



Université ABBES LAGHROUR Khenchela
Faculté des Sciences et de la Technologie
Département de Génie Industriel
جامعة عباس لغزور خنشلة
كلية العلوم والتكنولوجيا
قسم الهندسة الصناعية



N° Série:

Mémoire de fin d'étude

Présenté pour l'obtention du diplôme de Master

Filière : Télécommunications

Spécialité : Systèmes des Télécommunications

THEME

**Compression d'images par l'usage de
la transformée d'ondelette:
comparaison d'ondes mères**

Réalisées par: -CHERMIME Ahlam

Devant Le Jury :

Président:

Dr. DOUAK Fouzi

Rapporteur:

Pr. KHEZZAR Zaki

Examineur:

Dr. BEDDIAF Abdelaziz

Promotion 2022/2023

Remerciements

Je tiens à exprimer ma sincère gratitude à toutes les personnes qui ont contribué à la réalisation de ce mémoire. Leur soutien et leur encouragement ont été d'une valeur inestimable pour moi.

Tout d'abord, je souhaite exprimer ma profonde reconnaissance à mon encadreur, Pr. " KHEZZAR Zaki", pour sa guidance précieuse et ses conseils éclairés tout au long de ce processus. Sa passion pour le sujet et sa volonté de partager ses connaissances m'ont inspiré et ont grandement enrichi mon travail.

Je voudrais également remercier chaleureusement tous les enseignants et le personnel du département du Télécommunications de l'université Abbes Laghrour Khenchela pour leur dévouement et leur expertise.

Leurs enseignements ont joué un rôle crucial dans ma formation académique et ont contribué à ma compréhension approfondie du domaine.

Enfin, je souhaite exprimer ma reconnaissance envers toutes les personnes qui ont participé à mes recherches, que ce soit en tant que participants à des entretiens, à des sondages ou en partageant leurs précieuses expériences. Leurs contributions ont été essentielles pour étayer mes arguments et enrichir la qualité de mon mémoire.

Merci à tous ceux qui ont contribué, de près ou de loin, à la réalisation de ce mémoire. Votre soutien inestimable a été la clé de sa réussite.

Dédicaces

À ma chère maman

À mon cher père

À tous les membres de ma famille, frères et
sœurs

A tous mes amis et proches

Et à ceux qui m'aime et que j'aime.



Table des matières

Tables des matières

Tables des matières

Tables des matières	I
Liste des figures:	IV
Liste des tableaux:	VI
Introduction générale	1
CHAPITRE I:GÉNÉRALITÉS SUR TRAITEMENT D'EMAGES	
Introduction	4
I.1. Définition d'image	4
I.2. Les types d'images :	4
I.2.1. Image analogique :	4
I.2.2. Image numérique :	4
I.2.3. Image matricielle ou image en pixel (bitmap) :	4
I.2.4. L'Image vectorielle :	5
I.3. La numérisation d'image :	5
I.3.1. Échantillonnage :	6
I.3.2. Quantification :	6
I.3.3. Encodage :	6
I.4. Caractéristiques d'une image numérique	6
I.4.1 Pixel :	6
I.4.2. Dimension :	7
I.4.3. Résolution :	8
I.4.4. Taille de l'image :	8
I.4.5 Contour :	8
I.4.6. la texture :	8
I.4.7. Contraste :	8
I.4.8. Luminance :	9
I.5. Notion d'histogramme :	9

Tables des matières

I.6. Bruit :	10
I.6.1 Causes du bruit :	10
I.7. Définition d'une image numérique	11
I.7.1. Image aux niveaux de gris	11
I.7.2. Image couleur	12
I.8. Qualité de l'image numérique	13
I.10. Traitements généraux des images :	15
I.11. L'acquisition	16
Conclusion	18

CHAPITRE II: LA COMPRESSION DES IMAGES

Introduction	22
II.1. Définition de la compression des images:	22
II.2 Principe de la compression d'image	23
II.3. Objectif de la compression :	23
II.4. Schéma fonctionnel de la compression des images	24
4.1 Transformation	25
4.2 Quantification	25
4.3 Codage	26
II.5. Principales méthodes de compression	27
II.5.1. Compression sans perte :	27
II.5.1.1. L'entropie de l'information	28
II.5.1.2. Codage de Huffman	29
II.5.1.3. Codage arithmétique	30
II.5.1.4. Codage par plage	30
II.5.1.5. Codage différentiel	31
II.5.2. Compression avec perte :	31
II.5.2.1. Prétraitement des données	33

Tables des matières

II.5.2.2.Les méthodes par transformation	34
II.5.2.3. Quantification.....	36
II.6. Les normes de compression des images avec et sans pertes.....	37
II.6.1 La norme de compression JPEG.....	37
II.6.2 La norme de compression JPEG2000	38
Conclusion.....	39

CHAPITRE III:TRANSFORMEE EN ONDELETTES

III.1. INTRODUCTION.....	43
III.2. La technique base sur Domaine Temps-échelle : la transforme d'ondelettes.....	43
III.3.La théorie d'ondelette.....	43
III.4.Transformée en ondelette discrète	44
III.8.1.Les Familles d'ondelette :	48
III.8.1.1.Ondelette de haar.....	49
III.8.1.2.Ondelettes de Daubechies.....	51
III.9. Application de la DWT sur l'image :	56
III.9.1.Avantages de la DWT	57
Conclusion.....	57

CHAPITRE IV:RESULTATS ET DISCUSSION

Introduction	60
IV.1 Méthode proposée.....	60
IV.2. Résultats la simulation	62
Conclusion.....	72
Conclusion générale:.....	74
Résumé:	75

Liste des figures

Liste des figures:

Figure I.1: Mappage des valeurs de pixels dans l'échelle de gris.	5
Figure I.2: le Système de couleurs à 24 bits.	5
Figure I.3: Conversion d'une image analogique en une image numérique.	6
Figure I.4: Représentation de pixel.	18
Figure I.5: Représentation de la lettre A sous forme d'un groupe de pixels.	18
Figure I.6: traitement par égalisation d'histogramme.	10
Figure I.7 : exemple d'image bruitée	11
Figure I.8 : image numérique.	11
Figure I.9: image aux niveaux de gris.	12
Figure I.10: les systèmes de codage des couleurs.	12
Figure I.11 : figure explicatif de la résolution de l'image numérique	13
Figure I.12 : Effet de vignettage particulièrement visible sur le fond du ciel.	14
Figure I-13 : Différents formats d'image et quand les utiliser	15
Figure I-14 : traitement donnant en sortie généralement des images	17
Figure II.1: Principe de la compression d'image pour la transmission ou stockage.	23
Figure II.2 : schéma d'un codeur source	25
FigureII.3: Processus d'in codec d'image fixe.	26
Figure II.4 : schéma général de l'étape de la compression.	27
Figure II.5 Arbre binaire de Huffman	29
Figure II.6: arbre de Huffman après construction	30
Figure II.7 Schéma classique d'un système de compression avec perte.	32
Figure II.8 Algorithme bloc de reconstruction	34
Figure II.9. Schéma général de compression/décompression à base de transformée.	35
Figure II.10. Schéma fonctionnel d'un quantificateur vectoriel.	37
Figure II.11 : Diagramme de bloc du codeur JPEG baseline	38
Figure II.12 Le diagramme de bloc général du codeur JPEG2000	39
Figure III.1 Chevauchement des spectres de fréquence d'ondelettes obtenus par la dilatation l'ondelette dans le domaine temporel	45
Figure III.2 La fonction échelle (onde père)	46
Figure III. Décomposition pyramidale « deux niveaux	48
Figure III Décomposition par de paquets d'ondelettes dyadiques à 3 niveaux	48

Liste des figures

Figure III.4 : Quelques familles d'ondelettes.	49
Figure III.7 Fonction d'ondelette et échèle de Haar	50
FigureIII.9 : Fonction ondelette et échelle et de Daubechies : dbN	52
Figure III.9 : fonction d'échelle et ondelette des symlettes d'ordre 2 et 3	53
Figure III.11: Filtre passe-bas et filtre passe-haut pour le type d'ondelette symlettes (db2)	54
Figure III.12 : Filtre passe-bas et filtre passe haut pour le type d'ondelette symlettes (sym3)	55
Figure III.13 : Filtre passe-bas et filtre passe haut pour le type d'ondelette symlettes (sym4)	55
FigureIII.15 Transforméeenondelettes.	56
Figure III.16 Décompositiond'uneimageenondelettes	56
Figure IV.1 Schéma globale de la compression des images	60
Figure IV.2 Schéma globale de reconstruction des images	60
FigureIV.3 Résultats de compression en deCR-PSNR etbpp-PSNR pour l'ondelette de Haar de l'image Lena	64
Figure IV.4 Résultats de compression en de CR-PSNR et bpp-PSNR pour l'ondelette de Daubechies (Ordre2) de l'image Lena	65
Figure IV.5 Résultats de compression en de CR-PSNR et bpp-PSNR pour l'ondelette De Symlet (Ordre4) de l'image Lena	66
Figure IV.6 Résultats de compression en de CR-PSNR et bpp-PSNR Pour l'ondelette de Symlet (Ordre2) de l'image Lena	67
Figure IV.7 Résultats de compression en de CR-PSNR et bpp-PSNR pour l'ondelette de bior4.4 de l'image Lena	69
FigureIV.8 Résultats de compression en de CR-PSNR et bpp-PSNR pour l'ondelette debior2.6 de l'image Lena	70
Figure IV.9: Résultats de compression en de CR-PSNR et bpp-PSNR pour l'ondelette de bior2.2 de l'image Lena	71
Figure IV.10: Les performances de compression en termes de la moyenne de CR en fonction d'écart type	72
Figure IV.11: Les performances de compression en termes de la moyenne de PSNR en fonction d'écart type	73

Liste des tableaux

Liste des tableaux:

Tableau II.1 Code de Huffman	29
Tableau II.2 Le taux de compression pour l'image compressée "Lena"	34
Tableau III.1 : Familles d'ondelettes	49



Introduction

générale

Introduction générale

Introduction générale

La compression d'image est un domaine essentiel de traitement des images qui vise à réduire la taille des fichiers image tout en préservant la qualité visuelle. Cette technologie trouve une application importante dans de nombreux domaines tels que la transmission d'images sur Internet, le stockage d'images sur des dispositifs de stockage limités en espace, et la visualisation d'images sur des dispositifs avec des capacités de traitement limitées.[1]

Dans le littérature il existe deux types de compression : Compression sans perte où la reconstruction des données est identique à l'original mais le rapport de compression est très faible et la compression avec perte où le taux de compression est très élevé mais avec perte d'information.[2]

La transformée est l'étape essentielle dans le domaine de la compression des données, dans ce contexte il existe nombreux type de transformée pour l'objectif de la compression des données particulièrement les images, telles que : la transformée basée sur la DCT (Discrete Cosine Transform), JPEG-DCT. D'autres méthodes plus récentes, basées sur la transformée d'ondelette telles que : JPEG2000 et la EZW (embedded coding using zero trees of wavelet coefficients).[3]

La technique de transformée choisie dans notre mémoire pour la compression des images est la transformée discrète en ondelettes (DWT), puisque l'objectif important de toutes ces méthodes est d'obtenir un rapport de compression élevé avec une qualité satisfaisante de l'image reconstruite[4]. Le but principal de ce travail est d'étudier l'effet de type d'ondelette et le bloc de codage sur le système de compression d'images en matière de taux de compression (CR) (ou nombre de bit par pixels bpp) et le rapport signal sur bruit crête (PSNR).

Dans ce mémoire, nous choisissons de faire la compression d'image par l'usage de la de plusieurs familles d'ondelettes comme Daubechies, ondelettes Symlets, ondelettes biorthogonales et ondelettes biorthogonales réversibles et une chaîne de codage basée sur deux types de codeurs différents. Le bloc de codage contient un encodeur RLE suivi par un encodeur de Huffman pour obtenir meilleurs taux de compression.

Le premier chapitre de ce mémoire présente les généralités sur le traitement d'images, en fournissant une introduction approfondie aux concepts fondamentaux du traitement d'images tels que la numérisation, l'échantillonnage, la quantification et le filtrage. Nous

Introduction générale

aborderons également les différentes formes de représentation des images, les formats d'images couramment utilisés et les principaux défis liés au traitement d'images.

Dans le deuxième chapitre, nous nous concentrerons sur la compression des images. Nous explorerons les principes de base de la compression, y compris les différents types de compression, tels que la compression sans perte et la compression avec perte. Nous discuterons des principaux algorithmes de compression d'image existants, en mettant l'accent sur les techniques de compression basées sur la transformée. Nous examinerons également les critères d'évaluation de la qualité de l'image compressée.

Le troisième chapitre se concentre sur la transformée en ondelettes, une technique clé pour la compression d'image. Nous présenterons les concepts fondamentaux de la transformée en ondelettes, y compris les notions de fonction d'ondelette et la fonction échelle dérivé, de filtre passe-bas et passe-haut, ainsi que les différentes méthodes de calcul de la transformée d'ondelettes discrète. Nous aborderons également les propriétés de la transformée d'ondelettes et son application à la compression d'image.

Enfin, le quatrième chapitre est consacré à la discussion des résultats obtenus. Nous présentons une méthode de compression des images. Nous étudierons l'impact de l'ondelette mère et le nombre de décomposition ainsi que l'influence de la valeur de seuil et l'encodeur proposé « RLE Hoffman » sur la qualité de compression.

La dernière partie de ce mémoire est consacrée à la conclusion générale et quelques Perspectives.



Chapitre I

GÉNÉRALITÉS SUR TRAITEMENT D'EMAGES

CHAPITRE I: GÉNÉRALITÉS SUR TRAITEMENT D'EMAGES

Introduction

Le traitement d'images représente un certain nombre de méthodes et d'algorithmes et d'outils mathématiques appliqués aux images dans le but d'améliorer leur qualité ou d'en extraire une information. On peut citer par exemple : filtrages, amélioration de la qualité des photos en corrigeant les conditions de prise de vues ; la reconnaissance d'éléments graphiques, visages, écritures, l'identification de zones cancéreuses en imagerie médicale, la compression JPEG, etc.

Dans ce chapitre nous avons présente généralité sur le traitement d'image ensuite nous avons présente quelques principaux concepts de traitements d'images.

I.1. Définition d'image

L'image est un ensemble structuré d'informations qui, après affichage sur l'écran, ont une signification pour l'oeil humain.

Mathématiquement, image est un signal bidimensionnel décrit sous la forme d'une fonction

$I(x, y)$, tel que x et y sont les coordonnées spatiales d'un point (pixel) de l'image I [1].

I.2. Les types d'images :

I.2.1. Image analogique :

Une image analogique peut être représentée mathématiquement comme une gamme continue de valeurs représentant la position et l'intensité.

I.2.2. Image numérique :

L'image numérique est l'image dont la surface est divisée en éléments de tailles fixes appelés cellules ou pixels, ayant chacune comme caractéristique un niveau de gris ou découler prélevée à l'emplacement correspondant dans l'image réelle, ou calculé à partir d'une description interne de la scène à représenter.

I.2.3. Image matricielle ou image en pixel (bitmap) :

Une image matricielle est une image en mode point. Le système de codage le plus universel consiste en effet à décomposer la représentation graphique, l'image, en un certain nombre de points élémentaires caractérisés par leurs coordonnées spatiales et leur couleur.

CHAPITRE I: GÉNÉRALITÉS SUR TRAITEMENT D'EMAGES

I.2.4.L'Image vectorielle :

Dans une image vectorielle les données sont représentées par des formes géométriques

simples qui sont décrites d'un point de vue mathématique. Il s'agit de représenter les données

de l'image par des formules géométriques qui vont pouvoir être décrites d'une façon mathématique.

I.3. La numérisation d'image :

L'image numérique est l'image dont la surface est divisée en éléments de tailles fixes appelés cellules ou pixels, ayant chacune comme caractéristique un niveau de gris ou de couleur prélevée à l'emplacement correspondant dans l'image réelle, ou calculé à partir d'une description interne de la scène à représenter. La numérisation d'une image est la conversion de celle-ci des on était analogique (distribution continue d'intensités lumineuses dans un plan (xoy)) en une image numérique représentée par une matrice bidimensionnelle de valeurs numériques $(n,)$. Où: $n,$ sont les coordonnées cartésiennes d'un point de l'image et $(n),$ le niveau de gris ou de couleur en ce point.

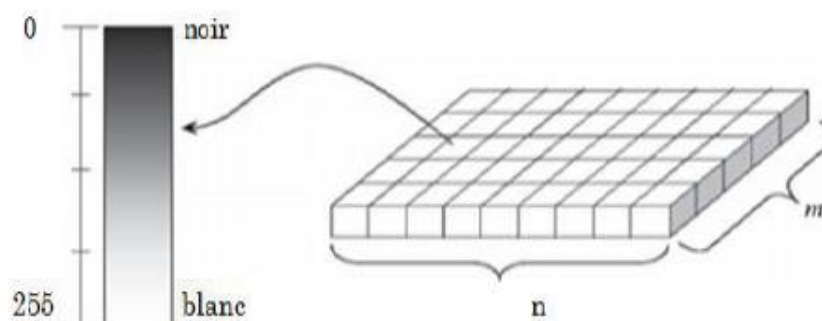


Figure I.1: Mappage des valeurs de pixels dans l'échelle de gris [2].

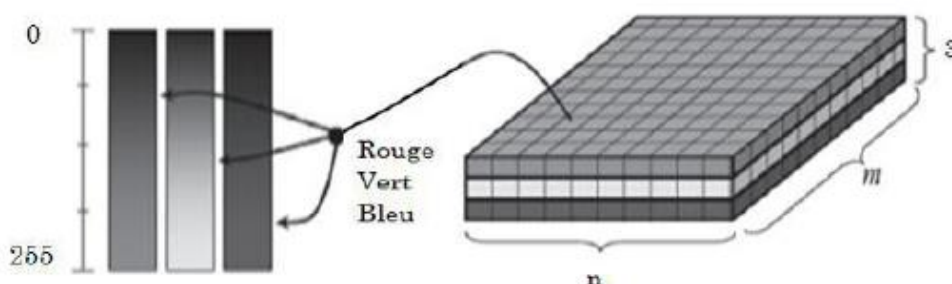


Figure I.2: le Système de couleurs à 24 bits [2].

CHAPITRE I: GÉNÉRALITÉS SUR TRAITEMENT D'EMAGES

Où L'acquisition d'une image numérique est réalisée en trois étapes:

I.3.1. Échantillonnage :

Obtenir des lectures d'intensité à des emplacements régulièrement espacés dans les directions x et y. Ceci est effectué en plaçant une grille régulièrement espacée sur l'image analogique. Les lectures obtenues à ces endroits sont les intensités de pixels.

I.3.2. Quantification :

Les valeurs d'intensité échantillonnées sont quantifiées arriver à un signal qui est discret dans les deux positions et amplitudes. Ce signal représente l'image [2].

I.3.3. Encodage :

La conversion des données en une forme binaire. (Figure I.3).

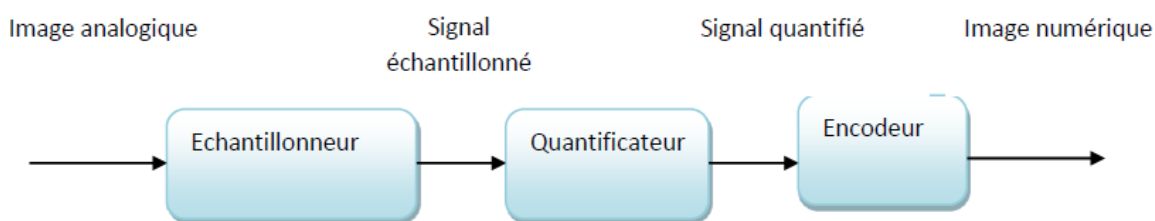


Figure I.3: Conversion d'une image analogique en une image numérique.

La numérisation des images peut aussi se faire de différentes manières [3]:

- Les images binaires : qui contiennent seulement deux niveaux de gris différents.
- Les images multi – niveaux : numérisées sur plus d'un (1) bit par pixel.
- Les images multicanaux : dont l'exemple classique est celui des images couleurs.

I.4. Caractéristiques d'une image numérique:[4] [5]

L'image numérique est un ensemble structuré d'informations caractérisé par le paramètres suivants :

I.4.1 Pixel :

Le pixel est la contraction de l'expression anglaise " Picture éléments". Le pixel, étant le plus petit point de l'image, c'est une entité calculable qui peut recevoir une structure et une quantification. Dans une image couleur (R.V.B.), un pixel peut être représenté sur trois octets : un octet pour chacune des couleurs : rouge (R), vert (V) et bleu (B).

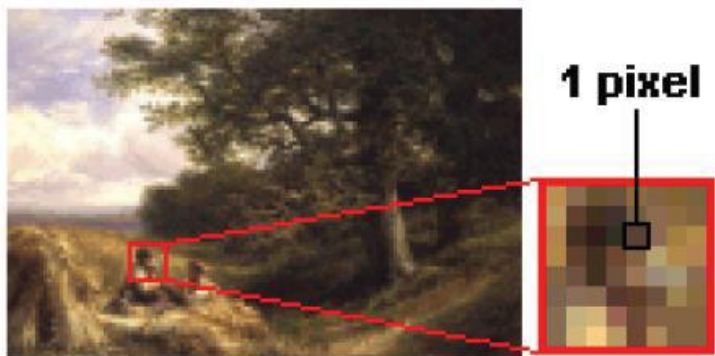


Figure I.4: Représentation de pixel.

La lettre A, par exemple, peut être affichée comme un groupe de pixels dans la figure ci-dessous. [4].

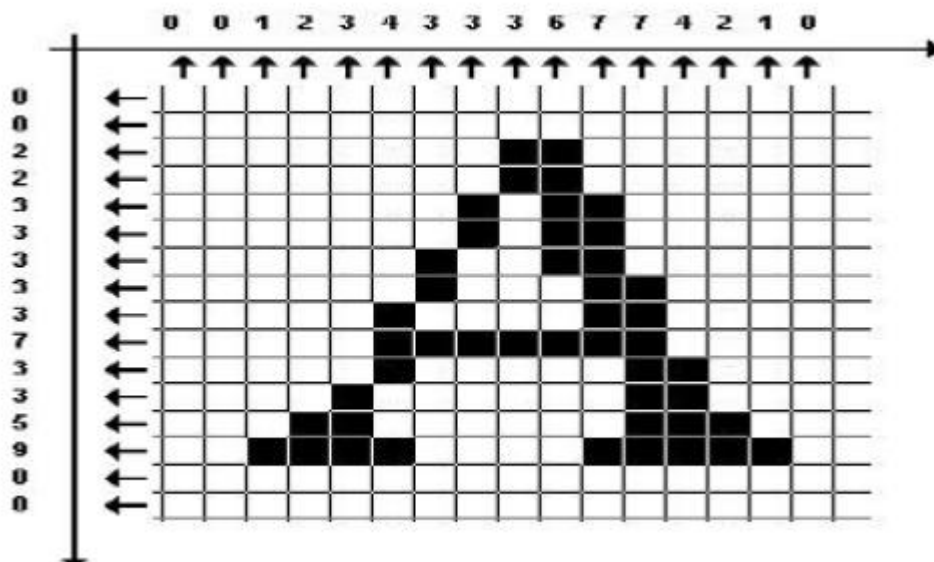


Figure 1.5: Représentation de la lettre A sous forme d'un groupe de pixels.

I.4.2. Dimension :

C'est la taille de l'image. Cette dernière se présente sous forme de matrice dont les éléments sont des valeurs numériques représentatives des intensités lumineuses (pixels). Le nombre de lignes de cette matrice multiplié par le nombre de colonnes nous donne le nombre total de pixels dans une image.

CHAPITRE I: GÉNÉRALITÉS SUR TRAITEMENT D'EMAGES

I.4.3. Résolution :

La résolution est exprimée en nombre de pixels par unité de mesure (puce ou centimètre). On utilise aussi le mot résolution pour désigner le nombre total de pixels est affichable horizontalement ou verticalement sur un moniteur. Plus le nombre de pixels est grand plus la résolution est meilleure.

I.4.4. Taille de l'image :

La taille de l'image est calculée en fonction de sa dimension et sur le nombre de bits dont on a codé l'image.

Soit une image aux niveaux de gris, de dimension 255 X 255 codé sur 8bits [6]

Est de taille $255 \times 255 = 65025$ octets. Un kilo-octet représente 1024 octets, ce qui fait cette image pèse 63,5010 kilo-octets.

I.4.5Contour :

Les contours présentent les frontières entre les objets de l'image ou la limite entre deux pixels dont le niveau de gris représente une différence significative.

I.4.6. la texture :

Plusieurs définitions de la notion de texture ont été présentées au cours des vingt dernières années. Néanmoins la définition précise d'une texture est encore sujette à contre verse. Toutefois, on peut réaliser une synthèse de ces définitions en introduisant les deux concepts qui sont à la base de la notion de texture : les statistiques portant sur les pixels et la répartition spatiale de motifs plus ou moins réguliers. L'agencement spatial et statistique d'une population d'objets (motif) permet ainsi de définir la notion de texture. Cette combinaison peut être exploitée dans le cadre de texture déterministe ou stochastique.

