

République Algérienne Démocratique et Populaire

Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique



UNIVERSITE DE MSILA

FACULTE DE TECHNOLOGIE

DEPARTEMENT D'ELECTRONIQUE

DOMAINE :SCIENCES ET TECHNOLOGIE

FILIERE : ELECTRONIQUE

OPTION : ELECTRONIQUE DES SYSTEMES EMBARQUES

MEMOIRE DE MASTER

Thème

Compression d'images par transformée en ondelettes

Présenté par :

- REZKALLAH Meriem
- YOUSFI Noura

Encadré par :

HAMADOUCHE Loubna

Promotion : septembre 2020

Remerciements

Tout d'abord, nous tenons à remercier le bon dieu tout puissant et miséricordieux, de la patience qu'il nous a accordé tout au long de notre travail.

Nous remercions très sincèrement Madame **Hamadouche Loubna** pour les conseils qu'elle nous a toujours prodigué, pour les connaissances dont elle nous a fait bénéficier, son suivi attentif et sa confiance qui nous est très précieuse.

Notre profonde gratitude à tous les enseignants du département d'électronique qui nous ont encouragé à donner le meilleur de nous-même, en nous assurant une formation aussi meilleure que possible.

Un remerciement spécial aux étudiants de MASTER2 d'électronique.

Dédicace

Je dédie ce travail à :

A ceux qui sont les plus chers au monde, ma mère et mon père, à qui je n'arriverai jamais à exprimer ma gratitude, pour leur amour et leur soutien tout au long de mes études.

A mes frères : Abed Rezek, Haitham, Fouad

A mes sœurs : Amira, Houda

MERIEM

Dédicace

Je dédie ce travail à :

Ma chère mère

Mon cher père

Mon frère et Mes sœurs

Mon mari Adel

NOURA

Table des matières

Remerciements.....	I
Dédicaces.....	II
Sommaire.....	IV
Liste des figures	IX
Liste des tableaux.....	XI
Liste D’acronymes.....	XII
Résumé.....	XIII
Introduction générale	01
Chapitre I : Notions Sur Les Images Numériques	
I.1 Introduction.....	03
I.2 Définition d'une l'image.....	03
I.3 Image numérique.....	04
I.4 Les attributs de l'image.....	04
I.4.1 Le pixel.....	04
I.4.2 La dimension.....	05
I.4.3 La résolution.....	05
I.4.4Le bruit.....	06
I.4.5L'histogramme.....	06
I.4.6 Les contour et les textures.....	07
I.4.7 La luminance.....	07
I.4.8 Le contraste.....	07
I.4.9Le poids d'une l'image.....	07
I.5 Les différents types d'images.....	08

Sommaire

I.5.1	Mode monochrome (binaire).....	08
I.5.2	Image en niveaux de gris.....	08
I.5.3	Image en couleurs.....	09
I.6	Nature des images.....	10
I.7	Les formats d'images	
I.7.1	L'image matricielle (bitmap).....	11
I.7.2	L'image vectorielle.....	11
I.8	Etape de l'analyse d'image.....	12
I.9	Domaine d'application de traitement d'images.....	12
I.10	Conclusion.....	13
Chapitre II: Généralités Sur Les techniques de Compression D'images		
II.1	Introduction	14
II.2	Définition la compression.....	14
II.3	Principe général de la compression d'images.....	14
II.3.1	Décorrélacion (Transformation).....	15
II.3.2	Quantification.....	15
II.3.3	Codage.....	15
II.5	Paramètres de performance des méthodes de compression d'images.....	15
II.5.1	Rapport et taux de compression.....	16
II.5.2	Débit.....	16
II.5.3	Mesure de distorsion.....	16
II.6	Méthodes de compression sans pertes.....	17
II.6.1	Codage Shannon-Fano.....	18
II.6.2	Codage de Huffman.....	19

Sommaire

II.6.3 Codage RLE (Run Length Encoding).....	20
II.6.4 Codage arithmétique.....	21
II.6.5 Codage LZW.....	21
II.7 Méthodes de compression avec pertes.....	22
II.7.1 Codage par Quantification.....	23
II.7.1.1 Quantification scalaire(QS).....	23
II.7.1.2 Quantification vectorielle(QV).....	24
II.7.2 Codage par prédiction	25
II.7.3 Codage par transformation.....	25
II.7.3.1 Transformation en cosinus discrète(DCT).....	26
II.7.3.2 Transformée en ondelettes discrètes(DWT).....	28
II.8 Méthodes de codage	28
II.8.1 L'algorithme de codage EZW.....	28
II.8.2 L'algorithme de codage SPIHT.....	29
II.9 Conclusion.....	31
Chapitre III : Compression des images par la DWT, Algorithmes, Simulation et Résultats	
III.1 Introduction.....	32
III.2 Les ondelettes.....	32
III.2.1 Définitions	32
III.2.2 Transformée en ondelette continue.....	32
III.2.3 Transformée en ondelette discrète.....	33
III.3 Choix des ondelettes.....	34
III.4 Avantages des ondelettes.....	35

Sommaire

III.5 Critères de qualité des ondelettes utilisées en traitement d'images.	35
III.6 Quelques ondelettes.....	36
III.6.1 Ondelettes orthogonales.....	36
a) Ondelette de Haar.....	36
b) Les ondelettes à support compact de Daubechies.....	37
III.6.2 Ondelettes biorthogonales.....	38
III.7 Présentation de la méthode utilisée de compression à base de la dwt	
III.7.1 Phase de compression	40
III.7.1.1 Acquisition de l'image originale.....	40
III.7.1.2 la DWT (Discrete Wavelet Transformé).....	40
III.7.1.3 Le seuillage et la quantification	41
III.7.1.4 Le codage.....	41
III.7.2 Phase de décompression	41
III.7.2.1 Le décodage Huffman.....	41
III.7.2.2 Le décodage RLE.....	41
III.7.2.3 La dé-quantification.....	41
III.7.2.4 L'IDWT.....	42
III.8 Tests et Résultats de la compression.....	42
III.8.1 Tests sur l'image Lena standard.....	42
III.8.1.1 Les résultats.....	42
III.8.2 Tests sur l'image Bird.....	48
III.8.2.1 Les résultats et leurs interprétations.....	48
III.9 Conclusion.....	52

Sommaire

Conclusion Générale.....53
Bibliographie

Liste des figures

Chapitre I : Notions des images numériques

Figure I.1 : Un point de l'image de coordonnées.....	03
Figure I.2 : Image numérique.....	04
Figure I.3 : Représentation de la lettre A sous la forme d'un groupe de pixels.....	05
Figure I.4 : (a) Image de Lena (b) histogramme de l'image de Lena.....	06
Figure I.5 : Contours et textures.....	07
Figure I.6 : Une image binaire.....	08
Figure I.7 : Valeurs de niveaux de gris et teintes de gris correspondantes.....	09
Figure I.8 : Image en niveaux de gris	09
Figure I.9 : Image en couleurs.....	10

Chapitre II : Généralités sur les techniques de compression d'image

Figure II.1 : Schéma synoptique de compression	14
Figure II.2 : Codage de Shannon-Fano	18
Figure II.3 : Codage de Huffman	20
Figure II.4 : Principe de la quantification	23
Figure II.5 : Quantification scalaire en escalier (a) non-uniforme (b) uniforme.....	24
Figure II.6 : Schéma de Compression-Décompression par transformée.....	25
Figure II.7 : Application de la DCT sur chaque bloc.....	27
Figure II.8 : Analyse multi-résolution en deux dimensions.....	28
Figure II.9 : Exemples de descendances parent-fils dans le cas SPIHT, le pixel désigné par (*) n'accepte pas de descendants.....	30

Chapitre III

Compression des images par la DWT : Algorithmes, Simulation et Résultats

Figure III.1 : Ondelette de Harr.....	37
Figure III.2 : Ondelettes de Daubechies.....	37
Figure III. 3 : Exemple des ondelettes biorthogonales.....	38
Figure III. 4 : Schéma de la compression basé sur la transformation DWT.....	39
Figure III.5 : Image Lena reconstruite et image erreur pour différents cas.....	46
Figure III.6 : Image reconstruite pour différente types d'ondelettes, valeurs de seuils, et niveaux de décompositions.....	47
Figure III.7: Image Bird reconstruite et image erreur pour différents cas.....	51

Liste des tableaux

LISTE DES TABLEAUX

Tableau III.1 : Résultats de compression de l'image Lena avec les ondelettes de Harr.....	43
Tableau III.2 : compression de l'image Lena Résultats de avec les ondelettes de Daubechies.....	44
Tableau III.3 : Résultats de compression de l'image Lena avec les ondelettes de Biorthogonale.....	44
Tableau III.4 : Résultats de compression de l'image Bird avec l'ondelette de Harr.....	49
Tableau III.5 : Résultats compression de l'image Bird avec l'ondelette de Daubechies.....	49
Tableau III.6 : Résultats de compression de l'image Bird avec l'ondelette Biorthogonale.....	50

Liste D'acronymes

TOD : Transformée en ondelettes continue

TOC : Transformée en ondelettes discrète

DCT : Discrète cosinus transform

EZW : Embedded zero tree wavelets

SPHIT : Set partitioning In Hierarchical trees

LZW : Lempel Zip Welch

RLE : Run-length encoding

TC : Taux de compression

RC : Rapport de compression

PSNR : Peak signal-to-noise ratio

MSE : Mean square error

SNR : Signal-to-noise ratio

Résumé

Le développement remarquable dans le domaine des technologies de l'information et la diversité des applications multimédias dans les dernières années, implique le développement des techniques de compression d'image efficaces, dont l'objectif est d'améliorer la capacité de transmission et le stockage des données.

Dans ce travail, nous nous sommes intéressées à la compression d'images par différents types d'ondelettes discrètes, associés aux algorithmes : RLE (Run Length Encoding) et Huffman. Ce type de compression nous a permis de déterminer la qualité des images reconstruite par le PSNR et le taux de compression (TC) correspondants selon le type de l'ondelette. Une étude comparative a été menée dans le but de déterminer les méthodes conduisant aux meilleurs résultats possibles.

Mots clés : compression, transformée DWT, codage RLE, codage Huffman, PSNR, TC,

Abstract

In this work, we are interested in the image compression by different types of discrete wavelet transform, related to different algorithms of Huffman, RLE. This type of compression allowed us to determine the quality of the reconstructed images (PSNR) and the corresponding compression ratio (TC) depending on the type of wavelet and the Huffman and RLE algorithms. A comparative study was conducted to determine which methods lead to the best possible results.

Key Word: Compression, DWT, RLE encoding, Huffman encoding, PSNR, TC.

ملخص

في هذا العمل ، نحن مهتمون بضغط الصور بواسطة أنواع مختلفة من التحويل الموجي المنفصل ، المرتبط بخوارزميات Huffman المختلفة ، RLE

سمح لنا هذا النوع من الضغط بتحديد جودة الصور المعاد بناؤها (PSNR) ونسبة الضغط المقابلة (TC) اعتمادًا على نوع الموجة وخوارزميات Huffman و RLE المستخدمة.

أجرينا دراسة مقارنة من أجل تحديد الأساليب التي تؤدي إلى أفضل النتائج الممكنة

الكلمات الرئيسية: ضغط ، تحويل DWT ، تشفير RLE ، تشفير هوفمان ، PSNR ، TC

Introduction générale

La société actuelle produit un nombre croissant de données qui doivent être traitées, transmises ou/et stockées, celles-ci sont principalement des sons, des images ou des textes, et proviennent des différents secteurs tels que la physique, la médecine, la biologie, la culture, le tourisme ou la finance... etc. La représentation de ces informations sous forme numérique fiabilise leur transmission à travers des réseaux informatiques et facilite leur manipulation. La numérisation présente cependant un inconvénient: elle requiert de grandes capacités de stockage ainsi que des largeurs de bandes passantes des lignes de transmission suffisamment importante. Ceci n'est pas toujours possible et il faut dans ce cas faire appel à des algorithmes de compression des données.

Comprimer des données revient tout simplement à en éliminer toute information superflue. On parle alors de réduction de la redondance. La redondance peut être occasionnée par une représentation non efficace des données. Son élimination, dans ce cas, n'empêche pas ses restitutions, et elle se fait à l'aide de méthodes de compression dites réversibles. Par exemple, les images comportent des informations non pertinentes dont l'élimination ne nuit pas au résultat aperçu.

Les techniques de compression d'images peuvent être classées en deux grands groupes en fonction de la qualité de l'image reconstituée. Nous avons d'abord le groupe de techniques de compression sans pertes d'informations dites aussi "réversibles" ou à reconstruction exacte. Ces techniques sont idéales et conduisent à de faibles taux de compression. L'autre groupe est celui avec perte d'information. Il englobe des techniques dites irréversibles, et permettent d'obtenir des images reconstruites de moyenne qualité mais à des taux de compression élevés.

La compression des images peut être obtenue par une transformation de celles-ci en les projetant sur une base de fonction orthogonales, puis en codant le résultat de la transformation. Les transformées en ondelettes ont gagné un intérêt considérable pour le traitement de signaux. Elles permettent une représentation du signal par un nombre limité de coefficients, tout en localisant la discontinuité avec précision.

Introduction générale

L'objectif de ce mémoire consiste à effectuer une compression des images en niveaux de gris, en utilisant la transformée DWT et les codeurs RLE et Huffman.

Notre mémoire est organisée selon les chapitres suivants :

Dans le premier chapitre : nous allons étudier les différentes caractéristiques de l'image, les différents formats, quelques notions de base sur les images et enfin les traitements qu'on peut appliquer sur celles-ci.

Dans le deuxième chapitre : nous donnerons quelques notions essentielles sur la compression des images numériques, les différentes méthodes de compression avec et sans pertes et les paramètres permettant d'évaluer leurs performances

Dans le troisième chapitre : nous présenterons quelques types d'ondelettes, aussi l'algorithme utilisé dans la compression qui basée sur la transformation DWT, ainsi que les différents résultats de simulation obtenus et leur analyse. Nous terminerons par une conclusion générale.

