

République Algérienne Démocratique et Populaire

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

Université Djilali Bounaama Khemis Miliana



Faculté des Sciences et de la Technologie

Département de la Technologie

Mémoire du Projet de Fin d'Etudes

Pour l'obtention du diplôme de

Master

En

Télécommunications

Option :

Systemes des télécommunications

Titre :

Compression d'images par DCT et Ondelettes

Réalisé par :

- Ribouh mohammed essadiq
- Djebbour abdelhadi

Encadré par :

- Dr : BOUNIF Aouda

Année Universitaire : 2022/2023

Remerciements

Nous remercions tout d'abord le grand Dieu pour l'achèvement de ce mémoire.

Nous exprimons nos gratitude à Monsieur le président de jury d'avoir accepté examiné ce mémoire.

Nous remercions Messieurs les membres de jury, d'avoir accepté de prendre part à ce jury ainsi que pour l'intérêt qu'ils l'ont portés à ce travail.

*Nous remercions Mme **BOUNIF AOUDA**, notre encadreur, pour ses conseils et suggestions avisés qui nous ont aidés à mener à bien ce travail, et d'avoir rapporté à ce mémoire ces remarques et conseils.*

*A tous mes professeurs à l'université de **DJILALI BOUNAAMA** khemis miliana.*

Dédicaces

Je dédie ce travail

A ma mère, pour son amour, ses encouragements et ses sacrifices.

A mon père, pour son soutien, son affection et la confiance qu'il m'a accordé.

A ma chère grand-mère.

A mon frères abdelmoumen et abderrahmane.

A ma famille.

A tous mes amis.

A tous ceux que j'aime.

Ribouh Mohammed Essadiq

Dédicaces

Je dédie ce travail

A ma chère mère.

A la mémoire de mon Père.

A mes frères et sœurs et toute ma famille.

A tous mes amis et collègues.

A tous les membres de ma promotion.

A tous mes professeurs

Abdelhadi Djebbour

Résumé

En raison du développement important du domaine des images numériques ces dernières années, l'utilisation de la compression d'image est devenue un processus important pour faciliter leur transmission et stockage sans affecter leur qualité. Il existe deux types principaux de compression d'image : la compression avec perte et la compression sans perte.

Dans cette mémoire, nous nous intéressons à l'étude de deux techniques importantes de compression avec perte : la compression d'image par la transformée en cosinus discrète (DCT) utilisé dans la norme JPEG et la transformée en ondelette (DWT) utilisé dans la norme JPEG2000.

Mots clés : compression d'image, DCT, DWT, taux de compression, PSNR.

Abstract

Due to the significant development of the field of digital images in recent years, the use of image compression has become an important process to facilitate their transmission and storage without affecting their quality. There are two main types of image compression: lossy compression and lossless compression.

In this brief, we are interested in the study of two important lossy compression techniques: image compression by the discrete cosine transform (DCT) used in the JPEG standard and the transform into a wavelet (DWT) used in the JPEG2000 standard.

Keywords: image compression, DCT, DWT, compression ratio, PSNR.

Sommaire

<i>Remerciements</i>	II
<i>Dédicaces</i>	III
Résumé	V
Sommaire	VI
Liste des figures	IX
Liste des Tableaux.....	X
Liste des abréviations	XI
Introduction générale.....	1
Chapitre I : Le signal image et ses caractéristiques	3
I.1.Introduction.....	3
I.2.Définition d'une image.....	3
I.3.Image numérique.....	3
I.4.Les caractéristiques de l'image	4
I.4.1.Le pixel	4
I.4.2.Dimension d'une image	5
I.4.3.Résolution d'une image	5
I.4.4.Bruit d'une image	5
I.4.5.L'histogramme d'une image	6
I.4.6.Les contours et les textures d'une image	7
I.4.7.La luminance d'une image.....	7
I.4.8.Le contraste d'une image	7
I.4.9.La taille d'une image	7
I.5.Les formats d'image.....	8
I.5.1.Le JPG.....	8
I.5.2.Le GIF	8
I.5.3.Le PNG	8
I.5.4.Le TIFF	8
I.5.5.Le BMP	9
I.6.Les différents types d'image	9

I.6.1. Image monochrome	9
I.6.2. L'image en niveau de gris	10
I.6.3. Image en couleurs	10
I.7. Domaines d'application du traitement d'image	11
I.8. Conclusion	11
Chapitre II : Compression d'images par DCT et Ondelettes	12
II.1. Introduction	12
II.2. La compression d'image	12
II.2.1. L'intérêt de la compression des images	13
II.2.2. Principe général de la compression des images	13
II.2.2.1. Transformation	14
II.2.2.2. La quantification	14
II.2.2.3. Codage entropique	14
II.3. Les différents types de compression	14
II.3.1. Compression sans perte	15
II.3.1.1. Codage Shannon-Fano	15
II.3.1.2. Codage de Huffman	16
II.3.1.3. Codage RLE	18
II.3.2. La compression avec perte	18
II.4. Transformée en Cosinus Discrète	19
II.4.1. Transformée en cosinus discrète unidimensionnelle	19
II.4.2. Transformée en cosinus discret bidimensionnelle	20
II.4.3. La norme JPEG	22
II.4.3.1. La phase de compression JPEG	22
II.4.3.2. La phase de décompression en JPEG	26
II.5. La transformation en ondelettes	28
II.5.1. Les limites de la transformée de Fourier	28
II.5.2. Généralités sur les ondelettes	29
II.5.2.1. Définition	29
II.5.2.2. La dilatation	30
II.5.2.3. La translation	30
II.5.3. Transformée en ondelettes continue	31
II.5.4. Transformée en ondelette discrète	32

II.5.5.Familles d'ondelettes.....	33
II.5.5.1.Ondelette de Haar	33
II.5.5.2.Les ondelettes à support compact de Daubechies	34
II.5.6.La norme JPEG 2000	35
II.5.6.1.Phase de compression JPEG 2000.....	35
II.5.6.2.Phase de la décompression JPEG 2000	37
II.6.Conclusion	38
Chapitre III : Résultats de simulations	39
III.1.Introduction	39
III.2.Le logiciel MATLAB	39
III.3.Les critères d'évaluation de la compression d'image	39
III.3.1.Les critères subjectifs	39
III.3.2.Les critères objectifs	40
III.3.2.1.Rapport de compression	40
III.3.2.2.L'erreur quadratique moyenne.....	40
III.3.2.3.Rapport signal sur bruit de crête	41
III.4.Les images utilisées dans la simulation	41
III.5. Les résultats de la compression par les ondelettes	42
III.5.1.Evaluation par les critères objectifs	42
III.5.2.Evaluation par les critères subjectifs.....	45
III.5.3.Comparaison entre les trois types d'ondelette	47
III.6.Les résultats de la compression par la DCT	49
III.7.Comparaison entre le DCT et DWT	51
III.8.Tableaux de comparaison entre la compression DCT et DWT.....	54
III.9.Conclusion.....	55
Conclusion générale	56
Références bibliographiques.....	57

Liste des figures

Chapitre I : Le signal image et ses caractéristiques

Figure I. 1 : Matrice d'une image numérique	4
Figure I. 2 : Représentation d'une image sous forme de groupe pixel	4
Figure I. 3 : Comparaison entre différentes résolutions d'une image	5
Figure I. 4 : Image bruitée.	6
Figure I. 5 : Visualisation d'une image et son histogramme.	6
Figure I. 6 : Détection de contours d'une image.	7
Figure I.7 : Une image monochrome.	9
Figure I. 8 : Image en niveaux de gris.	10
Figure I. 9 : Affichage des plans RGB d'une image en couleur.	10

Chapitre II : compression d'images par DCT et Ondelettes

Figure II.1 : Schéma fonctionnel de compression d'image.	13
Figure II. 2 : Arbre de Huffman.	17
Figure II. 3 : La décomposition en DCT d'une image	20
Figure II. 4 : représentation de concentration d'énergie de coefficients DCT.	21
Figure II. 5 : L'algorithme de compression JPEG.	22
Figure II. 6 : Balayage en zigzag.	23
Figure II. 7 : Dilatation d'une ondelette	30
Figure II. 8 : Les différentes positions de l'ondelette après translation dans le temps.	30
Figure II. 9 : Ondelette de Haar	33
Figure II. 10 : Les ondelettes de Daubechies	34
Figure II. 11 : L'algorithme de compression JPEG 2000.	35
Figure II. 12 : Les coefficients de la transformée d'ondelettes, classés par sous-bandes de filtrage et niveau de décomposition.	36
Figure II. 13 : Décomposition d'image par filtrage passe-bas (H0) et passe-haut (H1).	37
Figure II. 14 : Reconstruction de l'image.	38

Chapitre III : Résultats de simulations

Figure III. 1 : Les différentes images utilisées pour la compression d'images par DCT et DWT.	41
Figure III. 2 : Effet de la variation des niveaux de décomposition sur la compression pour les trois types ondelettes.	47
Figure III. 3 : Effet de la variation des niveaux de décomposition sur la compression pour les trois types ondelettes.	48
Figure III. 4 : Effet de la variation du seuil sur la compression par la DCT.	49
Figure III. 5 : comparaison des valeurs de PSNR, MSE et la taille de l'image Lena compressée par DCT et DWT.	52

Liste des Tableaux

Chapitre II : compression d'images par DCT et Ondelettes

Tableau II. 1 : codage Shannon Fano.	16
Tableau II. 2 : codage Huffman.	17
Tableau II. 3 : (a) Un signal 2D et (b) sa matrice DCT	24
Tableau II. 4 : (a) Les matrices de quantification (a) et (b) de la DCT quantifiée.....	25
Tableau II. 5 : Le codage de matrice DCT quantifiée.	26
Tableau II. 6 : Matrice de déquantification.	27
Tableau II. 7 : Matrice de la DCT déquantifiée.	27
Tableau II. 8 : Les différents types d'ondelette et leur abréviation.	33

Chapitre III : Résultats de simulations

Tableau III. 1 : Résultats de compression de l'image Lena par l'ondelette de Haar. ..	42
Tableau III. 2 : Résultats de compression de l'image Lena par l'ondelette de daubechies.....	43
Tableau III. 3 : Résultats de compression de l'image Lena par l'ondelette de Coiflet.	44
Tableau III. 4 : L'effet de la variation des niveaux de décompositions sur l'image Lena reconstruite.....	45
Tableau III. 5 : L'effet de variation de seuil sur l'image Lena reconstruite.	46
Tableau III. 6 : Résultats de compression de l'image Lena par la DCT.	49
Tableau III. 7 : Comparaison de l'image Lena compressée par DCT et DWT.	51
Tableau III. 8 : Comparaison de compression de quatre images par DCT et DWT en termes de PSNR, la taille et le temps de compression.	53
Tableau III. 9 : Comparaison globale entre la compression d'image par DCT et DWT.	54

Liste des abréviations

DCT:	Discret Cosine Transform
DWT:	Discret Wavelet Transform
DFT :	Transformée de fourier discrète
DCT-1D:	DCT unidimensionnelle
DCT-2D:	DCT Bidimensionnelle
IDCT:	Discret Cosine Transform Inverse
TOIC:	Transformée en ondelette inverse continue
MSE:	Mean Square Error
JPEG:	Joint Photographic Experts Group
DPI:	Dots per inch
RLE:	Run Length Encoding
PSNR:	Peak Signal to Noise Ratio
EQM:	Erreur quadratique moyenne
BMP:	Basic Metabolic Panel (Bitmap)
GIF:	Graphic Interchange Format
TIFF:	Tagged Image File Format
Tc:	Le taux de compression
RGB:	Red, Green, bleu
IDWT:	Transformée inverse en ondelette discrète
RC:	Rapport de compression
PNG:	Portable Network Graphics
TOC:	Transformée en ondelettes continue

Introduction générale

Au cours de la dernière décennie, le monde a connu un développement considérable grâce à la numérisation des données, en particulier les signaux, les images et les vidéos. Parmi ces domaines, l'image est considérée comme le support d'information le plus performant en termes d'accessibilité et d'universalité.

Dans de nombreux domaines, l'utilisation de l'image est devenue essentielle. Par exemple, la médecine, la météo, la télécommunication, la cartographie, la géologie, etc.

L'utilisation généralisée de l'image dans de nombreux domaines a conduit à une surcharge considérable en termes de stockage et de transmission des données. L'énorme volume de données générées par la capture, le stockage, le transport et la transmission des images a dépassé les capacités des supports de stockage et des réseaux existants.

Pour répondre à ce défi, les chercheurs ont consacré beaucoup d'efforts à développer des méthodes de compression de données. Ces méthodes visent à réduire la taille des données sans perte significative d'information, ce qui facilite leur stockage et leur transmission, même dans des conditions où les capacités de stockage ou la bande passante sont limitées.

Les techniques de compression d'images peuvent être classées en deux groupes : la compression sans perte, également appelée compression réversible et la compression avec perte, également appelée compression irréversible.

Dans notre travail, nous sommes intéressés par la compression d'images numériques avec perte, en particulier la compression par les transformées en cosinus discrète (DCT) et en ondelette (DWT).

L'objectif de ce travail est la comparaison des performances des deux techniques sur un ensemble d'images de test. Ce mémoire est structuré comme suit :

Le premier chapitre est consacré à l'étude des notions d'image en générale.

Introduction générale

Le deuxième chapitre c'est des notions de base de compression des données avec perte et sans perte. En particulier, il est consacré à l'étude de la Transformée en cosinus discret (DCT) et la transformée en ondelette (DWT) et leur utilisation dans la compression d'image JPEG et JPEG2000.

Dans le troisième chapitre nous présenterons les résultats de simulation obtenus par les deux méthodes : DCT et DWT. Aussi, nous discuterons ces résultats à travers une comparaison entre les paramètres d'évaluation des deux méthodes.

Chapitre I : Le signal image et ses caractéristiques

I.1 .Introduction

Le traitement d'images est un domaine très vaste, Il est devenu un domaine de recherche très actif qui a connu un grand développement dans les dernières années.

Le traitement d'image est une discipline croisée entre l'informatique et le traitement du signal qui peut être défini comme l'ensemble des méthodes et d'outils mathématiques appliqués sur l'image dans le but d'améliorer sa qualité ou d'en extraire de l'information ou tout simplement pour fournir une image plus précise à l'œil humain.

Dans ce chapitre, nous allons présenter la définition d'image numérique et mentionner ses différentes caractéristiques. Ensuite, nous citerons les différents types et formats d'images et leurs domaines d'applications.

I.2 .Définition d'une image

L'image est une représentation visuelle d'une personne, d'un objet ou d'une scène. Elle peut être une photo, une vidéo, une sculpture, une gravure, ou une conception graphique, etc...

