repose sur la connaissance complète de la source à coder (il existe cependant des versions adaptatives). D'autre part, il ne permet pas d'atteindre des débits inférieurs à 1 bit/échantillon.

De plus, pour décompresser, il faut connaître les codes et donc la table, qui est ajoutée à l'image compressée, ce qui diminue le taux de compression, surtout pour les petites images. Ce problème est éliminé par le codage Huffman adaptatif, qui modifie sa table au fil du traitement et peut donc démarrer avec une table de base. Il est alors intéressant de se baser sur la table par défaut utilisé dans le format JPEG [7].

Toutefois, certaines méthodes de compression qui encodent des mots plutôt que des caractères peuvent offrir un taux de compression plus intéressant. Ainsi, le codage de Huffman est souvent utilisé en conjonction avec d'autres techniques de compression comme par exemple LZW [14].

A.2.Codage arithmétique :

Le codage de Huffman devient de plus en plus compliqué au fur et à mesure que le nombre des caractères dans l'alphabet d'entrée augmente [16]. Le codage arithmétique est plus performant que le codage de Huffman, il tend vers la limite inférieure théorique de Shannon. Il est caractérisé par sa capacité à coder chaque symbole sur un nombre non entier de bits. L'algorithme ne code pas les fichiers caractère par caractère mais par chaînes de caractères, plus ou moins longues suivant la capacité de la machine à coder des réels plus ou moins grands. Il associe un point de l'intervalle $[0,1]$ à un ensemble de symboles, Chaque symbole se voit attribuer une partition de l'intervalle dont la taille est égale à sa probabilité d'occurrence. L'ordre de rangement est mémorisé pour être utilisé lors du décodage [15].

Soit $S = \{s_1, \dots, s_N\}$ une source pouvant délivrer N symboles associée aux probabilités $P\{s_k\} = p_k$ pour tout entier k de $[1, N]$.

Pour coder une séquence $S_M = \{s_{a1}, s_{a2}, \dots, s_{aK}\}$ de M symboles, on utilise l'algorithme suivant (s_{aK} est le k ème symbole de la séquence émise par la source) [12] :

Étape 1 : On initialise un premier intervalle avec deux bornes : la borne inférieure $L_c = 0$ et la borne supérieure $H_c = 1$ (correspondant à la probabilité de choisir un premier symbole parmi tous les symboles de la source). La taille de cet intervalle est donc définie par: $\text{taille} = H_c - L_c = 1$.

Étape 2 : Cet intervalle est partitionné en N sous intervalles $[L_{s_k}, H_{s_k}]$, en fonction des probabilités de chaque symbole s_k de la source. Ce sont les partitions initiales. La longueur (L_{s_k}, H_{s_k}) de ces sous intervalles est donnée par:

$$Ls_k = L_c + taille \times \sum_{i=1}^{k-1} P_i \text{ et } Hs_k = L_c + taille \times \sum_{i=1}^k P_i \quad \text{I.2}$$

Étape 3 : On choisit le sous-intervalle correspondant au prochain symbole $s_{\alpha k}$ qui apparaît dans la séquence. On redéfinit alors l'intervalle :

$$[L_c, H_c] : \begin{cases} L_c = L_c + taille \times Ls_k \\ H_c = L_c + taille \times Hs_k \end{cases} \quad \text{I.3}$$

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.

Exemple :

Les caractères de l'alphabet d'entrée	Les fréquences d'apparition	La somme des fréquences	Intervalle correspondant
000	0,15	0,15	(0 , 0,15)
001	0,15	0,3	(0,15 , 0,3)
010	0,225	0,525	(0,3 , 0,525)
011	0,075	0,6	(0,525 , 0,6)
100	0,15	0,75	(0,6 , 0,75)
101	0,15	0,9	(0,75 , 0,9)
110	0,075	0,975	(0,9 , 0,975)
111	0,025	1	(0,975 , 1)

Figure I.3 : Exemple d'un codeur arithmétique.

B. Codage Lempel-Zif-Welsh(LZW) :

C'est une technique de codage à base d'un dictionnaire ou nous mémorisons les chaînes qui se répètent dans ce dictionnaire. Ensuite, on remplace les chaînes mémorisées par leur adresse (ou indice) construite dans le dictionnaire.

Étapes :

Dans la suite on présente une implémentation possible de l'algorithme Lempel-Ziv. On peut définir les variables suivantes:

w - le préfix qui identifie une suite qui existe déjà dans le dictionnaire, K - le caractère qui suit va être lu. Les étapes de l'algorithme sont les suivantes:

1. On initialise le dictionnaire avec des suites contenant un seul caractère. On initialise w à 0.

2. Le caractère K est lu. Si la séquence wK existe dans le dictionnaire alors: $w=wK$ sinon on transmet le code pour w, on ajoute wK au dictionnaire, on pose: $w=K$
3. On transmette le code pour w.

Le code pour w qui est transmis représente la position numérique du w dans le dictionnaire et est exprimé comme un mot binaire à longueur fixe [16].

Typologie des algorithmes de LZW :

Il existe 3 versions :

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

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 motif mais apprend les motifs du fichier durant la lecture du fichier à comprimer.
- La compression se fait en une seule lecture.

C. Codage par répétitions (Run Length Coding RLE) :

C'est un codage très rapide qui exploite la répétition des caractères dans une séquence [17]. Le codage RLC consiste en effet à coder un élément du message par sa valeur de répétition. Pour autant, s'il n'y a pas de répétition d'éléments, la technique ne donne pas de résultats satisfaisants. Notons que, le codage RLC introduit un système de contrôle (bits) pour réaliser l'encodage. Il réalise le codage s'il y a une répétition successive d'éléments (minimum égal à 4). Dans le cas contraire, il insert les bits contrôle (00) [11].

Exemple :

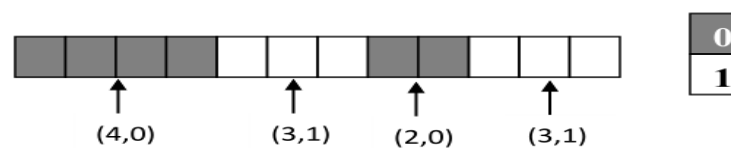


Figure I.4 : Exemple d'un codeur RLC

I.4.2. Méthodes de codages avec perte :

Ces méthodes permettent de retrouver une approximation de l'image numérique. Les pertes sont généralement indécélables à l'œil nu [5]. La compression avec perte (lossy) ou irréversibles entraîne quelques pertes d'information et les données qui ont été compressées d'une manière sans pertes ne seront pas fidèlement reconstruites l'information perdue est due à l'élimination de cette redondance. En acceptant cette distorsion lors de reconstruction, nous pouvons généralement obtenir des taux de compression beaucoup plus élevés à ceux obtenus par les méthodes de compression sans perte [18].

La figure (I.5) représente le schéma général d'un système de compression avec perte. Dans un premier temps, afin de mieux compresser l'information, la source est transformée en groupe de coefficients. Les transformations les plus utilisées, que ce soit pour les images fixes ou les séquences d'images, sont la Transformée en Cosinus Discrète (DCT) ou la Transformée en Ondelettes Discrète (DWT).

Dans un second temps, les coefficients obtenus après la transformation sont quantifiés (tronqués). La phase de quantification introduit l'erreur dans le système de codage. La dernière étape consiste à coder les coefficients quantifiés par le codage entropique [19].

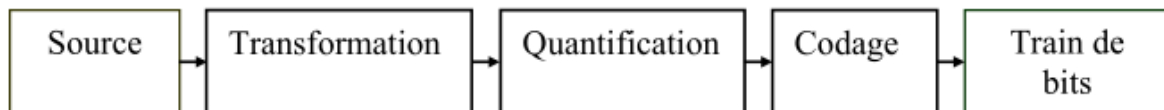


Figure I.5 : Schéma général d'un système de compression avec perte.

I.4.2.1. Codage par quantification :

La quantification est la seule étape non réversible du schéma de compression. Son objectif est double : extraire l'information jugée pertinente et faciliter le codage entropique. L'information quantifiée doit alors pouvoir être décrite par un nombre de symboles suffisamment petit pour atteindre de bonnes performances en débit, mais aussi suffisamment grand pour ne pas trop détériorer l'information originale.

A). Quantification scalaire :

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

Dans la pratique, une quantification est composée de deux blocs : un bloc codeur et un bloc décodeur. Le codeur divise la plage de valeurs du signal à quantifier en un certain nombre d'intervalle $[b_{i-1}; b_i]$. Chaque intervalle est ensuite représenté par un indice distinct I_i . Le décodeur représente l'ensemble des valeurs de signal entré X qui se situent dans un intervalle donné par le niveau de reconstruction y_i représentant l'intervalle [12].

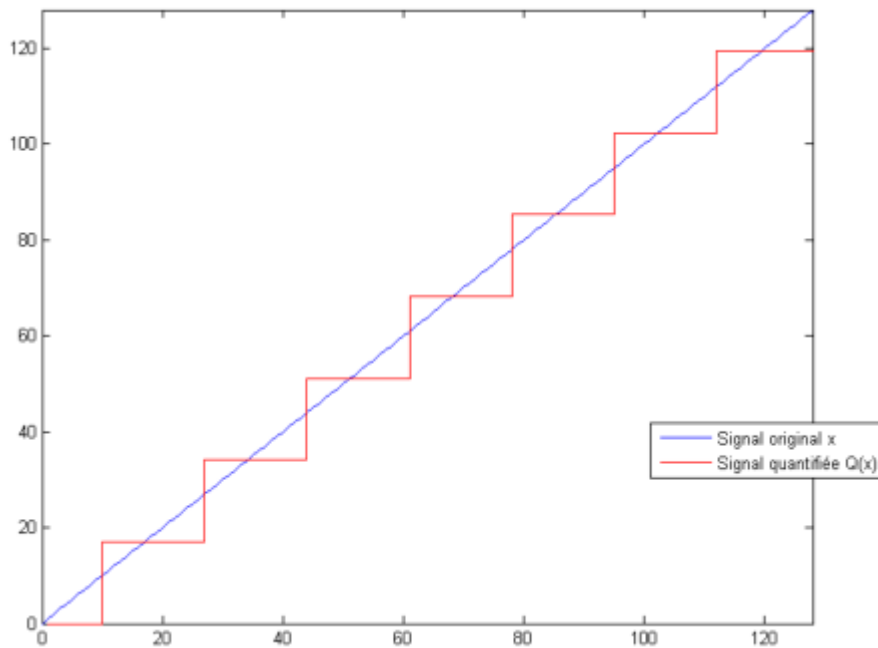


Figure I.6 : Exemple d'une quantification scalaire à 8 niveaux

B). Quantification vectorielle :

Les techniques de compression d'images exploitent généralement la redondance statistique présente dans l'image. La quantification scalaire qui associe à une variable Continue une variable discrète pouvant prendre un nombre plus faible, et fini de valeurs. Ces valeurs ne sont jamais totalement décorrélées, ou indépendantes. Shannon a montré qu'il était toujours possible d'améliorer la compression de données en codant des vecteurs plutôt que des scalaires.

La QV, développée par Gersho et Gray a pris une place très importante dans le domaine de la compression d'image que ce soit dans le but de transmission ou d'archivage [5].

La quantification vectorielle algébrique n'est autre que la généralisation de la quantification scalaire uniforme à un espace de dimension n [20].

✚ Principe de la quantification vectorielle :

La quantification vectorielle dans son sens le plus général est l'approximation d'un signal d'amplitude continue par un signal d'amplitude discrète. Elle peut être vue comme une application Q associant à chaque vecteur d'entrée x de dimension K un vecteur $y = Q(x)$ de même dimension appartenant à un ensemble fini Y appelé DICTIONNAIRE de taille finie N ,

$Y = (y_j, j = 1...N)$. Elle se décompose en deux applications : codeur, décodeur (**figure I.6**).

- **Codeur :** Le processus du codeur consiste, pour tout vecteur x_i du signal en entrée à rechercher dans le dictionnaire Y le code vecteur y_j le plus proche du vecteur source x .

C'est uniquement l'adresse du code vecteur y_j ainsi sélectionnée qui sera transmise ou stockée. C'est à ce niveau donc que s'effectue la compression.

- **Décodeur :** Il dispose d'une réplique du dictionnaire et consulte celui-ci pour fournir le code vecteur d'indice correspondant à l'adresse reçue. Le décodeur réalise l'opération de décompression.

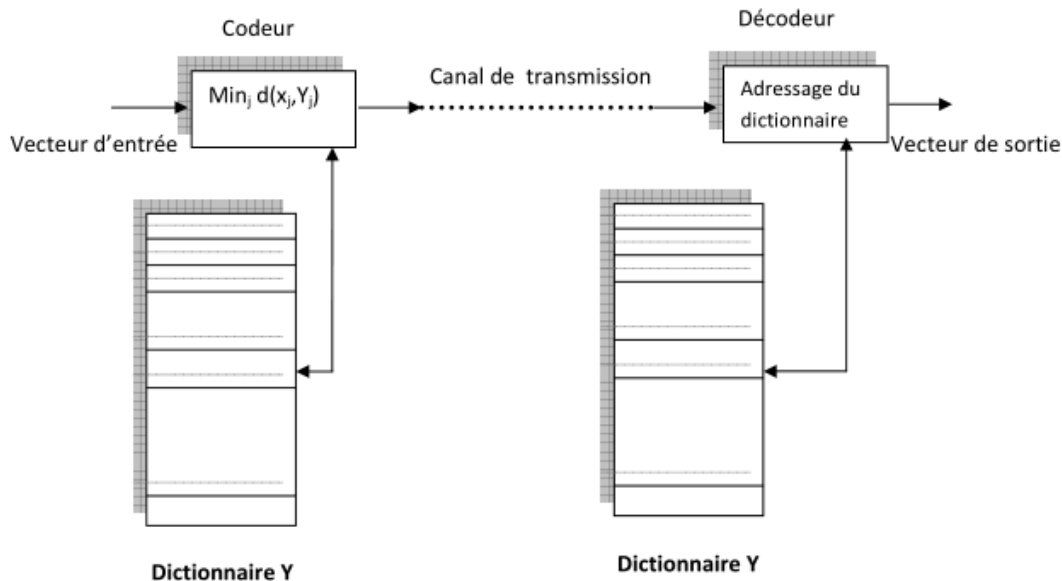


Figure I.7 : Principe du quantificateur vectoriel.

Où $\text{Min}_j (x, y_j)$ = distorsion minimale entre les vecteurs x et y_j [5].

I.4.2.2. Codage prédictif:

Dans une image naturelle la valeur d'un pixel est fortement corrélée à celle de ses voisins et la valeur d'un pixel peut ainsi être prédite à partir des valeurs de pixels voisins. La prédiction peut se faire au moyen de l'histogramme de l'image. Le DPCM (Differential Pulse Code Modulation) met en œuvre une telle approche et seule la différence (le résidu) entre la valeur du pixel et la valeur prédite est quantifiée et codée [21].

I.4.2.3. Codage par transformée :

Contrairement au codage prédictif qui agit directement sur la géométrie de l'image, le codage par transformation effectue une transformation de l'image du domaine spatial dans le domaine de la transformée; plus précisément la transformation appliquée à l'image convertit l'ensemble des pixels en un ensemble de coefficients.

L'image supposée carrée et comportant $N \times N$ pixels est divisée en $(N/n)^2$ sous-images de taille $n \times n$. Sur chacune de ces sous-images, on applique une transformation linéaire qui fournit une série de coefficients. $I(x,y)$ désignant un pixel d'une sous-image $n \times n$ et $J(u,v)$ représentant sa transformée par une transformation h [09]. Ces coefficients obtenus sont alors quantifiés et codés en vue de leur transmission ou de leur stockage. Pour retrouver l'intensité des pixels initiaux, on applique sur ces coefficients la transformation inverse.

A. Transformation de Karhunen-Loeve (TKL) :

La transformée de Karhunen-Loève (KLT) aussi nommée la transformée de Hotelling permet d'éliminer complètement la corrélation entre les pixels dans le domaine de transformation. Ainsi, la matrice d'autocorrélation de l'image à transformée est diagonale.

Cette transformée est optimale au sens où tous les coefficients obtenus sont décorrés et que la quasi-totalité de l'énergie est conservée par un minimum de coefficients.

Cette transformée est peu utilisée dans la pratique car elle nécessite de calculer les vecteurs propres de la matrice de covariance des données [21] [22].

B. Transformation en Cosinus Discrète (TCD) :

La Transformée en Cosinus Discrète (TCD) est l'une des transformées les plus répandues en compression d'images. Elle est utilisée par le standard JPEG. 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 [03].

L'un des inconvénients de la compression d'image en utilisant la DCT et l'effet mosaïque ou la pixellisation. Lors d'une quantification forte, la division en bloc devient visible car un bloc entier se trouve codé avec la même valeur (peu de coefficients non nuls).

Le principe de base du codage par transformée par blocs est de découper l'image en blocs de taille 8x8 ou 16x16 et de réaliser une transformée sur chacun des blocs.

Dans la deuxième phase de l'algorithme, on réduit l'entropie (quantité d'information) par une quantification linéaire des coefficients transformés. Chaque coefficient est quantifié avec un pas différent suivant sa position dans le bloc.

Le volume de données est enfin réduit par un codage à longueur variable (codage de Huffman associé à des événements Run-Length) à l'aide d'une table de codage [21].

C. Transformation en ondelettes (TO) :

La transformée phare de ces dernières années pour la compression d'images est 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 (en particulier grâce au lifting scheme), 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 [03].

La transformation en ondelettes permet d'obtenir une représentation temps-fréquence ou temps échelle. Elle a des propriétés d'adaptation ou de flexibilité très attrayantes notamment le choix des fonctions de bases des ondelettes (orthogonales ou non à support compact ou infini, ..., ect) et des paramètres de dilatation et translation [19].

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, ...).

I.4.3. 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.

I.4.3.1. Algorithme EZW de Shapiro :

EZW (Embedded Zerotree Wavelet) proposé par J. Shapiro, est le premier codeur en sous-bande par 'zerotree' à avoir été introduit. 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 [05].

Principe :

Suite à la transformation par ondelettes discrètes à plusieurs niveaux, l'image est décomposée en sous-bandes. L'information est concentrée itération après itération dans l'image de plus faible fréquence.

L'objectif du codeur de Shapiro consiste à exploiter un éventuel protocole de dépendance entre les coefficients des différentes sous-bandes afin d'aboutir à une notion d'arbres de zéros (zerotree).

La création d'un arbre de zéros part du principe que si un coefficient d'ondelette à une échelle plus grossière n'est pas significatif par rapport à un seuil T , alors il est fortement probable que tous les coefficients d'ondelettes aux échelles plus fines qui ont la même orientation (horizontale, verticale ou diagonale) et la même localisation spatiale soient aussi non significatifs par rapport à ce même seuil T . En pratique, la probabilité que ce phénomène survienne est très élevée.

Plus spécifiquement, dans un système à sous-bandes hiérarchique, à l'exception de la sous-bande de plus basse fréquence (A3 sur **Figure. I.8**), chaque coefficient dans une échelle donnée peut être relié avec un ensemble de coefficients dans l'échelle plus fine suivant qui a la même orientation spatiale (**Figure. I.9**). Le coefficient dans l'échelle grossière est appelé 'parent' et tous les coefficients ayant la même orientation spatiale dans l'échelle plus fine suivant sont appelés 'fils'.

Pour un parent donné, l'ensemble des coefficients aux échelles plus fines qui ont la même orientation spatiale sont appelés 'descendants'. De même, pour chaque fils à une

échelle donnée, l'ensemble des coefficients aux échelles plus grossières qui ont la même orientation spatiale sont appelés 'ancêtres'.

Les relations parent-fils dans une structure pyramidale sont représentées en **Figure. I.8**. A l'exception de la sous-bande de plus basse fréquence, chaque parent admet quatre fils dans la sous-bande de même orientation et de résolution juste supérieure. En ce qui concerne la sous- bande de plus basse fréquence (A3), chaque coefficient admet trois fils dans chacune des trois sous-bandes correspondant à la même résolution (**Figure. I.9**).

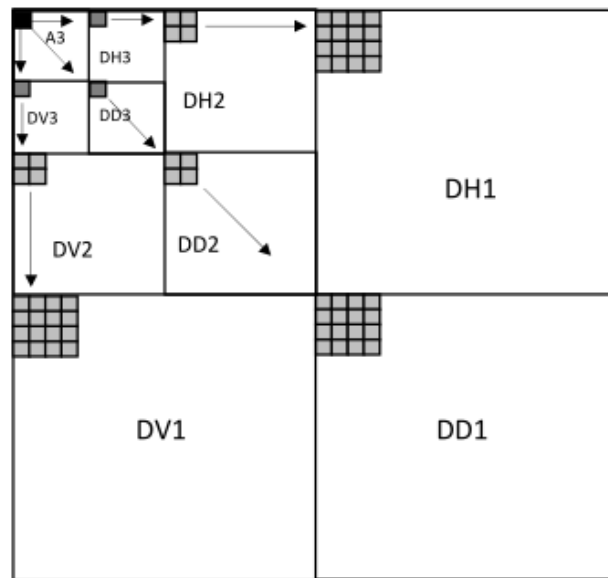


Figure. I.8 : Modèle de dépendances inter-bandes pour l'EZW 2D.

Un balayage des coefficients est défini tel qu'aucun fils n'est testé avant son parent.

Ainsi, pour une transformation à N échelles, le balayage commence par la sous-bande de plus basse fréquence A N, ensuite les autres sous bandes de la même échelle N (DH N, DV N et DD N), et ainsi de suite. Ceci donne lieu au balayage en Z de la **figure I.8**.

Si un ancêtre et tous ses descendants sont négligeables par rapport à un seuil T, alors, nous attribuons à l'ancêtre le code "zerotree" et les descendants ne seront pas codés. La structure des "zerotree" permet donc de coder la carte des coefficients significatifs par un très faible nombre de bits. La section suivante explique en détail le codage des coefficients d'ondelettes et la carte de signifiante obtenue [24].

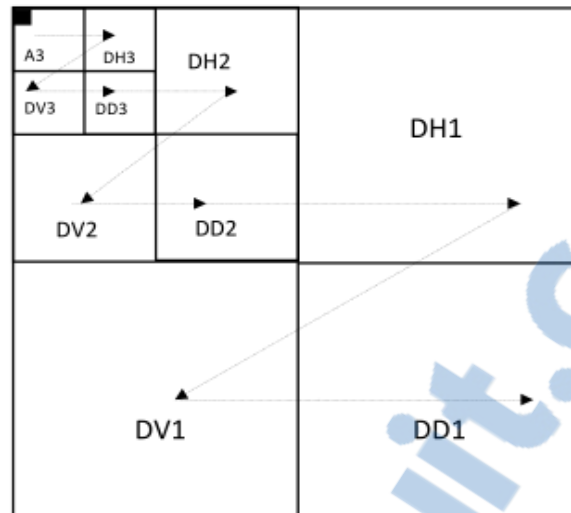


Figure I.9 : Ordre de balayage des coefficients des sous-bandes

I.4.3.2. Set Partitioning In Hierarchical Tree (SPIHT) :

L'algorithme SPIHT a été introduit par Said et Pearlman [23] en 1996 pour la compression avec et sans perte [22]. Tout comme EZW, SPIHT utilise les similarités entre les coefficients d'ondelettes des différentes échelles [03]. Cependant l'organisation en arbre hiérarchique des coefficients est utilisée pour effectuer un tri partiel des coefficients, de manière à coder en priorité ceux de forte énergie. Ainsi, le flux de sortie contient une information générée par l'algorithme de tri, nécessaire au décodeur pour pouvoir réorganiser (dé-trier) les coefficients, ainsi qu'une information relative aux valeurs des coefficients (signe et bits de poids faible) [25] [26].

Comme EZW, l'algorithme suppose la décroissance d'énergie des coefficients pour les plus hautes résolutions/fréquences dans l'arbre hiérarchique. Ainsi 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. Ces hypothèses sont utilisées par SPIHT afin de réduire le débit binaire du tri. 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) [03] [26].

I.5. Evaluation de la qualité de la compression :

Les techniques irréversibles de compression modifient l'image en y introduisant une distorsion. Il faut donc évaluer le niveau de cette distorsion, qui permettra de contrôler la qualité des images reconstruites, d'évaluer et comparer les différentes approches. Dans la pratique, plusieurs techniques subjectives et objectives sont utilisées [11].

I.5.1. Techniques psychophysiques :

La mesure subjective est basée sur l'évaluation de la qualité par des observateurs humains.

Ces méthodes consistent à faire attribuer une note de qualité (Mean Opinion Score ou MOS) par un ensemble d'observateurs. Cette notation, lourde à mettre en œuvre, est adaptée lorsque les images sont exploitées par des observateurs humains.

Le critère MOS est obtenu en calculant la moyenne des résultats d'une série de tests standards où les observateurs donnent leur avis sous la forme de points pour évaluer la qualité de l'image. Les tests standards exigent que les observateurs examinent les images dans les mêmes conditions, telles que la taille de l'image, la durée d'exposition et l'environnement lumineux dans lequel se déroule l'expérience [19].

I.5.2. Techniques objectives :

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

I.5.2.1. Entropie [27]:

En pratique, l'entropie d'une image numérique est inversement liée à la probabilité d'apparition des niveaux de gris dans l'image. Plus une valeur de gris k est rare, plus sa probabilité d'apparition $p(k)$ est faible, et cela contribue à une entropie globale plus grande.

Par définition, l'entropie d'ordre zéro H_0 est donnée par (unité bbp) :

$$H_0 = -\sum_{k=0}^{2^R-1} p(k) \cdot \log_2 p(k) \quad \text{I.4}$$

L'utilisation du logarithme de base deux, fait de H_0 le nombre moyen de bits par pixel nécessaire pour coder toute l'information contenue dans l'image. Une image codée avec R bits par pixels a en fait presque toujours une entropie d'ordre zéro H_0 inférieure à R .

Par conséquent, l'entropie H_0 d'une image originale fournit le débit minimal qu'il est possible d'atteindre par compression pixel par pixel sans dégrader l'image, et par là même un taux de compression sans perte maximal (**Figure I.10**).

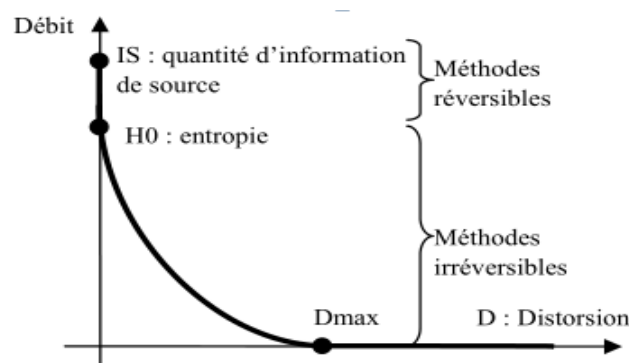


Figure I.10 : Fonction débit/ distortion

I.5.2.2. Taux de compression :

Une mesure courante pour déterminer le degré de compression obtenu est le taux de compression CR est défini par :

$$CR = \frac{\text{nombre de bits de l'image originale}}{\text{nombre de bits de l'image comprimée}} = \frac{R_0}{R_c} \quad \text{I.5}$$

Pour une même méthode de compression et un même CR réalisés sur des images distinctes, la qualité obtenue peut être très variable d'une image à l'autre.

A partir de ce rapport, le taux de compression en pourcentage (T_c) est donné par l'équation ci-dessous :

$$T_c = R \times 100 \quad \text{I.6}$$

Avec : $R = (1 - \frac{1}{CR})$ est la redondance des données entre l'image initiale (R_0) et l'image compressée (R_c) [18].

Les propriétés statistiques des images originales jouent un rôle prépondérant dans le résultat obtenu. Par exemple avec une image sur-échantillonnée, donc très redondante, il est facile d'obtenir des taux élevés. La théorie de l'information donne une limite théorique au CR maximal qu'il est possible d'obtenir sans distorsion pour toute méthode de compression sur une image donnée [27].

La fonction débit/distorsion (**figure I.10**) présente deux zones distinctes. La première est la zone sans distorsion ($CR < 2.5$). Dans cette zone la courbe est confondue avec l'axe des ordonnées puisque $D=0$, la restitution de l'image originale est possible. La seconde est la zone avec distorsion ($CR > 2.5$). Les images sont ici codées avec un nombre de digits binaires inférieur à l'entropie H_0 . Une distorsion est alors introduite dans l'image décodée qui ne sera pas identique à l'image originale [01].

I.5.2.3. Mesure de distorsion :

- **Erreur moyenne quadratique (MSE) :**

Le plus simple paramètre de la mesure de qualité d'image est le MSE. La grande valeur de MSE signifie que l'image est de mauvaise qualité. Le MSE est défini comme suit:

$$MSE = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (I(i, j) - \hat{I}(i, j))^2 \quad \text{I.7}$$

Avec $I(i, j)$: représente l'image originale, $\hat{I}(i, j)$: représente l'image dégradée. M et N sont le nombre de lignes et de colonnes [28].

- **Rapport signal sur bruit crête (PSNR) :**

Au lieu de mesurer la distorsion, cette valeur (Peak Signal to Noise Ratio, PSNR) mesure la fidélité, puisqu'elle est proportionnelle à la qualité. Tout de même, elle est une fonction de MSE ;

La faible valeur du PSNR signifie que l'image est de mauvaise qualité. Le PSNR est défini comme suit [29]:

$$PSNR \text{ in } dB = 10 \log_{10} \left(\frac{255^2}{MSE} \right) \quad \text{I.8}$$

Le PSNR d'une image couleur RGB est défini par l'équation [11]:

$$PSNR = 10 \log_{10} \left(\frac{255^2 \times 3}{MSE_R + MSE_G + MSE_B} \right) \quad \text{I.9}$$

- **Rapport signal sur bruit (SNR) :**

On utilise parfois une autre variante du rapport signal sur bruit (Signal to Noise Ratio : SNR), qui relie le MSE à l'énergie moyenne de l'image :

$$SNR = 10 \log_{10} \left(\frac{\frac{1}{N} \sum I^2}{MSE} \right) \quad \text{I.10}$$

- **Indice de similarité structurelle (SSIM) :**

SSIM est une mesure de similarité entre deux images numériques. Elle a été développée pour mesurer la qualité visuelle d'une image déformée, par rapport à l'image originale. L'idée de SSIM est de mesurer la similarité de structure entre les deux images, plutôt qu'une différence pixel à pixel comme le fait par exemple le PSNR. L'hypothèse sous-jacente est que l'œil humain est plus sensible aux changements dans la structure de l'image.