Chapitre I

Notions sur les images numériques

I.1 Introduction

L'image a toujours constitué l'un des moyens le plus privilégié qu'utilise l'homme pour communiquer avec autrui. En effet c'est un moyen de communication universel dont la richesse du contenu permet aux êtres humains de tout âge et de toute culture de se comprendre. Chacun peut analyser l'image à sa manière, pour en dégager une impression et d'en extraire des informations précises [1]. Dans ce chapitre nous présenterons les notions d'images numériques d'une manière générale.

I.2 Définition d'une image

L'image est définie par :

1. Le nombre de pixels qui la composent en largeur et en hauteur.
2. L'étendue des teintes de gris ou des couleurs que peut prendre chaque pixel [2].

Elle peut être décrite sous la forme d'une fonction $I(x,y)$ de brillance analogique continue, définie dans un domaine borné, tel que x et y sont les coordonnées spatiales d'un point de l'image et I est une fonction d'intensité lumineuse et de couleur. Sous cet aspect, l'image est inexploitable par la machine qui nécessite sa numérisation [3].

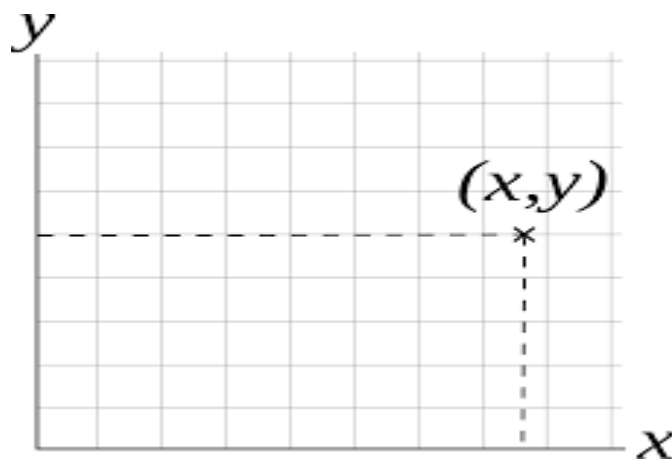


Figure I.1 Un point de l'image de coordonnées (x, y)

I.3 Image numérique

Le terme d'image numérique désigne, dans son sens le plus général, toute image qui a été acquise, traitée et sauvegardée sous une forme codée représentable par des nombres (valeurs numérique) sous forme binaire (0 et de 1).

La numérisation est le processus qui permet de passer de l'état d'image physique (image optique par exemple) qui est caractérisée par l'aspect continu du signal qu'elle représente (une infinité de valeurs dans l'intensité lumineuse par exemple) à l'état d'image numérique, qui est caractérisée par l'aspect discret (l'intensité lumineuse ne peut prendre que des valeurs quantifiées en un nombre fini de points distincts). C'est cette forme numérique qui permet une exploitation ultérieure par des outils logiciels sur ordinateur [4].

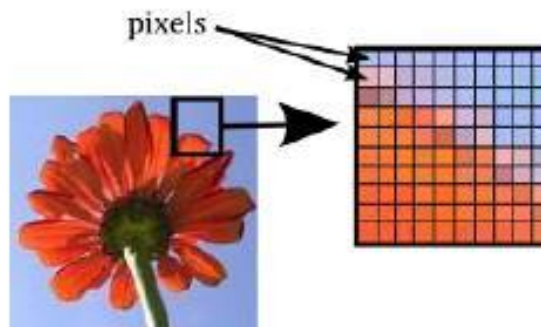


Figure I.2 Image numérique

I.4 Les attributs de l'image

L'image est un ensemble structuré d'informations caractérisé par le paramètre suivant :

I.4.1 Le pixel

Abréviation de (Picture Élément), mot anglo-américain de "Picture" (image) et de "élément" élément d'image. Le pixel est le plus petit point de l'image, c'est une entité calculable qui peut recevoir une structure et une quantification [1].

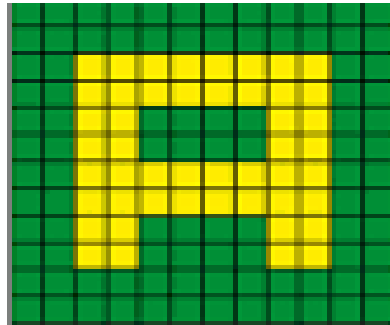


Figure I.3 Représentation de lettre A sous la forme d'un groupe de pixels

❖ Quelques caractéristiques des images numériques

- La taille (liée à la résolution ou la densité de l'image).
- La couleur et la luminosité (rendue différemment selon les formats).

❖ La taille des pixels

- Une image numérique est formée d'une grille rectangulaire composée de pixels individuels.
- Plus il y a de pixels, meilleure est la qualité.
- On ne mesure pas la taille des pixels, on indique le nombre par pouce ou par centimètre [5] :

- Écran normal : 96 dpi.

- Impression : 300 dpi.

I.4.2 La 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 [6].

I.4.3 La Résolution

C'est la clarté ou la finesse de détails atteinte par un moniteur dans la production d'images. Sur les moniteurs d'ordinateurs, la résolution est exprimée en nombre de pixels par unité de mesure (pouce ou centimètre); plus grand est ce nombre, meilleure

est la résolution. On utilise aussi le mot résolution pour désigner le nombre total de pixels affichables horizontalement ou verticalement [7].

I.4.4 Le Bruit

C'est un signal qui lors de l'acquisition ou la transmission vient s'ajouter à l'image. Il se matérialise par la présence dans une région homogène des valeurs plus ou moins éloignées de l'intensité de la région. Le bruit est le résultat de certains défauts électroniques du capteur et de la qualité de numérisation [7].

I.4.5 L'histogramme

L'histogramme des niveaux de gris ou des couleurs d'une image est une fonction qui donne la fréquence d'application de chaque niveau de gris (couleur) dans l'image. Pour diminuer l'erreur de quantification, pour comparer deux images obtenues sous des éclairages différents, ou encore pour mesurer les propriétés sur une image, on modifie souvent l'histogramme correspondant [1].

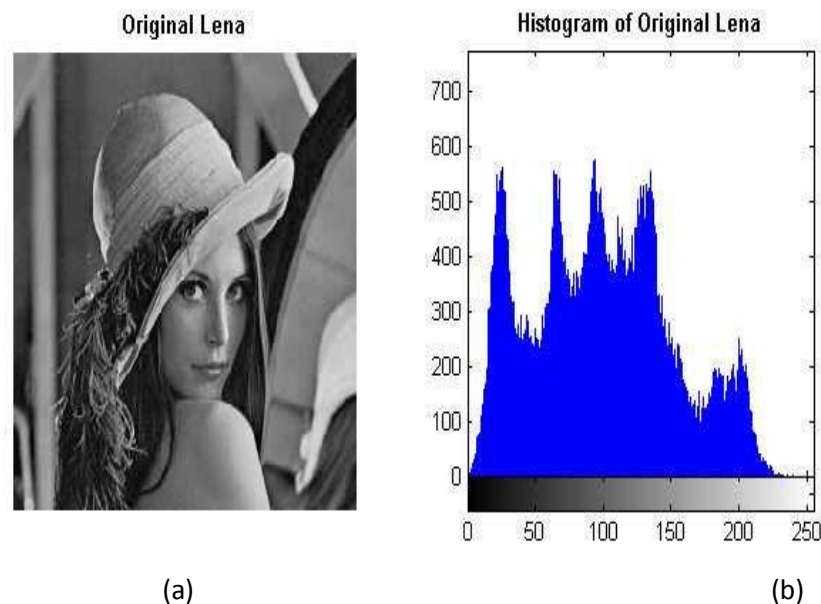


Figure I.4 (a) Image de Lena (b) histogramme de l'image de Lena

I.4.6 Les Contours et Textures

Les contours représentent la frontière entre les objets de l'image, ou la limite entre deux pixels dont les niveaux de gris représentent une différence significative. Les textures décrivent la structure de ceux-ci. L'extraction de contour consiste à identifier dans l'image les points qui séparent deux textures différentes [6].



Figure I.5 Contours et textures

I.4.7 La Luminance

C'est le degré de luminosité des points de l'image. Elle est définie aussi comme le quotient de l'intensité lumineuse 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. Une bonne luminance se caractérise par [7]:

1. Des images lumineuses (brillantes).
2. Un bon contraste: il faut éviter que les images ou la gamme de contraste tende vers le blanc ou le noir ; ces images entraînent des pertes de détails dans les zones sombres ou lumineuses.
3. L'absence de parasites.

I.4.8 Le contraste

C'est l'opposition marquée entre deux régions d'une image, plus précisément entre les régions sombres et les régions claires de cette image [7].

$$\text{On a : } C = \frac{L_1 - L_2}{L_1 + L_2}$$

L1 et L2 sont les degrés de luminosité respectivement de deux zones voisines A1 et A2 d'une image.

I.4.9 Le poids de l'image

Le poids d'une image se détermine en fonction de trois paramètres : la dimension, la résolution et le nombre de couleurs. Il se mesure en octets (et ses multiples : ko, Mo, Go).

I.5 Les différents types d'images

Il existe différentes catégories d'images :

I.5.1 L'image monochrome (binaire)

Le mode monochrome est le plus simple ; chaque pixel Y est soit allumé [Blanc], soit éteint [Noir]. L'image obtenue n'est pas très nuancée, alors, pour convertir une image couleur en mode monochrome, il faut d'abord passer par le mode niveaux de gris [8].



Figure I.6 Une image binaire

I.5.2 Image en niveaux de gris

Dans une image en niveaux de gris, la couleur d'un pixel peut prendre des valeurs allant du noir au blanc, en passant par un nombre fini de niveaux intermédiaires. En générale, Les images en niveaux de gris renferment 256 teintes de gris (image à 256 couleurs). Par convention la valeur zéro représente le noir (intensité lumineuse nulle) et la valeur 255 le blanc (intensité lumineuse maximale). Chaque pixel n'est donc plus représenté par un bit, mais par un octet. Le nombre de niveaux de gris dépend du

nombre de bits utilisés pour décrire l'intensité de chaque pixel de l'image. Plus ce nombre est important, plus les niveaux possibles sont nombreux [1].

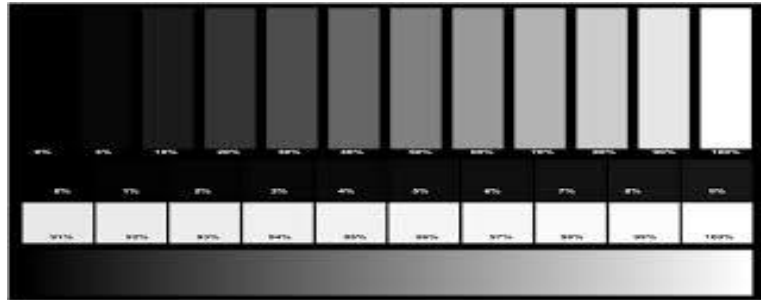


Figure I.7 Valeurs des niveaux de gris et teintes de gris correspondantes



Figure I.8 Image en niveaux de gris

I.5.3 L'image en couleurs

Une image en couleurs est censée représenter le mieux possible la réalité. La représentation des couleurs s'effectue de même manière que les images en niveaux de gris avec cependant quelque particularité. En effet, il faut tout d'abord choisir un modèle de représentation. On peut représenter les couleurs à l'aide de leurs composants primaires, le rouge, le vert et le bleu (le modèle R.V.B) [1] [9].



Figure I.9 Image en couleurs

Il y a des différentes représentations des images couleurs :

- La représentation en couleurs réelle sur 24 bits.
- La représentation en couleurs indexée ; on utilise une table appelée palette pour éviter la redondance de couleurs.
- Une image RVB est composée de trois couches: Rouge, Vert et Bleu. Chaque pixel est défini par une valeur possible de ces couleurs de [0 à 255]. Une fois combinées, ces couches permettent de générer toutes nuances de couleurs [10].

I.6 Nature des images

Les images à compresser peuvent être de différentes natures [11] :

✓ Image photographiques

Ce sont généralement des images de scènes naturelles dans lesquelles l'intensité lumineuse varie de manière relativement continue.

✓ les images (modales)

Dans lesquelles l'intensité lumineuse est très changeante localement (dessin manuels par exemple). Leur histogramme est multimodal.

La numérisation des images peut aussi se faire de différentes manières, retrouvant :

- **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.7 Les formats d'images

On distingue plusieurs types de formats d'images à savoir les images :

- **BMP (Windows Bitmap)** : ce format est l'un des premiers qui a été utilisé en informatique. Il est simple car chaque pixel est représenté par un caractère. Il ne compresse pas les images ce qui le rend très volumineux. Il n'est quasiment plus utilisé de nos jours.
- **TIFF (Tag Image File Format)** : ce format est orienté vers les professionnels. Il permet d'obtenir une image de très bonne qualité, mais sa taille reste volumineuse.
- **GIF (Graphique Inter change Format)** : ce format est un des standards d'internet. Les fichiers sont de petites tailles, car les images ne contiennent que 256 couleurs, ce format permet d'avoir des parties d'image transparentes.
- **JPEG (Joint Photographique Experts Group)** : ce format offre plusieurs taux de compression, qui affectent la qualité de l'image. Il est devenu le standard des formats d'images sur internet car on obtient des images plus petites grâce à la compression. Ceci permet de les charger rapidement, même avec une connexion bas débit [12].
- **PNG (Portable Network Graphique)** : le PNG fournit une norme portable, légalement inutilisée, bien compressée et bien définie pour les fichiers d'images bitmatiques sans perte. Bien que la motivation initiale pour le développement de PNG soit de remplacer GIF, la conception offre de nouvelles fonctionnalités utiles non disponibles dans GIF, avec un coût minimal pour les développeurs [13].
- **FAX** : ce format utilisé pour la transmission de documents (télécopie), codage binaire, application d'un codage RLC puis d'un codage de Huffman.