I.4.7. Contraste :

Le contraste est défini en fonction des luminances entre deux zones d'image, plus précisément entre les régions sombre et les régions claires de cette image. Si L_1 et L_2 sont les degrés de luminosité respectivement de deux zones voisines A_1 et A_2 d'une image, le contraste C est défini par le rapport :

CHAPITRE I: GÉNÉRALITÉS SUR TRAITEMENT D'EMAGES

$$C = \frac{L_1 - L_2}{L_1 + L_2} \quad (\text{I-1})$$

I.4.8. Luminance :

C'est le degré de luminance des points de l'image. Elle est définie aussi comme étant le quotient de l'intensité d'une surface par l'aire apparente de cette surface, pour un observateur lointain, le mot luminance est substitué au mot brillance, qui correspond à l'éclat d'un objet.

La luminance (brillance) d'une image numérique en niveau de gris est définie comme la moyenne des pixels de l'image :

$$C = \frac{L_1 - L_2}{L_1 + L_2} \quad (\text{I-2})$$

Avec : M : nombre de colonnes.

N : nombre de lignes.

f(x, y) : la valeur de niveau de gris du point(x, y).

I.5. Notion d'histogramme :

L'histogramme des niveaux de gris de l'image est une fonction qui donne la fréquence d'apparition de chaque niveau de gris. L'histogramme permet alors de donner la distribution des niveaux de gris de l'image appelée « dynamique de l'image ».

L'histogramme est un outil privilégié en analyse d'image car il représente un résumé simple, mais souvent suffisant du contenu de l'image. On peut distinguer trois types d'histogramme d'image :

➤ Histogramme uni-modal :

Ce type d'histogramme n'a qu'un seul pic, il présente soit un objet soit un fond.

➤ Histogramme bi-modal :

Il est formé de deux modes bien séparés (deux pics séparés par une vallée) et l'on déduit ainsi qu'il existe un objet sur un fond.

CHAPITRE I: GÉNÉRALITÉS SUR TRAITEMENT D'EMAGES

➤ Histogramme multi-modal :

Il est formé de plusieurs modes séparés (plusieurs pics séparés par plusieurs vallées) qui nous renseigne sur la présence du plusieurs objet.



Avant égalisation d'histogramme.



Après égalisation d'histogramme.

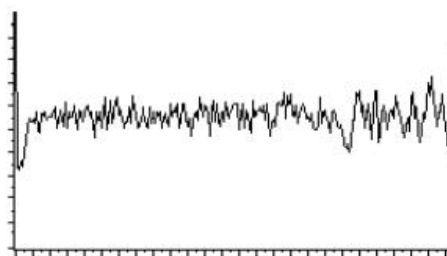
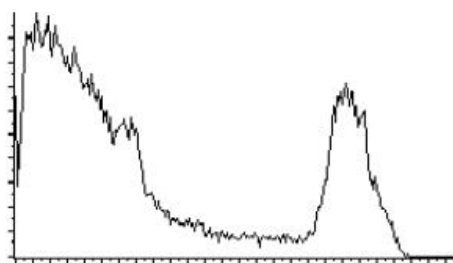


Figure I.6: traitement par égalisation d'histogramme.

I.6. Bruit :

I.6.1 Causes du bruit :

Un appareil d'acquisition d'images numériques génère toujours un bruit. Une cause principale liée au contexte d'acquisition est due à une sur ou sous illumination réduite l'intervalle de couleurs de la scène ainsi que son nombre de couleurs utilisé. Parmi les bruits liés au contexte d'acquisition, on peut citer la perturbation des capteurs ; par exemple des perturbations magnétiques pendant une acquisition d'Imagerie par Résonance Magnétique, ou des perturbations sur antenne de télévision lors de la réception sur carte tuner. Certains capteurs (ceux des appareils photos) induisent des distorsions géométriques ou d'intensités, dues à la présence d'un certain nombre de dioptries.

L'étape d'échantillonnage est aussi source de bruit, notamment de phénomène de Moiré lorsque les conditions de Shannon et Nyquist ne sont pas respectées, ou de bruit poivre et sel lorsque des objets de la scène sont projetés dans une image de la taille d'un pixel. La

CHAPITRE I: GÉNÉRALITÉS SUR TRAITEMENT D'EMAGES

quantification apporte un bruit dit de quantification. Enfin, la transmission des images est l'occasion de perturbation à savoir perte de données ou corruption de données.



Figure I.7 :exemple d'image bruitée

I.7.Définition d'une image numérique

Une image numérique est définie comme un signal bidimensionnel échantillonné et quantifié. Elle est constituée de points (pixels), autrement dit, une image est une matrice $M \times N$ de valeurs entières comprises dans un intervalle borné $[0, N_g]$ où N_g est la valeur maximale du niveau de gris comme l'image suivante. [7]

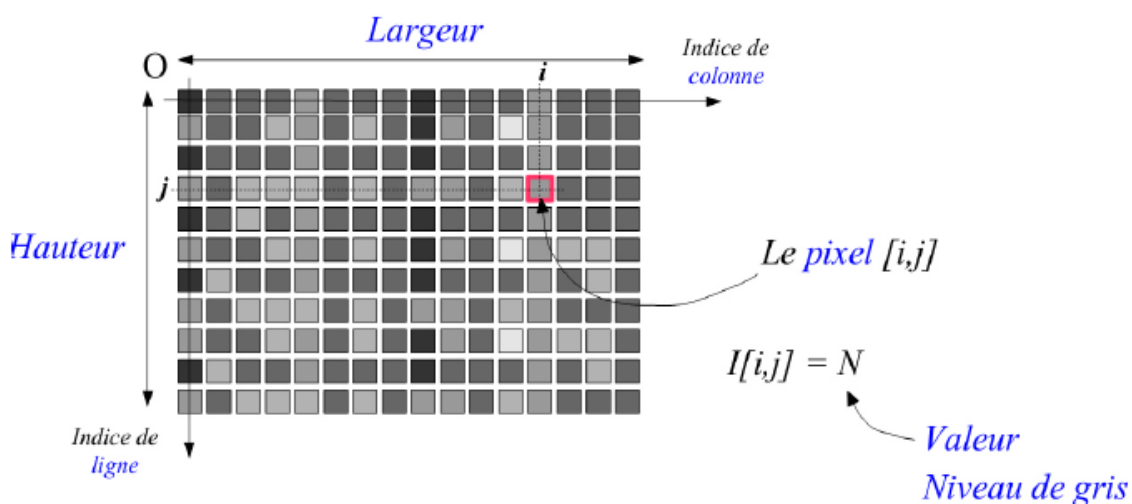


Figure I.8 : image numérique.

I.7.1.Image aux niveaux de gris

Le nombre de niveaux de gris N_g dépend du nombre de bits utilisés pour décrire la valeur de chaque pixel de l'image. Plus ce nombre est important, plus les niveaux possibles sont nombreux $N_g = 2^N$, N est le nombre de bits. Codage sur 8 bits par pixel, correspond à

CHAPITRE I: GÉNÉRALITÉS SUR TRAITEMENT D'EMAGES

une image de niveaux de gris dont les valeurs sont comprises entre 0 et $2^8 = 256$ possibilités. Par convention, la valeur zéro représente le noir (intensité lumineuse nulle) et la valeur maximale N_g le blanc (intensité lumineuse maximale). Sachant que l'oeil humain perçoit en moyenne 200 niveaux d'intensité, une échelle de gris de 256 valeurs (8 bits par pixel), suffit à représenter un dégradé qui semblera uniforme, selon l'image suivante. [8]

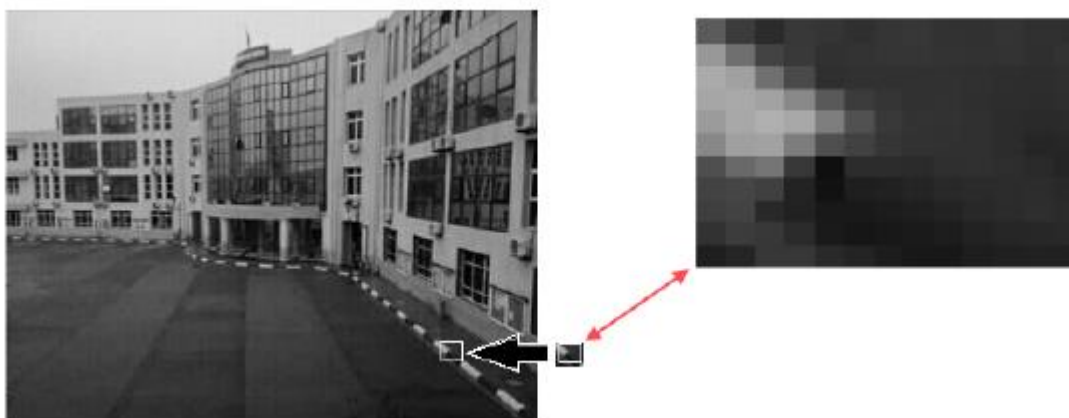


Figure I.9: image aux niveaux de gris.

I.7.2. Image couleur

On peut classer les codes de couleurs dans deux catégories : les codes couleurs destinées l'impression selon le mode soustractif (CMJN et PMS) et les couleurs destinées aux écrans selon le mode additif (RVB et HEX). Comme le montre la figure (I.10)

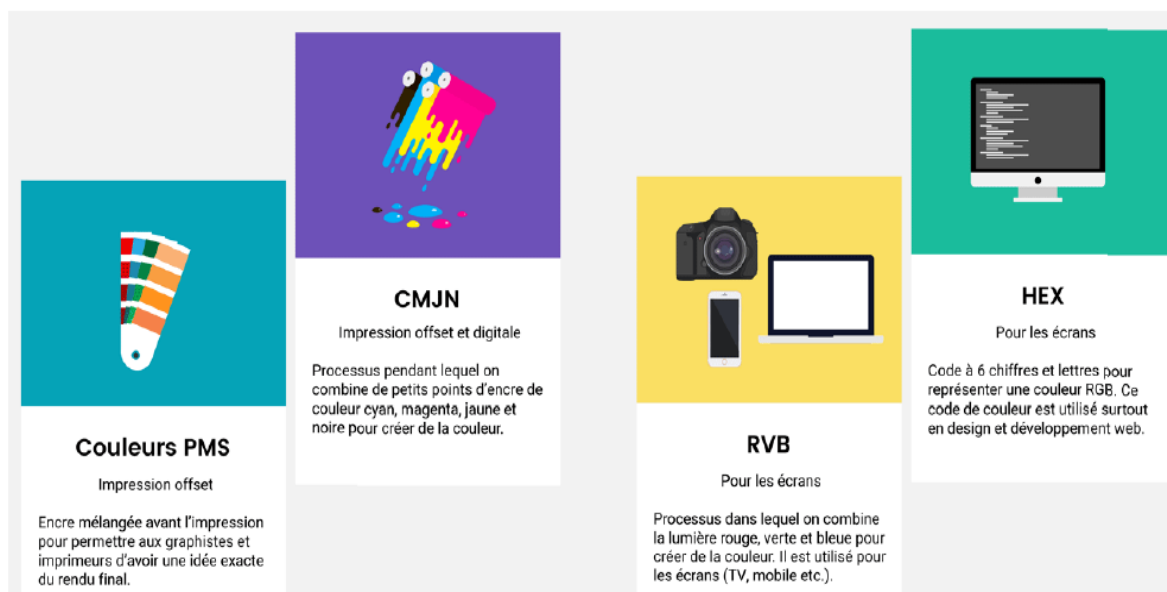


Figure I.10: les systèmes de codage des couleurs.

I.8. Qualité de l'image numérique

La qualité d'une image numérique s'exprime en matière de rendu chromatique, de résolution et de netteté, bref de sa fidélité par rapport au sujet. Elle dépend de plusieurs facteurs :

- **La résolution d'une image** : la résolution d'une image s'exprime en nombre de pixels par unité de mesure. De manière conventionnelle, on parle de **dpi** (*dots per inch*, ou pixels par pouce). À noter qu'un pouce mesure 2,54 cm. Comme montre la (figure I.11). [9] [10]

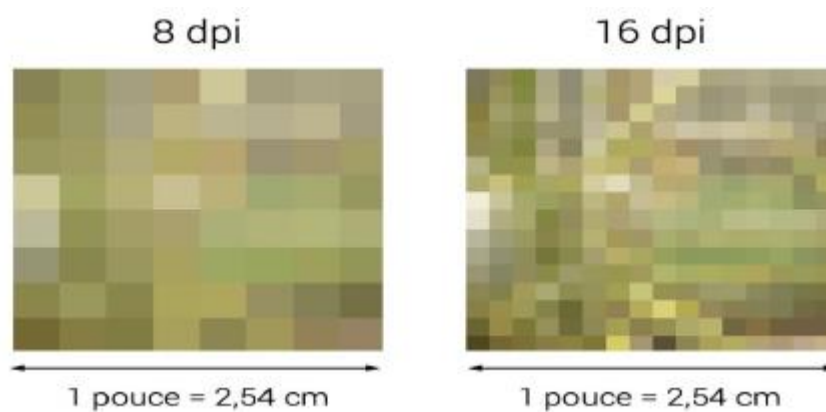


Figure I.11 : figure explicatif de la résolution de l'image numérique

- **La fidélité chromatique** : dynamique de l'appareil, le bruit de différents canaux, et les performances des conversions.
- **Le vignetage d'une image** : est l'assombrissement de la périphérie d'une photo. Il se caractérise par des coins sombres, progressifs en partant du centre de la photo. Pour d'améliorer ses photos. Les résultats sont illustrés dans (Figure I.12)



Figure I.12 : Effet de vignettage particulièrement visible sur le fond du ciel.

I.9. Les différents formats d'image :

- **Le JPG ou JPEG (Joint Photographique Experts Group):** est un format utilisant une compression destructrice ce qui signifie que le poids de l'image est réduit en supprimant des données peu visibles à l'œil, ce format très utilisé sur Internet, permet d'afficher les images en mode sans perte.
- **Le GIF (Graphique Inter change Format):** Créé par CompuServe, utilise aussi le codage RVB mais le format GIF n'utilise pas toutes les 16 millions de couleurs. Il prend les 256 couleurs les plus courantes pour réaliser l'image au format GIF. Cela permet un bon algorithme de compression LZW (Lempel Zip Welch) et un affichage rapide de l'image.
- **Le PNG (Portable Network Graphics):** est un meilleur compromis car il permet une compression sans perte. Les images sont un peu plus lourdes qu'un JPG mais restent fidèles ce qui en fait un format idéal pour échanger des images en cours de production.
- **Le BMP (Basic Metabolic Panel):** est le format par défaut de Paint sur Windows. Comme son nom le suggère, c'est un pur bitmap. N'étant pas compressé, il est très lourd et à éviter au profit d'un PNG.
- **Le PSD (Photoshop Document):** est le format utilisé par Photoshop. Il contient tous les calques de travail ainsi que les données brutes des images ce qui en fait un format lourd. Il n'est pas destiné à la distribution.

CHAPITRE I: GÉNÉRALITÉS SUR TRAITEMENT D'EMAGES

- **Le TIFF ou TIF (Tagged Image File Format):** est utilisé par les imprimeurs car, contrairement au PNG il gère le mode CMJN tout en offrant une compression sans perte. Par contre il n'a pas de transparence et est l'origine Aldus et Microsoft, pour les images scannées [11].
- Il existe autre types des formats de l'image bitmap, PCX, TGA.



Figure I-13 : Différents formats d'image et quand les utiliser

I.10.Traitements généraux des images :

Les traitements généralement appliqués sur l'image sont 2 types [12]:

1.Amélioration ou retouche de l'image :

Le traitement de l'image informatique correspond à toutes les possibilités de travail, retouches ou modifications que l'on peut réaliser avec un ordinateur sur une image (enregistrée) quand elle est affichée à l'écran.

Les logiciels de traitement d'images en pixels permettent de réaliser des modifications sur ces images pour obtenir : modifier la taille à l'écran ou à l'impression, retoucher des couleurs, changer un fond et effacer une partie de l'image.

2.La compression :

La compression est une réduction du nombre de bits nécessaires pour représenter les images. Compresser les images permet d'optimiser la capacité de stockage et la vitesse de transfert des fichiers.

Le traitement d'images

Le traitement d'images est une discipline de l'informatique et des mathématiques appliquées qui étudie les images numériques et leurs transformations, dans le but d'améliorer leur qualité ou d'en extraire de l'information.

CHAPITRE I: GÉNÉRALITÉS SUR TRAITEMENT D'EMAGES

Il s'agit d'un sous-ensemble du traitement du signal dédié aux images et aux données dérivées comme la vidéo (par opposition aux parties du traitement du signal consacrées à d'autres types de données : son et autres signaux monodimensionnels notamment), tout en opérant dans le domaine numérique (par opposition aux techniques analogiques de traitement du signal, comme la photographie ou la télévision traditionnelles).

Dans le contexte de la vision artificielle, le traitement d'images se place après les étapes d'acquisition et de numérisation, assurant les transformations d'images et la partie de calcul permettant d'aller vers une interprétation des images traitées. Cette phase d'interprétation est d'ailleurs de plus en plus intégrée dans le traitement d'images, en faisant appel notamment à l'intelligence artificielle pour manipuler des connaissances, principalement sur les informations dont on dispose à propos de ce que représentent les images traitées (connaissance du « domaine »).

I.11.L'acquisition

L'acquisition d'images est une mesure spatiale d'une interaction entre une onde et de la matière. L'onde est émise par une source et reçue par un capteur. Par exemple dans le cas de l'échographie, l'ultrason, une onde acoustique, est émise et reçue par la sonde. L'interaction est la réflexion de l'ultrason sur la structure du corps.

Le mode et les conditions d'acquisition et de numérisation des images traitées conditionnent largement les opérations qu'il faudra réaliser pour extraire de l'information. En effet, de nombreux paramètres entrent en compte, les principaux étant :

- la résolution d'acquisition et le mode de codage utilisé lors de la numérisation, qui déterminent le degré de précision des éventuelles mesures de dimensions ;
- les réglages optiques utilisés, (dont la mise au point) qui déterminent par exemple la netteté de l'image ;
- les conditions d'éclairage, qui déterminent une partie de la variabilité des images traitées ;
- le bruit de la chaîne de transmission d'image.

CHAPITRE I: GÉNÉRALITÉS SUR TRAITEMENT D'EMAGES

- Ondelettes et multi résolutions: fondements pour la représentation à différents degrés de résolution : représentation, extraction d'attributs, compression...
- Compression : réduction de la quantité d'informations véhiculées par une image : stockage, transmission de données...
- Traitements morphologiques: ensemble d'outils pour extraire des composantes de l'image: représentation et description des formes.

Conclusion

Le traitement d'images est un domaine très vaste qui a connu, et qui connaît encore, un développement important depuis quelques dizaines d'années, est une discipline de l'informatique et des mathématiques appliquées qui étudie les images numériques et leurs transformations, dans le but d'améliorer leur qualité ou d'en extraire de l'information.

CHAPITRE I: GÉNÉRALITÉS SUR TRAITEMENT D'EMAGES

Références Bibliographique

[1] onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/0471745790.ch15/summary.

[2] <http://instruct.uwo.ca/mit/2570/tutorialas/compression.htm>.

[3] [chapitre4/wavelet.htm#Définition_of_a_wavelet](#).

[4] Introduction aux ondelettes (wavelets)-concepts généraux de la théorie des ondelettes – Tarik AL ANI, Département Informatique ESIEF-Paris-[ondelettes_3.pdf]

[5] M.Sandeli,"Traitement d'images Par des approches bio-inspirées application à la segmentation d'images", Université Constantine 2. 2014.

[6] Emad S. Hassan, "Multi-Carrier Communication Systems with Examples in MATLAB", Book. A New Perspective, CRC press Taylor & Francis Group, Boca Raton London New York 2016.

[7] F. D'avoine, "Compression d'Images par Fractales Basée sur la Triangulation de Delaunay", Thèse l'INPG, Institut National Polytechnique de Grenoble, 1995.

[8] I. BOUKLIHACENE, « compression d'images médicales par Ondelettes de seconde génération » : Mémoire de Doctorat en Electronique biomédicale, Faculté de Technologie, Département de Génie Electrique et Electronique, UABB-Tlemcen,2014.

[9] N.SADOON, « Compression d'images fixes par une méthode hybride », thèse de magistère en électronique, UMMTO, 2005.

[10] T.Mohamed ,D.Djafar, "la découverte des concepts sémantiques cachés avec plusieurs c niveaux d'abstraction pour la recherche d'images", Université KasdiMerbah Ouargla.2013

[11] K. Tanaka, Y. Nakamura, K. Matsui. "Embedding Secret Information into a Dithered Multilevel Image ". In1990 IEEE Military Communications Conference, pages 216–220, 1990.

[12] E.Incerti,"Compression d'images, algorithmes et standards", Edition Vuibert, pp.14, Paris.2003.

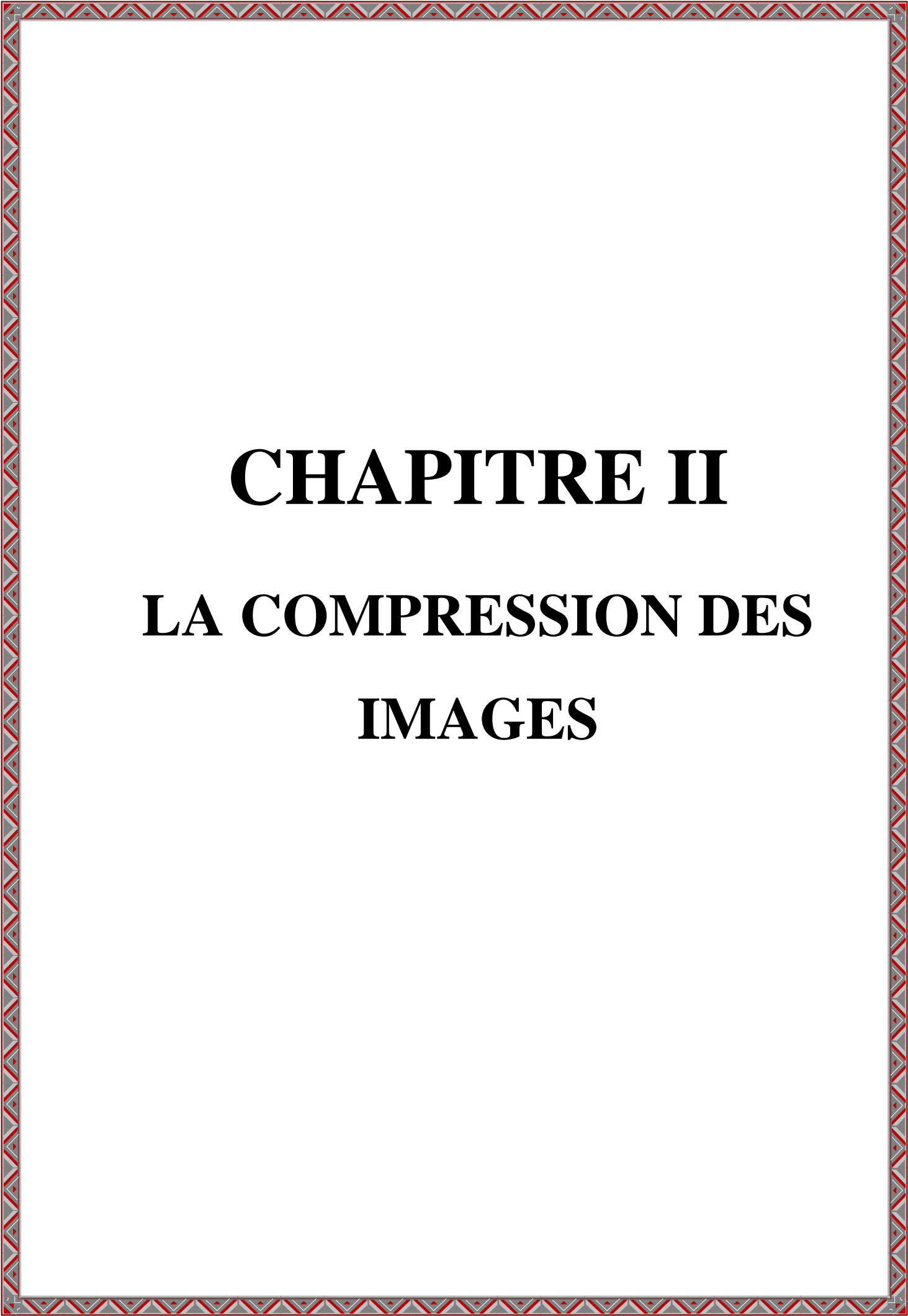
[13] K. Chakib, "La compression des Image Fixes par les Approximation Fractales Basée sur la Triangulation de Delaunay et la quantification Vectorielle ", mémoire de fin d'étude, 1999.

CHAPITRE I: GÉNÉRALITÉS SUR TRAITEMENT D'EMAGES

[14] M. Irani, P. Anandan, J. Bergen, R. Kumar et S. Hsu, " Efficient representations of vidéo sequences and their applications ", SignalProcessing : Image Communication, 8 :327-351,1996.