La métrique SSIM est calculée sur plusieurs fenêtres d'une image. On dénote x et y l'image originale et l'image déformée respectivement.

La similarité compare la luminance, le contraste et structure entre chaque couple de fenêtres [28].

La luminance est estimée par la mesure de l'intensité moyenne de chaque fenêtre:

$$\mu_x = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad \text{I.11}$$

N : le nombre de pixels de chaque fenêtre.

x_i : l'intensité d'un pixel.

Le contraste pour chaque fenêtre est mesuré par:

$$\sigma_x = \left(\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \mu_x)^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad \text{I.12}$$

La similarité est déterminée par la perte de corrélation entre les deux fenêtres:

$$\sigma_{xy} = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \mu_x)(y_i - \mu_y) \quad \text{I.13}$$

La fonction de comparaison de luminance notée par $l(x, y)$ est une fonction de x et y .

Le contraste entre deux fenêtres noté par $c(x, y)$, comparent les variances de x et y .

La troisième fonction compare les structures des deux fenêtres données par la fonction $s(x, y)$ en fonction de deux fenêtres normalisés.

Finalement la fonction mesurant la similarité, est une fonction de $l(x, y)$, $c(x, y)$ et de $s(x, y)$.

Elle est de la forme :

$$S(x, y) = f(l(x, y), c(x, y), s(x, y)) \quad \text{I.14}$$

Wang et Al ont proposé dans une fonction de comparaison de la luminance de la forme :

$$l(x, y) = \frac{2\mu_x\mu_y + (K_1L)^2}{\mu_x^2 + \mu_y^2 + (K_1L)^2} \quad \text{I.15}$$

K_1 est une constante de très faible valeur. La constante $(k_1 L)^2$ évite l'instabilité de la fonction de comparaison lorsque $\mu_x^2 + \mu_y^2$ sont très proches de zéro. Dans le cas des images à niveau de gris, la constante est $L = 255$ (dynamique du capteur).

La fonction de comparaison de contraste prend une forme similaire :

$$c(x, y) = \frac{2\sigma_x\sigma_y + (K_2L)^2}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + (K_2L)^2} \quad \text{I.16}$$

Où K_2 est une constante de très faible valeur.

La comparaison de structure est réalisée par la corrélation entre les deux vecteurs après soustraction de la luminance et normalisation par la variance. Notons que la corrélation entre les deux vecteurs est une mesure simple et effective de la similarité structurelle. Alors la fonction de comparaison structurelle est donnée par :

$$s(x, y) = \frac{2\sigma_{xy} + (K_2L)^2}{2\sigma_x\sigma_y + (K_2L)^2} \quad \text{I.17}$$

Finalement, la mesure de similarité résultante des trois comparaisons est donnée par une expression simplifiée de l'index de similarité structurelle entre x et y :

SSIM (x, y) = l(x, y). c (x, y). s (x, y) où encore sous une forme simplifiée:

$$SSIM(x, y) = \frac{2\mu_x\mu_y + (K_1L)^2}{\mu_x^2 + \mu_y^2 + (K_1L)^2} * \frac{2\sigma_{xy} + (K_2L)^2}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + (K_2L)^2} \quad \text{I.18}$$

L'index de similarité est exploité pour un choix approprié des constantes K_1 et K_2 pour généraliser l'évaluation à toute l'image.

Les mesures de distorsion sont très utiles pour déterminer la performance d'une méthode par rapport à d'autre. Ces mesures de distorsion sont objectives et simples à calculer. Certaines méthodes de compression recherchent le meilleur compromis entre la performance et les distorsions.

I.5.2.4. 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. Cette qualité sera cependant moins cruciale dans des applications visant l'archivage de données [05].

I.6. 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 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, des nombreuses études récentes ont testé les méthodes de compression hybrides parmi ces travaux :

Jonathan Taquet en 2012 [25] a proposé un nouvel algorithme pour la compression sans perte ou presque sans perte efficace des images médicales 2D (TDM, IRM et les lames virtuelles). Il a utilisé une prédiction hiérarchique orientée (HOP) qui combine l'approche DPCM avec l'approche HIP. Ainsi, cette approche originale ne permet d'effectuer qu'une scalabilité en résolution, mais exploite l'information des pixels déjà connus dans une sous-bande afin d'améliorer la décorrélation en comparaison aux IWT ou aux HIP. Cet algorithme n'a pu qu'effectuer l'introduction de deux aspects permettant d'accroître les performances de

compression : d'une part la prise en compte de notions d'objets d'intérêts dans un contexte d'imagerie médicale, d'autre part celle d'une mesure objective de qualité subjective de restitution de telles modalités d'imagerie dans un contexte de diagnostic où la part d'interprétation et d'expertise reste essentielle.

En 2013, **ZITOUNI Athmane [05]** Dans ce contexte, il a considéré les algorithmes de compression par ondelettes et par codages imbriqués (SPIHT, MSPIHT). A travers le protocole de validation qu'il a suivi, il a alors montré que l'algorithme MSPIHT est meilleure du point de vue rapport taux de compression/qualité d'image dans la plupart des cas par rapport à l'algorithme SPIHT original et comparable avec celle des algorithmes EZW et JPEG 2000. Pour les images IRM, et pour un RC égale à 1.5 (bpp) il a obtenu un PSNR égale à 55.30.

VASANTHI KUMARI P et K THANUSHKODI [33] ont proposés une technique de compression d'image utilisant graph cut et la transformation d'ondelette. Dans un premier temps, le processus de partitionnement de blocs est réalisé et quantifié et ensuite, l'algorithme graph cut est appliqué pour sélectionner les blocs dissemblables. DPCM (modulation par impulsions différentielles) est donc appliquée pour augmenter la compressibilité d'une image. Enfin, l'image transformée est donnée à un codeur de Huffman qui est conçu en fusionnant les symboles probables les plus bas de telle sorte que les images soient comprimées. Les résultats obtenus ont montrés que cet algorithme donne des meilleurs résultats avec l'image IRM du cerveau (PSNR= 31.9938 et RC=16.4508).

En 2014, **KADRI Oussama [12]**, a développé un algorithme de compression d'images fixes basée sur une transformation en Curvelets FDCT via Wrapping, et une quantification scalaire non uniforme où le quantificateur est choisi en fonction des caractéristiques de décroissance des coefficients de Curvelets. Les performances de cette méthode de compression proposée sont généralement satisfaisantes. Pour la plupart des images de test, le rapport de dégradation PSNR est compris entre 20 et 32 dB pour des RC compris entre 0.08 et 0.72 bpp (entre 91% à 99%) selon la nature des images traitées.

Et **BOUKLIHACENE ISMAIL [11]** a proposé deux algorithmes de compression hybride des images médicales couleurs et au niveau de gris, le premier algorithme basé sur la transformé de DWT couplée par la DCT et le 2eme basé sur la DWT et la transformé de walsh. Il 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 calcul très réduit.

Seyun Kim et Nam Ik Cho [34] ont présentés un algorithme de compression d'image couleur sans perte basé sur la prévision hiérarchique et codage arithmétique adaptatif au contexte. Pour la compression d'une image RGB, il est d'abord nécessaire d'effectuer une transformation de l'image vers l'espace couleur YCuCv en utilisant l'espace ECR. Après la transformation de la couleur, le canal de luminance Y est comprimé par un codeur sans perte classique.

En 2015, **Thaneshwar Kumar** et **Dr. Ramesh Kumar** [35] ont réalisés un ensemble d'expériences pour l'analyse des travaux proposés sur les différentes images médicales DICOM, et ils ont observé que le codage DWT, DCT et Huffman présentent un taux de compression plus élevé que le modèle hybride. La méthode proposée donne une meilleure qualité d'image qui inclut un PSNR élevé et CR ainsi que faible MSE. Le projet proposé de «compression des images DICOM» est basé sur les méthodes hybrides DWT, DCT et codage de Huffman.

K. Vidhya*, **N. Sathya** et **B. Subhashini** [29] ont proposés un algorithme de compression qui utilise le seuil pour identifier les coefficients significatifs des images IRM. Pour préserver l'information vitale de l'image, le détecteur de bord extrait des informations de bord importantes. La conservation des bords améliore la fidélité de l'image reconstruite. L'algorithme proposé donne une meilleure qualité d'image avec un taux de compression plus élevée par rapport à SPIHT pour la même qualité objective de PSNR égale ou supérieure Supérieure à 36 dB.

En 2016 ; **M. Shaaban Ibraheem**, **S. Zahid Ahmed**, **Khalil Hachicha**, **Sylvain Hochberg** et **Patrick Garda** [36] ont présentés une nouvelle étude sur l'utilisation du logarithme dans la compression des images médicales. Deux nouveaux schémas de compression sont proposés pour améliorer la qualité de l'image. Les schémas de compression proposés reposent sur la transformation en ondelettes discrètes (DWT). La première approche est basée sur l'arithmétique du système de nombres logarithmiques (LNS). La deuxième approche (Log-DWT) est un hybride de LNS et d'arithmétique linéaire. Les deux systèmes de compromis entre la vitesse de calcul et de précision. Les deux approches montrent une amélioration significative de la qualité d'image en plus de fournir un meilleur taux de compression par rapport à l'approche classique qui ne comprend aucune opération logarithmique. L'indice de similarité structurelle (SSIM) a été utilisé pour évaluer les deux approches en termes de qualité d'image. La performance a été évaluée pour les approches proposées et a été comparée à l'approche classique.

Rime Raj Singh Tomar et **Kapil Jain** [37] ont présentés une nouvelle méthode de compression des images basée sur une transformation DPCM Renforcée (EDT) et un codeur de Huffman. Cependant, le taux de compression de la méthode proposée est puissant que ceux des méthodes précédentes. Cette méthode convient pour les applications en temps réel. La comparaison a été basée sur l'efficacité de compression qui est mesurée par le taux de compression et la complexité de calcul. Pour Comprendre l'efficacité de la nouvelle méthode pour La compression des images médicale, l'application en temps réel de l'imagerie médicale, comme la télémédecine Et le diagnostic en ligne, ils ont testés leur méthode sur des échantillons médicaux de test, ce qui implique qu'elle peut être efficace pour une compression et une mise en œuvre sans ou presque sans perte pour des applications médicales.

En 2016, **Preeti V. Joshi**, et **C. D. Rawat** [38] ont proposés un schéma de compression hybride des images médicales (des images IRM) utilisant SPIHT. Les ROIs (régions d'intérêts) sont compressées par les codeurs de Huffman et arithmétique sans pertes, et les NON-ROI seront compresser par l'algorithme SPIHT avec perte. Les résultats obtenus ont montrés l'amélioration de la compression hybride en comparant avec la compression sans perte appliqué sur toute l'image. La compression produite est en moyenne 50% moins que SPIHT sur l'image entière, mais la fidélité des ROI est préservée.

Rahul Sharma, Chandrashekhar Kamargaonkar and Dr. Monisha Sharma [39] ont combinés 2 algorithmes, SPIHT pour la partie ROI et la transformation en ondelette DB pour NROI.

A partir de la comparaison des valeurs PSNR, CR et SSIM Il ont arrivés à la conclusion que leur méthode est meilleure que celle méthode hybride de troncature de bloc Codage et l'algorithme SPIHT.

Karthikeyan T et C. Thirumoorthi [40] ont décrit une étude qui se concentre sur la compression d'image et compare les différentes méthodes de compression. Ils ont simulés quatre méthodes de compression d'image. La première méthode est centrée sur les transformations de Karhunen-Loève (KLT), la deuxième méthode est centrée sur les transformations de Walsh-Hadamard (WHT), la troisième méthode est basée sur la FFT et la quatrième est proposée SFFT.

Résultats: Les résultats expérimentaux sont comparés à la qualité différente des paramètres appliqués sur de nombreuses images de tomodensitométrie pulmonaire. L'algorithme proposé pour la méthode SFFT a obtenu de meilleurs résultats comme le rapport signal / bruit (PSNR = 45.0043 db), le contenu structurel (SC = 2.564), l'erreur quadratique moyenne (MSE= 10.373) et le rapport de compression (CR = 5.132).

Application / Amélioration: La technique SFFT proposée donne des résultats améliorés par rapport à d'autres méthodes dans toutes les mesures d'évaluation.

Amira Mofreh, Tamer M. Barakat & Amr M. Refaat [41] ont proposé une nouvelle technique de compression d'image association du LPC, du DWT et du codage de Huffman. Dans cette technique, l'image est d'abord passer par la transformation LPC, la transformation en ondelettes est appliquée à la sortie LPC et enfin les coefficients d'ondelettes sont codés par le codage de Huffman. Ainsi, l'ondelette, la redondance et la réputation spatiale dans les données d'image, ce qui rend compression plus efficace. Les résultats de la simulation ont montré que la LPCDH proposée Surperforme les méthodes DWT-Huffman et Huffman. Les trois méthodes fournissent CR de 7.78, 4,32 et 1,2 respectivement.

I.7. Conclusion :

Dans ce chapitre nous avons fait un tour d'horizon sur les différentes techniques de compression d'image médicale.

En somme, nous avons vu qu'il existait de nombreuses manières de coder, de représenter et de compresser des images médicales. On en déduit qu'elles peuvent être classées en deux grandes catégories d'après leurs propriétés, la compression sans perte qui conserve l'information, et ceux qui en éliminent la redondance (compression avec perte). Afin d'évaluer la qualité d'une méthode de compression pour les images médicales, on utilise plusieurs paramètres classiques ou basés sur le système visuel humain qui sont présentés dans ce chapitre.

Dans ce mémoire, nous intéressons à la compression avec perte d'information basé sur la transformée en ondelettes et la transformée de Walsh qui sera étudiée dans le chapitre II.



CHAPITRE 02 : COMPRESSION HYBRIDE DES IMAGES MEDICALES

II.1. Introduction :

Actuellement, La compression des images médicales est effectuée sans ou presque sans perte d'information. 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 concevant 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 technique de compression (spatiales et/ ou transformées) visant à jumeler les avantages et les inconvénients de celle-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.

Les fonctions de Walsh forment un système orthonormé qui peut être appliqué dans de nombreuses situations et sont très intéressantes à la fois théoriques et des points de vue pratiques. La DWT phare des ces dernières années pour la compression des images. Elle réputée pour sa simplicité d'utilisation, ses bonnes propriétés de décorrélation, sa représentation multi-résolution, ect.

Afin de trouver un bon compromis entre le taux de compression et sur la validation de la qualité de diagnostique d'image compressé, il parait 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 transformée de Walsh développée par Mohamed mostapha Siddeq [42].

II.2. La transformée de Fourier :

Les premières idées de Fourier sur l'analyse qui porte son nom remontent à 1807, date de publication de son mémoire sur les décompositions en série, et ont été abouties dans son livre "Théorie analytique de la chaleur" (1822). C'est une généralisation de la décomposition des séries de Fourier à tous les signaux déterministes. Elle permet d'obtenir une représentation en fréquence (représentation spectrale) de ces signaux. Elle exprime la répartition fréquentielle de l'amplitude, de la phase et de l'énergie (ou de la puissance) des signaux considérés.

$$X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)e^{-j2\pi ft} dt = \langle x(t), e^{j2\pi ft} \rangle \quad \text{II.1}$$

La première solution qui vient naturellement à l'esprit est de limiter le domaine d'intégration temporel (ou spatial) à l'aide d'une fonction «fenêtre» que l'on pourra faire glisser pour explorer le signal ; on obtient ainsi la transformée de Fourier à fenêtre glissante [43].

II.2.1. Transformation de Fourier à fenêtre glissante [05] :

Pour donner un pouvoir de localisation aux fonctions analysantes de la transformée de Fourier, qui oscillent avec la même amplitude sur tout l'axe des réels, on pondère ces fonctions par une fonction fenêtre de manière à sélectionner uniquement la partie utile du signal. La fenêtre est bien sûr translatée de manière observer toutes les parties utiles du signal.

Concrètement, la transformée de Fourier à fenêtre glissante s'exprime par:

$$X(f, \tau) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) e^{-j 2 \pi f t} w^*(t - \tau) dt \quad \text{II.2}$$

Où $w(t)$ est la fonction fenêtre qui est à choisir et « τ » est le paramètre de translation de la fenêtre. On notera que la transformée dépend maintenant de deux variables : une variable de fréquence et une variable de localisation temporelle du contenu fréquentiel. Cette transformée nous permet donc bien d'atteindre le but recherché qui était d'avoir des informations sur le signal en temps et en fréquence à partir de la transformation réalisée.

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.

L'inconvénient de la transformation de Fourier que nous avons mis en exergue est lié au fait que la taille de la fenêtre est fixe et ne dépend donc pas des fréquences analysées. Par conséquent, les résolutions temporelles et fréquentielles ne peuvent être qu'indépendantes [43][44].

Ainsi que l'efficacité d'implantation la transformée de Fourier, on rencontre dans la réalité de nombreux signaux que la TF décrit assez mal. Il s'agit en particulier des signaux dits non stationnaires. Il a donc fallu développer de nouveaux outils mathématiques qui permettent de traiter de tels signaux et d'en extraire facilement l'information utile. C'est là que la transformation en ondelettes entre en scène.

II.3. La transformée en ondelettes :

Dans ce qui suit, nous présentons brièvement la transformation en ondelettes, et le comportement de ses coefficients envers les régularités et singularités dans les images, ainsi que ses limites qui ont provoqué les chercheurs dans le domaine de traitement d'images à développer une autre génération d'ondelettes, dite les ondelettes géométriques (Ridgelets, Curvelets, ... etc.).

II.3.1. Généralités sur les ondelettes :

Que sont les ondelettes ? L'origine du mot ondelette n'est, en soi pas très compliqué.

Historiquement, la plus ancienne base d'ondelettes connue est la base de Haar qui date du début du 20^{ième} siècle (1910). Plus tard les ondelettes utilisées par Jean Morlet avaient, en effet, une allure de petites ondes. D'où cette appellation. Vers 1975 [12], ce géophysicien, a créé des petites fonctions mathématiques ayant certaines propriétés intéressantes ; ceci afin de sonder les différentes couches géologiques.

Morlet est donc un des artisans majeurs des ondelettes. Cependant, d'autres chercheurs travaillant dans des domaines de recherches différents, utilisaient à cette époque des outils forts semblables aux petites ondes de Morlet. Seulement, ces méthodes étaient souvent expérimentales et ne possédaient aucun formalisme rigoureux.

Ce formalisme émergera durant les années 80 des travaux de scientifiques tels que ceux d'Yves Meyer, de Stéphane Mallat, d'Ingrid Daubechies et de bien d'autre. Les ondelettes sont, avant tout, un puissant outil d'analyse mathématique [44].

La DWT bidimensionnelle est souvent effectuée à l'aide de filtres 2D séparables qui permettent une implémentation rapide. Ainsi, pour chaque niveau de décomposition, elle est appliquée sur les lignes de l'image, générant une représentation basses fréquences et des coefficients hautes fréquences horizontaux. Elle est ensuite de nouveau appliquée sur les colonnes des deux sous-ensembles (sous-bandes) ainsi obtenus. Cette approche est appelée décomposition dyadique ou décomposition en bandes par octave.

Elle peut être modélisée par le schéma suivant :

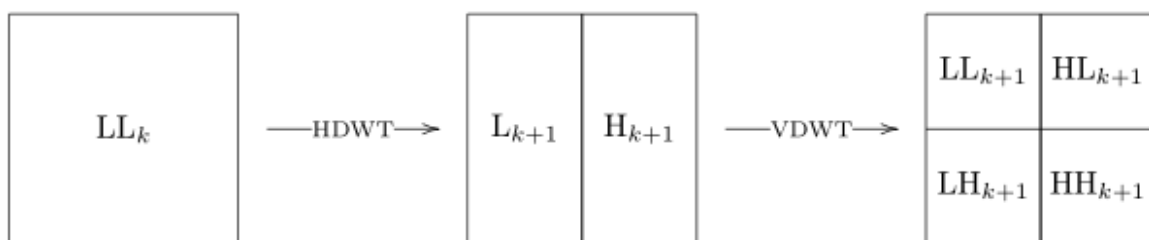


Figure II.1 : Décomposition en ondelette.

Où HDWT et VDWT sont respectivement la décomposition en ondelettes horizontale et verticale, LL_K la représentation basse résolution de l'image lors de l'étape précédente (ou l'image complète pour LL_0), L_{K+1} celle de basse résolution et H_{K+1} les coefficients hautes fréquences après filtrage horizontal. LL_{K+1} correspond alors à la version basse résolution de LL_K , LH_{K+1} aux coefficients hautes fréquences verticaux, HL_{K+1} à ceux horizontaux et HH_{K+1} aux diagonaux [03].

II.3.2. Propriétés Fondamentales d'une ondelette [46] [47]:

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.

Nous allons en particulier nous intéresser aux critères les plus significatifs dans le choix d'une ondelette : support compact, oscillation et régularité et symétrie.

II.3.2.1. 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.3.2.2. 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.3.2.3. Régularité : La régularité des ondelettes est beaucoup moins importante que la nullité de leurs moments. Elle fait l'objet d'un théorème de Tchamitchian [48].

La régularité d'une ondelette est la propriété permettant de localiser les singularités dans un signal. Cette propriété se traduit sur les coefficients d'ondelette 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.3.2.4. 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.3.3. TRANSFORMÉE EN ONDELETES CONTINUES (TOC) :

Les ondelettes sont des fonctions générées par translations et dilatations à partir d'une fonction appelée ondelette mère $\Psi \in L^2(\mathbb{R})$. Dans la transformée en ondelette continue, les paramètres de translation et de dilatation varient continûment. Cela signifie que nous utilisons les fonctions :

$$\psi_{ab}(x) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi\left(\frac{x-b}{a}\right) \quad \text{Avec } a \in \mathbb{R} - \{0\}, b \in \mathbb{R} \quad \text{II.3}$$

Ces fonctions sont mises à l'échelle de telle sorte que leur norme dans $L^2(\mathbb{R})$ soit indépendante de a . La CWT d'une fonction $f \in L^2(\mathbb{R})$ est défini par :

$$W(a, b) = \langle f, \Psi_{a,b} \rangle \quad \text{II.4}$$

En utilisant l'identité de Parseval, on peut aussi l'écrire sous forme :

$$W(a, b) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \langle F, \Psi_{a,b} \rangle \quad \text{II.5}$$

Ou

$$\Psi_{a,b}(\omega) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} e^{-i\omega b} \Psi(a\omega) \quad \text{II.6}$$

On notera que la CWT convertit une fonction à une variable en une fonction à deux variables. La représentation d'une fonction par sa CWT est redondante et la transformée inverse n'est donc pas toujours unique. De plus, toutes les fonctions $W(a, b)$ ne sont pas forcément la CWT de la fonction f . Si l'ondelette Ψ satisfait la condition d'admissibilité

$$C_\Psi = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\hat{\Psi}(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < \infty \quad \text{II.7}$$

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

$$f(x) = \frac{1}{C_\Psi} \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} W(a, b) \Psi_{ab}(x) \frac{da db}{a} \quad \text{II.8}$$

D'après la condition d'admissibilité, nous observons que $\hat{\Psi}(0) = 0$ et par conséquent, Ψ doit osciller. Cette transformée est souvent représentée par une image 2D (en couleurs ou en niveaux de gris) correspondant en module et phase de la transformée $W(a, b)$. L'avantage de cette caractérisation par rapport à la transformée de Fourier est qu'elle ne donne pas seulement une information sur le type de singularité mais aussi sa localisation dans le temps [11] [12] [45].

II.3.4. D ISCRETISATION DE TRANSFORMEE EN ONDELETTES [12]:

La transformée en ondelettes continues présentée précédemment est obtenue en prenant le facteur d'échelle et le pas de translation dans l'ensemble des nombres réels. Ce type de transformation ne peut être effectué dans la pratique que de façon approximative, et il y a toujours, en fait, une discrétisation du calcul, qui est opérée.

J. Morlet a formulé des bases construites par une discrétisation dyadique de ces paramètres sur le modèle suivant :

$$a = 2^{-j}, \text{ et } b = k. 2^{-j} \text{ avec : } j = 1, 2, \dots, j-1 \text{ et } k = 1, 2, \dots, 2^{-j} - 1.$$

Et l'ensemble des fonctions d'ondelettes analysantes seront donc :

$$\psi_{(a,b)}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) = \psi_{(j,k)}(t) = 2^{j/2} \cdot \psi(2^j t - k) \quad \text{II.9}$$

La transformée en ondelettes discrètes (TOD) de la fonction $f(t)$ est donc en fonction de J et K , au lieu de a et b , respectivement, et entraîne un ensemble de coefficients d'ondelettes (détail).

$$C_{j,k} = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \cdot \psi_{j,k}(t) \cdot dt \quad \text{II.10}$$

Comme les fonctions d'ondelettes, il y a encore un autre ensemble de fonctions appelées fonctions d'échelle $\varphi_{j,k}(t)$ qui donnent par convolution avec $f(t)$, l'ensemble des coefficients d'approximation

$$A_{j,k} = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \cdot \varphi_{j,k}(t) \cdot dt \quad \text{II.11}$$

Les fonctions d'ondelettes (détail) et d'échelles (approximation) établissent un algorithme de décomposition multi-résolutions. La fonction d'ondelette est orthogonale à la fonction d'échelle à un indice d'échelle particulière j . Ainsi, les informations contenues dans les coefficients d'approximation d'un indice d'échelle j ne sont pas répétées dans les coefficients d'ondelettes. De plus, les coefficients d'ondelettes à un indice d'échelle donnée sont en fonction de la fonction d'échelle de niveau inférieur. Par conséquent, les fonctions d'approximation à un indice d'échelle donnée peuvent être reconstruites en utilisant la fonction d'approximation et les coefficients de détail de l'indice supérieur.

$$f_j(x) = C_{j+1}(x) + A_{j+1}(x)$$

Ainsi, les fonctions d'ondelettes et d'échelle ont la capacité d'exprimer une fonction dans une résolution inférieure. La fonction de décomposition de l'équation précédente peut s'écrire sous la forme :

$$\begin{aligned} f_0(x) &= C_1(x) + A_1(x) = C_2(x) + A_2(x) + A_1(x) \\ &= C_3(x) + A_3(x) + A_2(x) + A_1(x) \end{aligned} \quad \text{II.12}$$

La transformée en ondelettes discrètes (TOD) est devenue un outil très polyvalent de traitement de signal, après l'introduction de la représentation multi-résolutions des signaux basée sur la décomposition en ondelettes en 1987.

Stéphane Mallat a mis en avant une certaine catégorie de décompositions en ondelettes, qui peuvent être réalisées numériquement en un temps très court, par « une transformée en ondelettes rapide », constitué d'une cascade de filtres passe-bas et passe-haut suivis par des opérations de sous échantillonnages par un facteur de deux.

Cette approche réduit considérablement la complexité de la construction d'ondelette. Au lieu de choisir une fonction, on choisit l'ensemble discret des coefficients des deux filtres.

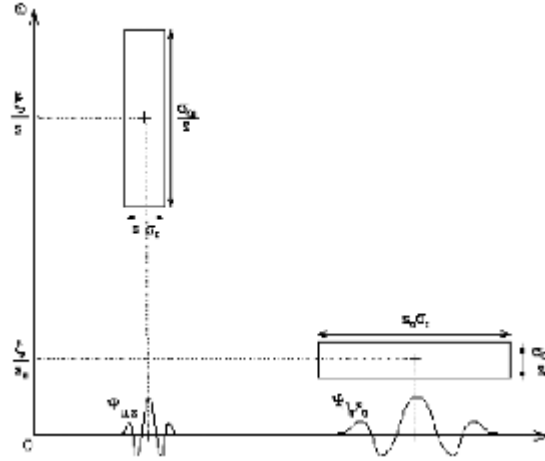


Figure II.2 : Le plan temps/fréquence et les boîtes d'Heisenberg

II.3.5. L'analyse multirésolution [19]:

La construction d'espaces multirésolution aptes à représenter plus ou moins grossièrement une fonction $f \in L^2$ a été proposée par Mallat et Meyer pour fournir un cadre formel permettant l'analyse d'une fonction f sur plusieurs niveaux de résolution. Le principe consiste à décomposer la fonction 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 de la fonction à une échelle donnée [43].

On définit une approximation multirésolution comme une suite décroissante de sous-espaces vectoriels fermés $(V_j)_{j \in \mathbb{Z}}$ de $L^2(\mathbb{R})$ emboîtés selon la relation :

$$\emptyset \subset \dots \subset V_2 \subset V_1 \subset V_0 \subset V_{-1} \dots \subset L^2(\mathbb{R})$$

Qui vérifie les propriétés suivantes [05]:

- i. l'intersection de V_j est nulle soit $\bigcap_{j=-\infty}^{+\infty} V_j = \{\emptyset\}$.
- ii. l'union des V_j est dense dans $L^2(\mathbb{R})$ soit $\bigcup_{j=-\infty}^{+\infty} V_j = L^2(\mathbb{R})$.
- iii. $F(x)$ est dans V_i si et seulement si sa version contractée par un facteur 2 est dans V_{i-1} , c'est-à-dire :

$$f(x) \in V_j \Leftrightarrow f(2x) \in V_{j+1} \Leftrightarrow f(2^j x) \in V_j$$

iv. Si $f(x)$ est dans V_j , ses translates 'entières' sont dans V_j

$$f(x) \in V_j \Leftrightarrow f(x-k) \in V_j$$

v. 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 .

La projection d'une fonction $f \in L^2(\mathbb{R})$ sur un espace V_j représente alors une approximation de f au niveau de résolution j . Du fait de l'emboîtement des espaces $\{V_j\}$, l'approximation de niveau j sera nécessairement plus précise que celle du niveau $1+j$ car l'espace V_j dispose de plus de fonctions que l'espace V_{j+1} pour représenter f .