Mathématiquement l'image est un signal qui est 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 [1].

I.3 .Image numérique

L'image numérique est une matrice bidimensionnelle de pixels, chacun des pixels étant défini par une valeur numérique qui représente l'information sur la couleur, la luminosité et la saturation de la zone de l'image qu'il représente. Les

Chapitre 1 : Le signal image et ses caractéristiques

images numériques sont codées sous forme des bits binaire, où chaque bit peut prendre l'une des deux valeurs possibles, 0 ou 1.

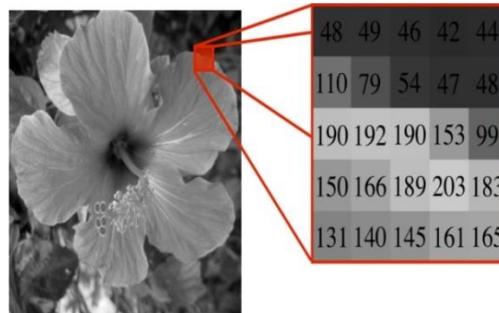


Figure I. 1 : Matrice d'une image numérique [16].

I.4 .Les caractéristiques de l'image

I.4.1 .Le pixel

Un pixel est un élément fondamental d'une image numérique. Le pixel vient de l'abréviation d'élément d'image (picture element en anglais). C'est la plus petite unité d'une image numérique. Il représente une petite zone rectangulaire de l'image et la combinaison de milliers ou de millions de pixels en grille, créent une image complète[2].

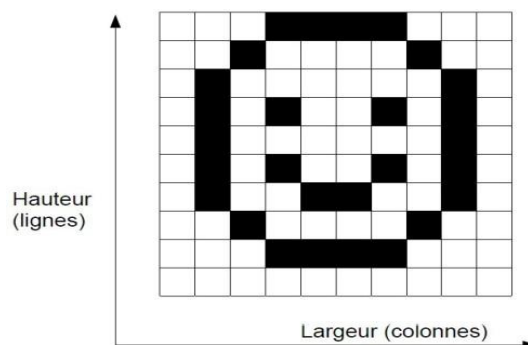


Figure I. 2 : Représentation d'une image sous forme de groupe pixel [15].

Chaque pixel est défini par sa position et sa couleur. La position d'un pixel est généralement mesurée en termes de coordonnées x et y, qui indiquent sa position sur l'axe horizontal et vertical de l'image.

Chapitre 1 : Le signal image et ses caractéristiques

I.4.2 .Dimension d'une image

La dimension d'une image représente le nombre total de pixels qu'elle contient. Pour la calculer il suffit de multiplier le nombre de lignes de la matrice d'image par le nombre de colonnes. Par exemple, une image de 1024X780 a une dimension de 798720 pixels [3].

I.4.3 .Résolution d'une image

La résolution d'une image est une mesure de la quantité de détails visibles dans une image. Elle correspond au nombre de pixels qui peuvent être affichés par unité de surface dans une image [4].

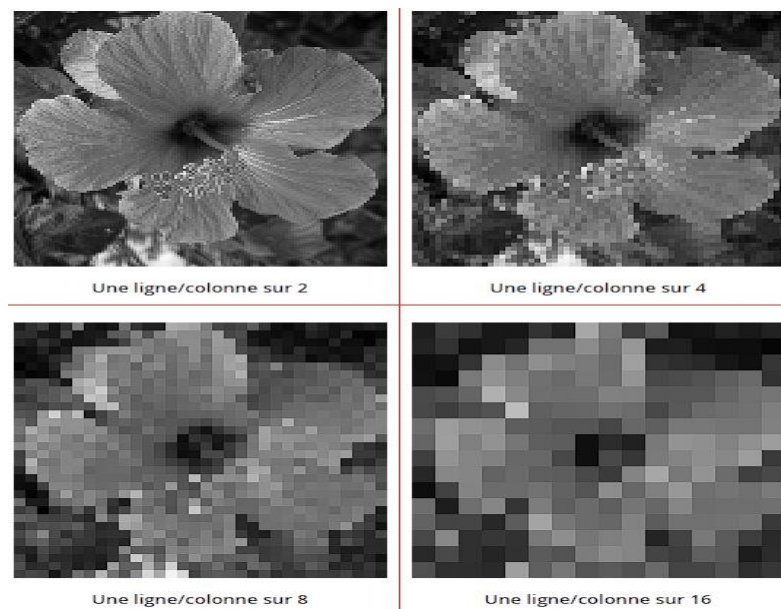


Figure I. 3 : Comparaison entre différentes résolutions d'une image [17].

La résolution d'une image est exprimée en pixels par pouce (1 pouce= 2.54cm), en PPP (points par pouce) ou en DPI (dots per inch). Plus la résolution est élevée, plus l'image sera détaillée et donc une meilleure qualité d'image [1].

I.4.4 .Bruit d'une image

Un bruit (parasite) dans une image est considéré comme un phénomène de variation aléatoire et indésirable des niveaux de luminosité ou de couleurs d'un pixel par rapport à ses voisins. Il est causé par des facteurs tels que les capteurs et

Chapitre 1 : Le signal image et ses caractéristiques

l'éclairage des équipements électroniques, et aussi les erreurs de traitement tels que la compression qui peut également introduire du bruit dans l'image [4].



Figure I. 4 : Image bruitée.

I.4.5 .L'histogramme d'une image

L'histogramme d'une image est une représentation graphique permettant de représenter la distribution des valeurs de niveaux de gris dans une image. Il s'agit d'un outil statistique qui permet de visualiser la répartition des pixels selon leur niveau de gris. Il peut être utile pour identifier les caractéristiques globales de l'image dans le but d'améliorer la qualité d'image ou d'extraire des informations.

La figure I.5 ci-dessous illustre l'histogramme d'une image qui permet d'identifier le nombre de régions qu'elle contient [3].

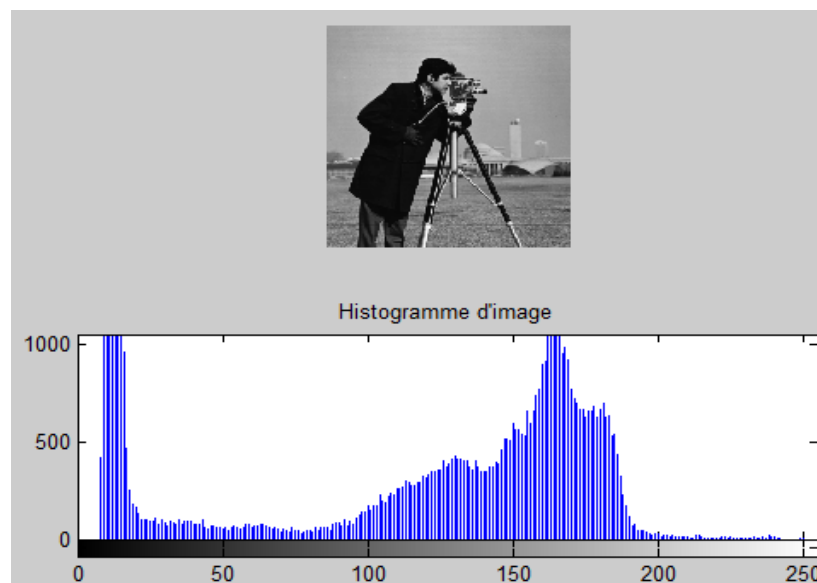


Figure I. 5 : Visualisation d'une image et son histogramme.

I.4.6 .Les contours et les textures d'une image

Les contours d'une image sont les frontières entre les différents objets de l'image, qui ont des propriétés différentes, telles que les variations de l'intensité et la couleur entre deux zones proches. Les textures décrivent leur structure. L'extraction de contour consiste à identifier des points dans une image qui séparent deux textures distinctes comme le montre la figure I.6 ci-dessous [1].



Figure I. 6 : Détection de contours d'une image.

I.4.7 .La luminance d'une image

C'est la variation de la quantité de lumière ou de luminosité dans chaque pixel de l'image. La luminance est une mesure importante pour la correction des couleurs et la manipulation des images, car elle permet de régler la luminosité, le contraste et de réduire les bruits de l'image [4].

I.4.8 .Le contraste d'une image

Le contraste d'une image est l'opposition entre les zones claires et sombres d'une image. En d'autres termes, c'est la variation de niveaux de luminosité maximum et minimum dans les deux parties (sombres et claires). Un contraste élevé signifie que les zones sont claires et contraste faible correspond aux zones sombres [3].

I.4.9 .La taille d'une image

La taille d'une image est mesurée par le nombre de pixels qui composent l'image (largeur x hauteur). La taille (ou poids), est exprimée en octets, c'est le nombre de pixels multiplié par le nombre de bits par pixel.

Chapitre 1 : Le signal image et ses caractéristiques

I.5 Les formats d'image

Il existe plusieurs formats pour enregistrer les images et chacun d'eux a ses propriétés et son domaine d'utilisation comme on le verra dans les sections suivantes.

I.5.1 .Le JPG

Le JPEG (Joint Photographic Experts Group) est un format qui utilise la compression avec perte, il supprime les données peu importantes et invisibles à l'œil humain pour réduire la taille de fichier images. Ce format permet d'assurer un équilibre entre la qualité d'image et la taille de fichier. Le JPEG est largement utilisé sur les sites WEB, en raison de sa facilité de transfert et partage en ligne.

I.5.2 .Le GIF

Le GIF (Graphics Interchange Format) est un format d'image sans perte de données qui est utilisé pour créer des images animées. Il permet de stocker plusieurs images dans un seul fichier en jouant sur la durée d'affichage de chaque image pour créer une animation. Pour réduire la taille de fichier le GIF utilise une palette de 256 couleurs (maximum) qui se chargent rapidement sur le web.

I.5.3 .Le PNG

Le PNG (Portable Network Graphique) est un format qui utilise la compression sans perte. Il a été conçu pour remplacer le format GIF qui avait des limitations de fonctionnalités et de performance. Il prend en charge la transparence d'image et peut être utilisé pour stocker des images avec une palette de couleur de 24 bits. Les images PNG fournissent une qualité d'image élevée avec une taille plus petite que les fichiers GIF, plus volumineuse que les fichiers JPG.

I.5.4 .Le TIFF

Le TIFF (Tagged Image File Format) est un format d'image sans perte, il permet d'obtenir une image de haute qualité avec une grande profondeur de couleur et résolution, mais sa taille reste volumineuse. Le format TIFF peut stocker plusieurs images dans un seul fichier et chaque image est stockée avec ses propres

Chapitre 1 : Le signal image et ses caractéristiques

informations. Il est utilisé dans les applications graphiques professionnelles, telles que l'impression et la photographie.

I.5.5 .Le BMP

Le BMP (Basic Metabolic Panel) est un format développé par Microsoft, et l'un des formats les plus simples. Le fichier BMP n'est pas compressé (pas de perte de qualité), ce qui signifie que le fichier BMP est très lourd [10].

I.6 .Les différents types d'image

Lors des traitements numériques, nous manipulons trois types d'images qui sont :

I.6.1 .Image monochrome

L'image monochrome (binaire) est une image simple qui ne contient que deux couleurs : le noir et le blanc. Elle est constituée de bits qui ne prennent que deux valeurs : 0 pour le noir et le 1 pour blanc. Elle est utilisée pour représenter un dessin ou un graphique en noir et blanc.

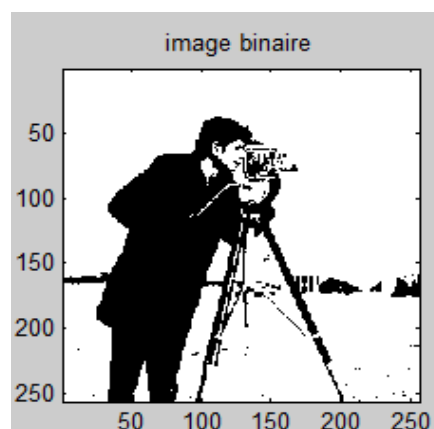


Figure I.7 : Une image monochrome.

Chapitre 1 : Le signal image et ses caractéristiques

I.6.2 .L'image en niveau de gris

Une image en niveaux de gris est une image où chaque pixel est représenté par une seule valeur de luminosité. Il est codé sur 8 bits, avec des valeurs allant de 0 qui représente le noir, jusqu'à 255 qui correspond au blanc.

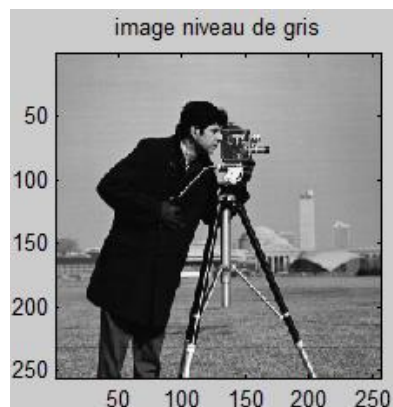


Figure I. 8 : Image en niveaux de gris.

I.6.3 .Image en couleurs

L'image en couleurs est obtenue par la combinaison de trois couleurs de base : Rouge, Vert et Bleu (RVB) (RGB en anglais), Chaque composante de couleur est codée sur 8 bits, donc chaque pixel nécessite $3 \times 8 = 24$ bits pour coder les trois composantes, ce qui permet de représenter jusqu'à $2^{24} = 16777216$ possibilités couleurs différentes.

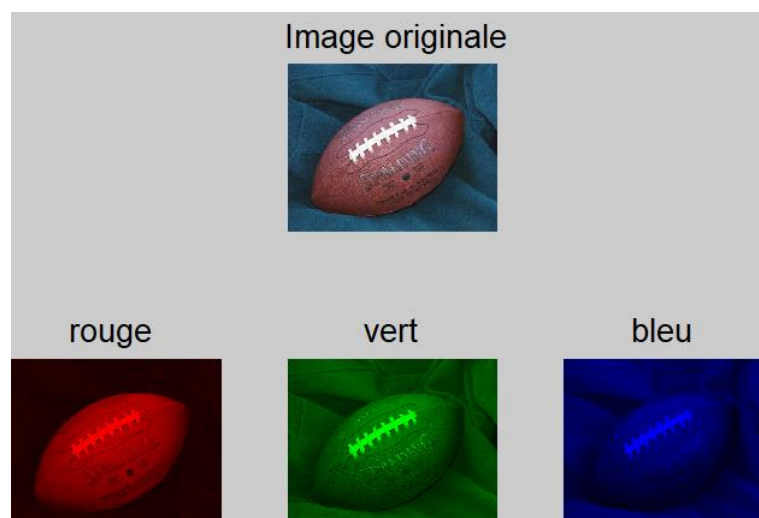


Figure I. 9 : Affichage des plans RGB d'une image en couleur.