[15] <http://www.marcsaubion.com/tutos/formats-jpg-png-pdf>

[16] Ch. TAOUCHE, " Implémentation d'un Environnement Parallèle pour la Compression d'Images à l'aide des Fractales", Mémoire Magister Département d'Informatique à Université Mentouri Constantine 2005.



CHAPITRE II

LA COMPRESSION DES IMAGES

Introduction

La compression est un traitement sur une donnée qui a pour but de diminuer sa taille et donc de faciliter son stockage. Aujourd'hui, La compression de données est un outil plus utile pour réduire la taille des fichiers. Lorsque les images, les sons ou les vidéos sont compressés, des données sont supprimées pour réduire la taille du fichier. Ceci est très utile lors de la diffusion et du téléchargement de fichiers. La question qui se pose, comment peut-on minimiser le temps de transmission, et optimiser en capacité de stockage?

En réponse à cette question des méthodes de compressions d'images sont développées. Nous allons détailler certaines dans ce présent chapitre.

II.1.Définition de la compression des images:

La compression est l'action utilisée pour réduire la taille physique d'un bloc d'information, en compressant des données. On peut placer d'informations dans le même espace ou utiliser moins de temps pour le transfert au travers d'un réseau téléinformatique. Parce que généralement les images requièrent une place importante, la compression est devenue une part intégrante des données graphique .presque tous les formats des fichier graphiques utilisent l'une ou l'autre méthode de compression .on rencontre souvent la méthode de compression des données comme étant une partie de l'encodage de données au même titre que le cryptage des données (cryptographie) et la transmission de données .un compresseur ,comme son l'indique compresse les données alors qu'un décompresseur reconstruit les données originelles. [1], [2].

Il est évident qu'un décompresseur ne peut opérer que connaissant l'algorithme de compression utilisè.la plupart des méthodes de compression visent à éliminer la redondance. Il Ya plusieurs types de redondances :

- La redondance spatiale entre deux pixels ou blocs voisins dans une image.
- La redondance temporelle entre images successives dans une séquence vidéo. [3].

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

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

II.2 Principe de la compression d'image

La compression des données ou le codage source, permet en appliquant des algorithmes de compression spécifiques de réduire la taille d'une image sur une mémoire ou de manière équivalente de réduire son temps de transmission.

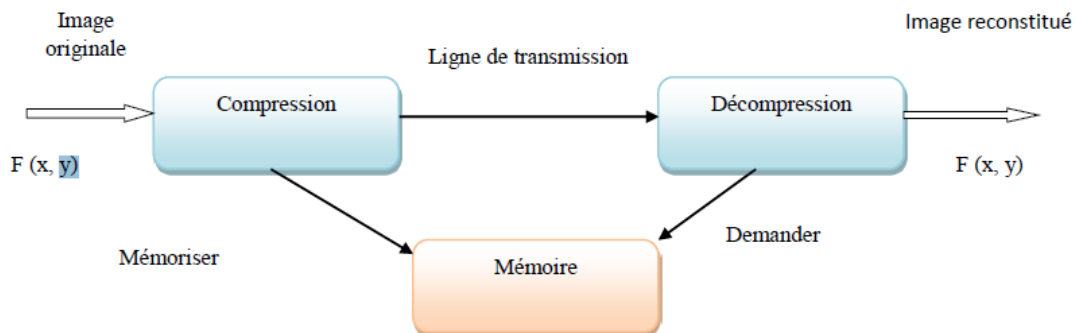


Figure II.1: Principe de la compression d'image pour la transmission ou stockage.

La compression peut être sans perte, l'image restera fidèle à l'image originale, soit elle sera avec perte de qualité pour réduire plus la taille de l'image, dans ce cas-là, la compression sera au prix de la dégradation autorisée, ces types de compression sont faites grâce aux redondances des données présentes sur l'image. Ces redondances sont :

- **Redondance psycho visuel :** Des détails non perceptible à l'oeil humain qu'on peut éliminer (cf. caractéristiques de la vision humaine).
- **Redondance inter pixel :** La possible corrélation existante entre les pixels de l'image, on dit qu'une image a une redondance inter pixel si c'est possible de prédire la valeur d'un pixel en connaissance de la valeur des pixels voisins (suivants ou précédant), sachant que plus la résolution de l'image est grande plus la probabilité de rencontré des redondances inter pixel est élevée.
- **Redondance de codage :** séquences de répétition des bits, on rencontre cela généralement à la fin de la compression, pendant l'étape de codage.

II.3. Objectif de la compression :

Le but de la compression des images est de réduire le nombre moyen de bits par pixel nécessaires à sa représentation. Il est possible dans une certaine limite de réduire ce nombre sans perte d'information. Au-delà, il est nécessaire d'élaborer des algorithmes de compression

irréversibles (avec pertes) induisant une distorsion par ou peu visible dans les conditions normales d'observation des images. [4].

L'objectif de la compression des données est de représenter une source d'information aussi précisément que possible en utilisant le plus petit espace de stockage.

L'image comprimée occupe moins de place sur une unité de stockage. Elle prend moins de temps de transmission sous forme comprimée sur le même canal ; ou bien elle a besoin d'un bande passante plus petite pour arriver à destination en même temps que la même image non comprimée. [5]

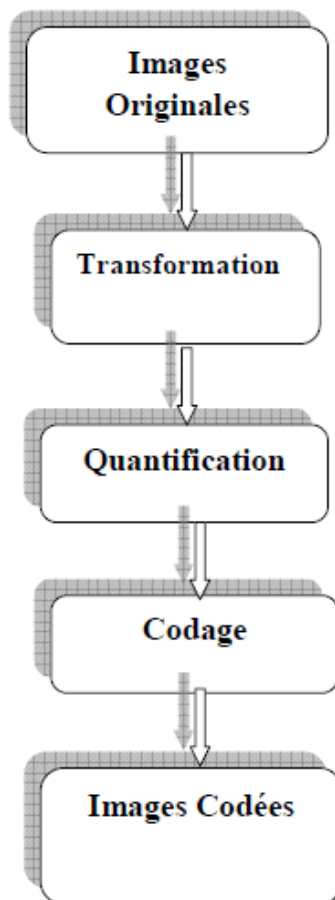
La compression d'image peut s'employer avec des contraintes et des attentes très différentes, selon l'utilisation à laquelle les images sont destinées. On peut vouloir réduire le nombre de bits d'une image avec une contrainte sur la capacité de stockage, etc...

La compression d'image est utilisée pour des applications de loisir, du traitement d'image, de la recherche visuelle rapide dans une base d'image, du diagnostic, etc. . . .

En général, La compression est également appelée codage source ou réduction de débit, La compression des données, d'une manière générale c'est l'ensemble des méthodes et règles qui permettent de réduire le volume d'une donnée sans perdre les informations essentielles.

II.4.Schéma fonctionnel de la compression des images

Le schéma fonctionnel de la compression est présenté dans la figure 1.1 ci-dessous :



FigureII.2 : schéma d'un codeur source

A partir de ce schéma, nous allons revoir chacune de ses étapes à fin de préciser leur rôle.

4.1 Transformation

La dépendance existante entre chacun des pixels et ses voisins (la luminosité varie très peu d'un pixel à un pixel voisin) traduit une corrélation très forte sur l'image. On essaie donc de tirer parti de cette corrélation, pour réduire le volume d'information en effectuant une opération de décorrélation des pixels.

La décorrélation consiste à transformer les pixels initiaux en un ensemble de coefficients moins corrélés, c'est une opération réversible.

4.2 Quantification

La quantification des coefficients a pour but de réduire le nombre de bits nécessaires pour leurs représentations. Elle représente une étape clé de la compression. Elle approxime chaque valeur d'un signal par un multiple entier d'une quantité q , appelée quantum

élémentaire ou pas de quantification. Elle peut être scalaire ou vectorielle. Un des résultats fondamentaux des travaux de Shannon concernant la relation : (débit /distorsion) montrent que l'on obtient de meilleures performances en utilisant la quantification vectorielle.

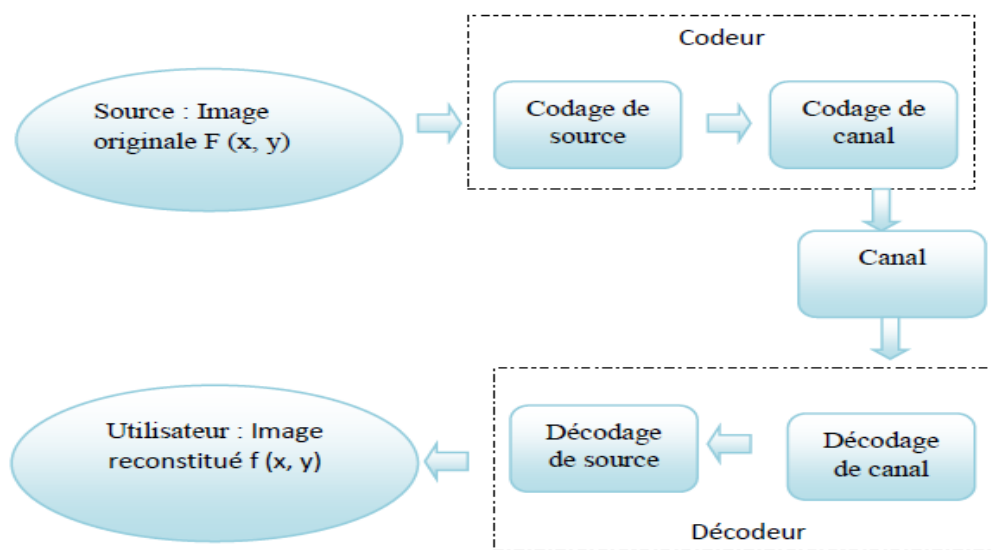
4.3 Codage

Une fois les coefficients quantifiés, ils sont codés. Un codeur doit satisfaire a priori les deux conditions suivantes :

- Unicité : deux messages différents ne doivent pas être codés de la même façon.
- Déchiffable : deux mots de codes successifs doivent être distingués sans ambiguïté.

A partir de ce schéma fonctionnel qui nous avons explicité, nous passons à la classification des méthodes de compressions d'image numériques.

Le schéma fonctionnel suivant illustre le processus général d'encodage et de décodage d'une image fixe sur un système de communication :



FigureII.3: Processus d'un codec d'image fixe.

Le codec (codeur/décodeur) de source c'est le block qui nous intéresse, du fait que c'est sur ce bloc que la compression et la décompression aient lieu.

La présence du codec canal a pour but contrairement au codage source d'ajouter des redondances au code afin d'augmenter l'efficacité de la transmission en utilisant des codes détecteurs et/ou correcteurs d'erreurs (code de parité, code de Hamming etc...).

II.5.Principales méthodes de compression

Ces méthodes se divisent en deux familles ; à savoir les méthodes dites sans pertes et celles avec pertes de données.

On distingue deux grandes catégories d’algorithmes de compression :

- ✓ Ceux dits «sans pertes» ou réversibles.
- ✓ Ceux dits «avec pertes» ou irréversibles.

La figure I-2, illustre le schéma général de l’étape de la compression d’image :

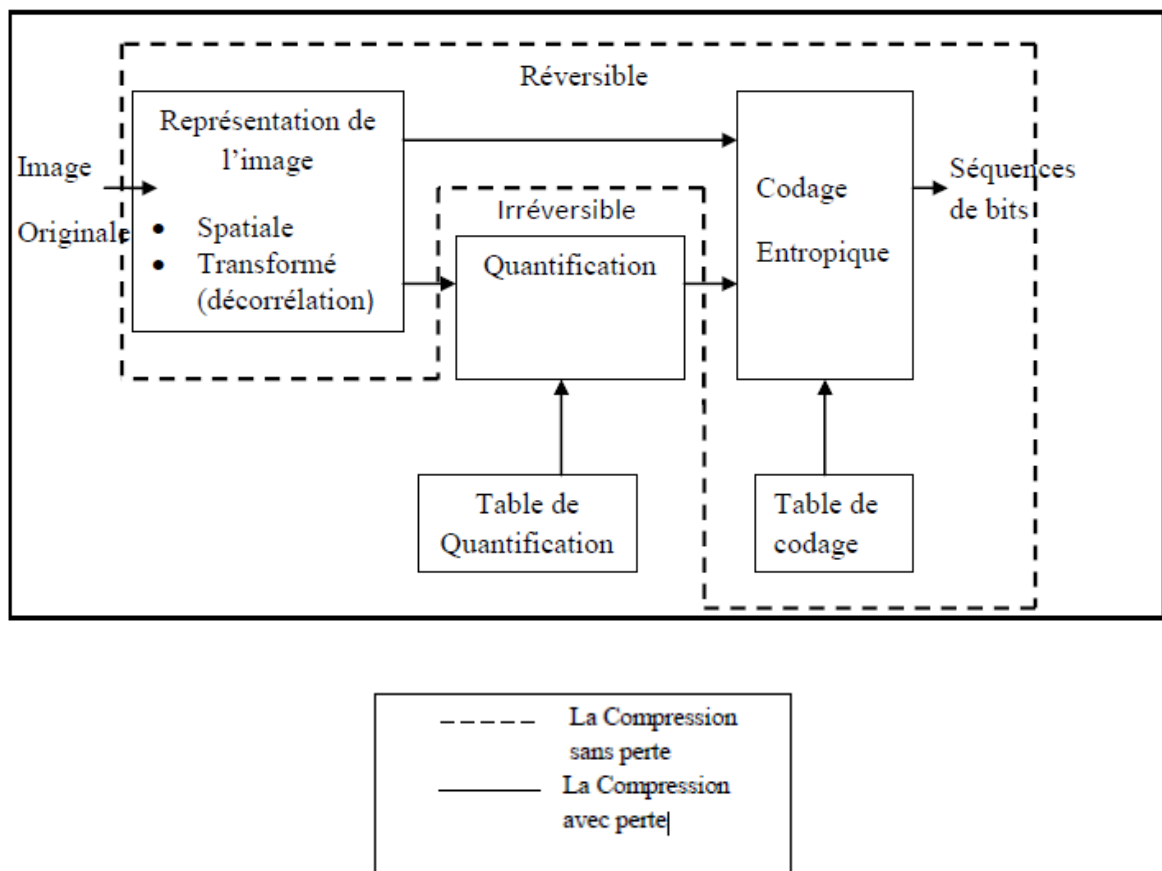


Figure II.4 : schéma général de l’étape de la compression.

II.5.1. Compression sans perte :

Appelée aussi compression non destructrice, la qualité de l’image après décompression est la même que celle de l’image originale, le taux de compression de ce type est limité. Ce type de compression on le trouve beaucoup dans le domaine où la précision est majeure comme l’imagerie médicale (IRM par ex.) ou la télédétection (imagerie satellite par ex.).

II.5.1.1. L'entropie de l'information

L'entropie est la mesure du désordre ou la mesure de l'imprévisibilité. Dans les systèmes informatiques, le degré de l'imprévisibilité d'un message peut être utilisé comme une mesure de l'information véhiculée par le message.

Le concept important dans la définition de l'entropie est celui de la prévisibilité. Un message parfaitement prévisible ne véhicule aucune information. En 1948, Shannon a défini l'information véhiculée par un événement $I(E)$, mesurée en bits ; en terme de probabilité de cette événement $p(E)$:

$$I(E) = \log_2 (1/P(E)) \quad (II-1)$$

Un événement qui est complètement prédictible ($p=1$) n'a aucune information ($\log_2(1)=0$).

Dans la théorie du codage de source, une source discrète est un dispositif qui fournit aléatoirement des séquences de symboles issus d'un ensemble discret fini. On modélise une source par un ensemble de variables aléatoires dont les valeurs proviennent d'un alphabet de taille fini. $\Omega = \{ x_0, x_1, \dots, x_N \}$. Ici est appelé l'ensemble des symboles de source. De plus, une source est dite sans mémoire si la séquence de symboles générée par la source est une suite de variables indépendantes et identiquement distribuées. Une source de ce type est appelée « une source discrète sans mémoire »[6].

A titre d'exemple, il est possible de créer une source DMS qui génère les lettres de „a“ jusqu'à „d“, tel que la lettre „a“ est 7 fois plus probable que les lettres „b“, „c“ et „d“. Pour une telle source, on peut montrer la probabilité et par conséquent la quantité d'information de chaque symbole possible est parfaitement déterminée.

L'entropie d'une source d'information telle une DMS, est définie comme la quantité de l'information moyenne transmise par chaque symbole fourni par la source. Donc l'entropie(S) d'une source comportant n symboles, de s_1 à s_n , avec une probabilité $p(s_i)$ pour chaque symbole peut être définie comme suit :

$$H(s) = p(s_1)I(s_1) + p(s_2)I(s_2) + \dots + p(s_n)I(s_n) \quad (II-2)$$

$$H(s) = \sum_{i=1}^n p(s_i)I(s_i) \quad (II-3)$$

$$H(s) = \sum_{i=1}^n p(s_i) \log_2 \left(\frac{1}{p(s_i)} \right) \quad (\text{II-4})$$

Selon le théorème de codage de source sans bruit de Shannon [7], si l'on souhaite coder une source le plus efficacement possible en n'y introduisant aucune ambiguïté, le nombre moyen de bits par symbole utilisé par le code doit être au moins égale à l'entropie de la source [7].

II.5.1.2. Codage de Huffman

Le codage de Hoffman crée des codes à longueurs variables sur un nombre entier de bits. L'algorithme considère chaque message à coder comme étant une feuille d'un arbre qui reste à construire. L'idée est d'attribuer aux deux messages de plus faibles probabilités, les mots codés les plus longs. Ces deux mots codés ne se différencient que par leur dernier bit. Contrairement au codage de Shannon-Fano qui part de la racine des feuilles de l'arbre et, par fusions successives, remonte vers la racine.[8]

L'algorithme de Huffman est un codage statistique dont le but est de calculer le nombre d'occurrences de chaque caractère de sorte que les caractères avec le moins de bits. Cet algorithme se base sur une méthode de construction d'arbres binaires pour coder les octets.[8]

Soit un message à coder "ABBBBAAC". La fréquence d'apparition ainsi que le code Huffman correspondant est donné dans le tableau II.1 et représentés par la figure II.6.

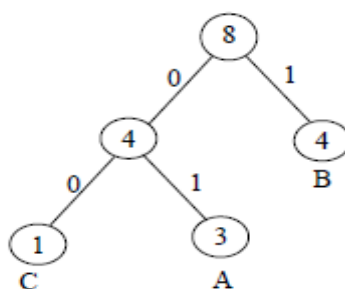


Figure II.5 Arbre binaire de Huffman

Symbole	A	B	C
Fréquence d'apparition	3	4	1
Code Huffman	01	1	00

Tableau II.1 Code de Huffman

- L'arbre de Huffman est alors (figure) :

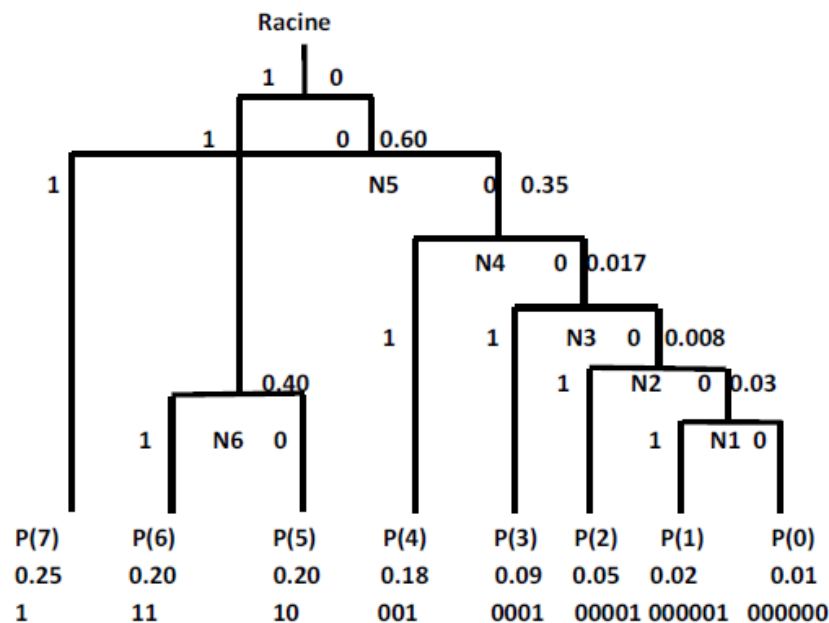


Figure II.6: arbre de Huffman après construction

II.5.1.3. Codage arithmétique

Le codeur arithmétique traite le fichier (messages) dans son ensemble [9], en lui associant un unique nombre décimal rationnel. Ce nombre est compris entre 0 et 1. Un message est représenté par un nombre réel compris entre 0 et 1. La génération d'un réel se base sur les probabilités d'apparition de chaque symbole.

A chaque symbole, on lui affecte un intervalle de représentation, cette affectation n'a aucune influence sur la compression et la Décompression.

Le codage se fait selon ces principes de base :

- Calculer la probabilité associée à chaque symbole dans la chaîne à coder.
- Associer à chaque symbole un sous intervalle proportionnel à sa probabilité, dans l'intervalle [0,1] (l'ordre de rangement des intervalles sera mémorisé car il est nécessaire au décodeur).

II.5.1.4. Codage par plage

Le codage par plage ou RLE RunLengthEncoding est recommandé lorsque nous observons des répétitions de symboles consécutifs. Il est utilisé par de nombreux formats

d'images (BMP, TIFF, JPEG) [10]. L'idée est de regrouper les pixels voisins ayant la même couleur. Chaque groupement définit un couple de valeurs

$P = (\text{plage}, n)$ où plage est le nombre de points voisins ayant la même valeur, et n est cette valeur. Le RLE est d'autant plus performant que les groupements sont étendus, il n'est pas applicable dans tous les cas. Il est recommandé pour les images avec de larges zones uniformes. La compression d'une image peut être effectuée de manière adaptative : dans les régions uniformes le RLE est appliqué, et dans les zones non uniformes des règles particulières sont créées. Par exemple, au moins trois éléments se répètent consécutivement alors la méthode RLE est utilisée, sinon un caractère de contrôle est inséré, suivi du nombre d'éléments de la chaîne non compressée. D'autres caractères de contrôle peuvent aussi être utilisés pour définir la fin de ligne ou la fin de colonne.

II.5.1.5. Codage différentiel

La première étape de codage de la matrice quantifiée est le codage différentiel pour le coefficient DC (la composante continue du bloc).

La modulation différentielle est basée sur le constat que les données analogiques ont tendance à varier de valeur d'une manière progressive, les sauts importants du signal étant exceptionnels. En effet, les blocs adjacents sont très fortement corrélés. Cette opération transforme donc les valeurs absolues en valeurs relatives. Pour les données graphiques, elle permet de transmettre non plus la valeur moyenne d'un bloc de pixels mais la différence de valeur avec le bloc précédent. Par exemple si la valeur moyenne est codée sur huit bits, un système de codage différentiel peut coder la différence sur quatre bits, ce qui permet de réduire le nombre de bits nécessaires au codage. Pour la compression des images fixes, le problème vient du fait que les valeurs des pixels peuvent varier de manière importante. Le codage différentiel doit donc s'adapter aux petites et aux grandes différences entre les pixels, ce qui limite son efficacité. Par exemple certaines images montrent de longues étendues de pixels de même valeur, elles seront bien compressées, tandis que d'autres, présentant des variations de couleur importante, seront peu ou pas compressées [11].

II.5.2. Compression avec perte :

C'est une compression destructrice, elle permet de sacrifier certains détails de l'image non récupérable en décompression au profit de réduction de poids. Cette dégradation peut être contrôlée selon la qualité qu'on veut obtenir en fonction du taux de compression choisie.

L'objectif des algorithmes de compression avec perte est de minimiser cette dégradation de qualité pour un taux de compression donné. Donc la clé de la compression avec perte est une modification non réversible de la source permettant d'obtenir une nouvelle source dont l'entropie est plus faible.

La perte d'information est toujours discutable et nous nous posons alors la question de la limite acceptable. Cette limite est définie par le type d'application, comme les images médicales ou satellites par exemple. La quantification est un des mécanismes utilisés dans les algorithmes de compression, qui produit des pertes d'information.

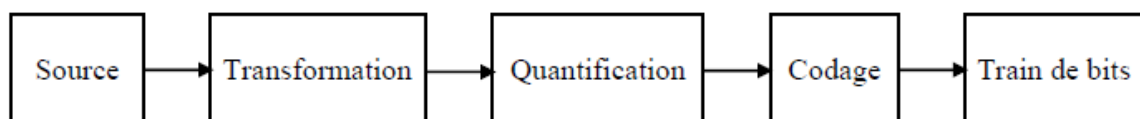


Figure II.7 Schéma classique d'un système de compression avec perte.

La figure II.7 représente le schéma classique d'un système de compression avec perte. Les méthodes avec pertes où irréversibles sont des méthodes qui tirent parti d'une corrélation (ou redondance) existant dans l'image. L'information perdue est due à l'élimination de cette redondance, ceci rend possible une compression plus importante [12]. Pour améliorer le taux de compression, il va falloir perdre quelque chose c'est-à-dire dégrader l'image. Ceci permet d'atteindre des taux arbitrairement grands au prix d'une dégradation toujours plus importante. L'objectif des algorithmes de compression avec perte est de minimiser cette dégradation pour un taux de compression donné [13].