On suppose alors l'existence d'une fonction $\phi \in L^2(\mathbb{R})$, appelée fonction d'échelle ou ondelette père telle que ses translatées $\{\phi(t-k)\}_{k \in \mathbb{Z}}$ forment une base orthonormale de V_0 . On affirme enfin que les fonctions de V_{j+1} sont obtenues par dilatation d'un facteur 2 des fonctions de V_j selon la relation :

$$\forall j \in \mathbb{Z}, t \rightarrow f(t) \in V_j \Leftrightarrow t \rightarrow f\left(\frac{t}{2}\right) \in V_{j+1} \quad \text{II.13}$$

Permettant ainsi de caractériser intuitivement les propriétés de l'analyse multirésolution et de supputer que l'approximation de f sur V_{j+1} est deux fois plus grossière que celle sur V_j . On peut alors introduire la notion d'échelle et définir la projection de f sur V_j comme l'approximation de f à l'échelle 2^j , où j est le niveau de résolution.

L'utilisation de la relation de dilatation (II.13) nous permet alors d'affirmer que les fonctions $\{\phi_{j,k}\}_{k \in \mathbb{Z}}$ obtenues par dilatations et translations de ϕ et définies par :

$$\phi_{j,k} = t \rightarrow \frac{1}{2^{j/2}} \phi\left(\frac{t}{2^j} - k\right), k \in \mathbb{Z} \quad \text{II.14}$$

forment une base orthonormale de V_j .

Les coefficients d'approximation au niveau de résolution j sont obtenus par projection du signal sur les éléments de la famille :

$$\{\phi_{j,k}, j, k \in \mathbb{Z}\}; \quad A_{j,k} = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) \phi_{j,k}(x) dx \quad \text{II.15}$$

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

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

$$V_{j-1} = V_j \oplus_{j=-\infty}^{+\infty} W_j \quad \text{II.16}$$

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 $L^2(R)$:

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

De façon similaire aux V_j , et les W_j vérifient un certain nombre de conditions :

- i) $\bigcap_{j=-\infty}^{+\infty} W_j = \{\phi\}$
- ii) $\bigcup_{j=-\infty}^{+\infty} W_j = L^2(R)$
- iii) $f(x) \in W_j \Leftrightarrow f(2x) \in W_{j-1}$
- iv) $f(x) \in V_j \Leftrightarrow f(x-k) \in V_j, \forall k \in Z$

Le problème suivant est celui de savoir si l'on dispose d'une base orthonormée dans les W_j de sorte qu'une collection : $\{\psi_{j,k}(x) = 2^{-j/2} \psi(2^{-j}x - k); (j,k) \in Z^2\}$ constitue une base orthonormée de $L^2(R)$. Pour cela, il suffit d'avoir une fonction $\Psi(x)$ de W_0 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.

A. Fonction d'échelle :

La fonction $\phi(x)$ est appelée fonction d'échelle. L'analyse multi résolution 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 :

$$\phi(x) = \sqrt{2} \sum_n h_n \phi(2x-n) \quad \text{II.17}$$

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 :

$$h_n = \sqrt{2} \int_{-\infty}^{+\infty} \phi(x) \phi(2x - n) dx \quad \text{II.18}$$

$$\text{et} \quad \sum_{n=-\infty}^{+\infty} h_n^2 = 1 \quad \text{II.19}$$

La transformée de Fourier de l'équation (II.17) conduit :

$$\Phi(v) = \sqrt{2} \sum_n h_n \frac{1}{2} \Phi\left(\frac{v}{2}\right) e^{-\pi i v n} \quad \text{II.20}$$

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

$$\Phi(v) = H\left(\frac{v}{2}\right) \Phi\left(\frac{v}{2}\right) \quad \text{II.21}$$

B. 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 :

$$\psi(x) = \sqrt{2} \sum_n g_n \phi(2x - n) \quad \text{II.22}$$

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

$$\Psi(v) = G\left(\frac{v}{2}\right) \Phi\left(\frac{v}{2}\right) \quad \text{II.23}$$

$$\text{Avec :} \quad G(v) = \frac{\sqrt{2}}{2} \sum_n g_n e^{-2\pi i v n} \quad \text{II.24}$$

Les conditions d'orthogonalité sur h et sur les espaces V_j et W_j permettent de mettre en évidence la relation entre les deux séquences (h_n) et (g_n) .

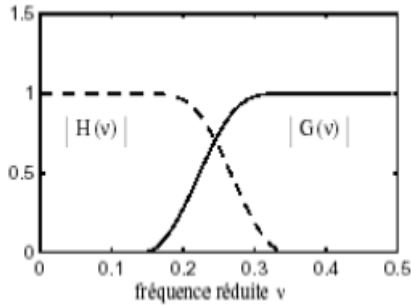
$$g_n = (-1)^n h_{-n+1}$$

Ce qui signifie qu'on peut retrouver les coefficients du filtre passe - haut par les coefficients du filtre passe - bas.

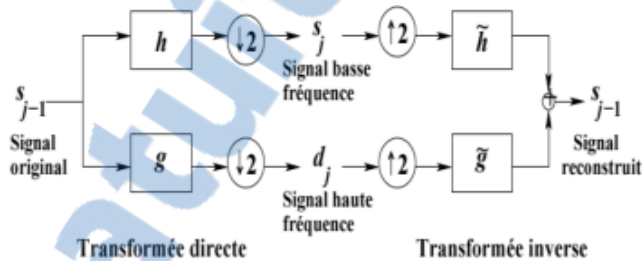
Les filtres H et G :

L'équation (II.20) se développe en $\varphi(v) = \varphi(v) \Pi_m H(2^{-m} v)$. Il faut que $\varphi(0)$ soit non nul pour éviter d'avoir $\varphi(0) = 0 \forall v$. Pour $v=0$, on a $\varphi(0) = H(0)$. $\Phi(0)$. Ce qui implique que $H(0) = 1$ et que $H(1/2) = 0$. Ces conditions donnent un comportement passe-bas au filtre H.

De la même façon, on peut montrer que G a 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.3).

**Figure. II.3** .la transformée en ondelette par

banc de filtre en QMF d'Analyse -Synthèse

**Figure.II.4:** Filtres miroirs en quadrature

L'un de ces filtres fournira les coefficients d'ondelettes(ou détails), le second est 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. Cet algorithme est par ailleurs visible, la reconstruction s'obtient simplement par inversion des filtres dans le cas de bases orthogonale (2eme figure) [26].

II.3.6. Généralisation aux images [05] [12] [45]:

La généralisation de l'AMR aux signaux de plusieurs dimensions ne pose aucune difficulté d'ordre théorique si l'on utilise des ondelettes séparables : Soient ϕ et ψ les fonctions échelle et ondelette générant une base d'ondelettes orthonormale de $L^2(\mathbb{R})$, on définit les fonctions ondelettes séparables à deux dimensions de la façon suivante :

$$\begin{cases} \psi^1(x, y) = \phi(x)\psi(y) & \text{II.25} \\ \psi^2(x, y) = \psi(x)\phi(y) & \text{II.26} \\ \psi^3(x, y) = \psi(x)\psi(y) & \text{II.27} \end{cases}$$

En reprenant les notations utilisées précédemment :

$$\text{Pour } 1 \leq i \leq 3, \quad \psi_{j,n,m}^i(x, y) = \frac{1}{2^j} \psi^i\left(\frac{x-2^j n}{2^j}, \frac{y-2^j m}{2^j}\right) \quad \text{II.28}$$

Alors la famille d'ondelettes :

$$\left\{ \psi_{j,n,m}^1(x, y), \psi_{j,n,m}^2(x, y), \psi_{j,n,m}^3(x, y) \right\}_{j,n,m \in \mathbb{Z}^2}$$

défini une base biorthonormale de $L^2(\mathbb{R}^2)$. La fonction échelle associée est $\phi^0(x, y) = \phi(x)\phi(y)$

En pratique, pour calculer les coefficients d'approximations et de détails d'une image I , nous utilisons la généralisation de l'algorithme pyramidal présenté aux figures **Figure.II.5** et **Figure.II.6**.

Chaque étape de cet algorithme est appliquée successivement aux lignes puis aux colonnes de l'image. On obtient pour un niveau de décomposition une sous-image d'approximations), $a_j(n, m)$ et trois sous-image de détails : $d_j^1(n, m), d_j^2(n, m), d_j^3(n, m)$ selon l'orientation fréquentielle (horizontale, verticale et diagonale). L'arbre de décomposition et de reconstruction quaternaire est représenté en **Figure.II.6**. La décomposition est représentée sous la forme d'une image où les bases fréquences sont en haut à gauche, les hautes en bas à droite (**Figure.II.7**). La figure **Figure.II.8** présente cette décomposition pour l'image X et une image composée d'une croix diagonale dans un carré. Cette dernière **Figure.II.8** permet d'observer les orientations fréquentielles des coefficients de détails.

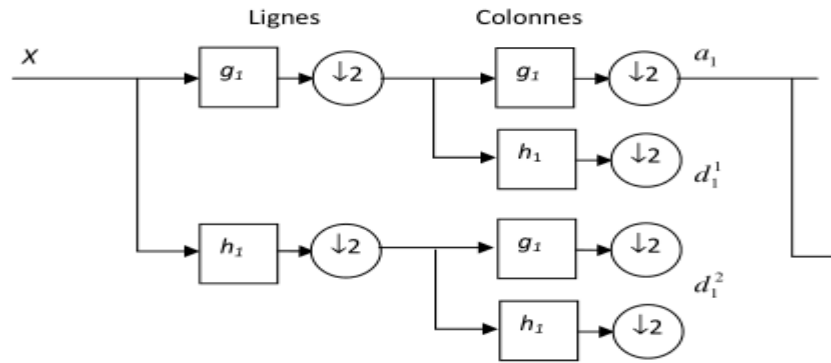


Figure.II.5 : Algorithme pyramidal de décomposition d'une image

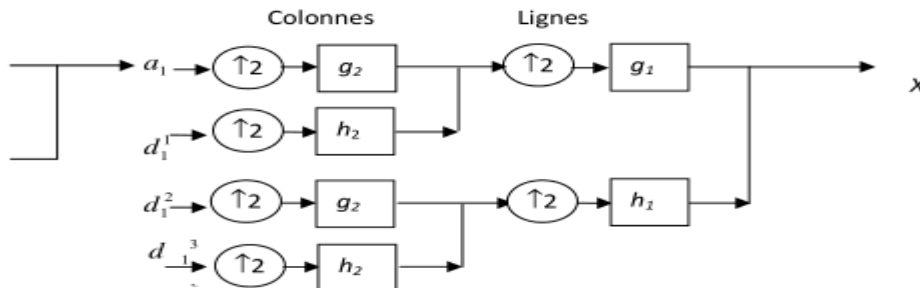


Figure.II.6: Algorithme pyramidal de reconstitution d'une image

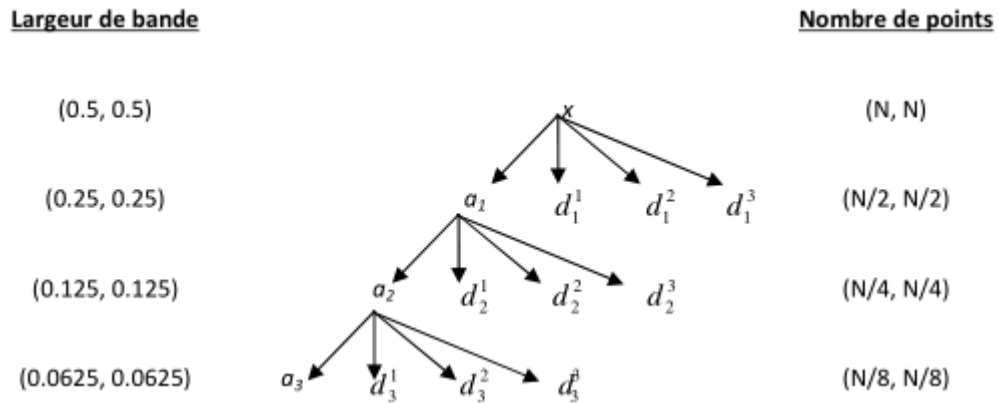


Figure.II.7: Arbre de décomposition d'une image sur une base d'ondelettes

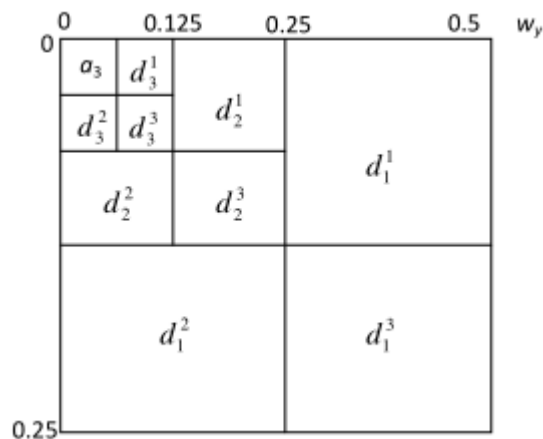


Figure.II.8: Disposition des coefficients de décomposition d'une image X pour la profondeur 3

II.3.7. La biorthogonalité[45] :

Des bases biorthogonales d'ondelettes régulières ont été construites, de façon simultanée mais indépendante, par Cohen, Daubechies et Feauveau et par Herley et Vetterli.

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 ψ 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 ϕ ou $\tilde{\phi}$. P. Tchamitchian a été le premier à construire en 1987 de telles paires de bases duales non orthogonales.

La nécessité de la construction des bases bi orthogonales d'ondelettes s'est accrue pour deux raisons :

- Obtenir une base de représentation dans laquelle on s'est affranchi de la contrainte d'orthogonalité de premières bases d'ondelettes.
- Utilité au codage par bancs de filtres ou 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 construction commence par la construction des fonctions qui définissent une analyse multi résolution à partir des réponses impulsionnelle des filtres. Notons qu'une telle base bi orthogonale avait déjà été construite par Tchamitchian, par une approche différente.

a. Intérêt :

Les ondelettes bi orthogonales sont à support compact et peuvent être symétrique. De plus, les conditions sur les filtres sont plus souples que pour les ondelettes orthogonales.

b. Inconvénient :

Cet transformé nécessite deux ondelettes. De plus, elles peuvent introduire des régularités très différentes.

II.4. La transformée de Walsh Hadamard :

La transformée d'Hadamard (aussi connue sous le nom de « transformée de Walsh-Hadamard») est un exemple d'une classe généralisée d'une transformée de Fourier. Elle est nommée d'après le mathématicien français Jacques Hadamard. Cette transformée est utilisée pour éliminer le bruit et préserver la structure de l'image dans une image échantillonnée et dans des applications de codage, compression d'images et reconnaissance de formes [49].

II.4.1. La transformée de Hadamard :

La transformée de Hadamard peut être vue comme étant issue d'une transformée de Fourier discrète et s'avère être en fait l'équivalent d'une transformée de Fourier discrète multidimensionnelle d'une taille de $2 \times 2 \times \dots \times 2 \times 2$. Elle décompose un vecteur arbitraire en entrée en une superposition de fonctions de Walsh.

II.4.2. Définition formelle [50]:

La transformée de Hadamard H_m utilise une matrice $2^m \times 2^m$ (une matrice de Hadamard) multipliée par un facteur de normalisation, et transforme 2^m nombres réels x_n en 2^m nombres réels X_k . La transformée peut être définie de deux manières : récursivement ou en utilisant une représentation binaire des indices n et k .

Récursivement, on définit une première transformation 1×1 via une matrice H_0 qui est la matrice identité avec un seul élément (1). On définit ensuite H_m pour $m > 0$ grâce à la relation suivante :

$$H_m = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{pmatrix} H_{m-1} & H_{m-1} \\ H_{m-1} & -H_{m-1} \end{pmatrix},$$

Où $1/\sqrt{2}$ est un facteur de normalisation qui est parfois omis. Ainsi, à l'exception de la normalisation, les coefficients de la matrice sont égaux à 1 ou -1.

De manière équivalente, on peut définir l'élément (k, n) d'une matrice de Hadamard grâce à $k = k_{m-1}2^{m-1} + k_{m-2}2^{m-2} + \dots + k_12 + k_0$ et $n = n_{m-1}2^{m-1} + n_{m-2}2^{m-2} + \dots + n_12 + n_0$, où k_j et n_j sont le bit j (0 ou 1) de respectivement k et n . Dans ce cas, on obtient :

$$(H_m)_{k,n} = \frac{1}{2^{m/2}} (-1)^{\sum_j k_j n_j} \quad \text{II.29}$$

Quelques matrices de Hadamard :

$$H_0 = 1 \quad \text{II.30}$$

$$H_1 = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{pmatrix} \quad \text{II.31}$$

$$H_2 = \frac{1}{2} \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & -1 & 1 & -1 \\ 1 & 1 & -1 & -1 \\ 1 & -1 & -1 & 1 \end{pmatrix} \quad \text{II.32}$$

$$H_3 = \frac{1}{2^{3/2}} \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & -1 & 1 & -1 & 1 & -1 & 1 & -1 \\ 1 & 1 & -1 & -1 & 1 & 1 & -1 & -1 \\ 1 & -1 & -1 & 1 & 1 & -1 & -1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & -1 & -1 & -1 & -1 \\ 1 & -1 & 1 & -1 & -1 & 1 & -1 & 1 \\ 1 & 1 & -1 & -1 & -1 & -1 & 1 & 1 \\ 1 & -1 & -1 & 1 & -1 & 1 & 1 & -1 \end{pmatrix} \quad \text{II.33}$$

Les lignes d'une matrice de Hadamard forment des fonctions de Walsh.

II.4.3. La transformée de Walsh :Définition :

Les fonctions de Walsh sont des fonctions réelles n'ayant que deux états +1 et -1, elles sont définies dans l'intervalle 0 à 1.

Toute fonction du temps définie dans l'intervalle 0 à 1 peut être développée sur la base de Walsh :

$$f(t) = \sum_k a_k \text{Wal}_k(t) \quad \text{avec} \quad a_k = \int_0^1 f(t) \cdot \text{Wal}_k(t) dt \quad \text{II.34}$$

Les fonctions Walsh d'ordre N consistent en un ensemble de N fonctions temporelles, notées $\{W_j(t); t \in (0, T), j = 0, 1, \dots, N-1\}$ Tel que :

- $W_j(t)$ prend les valeurs $\{1, -1\}$ sauf aux sauts, ou il prend la valeur 0 ;
- Pour tous les valeurs de j : $W_j(t) = 1$.
- $W_j(t)$ A précisément signé des changements (passages à zéro) dans l'intervalle (0, T) ;
- Les fonctions $W_j(t)$ sont orthonormées,

$$\frac{1}{T} \int_0^T W_j(t) W_k(t) dt = \delta_{jk}; \quad \text{II.35}$$

- Chaque fonction est impaire ou même par rapport au milieu de l'intervalle.

Les fonctions du membre dans l'ensemble sont commandées selon le nombre de passages à zéro (signe changements). La séquence Walsh correspondante est définie comme :

$$\mathbf{W}_j = (w_{j0}, \dots, w_{j(N-1)})$$

Ou $w_{j0} = 0$ Pour tout j et $w_{jn} = 0$ ou 1 pour :

$$n = 1, 2, \dots, N-1. (" +1" \rightarrow 0, "-1" \rightarrow 1). \text{ Let } N = 2^K$$

La séquence d'index est un K-tuple

$$\mathbf{X}_j = (x_{j1}, \dots, x_{jK}),$$

Les fonctions Walsh ($\{1 \pm\}$) sont fermées sous multiplication, alors que les séquences de Walsh ($\{0, 1\}$) sont fermées sous l'addition de modulo-2, c'est à-dire :

$$\begin{aligned} W_i(t) \cdot W_j(t) &= W_k(t) \\ \mathbf{W}_i \oplus \mathbf{W}_j &= \mathbf{W}_k \end{aligned} \quad i, j, k \in \{0, \dots, N-1\}$$

.

Il est facile de vérifier que deux fonctions d'indices différents sont orthogonale c'est à dire que leur produit scalaire est constant [51] :

$$\int_0^1 W_k(t) \cdot W_j(t) dt = \delta_{kj} \quad \text{II.37}$$

Les fonctions de Walsh sont générées par :

- D'une manière matricielle :

Chacun des termes $walsh_{pq}$ de la matrice de Walsh est donné par la relation :

$$Walsh_{pq} = (-1)^{(s(p).q)} \quad p, q = 0, \dots, N-1$$

$$(s(p), q) = \sum_i s_i(p) \cdot q_i \quad i = 0, \dots, r-1 \text{ et } N = 2^r$$

Sachant que $\oplus$ est l'addition modulo 2:

$$\begin{aligned} s_0(p) &= p_{r-1} \\ s_1(p) &= p_{r-1} \oplus p_{r-2} \\ &\vdots \\ s_{r-1}(p) &= s_1(p) \oplus s_0(p) \end{aligned}$$

Ou P_i (resp. q_i) est le $(i+1)^{ième}$ bit dans la représentation binaire de p (resp. q). Les fonctions de Walsh peuvent également être créées à partir de certaines matrices d'Hadamard.

Les matrices d'Hadamard font apparaître les fonctions de Walsh dans un ordre qualifié de Naturel. Pour passer de l'ordre naturel (le numéro de la ligne de la matrice) au coefficient k de la fonction de Walsh il faut :

- Transcoder le numéro naturel en code binaire
- Inverser le nombre obtenu
- effectuer un ou exclusif du bit k et le bit d'ordre $k-1$ et ceci pour les 3 bits du poids faible. Le bit du poids fort est mis à 0.

Table II.1 – L'obtention des fonctions de Walsh à partir des matrices d'Hadamard :

Walsh	Hadamard
$w_1 = [1]$	$H_1 = [1]$
$w_2 = \begin{bmatrix} +1 & +1 \\ +1 & -1 \end{bmatrix}$	$H_2 = \begin{bmatrix} +1 & +1 \\ +1 & -1 \end{bmatrix}$
$w_4 = \begin{bmatrix} +1 & +1 & +1 & +1 \\ +1 & +1 & -1 & -1 \\ +1 & -1 & -1 & +1 \\ +1 & -1 & +1 & -1 \end{bmatrix}$	$H_4 = \begin{bmatrix} +1 & +1 & +1 & +1 \\ +1 & -1 & +1 & -1 \\ +1 & +1 & -1 & -1 \\ +1 & -1 & -1 & +1 \end{bmatrix}$
$w_8 = \begin{bmatrix} +1 & +1 & +1 & +1 & +1 & +1 & +1 & +1 \\ +1 & +1 & +1 & +1 & -1 & -1 & -1 & -1 \\ +1 & +1 & -1 & -1 & -1 & -1 & +1 & +1 \\ +1 & +1 & -1 & -1 & +1 & +1 & -1 & -1 \\ +1 & -1 & -1 & +1 & +1 & -1 & -1 & +1 \\ +1 & -1 & -1 & +1 & -1 & +1 & +1 & -1 \\ +1 & -1 & +1 & -1 & -1 & +1 & -1 & +1 \\ +1 & -1 & +1 & -1 & +1 & -1 & +1 & -1 \end{bmatrix}$	$H_8 = \begin{bmatrix} +1 & +1 & +1 & +1 & +1 & +1 & +1 & +1 \\ +1 & -1 & +1 & -1 & +1 & -1 & +1 & -1 \\ +1 & +1 & -1 & -1 & +1 & +1 & -1 & -1 \\ +1 & -1 & -1 & +1 & +1 & -1 & -1 & +1 \\ +1 & +1 & +1 & +1 & -1 & -1 & -1 & -1 \\ +1 & -1 & +1 & -1 & -1 & +1 & -1 & +1 \\ +1 & +1 & -1 & -1 & -1 & -1 & +1 & +1 \\ +1 & -1 & -1 & +1 & -1 & +1 & +1 & -1 \end{bmatrix}$

Table II.2 –Passage d'indice de Hadamard à l'indice de la fonction de Walsh

Indice de la matrice d'Hadamard	Conversion binaire	Inversion des bits	Bits après Ou exclusif	Conversion binaire décimal (Indice de la matrice de Walsh)
0	0000	0000	0000	0
1	0001	1000	0100	4
2	0010	0100	0110	6
3	0011	1100	0010	2
4	0100	0010	0011	3
5	0101	1010	0111	7
6	0110	0110	0101	5
7	0111	1110	0001	1

II.4.4. Transformée de Walsh 1D :

Les transformées de Walsh directe et inverse sont alors définies comme suit :

Si $x(k)$ est une suite périodique finie de $N = 2^K$ éléments alors la transformée de Walsh X_w est donnée par [50]:

$$X_w(n) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} x(k) \cdot W(n, k) \quad \text{avec } n \text{ varie de } 0 \text{ à } (N - 1) \quad \text{II.38}$$

La transformée inverse est réalisée par la même transformation :

$$x(k) = \sum_{n=0}^{N-1} X_w(n) \cdot W(n, k) \quad \text{avec } n, k \text{ entiers } \in [0 \dots 2^k - 1] \quad \text{II.39}$$

Comme pour Fourier il existe un algorithme de calcul rapide FWT (Fast Walsh Transform) dont l'algorithme est reproduit ci-dessous :

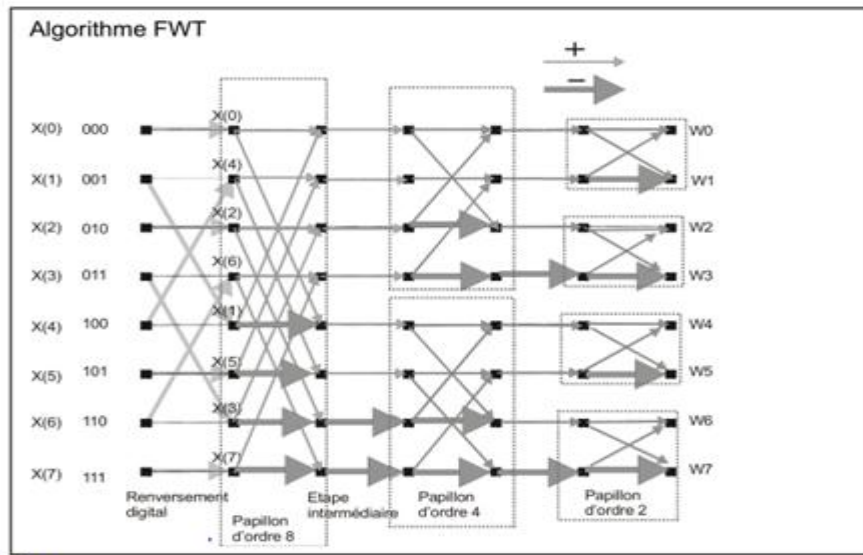


Figure II.9 : Fonction de walsh.

II.4.5. Fonctions de Walsh Bidimensionnelles :

La fonction de Walsh bidimensionnelle $Wal(j,k)$ est représentable par un carré dont chaque case est le produit de l'abscisse et de l'ordonnée qui sont les fonctions de Walsh unidimensionnelles $Wal(j)$ et $Wal(k)$.

$$W_{2D}(j, k) = \sum_{u=0}^{N-1} \sum_{v=0}^{N-1} W(j, u) \cdot W(v, k) \quad \text{II.40}$$

Avec j et k variant de 0 à $N-1$ La figure suivante représente les 8 premières fonctions bidirectionnelles de Walsh analogique.



Figure II.10: Fonctions de Walsh à 2 dimensions

Pour une image $I(x,y)$ la transformée est donnée par:

$$Iw(u, v) = \frac{1}{N} \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} I(x, y) \cdot W_{2D}(x, y, u, v) \quad \text{II.41}$$

Avec W_{2D} est le noyau de la transformation ; Iw est la transformée de Walsh de I .

Puisque le noyau est séparable et symétrique alors :

$$W_{2D}(x, y, u, v) = W_{1D}(x, u) \cdot W_{1D}(y, v) \quad \text{II.42}$$

Ce qui permet d'effectuer le calcul en 2 étapes :

$$\phi(u, y) = \sum_{x=0}^{N-1} I(x, y) \cdot W_{1D}(x, u) \quad \text{II.43}$$

$$Iw(u, v) = \sum_{y=0}^{N-1} \phi(u, y) \cdot W_{1D}(y, v) \quad \text{II.44}$$

La transformée plane est ainsi obtenue par deux applications successive d'une transformation à une dimension (linéaire) sur les lignes de l'image d'origine puis sur les colonnes de l'image intermédiaire $\phi(u,y)$.

La séparabilité de la transformation facilite la mise en œuvre du calcul tandis que la symétrie garantit que les relations de corrélation entre les points de l'image dans les directions horizontales et verticale interviennent de la même manière dans le calcul de la transformée plane.

La transformée inverse est obtenue de la même manière.

$$I(x, y) = \frac{1}{N} \sum_{u=0}^{N-1} \sum_{v=0}^{N-1} Iw(u, v) \cdot W_{2D}(x, y, u, v) \quad \text{II.45}$$

On peut écrire cette transformation sous une forme matricielle :

$$Iw = \frac{1}{N} W_{1D} \cdot I \cdot W_{1D} \quad \text{II.46}$$

Avec W_{1D} est la fonction de Walsh unidimensionnelle.

II.4.6. Propriétés communes aux transformées de Paley, Walsh et Hadamard[50][52]:

- Au fur et à mesure que n augmente, le nombre de points de passage à zéro est également augmenté. C'est la même chose que les caractéristiques d'augmentation la fréquence.
- Les transformées de Paley, Walsh et Hadamard sont des transformées de Fourier binaires (c'est-à-dire que le noyau de la transformation vaut +1 ou -1), séparables, orthogonales et symétriques. De plus, ces transformées présentent un avantage indéniable, par rapport à une transformée de Fourier classique : les calculs ne comportent que des additions et des soustractions sur des nombres réels. Leur emploi sera donc plus simple et plus rapide.
- La séparabilité de toutes ces transformées va permettre d'effectuer les transformées bidimensionnelles en effectuant deux transformées monodimensionnelles. Une sur les lignes puis une autre sur les colonnes.
- L'approche matricielle est très pratique pour ces trois transformées. Les matrices des transformées sont obtenues par discrétisations des fonctions des transformées. Comme ces fonctions sont délicates à définir directement (contrairement aux matrices associées), nous n'introduirons que les fonctions de Walsh. Pour les autres transformées, nous présenterons uniquement les matrices associées. De plus, c'est la factorisation des matrices des transformées qui justifie l'existence des algorithmes rapides.
- Les matrices de Paley, Walsh et Hadamard sont des matrices de symétries orthogonales et par conséquent les transformées directe et inverse s'obtiennent par le même algorithme (à un coefficient multiplicateur près.).