I.7 .Domaines d'application du traitement d'image

Les domaines d'applications du traitement d'image sont très vastes qui touchent de nombreux secteurs. L'imagerie peut être utilisée en :

- **Traitement d'image en médecine**

Dans le domaine médical image permet aux médecins de diagnostiquer les maladies à partir des différents moyens d'imagerie (radiographie, échographie, scanner, IRM, etc....).

- **Traitement d'image en industrie**

Dans le domaine industriel, l'image est utilisée pour le contrôle de la qualité des produits et la détection des défauts. Aussi, on peut l'appliquer pour contrôler les processus de production, comme la mesure de la température ou de la pression, ce qui permet d'améliorer la qualité et de réduire les coûts.

- **Traitement d'image en multimédia**

L'image est largement utilisée dans les médias tels que : les vidéo-conférences, les téléviseurs, les différentes publicités, et les réseaux sociaux.

- **Traitement d'image en science**

L'image est utilisée dans de nombreuses disciplines scientifiques telles que : la biologie, l'astronomie, la géologie, la métrologie et la cartographie.

I.8 .Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté des notions générales sur l'image. Nous nous sommes concentrés sur les caractéristiques de l'image telles que : la taille, la dimension, la résolution, etc...., qui sont des outils très importants pour analyser les images, améliorer leur qualité et en extraire des informations.

Nous avons aussi mentionné les différents types et formats d'images et les caractéristiques de chacun d'eux. Chaque format d'image a des utilisations spéciales dans divers domaines, y compris la médecine, l'industrie, le multimédia, etc...

Le chapitre suivant sera consacré aux différentes méthodes de compression de l'image.

Chapitre II : Compression d'images par DCT et Ondelettes

II.1 .Introduction

Les images numériques dans sa forme originale occupent généralement beaucoup d'espace de stockage, car la représentation d'image peut contenir une redondance qui occupe de l'espace de stockage inutile. Cette redondance entraîne une augmentation de la bande passante requise et des coûts de transmission. Pour cette raison la compression d'image est une technologie essentielle pour réduire la taille des fichiers image tout en préservant les informations importantes.

Dans ce chapitre, nous nous présenterons les principes fondamentaux de la compression d'image. Nous explorerons les techniques et les méthodes utilisées pour réduire la taille des fichiers, en mettant l'accent sur les aspects spécifiques à la compression d'image par DCT et par Ondelette.

II.2 .La compression d'image

La compression d'image est le processus de réduction de la taille de fichier d'image, ou aussi le processus d'encodage ou de conversion d'un fichier image, tel qu'il consomme moins d'espace que le fichier original. La compression d'image est effectuée par des algorithmes qui réduisent la redondance des données, ou suppriment certaines informations de l'image qui sont considérées comme moins importantes, tout en préservant la qualité visuelle de l'image [7]. Les algorithmes de compression sont basés sur les trois critères suivants :

- Le taux de compression
- La qualité de compression
- La vitesse de compression et de décompression.

La compression d'images peut être effectuée avec perte de données ou sans perte.

Chapitre 2 : compression d'images par DCT et Ondelettes

II.2.1 .L'intérêt de la compression des images

La compression des images présente de nombreux avantages dont on peut citer :

- Économiser l'espace de stockage par la réduction de la taille des fichiers.
- Réduction du temps de transmission ou téléchargement surtout dans les réseaux internet lents.
- Réduction des coûts de stockage, de transmission et de gestion. Ceci est avantageux pour les sites web et les entreprises qui stockent et gèrent de grandes quantités d'images.

II.2.2 .Principe général de la compression des images

La figure II.1 illustre les différentes opérations pour implémenter un algorithme de compression d'images. Nous devons passer par trois procédures fondamentales qui sont décrites comme suit :

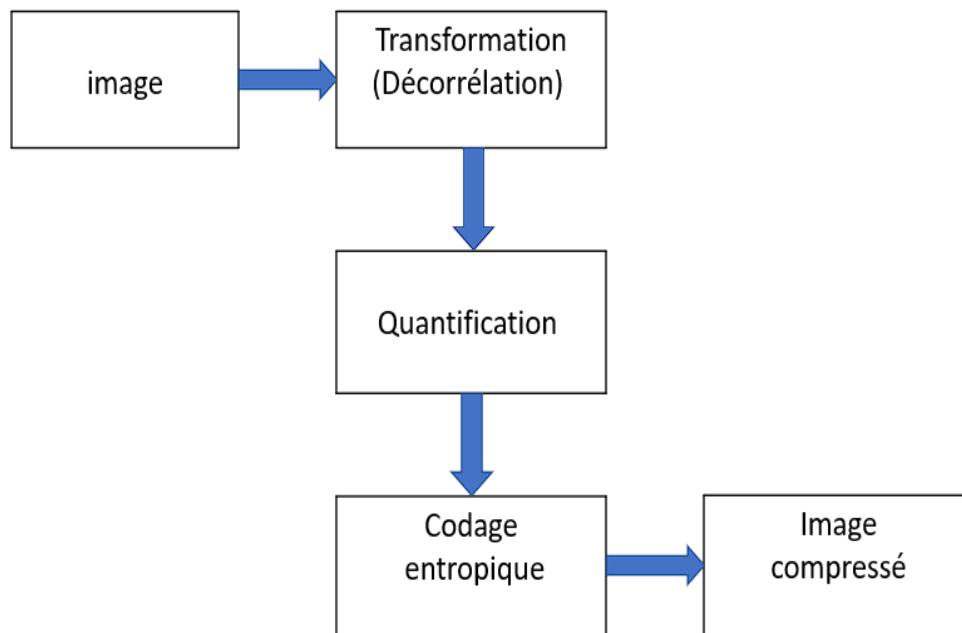


Figure II.1 : Schéma fonctionnel de compression d'image.

Chapitre 2 : compression d'images par DCT et Ondelettes

II.2.2.1 .Transformation

La corrélation qui existe entre chaque pixel et ses voisins (petits changements de luminosité d'un pixel aux voisins) reflète de très fortes corrélations dans l'image. Par conséquent, nous essayons d'exploiter cette corrélation pour réduire la quantité d'informations en effectuant des opérations de transformation de pixels. La transformation consiste à transformer les pixels initiaux en un ensemble de coefficients plus pertinents, ce qui est une opération réversible [7].

II.2.2.2 .La quantification

La quantification représente une étape clé de la compression des images. Son rôle est de réduire le nombre des bits nécessaires pour représenter une image. Elle est irréversible ce qui permet de diminuer la précision en arrondissant chaque valeur d'un signal à la valeur la plus proche dans une échelle discrète de valeurs possibles, qui sont généralement des multiples entiers d'une quantité q , appelée quantum élémentaire ou pas de quantification. Chaque échelle des valeurs est déterminée par un tableau de quantification qui est spécifique à chaque algorithme de compression.

La quantification peut être scalaire (QS) ou vectorielle (QV) [7].

II.2.2.3 .Codage entropique

Cette étape utilise des algorithmes de compression sans perte. Ce codage permet de coder les coefficients quantifiés en binaire. Ces algorithmes adoptent une technique de codage de source pour réduire d'avantage la taille des données. Cette procédure est basée sur la notion d'entropie, qui mesure le degré de redondance dans les données. Les données les plus redondantes sont encodées avec les codes les plus courts, tandis que les moins redondantes sont encodées avec des codes plus longs. Cette étape permet de réduire la taille du fichier final sans perte de données.

II.3 .Les différents types de compression

Il existe plusieurs méthodes de compression d'image, qui peuvent être classées en deux grandes catégories : les méthodes de compression sans perte d'information et les méthodes de compression avec perte d'information.

Chapitre 2 : compression d'images par DCT et Ondelettes

II.3.1 .Compression sans perte

Comme son nom l'indique, il s'agit d'une méthode de compression qui réduit la taille de fichier sans perdre les données ou les informations, où les données originales peuvent être récupérées exactement après la décompression.

Cette méthode est particulièrement utile dans certains domaines qui nécessitent la conservation et l'intégrité de données telles que la télédétection ou le domaine médical, où des erreurs de données peuvent avoir des conséquences graves. Dans ces domaines les données sont souvent volumineuses et la compression sans perte permet de réduire la taille des fichiers sans perdre la qualité des images.

Il existe de nombreux types de compression d'image sans perdre les données, notamment :

II.3.1.1 .Codage Shannon-Fano

Cette méthode de codage est développée par C. Shannon du laboratoire Bell et R.M. Fano du MIT. Elle utilise des connaissances sur la probabilité d'occurrence de chaque symbole dans un message pour coder efficacement le message. Ils utilisent des codes de longueurs variables, comportant d'autant plus de bits que la probabilité du symbole est faible [8] [3]. L'algorithme comprend les étapes suivantes :

- 1) **Tri des symboles** : ils sont triés en fonction de leurs fréquences, en ordre décroissant.
- 2) **Division en sous-groupes** : Un groupe contient les symboles de plus grande fréquence, tandis que l'autre groupe contient ceux qu'ont de plus faible fréquence.
- 3) **Attribution des codes** : Pour chaque groupe, attribuez un code binaire unique à tous les symboles qu'il contient.
- 4) **Récursion** : Répétez les étapes 3 et 4 pour chaque sous-groupe jusqu'à ce que chaque symbole soit isolé dans un groupe distinct.
- 5) **Concaténation des codes** : Concaténez les codes de chaque groupe pour former le code final de chaque symbole.

Chapitre 2 : compression d'images par DCT et Ondelettes

Le Tableau II.1 montre un exemple d'application du codage Shannon Fano.

Symbole	P(x)	Etape				CODE
		1	2	3	4	
A	0.35	0	0			00
S	0.20	0	1			01
K	0.19	1	0			10
G	0.13	1	1	0		110
L	0.07	1	1	1	0	1110
R	0.06	1	1	1	1	1111

Tableau II. 1 : codage Shannon Fano.

II.3.1.2 .Codage de Huffman

Le codage Huffman a été proposé par David Huffman en 1952, il utilise des codes binaires à longueur variable pour représenter différents symboles. Cette méthode permet de réduire la taille du fichier en utilisant des codes plus courts pour les symboles les plus fréquents et des codes plus longs pour les symboles les plus faibles.

Le principe de base du codage de Huffman consiste à construire un arbre binaire à partir de la liste des symboles et de leurs fréquences d'apparition. Les symboles les plus fréquents sont représentés par les feuilles les plus proches de la racine, et les symboles les plus rares par les feuilles les plus éloignées. Les codes binaires sont ensuite attribués en parcourant l'arbre de la racine jusqu'à la feuille correspondante [9][3]. L'algorithme de Huffman comprend les étapes suivantes :

- 1) Répartir les fréquences $P(s_i)$.
- 2) Classer dans une liste les symboles selon leur fréquence d'apparition par ordre décroissant.
- 3) Combinez les deux nœuds les moins fréquents qui existent dans la fin de liste pour former un nouveau nœud parent avec une fréquence égale à la somme des fréquences des deux nœuds enfants. Après, les deux nœuds enfants sont retirés de la liste et le nouveau nœud est inséré dans la liste triée.
- 4) Répétez l'étape précédente tant qu'il reste plus d'un seul nœud.

Chapitre 2 : compression d'images par DCT et Ondelettes

- 5) Le codage de chaque symbole est obtenu en lisant le chemin de la racine à la feuille correspondante, on donne à chaque fois qu'on traverse une branche vers la gauche le code « 0 », et le code « 1 » lorsque la branche est traversée vers la droite.

Lors du décodage, l'arbre binaire est reconstruit à partir de la table de codage et les symboles de la source sont récupérés en suivant le chemin approprié de la racine aux feuilles.

La figure II.2 et le tableau II.2 montrent un arbre et un code de Huffman respectivement.

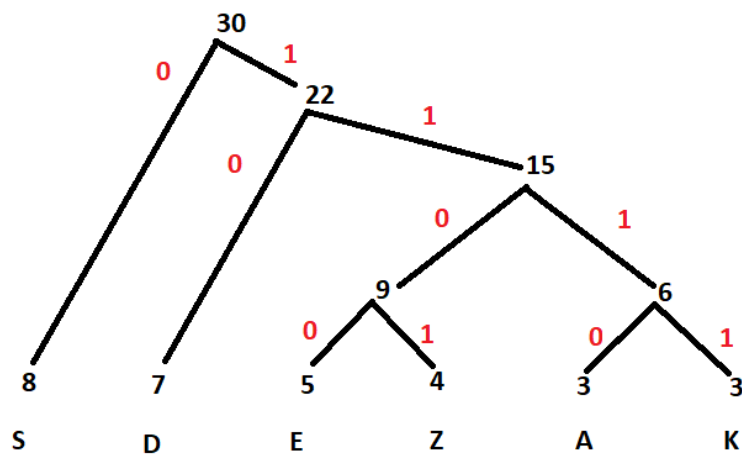


Figure II. 2 :Arbre de Huffman.

Les symboles	nombre des répétitions	Le code
S	8	0
D	7	10
E	5	1100
Z	4	1101
A	3	1110
K	3	1111

Tableau II. 2 : codage Huffman.

II.3.1.3 .Codage RLE

L'algorithme de codage par longueur de série (Run Length Encoding) est l'un des algorithmes de compression de données les plus simples et les plus anciens, il s'agit d'un algorithme avec mémoire, ce qui signifie qu'il prend en compte les valeurs précédentes pour encoder les données.

Le RLE fonctionne bien avec des données qui contiennent de nombreuses répétitions, comme les images comportant des zones uniformes ou des motifs répétitifs. Dans ces cas, l'algorithme peut atteindre des taux de compression élevés, Mais dans certains cas, il est moins efficace dans les données aléatoires ou les données peu répétitives.

Le principe de l'algorithme RLE est de regrouper les valeurs voisines identiques dans une séquence et de les remplacer par un nombre de répétition et le pixel répéter [3].

Par exemple, si on applique l'algorithme RLE à la séquence suivante :

« **AAAAQQQEEEEEDDDDDSSSSSS** », on obtient, après la compression :

« **4A4Q6E7D6S** »

II.3.2 .La compression avec perte

Les techniques de compression avec perte, comme leur nom l'indique, impliquent une perte d'information lors de la compression. Cette perte est généralement acceptable car elle permet d'obtenir des taux de compression beaucoup plus élevés que ce qui est possible avec une compression sans perte.