Dans un premier temps, afin de mieux compacter l'information, la source est transformée en groupe des 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), la Transformée en Ondelettes Discrète (DWT) ou la décomposition Pyramidale.

Dans un second temps, les coefficients obtenus après la transformation sont quantifiés.

La phase de quantification introduit l'erreur dans le système de codage [14], ce dernier est un des mécanismes utilisés dans les algorithmes de compression, qui produit des pertes d'informations [12].

II.5.2.1. Prétraitement des données

Un problème intéressant en traitement numérique d'image est la restauration d'images compressées, notre problème consistera donc à récupérer une image proche de l'image originale à partir d'une image compressée pour cela nous proposons deux algorithmes utilisant les réseaux de neurones artificiels à savoir le perceptron multicouche (MLP) et les réseaux de neurones à fonction radiales de base (RBF).

Au début, consistaient à utiliser un filtre passe-bas ce qui avait pour l'avantage de lissage d'image (un filtrage suivi d'une décimation).

La réduction d'une image consiste à diminuer le nombre de pixels qui la composent.

Dans le cas d'une réduction d'un facteur 2 (50% de l'image originale), l'image réduite contiendra ainsi quatre fois moins de pixels que l'image initiale (taux de compression 4). Cela conduit à une disparition de structures contenues dans l'image initiale et, si l'on n'y prend garde, à l'apparition de distorsions indésirables. La réduction est un processus avec pertes, et il faudra s'efforcer de conserver le maximum de l'information contenue dans l'image initiale, tout en maintenant une bonne qualité visuelle.

L'idée de compression est faite par décimation c'est-à-dire l'élimination d'une ligne par ligne et colonne par colonne. Nous exploitons bien ce principe sur l'image filtrée jusqu'à un taux de compression égale 4 (facteur de réduction 2).

Si le taux de compression est égal à 16 (facteur de réduction 4) l'élimination peut être faite sur deux lignes et deux colonnes, puisqu'une image plus réduite, son taux de compression est meilleur que celui de la version précédente, la réduction est relativement identique, le tableau II.2 illustre le principe de la compression avec perte par réduction sur l'image "Lena" au niveau de gris avec le taux de compression est

$$Cr = \frac{\text{Taille d'image originale}}{\text{Taille d'image compressée}} \quad (II-5)$$

Image	Dimensions	Taille (Ko)	Cr
Originale	512×512	262,144	
Réduit par 2	256×256	65,536	4
Réduit par 4	128×128	16,384	16
Réduit par 8	64×64	4,096	64

Tableau II.2 Le taux de compression pour l'image compressée "Lena"

Une fois la compression des images est faite avec perte, nous proposons de réaliser une reconstruction par les réseaux de neurones MLP et RBF pour les différents taux de compression obtenus.

Le schéma synoptique du bloc de reconstruction se présente dans l'ordre suivant :

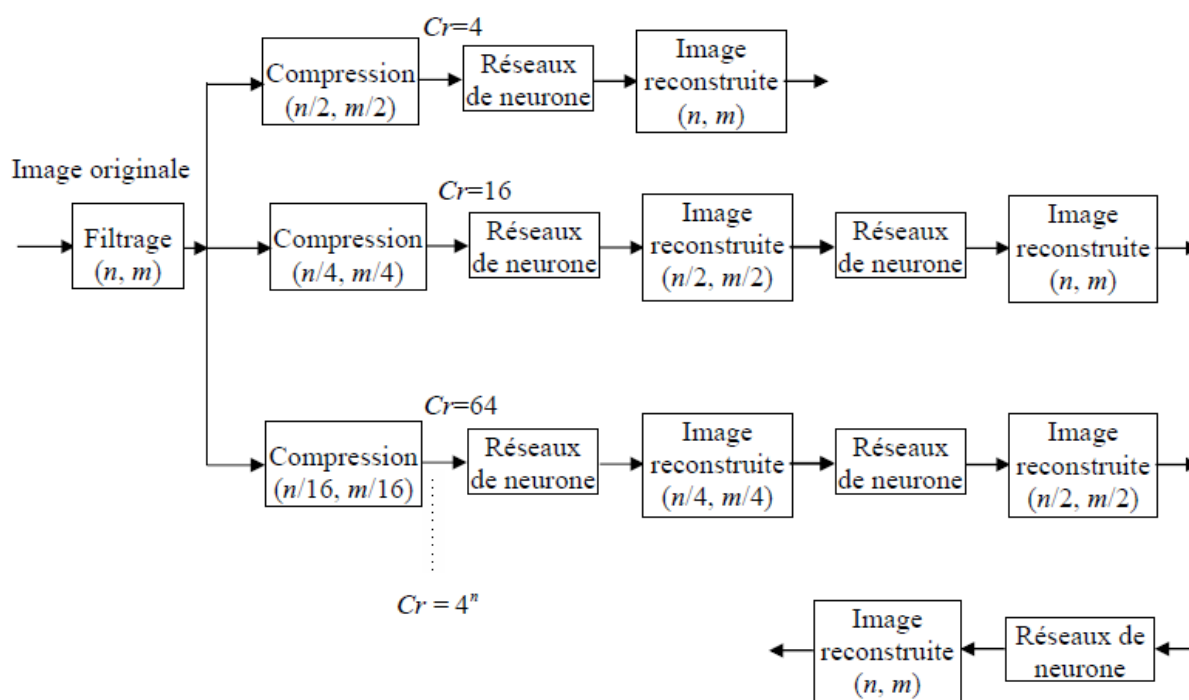


Figure II.8 Algorithme bloc de reconstruction

II.5.2.2. Les méthodes par transformation

Nous allons parler seulement de certains aspects importants à connaître pour l'achèvement de l'objet de ce travail qui est la compression d'images sans entrer dans les démonstrations mathématiques.

Les algorithmes non basés sur une transformée incluent la compression fractale et la quantification vectorielle.

Les méthodes par transformation figurent parmi les techniques de compression les plus employées, elles n'agissent pas directement sur l'image numérique dans sa représentation canonique, mais sur le domaine de sa transformée. Elles permettent d'obtenir des taux de compression élevés tout en conservant une bonne qualité d'image. Ce sont des méthodes qui font appel successivement à plusieurs principes de compression. Elles sont utilisées par des standards internationaux pour le codage des images fixes et de la vidéo (JPEG et MPEG).

En général, les schémas de codage par transformation subdivisent l'image de taille $N \times N$ en sous-images de taille plus petite avant de faire subir à chacune de ces sous-images une transformation. L'objectif de ces transformations est double: Il s'agit de décorréler les données, c'est-à-dire d'obtenir des coefficients transformés moins corrélés que les pixels de l'image d'origine ; Concentrer l'énergie sur un nombre réduit de coefficients, les coefficients ayant une valeur plus importante aux basses fréquences qu'aux hautes fréquences. Dans ce cas, on obtiendra une compression effective en codant finement les coefficients des basses fréquences, et grossièrement, voire en supprimant, les coefficients des hautes fréquences. On peut citer entre autre :

- La transformation de Fourier (DFT)
- La transformation en Cosinus Discrète (DCT)
- La transformation par ondelettes discrètes (DWT)

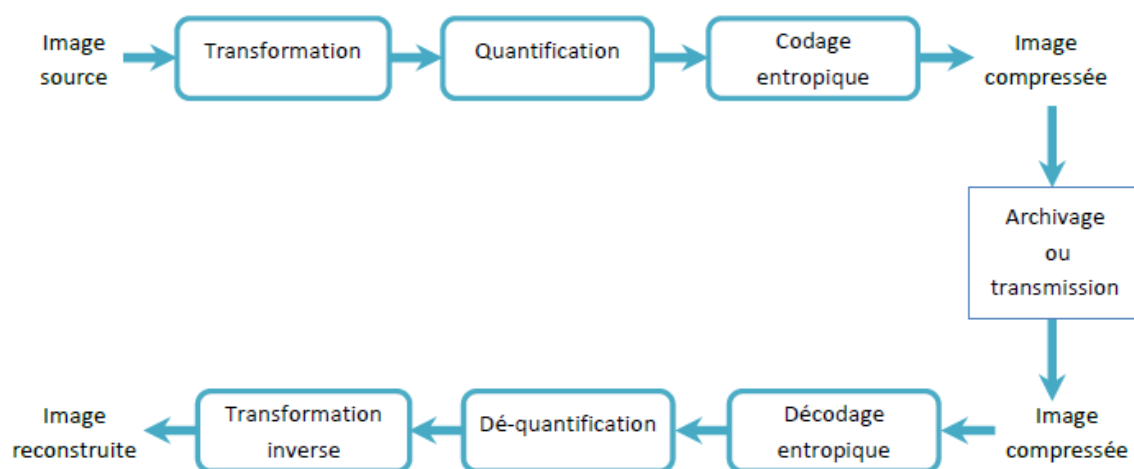


Figure II.9. Schéma général de compression/décompression à base de transformée.

Transformation Elle a comme but la décorrélation de l'information. Elle permet de supprimer la redondance entre pixels voisins, et de concentrer l'information pertinente de l'image sur un petit nombre de coefficients significatifs, ce qui permet d'optimiser les étapes ultérieures de quantification et de codage. Cette étape de traitement est réversible et sans perte.

II.5.2.3. Quantification

Par définition, l'opération de quantification permet une transcription des données depuis un espace de taille "infini" constitué par exemple de l'ensemble des nombres flottants, ou détaille très importante, vers un espace contenant un nombre limité de coefficients [15]. La quantification fait partie de plusieurs méthodes de compression d'image. L'objectif est de réduire la taille des coefficients de façon que cette réduction n'apporte pas de dégradations visuelles à l'image [12]. Plusieurs familles de quantification existent ; elles travaillent soit coefficient par coefficient, soit par groupe de coefficients. Dans le premier cas on parle de quantification scalaire, et dans le second cas la méthode est la suivante : on alloue conjointement un vecteurreprésentant cet ensemble de coefficients. On parle alors de codage de type vectoriel. Lechoix de ces représentants vectoriels ou scalaires et leur répartition a donné lieu à denombreux algorithmes de quantification [15].

II.5.2.3.1. Quantification Scalaire

La quantification scalaire *SQ*-(ScalarQuantization) est réalisée indépendamment pour chaque élément. D'une manière générale, on peut la définir comme étant l'association dechaque valeur réelle x , à une autre valeur q qui appartient à un ensemble fini de valeurs. La

valeur q peut être exprimée en fonction de la troncature utilisée : soit par l'arrondi supérieur,l'arrondi inférieur, ou l'arrondi le plus proche [14].

La procédure suivante définit la réalisation d'une quantification scalaire. Soit X l'ensembled'éléments d'entrée de taille N .

1. Echantillonner X en sous-intervalles $\{[xn, xn+1[, n \in \{0...N - 1\}\}$.
2. Associer à chaque intervalle $[xn, xn+1[$ une valeur q .
3. Coder une donnée $x \in X$ par q si $x \in [xn, xn + 1 [$.

Si Δ est constant, on parle d'une quantification uniforme. Sinon elle est dite non-uniforme.

II.5.2.3.2. Quantification Vectorielle

La quantification vectorielle *VQ*-(VectorQuantization) a été développée par Gersho et

Gray et elle fait aujourd'hui l'objet de nombreuses publications dans le domaine de la compression numérique [16]. Le principe de la quantification vectorielle est issu du travail de Shanon qui montre qu'il était toujours possible d'améliorer la compression de données encodant non pas des scalaires, mais des vecteurs. Un quantificateur vectoriel *Q* associe à

chaque vecteur d'entrée $X = (x_1, \dots, x_k)$ un vecteur $Y = (y_1, \dots, y_k) = Q(X)$, ce vecteur *Y* étant choisi parmi un dictionnaire (code book) de taille finie. La *VQ* produit de meilleurs résultats que la *SQ*, néanmoins la *VQ* nécessite un codage complexe et de grandes capacités de mémoire [12].

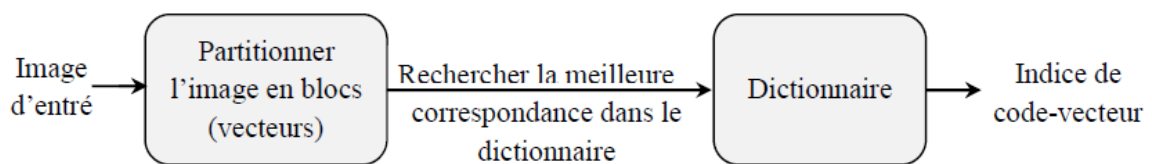


Figure II.10. Schéma fonctionnel d'un quantificateur vectoriel.

L'avantage de la QV par rapport aux autres types de quantificateurs est la simplicité du décodeur. Cependant, l'inconvénient de base de la QV réside dans sa complexité, qui augmente avec l'augmentation de la dimensionnalité vectorielle. Cette complexité peut réduire la vitesse de codage et augmenter la dissipation d'énergie, en particulier dans les applications soumises à des contraintes d'énergie, telles que le cas des réseaux de capteurs. Un autre inconvénient de la QV est lié à la conception d'un dictionnaire universel de codes pour une grande base de données d'images, ce qui nécessite une taille mémoire importante avec également un grand nombre d'accès mémoire [17].

II.6. Les normes de compression des images avec et sans pertes

II.6.1 La norme de compression JPEG

La norme JPEG (Joint Photographic experts groupe) est conçue par le groupe ISO (International Standard Organisation) et le groupe CEI (Commission Electronic Internationale).[19] Elle est destinée à la compression des images fixes en couleurs et à

niveaux de gris en vue de leurs stockages sur les supports numériques. Elle a été réalisée dans la perspective de couvrir les applications les plus diversifiées en tenant compte des contraintes réalistes par rapport aux applications les plus visibles : publication, transmission, banques d'images. Les techniques définies par la norme JPEG se divisent en deux classes : - les méthodes de compression avec pertes qui sont basées sur la TCD suivie d'une quantification et d'un codeur entropique. - La seconde classe, concerne les processus de codage sans pertes, cette classe de codeurs n'est pas basée sur la TCD mais sur le codage MICD suivi d'un codage entropique. Pour les méthodes avec pertes, quatre codeurs ont été spécifiés : un codage de base où l'image compressée puis décompressée n'est plus identique à l'image originale, ce processus utilise la TCD et un codage de Huffman. Les trois autres types de codage sont une extension de codage de base. Ils diffèrent de codage de base principalement par le codage entropique en utilisant un codage arithmétique ou par restitution progressive de l'image.

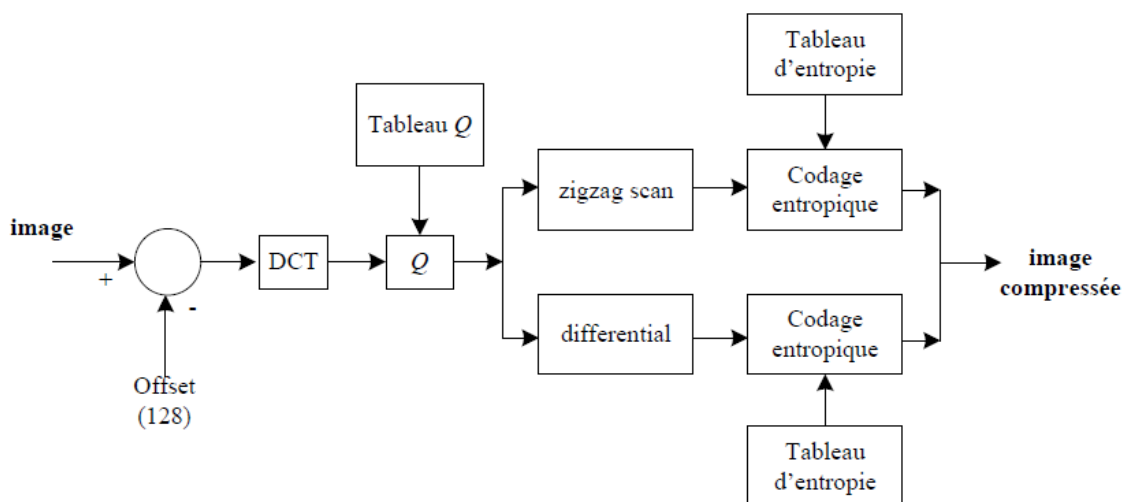


Figure II.11 : Diagramme de bloc du codeur JPEG baseline

II.6.2 La norme de compression JPEG2000

Le codeur JPEG2000 suit la même structure générique du codage d'image intra-trame introduit pour le standard JPEG Baseline. C'est-à-dire, la décorrélation des pixels dans la trame par une transformée, suivi par la quantification et le codage entropique. Cependant, afin de satisfaire les objectifs de conception du JPEG2000 (ISO 2000), il est nécessaire d'employer une étape de prétraitement sur les pixels et une étape de post-traitement sur les données compressées. La Figure 1-13 illustre un diagramme de bloc du codeur JPEG2000 [20].

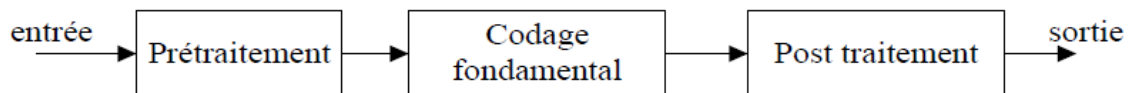


Figure 1.12 Le diagramme de bloc général du codeur JPEG2000

Conclusion

Nous avons abordé dans ce chapitre un état de l'art sur les différentes techniques de

Compression d'images, La nécessité de compresser des données de plus en plus volumineuses et difficiles À transmettre ou à stocker est accrue avec le développement des techniques de

Communications.

Les performances d'un système de compression sont évaluées par sa complexité calculatoire, son cout de stockage, le débit (ou le taux de compression) qu'il permet d'atteindre et la dégradation qu'il engendre sur les données compressées. Les techniques de compression ont fait l'objet de nombreuses recherches pour tenter D'optimiser ses différents aspects. Il demeure cependant difficile d'optimiser tous ces critères en même temps.

REFERENCES BIBLIOGRAPHIE

- [1] BOUHAJJA Lamia. « *Implémentation et Evaluation des Performances du Codeur JPEG* » Institut supérieur d'informatique université de Tunisie et Manar. 2011-2012
- [2] Bradley Erickson, "*Irreversible Compression of Medical Images*", Society for computer applications in radiology, 2000.
- [3] P. Raf y, Y. Gaudeau, D. P. Miller, et J-M. Moureaux, « *Computer Aided Detection (CAD) of Solid Lung Nodules in Lossy Compressed MDCT Chest Exams, ECR* », Vienne, mars 2006.
- [4] S. Ben Abdelkader, « *compression des images satellites monochromatique via la transformation en ondelettes* », thèse de magister, univ de Constantine, 1996
- [5] A. Cziho, "*Quantification Vectorielle et Compression d'image : Application à L'imagerie Médicale Doctorat* ", Université de Rennes 1, France, 1999.
- [6] A. K. Jain, *Fundamentals of digital image coding.*: Prentice Hall, 1989.
- [7] David A. Huffman, "A methode for construction of minimum redundancy codes," in *Proceedings of the I.R.E*, 1954, pp. 1098-1101.
- [8] D.A. Huffman, "A method for the construction of minimum-redundancy codes Proceedings of the I.R.E., sept 1952, pp 1098-1102
- [9] P.G.Howard, J.S.Vitter, "*Arithmetic coding for Data Compression*", Proc. of the IEEE, Vol. 82, pp. 857-865, June 1994.
- [10] Richard E. Woods Rafael C. Gonzalez. *Digital Image Processing*. Addison-Wesley Pub Co, ISBN: 0201180758, Paris, January 2002.
- [11] Sylvain FASSINO, « *Agrandissement D'Images et de Séquences Vidéo* », thèse de *Institut national polytechnique de Grenoble*, 13 juillet 2004.
- [12] José Marconi M. Rodrigues, « *Transfert Sécurisé D'images par Combinaison de Techniques de Compression, Cryptage et Marquage* », thèse doctorat de l'université Montpellier II Mention Informatique, 31 Octobre 2006.
- [13] E. LE PENNEC, « *Compression D'Image* », Laboratoire de Probabilités et Modèles

Aléatoires UMR 7599, Université Paris.

[14] Théodore TOTOZAFINY, “*Compression D’images Couleur pour Application a la Télésurveillance Routière par Transmission Vidéo à Très Bas Débit*”, thèse doctorat de l’université de Pau et des pays de L’Adour, Ecole Doctorale des Sciences Exactes et de Leurs Applications, 3 juillet 2007.

[15] Cédric Sibade, “*Compression de Données pour les Systèmes de Traitement de Document Grand Format*”, thèse doctorat de l’Université de Marne-la-Vallée (spécialité informatique), 15 décembre 2003.

[16] G. Cazuguel, A. CZIHÓ, B. Solaiman, C. Roux, “*Medical Image Compression and Feature Extraction using Vector Quantization, Self-Organizing Maps and Quadtree Decomposition*”, Dépt. Image et Traitement de l’Information B.P.832, 29285 Brest Cedex, France, Laboratoire de Traitement de l’Information Médicale, 1999.

[17]Mammeri A., Hadjou B., Khoumsi A: *A survey of image compression algorithms for visual sensor networks*. ISRN Sensor Networks.**2012**, pp. 1–19 (2012).

[18] S. Grgic, M. Mrak, M. Grgic, ,”*Comparison of JPEG Image Coders*”, Proceedings of the 3rd International Symposium on Video Processing and Multimedia Communications, VIPromCom- 2001, Zadar, 2001, Croatia, pp. 79-85.

[19]M. W. Marcellin, M. J. Gormish, A. Bilgin, and M. P. Boliek, "An overview of JPEG-2000," in *Data Compression Conference Proceedings*, March 2000, pp. 523-541.



CHAPITRE III:
TRANSFORMEE EN
ONDELETTES

III.1. INTRODUCTION

Dans ce chapitre, nous focalisons nos efforts sur l'utilité de la transformée en ondelettes Pour la compression de données dans une image.

Nous présenterons d'abord la théorie de la transformée en ondelettes en parlant de la Transformée en ondelettes continue et discrète. Nous discuterons par la suite le concept de base des méthodes et des algorithmes de codage que nous utiliserons dans notre travail.

L'analyse par ondelette a été introduite au début des années 1980. Il s'agit de donner une représentation des signaux permettant la mise en valeur simultanée des informations temporelles et fréquentielles (localisation temps-fréquence). C'est ainsi que le besoin des ondelettes, famille de fonctions déduites d'une même fonction, appelée ondelette mère, par translation et dilatation, s'est fait ressentir en remarquant que la transformée de Fourier (TF) qui a dominé dès le début du 19^{ième} siècle perd, lors de la projection, le contrôle de la variable temporelle et reste toujours incapable de décrire localement (en temps ou espace) le comportement fréquentiel des signaux.

III.2. La technique base sur Domaine Temps-échèle : la transforme d'ondelettes

L'une des techniques représentations temps-fréquences appropriées pour la caractérisation des interférences est la transformée en ondelettes. Par rapport à la transformation STFT qui utilise une longueur de fenêtre constante, la transformation en ondelettes utilise une longueur de fenêtre variable. Le WT utilise essentiellement des fenêtres temporelles «larges» pour l'analyse basse fréquence et des fenêtres temporelles «étroites» pour l'analyse haute fréquence afin de fournir un bon équilibre entre la résolution temporelle et fréquentielle.

III.3. La théorie d'ondelette

La transformation en ondelettes continue d'une fonction $f(t)$ peut être définie comme [1]:

$$\gamma(\tau, s) = \int x(t) \bullet \psi_{\tau,s}^*(t) dt \quad (\text{III-1})$$

Où $(\cdot)^*$ désigne le conjugué complexe $\psi_{\tau,s}$ est la fonction de base de l'ondelette également connu sous le nom d'ondelette. elle est obtenue par translation et dilatation d'une fonction particulière appelée ondelette mère $\psi(t)$ comme indiqué dans la formule ci-dessous :

$$\psi_{\tau,s}^*(t) = \frac{1}{\sqrt{s}} \psi\left(\frac{t-\tau}{s}\right) \tag{III-2}$$

$\psi_{\tau,s}$ dépend les paramètres s, τ , τ détermine facteur de la position et s est le facteur de l'échelle. $\frac{1}{\sqrt{s}}$ Assure la normalisation de l'énergie. La fonction du facteur d'échelle s est de assure l'opération dilatation de la fonction d'ondelette mère. L'opération dilatation de $\psi\left(\frac{t}{s}\right)$

lorsque $s > 1$ permet de localise la haute fréquence, une opération de contraction $\psi\left(\frac{t}{s}\right)$
 lorsque $0 < s < 1$, permet de localise la basse fréquence.