- **TGA** : le format TGA a été créé à l'origine par la firme True Vision, fabricant des cartes graphiques Targa et Vista. Ce format est parmi les formats les plus puissants, avec le format TIFF. Toutefois, il est moins connu que les autres formats comme le format BMP, le format EPS. Il peut coder la couleur sur 8, 16, 24 ou 32 bits par pixel. Ce format est aussi capable de gérer le noir et blanc et le RGB. Il permet en plus de conserver les couches de transparence et de masquage [14].

I.8 Etape de l'analyse d'une image

Les étapes de traitement d'images sont:

- L'acquisition, l'échantillonnage, la quantification.
- L'analyse globale de l'image et transformations ponctuelles : Histogramme ; statistiques (moyenne, écart-type ...), transcodage (palette de couleur [LTU]) et classification.
- L'amélioration, le filtrage et la segmentation : Opération de convolution (lissage, rehaussement, détection de contours), squelettisation, vectorisation.
- Interprétation et sémantique : Cartographie thématique (classification automatique et supervisée), cartographie vecteur, représentation des graphes et de la topologie [15].

I.9 Domaines d'applications de traitement d'images

Le traitement d'images possède l'aspect multidisciplinaire. On trouve ses applications dans des domaines très variés tels que les télécommunications (TV, vidéo, publicité,...), la médecine (radiographie, ultrasons,...), la biologie, l'astronomie, la géologie, l'industrie (robotique, sécurité), la métrologie, l'architecture, l'imprimerie, l'armement (application militaire).

De nouvelles applications pratiques possibles aujourd'hui et qui touchent tous les domaines d'activités, tels que : les métiers du spectrale, de la radio, les créations artistiques [16].

I.10 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les notions d'images d'une manière générale. Nous avons essayé de donner un aperçu sur les différents formats, caractéristiques et les différents types d'images. Cependant, nous allons dans le chapitre suivant présenter les différentes techniques de compression.

Chapitre II
Généralités sur les techniques de
compression d'images

Chapitre II Généralités sur les techniques de compression d'images

II.1 Introduction

De nos jours, les images constituent un support d'information très puissant. Cependant, leur utilisation intensive amène d'importants problèmes d'archivage et de transmission, vu la qualité d'information qu'elles contiennent. La compression de ces grands volumes d'informations s'impose alors comme une étape incontournable pour optimiser la taille mémoire nécessaire à leur archivage et diminuer le temps nécessaire à leur transmission à distance via les réseaux informatiques [17].

Dans ce chapitre, nous donnons quelques notions essentielles sur la compression des images, les paramètres permettant d'évaluer leurs performances ainsi que les différentes méthodes de compression.

II.2 Définition de la compression

La compression d'image est une application de la compression des données sur des images numériques. Elle a pour utilité de réduire la redondance des données dans une image afin de pouvoir l'emmagasiner sans occuper beaucoup d'espace ou la transmettre rapidement. La compression d'images peut être effectuée avec perte de données ou sans perte [18].

Un compresseur utilise un algorithme qui sert à optimiser les données en utilisant des considérations propres au type de données à compresser. Un décompresseur est donc nécessaire pour reconstruire les données originales grâce à l'algorithme inverse de celui utilisé pour la compression [19].

II.3 Principe général de la compression d'image

Le schéma général souvent utilisé pour décrire le fonctionnement des algorithmes de compression est celui présenté dans la figure II.1.

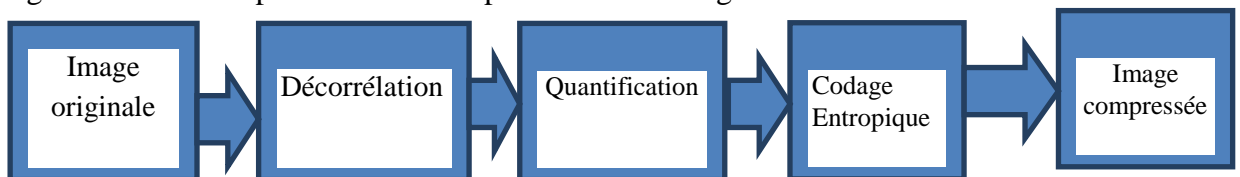


Figure II.1 Schéma synoptique de compression

Chapitre II Généralités sur les techniques de compression d'images

II.3.1 Décorrélation (Transformation)

La dépendance existante entre chacun des pixels et ses voisins (la luminosité qui varie très peu d'un pixel à un pixel voisin) traduisent une corrélation très forte dans l'image. Pour réduire le volume d'informations dans une image, l'opération de décorrélation des pixels s'avère nécessaire. Elle consiste à transformer les pixels initiaux en un ensemble de coefficients moins corrélés. C'est une opération réversible [20].

II.3.2 Quantification

La quantification réduit le nombre de bits nécessaires pour le stockage des coefficients après la transformation par une dégradation de la précision de ces derniers. La quantification peut être appliquée sur des coefficients individuels (quantification scalaire QS) ou sur un ensemble de coefficients (quantification vectorielle Q [18]).

II.3.3 Codage Entropique

Le codage entropique effectue un codage sans sur les valeurs quantifiées. Cette dernière étape est nécessaire dans les méthodes sans perte, mais elle est souvent présente aussi dans les algorithmes irréversibles, puisque les valeurs transformées et quantifiées contiennent davantage de redondances. Cependant, l'absence du codeur entropique peut être justifiée et nécessaire, à cause notamment des contraintes de transmission [21].

II.4 Paramètres de performance des méthodes de compression d'images

Les principaux paramètres qui permettent d'évaluer une méthode de compression d'images sont : le rapport de taux de compression, le débit, la mesure de distorsion et l'entropie.

Chapitre II Généralités sur les techniques de compression d'images

II.4.1 Rapport et Taux de compression

Le rapport de compression est l'une des caractéristique les plus importantes de toutes les méthodes de compression, il représente le rapport entre le nombre de bits de la forme canonique au nombre de bits après le codage [22].

$$CR = \frac{\text{nombre de bits de l'image avant compression}}{\text{nombre de bits de l'image après compression}} = \frac{R_0}{R_c} \quad (II.1)$$

Le taux de compression est un pourcentage de l'espace obtenu après la compression par rapport à l'espace total requis par les données avant la compression.

$$TC = \left(1 - \frac{1}{CR}\right) * 100 \quad (II.2)$$

II.4.2 Débit

Le débit constitue une mesure alternative souvent utilisée qui donne le nombre moyen débits nécessaire pour décrire un pixel de l'image comprimée [23].

$$\text{Débit} = \frac{\text{nombre de bits par pixel dans l'image originale}}{\text{taux}} \text{ bits par pixel (bpp)} \quad (II.3)$$

II.4.3 Mesure de distorsion

Les mesures pour juger la qualité d'une image sont standardisées. La métrique classique pour comparer deux images en transmission utilise le rapport signal sur bruit crête (PSNR) pour déterminer le niveau de distorsion d'une image compressée par rapport à sa source [21]. Cette métrique est utilisée surtout pour évaluer les formats de compression d'images fixes. Le PSNR est considéré comme une mesure indicative qui dépend grandement du format de compression choisi, ou des particularités de l'encodeur. Le rapport signal sur bruit crête PSNR est donné par la formule suivante [24].

$$PSNR = 10 \log_{10} \cdot \frac{x^2 \max}{EQM} \quad (II.4)$$

Chapitre II Généralités sur les techniques de compression d'images

x_{\max} est l'intensité maximale d'un pixel. Pour une image représentée en 256 niveaux de gris $x_{\max} = 255$. EQM est la distance quadratique entre les deux images.

$$EQM = \frac{1}{p * Q} \cdot \sum_{i=0}^{p-1} \sum_{j=0}^{Q-1} [I(i, j) - \hat{I}(i, j)]^2 \quad (\text{II.5})$$

$I(i, j)$ est le niveau de gris du pixel (i, j) de l'image originale,

$\hat{I}(i, j)$ est le niveau de gris du pixel (i, j) de l'image codée,

$P * Q$ est le nombre total de pixels constituant l'image.

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

$$SNR = 10 \cdot \log \frac{\sum_m \sum_n [X(m, n)^2]}{EQM} \text{ dB} \quad (\text{II.6})$$

Les mesures de distorsion sont très utiles pour déterminer la performance d'une méthode par rapport à d'autres méthodes.

II.6 Méthode de compression sans pertes

Avec la compression sans perte, les données sont compressées sans perte de données. Les techniques de compression sans perte, comme leur nom l'indique, ne comportent aucune perte d'information. Si les données ont été compressées sans perte, les données d'origine peuvent être récupérées exactement à partir des données compressées. Cette méthode est très efficace avec les images 1 à 8 bits/pixel du type cartes, dessins et plans. Par contre elle a une efficacité réduite pour les photographies 24 bits/pixel ou plus. Elle est utilisée pour le format GIF, TIFF, PNG [25].

Chapitre II Généralités sur les techniques de compression d'images

II.6.1 Codage Shannon-Fano

Shannon du laboratoire Bellis et R.M.Fano du MIT ont développé à peu près en même temps une méthode de codage basée sur la simple connaissance de la probabilité d'occurrence de chaque symbole dans le message [11]. Ils utilisent des codes de longueurs variables, comportant d'autant plus de bits que la probabilité du symbole est faible [26].

Le principe est le suivant :

- Les symboles sont triés et classés en fonction de leur fréquence, commençant par le plus fréquent.
- La liste des symboles est ensuite divisée en deux parties de manière à ce que le total des fréquences de chaque partie soit aussi proche que possible.
- Le chiffre binaire 0 est affecté à la première partie de la liste, le chiffre 1 à la deuxième partie.
- Rediviser chaque sous ensemble en deux nouveaux sous-ensembles de fréquences équivalentes afin de réitérer l'algorithme jusqu'à ce qu'il n'y ait plus qu'un élément dans chaque sous ensemble.

Exemple :

La Chaîne que nous allons traiter est : ACBBCDECECBCEEECCCCABCECBDBDBD

C'est à dire $f(A)=2$, $f(B)=7$, $f(C)=11$, $f(D)=4$, $f(E)=5$.

Octet	Fréquence processus	Code
C	11 ————— 11 0	0
B	7 5 4 2	10
E	5	110
D	4	1110
A	2	1111

Figure II.2 Codage de Shannon-Fano

Chapitre II Généralités sur les techniques de compression d'images

II.6.2 Codage de Huffman

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

Le codeur de Huffman crée un arbre ordonné à partir de tous les symboles et de leur fréquence d'apparition. Les branches sont construites récursivement en partant des symboles les moins fréquents. La construction de l'arbre se fait en ordonnant dans un premier temps les symboles par fréquence d'apparition. Successivement les deux noeuds dont le poids vaut la somme des fréquences des deux symboles. Le symbole de plus faible poids est affecté à la branche 1, l'autre à la branche 0 et ainsi de suite en considérant chaque nœud formé comme un nouveau symbole, jusqu'à obtenir un seul nœud parent appelé racine. Le code de chaque symbole correspond à la suite des codes le long du chemin allant de ce caractère à la racine. Ainsi, plus le symbole est "profond" dans l'arbre, plus le mot de code sera long [27].

But : réduire le nombre de bits utilisés pour le codage des caractères fréquents dans un texte et d'augmenter ce nombre pour des caractères plus rares [28].

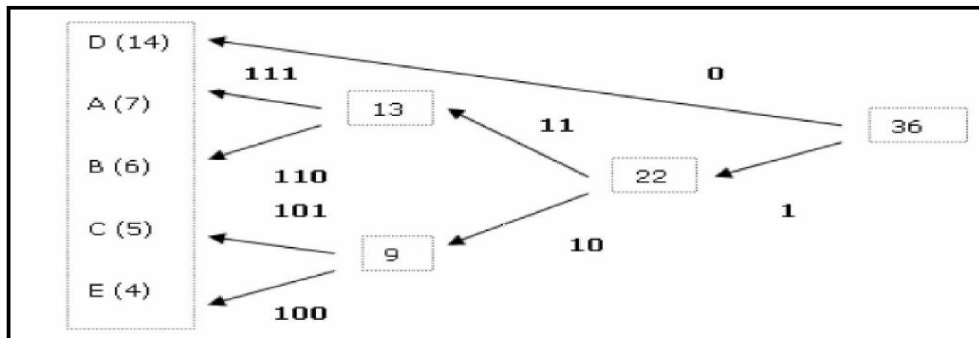
Exemple:

Soit le tableau suivant :

Chapitre II Généralités sur les techniques de compression d'images

Symboles	D	A	B	C	E
Fréquences	14	7	6	5	4

(a)



(b)

Figure II.3 (a) et (b) Le codage de Huffman

Les codes obtenus par la méthode de Huffman sont: D(14)=0. A (7) =111. B (6) =110. C (5) =101. E (4) =100.

II.6.3 Codage RLE (Run Length Encoding)

La méthode de compression RLE (RunLengthEncoding), parfois notée RLC pour (RunLengthCoding) est utilisée par de nombreux formats d'images (BMP, PCX, TIFF). Elle est basée sur la répétition d'éléments consécutifs.

En réalité la compression RLE est régie par des règles particulières permettant de compresser lorsque cela est nécessaire et de laisser la chaîne telle quelle est, lorsque la compression induit un gaspillage. Ces règles sont les suivantes :

- Lorsque trois éléments ou plus se répètent consécutivement alors la méthode de compression RLE est utilisée.

Enfin, des caractères de contrôles spécifiques ont été définis afin de coder :

- Une fin de ligne (00 01).
- La fin de l'image (00 00).

Chapitre II Généralités sur les techniques de compression d'images

- Un déplacement du pointeur dans l'image de XX colonnes et d'YY lignes dans le sens de lecture (00 02 XX YY).

Ainsi la compression RLE n'a de sens que pour les données possédant de nombreux éléments consécutifs redondants, notamment les images possédant de larges parties uniformes. Cette méthode a toutefois l'avantage d'être peu difficile à mettre en œuvre. Il existe des variantes dans lesquelles l'image est encodée par pavés de points, selon des lignes, ou bien même en zigzag [27].