II.5. L'algorithme de WWT (Wavelet Walsh Transform) :

L'algorithme se compose en 4 étapes :

1. Appliquer une décomposition par ondelette en deux niveaux.
2. Appliquer la transformée de Walsh-Hadamard 2D sur chaque block 8x8 de la sous bande de la basse fréquence (approximation).
3. Diviser tous les valeurs de DC formé par chaque transformées 8x8 blocs
4. Compresser chaque sous-bande en utilisant un codage arithmétique

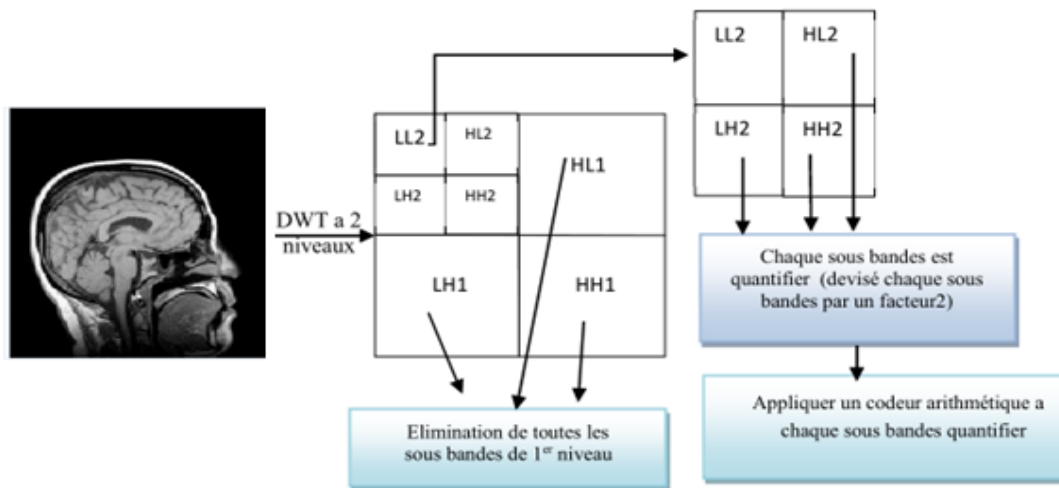


Figure II.11 : 1^{er} étape de L'algorithme de compression WWT.
Décomposition par ondelette en deux niveaux.

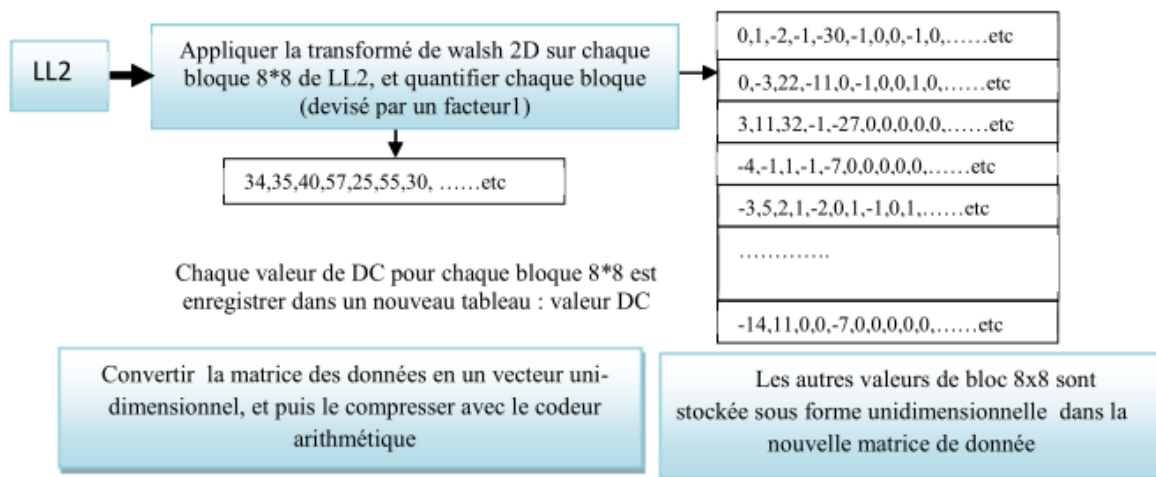


Figure II.12: 2^{eme} étape : Transformé de Walsh 2D

La compression d'image médicale par WWT est composée de 3 étapes :

Nous appliquons la transformée en ondelette avec deux niveaux de décompositions sur notre image. On élimine toutes les sous bandes du premier niveau (HL1, LH1, HH1).

L'étape qui suit est une quantification des sous bandes HL2, LH2 et HH1 par un facteur 2, ensuite nous codons ces sous bandes quantifiés par un codeur arithmétique.

La dernière étape consiste à appliquer la transformée de Walsh sur chaque bloc de 8x8 de l'approximation LL2, puis diviser chaque bloc quantifiés par un facteur choisi par un utilisateur / programmeur.

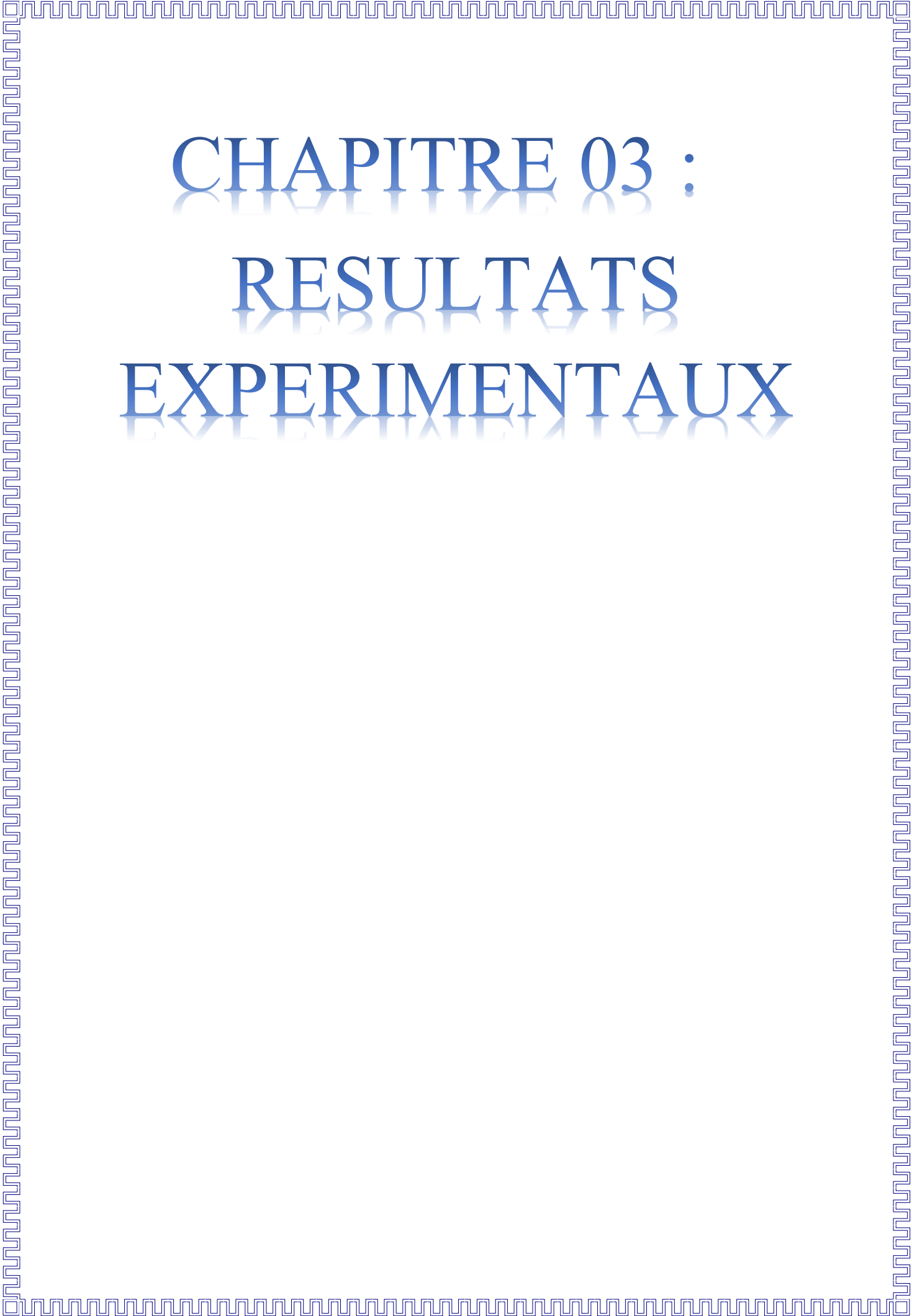
Chaque bloc séparé en ; une valeur DC et 63 coefficients AC sont stockés dans un nouveau tableau et enregistrés dans le fichier compressé (la matrice des données). Cette dernière est convertie en un vecteur unidimensionnel, et puis le compresser avec le codeur arithmétique.

II.6. Conclusion :

Les ondelettes sont largement utilisées aujourd'hui dans maintes applications. Leur popularité et leur facilité d'utilisation en ont fait un outil indispensable. Dans ce chapitre, nous avons présenté quelques notions importantes sur la théorie des ondelettes, Nous avons mis en avant les propriétés de ces dernières, ainsi que leurs avantages et inconvénients.

Nous avons présenté aussi quelque définition de la transformée de Walsh Hadamard, Cette transformée qui est utilisée pour éliminer le bruit et préserver la structure de l'image dans une image échantillonnée et dans des applications de codage, compression d'images et reconnaissance de formes [52]. Elle est la plus simple en complexité, elle donne les meilleurs résultats pour l'image médicale.

Nous allons faire une hybridation de ces deux transformées, pour cette raison nous allons tester notre algorithme pour différentes valeurs de quantification et différentes types d'ondelette, pour avoir une bonne qualité d'image médicales compressés, les résultats sera étudiés et présentées dans le chapitre suivant.

A decorative border with a repeating geometric pattern, resembling a stylized Greek key or meander, surrounds the entire page. It is composed of small, interconnected L-shaped segments that form a continuous line.

CHAPITRE 03 : RESULTATS EXPERIMENTAUX

III.1. Introduction :

Dans ce travail, nous sommes intéressés aux méthodes de compression des images médicales avec pertes basées sur la transformée en ondelettes 2D car elle possède 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.

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

Lorsqu'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 préjuger la qualité de l'image compressé.

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

L'algorithme mentionné a été mis en œuvre sous Matlab 2009a avec un PC Intel(R) Core(TM) i3-380M CPU ; 2.53GHz PC : 4Go de RAM utilisant.

Dans chaque famille d'ondelettes, nous pouvons trouver une fonction d'ondelette qui donne la solution optimale associée à l'ordre du filtre, mais cette solution dépend de l'image. Pour cela, 8 types d'ondelettes de différentes familles sont utilisées (Coif5, SYM5, BIOR4.4, BIOR 6.8, Coif3, Bior1.3, Haar, DB15).

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

III.2.1. Présentation des différents résultats sur les images médicales en niveau de gris :**III.2.1.1 : Influence des facteurs de quantification F1 et F2 :**

Afin de démontrer l'efficacité de cet algorithme, nous avons testé une image Coupe coronale de taille 512*512 codée sur 8 bits/pixels (768 Ko). On varie les facteurs Facteur1 et Facteur2 de 0.025 à 0.5.

Avec Facteur1 : désigne la sous bande de l'approximation (basse fréquence) (LL2) ; et le Facteur2 : pour les sous bande de hautes fréquences (HL2, LH2, and HH2).

Dans ce qui suit nous présentons l'application de plusieurs ondelettes pour compresser cette image avec un niveau de décomposition (L=2).

En comparant les différents paramètres (PSNR, MSSIM, Taux de compression et le temps de calcul « Tc »),

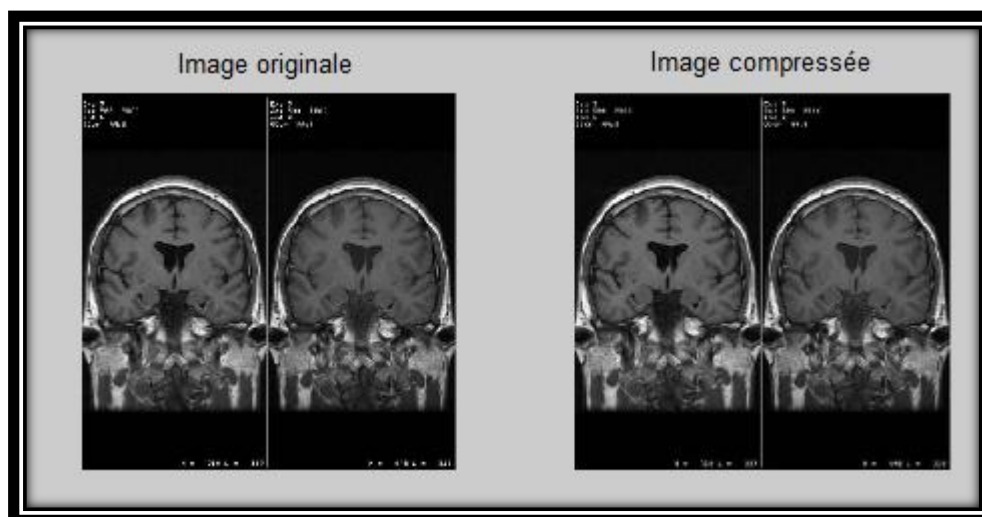
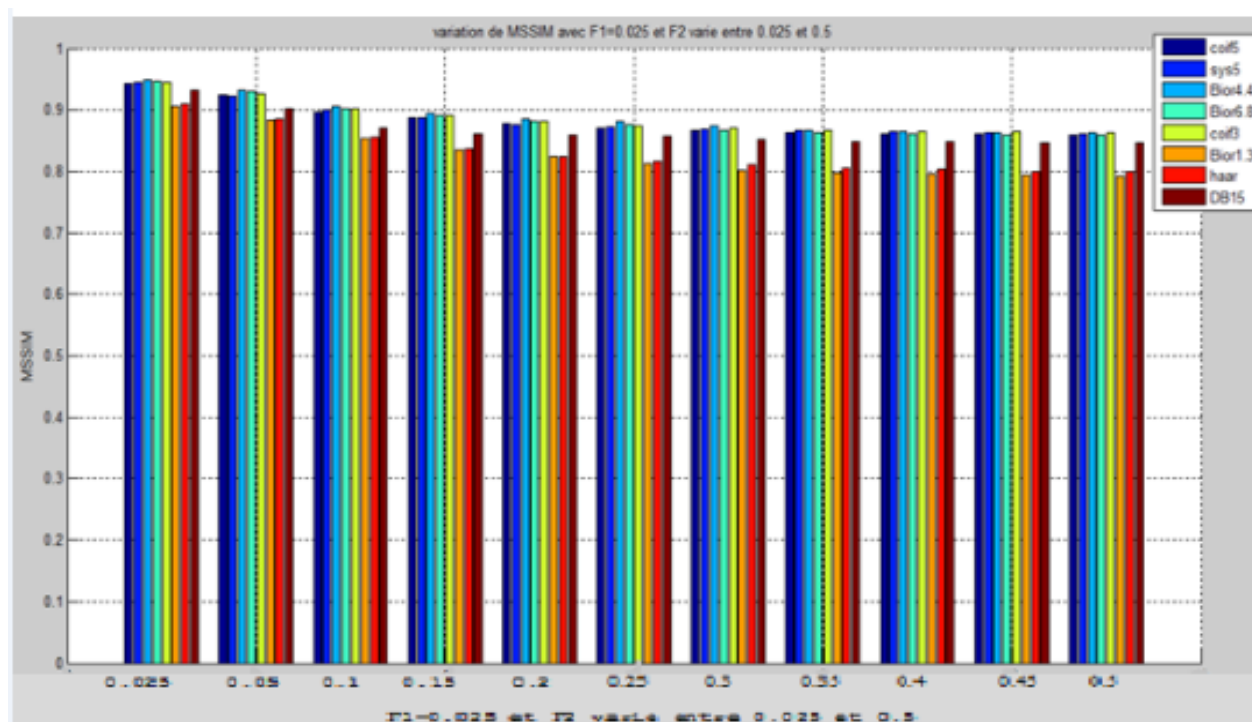


Figure III.1 : Image originale/Image compressé (IRM6)

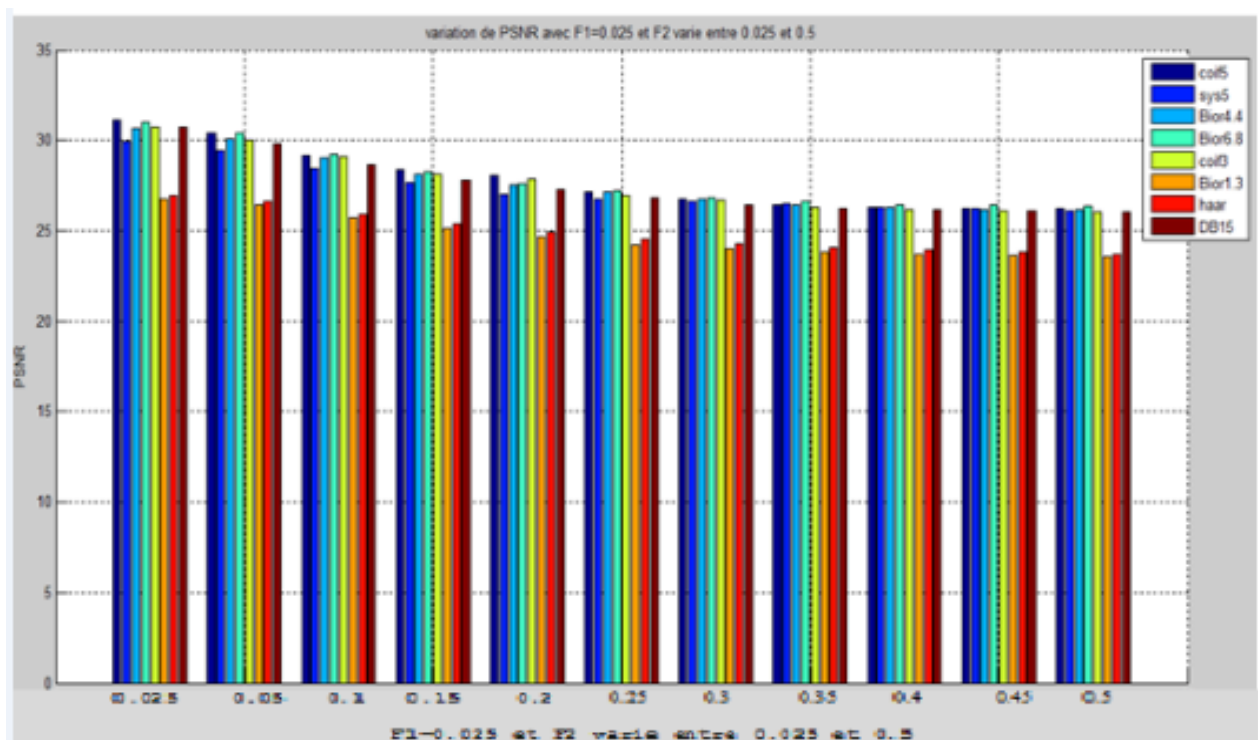
$F1=F2=0.025$, MSSIM= 0.949228, PSNR= 30,64 db,

Tps= 10.65 s, Rc= 0.031 bpp.

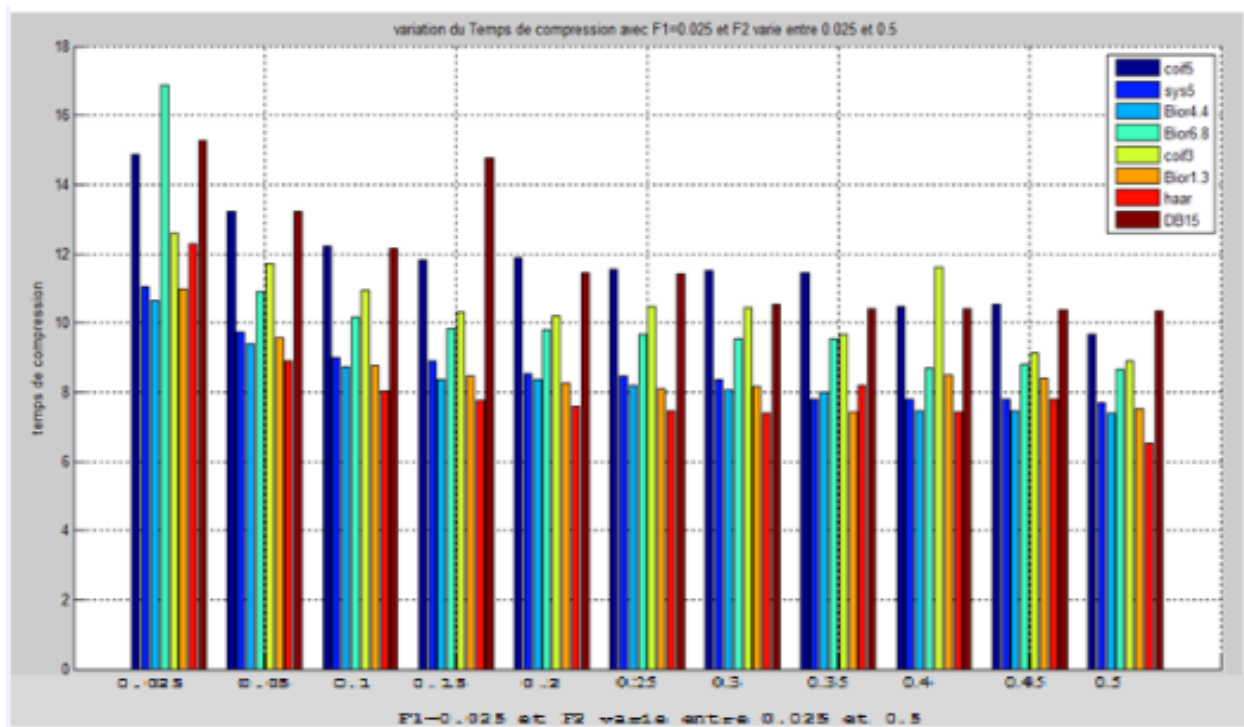
Les résultats sont représentés par les graphes suivants :



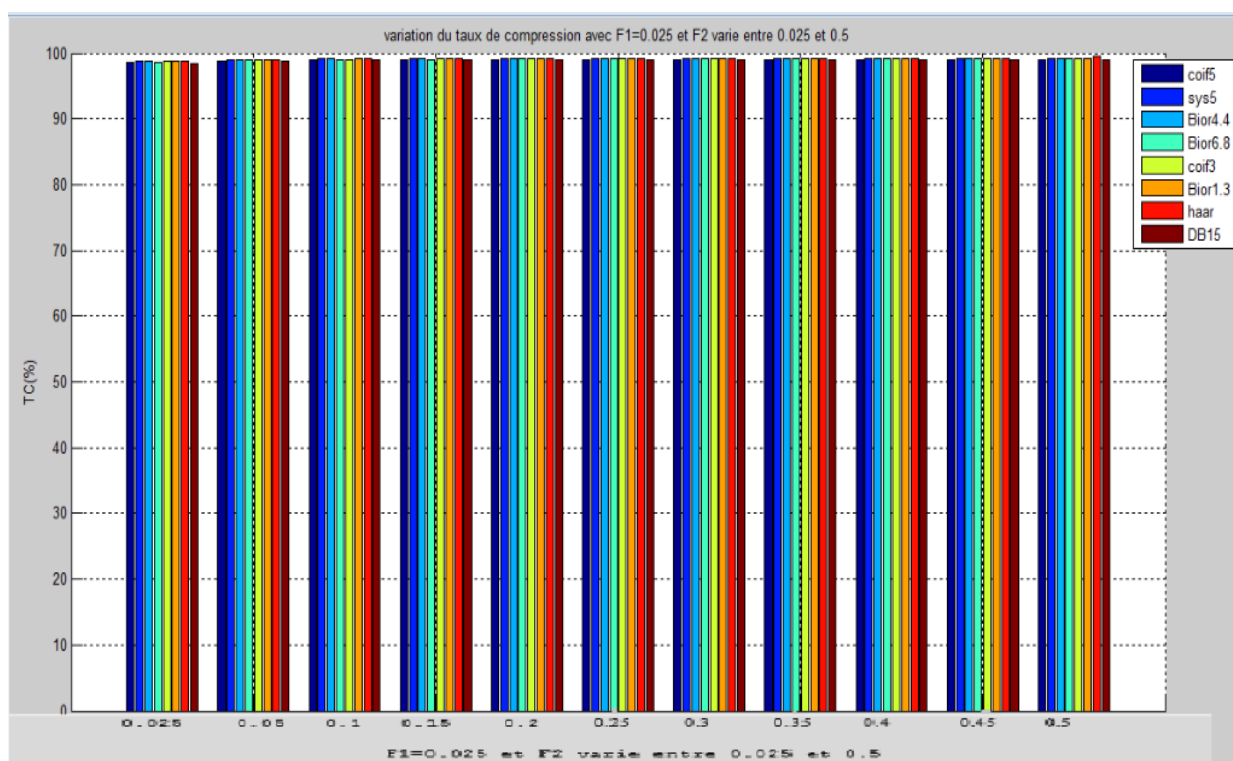
(a)



(b)

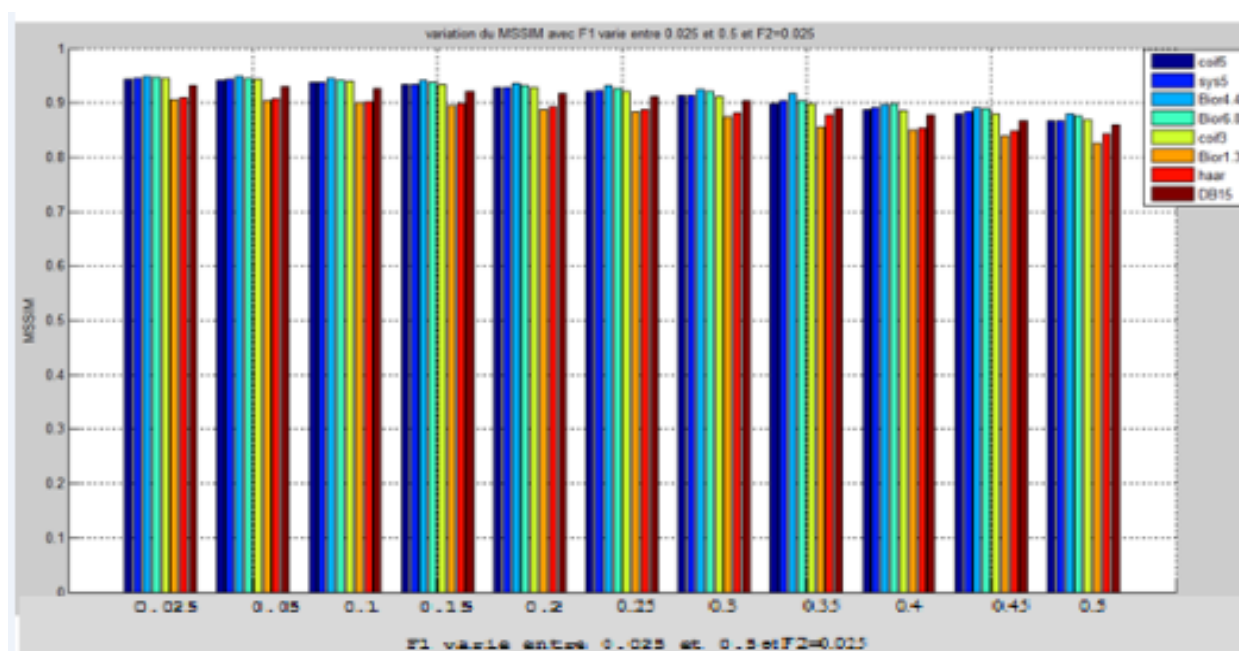


(c)

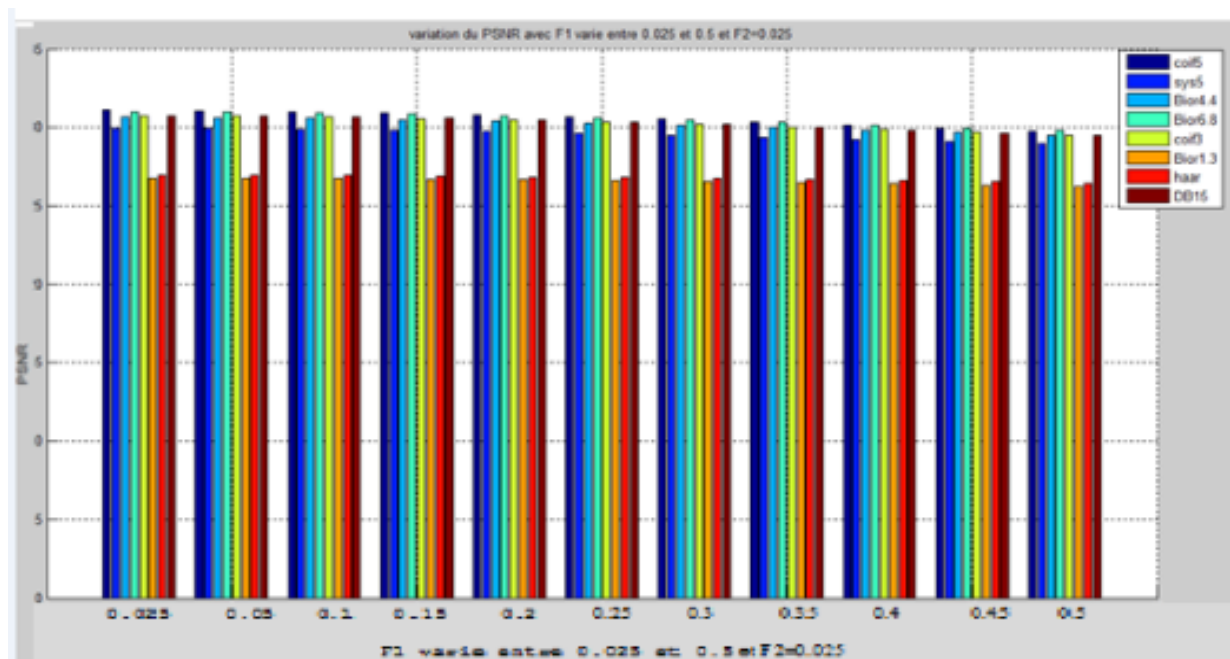


(d)