La fonction d'ondelettes mère $\psi(t)$ doit satisfaire les conditions suivantes :

- La fonction doit être oscillante et d'intégrale nulle : $\int_{-\infty}^{+\infty} \psi(t) dt = 0$
- Doit être de carré intégrable

La transformation inverse d'une ondelette continue est

$$x(t) = \iint \gamma(\tau, s) \bullet \psi_{\tau,s}^*(t) ds d\tau \tag{III-3}$$

III.4. Transformée en ondelette discrète

Le CWT est calculé en décalant d'une manière continue la fonction ondelette sur le signal et calculé la corrélation entre les deux, les coefficients d'ondelettes obtenus sont fortement redondants. Pour maîtriser le problème de la redondance de CWT, une ondelette discrète DWT est introduite. Une transforme DWT ne peut évoluer l'opération dilatations-translation que par étapes discrètes, le facteur s est de 2^j $j \in \mathbb{Z}$ et le paramètre de translation est $2^j k$

L'ondelette discrète peut être représentée par

$$\psi_{j,k}(t) = 2^{-\frac{j}{2}} \psi\left(\frac{t-2^j k}{2^j}\right) \tag{III-4}$$

Par conséquent, une transformée en ondelettes discrète est définie comme :

$$\gamma(j,k) = \int x(t) \bullet \psi_{j,k}^*(t) dt \tag{III-5}$$

Pour une implantation pratique on utilise les relations suivantes

$$F\left[f\left(\frac{t}{a}\right)\right] = |a| f(a\omega) \tag{III-6}$$

L'équation confirme que la dilatation de la fonction avec un facteur $a = 2$ dans le domaine temporel. Il comprime le spectre de fréquences de la fonction avec un facteur de 2 et le décale vers la basse fréquence [1]. Les fonctions d'ondelettes données sont $\psi_{1,k}(t), \psi_{2,k}(t), \psi_{3,k}(t), \psi_{4,k}(t)$

qui ont des fonctions de spectre de fréquences $\psi_1, \psi_2, \psi_3, \psi_4$, alors que la fréquence et la bande passante de ψ_2 ne sont que la moitié de la fréquence et de la bande passante de ψ_1 , comme le montre la Fig. 3.14.

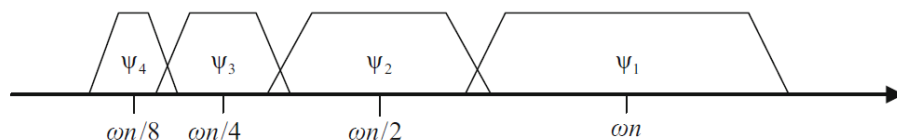


Figure III.1 Chevauchement des spectres de fréquence d'ondelettes obtenus par la dilatation l'ondelette dans le domaine temporel

Selon la méthode précédente, le spectre de fréquence des ondelettes ne peut pas couvrir toute la fréquence jusqu'à la fréquence zéro. Une fois que la segmentation atteint une certaine fréquence, la segmentation s'arrête, et toutes les parties basse fréquence restantes doivent être représentées en utilisant une fonction avec un spectre de fréquences passe-bas.

Cette fonction est la fonction d'échelle $\varphi(t)$ qui peut être représentée à l'aide de l'ondelette correspondante

$$\varphi_{j,k}(t) = 2^{-\frac{j}{2}} \varphi\left(\frac{t-2^j k}{2^j}\right) \tag{III-8}$$

La figure 3.15 illustre les fonctions d'échelle. Les fonctions d'échelle couvrent toutes les zones qui ne sont pas couvertes par les spectres de fréquence de la fonction ondelette jusqu'à l'échelle j , par conséquent, le nombre d'ondelettes passe de l'infini au fini.

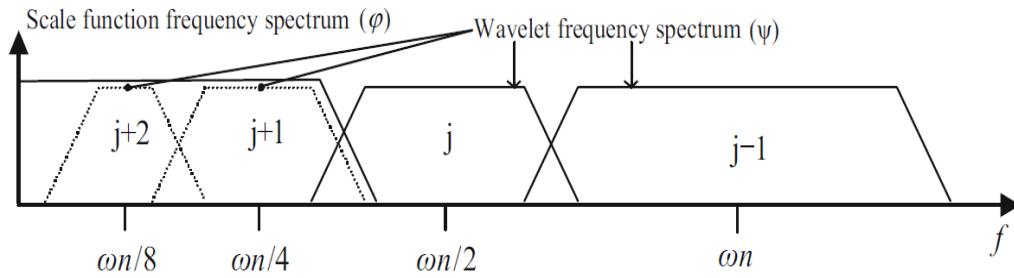


Figure III.2 La fonction échelle (onde père)

Il n'est pas difficile de montrer que toute série $f(t)$ peut être construite comme une séquence de projections sur des ondelettes père (la fonction échelle $\varphi(t)$) et mère (la fonction ondelette $\psi(t)$) « analyse multi-résolution ».

$$f(t) = \sum_k s_J(k) \varphi_{J,k}(t) + \sum_{j=j_0}^J \sum_k d_{j,k}(k) \psi_{j,k}(t) \tag{III-9}$$

$$f(t) = \sum_k s_{J,k} \varphi_{J,k}(t) + \sum_k d_{J,k} \psi_{J,k}(t) + \sum_k d_{J-1,k} \psi_{J-1,k}(t) + \dots + \sum_k d_{1,k} \psi_{1,k}(t) \tag{III-10}$$

Ou
$$\varphi_{j,k}(t) = 2^{-\frac{j}{2}} \varphi\left(\frac{t-2^j k}{2^j}\right), \quad \psi_{j,k}(t) = 2^{-\frac{j}{2}} \psi\left(\frac{t-2^j k}{2^j}\right) \tag{III-11}$$

$s_{J,k}, d_{J,k}, \dots, d_{1,k}$ sont les coefficients de la transformé, $s_{J,k}$ sont les coefficients de l'onde père (approximation), $d_{j,k}$ sont les coefficients de ondelette mère (détails), ils sont calculées par les formules :

$$s_{J,k}(k) = \langle f(t), \varphi_{J,k}(x) \rangle = \int f(t) \varphi_{J,k}(t) dt, \quad d_j(k) = \langle f(t), \psi_{j,k}(t) \rangle = \int f(t) \psi_{j,k}(t) dt, \quad j = 1, 2, \dots, J \tag{III-12}$$

Pour connaître les formes de $\varphi(t)$ $\psi(t)$ les équations de dilatation sont utilisés, elles sont écrit comme :

$$\varphi(t) = \sum_k h(k)\sqrt{2}\varphi(2t-k)$$

$h(k)$ Est le filtre d'échelle (Passe-bas) associé à $\varphi(t)$

$$\psi(t) = \sum_k g(k)\sqrt{2}\varphi(2t-k)$$

$g(k)$ est le filtre d'ondelette (Passe-haut) associé à $\varphi(t)$

$$g(k) = (-1)^k h(1-k)$$

L'inconvénient de la projection directe est la complexité temporelle (nombre important d'opérations). Si pour cela que l'algorithme de Mallat [2] est apparu et celui-ci ne nécessite pas la connaissance de la forme ou la formule analytique de l'ondelette mère et ondelette père.

On utilise uniquement $h(k)$ pour sortir les quatre filtres utilisés dans l'algorithme de Mallat, deux filtres « passe-bas et passe-haut » pour la décomposition et également deux filtres pour la reconstruction « passe-bas et passe-haut ». La figure 3.16 représente la réponse fréquentielle de la fonction ondelette qui correspond à un filtre passe-haut ainsi que la fonction échelle.

Cet algorithme connue souvent sous le terme d'appellation (DWT) et moins (FWT) qui décrit la réalité de cette algorithme. La figure 3.17 montre une décomposition FWT à deux niveaux d'un signal échantillonné [3][4]

- **La décomposition par paquets « WPD »**

Dans le cas de WPD, le signal passe à travers un banc de filtres à base d'ondelettes uniforme, comme le montre la figure III.17. Le processus de translation-dilatation est également reproduit à sur les bandes de fréquences élevées (détails) qui n'été pas décomposé par DWT, donc le résultat est un banc de filtre uniforme. La sortie de chaque filtre fournit un ensemble de coefficients (échelles). Chaque échelle présente une partie de fréquence déterminée du signal décomposé entrant [13]. Nous utiliserons le vecteur $S = [s_1, s_2, \dots, s_N]$ pour identifier l'ensemble des paquets d'ondelettes obtenu par L niveaux de la décomposition par paquets d'ondelettes dyadiques $N = 2^L$.

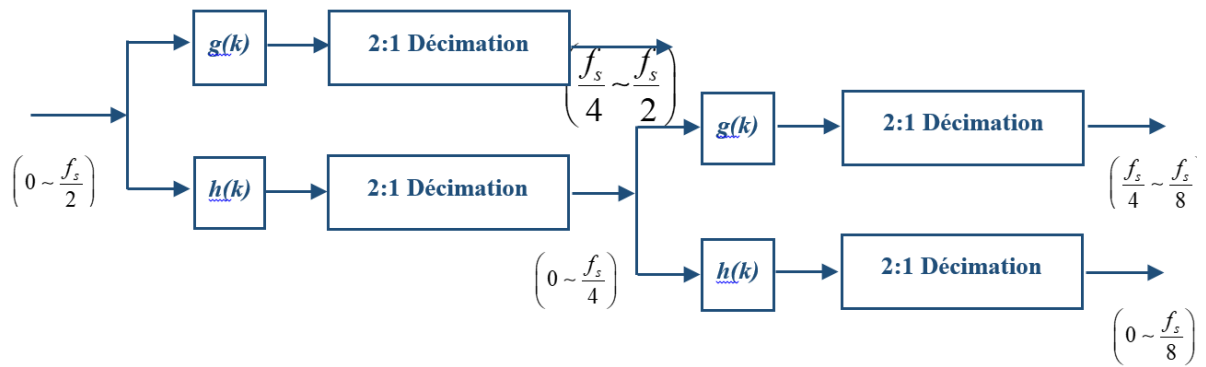


Figure III. Décomposition pyramidale « deux niveaux

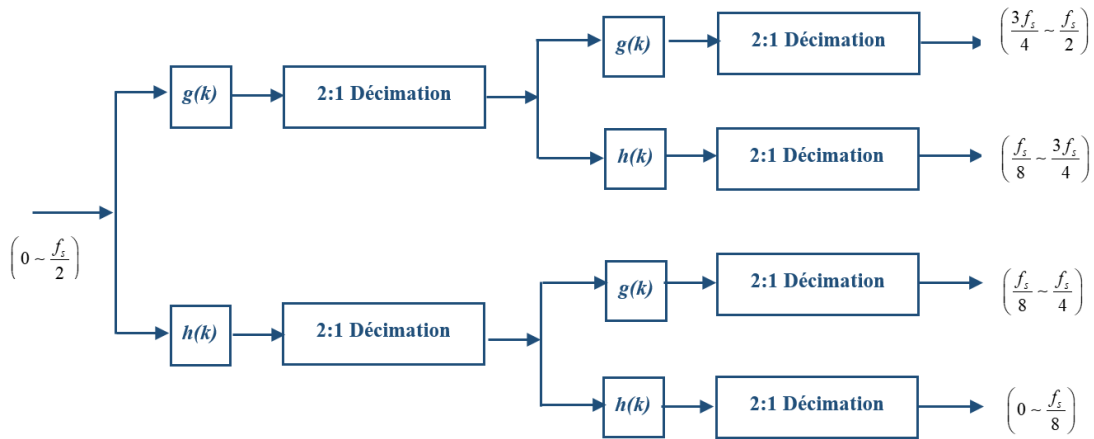


Figure III Décomposition par de paquets d'ondelettes dyadiques à 3 niveaux

III.8.1. Les Familles d'ondelette :

Il existe de nombreuses formes d'ondelettes, le choix de l'ondelette optimale dépend de transformée en ondelettes continue est alors conseillée. Si on veut un calcul exact, alors les ondelettes à support compact sont indiquées. On voit donc qu'on ne peut parler d'une ondelette idéale, adaptée à tous les cas.

Nous avons choisi de présenter trois types d'ondelettes qui nous semblent être les plus utilisées dans le traitement du signal: les ondelettes de **symlet**, , les ondelettes de **Haaret** les ondelettes de **Daubechies**.

Tableau III.1 : Familles d'ondelettes

Analyse discrète		Analyse continue	
Ondelettes à filtres		Ondelettes sans filtres	
Support compact		Support non compact	
Orthogonales	Bi-orthogonales	Orthogonales	Réelles
<i>db, haar, sym, coif</i>	<i>bior</i>	<i>meyer, btlm</i>	<i>gaus, mexh, morl</i>
			<i>cgau, shan, fbsp, cmor</i>

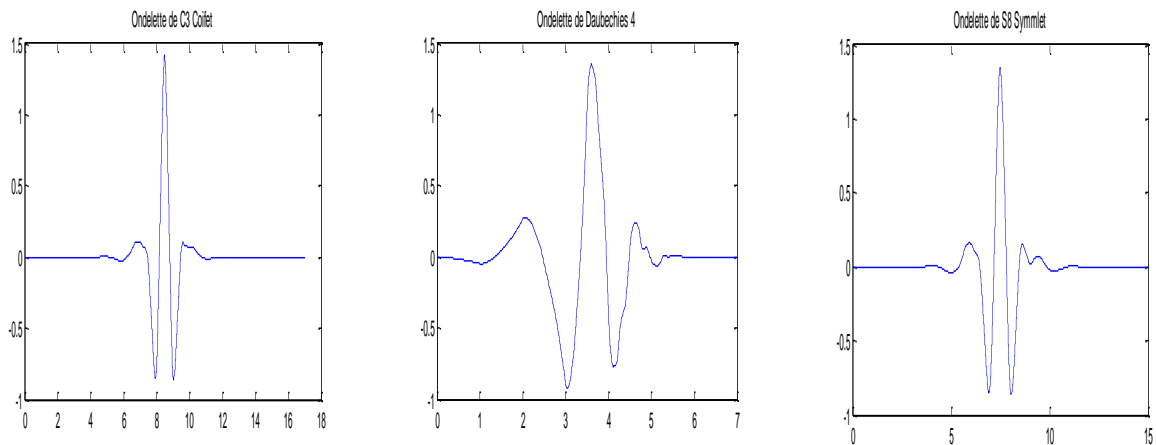


Figure III.4 : Quelques familles d'ondelettes.

III.8.1.1.Ondelette de haar

La base de Haar est obtenue à partir d'une AMR constituée de fonctions constantes par Morceaux. Le filtre *h*, associé à la fonction d'échelle, a deux coefficients non nuls, sa fonction de transfert est définie par la relation suivante [6]:

$$(z) = 1\sqrt{2}(1 + z^{-1}) \tag{III-14}$$

Cependant la fonction d'échelle est représentée par l'équation suivante :

$$(t) = \{10 \leq t < 1$$

0 sinon

On détermine le filtre g associé à la fonction d'ondelette en utilisant la propriété des filtres miroirs en quadrature, il est défini par l'expression suivante :

$$(z) = 1/\sqrt{2}(1 - z^{-1}) \quad \text{(III-15)}$$

En revanche, la fonction d'ondelette est construite, à partir de la relation suivante :

$$\psi(t) = \begin{cases} 1 & 0 \leq t < \frac{1}{2} \\ -1 & \frac{1}{2} \leq t < 1 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad \text{(III-16)}$$

L'ondelette de Haar a le plus petit support parmi toutes les ondelettes orthogonales. Toutefois, il s'agit d'une fonction discontinue qui n'est pas bien adaptée pour approximer les fonctions régulières car elle n'qu'un seul moment nul. Les courbes ci-après regroupent les fonctions d'échelle et d'ondelette dans les domaines temporels et fréquentiels

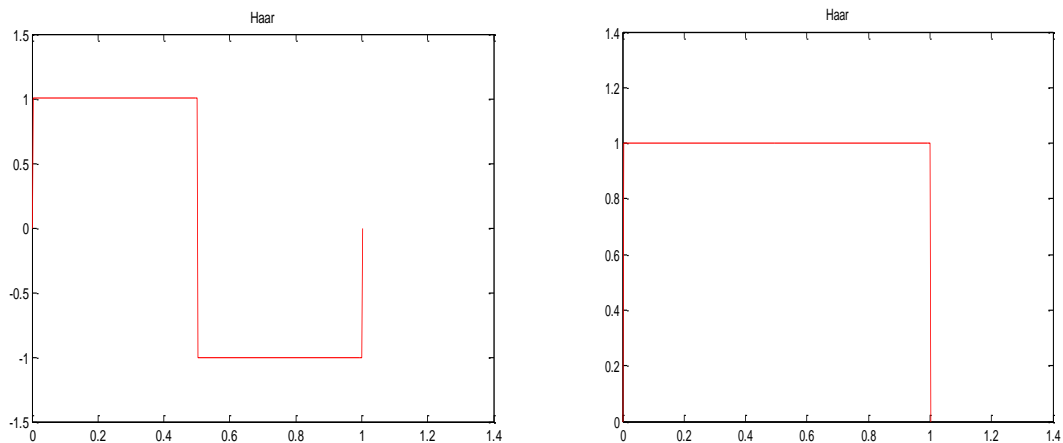


Figure III.7 Fonction d'ondelette et échèle de Haar

Est définie par [6] :

$$\begin{cases} \psi(x) = 1 & \text{si } 0 < x < 1/2 \\ \psi(x) = -1 & \text{si } 1/2 < x < 1 \\ \psi(x) = 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad \text{(III-17)}$$

La fonction échelle de **Haar**:

$$\begin{cases} \phi(x) = \phi(2x) + \phi(2x-1) \\ \psi(x) = \phi(2x) - \phi(2x-1) \end{cases} \quad \text{(III-18)}$$

C'est-à-dire :

$$\begin{cases} \phi(x) = 1 \text{ si } 0 < x < 1/2 \\ \phi(x) = -1 \text{ si } 1/2 < x < 1 \\ \phi(x) = 0 \text{ sinon} \end{cases} \quad \text{(III-19)}$$

III.8.1.2. Ondelettes de Daubechies

En 1988, *Ingrid Daubechie* sa proposé une famille d'ondelette orthogonale qui a un support de taille minimale égal à $[-N + 1, N]$ pour un nombre N de moments nuls donné. En revanche, Le support de la fonction d'échelle correspondante est $[0, 2N - 1]$. D'autre part, Les ondelettes proposées par *I. Daubechiesse* calculent à partir des filtres miroirs conjugués de réponse impulsion elle finie. Le filtre numérique $h[n]$ associé aux fonctions d'échelle

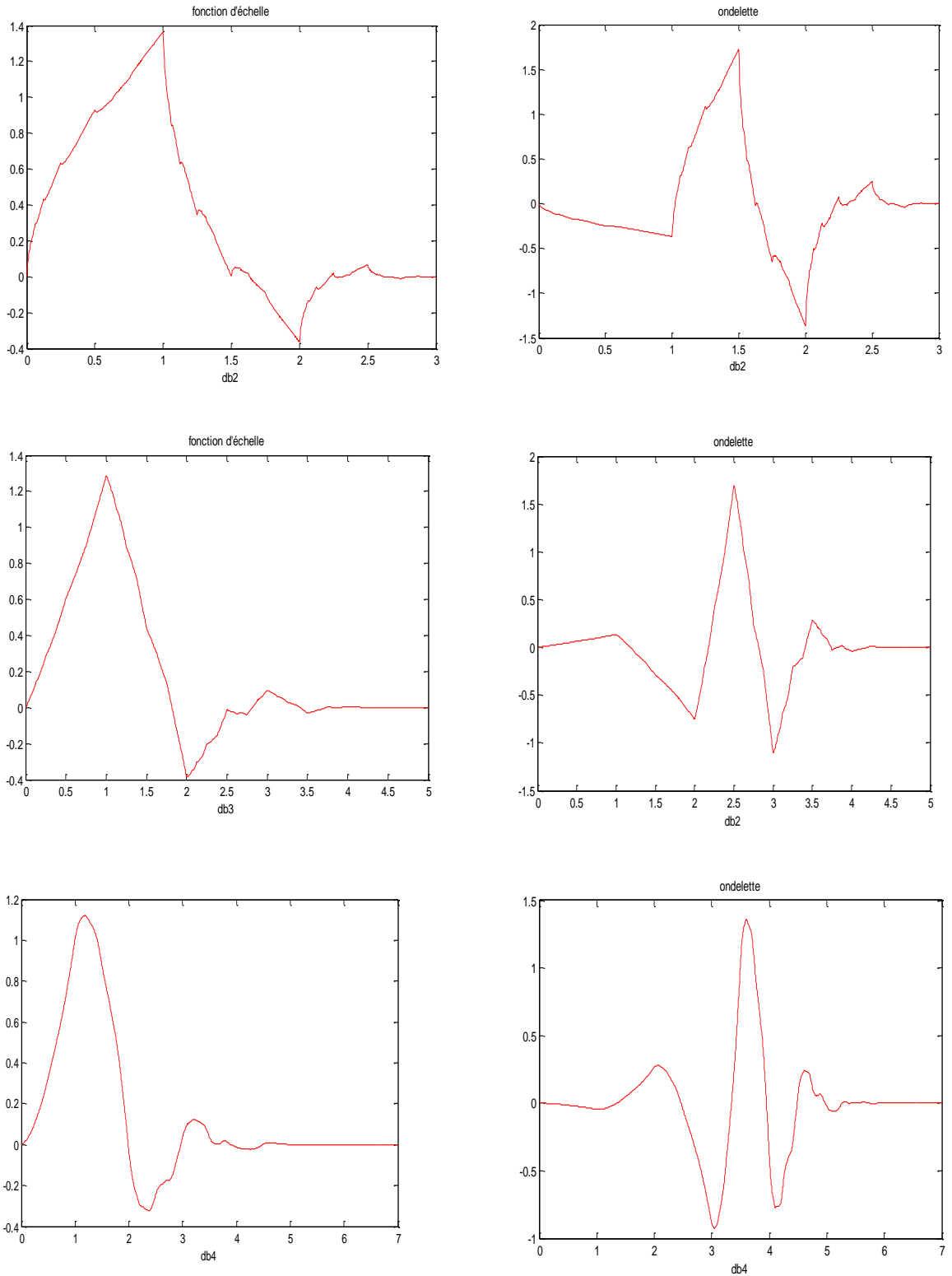
est définie par :

$$h(0) = 2 \quad h(w) = \sum_n h(n)e^{-iwn} \quad \text{(III-20)}$$

Sa réponse fréquentielle sera une fonction complexe périodique ayant comme propriétés :

$$h(0) = 2 \quad \text{(III-21)}$$

Pour que les fonctions de base ϕ et ψ soient régulières (au moins jusqu'à l'ordre N) il fallait que le zéro de $h(w)$ à $w = \pi$ soit d'ordre $N \geq 1$ Les fonctions d'échelles et ondelettes de cette famille pour les ordres 2, 3 et 4 sont présentées dans la figure (III.9), où on peut constater clairement que la régularité de ces ondelettes augmente avec N . et présentées les filtre passe-bas et filtre passe-haut de ondelette Daubechiesse dans la figure (III.10)



FigureIII.9 : Fonction ondelette et échelle et de Daubechies : dbN

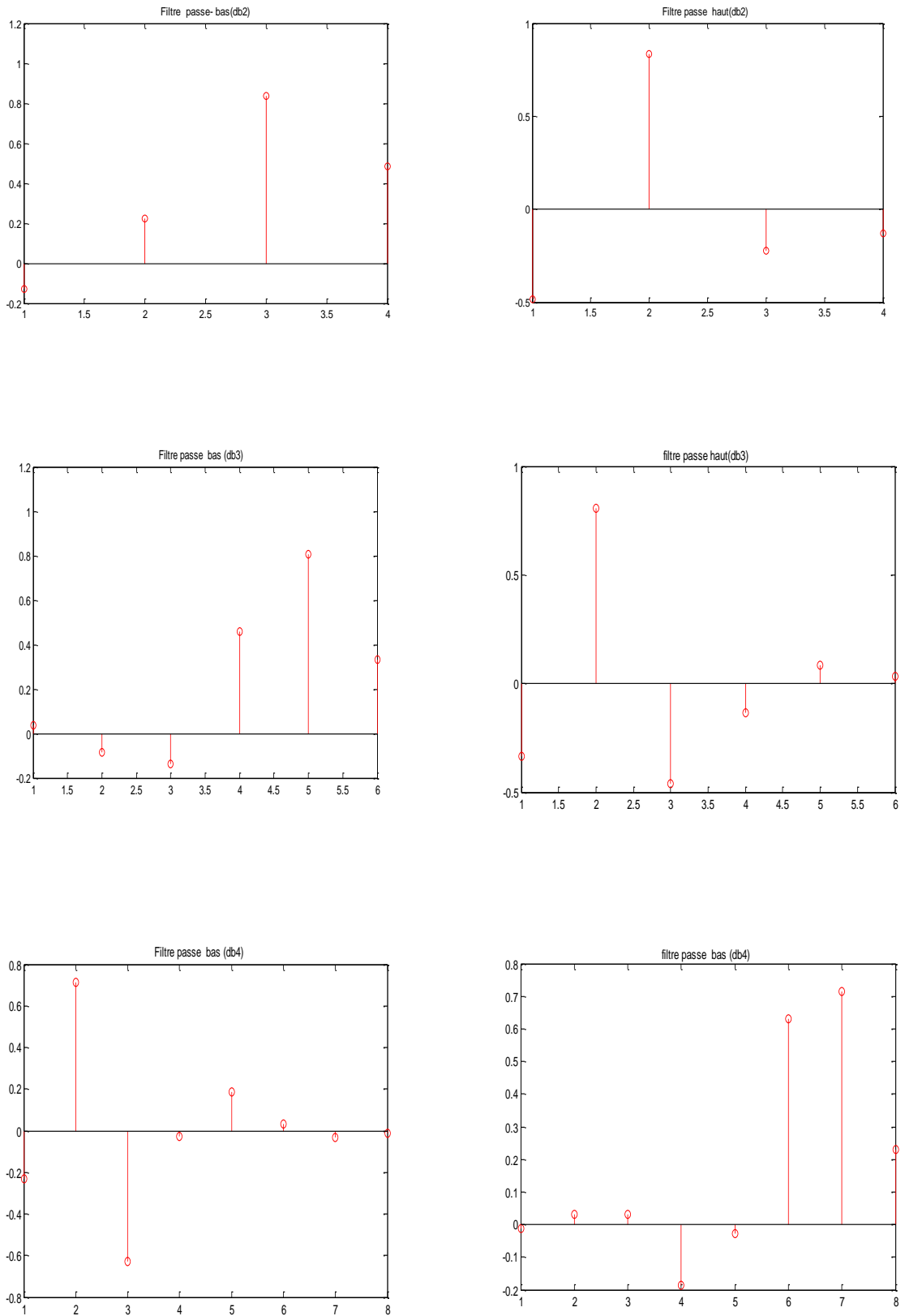


Figure III.10 : Filtre passe-bas et filtre passe-haut pour le type d'ondelette

Daubechies (dbN)

III.8.1.3.Symlettes

À part les ondelettes de Daubechies1 (db1), tous les ondelettes de Daubechies sont très Asymétriques, afin de remédier ce problème (l'abandon de la symétrie), les ondelettes Symlettes sont construites de sorte à avoir des fonctions analysantes les moins asymétriques possibles. Il s'agit à nouveau d'ondelettes qui ont un support minimal égal à $[-N + 1, N]$

avec N moments nuls. Les symlettes d'ordre 2 et 3 sont représentées dans la figure (III.12).