La compression avec perte est couramment utilisée pour compresser des données d'images. Le processus de compression avec perte implique généralement de diviser les données en petits blocs et d'appliquer des algorithmes de compression tels que la transformation en cosinus discrète (DCT) ou la transformation en ondelettes (DWT). Ces algorithmes réduisent la quantité d'informations en éliminant les détails et les fréquences qui ne sont pas perceptibles par l'œil humain.

Chapitre 2 : compression d'images par DCT et Ondelettes

Les données compressées ne peuvent pas être récupérées ou reconstruites exactement comme à l'origine, donc les algorithmes de compression assurent l'équilibre entre la taille de fichier et la qualité des données en fonction de leurs besoins et de leurs préférences.

II.4 .Transformée en Cosinus Discrète

La Transformée en Cosinus Discrète (DCT) a été inventée par N. Ahmed, T. Natarajan et K. R. Rao 1974 dans leur article "Traitement d'image et la transformation en cosinus discrète". Elle est très similaire à la transformée de Fourier discrète (DFT).

La DCT est une transformation linéaire qui permet de passer du domaine spatial (représentation de l'image dans l'espace des pixels) au domaine fréquentiel (représentation de l'image en termes de fréquences). Contrairement à la transformée de Fourier, qui utilise des fonctions sinus et cosinus pour décrire les fréquences, la DCT utilise uniquement des fonctions cosinus pour représenter les fréquences [7].

La DCT-1D est en effet utilisée pour le traitement des signaux unidimensionnels, tels que les signaux de la parole. Pour l'analyse de signaux bidimensionnels, comme les images, une version 2D de la DCT est utilisée.

II.4.1 .Transformée en cosinus discrète unidimensionnelle

La DCT-1D de $F(u)$ d'une séquence $x(i)$ de N échantillons est donnée par l'équation :

$$F(u) = a(u) \sum_{i=0}^{N-1} x(i) \cos \left[\frac{(2i+1)u\pi}{2N} \right] \quad (\text{II.1})$$

$$\text{Avec } u = 0, 1, 2, \dots, N-1, \text{ et } a(u) = \begin{cases} \sqrt{\frac{1}{N}} & \text{si } u = 0 \\ \sqrt{\frac{2}{N}} & \text{si } u \neq 0 \end{cases}$$

Chapitre 2 : compression d'images par DCT et Ondelettes

La transformée inverse de la DCT-1D est donnée par l'équation :

$$x(i) = \sum_{u=0}^{N-1} a(u)F(u) \cos \left[\frac{(2i+1)u\pi}{2N} \right] \quad (\text{II.2})$$

II.4.2 .Transformée en cosinus discret bidimensionnelle

La transformée en cosinus discrète bidimensionnelle est une extension directe de la DCT-1D en deux dimensions. Elle est utilisée pour les signaux bidimensionnels comme l'image.

La DCT-2D, ou transformée en cosinus discrète bidimensionnelle permet de convertir une matrice carrée de pixels $N \times N$ en une matrice carrée de même taille, contenant des coefficients fréquentiels qui représentent la distribution de l'énergie de l'image dans le domaine des fréquences [7].

Comme le montre la figure II.3, L'élément (0,0) de la matrice des coefficients est appelé la composante continue (DC), qui représente la moyenne de tous les pixels de l'image. Les autres éléments sont appelés les composantes AC, qui représentent les variations de l'image par rapport à sa moyenne [3].

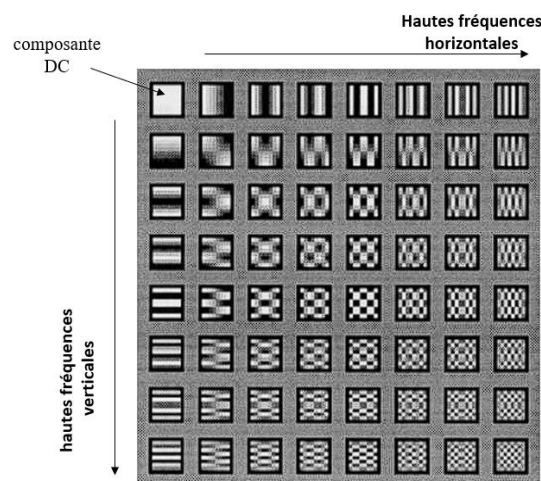


Figure II. 3 : La décomposition en DCT d'une image [20].

Chapitre 2 : compression d'images par DCT et Ondelettes

La DCT-2D, concentre l'énergie de l'image en haut à gauche de la matrice de coefficients, où se trouvent les coefficients les plus importants pour la reconstruction de l'image comme l'illustre la figure (II.4). Les coefficients situés en bas à droite de la matrice ont tendance à contenir moins d'information utile pour la reconstruction de l'image.

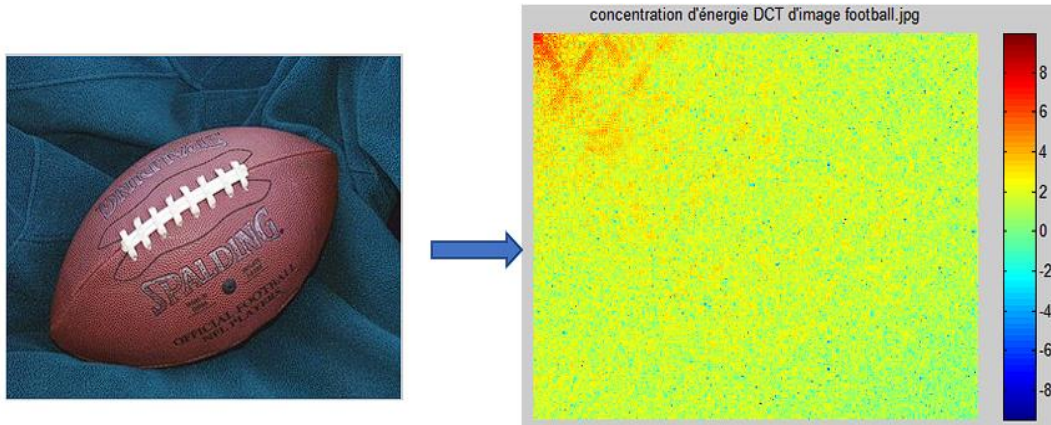


Figure II. 4 : représentation de concentration d'énergie de coefficients DCT.

La DCT-2D s'exprime mathématiquement comme suit :

$$F(u, v) = a(u)a(v) \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} f(i, j) \cos \left[\frac{(2i+1)u\pi}{2M} \right] \cos \left[\frac{(2j+1)v\pi}{2N} \right] \quad (\text{II.3})$$

Pour $u, v = 0, 1, 2, 3 \dots N - 1$

$$\text{Avec } c(u) = \begin{cases} \sqrt{\frac{1}{M}} & \text{si } u = 0 \\ \sqrt{\frac{1}{M}} & \text{si } u \neq 0 \end{cases} \quad \text{et} \quad c(v) = \begin{cases} \sqrt{\frac{1}{N}} & \text{si } v = 0 \\ \sqrt{\frac{1}{N}} & \text{si } v \neq 0 \end{cases}$$

La transformée inverse (IDCT-2D) est donnée comme suite :

$$f(i, j) = \sum_{u=0}^1 \sum_{v=0}^1 a(u)a(v) F(u, v) \cos \left[\frac{(2i+1)u\pi}{2M} \right] \cos \left[\frac{(2j+1)v\pi}{2N} \right] \quad (\text{II.4})$$

Chapitre 2 : compression d'images par DCT et Ondelettes

II.4.3 .La norme JPEG

Le JPEG (Joint Photographic Experts Group) est une norme de compression d'image fixe très courante, qui a été finalisée au début des années 90 par le groupe ISO (International Standards Organization) et le groupe IEC (International Electronics Commission). Bien que sa compréhension complète nécessite des connaissances mathématiques poussées, elle offre des taux de compression très intéressants malgré une certaine dégradation de l'image. Le codage JPEG utilise une transformée en cosinus discrète (DCT) pour effectuer une compression avec perte [11].

L'implémentation de l'algorithme JPEG nécessite les opérations mentionnées sur la figure II.5 et qui peuvent être classées en deux cycles : la compression et la décompression.

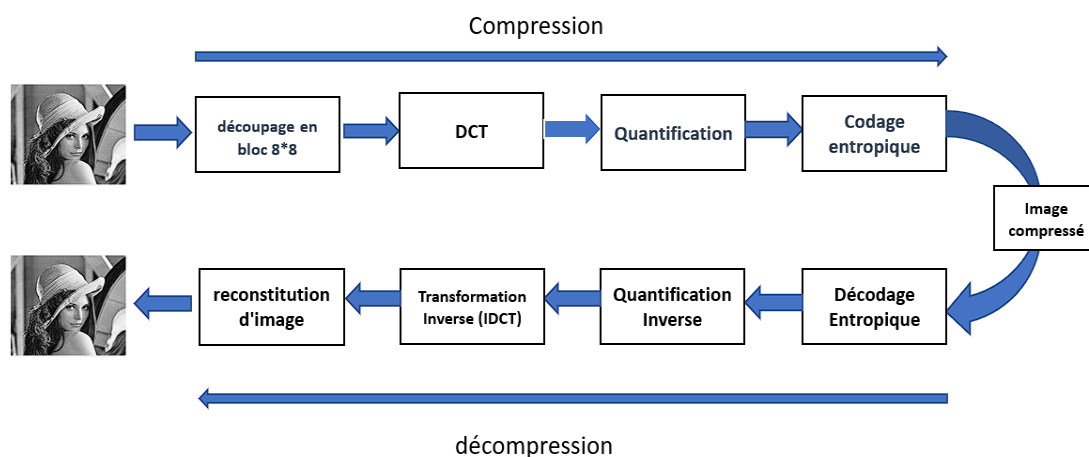


Figure II. 5 : L'algorithme de compression JPEG.

II.4.3.1 . La phase de compression JPEG

Cette phase comprend quatre étapes fondamentales qui peuvent être énumérées comme suit :

- **Découpage en blocs**

Cette opération permet de diviser l'image en petites régions rectangulaires 8×8 pixels, chaque bloc est traité séparément, ce qui réduit le temps de calcul et facilite le traitement ultérieur de l'image [3].

Chapitre 2 : compression d'images par DCT et Ondelettes

- **Transformation en cosinus discrète**

Pour chaque bloc, une transformation en cosinus discrète est appliquée. La DCT convertit les valeurs des pixels du domaine spatial au domaine fréquentiel [3].

- **Quantification**

L'étape de quantification de chaque bloc dans la compression JPEG consiste à diviser les coefficients de la matrice DCT par une matrice de quantification (l'équation II.5), qui contient des valeurs prédéfinies et à arrondir le résultat à l'entier le plus proche. Les coefficients DCT de haute fréquence sont divisés par des nombres plus grands que les coefficients de basse fréquence, ce qui entraîne une perte de précision plus importante pour les hautes fréquences. Cela permet de réduire le nombre de bits nécessaires pour stocker les coefficients de haute fréquence, qui contiennent généralement moins d'informations perceptuelles que les coefficients de basse fréquence. Cette étape de quantification est en effet non conservative, car elle introduit une perte d'information [11] [13].

$$DCT_{\text{quant}}(u, v) = \text{round} \left(\frac{F(u, v)}{Q(u, v)} \right) \quad (\text{II.5})$$

- **Codage de matrice**

Le codage de la matrice DCT quantifiée se fait en suivant une séquence de parcours spécifique appelée "Lecture en zigzag" qui traverse le bloc 8×8 comme le montre la figure (II.6) en commençant par les basses fréquences puis ensuite les hautes fréquences. Le réarrangement de coefficients par le balayage en zigzag peut aider à regrouper les coefficients similaires [7] [13].

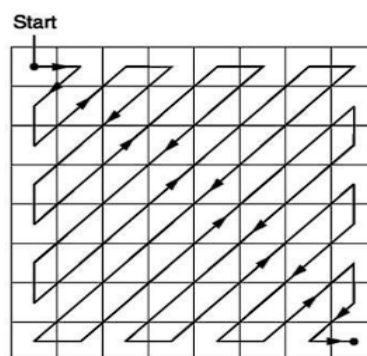


Figure II. 6 : Balayage en zigzag.

Chapitre 2 : compression d'images par DCT et Ondelettes

Ensuite, le codage RLE (Run-Length Encoding) est appliqué au vecteur zigzag pour réduire la quantité de données à stocker. Cette technique de codage exploite les répétitions des valeurs consécutives (les séquences des zéros dans les hautes fréquences) dans le vecteur pour les remplacer par une seule valeur suivie du nombre de répétitions.

Enfin, le vecteur codé par RLE est soumis à une technique de codage entropique. Le codage de Huffman est souvent utilisé pour cette étape, car il permet d'obtenir un taux de compression optimal en fonction de la répartition des symboles à coder.

Nous allons présenter un exemple illustratif des différentes étapes citées précédemment :

Soit un bloc de 8 x 8 pixels à 256 niveaux de gris donné par:

En appliquant la transformée en cosinus discrète (DCT) à l'aide de l'équation (II.3) sur chaque pixel de bloc on obtient le tableau II.3.b.

Matrice d'entrée

144	155	132	165	147	128	135	146
157	165	142	148	135	129	145	147
146	178	145	145	141	135	126	171
142	145	175	156	135	132	165	141
140	154	152	142	175	165	129	134
152	147	147	156	152	149	124	136
142	151	141	175	162	138	142	142
135	125	134	175	156	135	143	150

(a)

Matrice DCT

1179	22	-19	-21	23	-9	-18	-13
-1	15	36	-12	-13	-10	-8	-4
-12	-8	0	-4	30	13	-21	-15
-3	11	-19	24	3	-8	5	-2
-3	-16	-20	1	-3	15	2	12
5	0	-2	-18	-1	14	-10	0
-7	0	5	-4	11	-14	9	-11
6	-3	-7	9	8	-35	-2	-8

(b)

Tableau II. 3 : (a) Un signal 2D et (b) sa matrice DCT

Les valeurs de la matrice DCT ont été arrondies à l'entier le plus proche. La valeur moyenne (composante DC) de tous ces coefficients DCT est placée dans le coin haut à gauche (1179) pour assurer que l'information basse fréquence soit représentée par ce coefficient, ce qui est important pour la reconstruction de l'image. Les coefficients en bas et à droite de la matrice transformée contiennent moins

Chapitre 2 : compression d'images par DCT et Ondelettes

Le codage de la matrice DCT quantifiée est donné dans le tableau II.5 :

Les symboles	Nombre des répétitions	Le code
0	47	0
-1	8	10
-2	2	1100
2	2	11010
4	2	11011
1	1	1110
-3	1	11110
392	1	11111

Tableau II. 5 : Le codage de matrice DCT quantifiée.