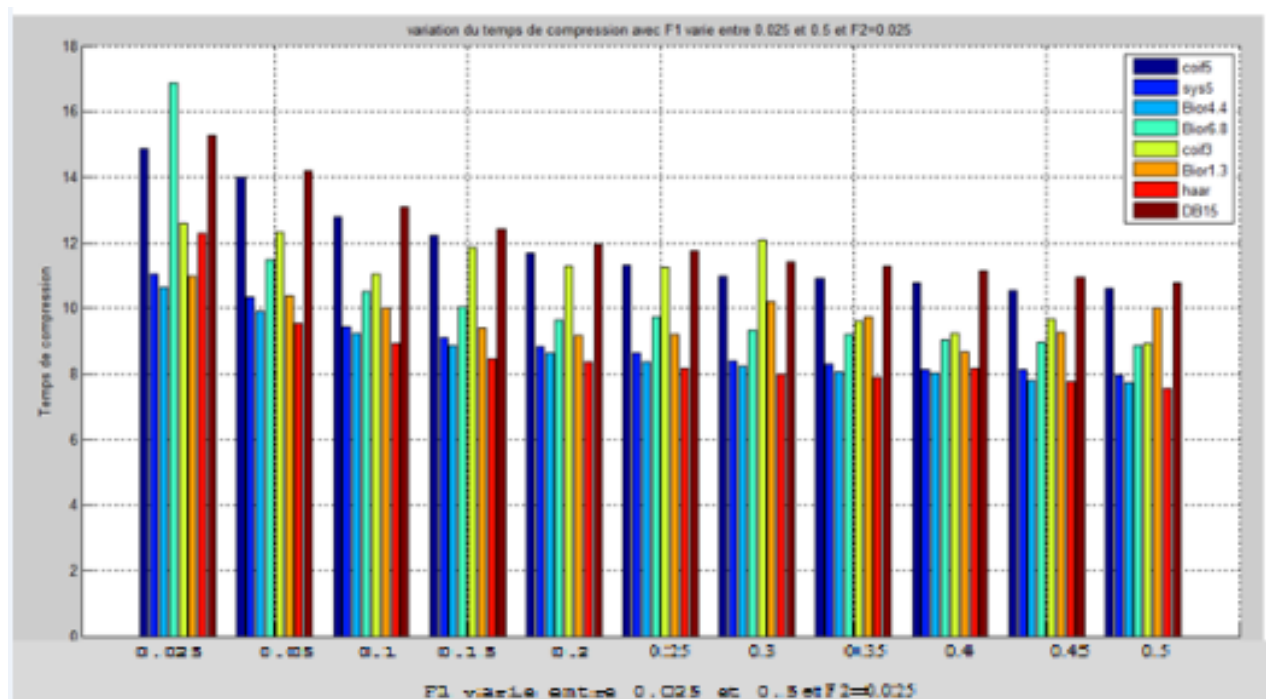
Figure. III.2 – Variation des paramètres d'évaluation pour différents types d'ondelettes avec $F1=0.025$ et $F2$ allant de 0.025 jusqu'à 0.5 : a) variation de MSSIM. b) variation de PSNR. c) variation du temps de compression (s). d) variation du taux de compression TC(%)



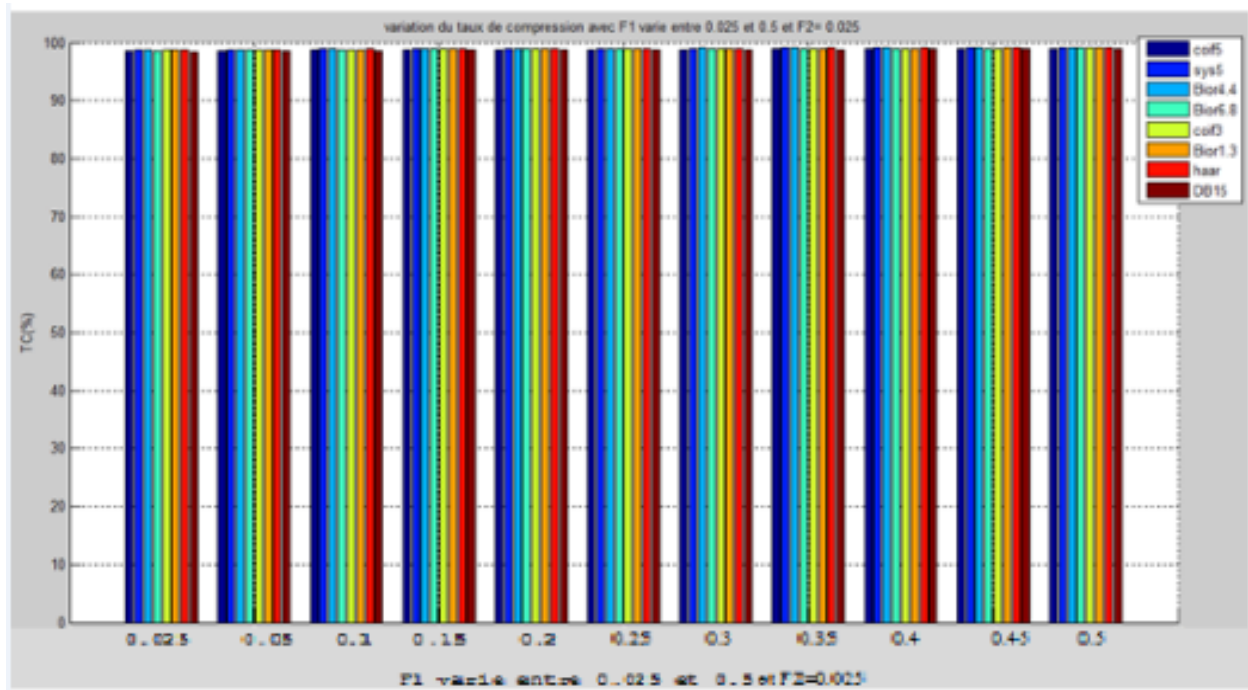
(e)



(f)



(g)



(h)

Figure. III.3 – Variation des paramètres d’évaluation pour différents types d’ondelettes avec F1 allant de 0.025 jusqu’à 0.5 et F2=0.025: e) variation de MSSIM. f) variation de PSNR (db). g) variation du temps de compression(s). h) variation du taux de compression.

Les résultats obtenus (figure III.2 et figure III.3) montrent les performances de notre algorithme, Le PSNR change avec les différentes familles d’ondelettes.

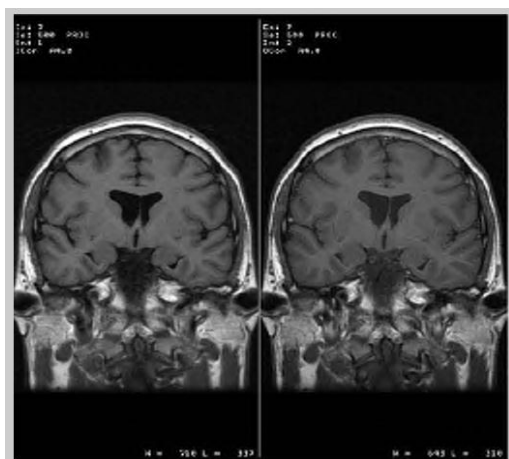
Nous rappelons qu’un PSNR élevé (PSNR > 30 db) et un MSSIM qui se rapproche à 1, préjuge une bonne qualité de l’image après reconstruction.

En fonction des résultats obtenus on remarque clairement qu’on a obtenu une bonne qualité d’images avec l’ondelette “bior6.8” (MSSIM= 0.947, PSNR= 30.996) et un bon taux de compression par l’ondelette “bior4.4” (TC=99.2%) avec un temps de compression réduit (Tps= 10.65s)

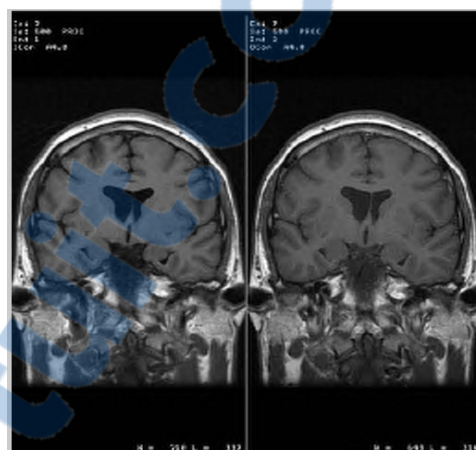
Nous constatons de bons résultats dans le cas où facteur 1= facteur2= 0.025 ou 0.05.

Afin d’avoir un bon compromis PSNR-TC ; nous constatons de bonne qualité d’image compressé avec les ondelettes biorthogonales bior4.4 et bior6.8. Nous allons généraliser notre algorithme sur notre base d’images médicales en niveau de gris.

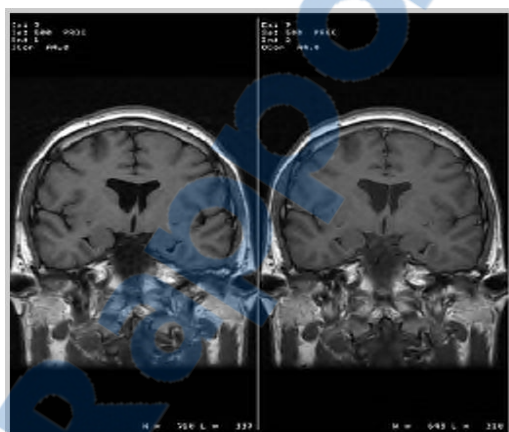
Les résultats sont illustrés dans la figure III.4.

Bior4 .4

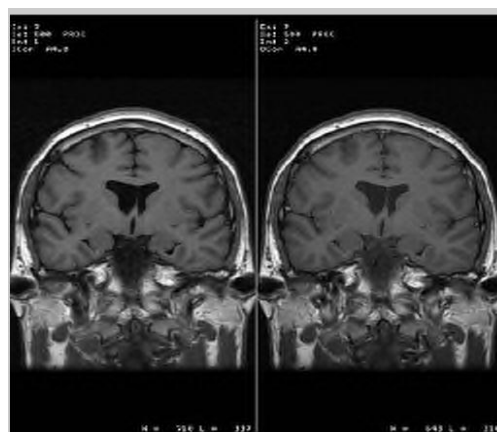
$F1=F2=0.025$, $MSSIM=0.94928$,
 $PSNR= 37.61db$, $Tps=13.22s$, $TC= 98.81\%$;

Bior6.8

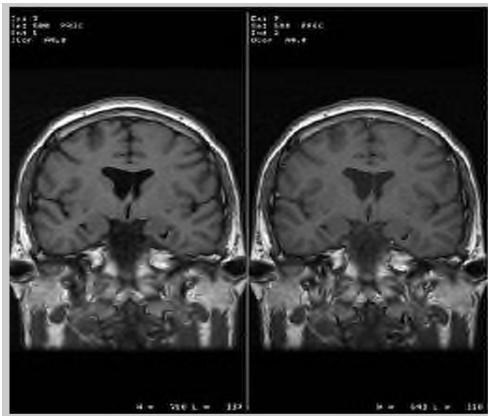
$F1=F2=0.025$, $MSSIM=0.94721$,
 $PSNR= 37.72db$, $Tps=12.65s$, $TC= 98.69\%$;

Bior4 .4

$F1=F2= 0.05$, $MSSIM=0.93085$,
 $PSNR= 36.51db$, $Tps=8.96 s$, $TC= 99.05\%$;

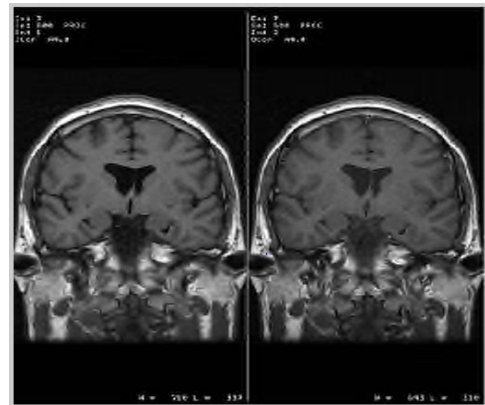
Bior6.8

$F1=F2=0.05$, $MSSIM=0.92851$,
 $PSNR= 36.51db$, $Tps=10.49s$, $TC=98.96\%$;

Bior4 .4

$F1=F2=0.1$, $MSSIM=0.90189$,

$PSNR=35.29\text{db}$, $Tps=8.67\text{s}$, $TC=99.23\%$;

Bior6.8

$F1=F2=0.1$, $MSSIM=0.89726$,

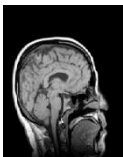
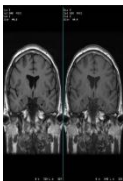
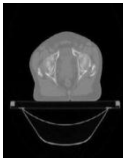
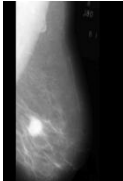
$PSNR=35.22\text{db}$, $Tps=8.77\text{s}$, $TC=99.16\%$;

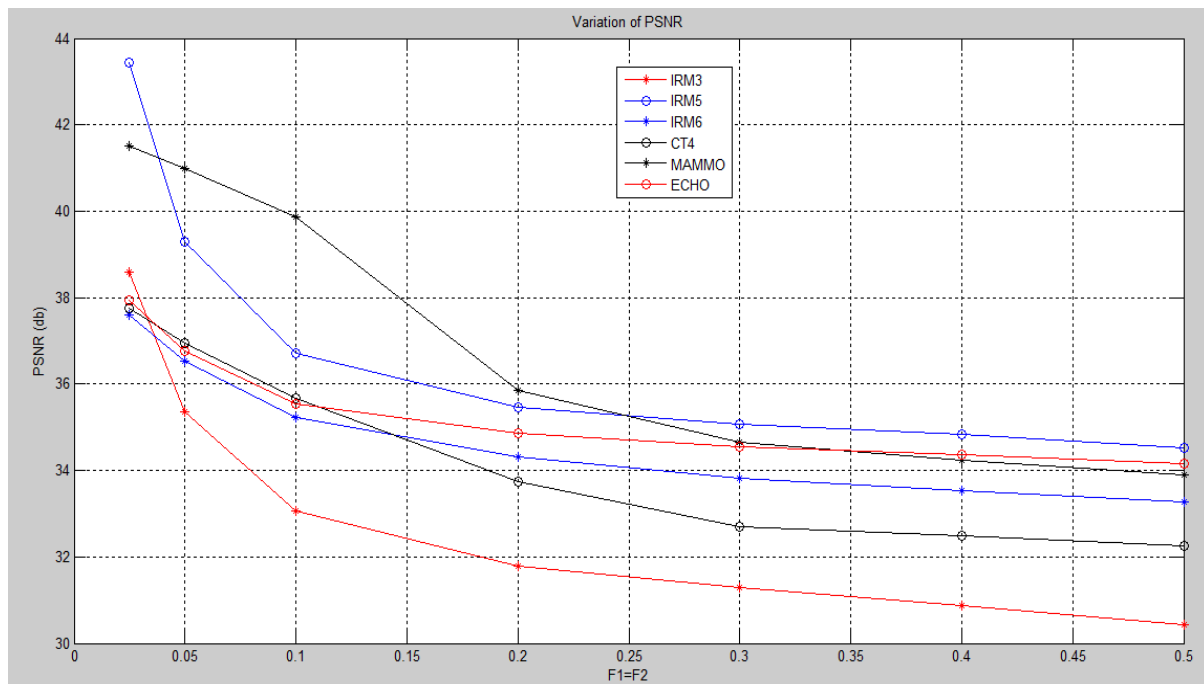
Figure. III.4 : compression hybride d'image coupe coronale par WWT couplée
avec le codeur arithmétique

III.2.1.2 : Le choix d'ondelettes :

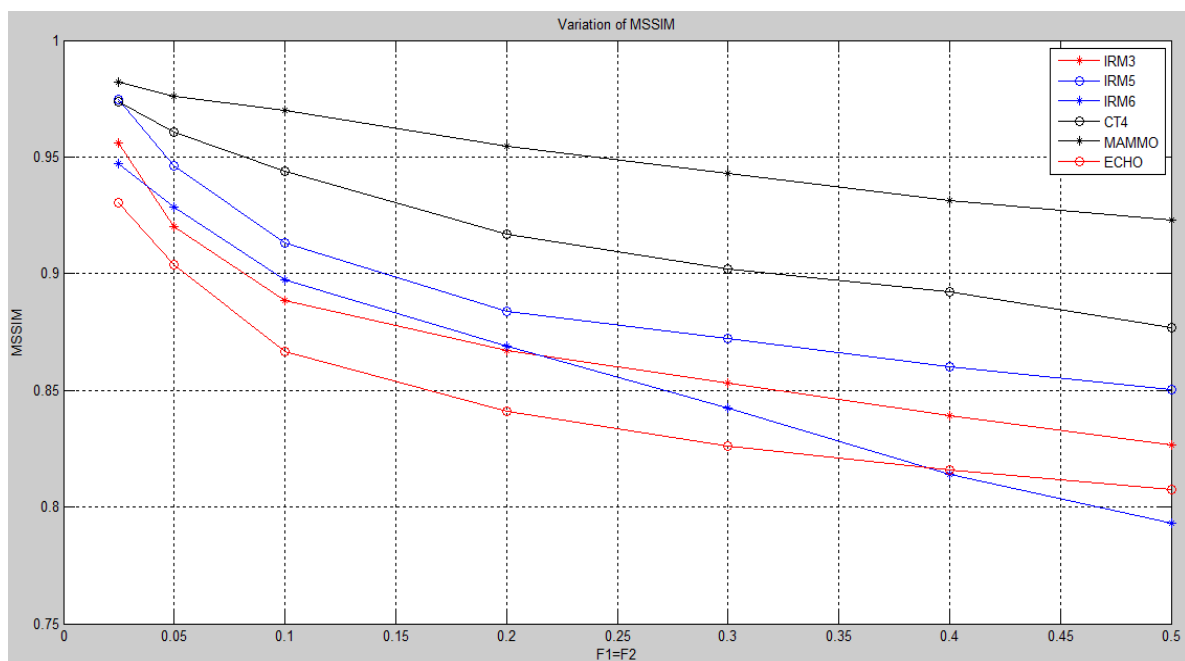
Nous avons récapitulé les résultats de notre algorithme proposés (WWT) dans le tableau III.1. En calculant les paramètres d'évaluation $PSNR$; $MSSIM$, Tc (s) et le taux de compression TC (%) pour la base d'images médicales testées ; en fonction de facteur de quantification ($fact1 = fact2$) varié de 0.025 à 0.5.

Tableau III.1- variation des paramètres d'évaluation ($PSNR$ (db), $MSSIM$, TC (%), Tps (s)) en fonction des facteurs $f1$ et $f2$ varié de 0.025 à 0.5 avec les ondelettes **bior6.8**, **bior4.4**

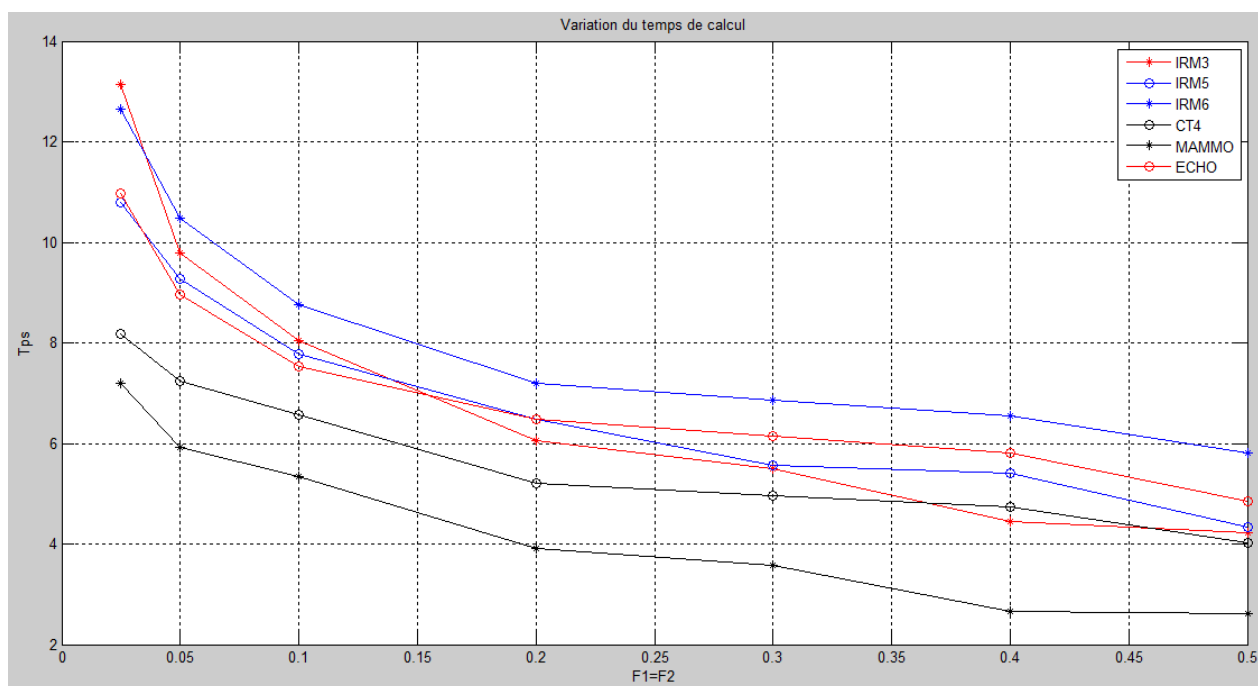
Base :	F1=F2	Bior6.8				Bior4.4			
		MSSIM	PSNR(db)	TPS(s)	TC(%)	MSSIM	PSNR(db)	TPS(s)	TC(%)
IRM3 	0.025	0.95604	38.59	13.13	98.74	0.95543	38.42	11.39	98.81
	0.05	0.91996	35.35	9.79	99.01	0.91962	35.28	9.31	99.07
	0.1	0.88855	33.07	8.05	99.2	0.8867	32.89	7.18	99.24
	0.2	0.86696	31.79	6.05	99.34	0.86266	31.50	5.99	99.37
	0.3	0.85293	31.30	5.50	99.4	0.84841	30.99	4.88	99.43
	0.4	0.83922	30.87	4.44	99.45	0.8322	30.53	3.98	99.47
	0.5	0.82656	30.44	4.23	99.48	0.81616	30.09	3.73	99.5
IRM5 	0.025	0.9747	43.44	10.80	98.89	0.97713	43.79	9.48	98.91
	0.05	0.946	39.30	9.27	99.13	0.94906	39.50	7.85	99.15
	0.1	0.91326	36.72	7.77	99.3	0.91685	36.91	6.62	99.32
	0.2	0.88376	35.47	6.48	99.43	0.88774	35.53	5.97	99.44
	0.3	0.872	35.06	5.56	99.48	0.87242	35.04	4.93	99.5
	0.4	0.8601	34.83	5.41	99.52	0.859	34.74	4.76	99.53
	0.5	0.85027	34.53	4.33	99.55	0.84981	34.45	3.94	99.56
IRM6 	0.025	0.94721	37.61	12.65	98.69	0.94928	37.72	13.22	98.81
	0.05	0.92851	36.52	10.49	98.96	0.93085	36.51	8.96	99.05
	0.1	0.89726	35.22	8.77	99.16	0.90189	35.29	8.67	99.23
	0.2	0.86873	34.32	7.20	99.34	0.87363	34.35	7.31	99.38
	0.3	0.8423	33.83	6.86	99.41	0.85046	33.95	6.62	99.46
	0.4	0.81422	33.54	6.54	99.46	0.81523	33.56	4.91	99.5
	0.5	0.79321	33.26	5.82	99.5	0.79726	33.32	4.62	99.53
CT4 	0.025	0.97359	37.75	8.17	99.14	0.97282	37.06	7.10	99.22
	0.05	0.9606	36.96	7.25	99.28	0.9632	36.51	6.46	99.34
	0.1	0.94387	35.66	6.58	99.4	0.94452	35.03	5.67	99.44
	0.2	0.91675	33.73	5.21	99.5	0.9196	33.4	4.57	99.53
	0.3	0.90213	32.70	4.95	99.55	0.90539	32.41	4.26	99.57
	0.4	0.89245	32.49	4.74	99.57	0.89103	32.09	4.14	99.6
	0.5	0.87701	32.26	4.03	99.59	0.88106	31.91	3.35	99.62
MAM 	0.025	0.98228	41.51	7.20	99.3	0.98253	40.92	6.12	99.37
	0.05	0.97595	40.99	5.93	99.39	0.97748	40.59	5.24	99.45
	0.1	0.9702	39.87	5.34	99.49	0.97123	38.40	4.51	99.53
	0.2	0.95459	35.84	3.91	99.58	0.95719	38.72	3.43	99.61
	0.3	0.94319	34.65	3.57	99.64	0.94821	33.03	2.54	99.66
	0.4	0.93113	34.24	2.65	99.66	0.93353	32.76	2.37	99.68
	0.5	0.9231	33.90	2.61	99.68	0.92835	32.50	2.27	99.7
ECHO 	0.025	0.93042	37.93	10.98	98.83	0.92964	37.91	9.64	98.92
	0.05	0.90374	36.76	8.96	99.09	0.90197	36.66	7.78	99.17
	0.1	0.86644	35.55	7.53	99.29	0.8662	35.52	6.64	99.34
	0.2	0.84082	34.86	6.49	99.43	0.83684	34.85	5.79	99.47
	0.3	0.82613	34.56	6.14	99.49	0.82258	34.55	5.52	99.52
	0.4	0.81587	34.37	5.82	99.53	0.81137	34.31	5.08	99.56
	0.5	0.80752	34.17	4.86	99.56	0.79889	34.05	4.39	99.59

Présentation des résultats en graphe :

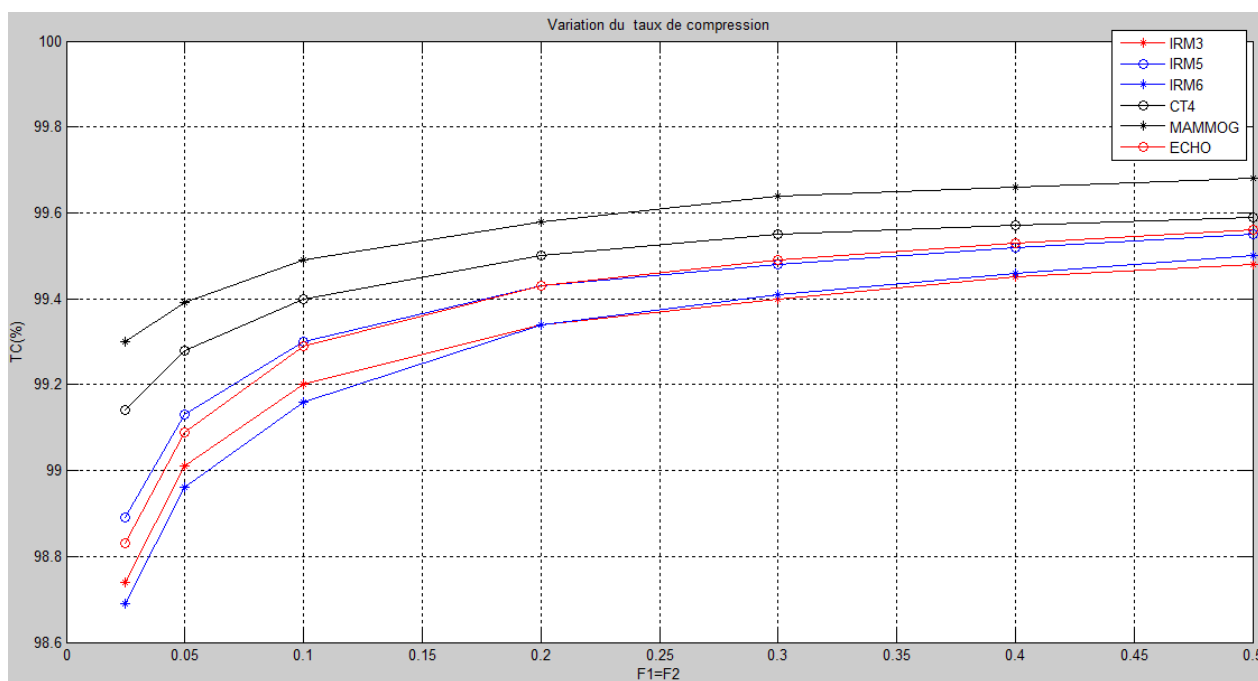
(a)



(b)

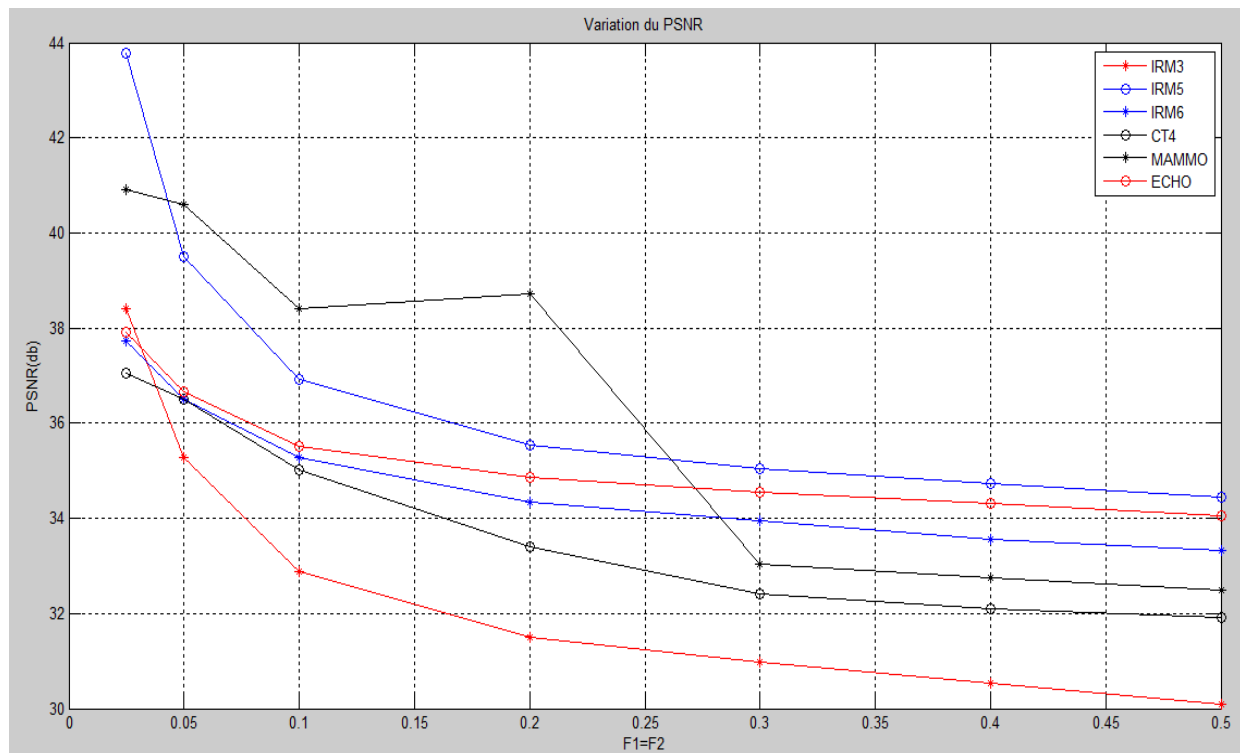


(c)