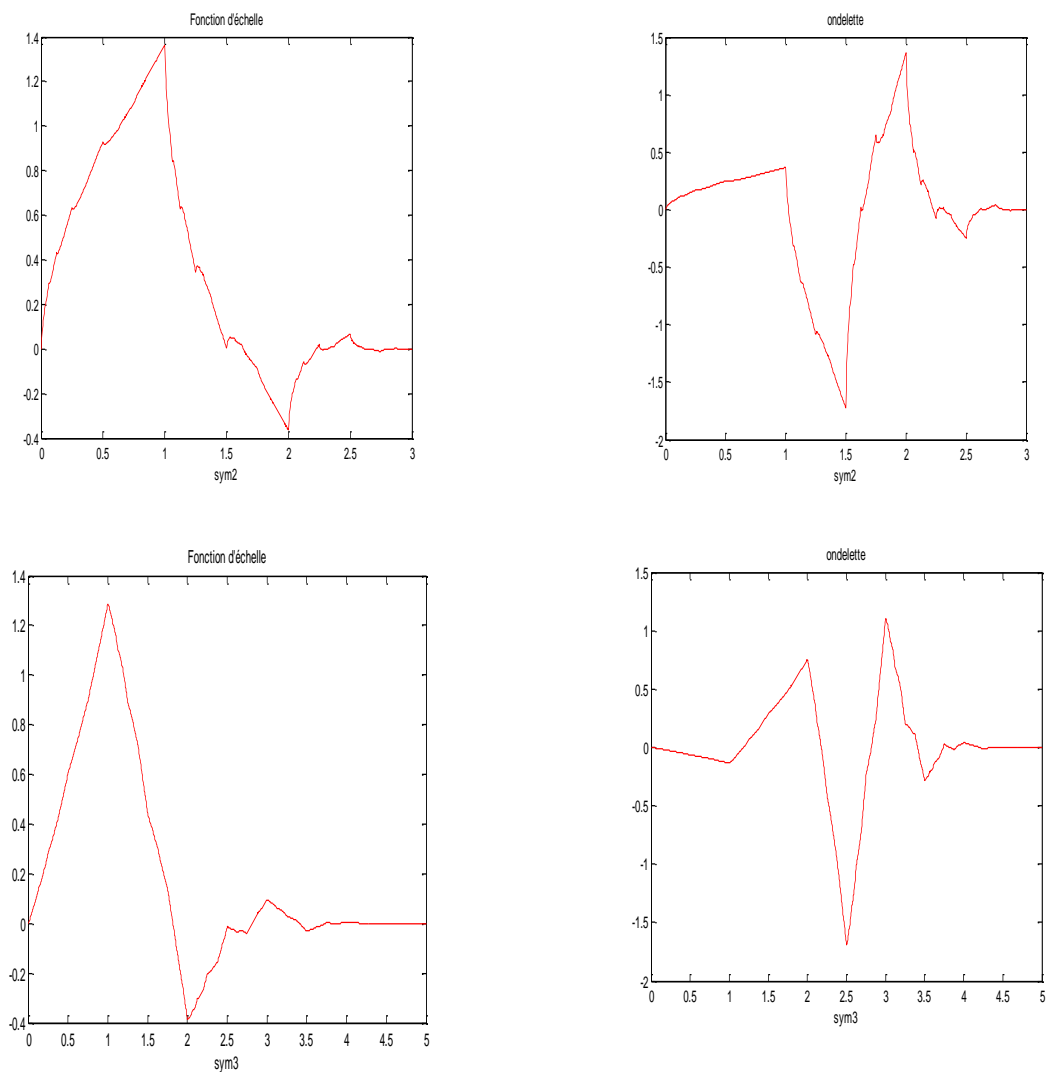


Figure III.9 : fonction d'échelle et ondelette des symlettes d'ordre 2 et 3

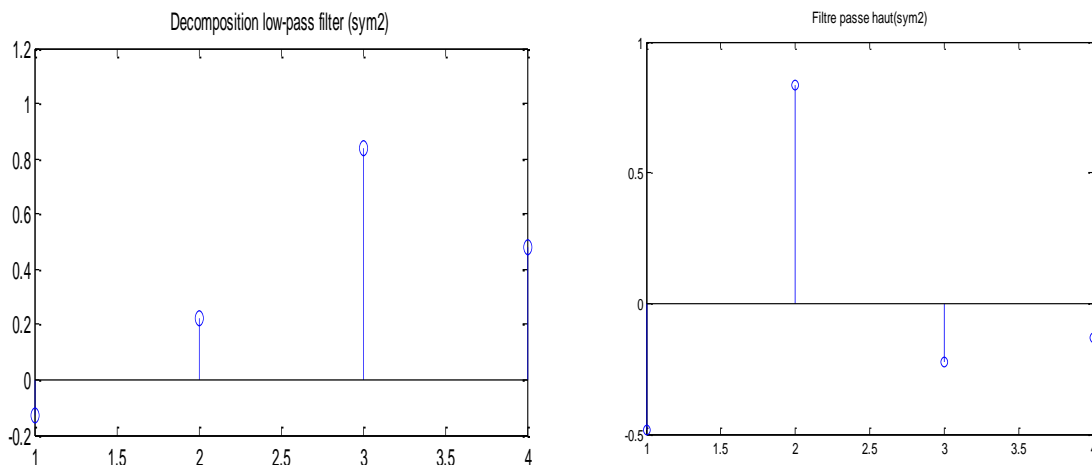


Figure III.11: Filtre passe-bas et filtre passe-haut pour le type d'ondelette symlettes (db2)

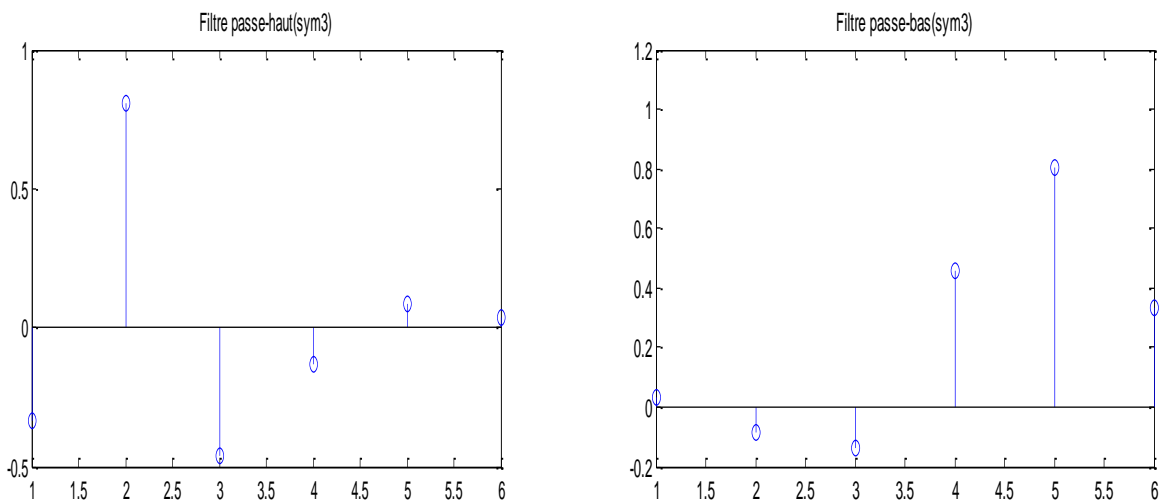


Figure III.12 : Filtre passe-bas et filtre passe haut pour le type d'ondelette symlettes (sym3)

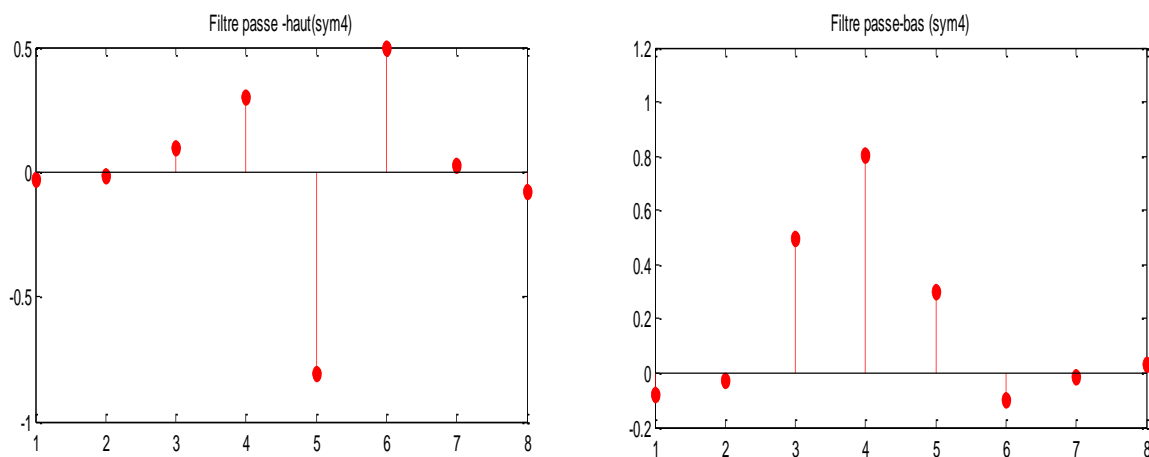


Figure III.13 : Filtre passe-bas et filtre passe haut pour le type d'ondelette symlettes (sym4)

III.9. Application de la DWT sur l'image :

La transformée en ondelettes est utilisée pour l'analyse des composantes images pour différents niveaux de décomposition. Ces niveaux de décomposition contiennent un nombre de sous-bandes, composées chacune de coefficients qui décrivent les caractéristiques horizontales et verticales de l'image originale. La transformée en ondelettes ont permises seulement des décompositions de puissance 2 sous la forme d'une décomposition dyadique. On passe d'un niveau $Nd-1$ à Nd par un filtrage passe-bas et passe-haut sous échantillonnés d'un facteur 2 sur les lignes puis sur les colonnes. Chaque sous-bande représente l'activité du signal dans les différentes bandes de fréquence à différentes résolutions spatiales. Sur un niveau ($Nd=1$), on obtient une décomposition de l'image en sa composante principale (bande A_1) et trois composantes de détails qui représentent les détails horizontaux, verticaux et diagonaux de l'image. Si le nombre de niveaux de résolutions spatiales est Nd , on a alors $3 \times Nd + 1$ sous-bandes différentes

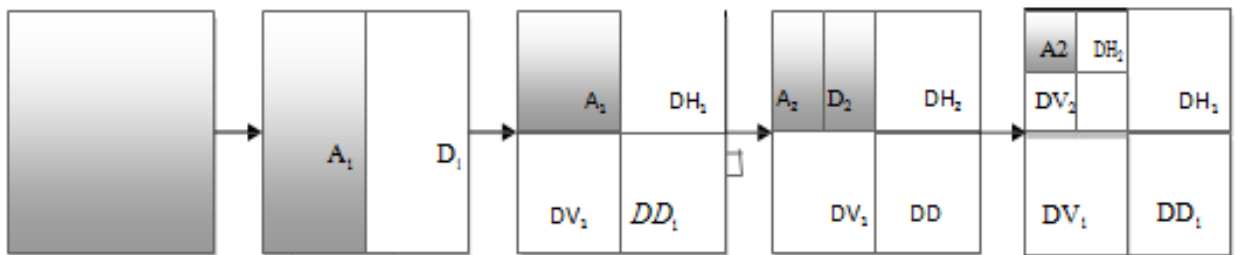


Figure II.15 Transformée en ondelettes.

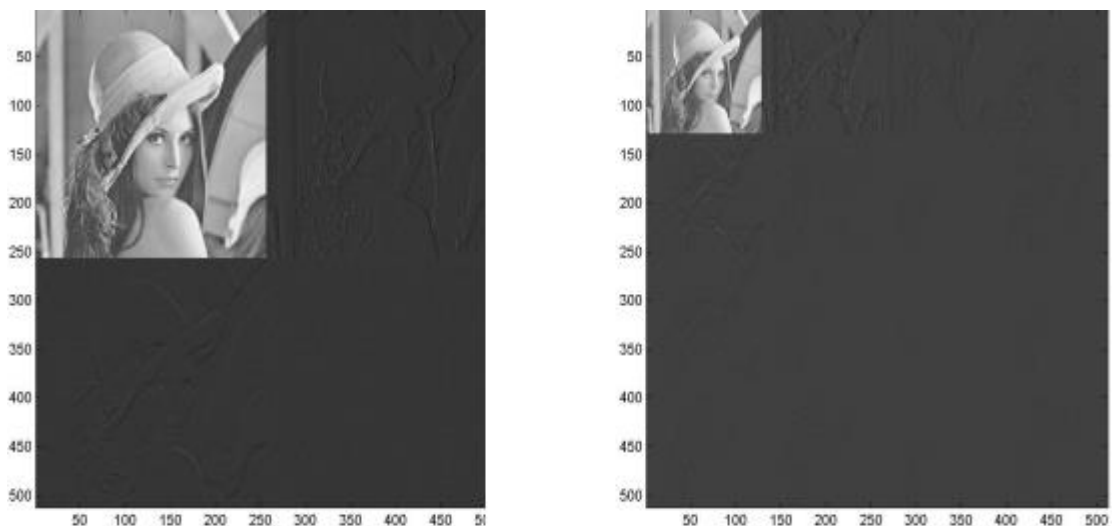


Figure III.16 Décomposition d'une image en ondelettes

III.9.1. Avantages de la DWT

- Donne de très bons résultats, même avec des taux de compression élevés (plus de 90%).
- Cette méthode reste encore marginale par rapport à l'utilisation de JPEG, malgré ses avantages.
- Elle n'entraîne pas d'effet de mosaïque
- L'algorithme est plus simple et plus souple que JPEG et donc plus rapide.
- Une image compressée par les Ondelettes peut être décompressée de deux manières

Différentes :

- sa résolution est fixe mais sa taille augmente progressivement
- sa taille est fixe mais sa résolution augmente progressivement

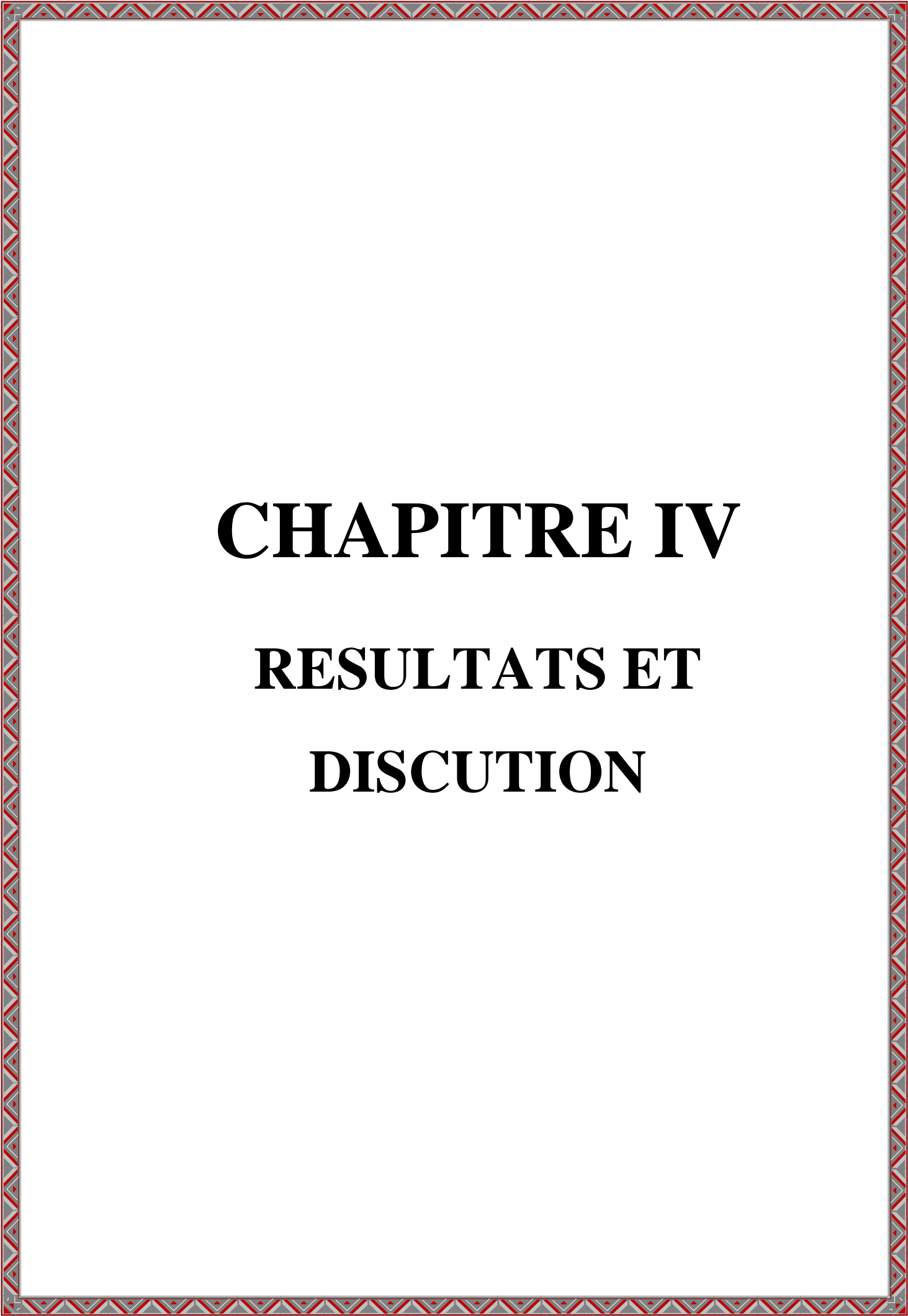
Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les bases théoriques de la transformée en ondelettes, les ondelettes discrètes. La discrétisation de l'analyse en ondelettes est utile pour le traitement numérique des données, cette technique est utilisée pour la décomposition et la reconstruction des données. L'utilisation de la transformée en ondelettes discrète dans ce travail est consacrée dans le domaine du traitement de l'image, elle permet de réduire la redondance afin d'améliorer la compression d'une image.

Par ailleurs, les ondelettes ont eu un grand succès dans les domaines de traitement de signal et d'image et sont devenues un outil privilégié pour plusieurs applications tel que la compression, le tatouage, la segmentation, ... etc. on a alors envisagé à l'exploiter dans le domaine de la compression des images satellites.

Références

- [1] Renbiao Wu • Wenyi Wang Dan Lu • Lu Wang • QiongqiongJia Adaptive Interference Mitigation in GNSS
- [2] S. G. Mallat, "A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation," vol. 11, pp. 674-693, July 1989.
- [3] Musumeci, L., Curran, J. T., DAVIS, F. (2016). A Comparative analysis of adaptive notch filtering and wavelet mitigation against jammers interference. [Journal of the Institute of Navigation](https://doi.org/10.1002/navi.167), 63(4): 533-550. <https://doi.org/10.1002/navi.167>
- [4] Luciano Musumeci¹, Jaron Samson², Fabio DAVIS .Performance assessment of pulse blanking mitigation in presence of multiple Distance Measuring Equipment/Tactical Air Navigation interference on Global Navigation Satellite Systems signals
- [5] S. Saha, « Image Compression – from DCT to Wavelets: A review » ACM Cross words students magazine, Vol.6, No.3, spring 2000.
- [6] I. Daubechies. Ten lectures on wavelets. Philadelphia, PA.: Society for industrial and applied mathematics, 1992.
- [7]. S. A. Khayam, «The discrete Cosine Transform (DCT):theory and application», Information théory and codage, ECE. 802-602 séminaire1-CEE, Mars 2003.
- [8] F. Davoine, "Compression d'Images par Fractales Basée sur la Triangulation de Delaunay", Thèse l'INPG, Institut National Polytechnique de Grenoble, Décembre 1995.
- [9] P. Flandrin, P. Abry et P. Gonçalvès, "Analyses en ondelettes et lois d'échelle ,taite IC2 (Hermes Sciences Publications, Ed.). 2002.
- [10] A. Cziho, "Quantification Vectorielle et Compression d'image : Application à L'imagerie Médicale Doctorat ", Université de Rennes 1, France, 1999.
- [11] Sylvain FASSINO, « *Agrandissement D'Images et de Séquences Vidéo* », thèse de Institut national polytechnique de Grenoble, 13 juillet 2004.



CHAPITRE IV

RESULTATS ET

DISCUSSION

Introduction

Dans ce chapitre nous allons presenter une méthode de compression qui se base sur la transformé d'ondelettes (DWT) pour concentrer l'énergie de l'image dans des coefficients de nombres limites. L'approche proposée se base sur un bloc de codage qui contient une chaine appuyée sur deux méthodes d'encodage sans perte différente ce qui permet d'améliorer la qualité de compression en matière de PSNR et CR. Les résultats obtenus par la méthode proposée qui était appliquée sur des images de tests montrent la supériorité de l'approche par rapport à un seule bloc de codage selon le type d'ondelettes et la profondeur de la décomposition.

IV.1 Méthode proposée

On présente dans cette partie l'approche proposée pour la compression des image. Cette compression est appliqué sur une image d'intensité (codé sur 8 bits), elle est présentée dans les Figures III.1 et Figure III.12

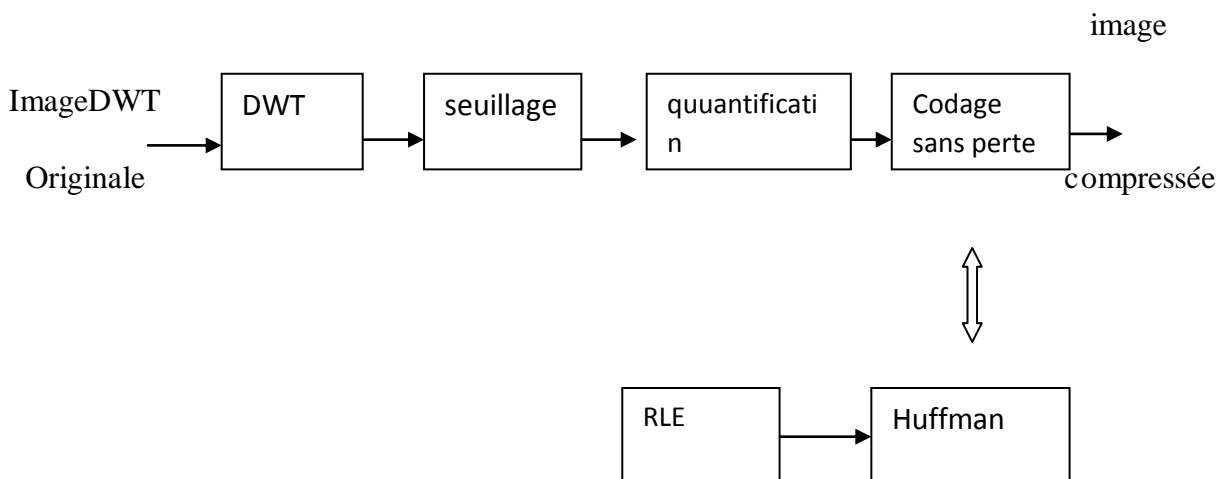


Figure IV.1 Schéma globale de la compression des images

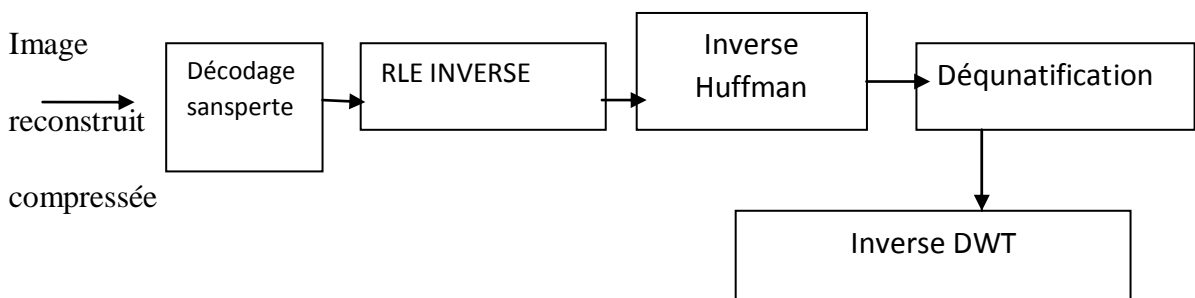


Figure IV.2 Schéma globale de reconstruction des images

Soustraction :

Une soustraction de la valeur moyenne sur chaque plan est appliquée sur l'image originale, ceci mène à une image reconstruite à valeur moyennennulle.