I.6.4 Codage Arithmétique

Le codage arithmétique est un codage récent utilisant un modèle statistique, tout comme le codeur de Huffman. Contrairement à ce dernier, il produit un code pour une séquence de symboles toute entière, et non pas un code par symbole. Chaque nouveau symbole lu modifie de façon incrémentale le code de sortie. Ce code de sortie est un nombre à virgule flottante compris entre 0 et 1, dont le nombre de chiffres après la virgule correspond au nombre de symboles. Contrairement à Huffman, il n'est pas obligatoire que chaque code ait un nombre entier de bits. Par exemple un symbole de probabilité 0.9 a pour entropie 0.15, mais Huffman affectera probablement un code de un bit (ou plus), et la séquence codée aura un nombre de bits plus long qu'en théorie. Le principal inconvénient de l'algorithme réside dans sa complexité d'implémentation [29].

II.6.5 Codage LZW

Abraham Lempel et Jakob Ziv sont les créateurs du compresseur LZ77, inventé en 1977 (d'où son nom). Ce compresseur était alors utilisé pour l'archivage (les formats Zip, ARJ et LHA l'utilisent). En 1978 ils créent le compresseur LZ78 spécialisé dans la compression d'images (ou tout type de fichier de type binaire).

En 1984, Terry Walch de la société Unisys le modifia pour l'utiliser dans des contrôleurs de disques durs, son initial vint donc s'ajouter à l'abréviation LZ pour donner LZW. LZW est un algorithme très rapide aussi bien en compression qu'en décompression, basé sur la multiplicité des occurrences de séquences de caractères dans la chaîne à encoder. Son principe consiste à substituer des motifs par un code

Chapitre II Généralités sur les techniques de compression d'images

d'affectation (indice) en construisant au fur et à mesure un dictionnaire. De plus, il travaille sur des bits et non sur des octets, il ne dépend donc pas de la manière de laquelle le processeur code les informations. C'est un des algorithmes les plus populaires, il est notamment utilisé dans les formats TIFF et GIF. La méthode de compression LZWayant été brevetée par la société Unisys, c'est l'algorithme LZ77, libre de droit, qui est utilisé dans les images PNG [27] .

Construction du dictionnaire

Le dictionnaire est initialisé avec les 256 valeurs de la table ASCII. Le fichier à compresser est découpé en chaînes d'octets (ainsi pour des images monochromes codées sur 1 bit), cette compression est peu efficace: chacune de ces chaînes est comparée au dictionnaire et est ajoutée si jamais elle n'y est pas présente.

La compression

L'algorithme parcourt le flot d'informations en le codant; si jamais une chaîne est plus petite que le plus grand mot du dictionnaire alors elle est transmise.

La décompression

Lors de la décompression, l'algorithme reconstruit le dictionnaire dans le sens inverse, ce dernier n'a donc pas besoin d'être stocké.

II.7 Méthode de compression avec pertes

Le taux de compression d'un facteur 4, n'est pas toujours suffisant pour la transmission et le stockage des images numériques de grandes tailles .Pour l'améliorer, il va falloir perdre de l'information et par conséquent dégrader l'image. Ceci permet d'atteindre des taux arbitrairement grand au prix d'une dégradation toujours plus importante. L'objectif des algorithmes de compression avec pertes est de minimiser cette dégradation pour un taux de compression donné. Il existe plusieurs méthodes pour la compression données [30]:

Chapitre II Généralités sur les techniques de compression d'images

- par quantification
- par prédiction
- par transformation

II.7.1 Codage par quantification

La quantification réduit le nombre de bits nécessaires pour le stockage des coefficients après la transformation, par une dégradation de la précision de ces derniers. La quantification peut être appliquée sur des coefficients individuels (quantification scalaire QS) ou sur un ensemble de coefficients (quantification vectorielle QV) [16] [31].

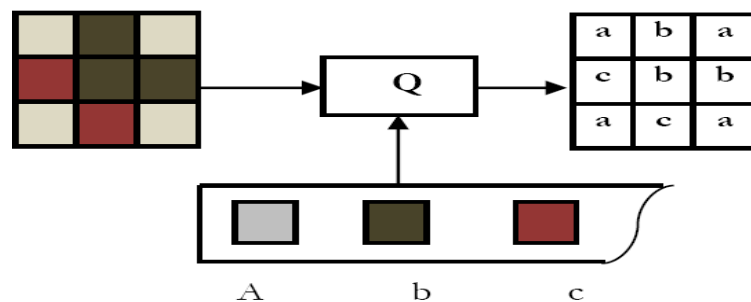


Figure II.4 Principe de la quantification

II.7.1.1 Quantification scalaire(QS)

Un quantificateur scalaire est un opérateur qui associe à un variable continue une variable discrète, pouvant prendre un nombre plus faible et fini de valeur.

Il est à noter que les méthodes de codage utilisant un quantificateur ne sont jamais réversibles parce que l'étape de quantification introduit inévitablement une distorsion.

Chapitre II Généralités sur les techniques de compression d'images

Pour un nombre de niveaux de quantification fixé L , on peut choisir les régions de décision $\{tk, K = 1 \dots L + 1\}$, ainsi que les seuils de décision $\{n \dots n\}$ de façon à minimiser la distorsion entre l'entrée et la sortie. [25]

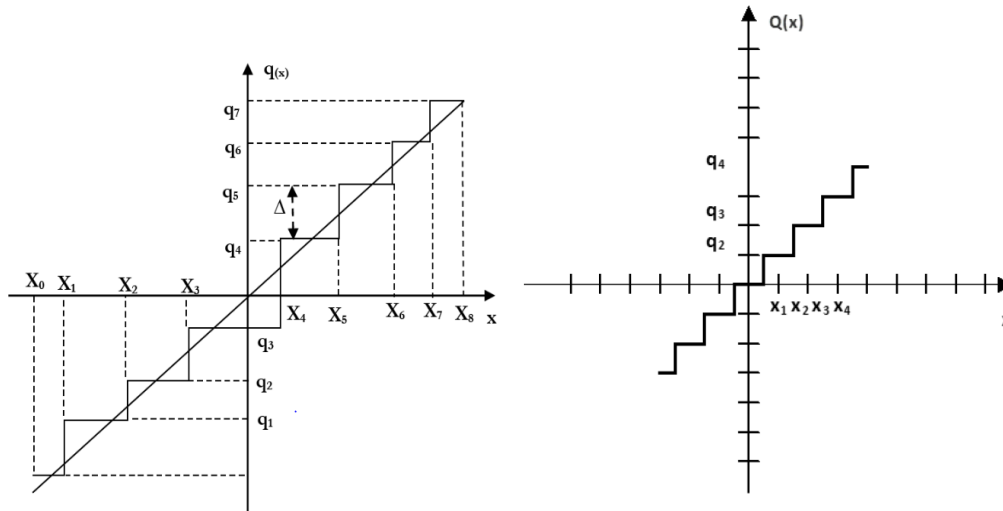


Figure II.5 Quantification scalaire en escalier (a) non-uniforme (b) uniforme

II.7.1.2 Quantification vectorielle (QV)

La quantification vectorielle comporte les mêmes opérations que la QS sauf que la partition s'effectue dans R_k .

R : Ensemble des nombres réels.

K : Dimension des vecteurs utilisés.

Elle concerne la représentation d'un vecteur X , dans les K composant sont à valeurs réelles continues $X \in R^2$ par un vecteur appartenant à un ensemble fini $Y = \{Y_i \in R, i = 1, 2, \dots, N\}$ appelé dictionnaire N est la taille du dictionnaire.

La QV se décompose en deux parties, une partie de codage et une partie de décodage. Le rôle du codeur consiste, pour tout vecteur x du signal d'entrée (bloc

Chapitre II Généralités sur les techniques de compression d'images

d'image), à recherche dans le dictionnaire Y le code vecteur y le plus proche .C'est uniquement l'adresse du code vecteur y ainsi sélectionnée qui sera transmise.

Le décodeur dispose d'une réplique du dictionnaire et consulte celui-ci pour fournir le code-vecteur d'indice correspondant à l'adresse reçue [32].

II.7.2 Codage par prédiction

Toute image est subdivisée en macroblocs. Le codeur calcule une prédiction du macrobloc courant d'après les données déjà codées provenant soit de la même image (prédiction Intra) ou bien à partir d'autres images (prédiction Inter). Le codeur soustrait ensuite la prédiction du macrobloc courant pour former un résidu. L'idée de prédiction consiste à approximer un pixel ou un bloc de l'image à partir des données issues d'une partie de l'image courante déjà encodée est issue de la redondance spatiale de l'image ou bien d'une image précédemment décodée de la séquence travaillant sur la redondance temporelle des données provenant d'autres images [33].

II.7.3 Codage par transformation

Un schéma typique de système de compression par transformée est présenté sur la figure (II.6) .La quantification est une étape classique dans ce type de système. Cependant, dans le cas de codage par plan de bits cette étape n'apparaît plus aussi clairement. Elle s'apparente plus à un tri des coefficients pour faciliter le travail du codeur entropique ou pour tirer parti des dépendances entre les coefficients. Ces deux étapes sont souvent fortement imbriquées et figurent donc conjointement.

Chapitre II Généralités sur les techniques de compression d'images

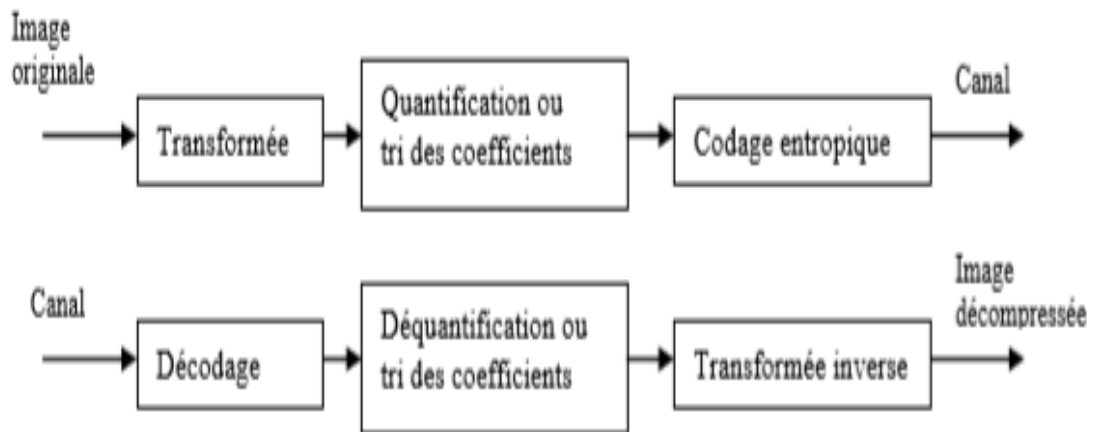


Figure II.6 Schéma de Compression –Décompression par transformée

L'objectif de la transformation est double, il s'agit de:

- Décorréliser les données, c'est-à-dire d'obtenir des coefficients transformés moins corrélés que les pixels de l'image.
- Concentrer l'énergie sur un nombre réduit de coefficient, les coefficients ayant une valeur plus importante aux basses fréquences qu'aux hautes fréquences [34]

II.7.3.1 Transformée en cosinus discrète (DCT)

C'est le fait d'appliquer une transformée en cosinus discrète à un bloc de pixels pour retirer la redondance des données de l'image.

La DCT est une variante de la transformée de Fourier. Elle a pour but de regrouper l'énergie en passant de la notion de pixels et couleurs à la notion de fréquence et amplitudes. En effet, elle prend un ensemble de points d'un domaine spatial et les transforme en une représentation équivalente dans le domaine fréquentiel. Pour une image couleur, il sera traité trois fonction (de manière indépendantes) à 3 dimensionnes : X et Y, indiquant le pixels, et Z la valeur du pixel en ce point. Ces trois fonctions correspondent chacune à un des canaux RVB.

Chapitre II Généralités sur les techniques de compression d'images

Après l'application de cette transformé sur un bloc, nous pouvons avoir l'information essentielle stockée dans les bases fréquence et l'énergie sera regroupée en haut à gauche de la matrice. Pour ce qui est des hautes fréquences, on les retrouve en bas à droite de la matrice, plus on approche du bas droite de la matrice plus leurs coefficient tendent vers 0 [35].

Cette transformée va être appliquée à chaque des composantes pour chaque bloc. En effet, pour une image codée sur 24 bits, on va appliquer la DCT 3 fois sur chaque bloc (1 pour la composant Y, 1 pour Cb ou U et 1 pour V ou Cr) (Figure II.7).

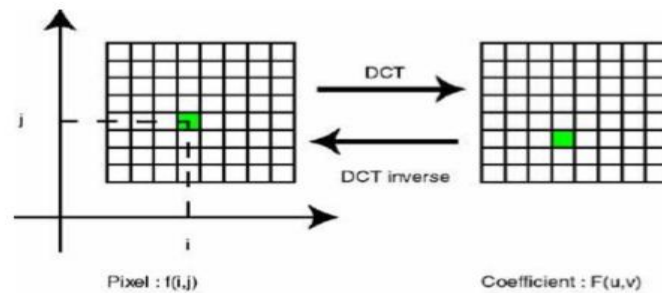


Figure II.7 Application de la DCT sur chaque bloc

La DCT s'exprime mathématiquement comme suite [21] :

$$DCT(i, j) = \frac{1}{\sqrt{2n}} c(i)c(j) \sum_{x=0}^{n-1} \sum_{y=0}^{n-1} p(x, y) \cos\left(\frac{(2x+1)i\pi}{2n}\right) \cos\left(\frac{(2y+1)j\pi}{2n}\right)$$

- n : la largeur d'un bloc, ici n=8.
- I, j : les indices d'un coefficient de la DCT dans un bloc.
- X, y : les indices d'un pixel de l'image dans un bloc.
- DCT (i,j) : la valeur d'un coefficient dans un bloc.
- $c(x) = \frac{1}{\sqrt{2n}}$ si $x=0$, $c(x) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2}} & \text{si } x = 0 \\ 1 & \text{ailleurs} \end{cases}$
- $p(x, y)$ est la valeur du pixel aux coordonnées (x, y) .