II.4.3.2 .La phase de décompression en JPEG

La décompression d'une image JPEG s'effectue dans l'ordre inverse de la compression, pour cette raison, nous allons nous restreindre à ses étapes principales :

- **Décodage des données**

Pour remettre en forme la matrice quantifiée, il faut suivre le chemin inverse de la méthode de Huffman. Cela implique de décoder les codes de longueur variable en utilisant la table de Huffman pour récupérer les symboles d'origine [11].

- **Déquantification**

La déquantification est une opération inverse de la quantification. Les coefficients DCT quantifiés sont multipliés par les éléments correspondants de la matrice de quantification pour obtenir une approximation de la matrice DCT originale[11].

$$DCT_{\text{déquant}}(u, v) = Q(u, v) \times DCT_{\text{quant}}(u, v) \quad (\text{II.6})$$

Chapitre 2 : compression d'images par DCT et Ondelettes

Matrice DCT Déquantifiée

1176	20	-21	-18	22	-13	-15	0
0	14	36	-11	-13	-15	0	0
-14	-9	0	0	0	0	0	0
0	11	-13	0	0	0	0	0
0	-13	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0

Tableau II. 6 : Matrice de déquantification.

- **Transformation inverse IDCT**

Une fois que la matrice DCT déquantifiée est obtenue on applique la transformation IDCT (l'équation II.4) pour récupérer les coefficients de la matrice.

Matrice de sortie

143	159	148	143	145	134	137	150
150	162	149	144	144	133	137	150
152	161	149	146	146	135	140	153
148	155	149	153	153	140	144	153
146	151	151	161	159	142	140	144
146	149	152	166	162	140	135	134
141	141	146	164	161	141	138	137
134	132	138	160	160	144	145	146

Tableau II. 7 : Matrice de la DCT déquantifiée.

- **Reconstitution de l'image**

Les blocs de 8x8 pixels sont reconstitués et combinés pour former l'image décompressée.

II.5 .La transformation en ondelettes

Avant d'entamer la transformée en ondelettes, nous devons parler de la transformation qui l'a précédé et qui a été largement utilisée dans de nombreuses applications. Il s'agit de la transformée de Fourier (TF) qui est un outil mathématique très puissant et très utilisé, elle permet de transformer un signal du domaine temporel vers le domaine fréquentiel. Cette transformation peut être appliquée à des signaux périodiques ou apériodiques, causaux ou non causaux. La T.F (transformée de Fourier) d'un signal $f(t)$ s'écrit comme suit :

$$F(\omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t)e^{-i\omega t} dt$$

(II.7)

II.5.1 .Les limites de la transformée de Fourier

Malgré le succès qu'a connu la transformée de Fourier, elle présente également des limitations importantes qui peuvent rendre son utilisation difficile dans certains cas :

L'analyse de Fourier présente des limites en termes de localisation temporelle des différentes fréquences présentes dans un signal, car elle permet de connaître les différentes fréquences existantes dans un signal, mais elle ne permet pas de connaître précisément le moment où une certaine fréquence a été émise.

L'analyse de Fourier est en effet plus efficace pour les signaux stationnaires, c'est-à-dire les signaux dont les propriétés statistiques ne varient pas avec le temps. Pour les signaux non stationnaires, la transformation de ne peut pas fournir d'informations suffisantes pour une analyse précise. Pour cela, une technique plus avancée est née et qui offre la localisation temporelle des fréquences présentes dans un signal : c'est la transformation de Fourier à fenêtre glissante. Elle permet de donner une représentation « Temps – Fréquence » du signal.

Chapitre 2 : compression d'images par DCT et Ondelettes

La TF à fenêtre glissante s'exprime comme suit :

$$\text{TF}_{\text{glis}}(b, \omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t)g(t-b)e^{-i\omega t} dt \quad (\text{II.8})$$

Avec g est la fonction fenêtre et $g(t-b)$ est centré sur b .

La TF à fenêtre glissante utilise une fenêtre glissante qui consiste à diviser le signal $f(t)$ en segments de temps et appliquer la transformée de Fourier à chaque fenêtre, ce qui permet de suivre l'évolution des fréquences au fil du temps. Mais elle présente des inconvénients concernant la résolution temporelle et fréquentielle, qui sont liées à la taille de la fenêtre, parce qu'elle utilise des fenêtres « g » de temps fixes, ce qui peut entraîner une perte de précision temporelle et fréquentielle. Il n'y a pas de fenêtre universelle qui fonctionne bien pour tous les signaux. D'autres méthodes d'analyse temps-fréquence, telles que la transformée en ondelettes, ont été développées pour surmonter ces limitations.

II.5.2 .Généralités sur les ondelettes

II.5.2.1 .Définition

Les ondelettes sont des fonctions qui oscillent comme des ondes, mais qui ont une amplitude qui décroît rapidement. Les ondelettes sont une extension de l'analyse de Fourier et permettent une analyse multi-échelle des signaux. Elles ont été introduites par Grossmann et Morlet dans les années 1980 en tant que théorie mathématique de l'analyse du signal [13].

Les ondelettes sont obtenues à partir de la translation et de la dilatation d'une fonction Ψ appelée « ondelette mère ». L'expression de la fonction mère est la suivante :

$$\Psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (\text{II.9})$$

Avec ; $(a, b) \in \mathbb{R}$ et $a \neq 0$

Chapitre 2 : compression d'images par DCT et Ondelettes

Les familles d'ondelettes obtenues à partir de Ψ dépendent de deux paramètres a (paramètre de dilatation) et b (paramètre de translation).

II.5.2.2 .La dilatation

La dilatation consiste à étirer ou rétrécir la forme de l'ondelette mère dans le temps. Pour obtenir une ondelette dilatée, on multiplie l'ondelette mère par un facteur de dilatation $a > 0$ et on l'étire ou on la compresse dans le temps [19].

La figure II.7 ci-dessus montre l'effet de la variation du paramètre a sur la forme de l'ondelette.

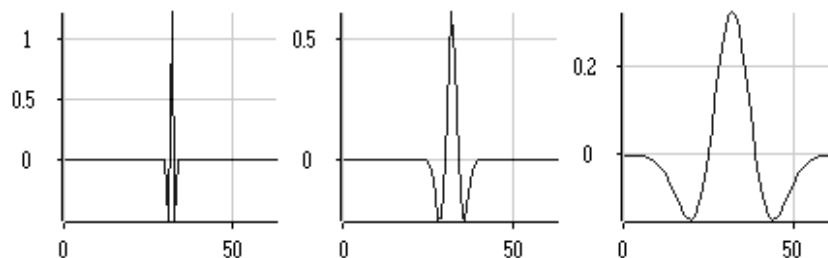


Figure II. 7 : Dilatation d'une ondelette [19].

II.5.2.3 .La translation

Pour obtenir une ondelette traduite, on déplace l'ondelette mère dans le temps t par un décalage b comme illustré dans la figure suivante :

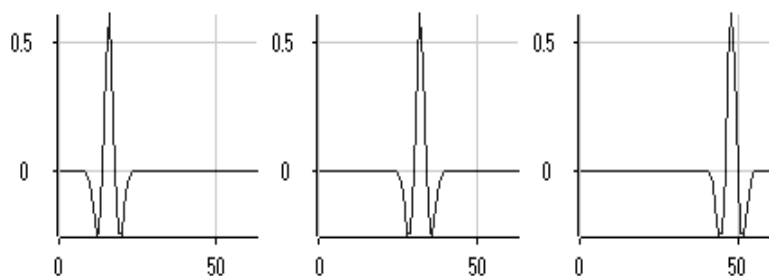


Figure II. 8 : Les différentes positions de l'ondelette après translation dans le temps[19].

II.5.3 .Transformée en ondelettes continue

La transformée en ondelettes continue (TOC), d'une fonction $f(t)$ est obtenue par la convolution de cette dernière avec une version dilatée/contractée et translatée de l'ondelette mère [14]. Les coefficients du TOC s'expriment comme suit :

$$C_{(a,b)} = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) dt \quad (\text{II.10})$$

ψ^* : représente le conjugué de ψ .

- **Les conditions de validité d'une ondelette**

Une ondelette $\Psi(t)$ doit satisfaire à la condition d'admissibilité pour pouvoir être utilisée dans la transformée en ondelettes [14]. Cette condition est donnée par l'équation suivante :

$$C_{\Psi} = \int_0^{+\infty} \frac{|\Psi(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < \infty \quad (\text{II.11})$$

Où, $\Psi(\omega)$ est la transformée de Fourier de $\psi(t)$.

Cette condition garantit que l'ondelette mère est suffisamment régulière en temps et en fréquence pour que sa transformée en ondelettes puisse être calculée de manière stable. Elle permet également de garantir que la TOC satisfait certaines propriétés, telles que l'invariance par translation.

En outre, l'ondelette mère doit également satisfaire à la condition d'oscillation, qui est donnée par :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \psi(t) dt = 0 \quad (\text{II.12})$$

Cette condition garantit que l'ondelette mère possède un nombre fini d'oscillations, ce qui est important pour assurer une localisation précise en temps et en fréquence des caractéristiques du signal [13].

Chapitre 2 : compression d'images par DCT et Ondelettes

La Transformée en Ondelette Inverse Continue (TOIC) est donnée par la formule de reconstruction suivante [14]:

$$f(t) = \frac{1}{C_{\Psi_0}} \int_0^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} C_{(a,b)} \Psi_{a,b}(t) \frac{dad b}{a^2} \quad (\text{II.13})$$

II.5.4 .Transformée en ondelette discrète

En pratique, on travaille souvent avec des signaux discrets, il est donc nécessaire de discrétiser les valeurs de dilatation et de translation dans la transformée en ondelettes.

En 1987, Yves Meyer a proposé une méthode pour construire des bases d'ondelettes discrètes orthonormées en discrétisant les paramètres de dilatation et de translation a et b , en utilisant des paramètres entiers $a_0 > 1$ et $b_0 > 0$. La discrétisation de l'échelle est donnée par $a = a_0^j$ et celle de la translation est donnée par $b = k \times a_0^j \times b_0$, où j et k sont des entiers [7].

La fonction d'ondelette discrète $\psi_{j,k}(t)$ est obtenue en discrétisant la fonction d'ondelette continue, en utilisant les équations suivantes :

$$\begin{aligned} a_j &= a_0^j \\ b_{j,k} &= k \times a_0^j \times b_0 \\ \psi_{j,k}(t) &= a_0^{-\frac{j}{2}} \psi(a_0^{-j}t - kb_0) \end{aligned} \quad (\text{II.14})$$

La transformée en ondelettes discrète d'une fonction est donnée par l'équation suivante :

$$C_{j,k} = a_0^{-\frac{j}{2}} \int_{-\infty}^{+\infty} \psi(a_0^{-j}t - kb_0) f(t) d(t) \quad (\text{II.15})$$

En pratique on choisit $a_0 = 2$ et $b_0 = 1$.

Chapitre 2 : compression d'images par DCT et Ondelettes

Dans ce cas l'équation devient :

$$C_{j,k} = 2^{-\frac{j}{2}} \int_{-\infty}^{+\infty} \psi(2^{-j}t - k)f(t)d(t) \quad (\text{II.16})$$

II.5.5 .Familles d'ondelettes

Il existe de nombreux types d'ondelettes utilisés en compression d'images. Le tableau II.8 énumère les ondelettes les plus connues comme suit :

Type d'ondelette	Abréviation
Ondelette de Haar	Haar
Ondelette de Daubechies	Db
Ondelette de Morlet	Morl
Ondelette de Meyer	Meyr
Ondelette Coiflet	Coif
Ondelette biorthogonale	Bior

Tableau II. 8 : Les différents types d'ondelette et leur abréviation.

II.5.5.1 .Ondelette de Haar

L'ondelette de Haar est la plus simple et la plus ancienne des ondelettes. Elle a été découverte par Alfréd Haar en en 1909 et est la seule ondelette de support compact dérivant des filtres à phase linéaire La fonction de l'ondelette de Haar, est définie comme suit :

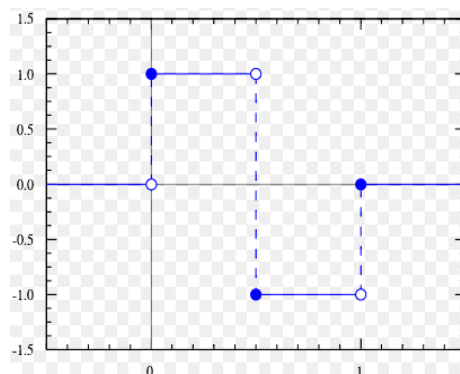


Figure II. 9 : Ondelette de Haar [20].

Chapitre 2 : compression d'images par DCT et Ondelettes

La fonction de l'ondelette de Haar, est définie comme suit :

$$\psi(t) = \begin{cases} 1, & \text{si } 0 \leq t < \frac{1}{2} \\ -1, & \text{si } \frac{1}{2} \leq t < 1 \\ 0, & \text{sinon} \end{cases} \quad (\text{II.17})$$

Où ; $\psi(t)$ représente la valeur de l'ondelette de Haar à l'instant t .

L'ondelette de Haar est constante par morceaux, c'est-à-dire qu'elle est constante sur des intervalles de longueur égale et s'annule en dehors de ces intervalles.

II.5.5.2 .Les ondelettes à support compact de Daubechies

Les ondelettes de Daubechies sont une famille d'ondelettes orthogonales utilisées en analyse multi-résolution et en compression d'images. Elles portent le nom de la mathématicienne belge Ingrid Daubechies, qui a développé cette famille d'ondelettes dans les années 1980. Les ondelettes de Daubechies sont caractérisées par leur nombre de coefficients, souvent noté N , ce qui détermine le degré de résolution et la qualité de la représentation. Lorsque le nombre de coefficients d'ondelettes augmente, les fonctions deviennent effectivement plus douces et régulières. Les ondelettes Daubechies de plus grand N permettent de mieux représenter des signaux lisses et réguliers.

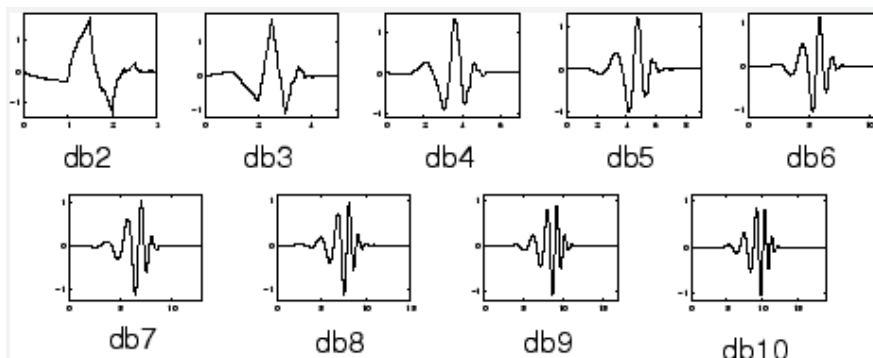


Figure II. 10 : Les ondelettes de Daubechies [21].