La transformation en DWT :

Cette étape est dite phase de compression par transformation. Les images subites premièrement une transformation en ondelettes ,on utilisant cinq type de DWT et un nombre de décomposition (Nd=1,2,3et4).On obtient donc des sous-images"détails",et une image approximée pour chacune.Une fois la décomposition terminée,onassemble l'approximation et lesdétails(DH,DV,DD) correspondant à chaqueniveau de décomposition

Seuillage

Siles coefficients obtenus après la DWT est inférieurs ouégaux à TH,ces coefficients misà zéro ,sin on même valeurs. Plus le seuil TH est élevé ,plus le taux de compression est grand, mais une distorsion d'image importante est inévitable(on varie le seuil TH de 5 jusqu'à 60) TH=(5,10,25,35,50,60).

Quantification

Les vecteurs de coefficient sn on nuls sont en suite quantifiés par un quantificateur linéaire de différents nombre de bits (8bits), l'objectif de cette quantification est de réduire le nombre de bits nécessaire pour la présentation des coefficients pour codage de l'image. La quantification QNZDWT des coefficients XDWTn on nuls (XNZDWT) est effectuée selon l'équation suivante

$$QNZDWT = \left[1 + \frac{XNZDWT - XNZDWT_{\min}}{XNZDWT_{\max} - XNZDWT_{\min}} \times (2^{N_{bits}-1} - 2) \right] \tag{IV-1}$$

Pour un nombre de bits égala 8 bits QNZDWT est contient des valeurs sur un intervalle entre 1 et 127.

□ Représente l'arrondi des valeurs de QNZDWT. $XNZDWT_{\min}$ valeur minimale de XNZDWT. $XNZDWT_{\max}$ valeur maximale de XNZDWT.

P nombre de bits de quantification.

La déquantification se fait selon :

La reconstruction:

Pour la reconstruction des images on applique l’opération inverse: Huffman inverse, le décodage, RLE inverse, la déquantification, la transformée en ondelette discrete inverse, et l’analyse en composante principale inverse.

Pour la mesure de qualité de notre méthode proposée, plusieurs critères de mesure sont été Proposée dans la littérature, dans notre cas en utilise trois critères d’évaluation: PSNR,CR, bpp après l’addition de la valeur moyenne précédemment retranchée aux images originales et reconstruites

L’information perdue entre l’image originale et l’image décodée en fin de chaîne, s’appelle distorsion. La mesure de distorsion la plus couramment utilisée est PSNR (Peak Signal to Noise Ratio) défini par:

$$PSNR = 10 \times \log_{10} \frac{d^2}{MSE} \quad (IV-2)$$

Ou d est la valeur maximum possible pour un pixel.

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

$$CR = \frac{\text{nombre de bits de l'image originale}}{\text{Image compressée en bits}}$$

Le nombre de bits par pixel est défini comme suit:

$$bpp = \frac{N_b \times p}{CR} \quad (IV-3)$$

N_b est nombre de bits, et P nombre de plans d’image.

IV.2. Résultats la simulation

l’ images test de (lena) sont compressées et décompressées par l’algorithme proposée. Pour chaque image, six différentes valeurs de seuillage sont sélectionnées : [5, 10, 25, 35, 50,60]. Ses valeurs sont choisies pour évaluer la performance de la méthode proposée en terme de (PSNR) , CR (taux de compression) et bpp (nombre de bit par pixel). La compression par ondelettes est effectuée à l’aide de la boite d’outils MATLAB«Waveletstoolbox».

Elle est basée sur une décomposition en ondelettes utilisant les fonctions ‘Haar’, ‘db2’, ‘db4’, ‘sym4’, ‘sym2’, ‘rbio4.4’, et ‘bior4.4’, ‘bior2.2’, ‘bior2.6’, suivie par un seuillage global des coefficients,

Une quantification linéaire (nombre de bits 8), ensuite les coefficients quantifiés obtenues sont codées par un codeur RLE et un bloc codage sans perte et un codeur de Huffman. Pour cela nous avons utilisé cinq différents types d’ondelettes sur les images. Les figures IV. 1 à IV.10 présentent les PSNR, CR, *bpp* obtenues pour chaque une des images de test.

Pour l’image de test lena, on a obtenu un taux de compression CR minimum et maximum de l’ordre de 2 et 39 pour les différents types d’ondelettes, ainsi que pour les différents nombres de décomposition. Dans le cas où le codage « RLE+Huffman » est utilisé.

Le PSNR varie pour les cinq types d’ondelettes utilisées (Ondelettes de Haar, db2, sym4, rbio4.4, et bior4.4) entre 2 et 44 dépend de l’image, nombre de décomposition (Nd) représentée, ainsi qu’aux types d’ondelettes.

La valeur du PSNR ne dépend pas de l’ordre de l’ondelette pour la famille de Daubechies (Haar,db2); ces ondelettes donnent des résultats très proches. Pour les familles des ondelettes Biorthogonales, Symlet et Biorthogonale réversible, l’ondelette bior4.4 donne généralement des résultats meilleurs que l’ondelette sym4, qui donne des résultats meilleurs que celle d’ondelette rbio4.4.

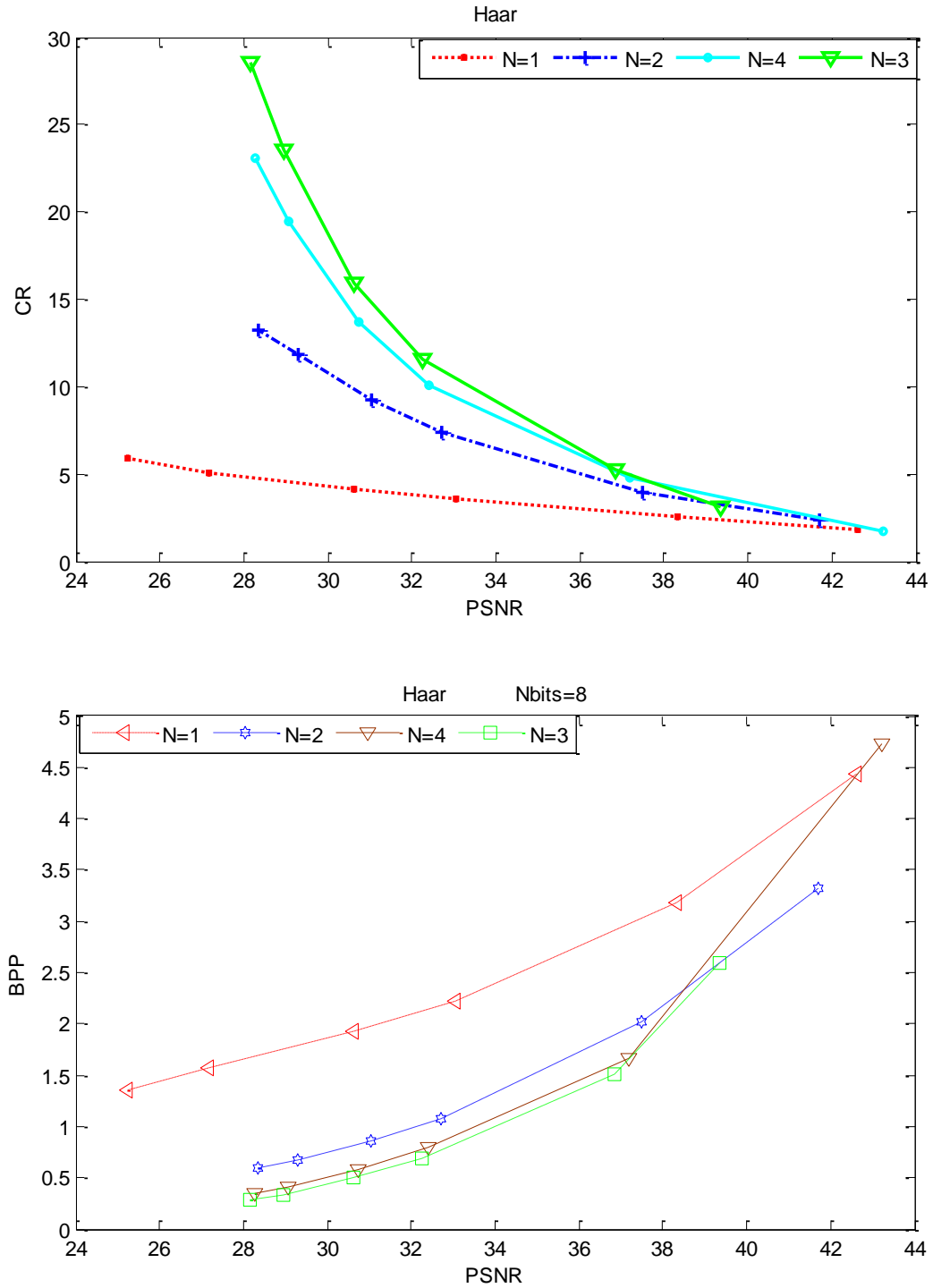


Figure IV.3 Résultats de compression en de CR-PSNR et bpp-PSNR pour l'ondelette de Haar de l'image Lena

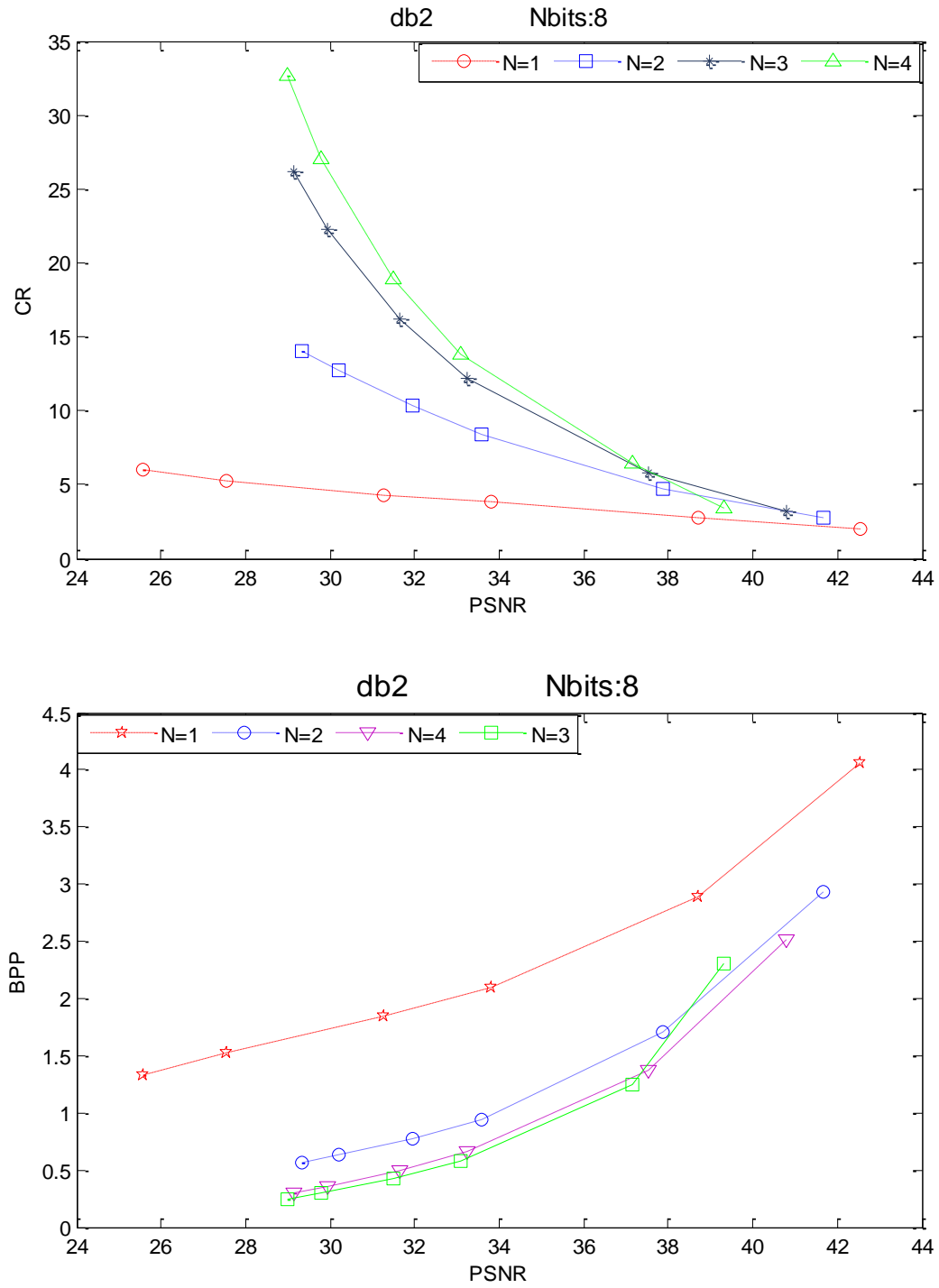


Figure IV.4 Résultats de compression en de CR-PSNR et bpp-PSNR pour l'ondelette de Daubechies (Ordre2) de l'image Lena

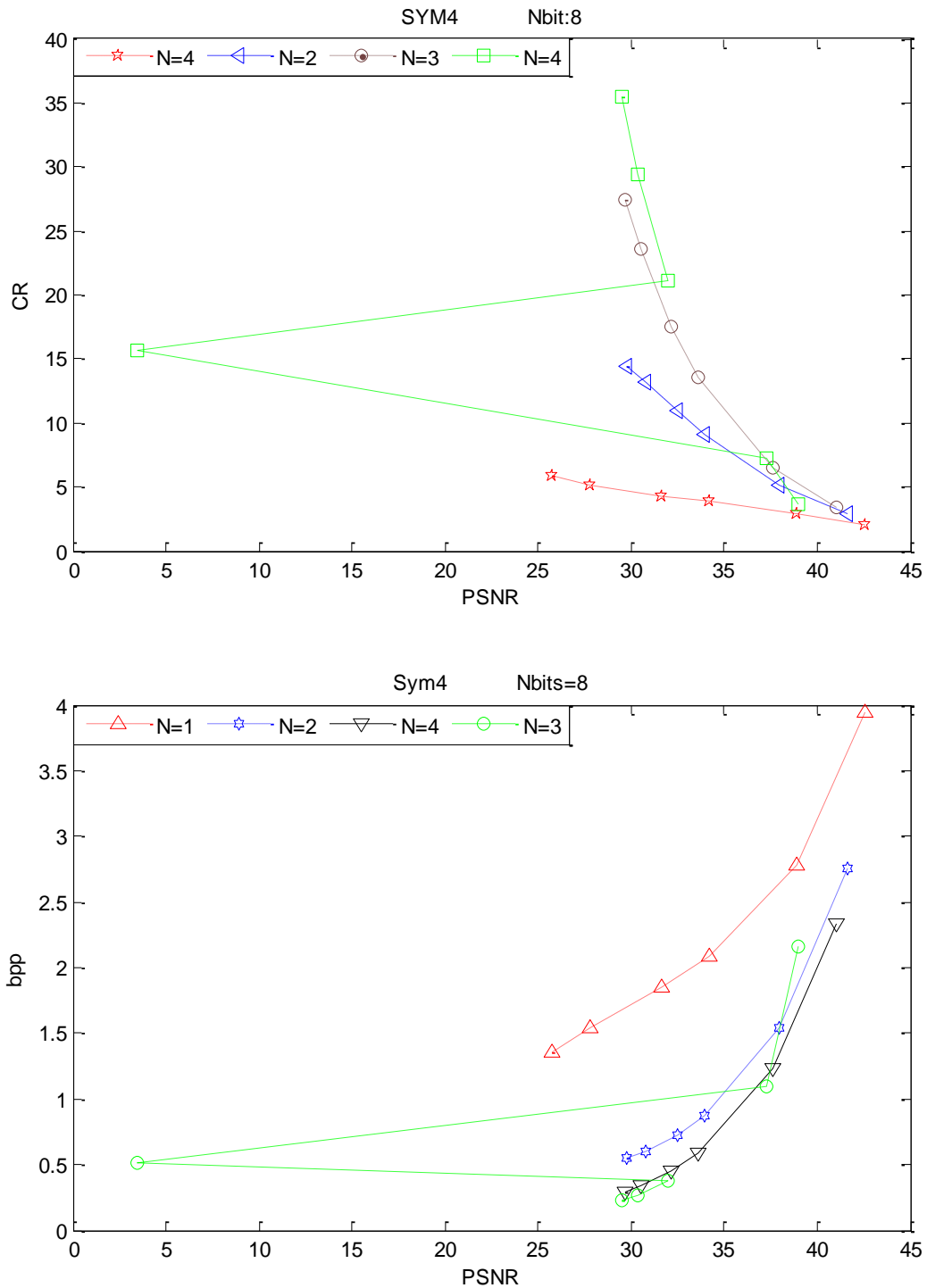


Figure IV.5 Résultats de compression en de CR-PSNR et bpp-PSNR pour l'ondelette De Symlet (Ordre4) de l'image Lena

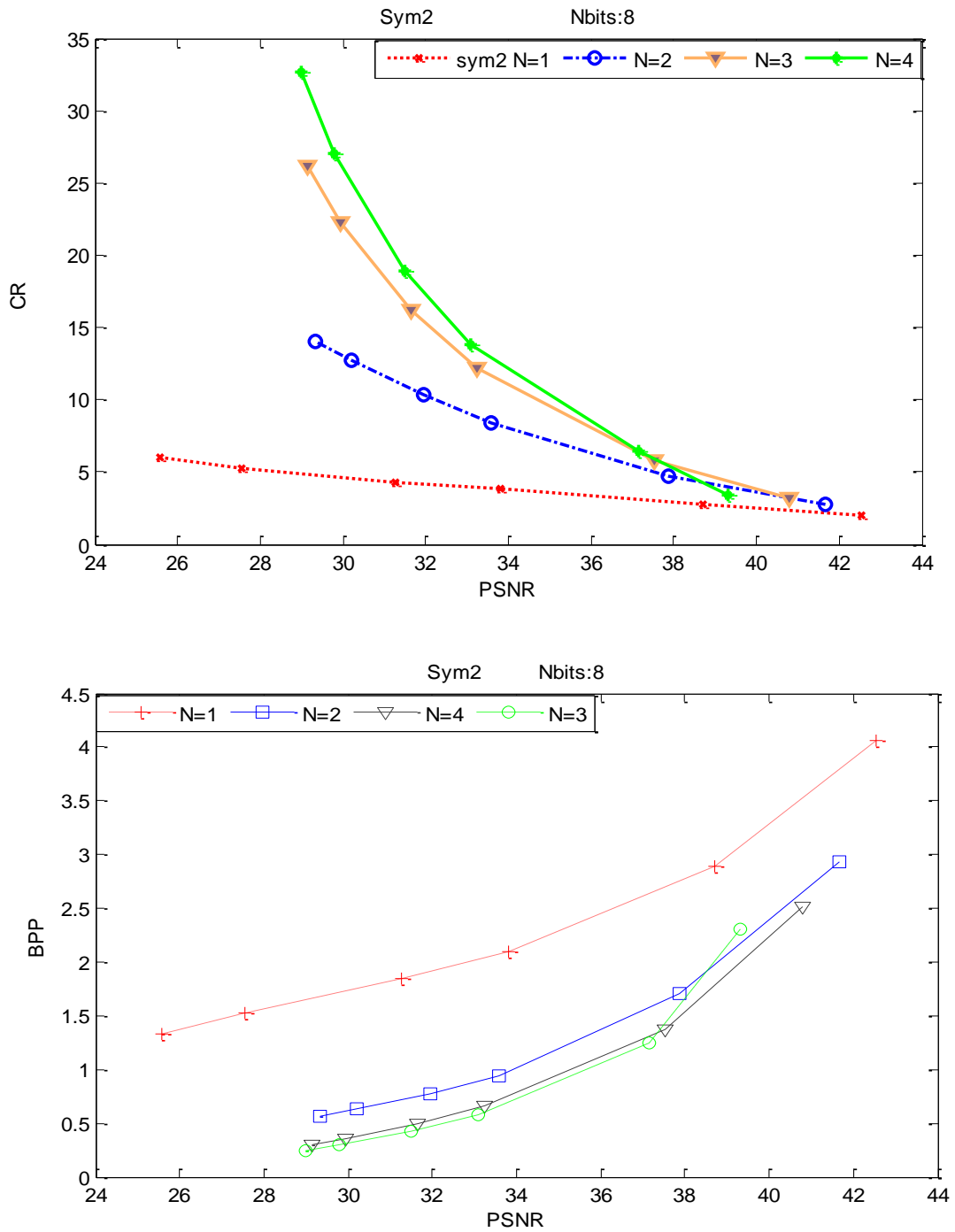


Figure IV.6 Résultats de compression en de CR-PSNR et bpp-PSNR

Pour l'ondelette de Symlet (Ordre2) de l'image Lena

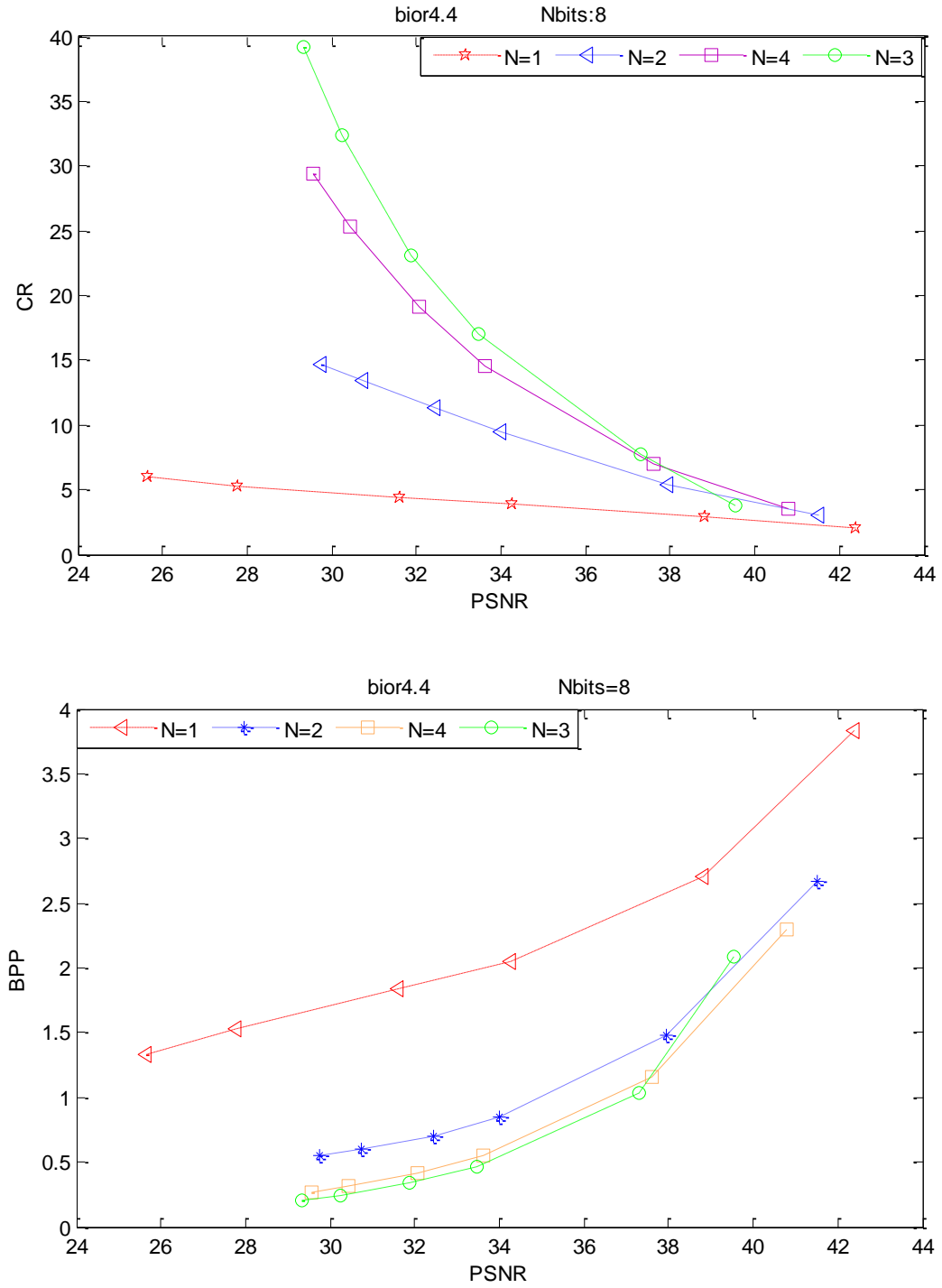


Figure IV.7 Résultats de compressionen de CR-PSNR et bpp-PSNR pour l'ondelette de bior4.4 de l'image Lena