Les avantages de la DCT

Chapitre II Généralités sur les techniques de compression d'images

- Efficacité mathématique (facile à mettre en œuvre).
- Performance de compression élevée.
- Sortie réelle.
- Transformation rapide (surtout quand il est utilisé dans une image compressée).

Les inconvénients de DCT

- Elle besoin de diviser le codage d'entrée en bloc 2D non chevauchants.
- Mauvaise transformation de l'ensemble de l'image.
- Le rapport de compression est bas [36] .

II.7.3.2 Transformée en ondelettes discrètes (DWT)

La transformée en ondelettes discrètes est une représentation multi-résolutions/ multifréquences. Ce principe est illustré en Figure(II.9).

On obtient alors une décomposition de l'image en sous-bande avec différents filtres (passe-bas h , et passe-haut g). Ceci nécessite d'une DWT bidimensionnelle séparable (lignes colonnes). L'image d'entrée est décomposée à chaque fois en quatre sous-image (image approximée A_i , détail horizontal DH , détail vertical DV et détail diagonale DD) avec différents filtre passe bas et passe haute.

La reconstitutions fait à l'aide des filtres miroirs en quadrature (QMF), représentés par leurs réponses impulsionnelles (h et g), cette opération est l'inverse de l'opération de décomposition (en remplaçant les filtres passe-bas et passe-haut par leurs filtres miroirs associés) et l'opération de décimation est remplacée par l'opération d'interpolation qui consiste à ajouter un zéro entre chaque paire de coefficients [35] .

Chapitre II Généralités sur les techniques de compression d'images

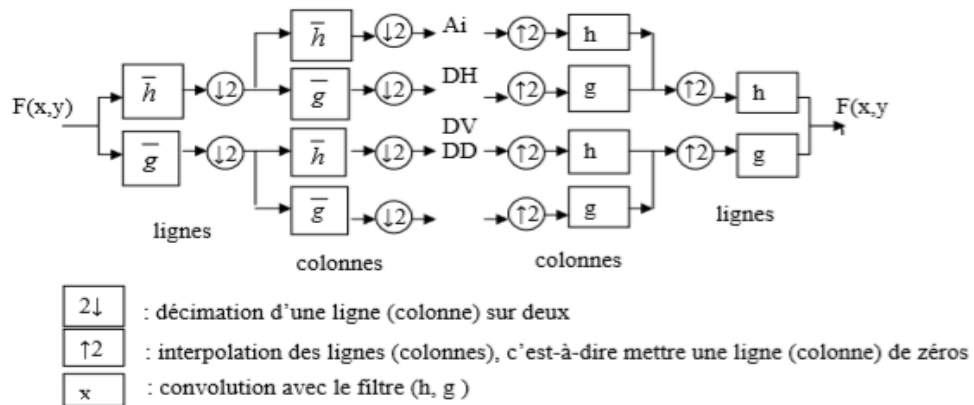


Figure II.8 Analyse multi-résolution en deux dimensions

II.8 Méthodes de codage

II.8.1 Codage EZW

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

L'algorithme EZW peut être résumé en trois étapes. Comme suit :

- La définition des cartes de signifiante indiquant les positions des coefficients significatifs par rapport à un seuil donné.
- Une approximation successive par les déplacements des coefficients significatifs, qui permet donc une notion de progressivité du codage selon un critère d'arrêt de débit-distorsion.
- Un codeur arithmétique dynamique de la Chaîne de symboles.

Le codeur EZW offre la propriété de la transmission progressive de l'image codée tout en apportant d'excellentes performances (débit - distorsion) par rapport la norme JPEG [37].

Chapitre II Généralités sur les techniques de compression d'images

II.8.2 Codage SPIHT

L'algorithme SPIHT proposé par Saïd et Pearlman est une amélioration du schéma de codage par l'algorithme EZW. Il repose sur les mêmes concepts : codage progressif par plan de bits et utilisation des dépendances hiérarchiques entre les coefficients des différentes sous-bandes. Cependant, un nouveau protocole de dépendance entre les coefficients est défini. Les coefficients de la sous-bande de plus basse fréquence (A2 en figure II.9) sont regroupés par quatre, et pour chaque groupe, la descendance est comme suit :

Un des quatre coefficients (marqué par « * » en figure II.9) n'admet pas des descendants, alors que les trois autres (en gris en figure II.8) ont quatre descendants chacun. Pour les autres sous-bandes, comme dans le cas de l'EZW, chaque coefficient admet quatre descendants [38] .

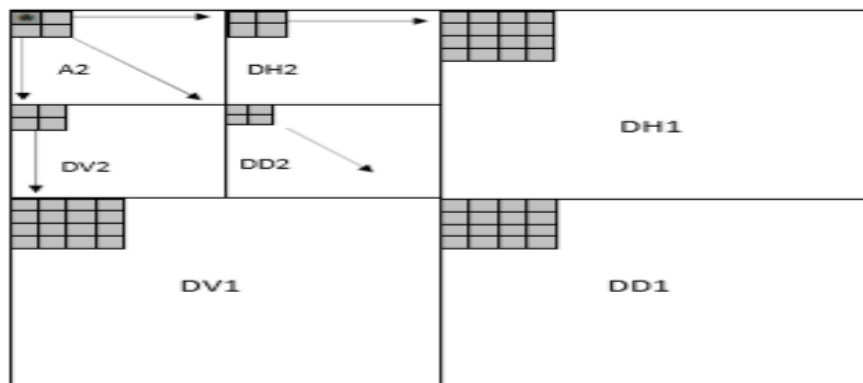


Figure II.9 Exemples de descendance parent-fils dans le cas SPIHT, le pixel désigné par (*) n'accepte pas de descendants.

Trois ensembles de coordonnées sont utilisés pour présenter la nouvelle méthode de codage :

$D(i, j)$: Ensemble de tous les descendants du pixel (i, j) .

$O(i, j)$: Ensemble de coordonnées des descendants directs du pixel (i, j) .

$L(i, j)$: Ensemble défini comme étant $D(i, j) - O(i, j)$.

Chapitre II Généralités sur les techniques de compression d'images

II.9 Conclusion

Le but de compression d'image est donc de modifier la représentation initiale des données pour qu'elles occupent moins de place. Cette nouvelle représentation sera décodée durant une procédure de décompression pour reconstruire l'image. En remarque que chaque codeur a des avantages et des inconvénients, ainsi il n'y a pas des codeurs universel utilisé dans l'opération de compression donc on peut déduire que le fais de changer l'image on doit changer l'algorithme de compression. Plusieurs algorithmes de compression utilisant les ondelettes ont été proposés, dont les plus utilisés sont le Huffman, le RLE et ce sont les algorithmes que nous allons étudier dans le troisième chapitre.

Chapitre III
Compression des images par
la DWT: Algorithmes, Simulation
et Résultats

III.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous allons appliquer les ondelettes dans la compression des images. Nous allons d'abord présenter la définition et la particularité de quelques ondelettes, puis l'algorithme de la compression basé sur ces dernières combiné avec le run length encodig (RLE) et le codage de Huffman. Nous présenterons aussi les différentes étapes essentielles de cette procédure de compression et enfin les différents résultats obtenus et les interprétations des différents tests effectués sur les images.

III.2 Les ondelettes

III.2.1 Définition

- Les ondelettes sont des fonctions qui sont développées assez récemment en mathématiques.
- La première ondelette a été introduite par Grossmann et Morlet en 1984 pour modéliser des signaux sismiques.
- Les ondelettes sont obtenues à partir de la translation et de la dilatation d'une fonction unique ψ appelée « ondelette mère ». Elles permettent une représentation localisée, temps/fréquence.

III.2.2 Transformée en ondelette continue

La transformée en ondelettes continue retourne un vecteur de dimension supérieur de un à celle des données d'entrée. Pour des données 1D, nous obtenons une image du plan temps-fréquence. On peut ainsi aisément visualiser l'évolution fréquentielle pendant la durée du signal et comparer son spectre avec ceux d'autres signaux [39].

La transformation continue en ondelette, utilise des paramètres de translation et de dilatation variant continuellement, Les fonctions utilisés sont définies par :

$$\psi_{a,b}(x) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi\left(\frac{x-b}{a}\right) \text{ Ou } a, b \in \mathbb{R}, a \neq 0 \quad (\text{III.1})$$

C'est une fonction $S(a,b)$ qui associe aux paramétré 'a' et 'b' la valeur du coefficient $C_{a,b}$ de l'ondelette $\psi_{a,b}$ dans la décomposition du signal. La quantité 'b' est le paramètre de localisation temporelle, tandis que $\frac{1}{a}$ est le paramètre de fréquence.

$C_{a,b}$ est une intégrale qui mesure la somme des aires algébriques décrites par la courbe produit de $S(t)$ et ψ_a ,

L'expression de la transformée en ondelette continue W d'une fonction f est donnée par :

$$W(a, b) = \langle f, \psi_{a,b} \rangle = \int \psi_{a,b}(t) f(t) dt \quad (\text{III.2})$$

III.2.3 Transformée en ondelette discrète

La transformée en ondelettes discrète retourne un vecteur de données de même longueur que les données d'entrée. Généralement la plupart des valeurs de ce vecteur sont pratiquement nulles. Cela vient du fait qu'elle décompose en un ensemble d'ondelettes (fonctions) orthogonales par translation et par homothétie. On décompose ainsi le signal en un nombre égal ou inférieur de coefficients du spectre d'ondelettes que le nombre de points de données du signal. Un tel spectre d'ondelettes est très bon pour le traitement du signal et la compression [39].

En 1978, Y. Mayer a démontré qu'il était possible de construire des bases d'ondelettes ortho- normales en discrétisant les paramètres de dilatation et de translation a et b en utilisant l'équation (III.3) :

$$(a, b) = (a_0^j K b_0 a_0^j) \quad (\text{III.3})$$

Avec : $(j, K) \in \mathbb{Z}^2$

$a_0 > 1$ et $b_0 > 0$: pas de dilatation et translation respectivement.

Ainsi la nouvelle famille d'ondelettes peut s'écrire :

$$\psi_{j,k}(t) = a_0^{-j/2} \psi(a_0^{-j} t - K b_0) \quad (\text{III.4})$$

Avec : $(j, K) \in \mathbb{Z}^2$

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

$$C_{f(j,k)} = \langle f, \psi_{j,k} \rangle = a_0^{-\frac{j}{2}} \int_{-\infty}^{+\infty} (a_0^{-j} t - K b_0) f(t) dt \quad (\text{III.5})$$

Mayer a montré qu'il existe des familles d'ondelettes discrètes formant des bases orthonormées de $L^2(\mathbb{R})$.

Les paramètres des dilatations et de translation sont choisis comme suit :

$$(a, b) = (a_0^j K b_0 a_0^j) = (2^{-j}, K 2^{-j}) \text{ avec: } a_0 = 2 \text{ et } b_0 = 1 \quad (\text{III.6})$$

Nous obtenons ainsi des bases dans $L^2(R)$ de la forme :

$$\{\psi_{j,k}\}_{j, k \in \mathbb{Z}} = \{2^{j/2} t - K\}_{j, k \in \mathbb{Z}} \quad (\text{III.7})$$

La décomposition de $f(t) \in L^2(R)$ peut s'écrire alors :

$$\sum_{j, k \in \mathbb{Z}} \langle f(t), \psi_{j,k}(t) \rangle \psi_{j,k}(t) \quad (\text{III.8})$$

$$\text{Ou } \langle f(t), \psi_{j,k}(t) \rangle = 2^{-\frac{j}{2}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \overline{\psi_{j,k}}(2^{-j}t - k) dt$$

$\langle f(t), \psi_{j,k}(t) \rangle$ Représenté les coefficients qui sont décorrélés entre eux.

La fonction continue f est alors entièrement représentée par la fonction discrète $C_f(j, k)$

$$C_f(j, k) = \langle f(t), \psi_{j,k}(t) \rangle \quad (\text{III.9})$$

III.3 Le choix des ondelettes

Il n'y a pas une ondelette qui soit meilleure qu'une autre. Tout dépend de l'application utilisée. Dans certains cas, l'ondelette la plus simple (Haar) sera optimale. Pour d'autres applications, ce sera le pire des choix possibles. En pratique, Il semblerait que l'élément le plus important soit le nombre de moments nuls. Pour la plupart des applications, il est désirable d'avoir le plus de coefficients d'ondelettes nuls et donc plus de moments nuls implique une meilleure transformation. Cependant, les ondelettes ayant un plus grand nombre de moments ont aussi un support plus grand, ce qui signifie que si la fonction ou le signal a des discontinuités brusques, elle sera plus sujette au phénomène de Gibbs [40].

III.4 Avantages des ondelettes

- *La compression par ondelettes est une technique qui donne de très bons résultats, même avec des taux de compression élevés (plus de 90%).
- *Cette méthode permet de prévoir le taux de compression.
- *Elle n'entraîne pas d'effet de mosaïque.
- *L'algorithme est plus simple est plus souple donc plus rapide.
- *Il est possible d'avoir des images très compactes (de l'ordre du KO).

*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.

*Les bases d'ondelettes sont construites par dilations et translation d'une fonction unique [41].

III.5 Critères de qualité des ondelettes utilisées en traitement d'images

Les ondelettes sont des fonctions qui peuvent être caractérisées par certaines propriétés remarquables ; ces dernières pouvant être incompatibles entre elles, cela implique des choix à faire suivant l'application souhaitée. Nous donnons des propriétés usuelles ainsi que des exemples d'ondelettes[42].

❖ **Régularité** : certaines peuvent être de classe $C^{+\infty}$ (comme les dérivées de gaussienne), d'autres de classe C^k , $k \in \mathbb{N}$ (ondelettes splines), alors que certaines peuvent être discontinues (ondelettes de Haar) ou présenter une régularité Lipchitzienne inférieure à 1 (comme certaines ondelettes de Daubechies).