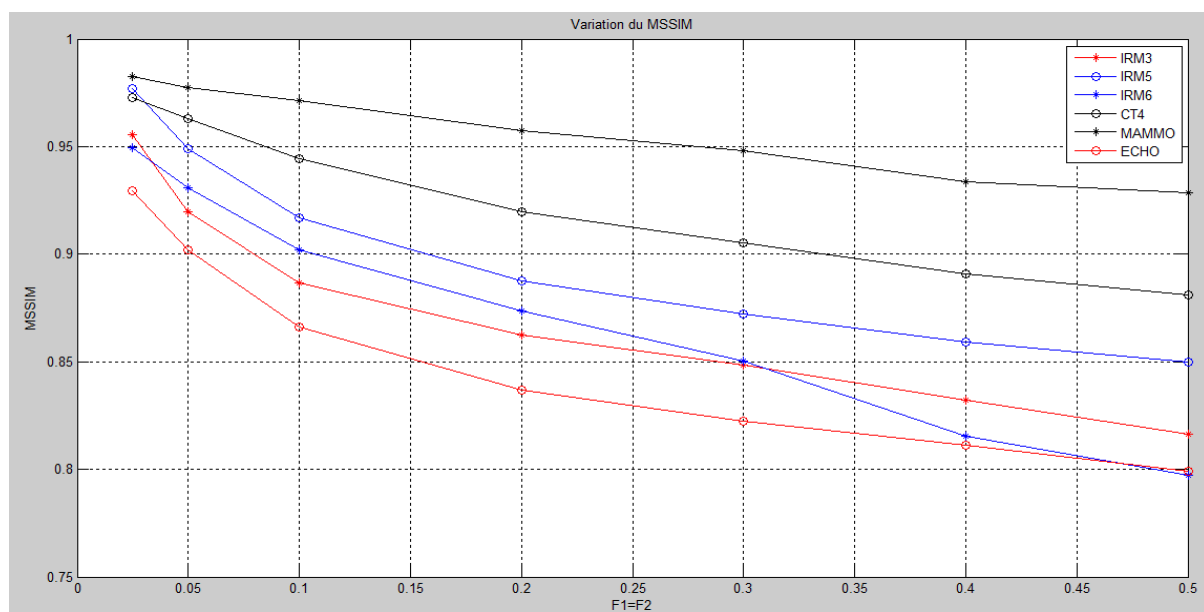


(d)

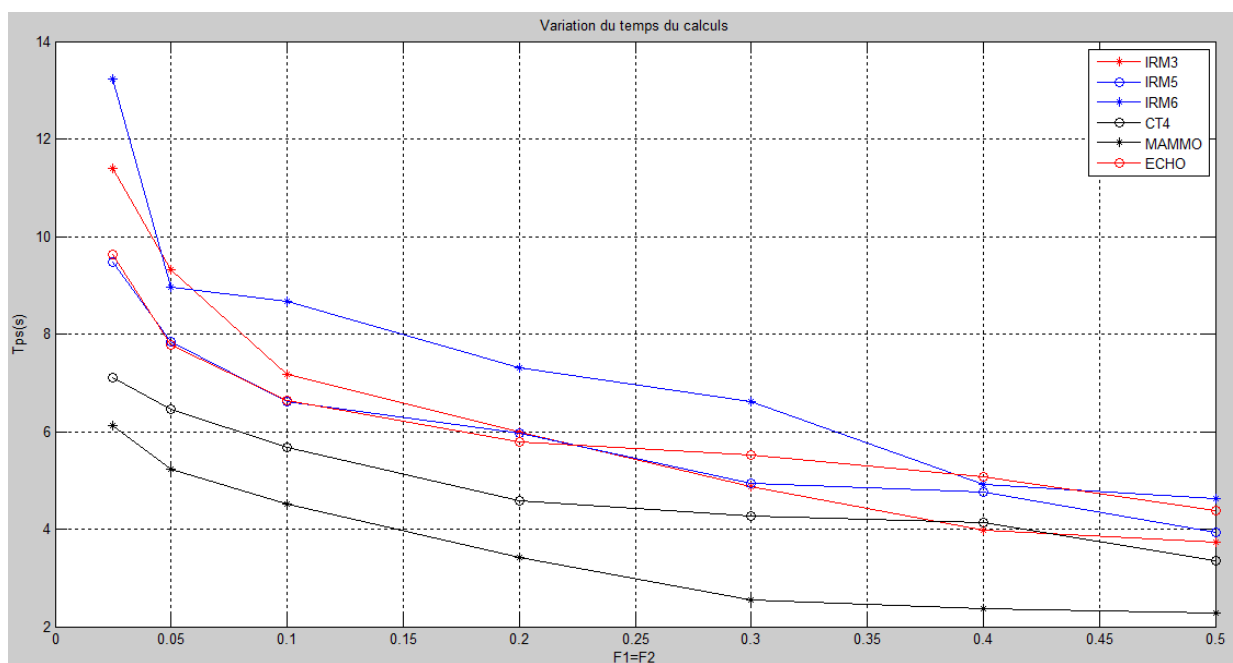
Figure III.5 : Présentation des paramètres d'évaluation a) variation de PSNR. b) variation de MSSIM. c) variation du temps de compression (s). d) variation du taux de compression(%) en graphe pour l'ondelette bior6.8



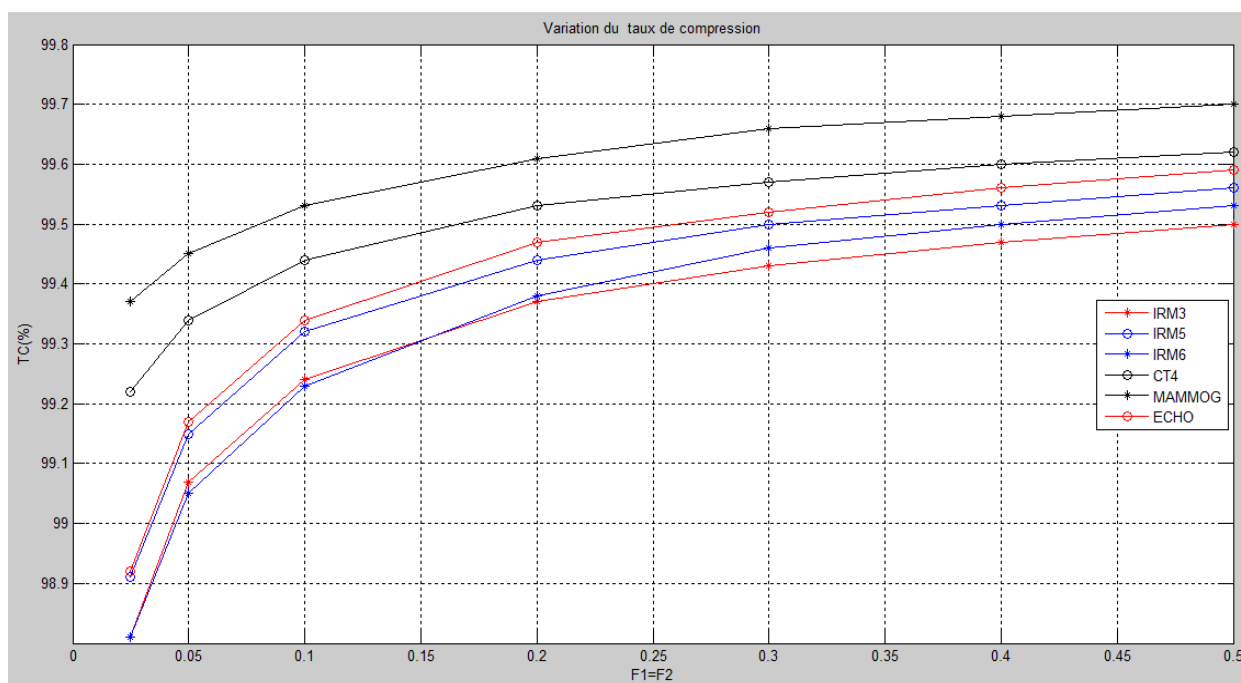
(e)



(f)



(g)



(h)

Figure III.6 : Présentation des paramètres e) variation de PSNR (db). f) variation de MSSIM. g) variation du temps de compression(s). h) variation du taux de compression(%) en graphe pour l'ondelette bior4.4

D'après les résultats du tableau (III.1) nous constatons que a $F1=F2=0.025$ jusqu'au 0.1 nous obtenons de très bonne qualité d'image compressée et un bon taux de compression (99.49% pour l'ondelette **bior6.8** et 99.53 % pour l'ondelette **bior4.4**) avec un temps de compression qui ne dépasse pas 13.13 s (bior6.8) et 13.22 s (bior4.4). Et a $F1=F2=0.2$ jusqu'au 0.5 nous obtenons une bonne qualité d'image compressée et un bon taux de compression 99.68 % (bior6.8) et 99.7% (bior4.4) avec un temps de compression qui ne dépasse pas 6.48 s (bior6.8) et 7.31 s (bior4.4).

En résultants, Avec l'ensemble des images médicales aux 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.

Nous remarquons d'après les figures (III.5) que l'algorithme proposé est mieux adapté à la compression des images médicales IRM et CT, Nous constatons aussi que quand la taille de l'image augmente, nous obtenons de meilleurs résultats, grâce à 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. Les principales propriétés de choix d'ondelette [05]:

Comme nous l'avons mentionné dans le chapitre 2, nous allons revenir sur le protocole de choix de notre ondelettes et des principales propriétés que nous somme besoin de 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. **l'orthogonalité** : les fonctions de base W sont orthogonales.
3. **la phase linéaire** : les fonctions d'ondelette mère sont symétriques ou antisymétriques.
4. **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. La propriété de phase linéaire évite les distorsions de phase très désagréables visuellement.

III.2.1.4. Les caractéristiques de l'ondelette bior4.4 :

- Ondelette biorthogonale.
- Symétrique.
- A support compacte.
- Reconstruction parfaite possible avec les filtres FIR.
- N_r (analyse)=4, e (reconstruction)=4, largeur $2N_r+1$ pour la reconstruction $2e+1$ pour la décomposition longueur max ($2N_r$, 2^e) des filtres +2.

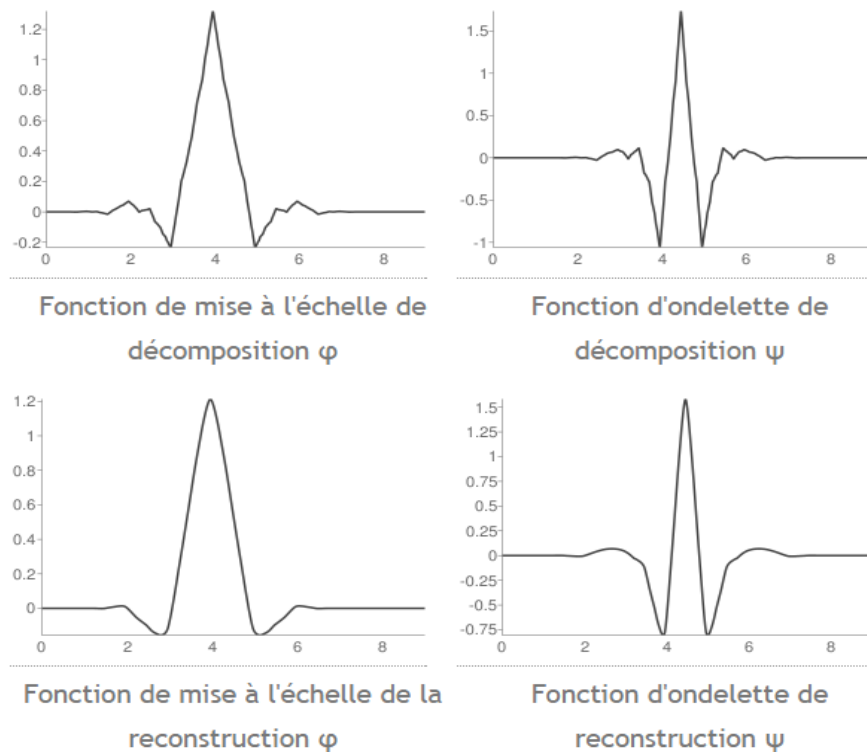


Figure III.7 : les filtres de décomposition de l'ondelette bior4.4

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

Nous allons maintenant dans cette partie tester l'algorithme basée sur la transformée d'ondelette couplée avec la transformée de Walsh couplée avec le codeur arithmétique sur les images couleur. L'image originale couleur est convertit de l'espace RGB a l'espace YCrCb, et nous appliquons notre algorithme sur chaque layer de l'espace YCrCb indépendamment comme il est illustré dans la figure ci –dessus.

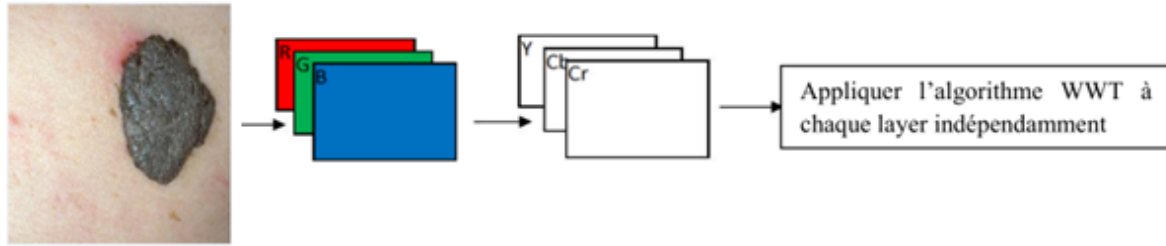


Figure III.8 : algorithme de la compression d'image médicale
couleur par WWT

III.2.2.1. Définition d'un espace couleur :

Un **espace de couleur** ou **espace colorimétrique** est une représentation des couleurs dans un système de synthèse des couleurs. Compte tenu de la trivariance de la vision humaine, ces nombres se présentent généralement sous la forme de triplets. Chaque couleur de lumière peut donc être caractérisée par un point dans un espace à trois dimensions.

III.2.2.1.1. Le codage RGB :

Le codage 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 (de longueur d'onde égale à 700,0 nm),
- vert (de longueur d'onde égale à 546,1 nm),
- bleu (de longueur d'onde égale à 435,8 nm).

Cet espace de couleur correspond à la façon dont les couleurs sont généralement codées informatiquement, ou plus exactement à la manière dont les tubes cathodiques des écrans d'ordinateurs représentent les couleurs.

Ainsi, le modèle RGB propose de coder sur un octet chaque composante de couleur, ce qui correspond à 256 intensités de rouge (2^8), 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'oeil 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, l'espace RGB est un espace de couleur additif c-à-d., ses trois couleurs primaires se combinent d'une manière additive pour produire toutes les couleurs.

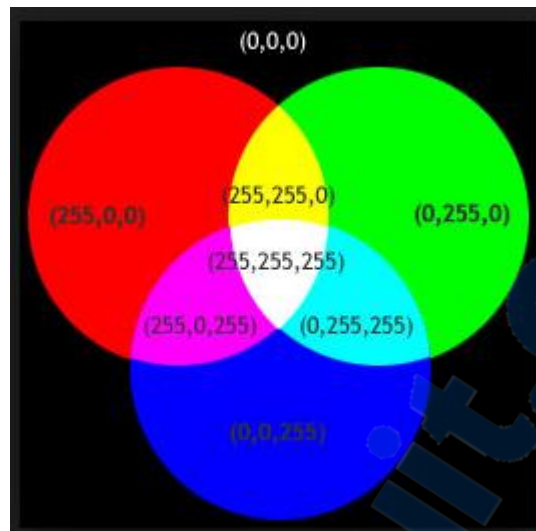


Figure III.9 : composition additive des couleurs

III.2.2.1.2. Le codage YCrCb :

1. Définition :

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

L'espace de couleur choisi reste celui le plus classique en codage avec pertes, à savoir Y : Cr : Cb. Ce choix d'espace de représentation pour le codage des images couleur est motivé par la 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).

Il est largement appliqué dans la vidéo et la compression d'images telles que MPEG et JPEG.

2. Transformation :

Transformation RGB YCrCb :

$$Y = 0.299 R + 0.587 G + 0.114 B \quad \text{III.1}$$

$$Cb = -0.1687 R + 0.3313 G + 0.5B \quad \text{III.2}$$

$$Cr = 0.5 R - 0.4187 G - 0.0813 \quad \text{III.3}$$

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, ce qui concorde avec la définition du modèle.

La conversion inverse est donnée par :

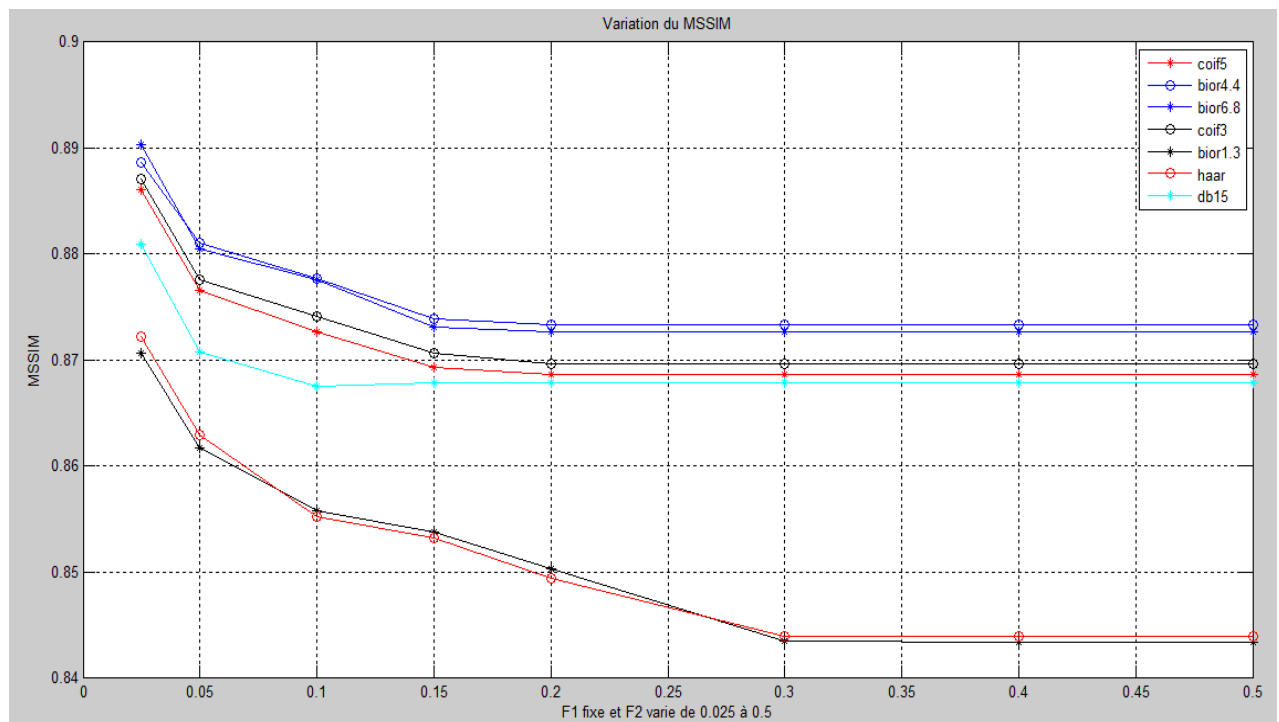
$$R = Y + 1.402 Cr \quad \text{III.4}$$

$$G = Y - 0.34414 Cb - 0.71414 Cr \quad \text{III.5}$$

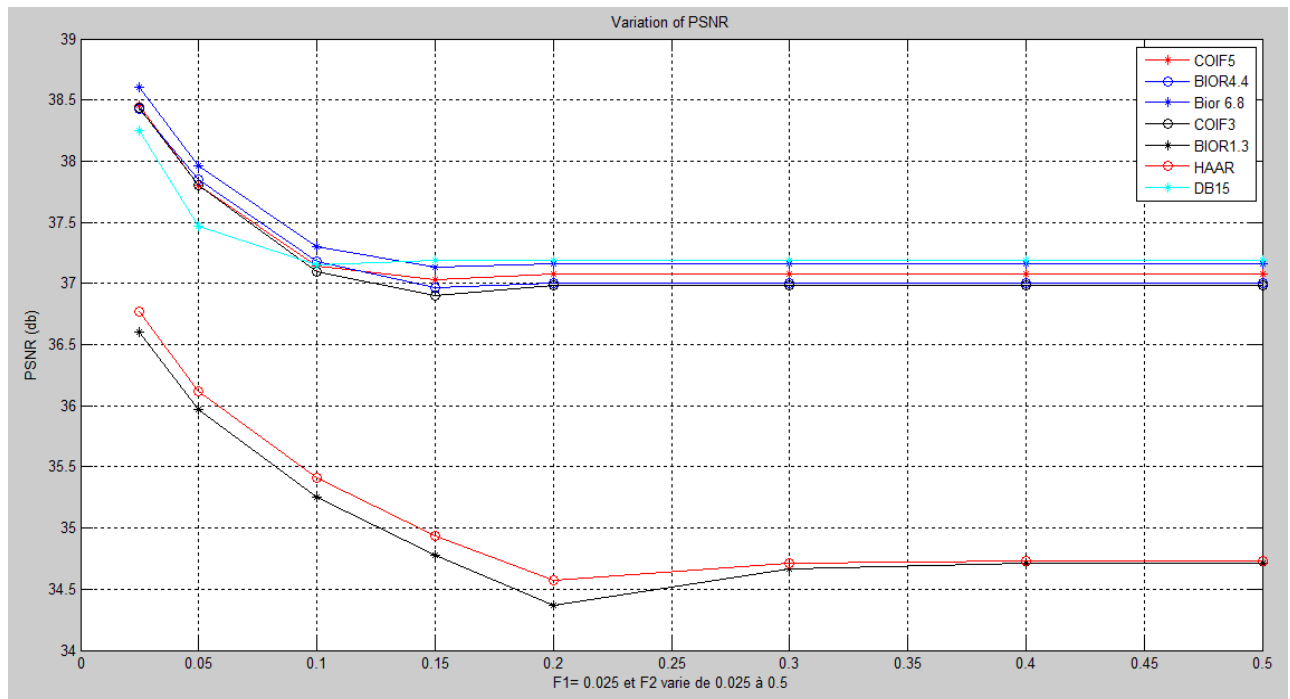
$$B = Y + 1.772 Cb \quad \text{III.6}$$

III.2.2.2. Compression d'image médicale couleur :

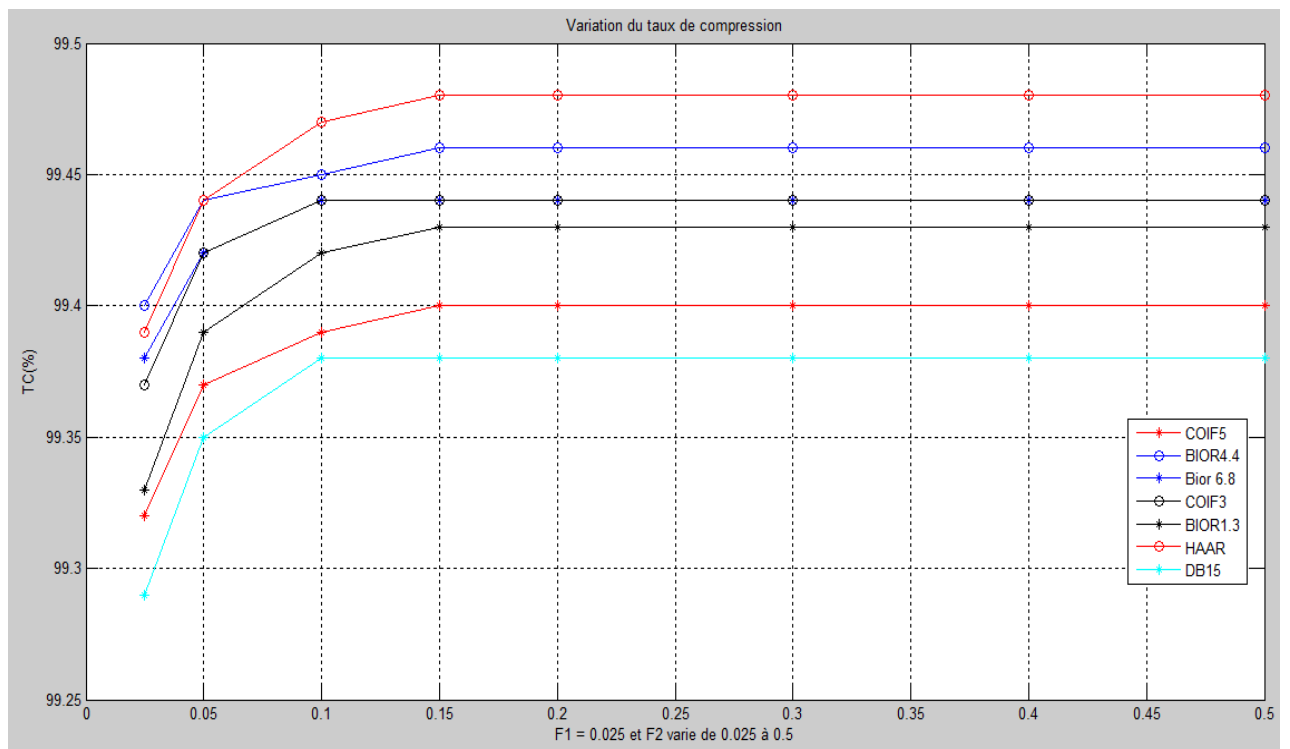
Dans notre application ; Afin de montr   l'efficacit   de cet algorithme et pour obtenir de bonne qualit  s d'image m  dicale compress  e et une bonne compression ; en calculant les param  tres d'  valuation PSNR (db) ; MSSIM, Tc(sec) et le taux de compression TC(%) , nous effectuons 3 applications sur l'image teste 'image r  tinienne couleur' de taille 1048.63ko, pour diff  rentes valeurs vari  es de Facteur 1 et Facteur 2 ; dont nous appliquons la transform  e en ondelette coupl  e avec la transform  e de Walsh suivi d'un codeur arithm  tique. Les r  sultats sont pr  sent  s dans les figures III.11, III.12, III.13.