Chapitre 2 : compression d'images par DCT et Ondelettes

II.5.6 .La norme JPEG 2000

La norme JPEG 2000 est une norme de compression d'image qui utilise la compression par transformations en ondelettes pour obtenir une compression plus efficace et une meilleure qualité d'image par rapport à la norme JPEG. Elle offre également des fonctionnalités avancées pour le traitement et la manipulation des images compressées [13].

Le schéma de la figure II.11 illustre le principe et les différentes opérations de la compression de la norme JPEG 2000. C'est le schéma standard de la compression avec pertes sauf qu'ici la transformée utilisée est l'ondelette.

La transformée en ondelettes discrètes (DWT) est utilisée pour séparer les basses et hautes fréquences d'une image. Les basses fréquences représentent une version grossière de l'image où les valeurs des pixels sont moyennées et les variations brusques sont lissées. Les hautes fréquences contiennent les détails de l'image.

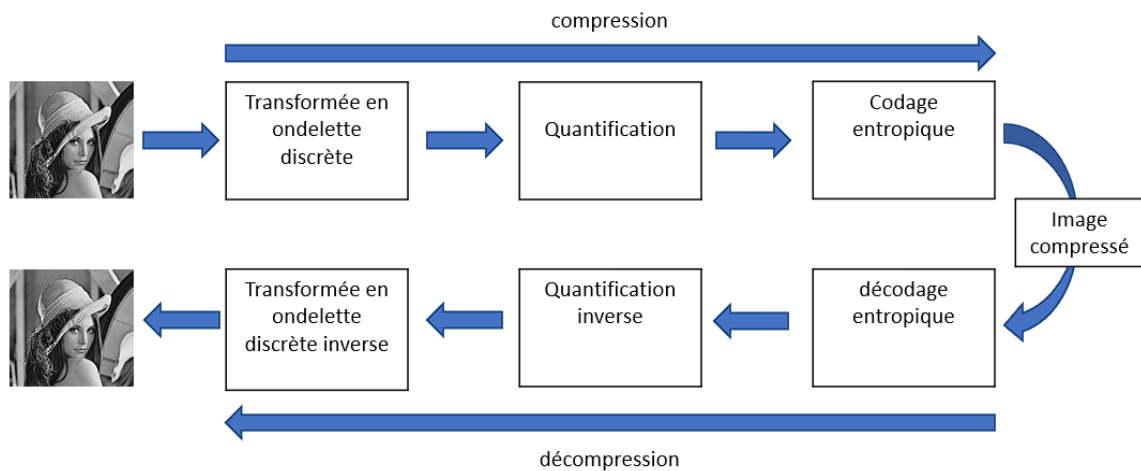


Figure II. 11 : L'algorithme de compression JPEG 2000.

II.5.6.1 .Phase de compression JPEG 2000

La compression des images par les ondelettes nécessite les étapes suivantes :

- **La décomposition par ondelette** : consiste à diviser l'image en plusieurs sous-bandes ou niveaux de résolution, en utilisant des filtres passe-bas (H0) et passe-haut (H1) dans les directions horizontale et verticale, suivis d'un sou-échantillonnage avec un facteur de 2, ce qui réduit les dimensions de ces sous-bandes de moitié dans

Chapitre 2 : compression d'images par DCT et Ondelettes

la direction horizontale [13], comme l'illustre la figure (II.13). Après ces étapes, nous obtenons quatre sous-bandes dans le domaine fréquentiel

- **LL** : Cette sous-bande résulte du filtrage passe-bas (H0) dans les directions horizontale et verticale. Elle contient les basses fréquences de l'image originale et a les dimensions réduites de moitié par rapport à l'image originale.
- **LH** : Cette sous-bande résulte du filtrage passe-bas (H0) horizontal et du filtrage passe-haut (H1) vertical. Elle représente les détails horizontaux de l'image originale.
- **HL** : Cette sous-bande résulte du filtrage passe-haut (H1) horizontal et du filtrage passe-bas (H0) vertical. Elle représente les détails verticaux de l'image originale.
- **HH** : Cette sous-bande résulte du filtrage passe-haut (H1) horizontal et vertical. Elle représente les détails diagonaux de l'image originale.

Ces sous-bandes constituent le premier niveau de résolution de la décomposition en ondelettes. Pour obtenir une décomposition à plusieurs niveaux de résolution, on peut répéter le même processus de décomposition en appliquant la même technique à la sous-bande LL obtenue à chaque niveau. Figure (II.13).

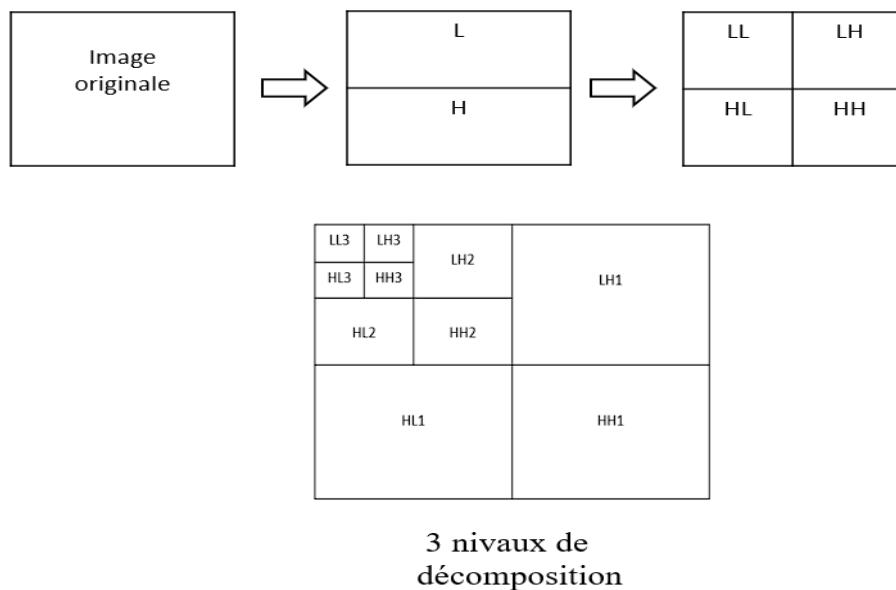


Figure II. 12 : Les coefficients de la transformée d'ondelettes, classés par sous-bandes de filtrage et niveau de décomposition.

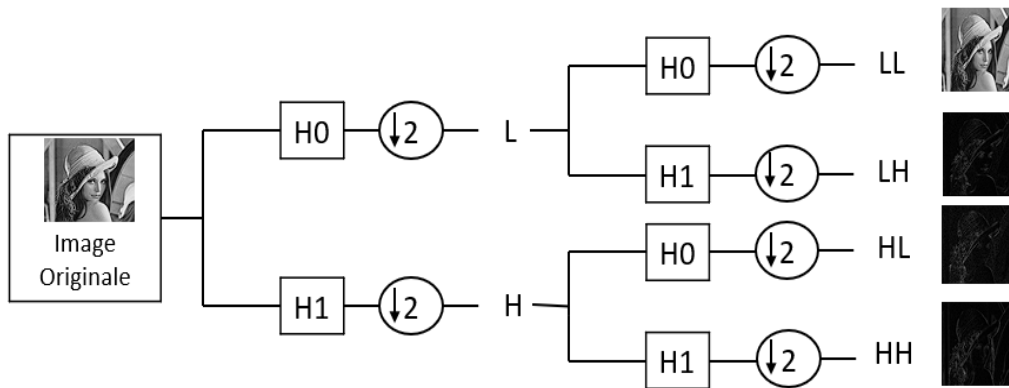


Figure II. 13 : Décomposition d'image par filtrage passe-bas (H0) et passe-haut (H1).

- **La quantification** : Une fois que la transformation par ondelettes a été effectuée, les coefficients obtenus sont quantifiés. La quantification consiste à réduire la précision des coefficients en les arrondissant ou en les tronquant à des valeurs discrètes. Cette étape introduit des pertes d'information, car la précision des coefficients est réduite. Les coefficients de détails inférieurs à un certain niveau sont souvent éliminés complètement, car ils contiennent généralement des informations moins perceptibles ou moins importantes pour la reconstruction de l'image ou du signal.

- **Le codage entropique** : Les coefficients quantifiés sont ensuite codés à l'aide d'un algorithme de compression de données, tels que le codage RLE et Huffman.

II.5.6.2 .Phase de la décompression JPEG 2000

Pour la décompression, les étapes sont effectuées dans l'ordre inverse :

- **Décodage** : Le codage entropique appliqué pendant la compression est inversé lors du processus de décompression. Les coefficients quantifiés sont décodés pour récupérer les valeurs quantifiées d'origine.

- **Quantification inverse** : Les coefficients d'ondelettes sont dé-quantifiés pour retrouver des approximations d'image et des détails d'ondelettes.

- **Transformée inverse en ondelettes discrète (IDWT)** : L'IDWT est la phase de reconstruction dans le processus de compression d'image par DWT. Elle permet de retrouver l'image originale à partir des coefficients d'ondelettes quantifiés.

Chapitre 2 : compression d'images par DCT et Ondelettes

Pour la reconstitution (IDWT), on effectue l'opération inverse en utilisant les filtres miroirs associés. Cela signifie que l'on remplace les filtres passe-bas et passe-haut par leurs filtres miroirs correspondants (G0 et G1, respectivement). Ainsi, on effectue une convolution du signal décomposé avec ces filtres miroirs en quadrature. Figure (II.14).

Ensuite, au lieu de l'opération de décimation utilisée lors de la décomposition, on utilise une opération d'interpolation. Cette opération consiste à ajouter un zéro entre chaque paire de coefficients obtenus après la convolution avec les filtres miroirs.

Finalement, en combinant les résultats obtenus après l'interpolation, on reconstitue le signal original à partir des composantes décomposées à différentes échelles.

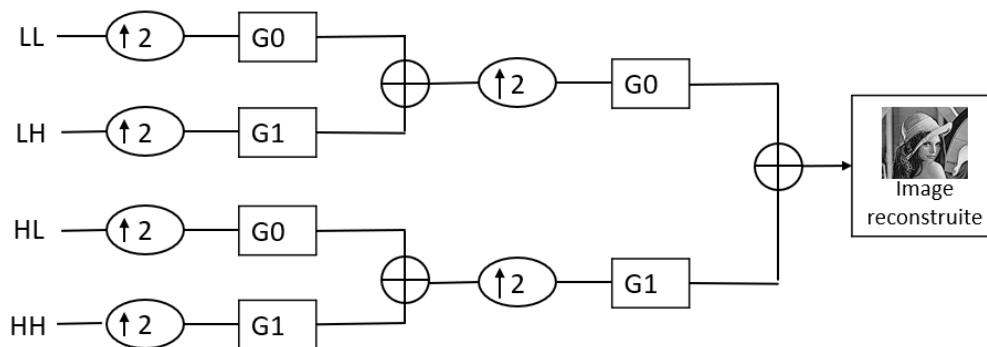


Figure II. 14 : Reconstruction de l'image.

II.6 .Conclusion

En conclusion de ce chapitre, nous avons exploré le domaine de la compression des données et nous avons constaté que cette technique permet de réduire la taille des fichiers d'origine. Nous avons également identifié deux méthodes de compression : la compression sans perte et la compression avec perte.

Nous avons approfondi notre compréhension de deux techniques spécifiques de compression avec perte : la Transformée en Cosinus Discrète (DCT) et la Transformée en Ondelettes Discrètes (DWT). Nous avons exploré les relations mathématiques fondamentales de ces transformations et les étapes clés de leur utilisation dans le processus de compression d'images.

Chapitre III : Résultats de simulations

III.1 .Introduction

Dans ce chapitre, nous évaluons les performances des techniques de compression DCT et DWT en utilisant divers critères d'évaluation de compression d'image. Cette évaluation nous permet de comparer ces deux techniques de compression.

Nous commençons par étudier chaque technique individuellement, puis nous les comparons par la suite. Pour réaliser cette étude, nous utilisons le logiciel MATLAB.

III.2 .Le logiciel MATLAB

Le nom MATLAB est l'abréviation du terme anglais matrix laboratory, elle a été développée par la société MathWork. Matlab est un logiciel de programmation de haut niveau, pour les calculs scientifique, l'analyse de donnés, visualisation graphique et le développement d'algorithmes. Son langage de programmation relativement simple le rend utilisé par les universités et les établissements d'enseignement supérieur, ainsi que dans les industries de la recherche et de l'ingénierie et des sciences.

Matlab propose une interface pour faciliter la création et l'exécution de programmes Matlab. L'interface permet aux utilisateurs de travailler de manière interactive et intuitive, elle est divisée en plusieurs fenêtres, chacune offrant une fonctionnalité différente.

III.3 .Les critères d'évaluation de la compression d'image

Les critères d'évaluation de la compression d'image peuvent être classés en deux catégories principales : subjectifs et objectifs.

III.3.1 .Les critères subjectifs

Les critères d'évaluation subjectifs sont des mesures basées sur les réponses humaines, utilisées pour évaluer la qualité perçue de l'image compressée par le biais d'études perceptuelles.

III.3.2 .Les critères objectifs

Les paramètres d'évaluation objectifs sont des mesures et des métriques numériques, pour évaluer la qualité de l'image compressée, tels que :

III.3.2.1.Rapport de compression

Le rapport de compression est une mesure utilisée pour évaluer l'efficacité de la compression. C'est le rapport entre la taille originale des données non compressées et la taille obtenue après la compression [5]. Il est calculé de la manière suivante :

$$Rc = \frac{\text{taille de l'image originale}}{\text{taille de l'image compressée}} \quad (\text{III. 1})$$

Le taux de compression en pourcentage (τc) est exprimé par :

$$\tau c(\%) = \left(1 - \frac{1}{Rc}\right) \times 100 \quad (\text{III.2})$$

III.3.2.2 .L'erreur quadratique moyenne

L'erreur quadratique moyenne (MSE) est une mesure couramment utilisée pour évaluer la distorsion introduite par l'opération de compression d'images. Elle permet de quantifier la différence entre une image originale et une image reconstruite.

L'erreur quadratique moyenne est formulée mathématiquement par :

$$MSE = \frac{1}{N \times M} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{M-1} [I(i, j) - \hat{I}(i, j)]^2 \quad (\text{III. 3})$$

Avec :

$I(i, j)$: est l'intensité du pixel (m, n) de l'image originale.