❖ **Support compact** : $\{x \in \mathbb{R} / \psi(x) \neq 0\}$ borné. Les ondelettes utilisées sont localisées dans le plan espace-fréquence (contrairement aux fonctions $(t \rightarrow e^{ikt})_{k \in \mathbb{Z}}$, lesquelles ne sont pas localisées en espace mais uniquement en fréquence).

❖ **Parité** : $\forall x \in \mathbb{R}, \psi(-x) = R \psi(x)$

❖ **Décroissance rapide** : une ondelette sera dite à rapide si

$$\forall m \in \mathbb{N}, \exists C_m > 0 / \forall t \in \mathbb{R}, |\psi(t)| \leq \frac{C_m}{1 + |t|}$$

❖ **Nombre de moments nuls** : pour $n \in \mathbb{N}$, une ondelette admet n moments nuls si

$$\forall k = 0 \dots n - 1 \int_{-\infty}^{+\infty} t^k \psi(t) dt = 0$$

❖ **Orthogonalité** : une ondelette ψ est dite orthogonale si pour tout $(j, j', n, n') \in \mathbb{Z}^2$

$$\langle \psi_{jn}, \psi_{j'n'} \rangle = \delta_{jj'} \delta_{nn'} \quad (\delta_{jj'} = 0 \text{ si } j \neq j', \delta_{jj} = 1)$$

III.6 Quelques ondelettes

Nous allons présenter quelques exemples d'ondelettes analysantes ainsi que leurs principales caractéristiques.

III.6.1 Ondelettes orthogonales

a) Ondelette de Haar

La première ondelette a été proposée par Haar(1909) .l'intérêt de cette base d'ondelettes est la grande simplicité des filtres associés donc de l'algorithme de calcul.

1-Décomposition suivant la base de Haar

Les filtres [Truchetet, 1998] associés à la décomposition sont :

$$\tilde{h}(n) = \left\{ \frac{1}{\sqrt{2}} \mid \frac{1}{\sqrt{2}} \right\} \tilde{g}(n) = \left\{ -\frac{1}{\sqrt{2}} \mid \frac{1}{\sqrt{2}} \right\}$$

2-Reconstruction suivant la base de Haar

Les filtres [Truchetet, 1998] associés à la décomposition sont :

$$h(n) = \left\{ \frac{1}{\sqrt{2}} \mid \frac{1}{\sqrt{2}} \right\} g(n) = \left\{ \frac{1}{\sqrt{2}} \mid -\frac{1}{\sqrt{2}} \right\}$$

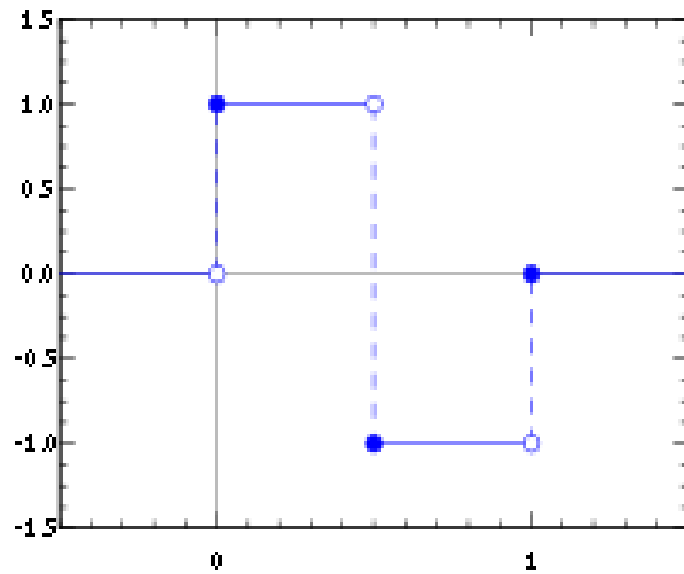


Figure III.1 Ondelette de Haar

b) Les ondelettes à support compact de Daubechies

Les ondelettes les plus connues et les plus utilisées sont ceux de Daubechies pour leurs caractéristiques remarquables qui les distinguent des autres types d'ondelettes. Leur expression analytique est inexistante, cependant le carré du module de la fonction de transfert de h est connu, et l'on peut déduire leur coefficients à partir de certaines manipulations mathématiques. On choisit une ondelette Daubechies par l'ordre de son moment, Ainsi, on a une seule ondelette par moment et en fixant l'ordre, on obtient les coefficients des filtres associés. Les ondelettes de Daubechies constituent une base orthonomée, et sont à support optimal pour un nombre de moments nuls spécifié[43].

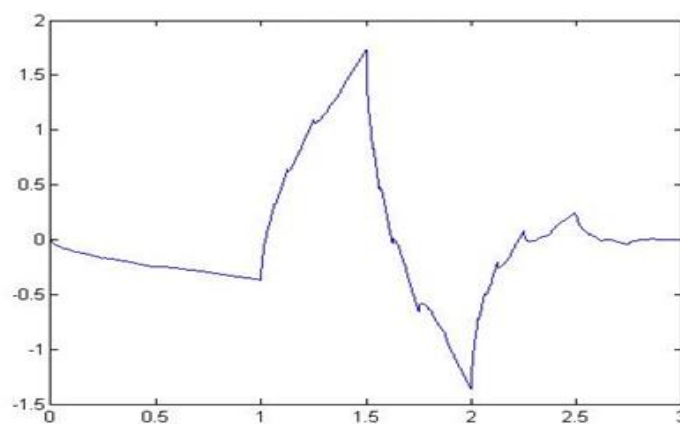


Figure III.2 Ondelettes de Daubechies

III.6.2 Ondelettes biorthogonales

Les ondelettes biorthogonales se définissent de manière analogue aux ondelettes orthogonales, mais en partant de multi résolutions biorthogonales, On écrit les décompositions [44]:

$$V_{j-1} = V_j \oplus W_j \text{ avec } W_j \subset (V_j^*)^\perp$$

$$V_{j-1}^* = V_j^* \oplus W_j^* \text{ avec } W_j^* \subset (V_j)^{\perp}$$

De manière analogue au cas orthogonal, un signal f de L^2 peut s'écrire:

$$f(t) = \sum_{j,n \in \mathbb{Z}} \langle f, \psi_{j,n}^* \rangle \psi_{j,n}(t)$$

$$= \sum_{n \in \mathbb{Z}} \langle f, \phi_{j,n}^* \rangle \phi_{j,n}(t)$$

$$+ \sum_{k \leq j, n \in \mathbb{Z}} \langle f, \psi_{k,n}^* \rangle \psi_{k,n}(t)$$

$$= \sum_{j,n \in \mathbb{Z}} \langle f, \psi_{j,n} \rangle \psi_{j,n}^*(t)$$

$$= \sum_{n \in \mathbb{Z}} \langle f, \phi_{j,n} \rangle \phi_{j,n}^*(t)$$

$$+ \sum_{k \leq j, n \in \mathbb{Z}} \langle f, \psi_{k,n} \rangle \psi_{k,n}^*(t)$$

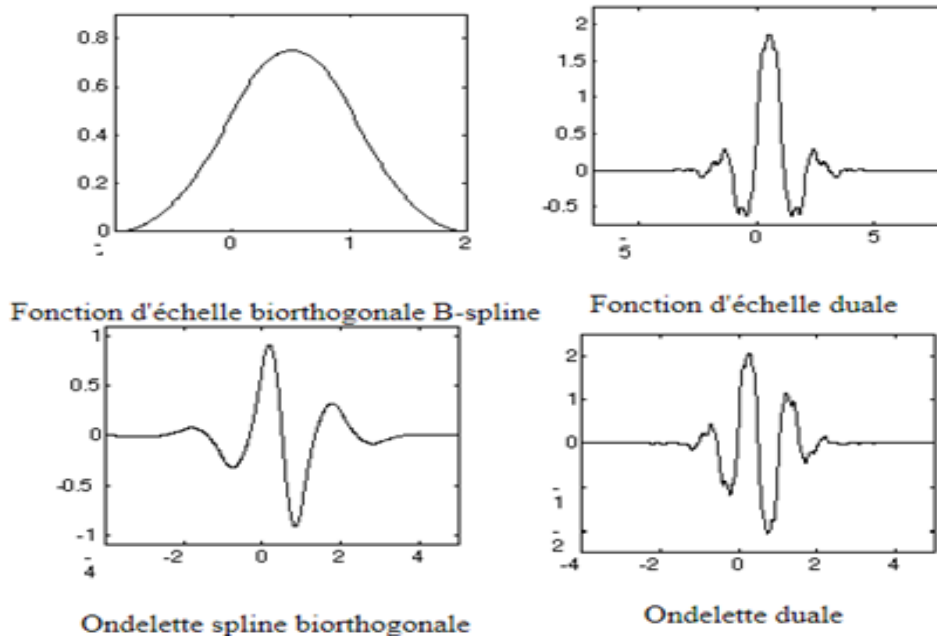


Figure III. 3 Exemple des ondelettes biorthogonales

III.7 Présentation de la méthode de compression à base de la DWT

Notre méthode de compression est basée sur la transformée d'ondelettes, le RLE et le codage de Huffman (Figure III.4)

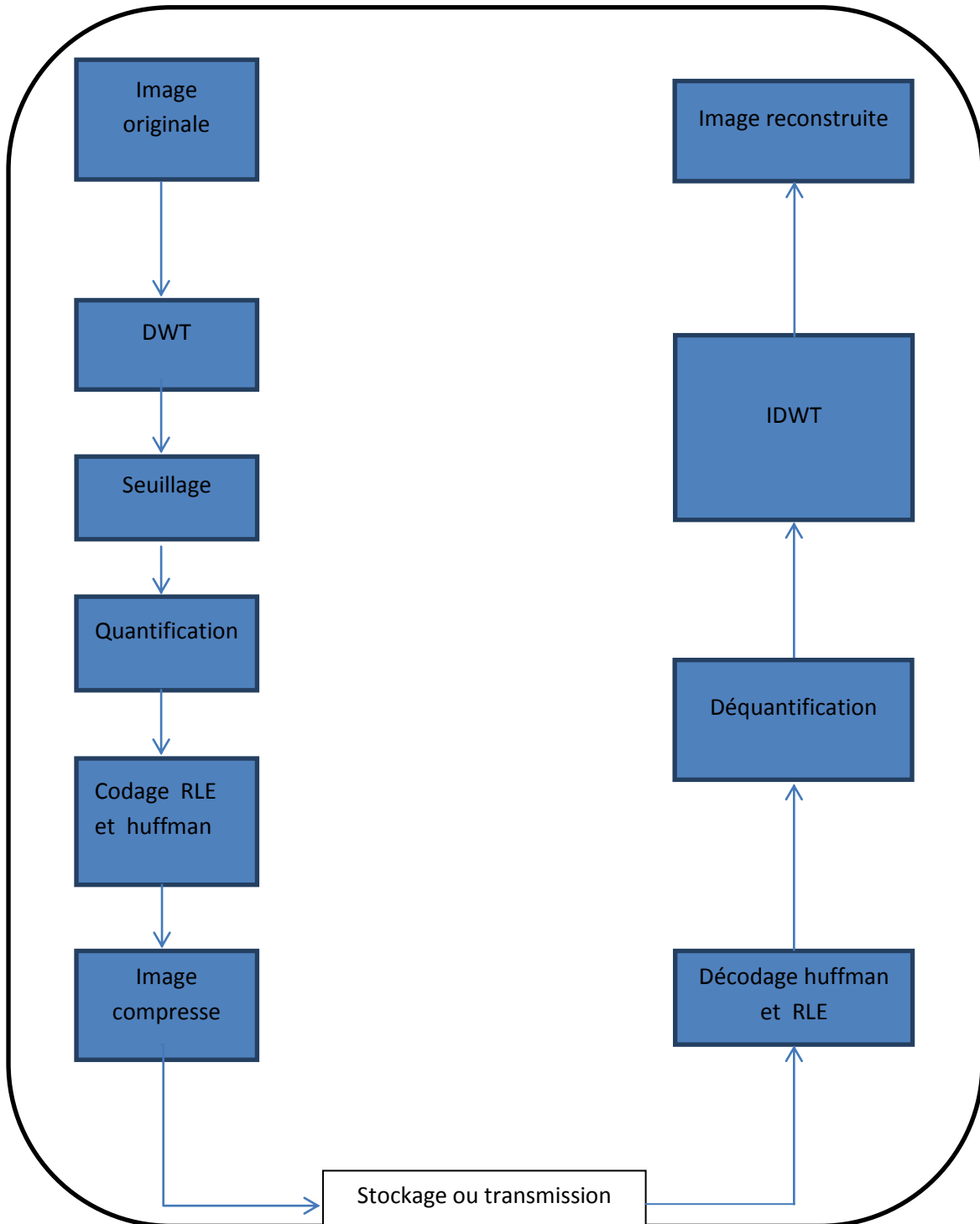


Figure III. 4 Schéma de la compression basé sur la transformation DWT

III.7.1 Phase de compression

En générale La compression se compose donc des étapes suivantes :

1. Transformation par ondelettes.
2. Quantification : Les valeurs des images de détails inférieures à un certain niveau sont éliminées, en fonction de l'efficacité recherchée. C'est cette étape qui introduit des pertes.
3. Codage des valeurs restantes.

III.7.1.1 Acquisition de l'image originale

Par l'utilisation des instructions Matlab nécessaires pour lire une image, on stocke cette image sous une forme matricielle.