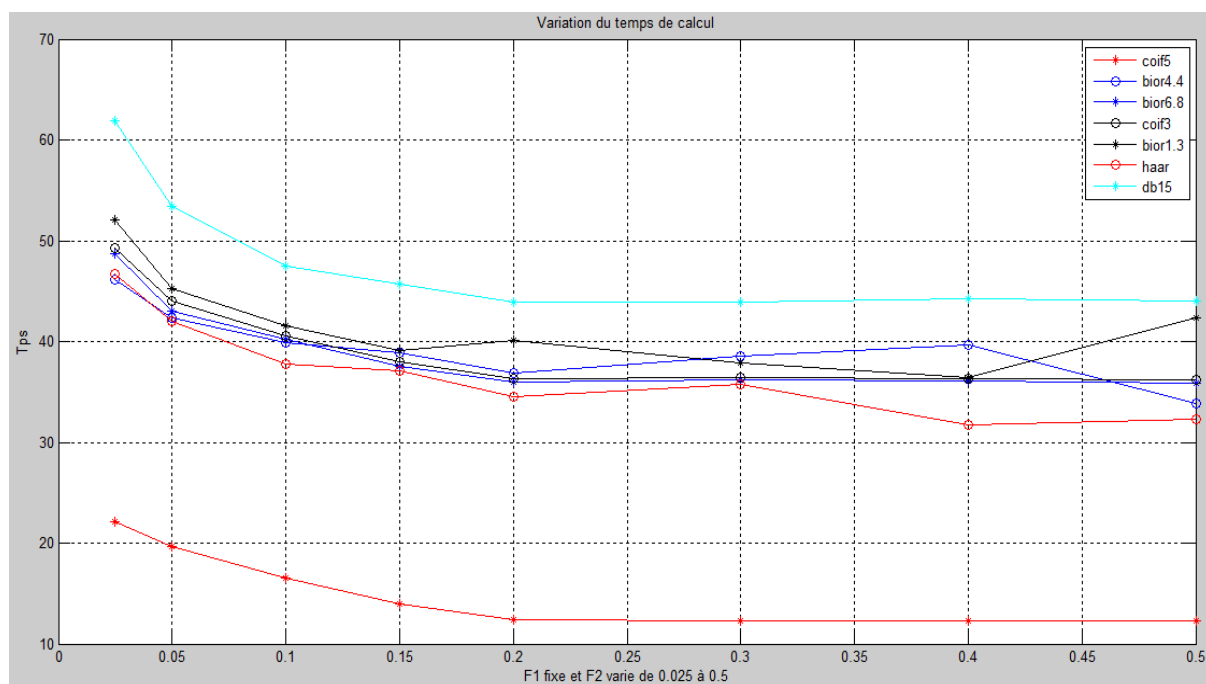
(a)



(b)

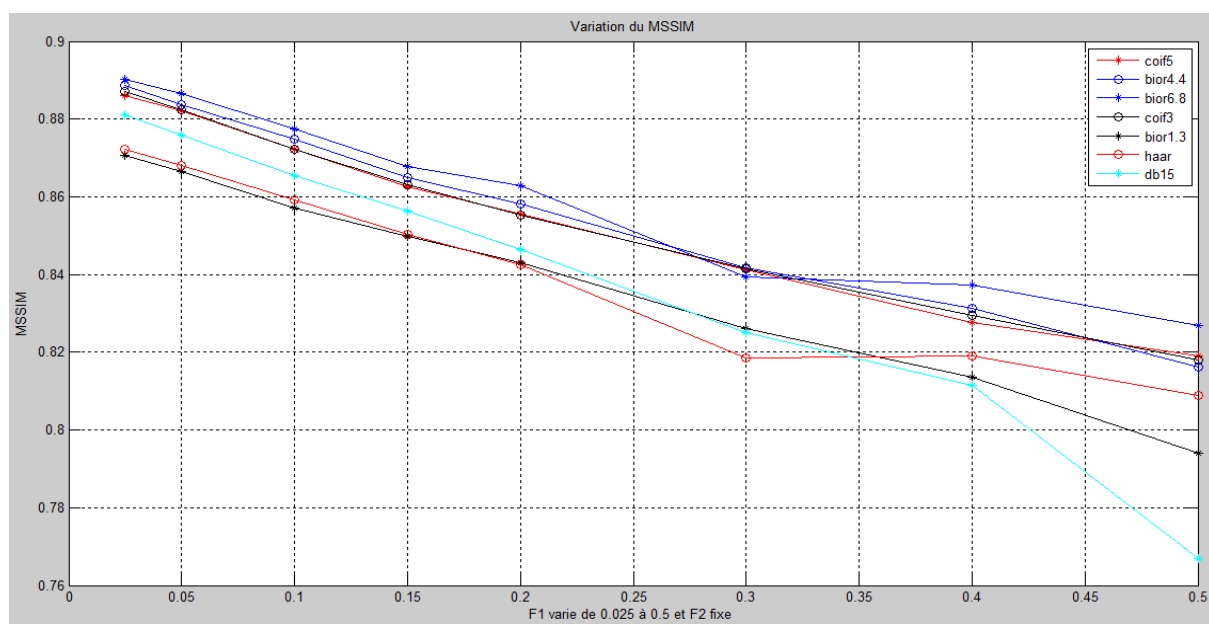


(c)

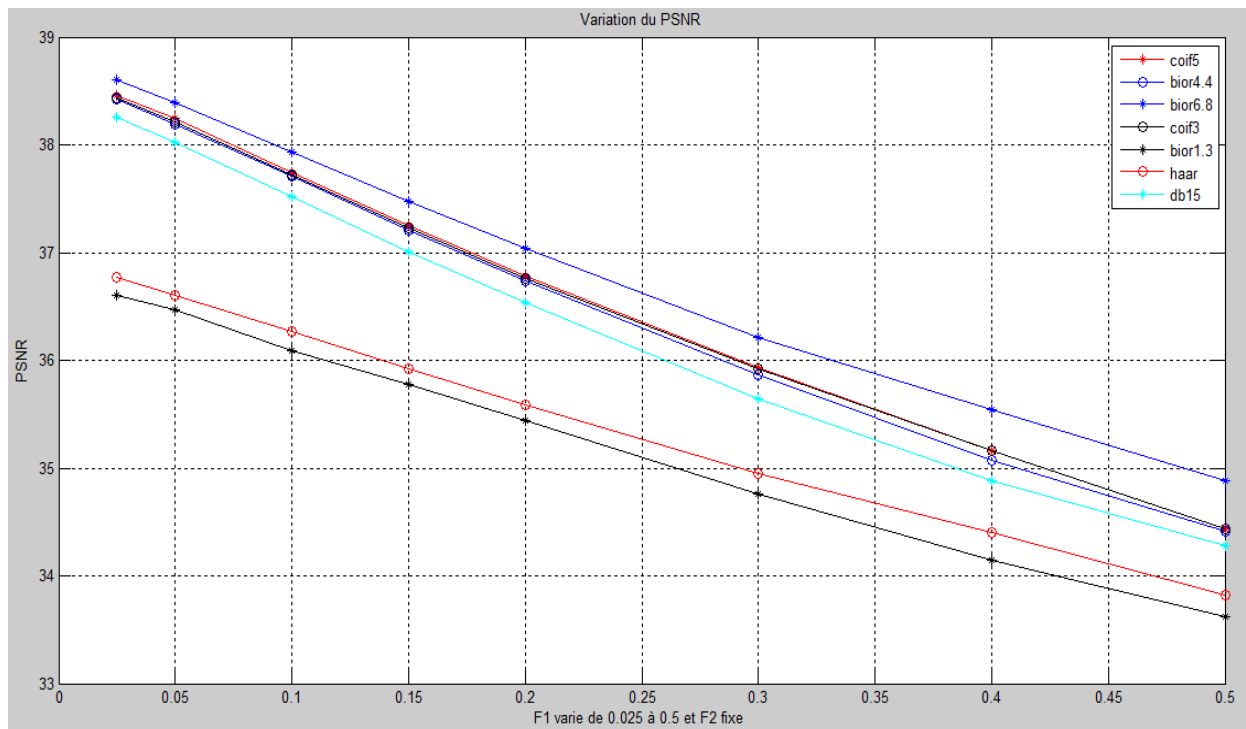


(d)

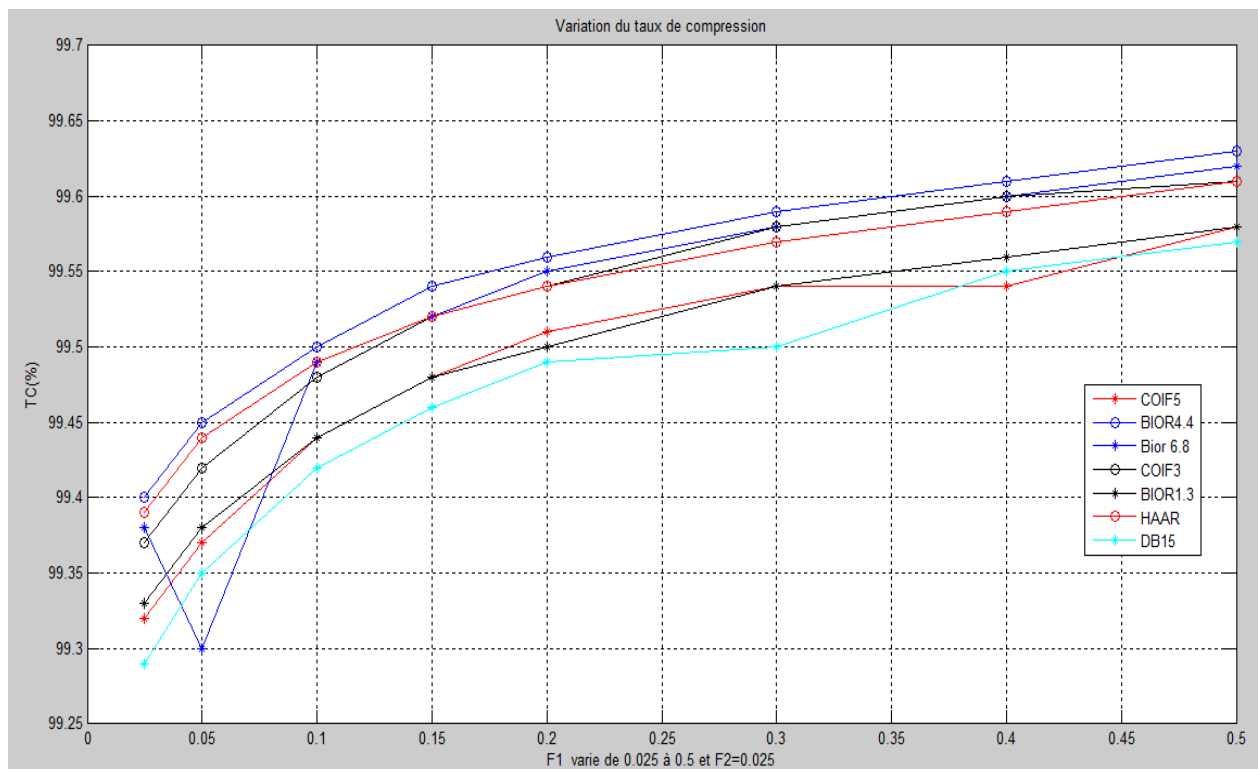
Figure. III.10 – Variation des paramètres d'évaluation pour différents types d'ondelettes avec $F1=0.025$ et $F2$ allant de 0.025 jusqu'à 0.5 : a) variation de MSSIM. b) variation de PSNR (db). c) variation du taux de compression TC(%). d) variation du temps de calcul (s).



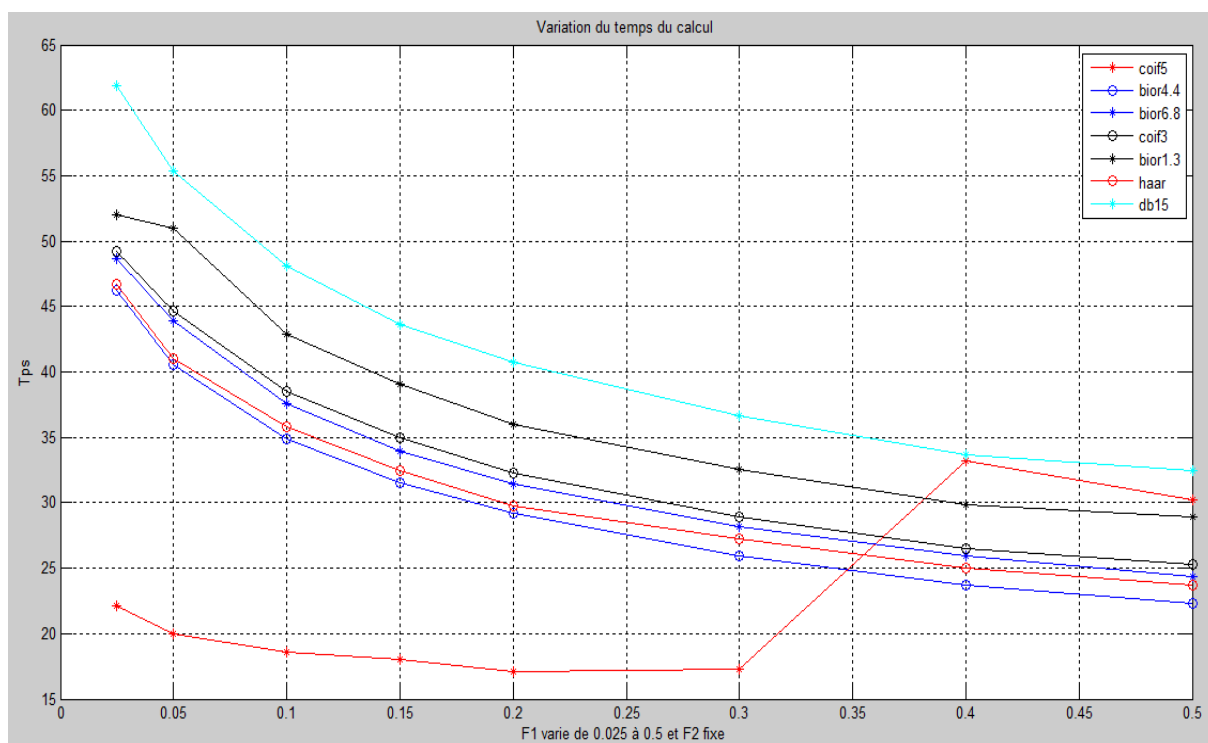
(e)



(f)

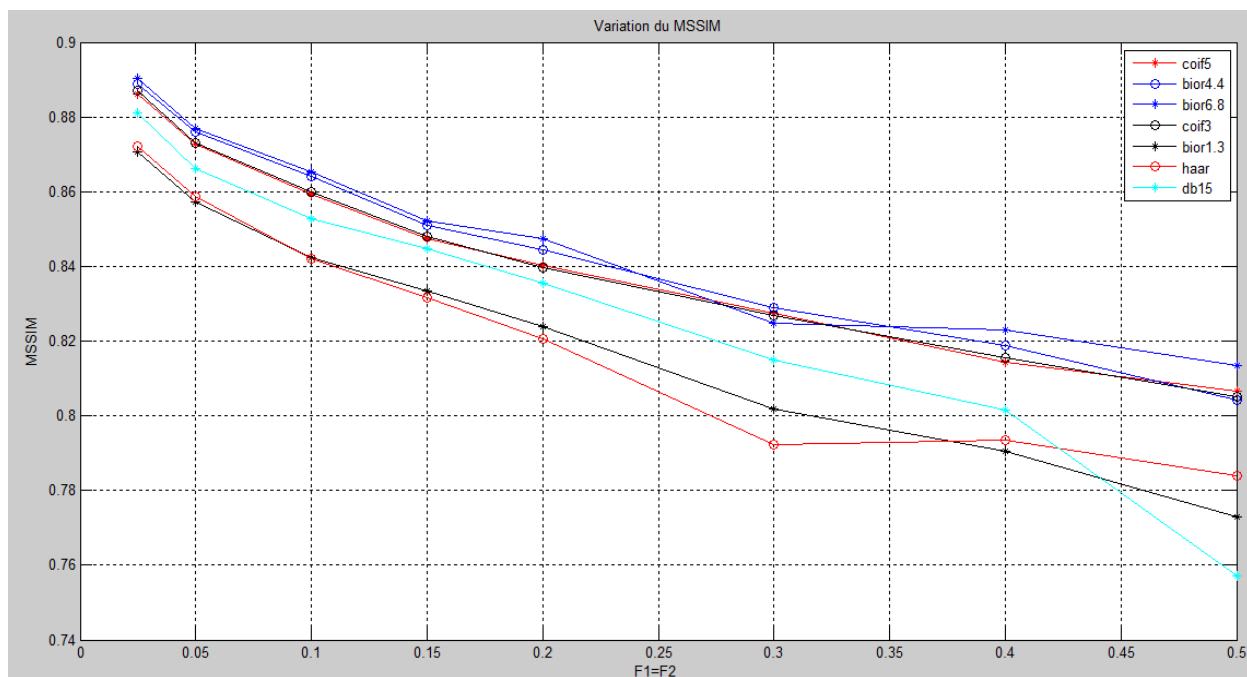


(g)

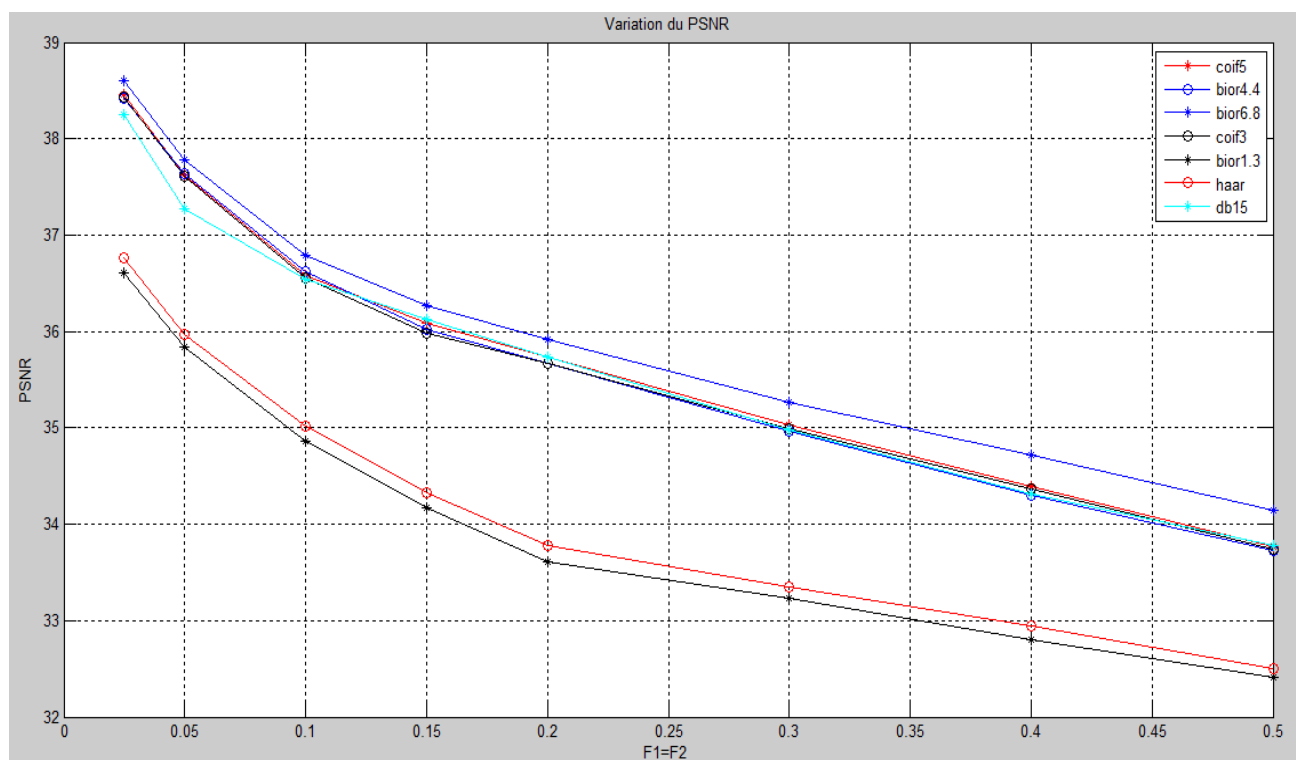


(h)

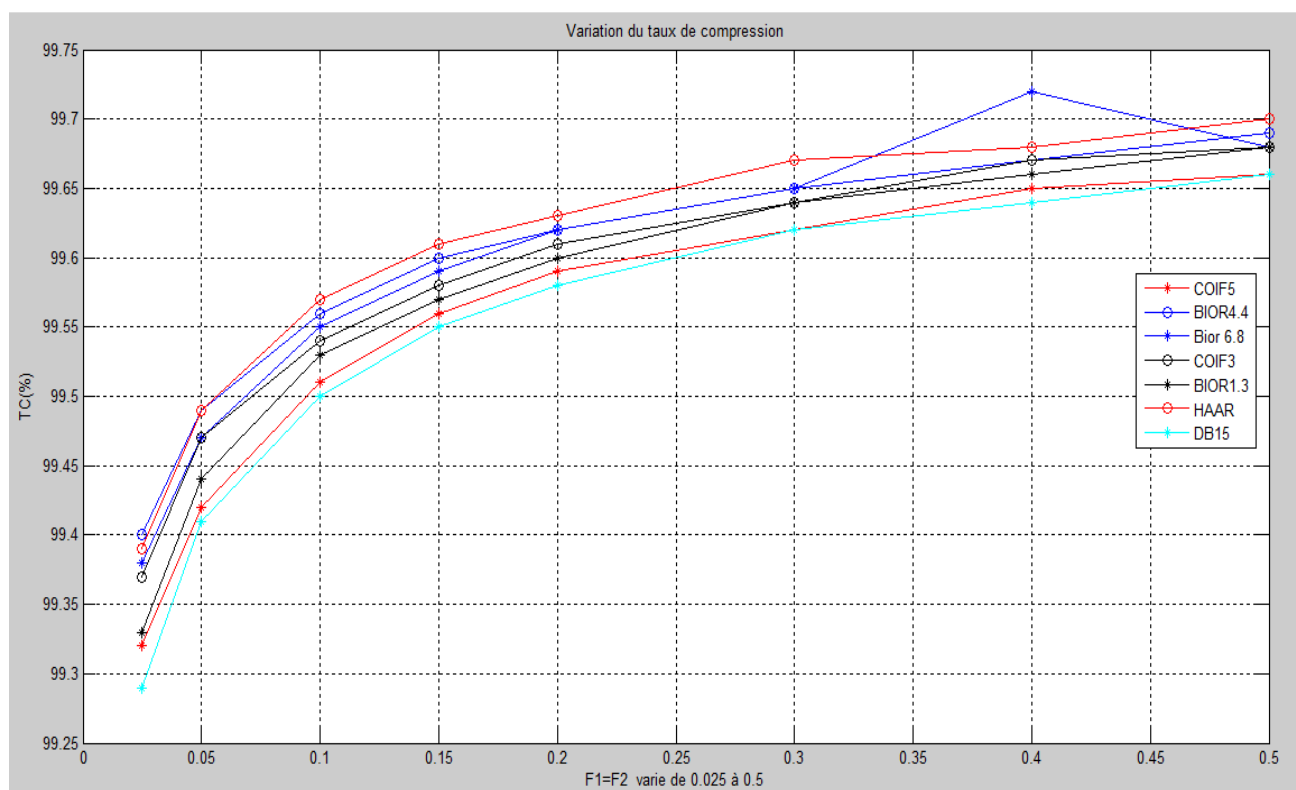
Figure. III.11 – Variation des paramètres d'évaluation pour différents types d'ondelettes avec $F1$ allant de 0.025 jusqu'à 0.5 et $F2=0.025$: e) variation du MSSIM. f) variation de PSNR (db). g) variation du Taux de compression TC(%). h) variation du temps de compression (s).



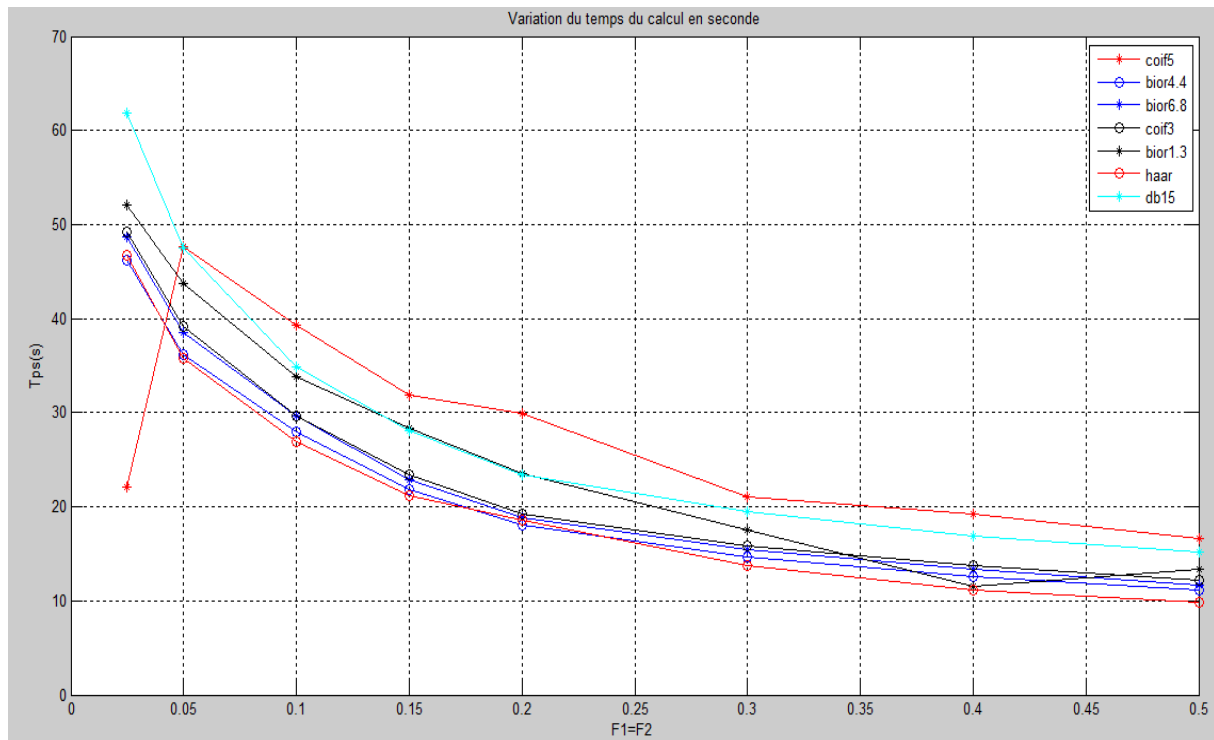
(k)



(l)



(m)



(n)

Figure. III.12 – Variation des paramètres d'évaluation pour différents types d'ondelettes avec $F1=F2$ allant de 0.025 jusqu'à 0.5 : k) variation du MSSIM. l) variation de PSNR (db). m) Taux de compression TC(%). n) variation du temps de compression (s).

D'après ces graphes; nous constatons des meilleurs résultats dans le cas où les deux facteurs sont égaux, cette algorithme donne des résultats satisfaisantes avec les ondelettes (coif5, bior4.4, bior6.8) par rapport aux autres ondelettes testées.

Nous allons généralisée notre algorithme avec l'ondelette bior4.4, cette dernière a déjà montré son efficacité sur la base d'images médicales au niveau de gris.

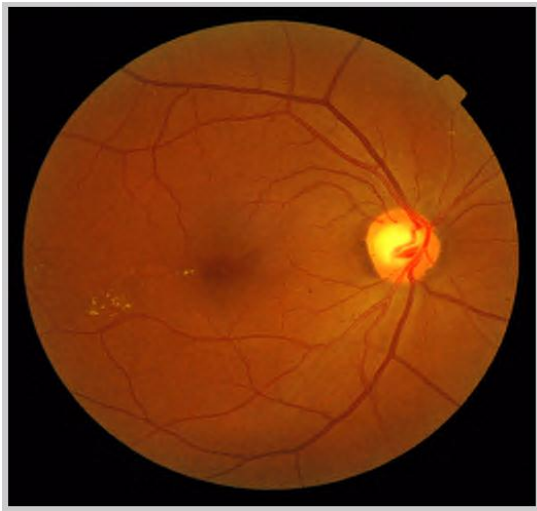
Nous illustre les résultats obtenus pour différentes valeurs de facteur dont nous observons une qualité d'image acceptable.

Tableau III.2- Variation des paramètres d'évaluations (MSSIM, PSNR (db), TC (%), Tps(s) en fonction Des facteurs $F1=F2$ qui varie de 0.025 à 0.5

F1=F2	0.025	0.05	0.1	0.15	0.2	0.3	0.4	0.5
MSSIM	0.88869	0.87607	0.86412	0.85102	0.84431	0.82886	0.81872	0.80409
PSNR(db)	38.4258	37.6407	36.6181	36.0182	35.6677	34.9636	34.2970	33.7252
TC(%)	99.4	99.49	99.56	99.6	99.62	99.65	99.67	99.69
TPS(s)	46.2	36.18	27.94	21.82	18.05	14.69	12.61	11.11

D'après les résultats du tableau **III.2**, nous constatons que l'algorithme proposée donne des résultats satisfaisantes lorsque $F1=F2=0.025$, nous obtenons une bonne qualité d'image compressée et un bon Taux de compression ($TC= 99.37\%$) avec un temps de compression qui ne dépasse pas 46.2s.

Nous testons ces meilleurs facteurs avec l'image rétinienne 'rétine' de taille 1M ($512*512*3$), les résultats sont dans la figure **III.13**



$F1=F2=0.025$; $MSSIM=0,088869$,

$PSNR=38.43$, $TC=99.4\%$, $Tps=46.2s$



$F1=F2=0.05$; $MSSIM= 0.87607$,

$PSNR= 37.6407$, $TC= 99.49\%$, $Tps=36.18$

Figure III.13- Compression d'images médicales rétinographie
couleur par la méthode WWT

Nous allons maintenant généraliser notre algorithme sur les 3 images couleurs bénigne, mélanome et frottis sanguine. La Figure III.14 nous illustre les résultats obtenus pour les meilleurs valeurs des facteurs de quantification égaux ($F1=F2=0.025$). En calculant les paramètres d'évaluation cités précédemment, nous constatons que notre algorithme donne une qualité d'image acceptable et meilleurs avec un taux de compression supérieur élevé et un temps de calcul réduit.



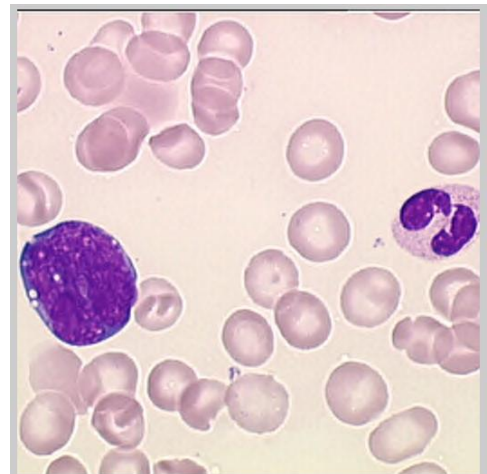
MSSIM= 0.92322, PSNR= 37.4338db,

Tps=12.39s, TC=99.42%.



MSSIM= 0.92744, PSNR= 36.2078db,

Tps=15.17s, TC=99.36%.



MSSIM= 0.95322, PSNR= 35.3067db,

Tps=17.03s, TC=99.32%

Figure III.14 : Compression des différentes images médicales
couleurs par la méthode WWT.