$\hat{I}(i, j)$: est l'intensité du pixel (m, n) de l'image reconstruite.

M et N sont les nombres de lignes et de colonnes de l'image respectivement.

III.3.2.3. Rapport signal sur bruit de crête

Le rapport signal sur bruit de crête (PSNR) est exprimé en décibels (dB), il mesure la quantité de bruit introduite dans le processus de reconstruction ou de compression. La formule générale pour calculer le PSNR est :

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

Avec

La dynamique de l'image égale à 255 qui est la valeur maximale possible d'un pixel dans une image 8 bits (pour une image en niveaux de gris).

Plus le PSNR est élevé, plus la qualité de l'image est proche de l'originale. Un PSNR élevé indique donc une meilleure qualité de compression.

III.4 .Les images utilisées dans la simulation

Pour faire l'étude comparative, nous avons utilisée cinq images en niveaux de gris de différents types qui sont mentionnées dans la figure III.1 ci-dessous.

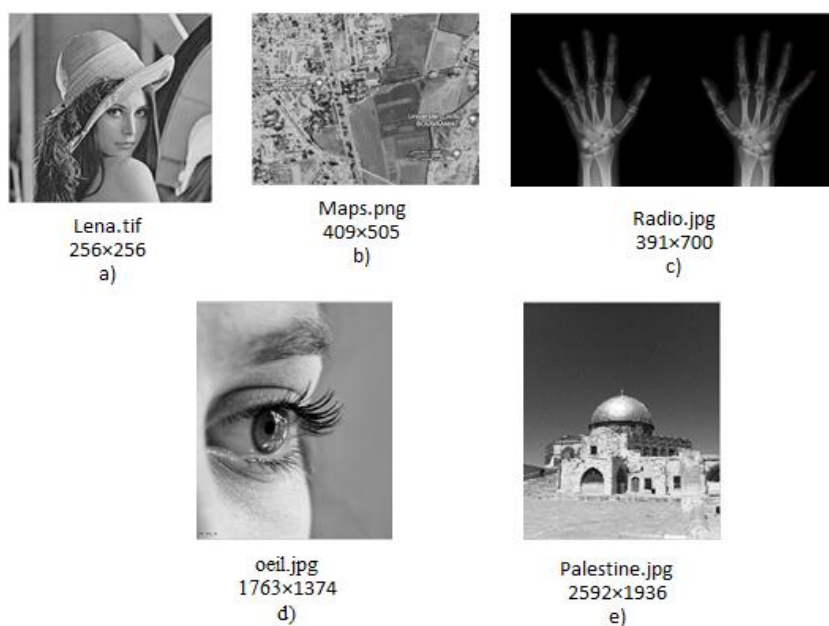


Figure III. 1 : Les différentes images utilisées pour la compression d'images par DCT et DWT.

Chapitre 3 : Résultats de simulations

III.5 . Les résultats de la compression par les ondelettes

Trois types d'ondelettes Haar, Daubechies (db4), et Coiflet (coif4) ont été utilisées pour compresser l'image Lena.tif et les résultats de simulation sont récapitulés dans les tableaux III.1, III.2 et III.3. Ces tableaux sont obtenus en variant le niveau de décomposition N=1, 2,3 et les valeurs de seuil=5, 10,20....

III.5.1 .Evaluation par les critères objectifs

- Les résultats obtenus par l'ondelette de Haar sont résumés dans le tableau suivant :

Type d'ondelette	N	Seuil	Rc	τ_c (%)	PSNR (dB)	MSE	Taille compressé (Ko)
Haar	1	5	2.22	54.92	44.61	2.25	3.607
		10	2.80	64.30	39.76	6.87	2.856
		20	3.37	70.35	35.36	18.94	2.372
		30	3.67	72.78	32.91	33.30	2.178
		50	3.91	74.40	30.58	56.94	2.048
		70	3.97	74.82	29.60	71.33	2.014
	2	5	2.80	64.27	43.67	2.79	2.859
		10	4.29	76.70	38.57	9.03	1.864
		20	6.85	85.40	33.87	26.66	1.168
		30	9.09	89.00	31.32	48.00	0.880
		50	12.08	91.72	28.66	88.60	0.662
		70	13.87	92.79	27.15	125.48	0.577
	3	5	2.89	65.41	43.55	2.87	2.767
		10	4.66	78.56	38.35	9.51	1.716
		20	8.33	87.99	33.56	28.67	0.961
		30	12.48	91.99	30.93	52.51	0.641
		50	21.07	95.25	28.06	101.54	0.380
		70	29.56	96.62	26.40	149.03	0.271

Tableau III. 1 : Résultats de compression de l'image Lena par l'ondelette de Haar.

Chapitre 3 : Résultats de simulations

- Les résultats obtenus par l'ondelette de Daubechies sont récapitulés dans le tableau ci-dessous :

Le type d'ondelette	N	Seuil	Rc	τ_c (%)	PSNR (dB)	MSE	Taille compressé (Ko)
Daubechies	1	5	2.48	59.71	44.56	2.28	3.223
		10	3.01	66.80	40.47	5.83	2.656
		20	3.47	71.19	36.50	14.57	2.305
		30	3.66	72.68	34.43	23.45	2.186
		50	3.79	73.63	32.47	36.83	2.110
		70	3.84	73.93	31.40	47.08	2.086
	2	5	3.27	69.41	43.60	2.84	2.447
		10	4.89	79.54	39.20	7.81	1.637
		20	7.46	86.59	34.76	21.73	1.073
		30	9.43	89.39	32.35	38.04	0.849
		50	11.77	91.50	29.80	68.10	0.680
		70	12.85	92.21	28.51	91.65	0.623
	3	5	3.33	69.94	43.47	2.93	2.405
		10	5.29	81.10	38.96	8.27	1.512
		20	9.18	89.11	34.39	23.67	0.871
		30	13.23	92.44	31.83	42.69	0.605
		50	21.11	95.26	29.01	81.59	0.380
		70	27.43	96.35	27.47	116.54	0.292

Tableau III. 2 : Résultats de compression de l'image Lena par l'ondelette de daubechies.

Chapitre 3 : Résultats de simulations

- Les résultats obtenus par l'ondelette de Coiflet sont affichés dans le tableau ci-dessous :

Le type d'ondelette	N	Seuil	Rc	τ (%)	PSNR (dB)	MSE	Taille compressé (Ko)
Coiflet	1	5	2.30	56.46	44.54	2.29	3.483
		10	2.76	63.83	40.54	5.74	2.894
		20	3.15	68.21	36.62	14.18	2.543
		30	3.28	69.54	34.74	21.82	2.437
		50	3.37	70.33	32.99	32.70	2.373
		70	3.41	70.66	31.73	43.69	2.347
	2	5	2.79	64.10	43.59	2.84	2.872
		10	4.12	75.70	39.23	7.76	1.944
		20	6.08	83.55	34.86	21.26	1.316
		30	7.37	86.42	32.60	35.76	1.086
		50	8.82	88.66	30.13	63.10	0.907
		70	9.43	89.40	28.85	84.65	0.848
	3	5	2.59	61.46	43.46	2.93	3.084
		10	4.00	74.98	38.98	8.22	2.002
		20	6.55	84.73	34.46	23.30	1.221
		30	8.79	88.62	32.08	40.27	0.910
		50	12.85	92.22	29.30	76.49	0.622
		70	15.81	93.77	27.80	107.99	0.506

Tableau III. 3 : Résultats de compression de l'image Lena par l'ondelette de Coiflet.

III.5.2 .Evaluation par les critères subjectifs

Les images compressées correspondantes aux valeurs des tableaux sont comme suit :

➤ **Variation des niveaux de décomposition, avec Seuil=30**










Types d'ondelette	N=1	N=2	N=3
Haar	 PSNR=32.91 dB	 PSNR=31.32 dB	 PSNR=30.93 dB
Daubechies	 PSNR=34.43 dB	 PSNR=32.35 dB	 PSNR=31.83 dB
Coiflet	 PSNR=34.74 dB	 PSNR=32.60 dB	 PSNR=32.08 dB

Tableau III. 4 : L'effet de la variation des niveaux de décompositions sur l'image Lena reconstruite.

➤ **Variation des seuils, avec niveau de décomposition à N=3**










Types d'ondelette	Seuil=5	Seuil=30	Seuil=70
Haar	 PSNR=43.55 dB	 PSNR= 30.93 dB	 PSNR= 26.40dB
Daubechies	 PSNR=43.47 dB	 PSNR= 31.83 dB	 PSNR= 27.47dB
Coiflet	 PSNR=43.46 dB	 PSNR=32.08 dB	 PSNR=27.80 dB

Tableau III. 5 : L'effet de variation de seuil sur l'image Lena reconstruite.

Discussion des résultats :

D'après les résultats obtenus dans les tableaux nous pouvons noter :

La variation du seuil et du niveau de décomposition a un impact significatif sur plusieurs mesures de qualité telles que le PSNR, le MSE, le taux de compression et la taille de l'image compressée.

Une augmentation du seuil ou du nombre de niveaux de décomposition peut conduire à une compression plus forte, ce qui réduit la taille de l'image compressée mais entraîne une perte de qualité plus importante. Cela se traduit par une diminution du PSNR et une augmentation du MSE.

Pour les seuils inférieurs à 30, les détails plus fins liés à la texture de l'image ont été reconstruite en conservant leurs propriétés initiales. Les seuils supérieurs à 30 ne semblent pas produire de très bonnes qualités d'images décompressées. Pour obtenir une image de très bonne qualité, comparable à l'image originale, il est important de limiter l'intervalle du seuil. La détermination de cet intervalle dépend de la nature spécifique de chaque image.

III.5.3 .Comparaison entre les trois types d'ondelette

En comparant les résultats de compression des trois ondelettes en fonction des niveaux de décomposition avec un seuil égal à 30 nous avons obtenus les courbes de la figure III.2, suivante:

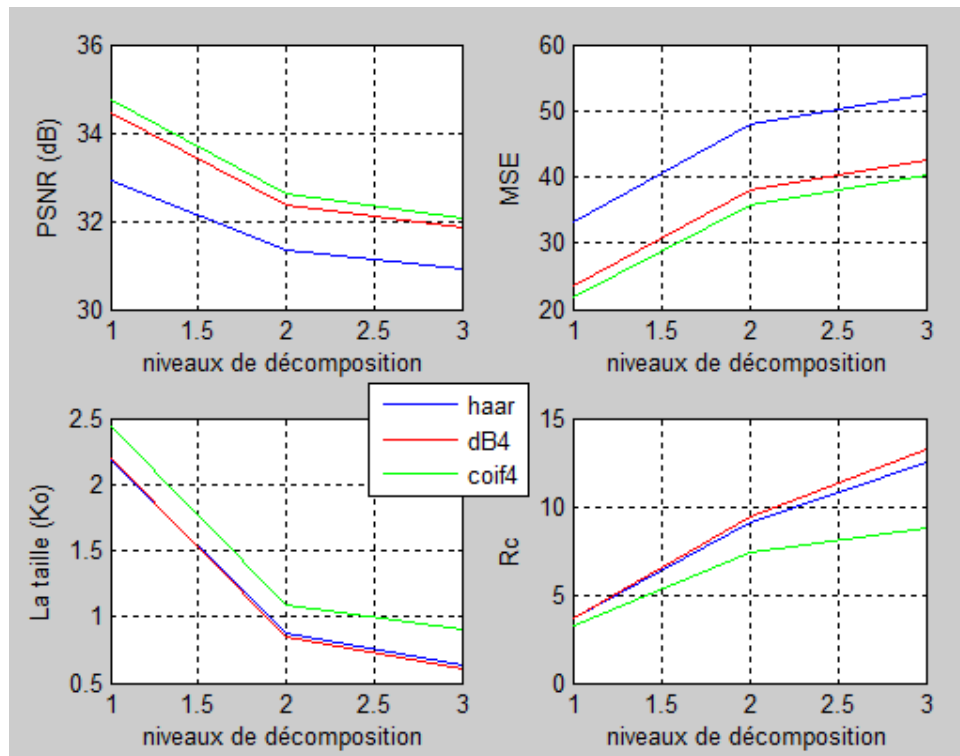


Figure III. 2 : Effet de la variation des niveaux de décomposition sur la compression pour les trois types ondelettes.

En comparant les résultats de compression des trois ondelettes en fonction de la variation de seuil avec un niveau de décomposition $N=3$ nous avons obtenus les courbes de la figure III. 3, suivante:

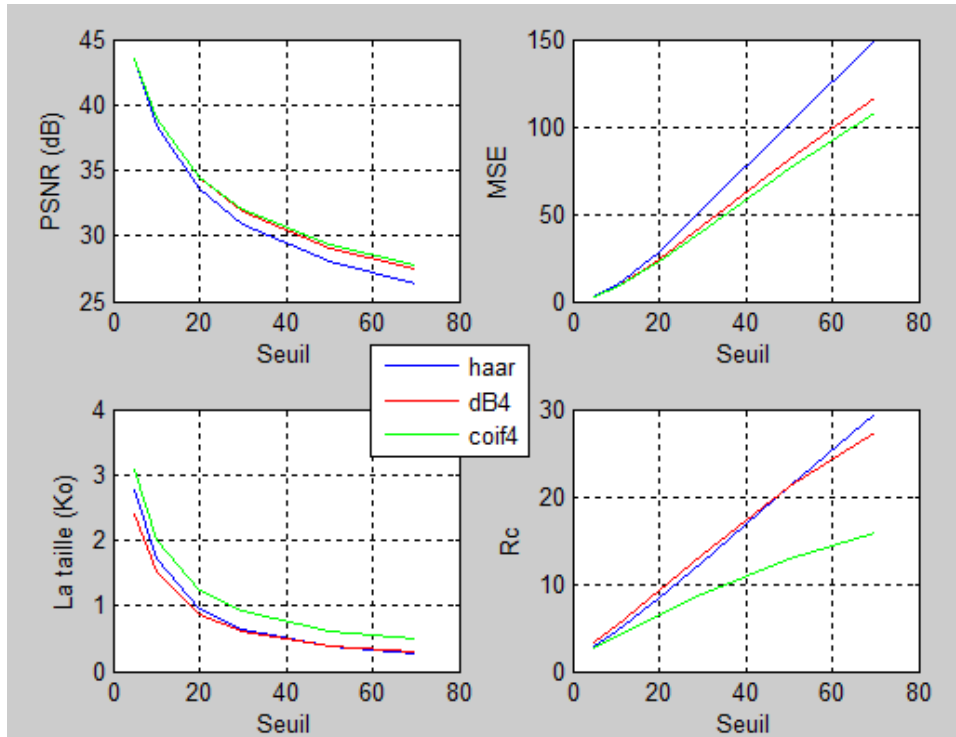


Figure III. 3 : Effet de la variation des niveaux de décomposition sur la compression pour les trois types ondelettes.