III.7.1.2 La DWT (Discrete Wavelet Transform)

L'opération de transformation de l'image initiale en ondelettes demande quant à elle quelques explications. Son fonctionnement repose sur une série de cycles successifs à deux temps. Dans un premier temps, On moyenne les pixels de l'image d'origine deux à deux en suivant l'axe horizontal. On obtient ainsi une image A, sous-échantillonnée dans le sens horizontal et dont la largeur est évidemment la moitié de celle de l'image d'origine. Sur base de celle-ci, on va construire une seconde image A' en sens horizontal en calculant cette fois les erreurs entre l'image d'origine et l'image sous-échantillonnée. Dans un seconde temps. On va moyenner les pixels des deux images obtenues deux à deux en suivant l'axe vertical cette fois, avant de déterminer une nouvelle fois les erreurs engendrée lors de cette opération. Au terme de ce cycle, on obtient quatre images dont la résolution est la moitié de celle de l'image d'origine. La première de ces images, AA', A'A, A'A', fruits des calculs d'erreurs successifs, contiennent les détails de l'image d'origine. Une fois premier sous-niveaux obtenu, On recommence autant de fois que nécessaire le procédé en reprenant chaque fois comme base la première sous-image obtenue (AA, puis BB, puis CC) [45].

III.7.1.3 Le seuillage et la quantification

La quantification est utilisée pour simplifier la représentation en sous bandes, tout en préservant l'information la plus pertinente. On remplace ainsi les valeurs initiales par un ensemble fini d'éléments qui donneront des résultats acceptables lors de phase de décompression.

Après le seuillage du vecteur de coefficients obtenu précédemment, les coefficients non-nulles vont être quantifiés et rangée dans un vecteur qui sera associé à un seconde vecteur rempli de 1 et 0, Les uns représentent les positions des coefficients non-nuls et les zéros sont les valeurs des faibles coefficients mis à zéro après seuillage [46].

III.7.1.4 Le codage

D'abord le codage RLE est appliqué afin d'éliminer les répétitions (la redondance), puis vient le codage de Huffman qui nous permet de réduire le nombre de bits par pixel et obtenir ainsi le bit Stream le plus optimal.

III.7.2 Phase de décompression

Dans cette phase les opérations inverses de celles effectuées en compression sont réalisées.

III.7.2.1 Le décodage Huffman

Cette opération sert à l'identification des éléments à l'aide de la table de Huffman, chaque séquence sera codée sur 8 bits (remplacée par son code équivalent).

III.7.2.2 Le décodage RLE

Cette phase nous permet de récupérer les coefficients de DWT quantifiées.

III.7.2.3 La dé-quantification

Extraire les coefficients de la DWT avec les moindres pertes possibles.

III.7.2.4 L'IDWT

La transformation inverse par ondelettes reconstruit une image qui ressemble à l'image originale. La reconstruction se fait à partir des sous-bandes, elle restitue l'image en mode progressif. L'affichage de l'image peut s'effectuer en deux modes :

- ❖ Soit la taille de l'image augmente au fur et à mesure de la lecture du fichier compressé.
- ❖ Soit la résolution de l'image augmente au fur et à mesure de la lecture du fichier compressé [45].

III.8 Tests et Résultats de la compression

III.8.1 Tests sur l'image standard Lena

Pour évaluer les performances de l'algorithme décrit dans ce chapitre nous avons effectué des tests sur l'image 'Lena' et l'image 'bird'. Pour mieux apprécier la pertinence des résultats obtenus, deux grandeurs caractéristiques ont été considérées. Ce sont le taux de compression (TC) et le rapport signal sur bruit (PSNR). Ce dernier étant exprimé en valeurs de crête, est déterminé en comparant l'image reconstruite, après compression / décompression, à l'image originale.

III.8.1.1 Les résultats et interprétations

Les tableaux III.1, III.2 et III.3 résument quelques résultats des tests sur l'image standard Lena. Nous avons utilisé trois types d'ondelettes Haar, Daubechies, et Biorthogonale, pour différents niveaux de décomposition $N = 1, 2$ et 3 et différents valeurs de seuil Th dans l'intervalle $[0, 70]$.

Avec Gc: gain en compression, MSE: erreur quadratique moyenne et PCDZ: pourcentage des valeurs nulles

Onde	N	Th	TC	GC	MSE	PSNR	PCDZ
Haar	1	0	1.2779	21.7468	0.4325	44.2546	0
		10	2.0228	50.5646	4.2836	41.8127	62.2131
		20	2.5789	61.2244	11.2228	37.6298	69.4183
		30	2.9623	66.2430	18.9410	35.3568	72.0856
		50	3.4717	71.1960	33.2893	32.7078	74.057
		70	3.7279	73.1750	44.9379	31.6047	74.7025
	2	0	1.6601	39.7629	0.7421	49.4260	0
		10	2.8014	64.3036	5.8079	40.4906	74.3988
		20	4.1526	75.9186	15.4882	36.2308	84.26.6
		30	5.4261	81.5704	26.9150	33.8309	88.1546
		50	7.8627	87.2818	51.2837	31.0310	91.2888
		70	10.0315	90.0314	75.4552	29.3539	92.6147
	3	0	2.2833	56.2042	3.0376	43.3055	0
		10	3.2020	68.7698	7.9724	39.1149	76.2146
		20	4.9773	79.9088	18.4336	35.4747	86.824
		30	6.7780	85.2463	31.0831	33.2056	91.1377
		50	10.9172	90.8401	59.1886	30.4084	94.7876
		70	15.8568	93.6935	59.1886	30.4084	96.431

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

ONDE	N	Th	TC	GC	MSE	PSNR	PCDZ
Db4	1	0	1.2660	21.0083	0.2322	43.5362	0
		10	2.2016	54.5776	4.3733	41.7227	66.0058
		20	2.7826	64.0625	10.1425	38.0693	71.4542
		30	3.1318	68.0695	16.0671	36.0714	73.2985
		50	3.5106	71.5149	26.2893	33.9330	74.5921
		70	3.6666	72.7264	36.7865	32.4739	75.0583
	2	0	1.6333	38.7741	1.0722	47.8282	0
		10	3.1579	68.3334	7.3079	39.4929	78.3842
		20	4.6959	78.7048	15.7693	36.1527	86.2818
		30	6.0817	83.5571	25.5582	34.0555	89.3445
		50	8.5657	88.3255	45.3965	31.5606	91.7819
		70	10.2963	90.2878	62.0201	30.2055	92.6113
	3	0	2.2948	56.4240	3.5740	42.5992	0
		10	3.5575	71.8903	8.1686	39.0093	80.0313
		20	5.6033	82.1533	17.1622	35.7851	88.7744
		30	7.6695	86.9614	28.3134	33.6109	92.2884
		50	12.3490	91.9022	52.5514	30.5514	95.3468
		70	16.8257	94.0567	74.3830	29.4161	96.5

Tableau III.2 Résultats de compression de l'image Lena avec l' ondelettes de Daubechies

ONDE	N	Th	TC	GC	MSE	PSNR	PCDZ
Bior3.1	1	0	1.3562	23.5621	0.1235	42.5642	0
		10	2.3446	57.3486	8.0737	39.0601	66.9401
		20	2.9575	66.1880	16.0163	36.0852	72.0239
		30	3.3129	69.8151	22.8121	34.5492	73.6975
		50	3.6773	72.8058	34.8373	32.7104	74.9354
		70	3.8332	73.9120	51.4750	31.0148	75.6565
	2	0	1.9169	47.8333	4.4329	41.6639	0
		10	3.1023	67.7658	9.5685	38.3224	76.2825
		20	4.5971	78.2471	19.3634	35.2610	84.9362
		30	5.8656	82.9514	29.3044	33.4615	88.2103
		50	7.8364	87.2391	48.1069	31.3087	90.8385
		70	9.2591	89.1998	64.5128	30.0343	91.9224
	3	0	2.3332	57.1396	23.1140	34.4921	0
		10	3.7137	73.0728	23.7158	34.3804	77.1353
		20	5.2724	81.0333	33.2395	32.9143	86.4498
		30	6.9284	85.5667	43.8974	31.7064	90.1974
		50	9.7873	89.7827	65.7339	29.9529	93.4305
		70	12.1950	91.7999	85.2290	28.8249	94.8858

Tableau III.3 Résultats de compression de l'image Lena avec l'ondelette biorthogonale

Les images illustrées en figure III.5 et III.6 résultent de la compression et puis de la décompression de l'image standard Lena. Nous avons considéré trois types d'ondelettes, différentes valeurs de seuils et différents niveaux de composition. Sur ces images, l'artéfact apparaît à partir du seuil $Th=30$. Pour les images où le seuil est inférieur à 30, les détails plus fins liés à la texture du chapeau, et des cheveux, ont été reconstruits en conservant leurs propriétés initiales. Mais, lorsque le seuil dépasse 40, des artéfacts apparaissent.



(a) Image de Lena reconstruite et l'image erreur

$Th=10$, $TC=2.0228$, $PSNR=41.8127$, pour $N=1$, et ondelette de Haar



(b) Image de Lena reconstruite et l'image erreur

$Th=30$, $TC=6.0817$, $PSNR=34.0555$, pour $N=2$, et ondelette de Db4.



(c) Image de Lena reconstruite et l'image erreur

Th=50, TC=9.7873, PSNR=29.9529, pour N=3, et ondelette de Bior3.1

Figure III.5 Images Lena reconstruites et images erreur pour différents cas



TH=15, N=1, (a) Haar (2.3307, 39.3576db) , (b) bior3.1 (2.7087, 37.2367db)



TH=30, N=2, (c) Db4 (6.0817, 34.0555db), (d) bior3.1 (5.8656, 33.4615db)



TH=50, N=3, (e) Haar (10.9172, 30.4084db), (f) bior3.1 (9.7873, 29.9529db)

Figure III.6 Image reconstruite pour différents types d'ondelettes, valeurs de seuils, et niveaux de décompositions.

Les résultats obtenus sont considérés satisfaisants, si nous prenons, par exemple la compression avec l'ondelette biorthogonale (bior3.1) avec un niveau de décomposition en ondelette (N) égal à 3 de l'image de Lena, nous obtenons un taux de compression de 3.7137 et un PSNR de 34.3804db, pour un seuil égal à 10. Pour un seuil égal à 30, nous obtenons un taux de compression de 6.9284 et un PSNR de 31.7064db. Le taux de compression peut atteindre une valeur de l'ordre de 17 pour un seuil égal à 70. Par contre cette augmentation de TC mène à une dégradation de la qualité de l'image (PSNR =**28.8249 db**), en cas d'utilisation de l'ondelette biorthogonale. En comparant les différentes images reconstruites, le premier niveau de décomposition donne de très bons résultats en termes de la qualité d'image, le seuil peut atteindre 70 pour que la distorsion d'image apparaisse. Mais pour ce cas, les résultats montrent que le taux de compression est très limité et ne dépasse pas 4. L'utilisation d'ondelette au deuxième et troisième niveau de décomposition en ondelette réalise un meilleur compromis entre le taux de compression et la qualité des images décompressées.

III.8.2 Tests sur l'image Bird

III.8.2.1 Résultats et interprétations

Les résultats de tests sur l'image bird, ont été résumés dans les tableaux III.4, III.5 et III.6. Nous avons utilisé trois types ondelettes Haar, Db4 et Bior3.1, avec trois niveaux de décomposition N, et différentes valeurs de seuil Th sur la plage de 0 à 70.

ONDE	N	Th	TC	GC	MSE	PSNR	PCDZ
Haar	1	0	1.2473	19.4375	0.1000	58.1308	0
		10	2.0260	50.6406	3.5575	42.6194	65.2969
		20	2.6778	62.6562	10.0805	38.0960	72.2188
		30	3.0651	67.3750	15.1480	36.3273	74.0781
		50	3.2837	69.5469	21.8006	34.7461	74.8594
		70	3.3368	70.0313	35.3600	32.6457	75.3906
	2	0	1.5869	36.9844	0.6414	50.0595	0
		10	2.6316	62.0000	5.8856	40.4329	76.5938
		20	4.0583	75.3574	15.6492	36.1859	86.5781
		30	5.2588	80.9844	25.5916	34.0498	89.9688
		50	6.9565	85.6250	41.3389	31.9672	92.2813
		70	8.1321	87.7031	55.2561	30.7070	93.1563
	3	0	2.0389	50.9531	2.2311	44.6456	0
		10	2.9371	65.9531	6.6278	39.9171	77.9063
		20	4.5977	78.2500	17.4822	35.7048	88.8125
		30	6.0779	83.5469	28.5802	33.5702	92.6875
		50	8.4768	88.2031	47.0477	31.4054	95.4219
		70	10.4405	90.4219	66.3669	29.9113	96.7031

Tableau III.4 Résultats de compression de l'image Bird avec l'ondelette de Haar

ONDE	N	Th	TC	GC	MSE	PSNR	PCDZ
Db4	1	0	1.1945	16.2812	0.2300	54.5135	0
		10	2.4787	59.6563	2.4189	44.2946	72.5798
		20	2.8095	64.4063	4.5211	41.5784	74.4592
		30	2.9371	65.9531	5.9331	40.3980	74.8919
		50	2.9865	66.5156	8.6817	38.7447	75.1352
		70	2.9809	66.4531	18.0202	35.5732	75.4732
	2	0	1.4026	28.7031	0.7819	49.1994	0
		10	3.2405	69.1406	5.8700	40.4444	84.2674
		20	4.5294	77.9219	11.2645	37.6137	89.1885
		30	5.5030	81.8281	16.4041	35.9813	90.9532
		50	6.4128	84.4063	22.2897	34.6498	91.8106
		70	6.8230	85.3438	26.3039	33.9471	92.084
	3	0	1.7288	42.1562	4.8189	41.3013	0
		10	3.3351	70.0156	9.6934	38.2660	84.8567
		20	4.7372	78.9806	16.2500	36.0223	90.7767
		30	5.9757	83.2656	23.0305	34.5078	93.3104
		50	7.4246	86.5313	31.8977	33.0932	95.0272
		70	8.6721	88.4688	45.3747	31.5627	95.8679

Tableau III.5 Résultats de compression de l'image Bird avec l'ondelette de Daubechies