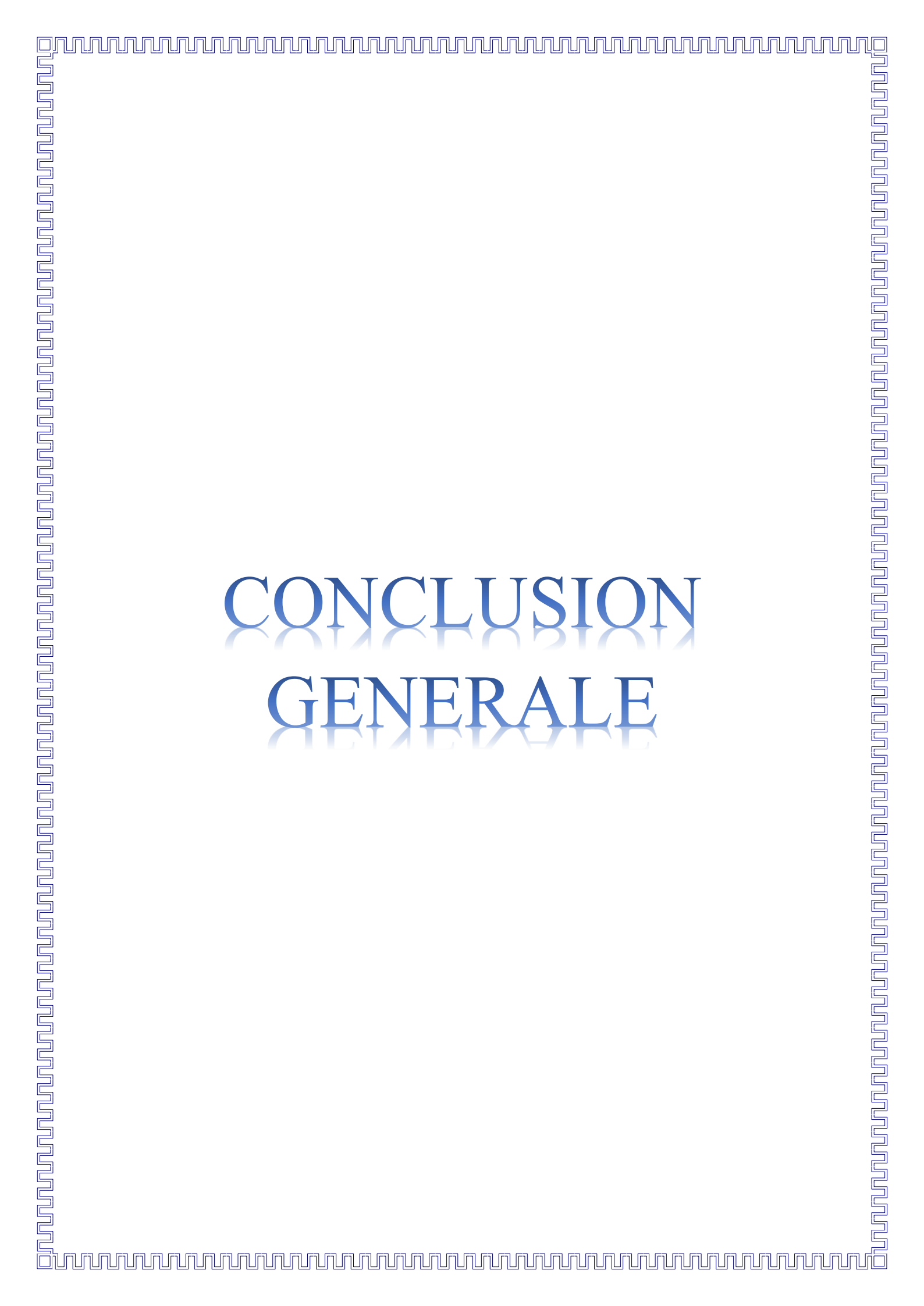
III.3. Conclusion :

Ce chapitre a été consacré à l'évaluation de la qualité associée à la compression d'image. L'application de compression d'images par ondelettes couplée avec la transformée de Walsh sur une base de données constituée des images aux niveaux de gris et des images couleur.

Nous avons interprété nos résultats à l'aide des paramètres d'évaluations de qualité basé sur le système visuel humain (PSNR, MSSIM) ainsi que le taux de compression et le temps de calculs.

Le résultats de cet algorithme (WWT) prouve son efficacité, Nous avons pu montrer que la compression hybride est mieux adapté à la compression d'images médicales au niveaux de gris avec un taux de compression élevé et un temps de calcul très réduit.

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

A decorative border made of a repeating geometric pattern, resembling a stylized Greek key or meander, surrounds the entire page. The pattern is light blue and forms a rectangular frame.

CONCLUSION GENERALE

Conclusion Générale

L'imagerie médicale permet une investigation de plus en plus fine des organes humains. La contrepartie réside dans une masse de données générée chaque jour dans un service de radiologie considérable. La nécessité de compresser les images apparaît donc aujourd'hui incontournable pour remplir les fonctionnalités d'archivage et de transmission rapide.

Les techniques de compression avec perte assurent généralement des taux de compression relativement élevé mais avec un certain degré de dégradation. Les objectifs des nouvelles techniques des nouvelles techniques de compression est donc de réduire plus et d'altérer le moins possibles.

Le but de notre mémoire est d'aboutir à une compression de données d'images tout en gardant la qualité essentielle de l'image originale, c'est-à-dire, avoir un bon compromis entre PSNR et taux de compression. 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 qualités 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 préservant leurs propriétés originales. Ces résultats dépendent du type de l'ondelette, de l'algorithme et du type de codage entropiques 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 techniques, réside dans l'extension a deux dimensions 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 WWT donne des résultats satisfaisants et encourageants en terme de taux de compression qui dépassent 98%, temps de calcule très réduit, et une bonne qualité de l'image compressée.

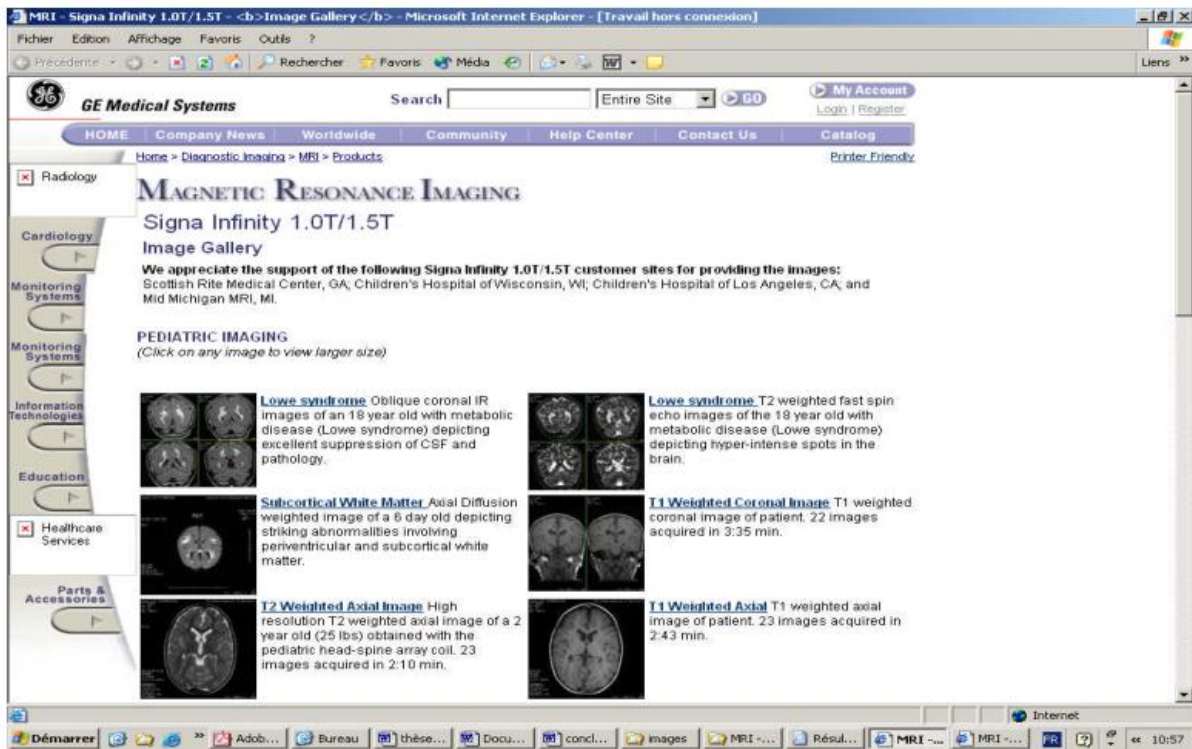
Pour conclure, ce mémoire a fait la lumière sur un sujet très peu étudié à notre connaissance : la compression avec pertes des images médicales. Ce travail a montré que sous certaines conditions, la compression avec pertes des images médicales volumiques était possible, offrant ainsi des gains de compression 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. Comme perspective, Il est souhaitable que cette étude soit exploitée aux images médicales en 3D et de la vidéo.

ANNEXES

ANNEXES

1. BASE DE DONNEES UTILISEE :

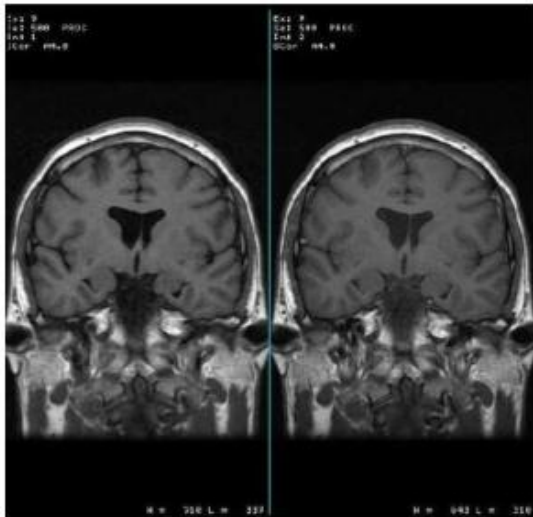
1.1. Images médicales en niveau de gris :



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



IRM3

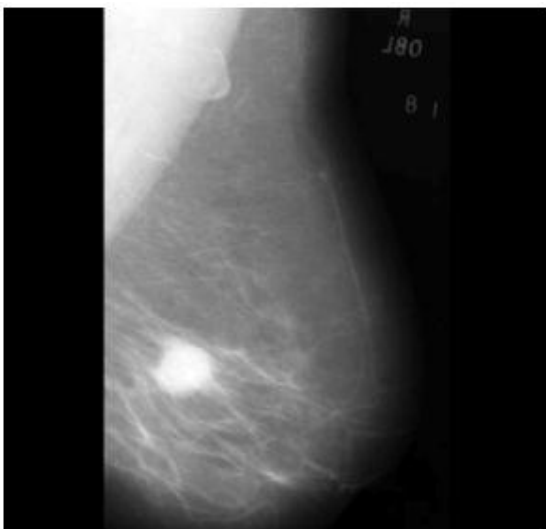
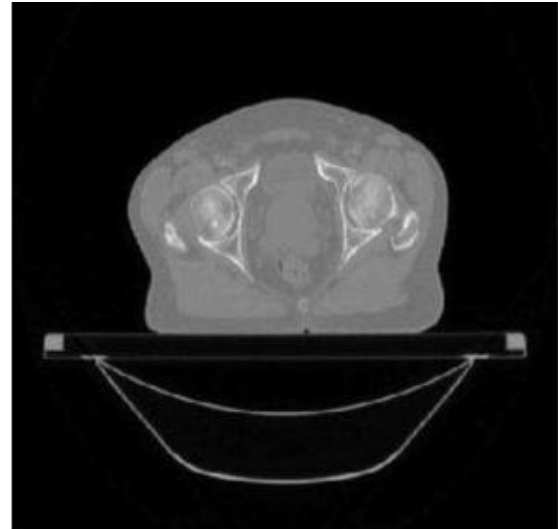


IRM5



IRM6

ECHO



Mam

CT4

Figure2.1. Les images test au niveau de gris

1.2. images médicales couleurs :



Image couleur

Rétinographie : 1048.63Ko



Image Benign : 786.432Ko



Image mélanome: 42.754Ko

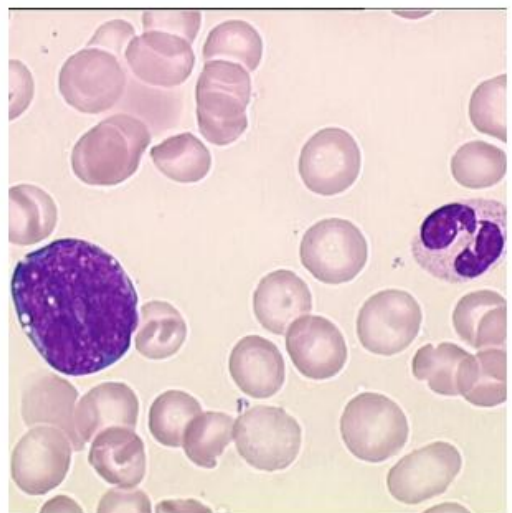
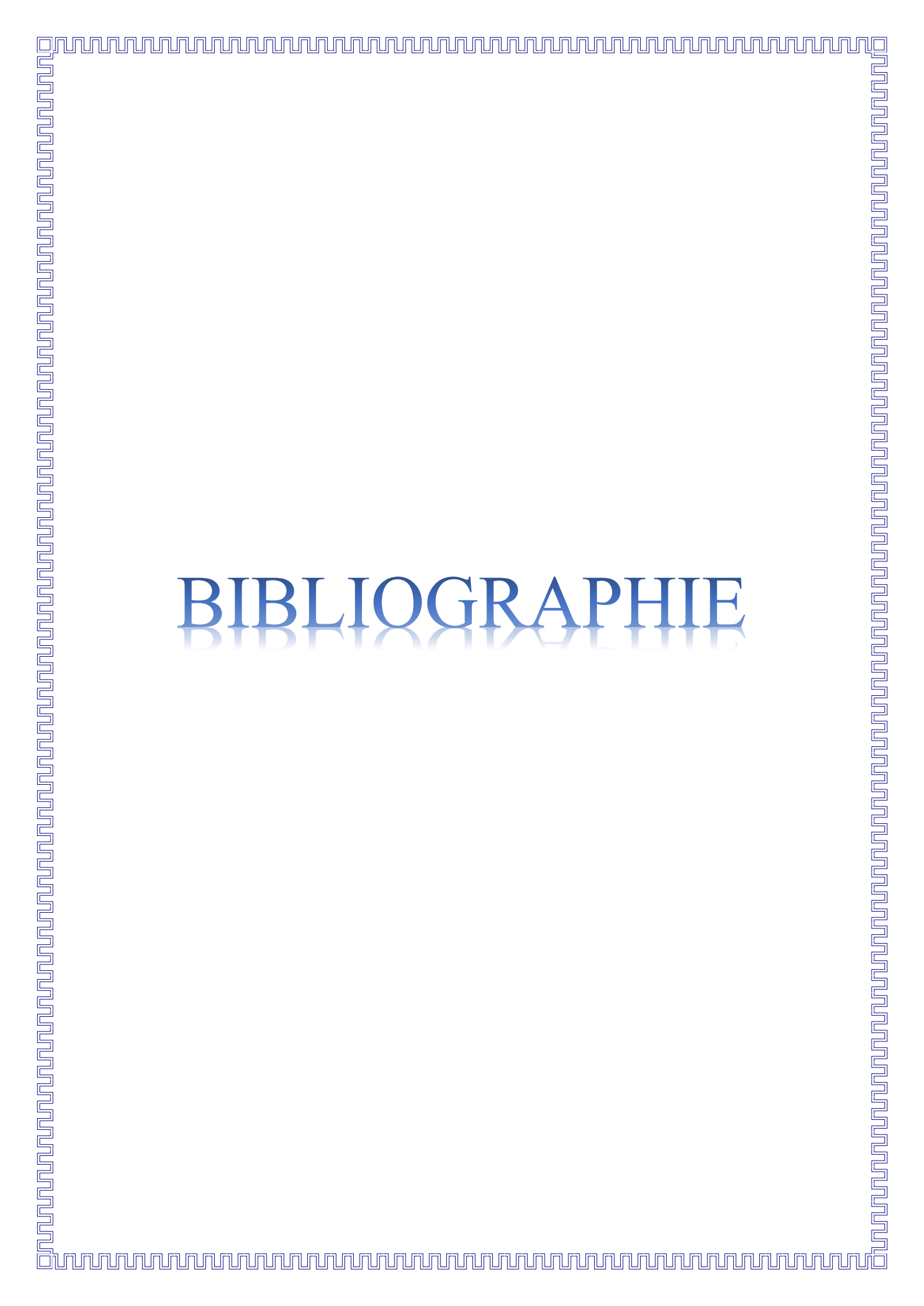


Image frottis sanguin: 58.069Ko

Les images médicales couleur de taille 512 x 512



BIBLIOGRAPHIE

- [1]. Jackson Francomme, Gilles Mercier, Sabri Chebira, ***Evaluation d'une application de transmission d'images médicales avec un réseau Sans Fil***, Université de Créteil (France), 2005.
- [2]. Yann-Gaudeau'' ***Contributions en compression d'images médicales 3D et d'images Naturelles 2D***'', thèse de doctorat à l'Université Henri Poincaré, Nancy 1, 2006.
- [3]. P.MATHIEU, MBARLAUD , M.ANTONINI '' ***Compression d'image par Transformée en ondelette et quantification vectorielle***'', Article Traitement de signal volume 7, n2_ 1990.
- [4]. Emmanuel SZPIEGA, '' ***Compression contour-texture des images médicales***'', Stage de MASTER2 Signaux et Images en Biologie et Médecine, France, 2007
- [5]. ZITOUNI Athmane, '' ***Ondelettes et techniques de compression d'image numérique***'', Thèse de Doctorat à l'université MOHAMED KHIDER BISKRA, 2013.
- [6]. BOUCHEMHA AMEL, '' ***Etude et application des transformées géométrique a la Compression des images hautes resolutions et a la biométrie***'', thèse de doctorat Université Badji Mokhtar Annaba, 2016.
- [7]. Leila Makkaoui, '' ***Compression d'images dans les réseaux de capteurs sans fil***'', Thèse de Doctorat à l'université Lorraine, 2012.
- [8]. Sylvain Argentieri, '' ***Introduction à la compression des images***'',
sylvain.argentieri@upmc.fr
- [9]. Chapitre 06'' ***Notions sur la compression des images***'', 25 mars 2000.
- [10]. Lingrand Diane, '' ***Cours de traitement d'image***'', Laboratoire d'informatique, Signaux Et systèmes, De Sophia Antipolis, 2004 France.
- [11]. BOUKLIHACENE ISMAIL, '' ***COMPRESSION D'IMAGES MEDICALES PAR ONDELETTES DE SECONDE GENERATION***'', Thèse à Doctorat de l'université ABOU BEKR BELKAID, Tlemcen, 2014.
- [12]. Kadri oussama, '' ***Compression d'images fixes par Ondelettes géométriques par utilisation des Curvelets et différents types d'interpolation dans la quantification scalaire***'', Mémoire de Magister en Electronique à Université Mohamed Khider –

- Biskra, 2014.
- [13]. Asadollah Shahbahrami, Ramin Bahrapour, MobinS abbaghi Rostami, Mostafa Ayoubi Mobarhan, "***Evaluation of Huffman and Arithmetic Algorithms for Multimedia Compression Standards***", International Journal of Computer Science, Engineering and Applications (IJCSEA) Vol.1, No.4, August 2011.
- [14]. DAVID A. HUFFMAN, "***A Method for the Construction of Minimum-Redundancy Codes***", PROCEEDINGS OF THE I.R.E, Septembre 1952 Volume: 40, Issue: 9, Sept. 1952.
- [15]. David renaud, "***Compression des données sans perte***", Département d'informatique Cégep de saint-Foy, 2006 Cours : Nouvelles technologies 420-620-SF.
- [16]. IAN H. WILLIEN, RADFORD M. NEAL, and JOHN G. CLEARY, "***ARITHMETIC CODING FOR DATA COMPRESSION***", Edgar H. Sibley Panel Editor, June 1987.
- [17]. Alexandru Isar Andrei Cubițchi Miranda Naforniță, "***Algorithmes et techniques de Compression***", Editura ORIZONTURI POLITEHNICE, 2002
- [18]. Cherif Mahdi, "***Application de la transformation de Radon discrète pour la Compression d'images MSG***", Mémoire de Magister en Electronique à Université de MOULOUD MAMMERI, Tizi-Ouzou, 2015.
- [19]. BELADGHAM Mohammed, "***CONSTRUCTION D'UNE TECHNIQUE D'AIDE AU DIAGNOSTIC EN IMAGERIE MEDICALE. APPLICATION A LA COMPRESSION D'IMAGES***", Thèse à Doctorat de l'université ABOU BEKR BELKAID, Tlemcen, 2012.
- [20]. Jean-Marie Moureaux, "***Quantification vectorielle algébrique : un outil performant pour la compression et le tatouage d'images fixes***", Université Henri Poincaré, Nancy 1, 2007.
- [21]. Catherine LAMBERT-NEBOUT, Christophe LATRY, Gilles MOURY, "***La compression embarquée d'images pour les systèmes optiques d'observation spatiale***", CNES TOULOUSE.
- [22]. 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.

- [23]. Preeti V. Joshi 1, C. D. Rawat, “ ***HYBRID COMPRESSION FOR MEDICAL IMAGES USING SPIHT***” ; INTERNATIONAL JOURNAL OF CURRENT ENGINEERING AND SCIENTIFIC RESEARCH (IJCESR). 2016
- [24]. OUAFI Abdelkrim, ” ***Compression d’images avec pertes par codages imbriqués, Proposition d’une optimisation de l’algorithme EZW***”, Thèse de Doctorat de UNIVERSITE MOHAMED KHIDER BISKRA, 2009.
- [25]. Jonathan Taquet, ” ***Techniques avancées pour la compression d’images médicales***”, Thèse à Doctorat de l’université DE RENNES 1, 15 Décembre 2011.
- [26]. Vivien Chappelier, “ ***Codage progressif d’images par ondelettes orientées***”, Thèse à Doctorat de l’université DE RENNES 1, 15 Décembre 2005.
- [27]. Francomme, Mercier, Chebira, “ ***Evaluation d’une application de transmission d’images médicales avec un réseau sans fil***”, SETIT 2005 3rd International Conference: Sciences of Electronic, Technologies of Information and Telecommunications March 27-31, 2005 – TUNISIA
- [28]. Zhou Wang, Member, IEEE, Alan C. Bovik, Fellow, IEEE ,Hamid R. Sheikh, Student Member, IEEE, and Eero P. Simoncelli, Senior Member, IEEE, “ ***Image Quality Assessment: From Error Visibility to Structural Similarity***”, IEEE TRANSACTIONS ON IMAGE PROCESSING, VOL. 13, NO. 4, APRIL 2004.
- [29]. K. Vidhya, N. Sathya and B. Subhashini, “ ***Compression of medical images with edge Preservation***”, Journal of Chemical and Pharmaceutical Research, 2015, 7(5):1264-1267.
- [30]. AHMED SEGHIR Zianou, “ ***Evaluation de la qualité d’image***”, Thèse de Doctorat de l’université de Mentouri – Constantine, 2012.
- [31]. Amit S. Tajne et Prof. Pravin S. Kulkarni P, “ ***MEDICAL IMAGES COMPRESSION USING HYBRID TECHNIQUE***”, International Journal of Scientific Engineering and Applied Science (IJSEAS) - Volume-1, Issue-3, Juin 2015.
- [32]. Preeti V. Joshi, C. D. Rawat, ” ***HYBRID COMPRESSION FOR MEDICAL IMAGES USING SPIHT***”, INTERNATIONAL JOURNAL OF CURRENT ENGINEERING AND SCIENTIFIC RESEARCH (IJCESR), 2016 ISSN (PRINT): 2393-8374, (ONLINE): 2394-0697, VOLUME-3, ISSUE-7, 2016.
- [33]. VASANTHI KUMARI P et K THANUSHKODI, “ ***IMAGE COMPRESSION***

- USING WAVELET TRANSFORM AND GRAPH CUT ALGORITHM''**, Journal of Theoretical and Applied Information Technology, 31 juillet 2013. Vol. 53 No.3.
- [34]. Seyun Kim, Nam Ik Cho, Senior Member, IEEE, ' Hierarchical Prediction and Context Adaptive Coding for Lossless Color Image Compression,' IEEE TRANSACTIONS ON IMAGE PROCESSING, VOL. 23, NO. 1, JANUARY 2014
- [35]. Thaneshwar Kumar et Dr. Ramesh Kumar, '' **Medical Image Compression Using Hybrid Techniques of DWT, DCT and Huffman Coding''**, INTERNATIONAL JOURNAL OF INNOVATIVE RESEARCH IN ELECTRICAL, ELECTRONICS, INSTRUMENTATION AND CONTROL ENGINEERING, 2015.Volume :4 ,issues :10
- [36]. M. Shaaban Ibraheem, S. Zahid Ahmed, Khalil Hachicha, Sylvain Hochberg et Patrick Garda ; '' **Medical images compression with clinical diagnostic quality using logarithmic DWT''**, IEEE Xplore, 27 Feb. 2016 Vol9(36).
- [37]. Rime Raj Singh Tomar et Kapil Jain, '' **Lossless Image Compression Using Differential Pulse Code Modulation and Its Application''**, International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition, Vol.9, No.1 (2016),pp.197 202
- [38]. **Preeti V. Joshi, C. D. Rawat, '' HYBRID COMPRESSION FOR MEDICAL IMAGES USING SPIHT''**, ISSN (PRINT): 2393-8374, (ONLINE): 2394-0697, VOLUME-3, ISSUE-7, 2016.
- [39]. Rahul Sharma, Chandrashekhar Kamargaonkar and Dr. Monisha Sharma, '' **HYBRID MEDICAL IMAGE COMPRESSION USING SPIHT AND DB WAVELET ''**, International Journal of Advanced Research in Electronics and Communication Engineering (IJARECE) Volume 5, Issue 5, May 2016.
- [40]. Karthikeyan T et C. Thirumoorthi '' **A Hybrid Medical Image Compression Techniques for Lung Cancer''**, Indian journal of science and technology , Octobre 2016 Vol 9 (39) ISSN (Print) : 0974-6846 October 2016
- [41]. Amira Mofreh, Tamer M. Barakat & Amr M. Refaat, '' **A New Lossless Medical Image Compression Technique using Hybrid Prediction Model''**, *Signal Processing: An International Journal (SPIJ)*, Volume (10) : Issue (3) : 2016
- [42]. M.M.Siddeq '' Color Image Compression by using Walsh and Wavelet Transform (WWT) ''Software Engineering Dept.Technical College–Kirkuk–IRAQ.2012
- [43]. Yves Meyer, Stéphane Jaffard, Olivier Rioul , '' **L'analyse par ondelette''**, Article Pour la science, Septembre 1987.

- [44]. Ouahioune Mohand, “**Compression d’images hyper spectrale par la transformée en Ondelette 3D**”, Mémoire de magister en électronique, Université de Mouloud Mammeri, Tizi-ouzou, 2011.
- [45]. Marc ANTONINI, “ **COMPRESSION DES IMAGES ET DES VIDEOS NUMERIQUES DIX ANNEES DE RECHERCHES AU CNRS**” , Université de Nice-Sophia Antipolis, le 20 octobre 2003.
- [46].Propriété des Ondelettes :
http://cas.ensmp.fr/~chaplais/wavetour_presentation/ondelettes/Proprietes_des_ond.orthog.html
- [47]. Valérie Perrier, “ **Application de la théorie des ondelettes**”, Enseignement UNESCO Traitement du signal et des images numériques, Tunis, ENIT, 14-18 mars 2005.
- [48]. Christophe Damerval ;” **Ondelettes pour la détection de caractéristiques en traitement d’images**”, thèse de Doctorat à l’université de Joseph Fourier, 7 mai 2008.
- [49]. 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.
- [50]. Transformée de hadamard
<http://dictionnaire.sensagent.leparisien.fr/Transform%C3%A9e%20de%20Hadamard/fr-fr/#anchorWiki>
- [51]. LI Yu, CHEN He-xin, SANG Ai-jun, FENG Hua,” **Four-dimensional matrix Walsh transform for lossless compression of color video**”, The Journal of China Universities of Posts and Telecommunications, June 2010. [Volume 17, Issue 3](#), June 2010, Pages 123-128
- [52]. 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.

RESUME L'imagerie médicale moderne génère des données considérables pouvant rapidement saturer les systèmes de transmission et de stockage. La nécessité de compresser les images apparaît donc aujourd'hui incontournable. Actuellement, la seule compression tolérée par les médecins est celle sans pertes. Cependant ce type de compression n'offre que des gains limités. Dans ce contexte, la compression "avec pertes" maîtrisées peut être la réponse la plus appropriée.

Dans le cadre de ce mémoire, nous nous sommes intéressés à la compression hybride des images médicales en niveau de gris et couleur de différentes modalités, par l'utilisation de la transformée en ondelettes discrète (DWT) à base de banc de filtre couplée avec la transformée de Walsh, suivie par un codeur arithmétiques.

Les résultats obtenus sur notre base d'images médicales montrent une supériorité visuelle et numérique de l'approche proposée. Ces résultats visuels prometteurs sont confirmés par des paramètres d'évaluation telle que (PSNR, MSSIM, Tps).

Mots clés : Compression hybride, Codeur arithmétique, Ondelettes, Walsh, Paramètres d'évaluation, PSNR, MSSIM.

ABSTRACT The huge amounts of volumetric data generated by current medical imaging techniques in the context of an increasing demand for long term archiving solutions, as well as the rapid development of teleradiology make the use of compression inevitable. Indeed, if the medical community has sided until now with lossless compression, most of applications suffer from compression ratios which are too low with this kind compression. In this context, lossy compression with acceptable losses could be the most appropriate answer.

In the context of this memory, we are interested in an hybrid compression of medical images in gray level and color of different modalities, using the discrete wavelet transform (DWT) based on a filter bank coupled with Transformed from Walsh, followed by an arithmetic coder.

The results obtained on our basis of medical images show a visual and numerical superiority of the proposed approach. These promising visual results are confirmed by evaluation parameters such as (PSNR, MSSIM, TC).

Keywords: Hybrid Compression, Arithmetic coder, Wavelet, Walsh, Evaluation parameters, PSNR, MSSIM.

الملخص:

التصوير الطبي الحديث يولد بيانات هامة التي يمكن أن تشبع بسرعة أنظمة النقل والتخزين, مما يظهر الحاجة لضغط الصور. حالياً، الضغط الوحيد المسموح به من قبل الأطباء هو الضغط بدون ضياع المعلومات, ولكن هذا النوع من الضغط يوفر مكاسب محدودة. في هذا السياق ضغط "الضياع" التي تسيطر عليها قد يكون الرد الأنسب. في سياق هذه الذاكرة نحن مهتمون بالضغط الهجين للصور الطبية الرمادية و الملونة من مختلف التقنيات. وذلك باستخدام تحويل الموجات المنفصلة (DWT) بالاعتماد على بنك الفلتر الزوجي إلى جانب تحويل (Walsh)، يليه التشفير الحسابي وأظهرت النتائج التي تم الحصول عليها على قاعدة البيانات الخاصة بنا من الصور الطبية التفوق البصري والرقمي للطريقة المقترحة و جودتها المؤكدة من طرف معايير التقييم (PSNR, MSSIM, Tps).

مفاتيح البحث : الضغط الهجين, التشفير الحسابي, الموجات, والش, معايير التقييم PSNR , MSSIM .