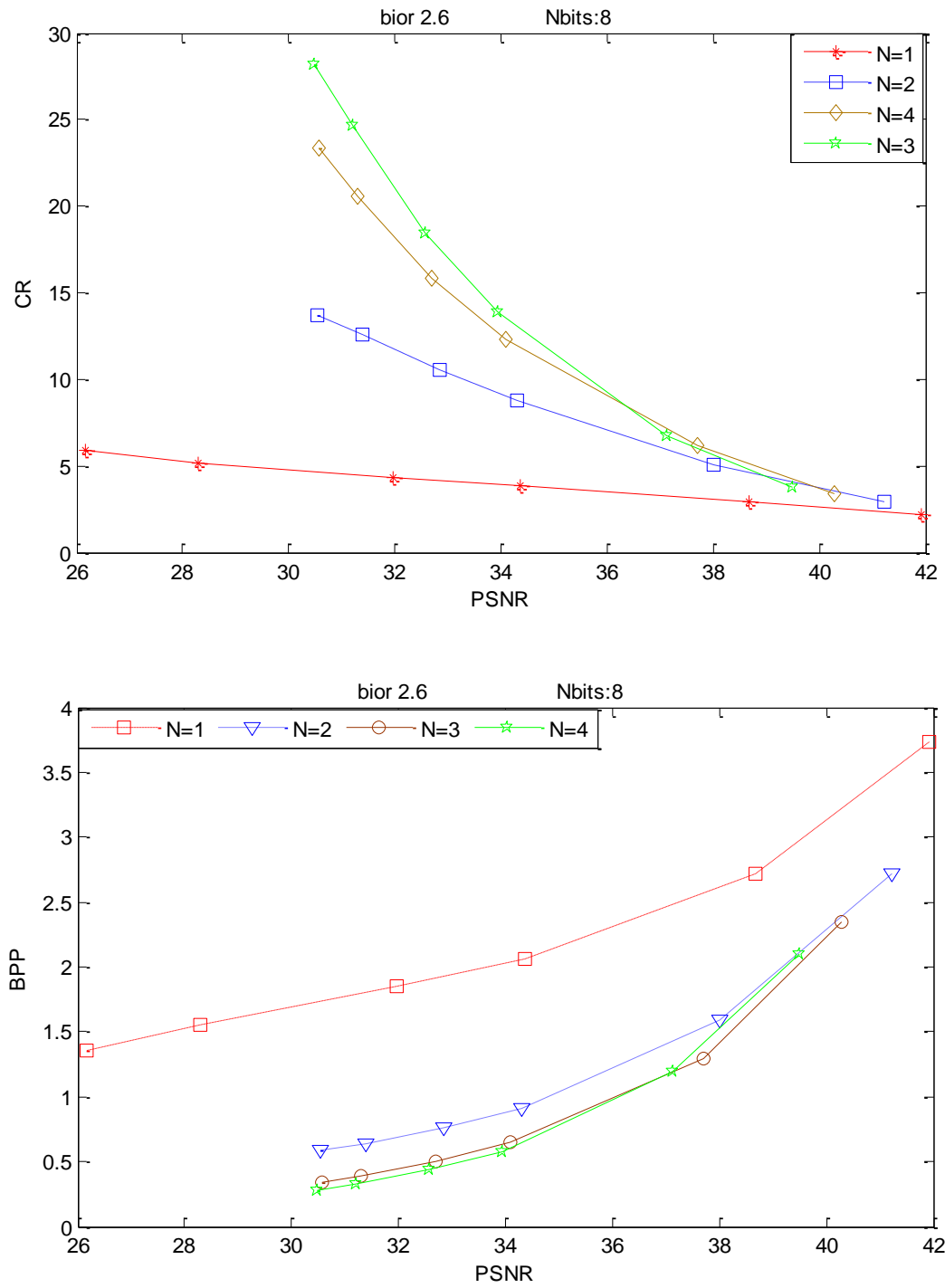


Figure IV.8 Résultats de compression de CR-PSNR et bpp-PSNR pour l'ondelette de bior 2.6 del'image Lena

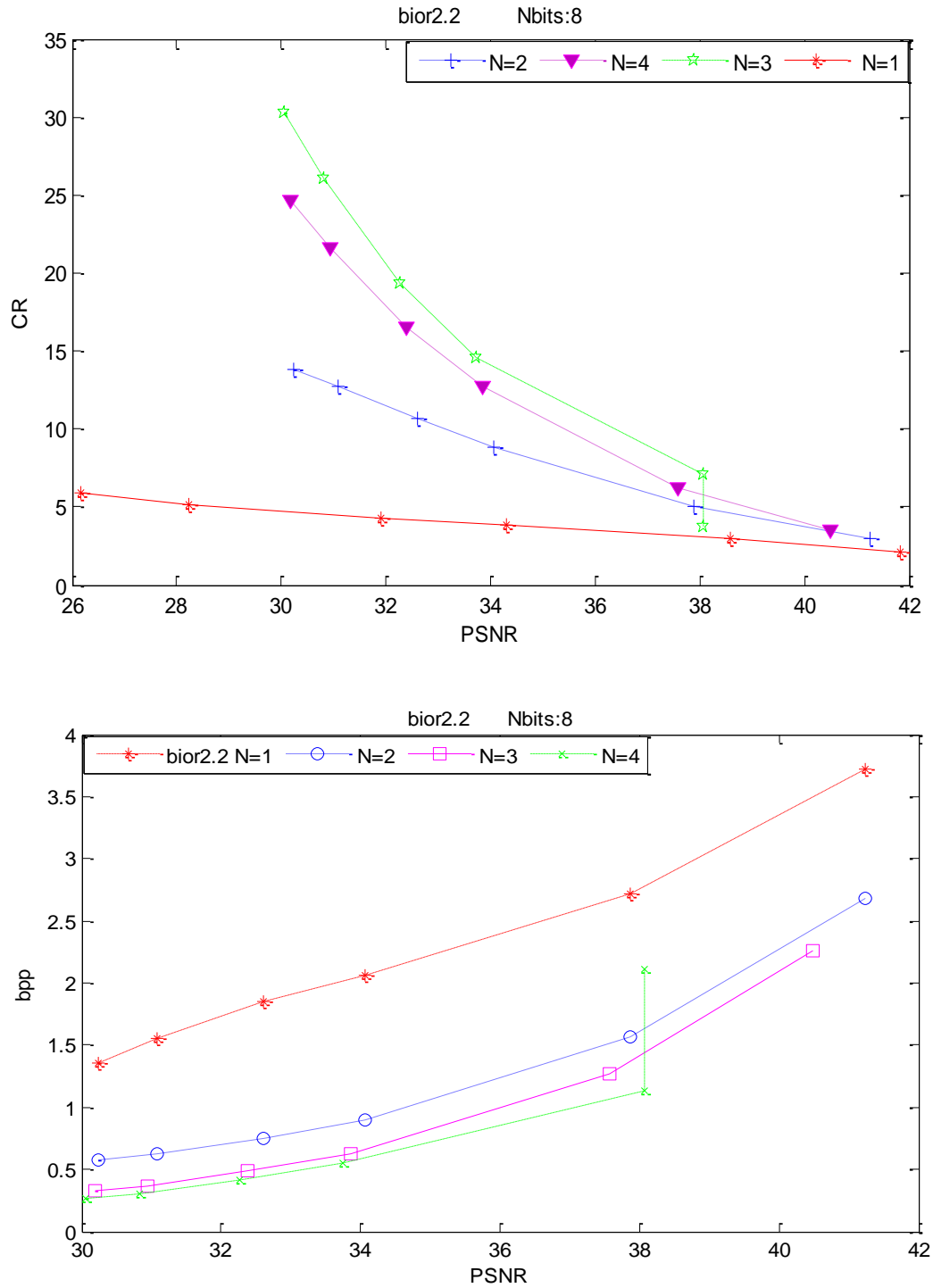


Figure IV.9: Résultats de compression de CR-PSNR et bpp-PSNR pour l'ondelette de bior2.2 de l'image Lena

Pour une meilleure illustration des résultats obtenus par les différents types d'ondelettes nous calculons la moyenne de PSNR, la moyenne de CR et leurs écarts type pour les quatre valeurs de nombre de décompositions.

Les figures IV. 10 et IV. 11 représentent les résultats remportés dans le même graphe pour les différentes nombres de décomposition (Nd = 1, 2, 3 et 4).

En observation générale, il apparaît clairement que la meilleure ondelette en termes de compression est l'ondelette bior4.4 avec un taux de compression moyenne égal à 20.54. Dans l'autre coté l'ondelette bior2.6 donne un meilleur stabilité avec un variance entre une valeur min égale à 6.2677 et une valeur max égale à 25.6449 pour un niveau de décomposition N=4.

Concernant le PSNR l'ondelette bior 4.4 donne des meilleur moyenne PSNR= 35.56 avec une stabilité importante d'une variance entre une valeur min égale à 30.3776 et une valeur max égale à 37.0292 pour un niveau de décomposition N=4.

Concernant le PSNR l'ondelette bior 4.4 donne des meilleur moyenne PSNR= 35.56 avec une stabilité importante d'une variance entre un min égale à 30.3776 et un max égale à 37.0292 pour un niveau de décomposition N=4.

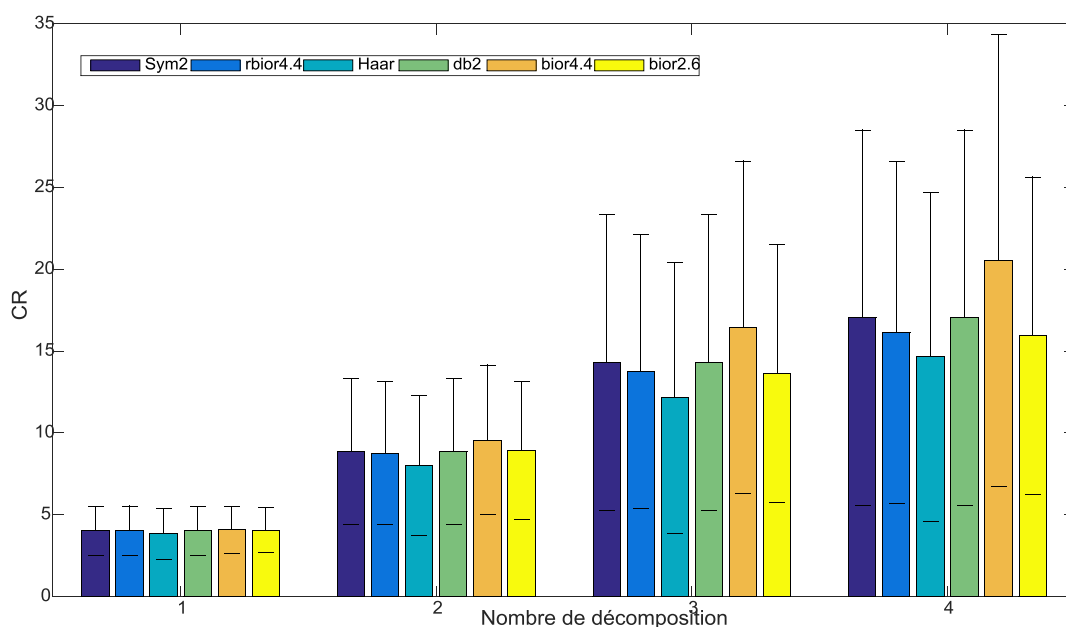


Figure IV.10: Les performances de compression en termes de la moyenne de CR en fonction d'écart type

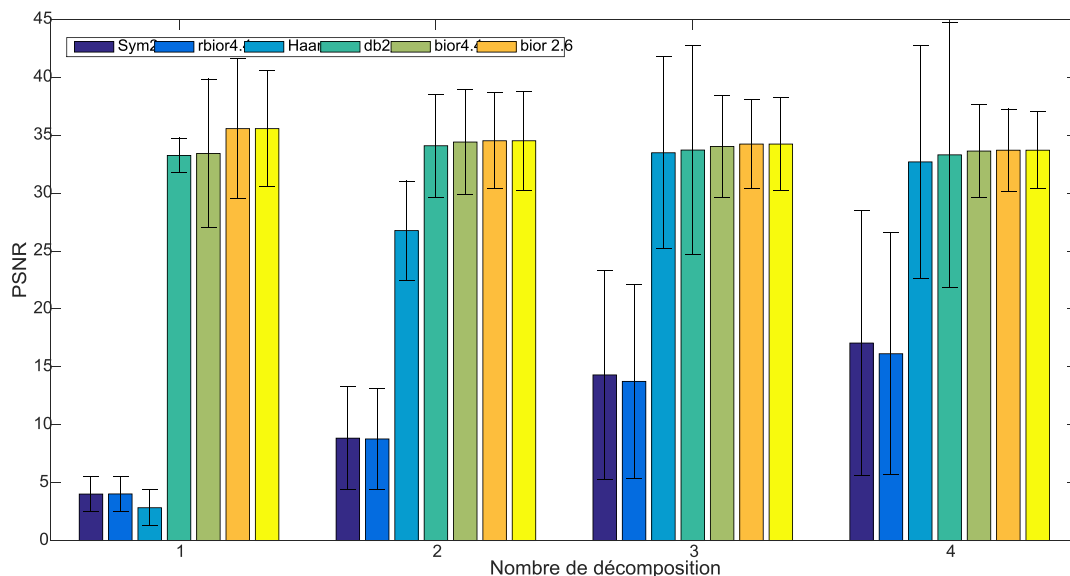


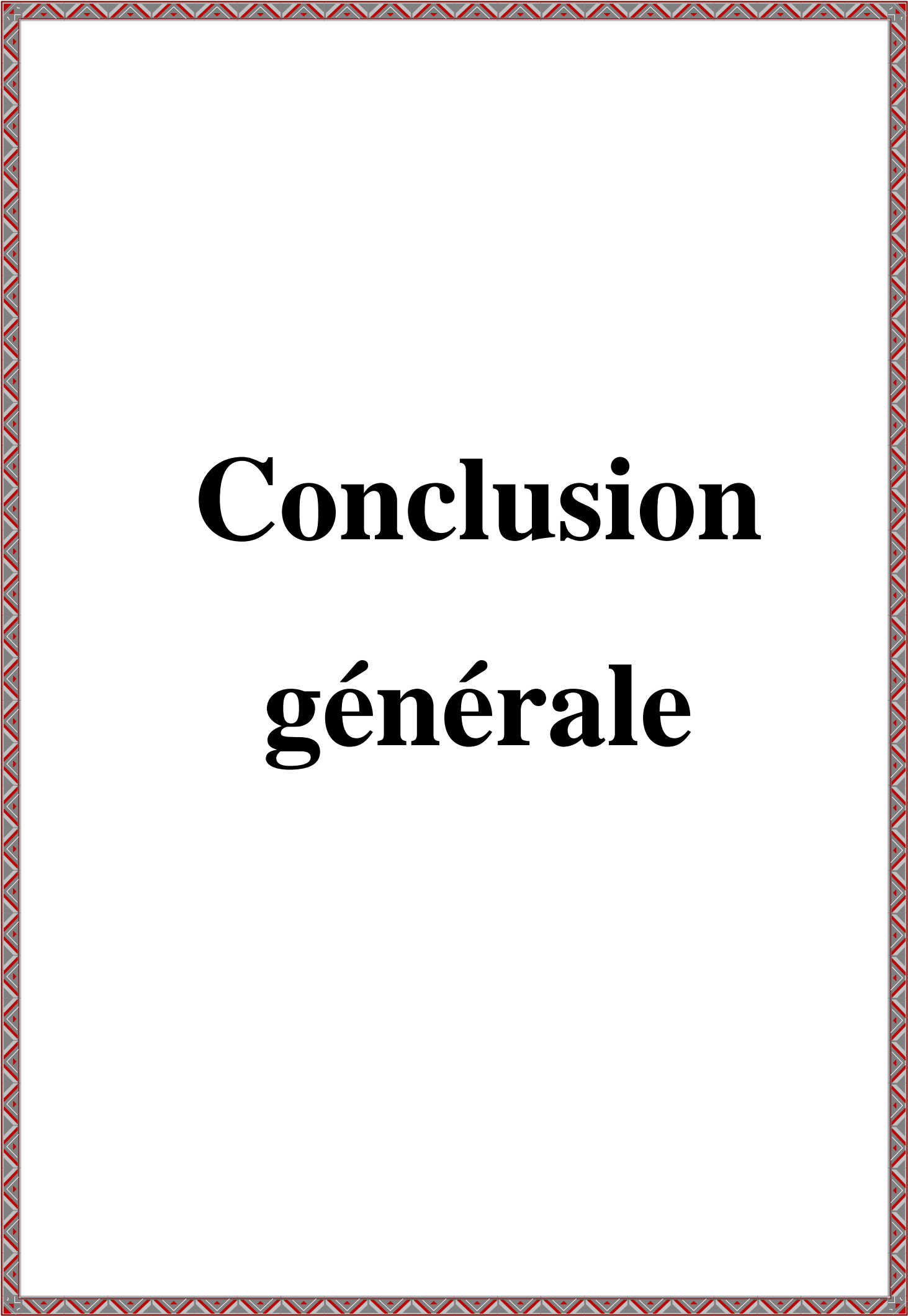
Figure IV.11: Les performances de compression en termes de la moyenne de PSNR en fonction d'écart type

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons décrit un algorithme de (compression /décompression)des images basées sur la transformation en ondelettes DWT une chaine de codeur basé sur des codeurs « Huffman et RLE ». Nous avons utilisé l'image Lena pour tester les performances de l'approche qui est implémentée sous Matlab.

Nous avons testé la méthode avec différents types d'ondelettes et niveaux de décomposition pour confirmer l'efficacité de l'encodeur proposé et déterminer par observation en matière de PSNR, CR, bpp et écart type la meilleure ondelette.

La comparaison montre la supériorité dès l'ondelette boire 4.4 et bior2.6 par rapport aux autres types d'ondelettes en matière de la moyenne (PSNR, CR) et de stabilité.



Conclusion

générale

Conclusion générale

Conclusion générale:

En conclusion, ce mémoire a abordé le sujet de la compression d'image en utilisant la transformée d'ondelettes, en se concentrant particulièrement sur la comparaison des différentes ondes mères. Les quatre chapitres ont fourni une compréhension approfondie du traitement d'image, de la compression des images, de la transformée en ondelettes, ainsi que des résultats obtenus en utilisant notre approche et de leurs discussions.

Dans le premier chapitre, nous avons examiné les généralités sur le traitement d'image, en soulignant l'importance de la compression pour le stockage et la transmission des images. Nous avons également étudié les différentes techniques de compression existantes et leurs limites.

Le deuxième chapitre s'est concentré spécifiquement sur la compression des images, en expliquant les principes fondamentaux de cette technique. Nous avons discuté des méthodes de compression sans perte et de compression avec perte, en mettant l'accent sur les avantages et les inconvénients de chaque approche.

Le troisième chapitre a introduit la transformée en ondelettes comme une méthode prometteuse pour la compression d'image. Nous avons examiné en détail le fonctionnement de la transformée en ondelettes, en mettant en évidence ses caractéristiques telles que la localisation spatiale et la multi résolution. Nous avons également abordé les différents types d'ondes mères et leur impact sur la qualité de la compression.

Enfin, le quatrième chapitre a présenté les résultats de notre étude comparative des ondes mères et les niveaux de seuillages pour la compression d'image. Nous avons analysé les performances de différentes ondes mères en termes de taux de compression et PSNR, de qualité visuelle. Les résultats ont montré que certaines ondes mères offrent de meilleurs résultats que d'autres en termes de CR moyenne et PSNR moyenne.

En somme, ce mémoire a permis d'approfondir notre compréhension de la compression d'image par l'usage de la transformée d'ondelettes. Il a souligné l'importance de choisir la bonne onde mère pour optimiser les performances de compression. Les connaissances acquises dans ce mémoire peuvent être appliquées dans divers domaines où la compression d'image est essentielle, tels que la transmission d'images médicales, la compression de vidéos et bien d'autres encore.

Résumé

Résumé:

La compression des images numériques est un processus essentiel pour réduire leur taille en vue de leur transmission ou de leur stockage. Cependant, cette compression entraîne souvent une certaine dégradation de la qualité de l'image. L'objectif principal des techniques de compression est de trouver un compromis entre un taux de compression élevé et une dégradation minimale.

Parmi les méthodes de compression les plus couramment utilisées, on trouve celles basées sur la transformée en ondelettes. La transformée en ondelettes discrète (DWT) est l'une des transformations les plus populaires utilisées dans de nombreuses techniques de compression. Elle permet de diviser l'image en différentes fréquences spatiales, ce qui facilite la suppression des détails non essentiels tout en préservant les caractéristiques importantes de l'image.

Pour cela nous proposons un algorithme utilisant transformation DWT et une Stratégie de codage efficace utilise deux types de codage successif « encodeur RLE(Run-Length Encoding). Et l'encodeur de Huffman » ce qui permet d'obtenir des taux de compression élevés tout en préservant une qualité d'image acceptable. Le travail introduit l'effet de type d'ondelette mère et le bloc de codage proposé sur le système de compression d'images en matière de taux de compression (CR) (ou nombre de bit par pixels bpp) et le rapport signal sur bruit crête (PSNR).

Les résultats que nous avons obtenus, après la simulation montre les performances de chaque ondelette.

Mots clé: Compression, DWT, Huffman, RLE, Encodeur, seuillage

ملخص:

ضغط الصور الرقمية هو عملية أساسية لتقليل حجمها لأغراض النقل أو التخزين. ومع ذلك، يؤدي هذا الضغط في كثير من الأحيان إلى تدهور جودة الصورة. الهدف الرئيسي لتقنيات الضغط هو إيجاد توازن بين معدل ضغط عالٍ وتدهور أدنى.

من بين أساليب الضغط الأكثر استخدامًا، نجد تلك التي تعتمد على تحويلات المتحولات الموجية. التحويل الموجي المتعدد الشكل (DWT) هو واحد من أشهر التحويلات المستخدمة في العديد من تقنيات الضغط. يسمح بتقسيم الصورة إلى ترددات مختلفة في الفضاء، مما يُسهّل إزالة التفاصيل غير الضرورية مع الحفاظ على السمات الهامة للصورة.

Résumé

لهذا نقترح خوارزمية تستخدم تحويل DWT وتستخدم استراتيجية فعالة من تشفير المتتالي تتكون من نوعين من التشفير "مشفّر RLE ومشفّر هوفمان" والتي تسمح بالحصول على معدلات ضغط عالية مع الحفاظ على جودة الصورة المقبولة. يقدم العمل تأثير نوع الموجة الأم وكتلة التشفير المقترحة على نظام ضغط الصورة من حيث نسبة الضغط (CR) أو (bpp) ونسبة الإشارة إلى الضوضاء (PSNR).

النتائج التي حصلنا عليها بعد المحاكاة تظهر أداء كل موجة.

الكلمات المفتاحية: ضغط ، DWT ، هوفمان ، RLE ، التشفير ، عتبة

Abstract:

The compression of digital images is an essential process to reduce their size for transmission or storage purposes. However, this compression often results in some degradation of image quality. The main objective of compression techniques is to find a compromise between a high compression ratio and minimal degradation.

Among the most commonly used compression methods, those based on wavelet transform are found. The discrete wavelet transform (DWT) is one of the most popular transformations used in many compression techniques. It divides the image into different spatial frequencies, which facilitates the removal of non-essential details while preserving important image features.

For this purpose, we propose an algorithm that uses DWT transformation and an efficient coding strategy that employs two types of successive coding: "Run-Length Encoding (RLE) encoder" and "Huffman encoder". This allows us to achieve high compression ratios while maintaining an acceptable image quality. The work introduces the effect of the mother wavelet type and the proposed coding block on the image compression system in terms of compression ratio (CR) (or bits per pixel, bpp) and peak signal-to-noise ratio (PSNR).

The results we obtained, after simulation, demonstrate the performance of each wavelet

Keywords: Compression, DWT, Huffman, RLE, Encoder, thresholding