Discussion des résultats

Les graphes obtenus sont tracés à partir des valeurs des tableaux précédents. Ils permettent de comparer les performances des trois types d'ondelettes, à savoir Haar, Daubechies et Coiflet.

Nous remarquons que l'ondelette Coiflet présente des valeurs de PSNR plus élevées que les deux autres ondelettes.

Une autre considération importante est la taille de l'image compressée obtenue avec chaque ondelette. Dans ce cas, il est observé que la taille de l'image compressée avec l'ondelette Coiflet est plus grande que celle des autres ondelettes.

Chapitre 3 : Résultats de simulations

Lorsque nous comparons spécifiquement Haar et Daubechies, nous constatons que l'ondelette de Daubechies donne des valeurs de PSNR plus élevées que l'ondelette de Haar, avec une même taille de compression.

III.6 .Les résultats de la compression par la DCT

Le tableau II.6 représente les résultats de compression de l'image lenna.tif par la DCT. Ces résultats sont obtenus en variant les valeurs de seuil=5, 10,20....

Seuil	Rc	τ (%)	PSNR (db)	MSE	Taille Compressée (KO)
5	2.07	51.69	42.45	3.70	3.86
10	3.88	74.24	36.22	15.51	2.06
20	6.11	83.63	31.65	44.48	1.31
30	8.08	87.62	29.50	72.94	0.99
50	12.12	91.75	27.29	121.41	0.66
70	15.38	93.50	25.98	163.91	0.52

Tableau III. 6 : Résultats de compression de l'image Lena par la DCT.

En transformant les valeurs du tableau précédent en tracés nous obtenons les courbes de la figure III.4.

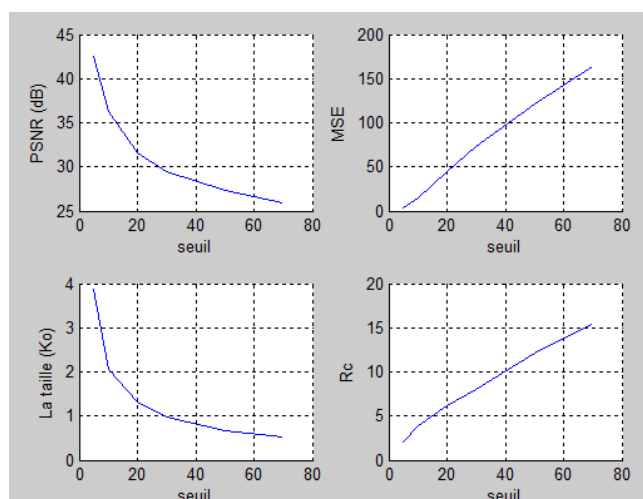


Figure III. 4 : Effet de la variation du seuil sur la compression par la DCT.

Chapitre 3 : Résultats de simulations

Discussion des résultats :

Les résultats indiquent les performances de compression d'une image utilisant la transformée en cosinus discrète (DCT) avec différents seuils de compression.

Pour une taille de l'image lena de 8 Ko, par exemple un seuil de 5, la taille compressée est réduite à 3,86 ko. Cela indique une compression significative de l'image tout en maintenant une qualité relativement élevée, avec un PSNR de 42,45 dB.

Lorsque nous augmentons le seuil à 30, la taille compressée diminue encore à 0.99 ko, mais le PSNR diminue à 29.50 dB. Cela signifie qu'il y a une perte de qualité plus importante, mais la taille du fichier est encore réduite.

En augmentant le seuil à 70, la taille compressée est considérablement réduite à seulement 0,52 ko. Cependant, cette compression agressive conduit à une dégradation significative de la qualité, avec un PSNR de 25.98 dB.

Ainsi, le choix du seuil de compression dépendra des préférences individuelles et des besoins spécifiques. Si la taille du fichier est la priorité absolue et que la qualité de l'image peut être légèrement compromise, un seuil plus grand peut être choisi. En revanche, si la qualité de l'image est primordiale et que la taille du fichier est moins importante, un seuil plus bas peut être préféré.

III.7 .Comparaison entre le DCT et DWT

Une comparaison entre la DCT et DWT à l'aide d'une évaluation subjective, pour différents seuils, a donné le résultat du tableau III.7.







Seuil	DCT	DWT
5		
30		
50		

Tableau III. 7 : Comparaison de l'image Lena compressée par DCT et DWT.

Une comparaison entre la DCT et DWT à l'aide d'une évaluation objective, pour différents seuils, a donné les courbes de la figure III.5.

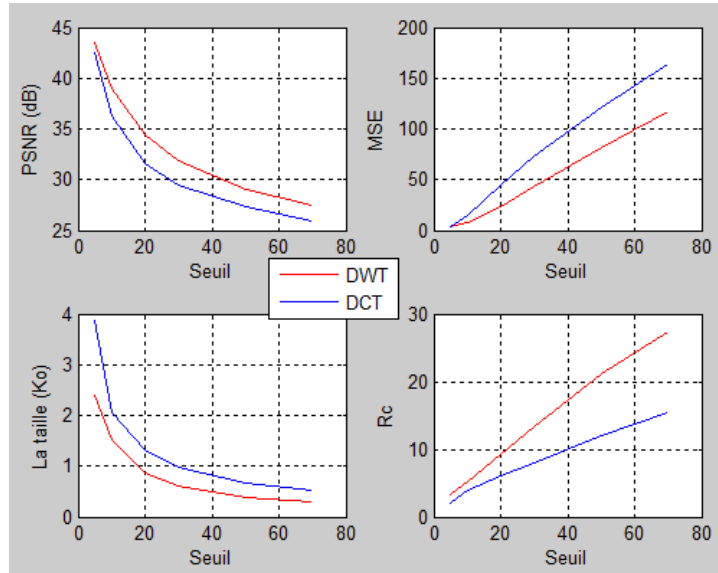


Figure III. 5 : comparaison des valeurs de PSNR, MSE et la taille de l'image Lena compressée par DCT et DWT.

Discussion des résultats

On observe à travers les résultats obtenus que les techniques de compression par DCT et DWT permettent de réduire considérablement la taille des images par rapport à leur taille originale.

D'après la comparaison visuelle des valeurs du tableau III.7, nous constatons que l'image compressée par DWT présente une meilleure qualité que celle compressée par DCT.

Ainsi, les graphes de la figure III.5 montrent que la compression par DWT généralement offre une meilleure qualité de reconstruction (PSNR plus élevé) pour les seuils donnés, avec des tailles compressées plus petites que la compression par DCT, car les images avec des structures irrégulières peuvent contenir des contours nets, des textures complexes ou des variations brusques dans les niveaux de luminance. La DWT est particulièrement adaptée pour compresser ce type d'images car elle permet de séparer les différentes échelles et positions des détails présents dans l'image.

Chapitre 3 : Résultats de simulations

La compression par DCT et DWT pour d'autres images (mentionnées au début de ce chapitre) a donné le tableau III.8.













Image originale	Image compressée par DCT	Image compressée par DWT
 Taille=612.56 KO	 Rc = 22.76 PSNR = 30.39 dB Temps de compression=4.795 (S)	 Rc = 24.39 PSNR=32.75 dB Temps de compression=7.109 (S)
 Taille=33.41 KO	 Rc = 62.8 PSNR= 35.42 dB Temps de compression=0.336 (S)	 Rc = 78.43 PSNR=38.75 dB Temps de compression=0.543 (S)
 Taille=295.70 KO	 Rc = 37.47 PSNR= 33.77 dB Temps de compression=4.494 (S)	 Rc = 40.36 PSNR=38.05 dB Temps de compression=7.225 (S)
 Taille=25.21 KO	 Rc = 7.58 PSNR=28.81 dB Temps de compression=0.37 (S)	 Rc = 8.48 PSNR=29.81 dB Temps de compression=0.45 (S)

Tableau III. 8 : Comparaison de compression de quatre images par DCT et DWT en termes de PSNR, la taille et le temps de compression.

Chapitre 3 : Résultats de simulations

Discussion des résultats :

Les résultats obtenus dans le tableau III.8 confirment les observations précédentes. Ces résultats indiquent que la DWT produit généralement des images compressées de plus petite taille avec des valeurs de PSNR légèrement supérieures à celles obtenues avec la méthode DCT.

Cependant, il faut noter que le temps de compression par la DCT est plus court que celui par la DWT en raison de la simplicité de la méthode DCT.

III.8 .Tableaux de comparaison entre la compression DCT et DWT

Le Tableau III.9 donne une comparaison globale entre la compression par DCT et DWT.

Caractéristiques	DCT	DWT
Type de transformée	Transformée basée sur les cosinus	Transformée basée sur les ondelettes
Type de transformation	Linéaire	Non Linéaire
Perte d'information	Perte de données	Perte de données
Décomposition	Basée sur la somme de cosinus	Basée sur des filtres passe-bas et passe-haut
Niveau de résolution	Un seul niveau	Plusieurs niveaux
Temps de traitement	Rapide	Plus lent que la DCT
Applications courantes	Compression d'images et de vidéo	Compression d'images, dé bruitage d'images, détection de contours

Tableau III. 9 : Comparaison globale entre la compression d'image par DCT et DWT.

III.9 .Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons étudié les techniques de compression d'images par les transformations DCT et en ondelettes. Nous avons utilisé des critères d'évaluation tels que le PSNR, le MSE et le taux de compression pour comparer les deux techniques et évaluer les performances des images après décompression.

D'après les résultats des simulations, on peut dire que généralement la compression par ondelettes donne des résultats plus performants que la DCT en termes de qualité visuelle de l'image reconstruite, de valeurs de PSNR et de taille de l'image compressée.

Cependant, la compression par DCT est meilleure que l'ondelette en termes de temps de compression, ce qui en fait un choix préféré dans les applications où la rapidité de traitement est cruciale.

Conclusion générale

Dans notre projet expérimental, nous avons comparé la compression d'image par DCT et ondelette. Nous nous sommes principalement concentrés sur l'évaluation des performances en termes de qualité visuelle de l'image après décompression dans différentes conditions.

Tout d'abord, l'objectif de la compression d'image est de réduire la taille du fichier image tout en préservant la qualité visuelle de l'image, ce qui est possible avec la compression d'image par la DCT utilisée dans le format JPEG et par la DWT utilisée dans le format JPEG 2000. Ces techniques de compression permettent d'obtenir un rapport de compression élevé, c'est-à-dire une réduction significative de la taille du fichier par rapport à l'image non compressée.

Les résultats ont montré que la compression d'image DWT est souvent considérée comme supérieure à la compression DCT en raison de plusieurs avantages. Tout d'abord, la DWT a tendance à produire une meilleure qualité d'image après compression par rapport à la DCT. Elle permet de conserver les détails fins de l'image, ce qui améliore la perception visuelle de l'image compressée. De plus, la DWT s'adapte plus facilement aux différentes structures d'image, en détectant et en représentant efficacement les contours, les bords et les textures.

Mais dans certain cas, l'utilisation de la DCT peut être privilégiée car généralement, elle est plus rapide à implémenter que la DWT, ce qui en fait un choix préféré dans les applications qui demande la rapidité de traitement, comme la transmission en temps réel ou le traitement en temps réel. Aussi dans les environnements avec des ressources de calcul limitées, tels que des appareils avec une puissance de traitement limitée, la DCT peut être plus appropriée en raison de sa simplicité.

En fin de compte, le choix entre la DCT et la DWT dépend des spécificités de l'application, des types d'images et des besoins de compression.

Références bibliographiques

- [1] PRATT, William K., «Digital image processing» PIKS Scientific inside. Hoboken, New Jersey: Wiley-interscience, 2007.
- [2] PRINCE, Simon JD., «Computer vision» models, learning, and inference. Cambridge University Press, 2012.
- [3] BENABDELLAH, Mohammed, «Outils de compression et de crypto-compression : Applications aux images fixes et vidéo », thèse de doctorat, Université Mohamed V-AGDAL, 2007.
- [4] WILHELM, Burger et MARK, J. Burge., «Digital Image Processing: An Algorithmic Introduction Using Java». 2016.
- [5] Gonzalez, Rafael C., and Richard E. Woods; «Object recognition». Digital image processing, 3rd ed. Pearson (2008).
- [6] TAIBAOU, Mohamed et DEBBAR, Djafar ; « La découverte des concepts sémantiques cachés avec plusieurs niveaux d'abstraction pour la recherche d'images » Master académique, Université kasdi merbah ouargla. 2013.
- [7] ATHMANE, ZITOUNI ; « Ondelettes et techniques de compression d'images numérique ». Thèse de doctorat. Université Mohamed Khider–Biskra. 2013.
- [8] C. Shannon; « A mathematical theory of communication ». Bell System Technical Journal, pp. 379–423, Juillet 1948.
- [9] HUFFMAN, David A; « A method for the construction of minimum-redundancy codes ». Proceedings of the IRE, 1952, vol. 40, no 9, p. 1098-1101.
- [10] YUAN, Feng., «Windows Graphics Programming Machinery Industry Press». 2002.
- [11] WALLACE, Gregory K., «The JPEG still picture compression standard». Communications of the ACM, 1991.
- [12] KHAYAM, Syed Ali; « The discrete cosine transform (DCT): theory and application ». Michigan State University, 2003, vol. 114, no 1, p. 31.
- [13] ACHARYA, Tinku et TSAI, Ping-Sing; « JPEG2000 standard for image compression: concepts, algorithms and VLSI architectures ». John Wiley & Sons, 2005.

Références bibliographiques

- [14] DONCESCU, Andrei ; « Les ondelettes : théorie et applications ». Rapport technique, Université de La Rochelle, 1998.
- [15] <https://docplayer.fr/1609422-Traitement-numerique-de-l-image-raphael-isdant-2009.html>.
- [16] <https://www.apnep.fr/Le-traitement-numerique-des-images>.
- [17] https://www.numerical-tours.com/matlab/introduction_6_elementary_fr/.
- [18] <http://mustig.free.fr/fr/doc/bibliotheques/ondelettes/doc/ondlet.htm>.
- [19] https://fr.wikipedia.org/wiki/Ondelette_de_Haar.
- [20] <https://www.owl.net.rice.edu/~elec539/Projects99/DRDP/proj1/report2.html>.
- [21] <https://www.mathworks.com/help/wavelet/gs/introduction-to-the-wavelet-families.html>.