ONDE	N	Th	TC	GC	MSE	PSNR	PCDZ
Bior3.1	1	0	1.4112	29.1406	0.3969	52.1443	0
		10	2.7997	64.2813	3.1600	43.1339	73.4979
		20	3.1038	67.7813	5.5586	40.6812	74.8067
		30	3.1952	68.7031	7.4678	39.3989	75.1338
		50	3.2307	69.0469	11.3139	37.5947	75.461
		70	3.2405	69.1406	17.1530	35.7874	75.6692
	2	0	1.8115	44.7969	1.7148	35.7886	0
		10	3.5895	72.1406	4.7247	41.3871	84.2957
		20	4.8302	79.2969	9.7422	38.2442	89.2248
		30	5.5652	82.0313	14.8656	36.4090	90.7723
		50	6.7725	85.2344	22.2453	34.6584	92.0906
		70	7.2727	86.2500	26.0158	33.9784	92.5347
	3	0	2.9630	66.2500	3.7181	42.4276	0
		10	3.9120	74.4375	5.6480	40.6119	85.5183
		20	5.3112	81.1719	11.6231	37.4776	91.0197
		30	6.1538	83.7500	17.9555	35.5888	93.0279
		50	7.9701	87.4531	28.5684	33.5719	95.0785
		70	8.9261	88.7969	37.2433	32.4203	95.9836

Tableau III.6 Résultats de compression de l'image Bird avec l'ondelette Biorthogonale

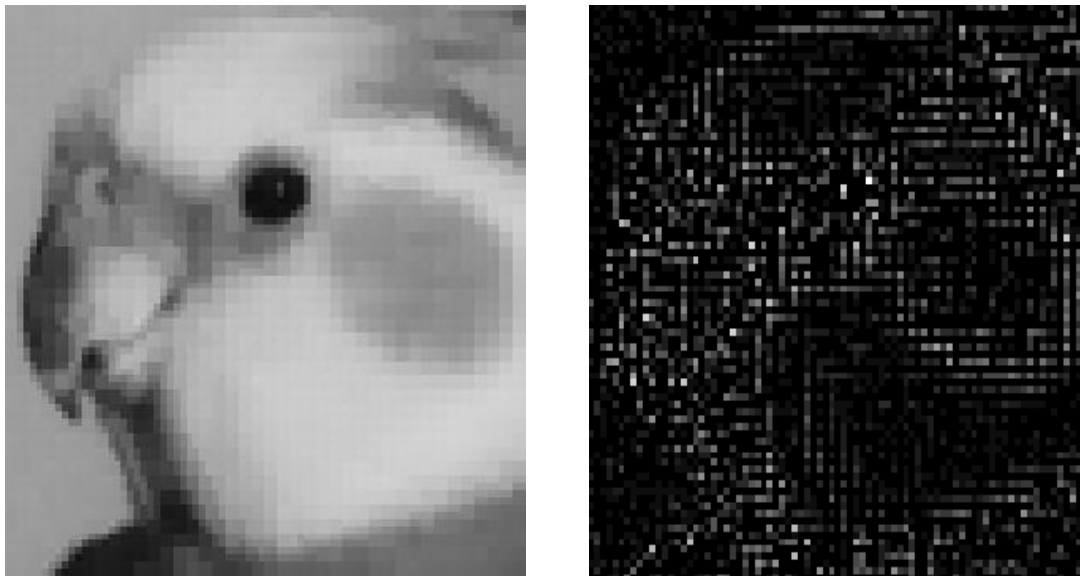


Image Bird reconstruite et L'image erreur

Th=15, TC=2.3898, PSNR=39.7622, pour N=1, et ondelette de Haar.

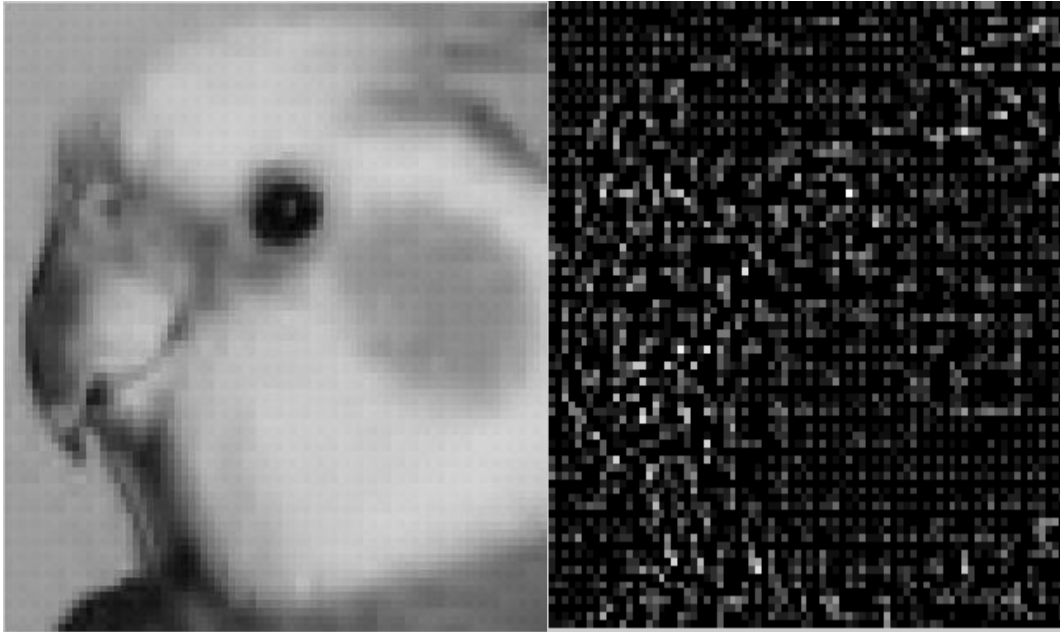


Image Bird reconstruite et erreur

Th=15, TC=3.8811, PSNR=38.9232, pour N=2, et ondelette de Db4.

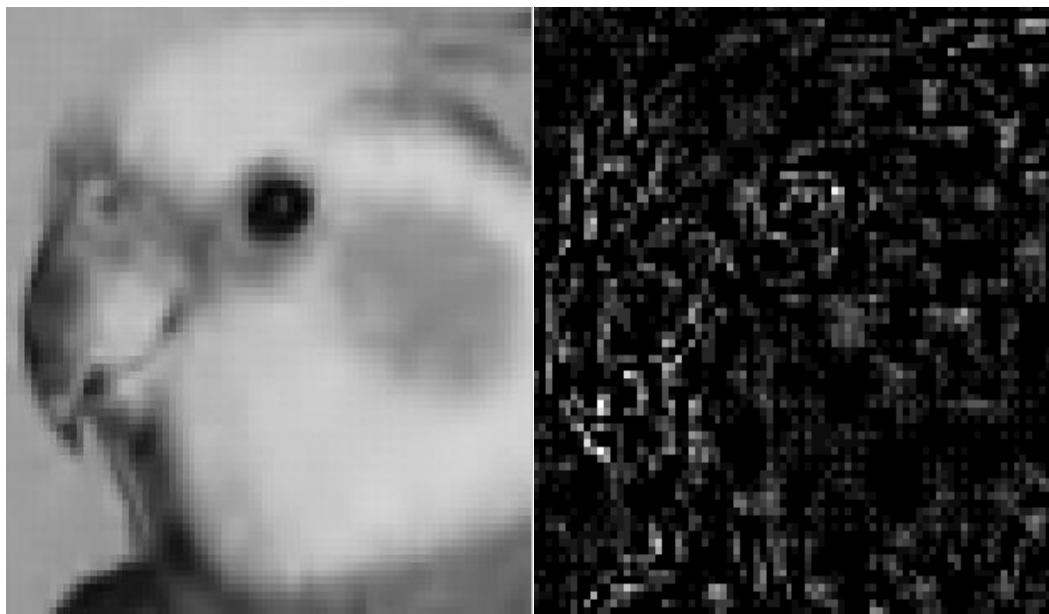


Image Bird reconstruite et erreur

Th=15, TC=4.6647, PSNR=38.7183, pour N=3, et ondelette de bior3.1

Figure III.7 Image Bird reconstruite et image erreur pour différents cas.

La figure III.7 représente quelques résultats obtenus, qui illustrent le effet du seuil, sur la qualité de la compression, pour différents niveaux de décompositions, par exemple pour la compression par l'ondelette de Haar avec le niveau de décompression $N=1$ et un seuil $=20$, nous avons obtenu $T_c = 1.3562$, un PSNR de 52.8140 db. Plus le seuil et le niveau de décomposition augmentent plus le taux de compression augmente mais le PSNR diminue, cela correspond à une dégradation de l'image reconstruite après décompression.

A travers plusieurs tests, nous concluons que la taille de l'image compressée agit sur la qualité d'image, le taux de compression, et l'intervalle de seuillage. Les seuils supérieurs à 30 ne peuvent pas donner de très bonnes qualités des images décompressées. Finalement, pour obtenir une image de très bonne qualité que l'image originale, l'intervalle de temps du changement de seuil doit être limité, la détermination de cet intervalle dépend de la nature de chaque image.

III.9 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons décrit un algorithme de (compression / décompression) des images basé sur la transformation en ondelettes DWT, et des codeurs Huffman et RLE. Nous avons utilisé l'image Lena et l'image Bird pour tester les performances de nos programmes de compression et décompression implémentés sous Matlab. Les résultats ont montré que nous pouvons obtenir des images reconstruite avec une très bonne qualité lorsqu'on utilise des ondelettes avec le troisième niveau de décomposition, et un seuil T_h variant entre les valeurs 0 et 30. nous pouvons conclure que la procédure étudiée permet d'atteindre de très bons résultats du point de vue qualité des images reconstruites d'une part et taux de compression d'autre part.

Conclusion générale

Au cours de ce travail nous avons étudié une problématique liée à la compression des images et nous avons développé des algorithmes pour faire face à ce problème.

La compression permet de réduire la taille de images nécessaire à leur archivage et de diminuer le temps nécessaire à leur transmission à distance via les réseaux informatiques.

La compression dans notre algorithme est basée sur la transformation en ondelettes DWT et est associée à une combinaison de deux codeurs Huffman et RLE (Run Length Encoding). Nous avons étudié et comparé les performances de la compression sans perte sur des images en niveau de gris, l'image Lena et bird. Pour cela nous avons utilisé trois types d'ondelettes à savoir les ondelettes de Haar, Daubechies, et les ondelettes biorthogonales. Les métriques utilisées pour déterminer la qualité de la compression sont le PSNR et le taux de compression TC.

Les résultats ont montré que pour chaque types d'ondelettes, plus le taux de compression augmente, plus la qualité de l'image se dégrade. Il nous a fallu alors trouver un compromis entre Tc et PSNR. Le seuil Th et le niveau de décomposition des ondelettes N ont grand effet sur la qualité de la compression. Les meilleurs résultats ont été obtenu pour le troisième niveau de décomposition de chaque ondelettes et un seuil entre 20 et 30. Il faut mentionner aussi que les ondelettes biorthogonales ont donné les meilleurs résultats pour les même valeurs de seuils Th et niveaux de décomposition N.

Bibliographie

- [1] KADDOUR Chakib « Généralités sur le traitement d'images ».Université- Mouloud Mammeri, (1999). .
- [2] M.Colinet« Le traitement des images », Namur-Faculté universitaire Notre-Dame DE LA PAIX Mai 2004.
- [3] BOUCETA, A Etude de l'effet des transformées des décorrélation en compression des images couleur RGB (Doctoral dissertation, Batna, Université El Hadj Lakhdar .Faculté des sciences de l'ingénieur) (2010).
- [4] [Http: //www.map.toulouse.archi.fr/works/panformation/imagenum/imagenum.htm](http://www.map.toulouse.archi.fr/works/panformation/imagenum/imagenum.htm)
- [5] Lapointe, E. Scanner pour tomographie optique diffuse sans contact à canaux de détection dans le domaine temporel à deux bandes de longueur d'onde pour imagerie intrinsèque et par fluorescence sur petit animal .Université de Sherbrooke(2011).
- [6] <http://www.Kaddour.com>.
- [7] CHAROT, F. (1993). Architectures parallèles spécialisées pour le traitement d'image.
- [8] J.M.Pascal. « La compression des Donnée ou le flux Multimédia sous contrainte» DECOUERTE N23, Décembre 2000.
- [9] C.BOUDRY. « Qu'est –ce qu'une image numérique ».
- [10] A. Françoise. « Mise en ligne d'image 3D traitements » UV projet vo.1 2001.
- [11] D'aviné, compression d'image par Fractales Basé sur la triangulation de Delaunay, thèse Institut National polytechnique de Grenoble, Décembre 1995.
- [12] <https://www.mémoire online.com/07/08/1291/m compression image animée. Codage .ezw.3d1.html>.
- [13] Paeth, A.W, « Image File Compression Made Easy », in Graphics Gems II, James Arvo, editor. Academic Press, San Diego, 1991.ISBN 0-12-064480-0.

Bibliographie

- [14] Cohen, A. (1992). Ondelettes et traitements numérique des images. /INRIA Lecteur Notes.
- [15] C. Diltsm, Numérisés vos collection, RCIP OCTOBRE 2001. <http://www.ching.gc.ca/Français/contenu.Numerique/Guide.Gestionnaire/>
- [16] Jean FRUIT « outils et méthode pour le traitement des images par ordinateur » URL : [http:// etudiant.mev.fr/fruite/trait. Image./an-image.html](http://etudiant.mev.fr/fruite/trait.Image./an-image.html) URFIST de paris 2002.2010.
- [17] Richard Grisel, Florence Astarde, « compression d'images par modélisation des coefficients TCD en lois mélange et quantification adaptative dans l'environnement JPEG », Traitement du signal, vol.14, N°03, pp.301-314,1997
- [18] « <https://fr.wikipedia.org/w/index.php?=-compression-dimage&olid=162657565> »
- [19] Mohammed Ben Abdellah, « Outils de compression et de crypto compression : Application aux images fixes et vidéo », Thèse de Doctorat, Université Mohammed V-agdal, Rabat-Maroc, 2007
- [20] Chassery J -M. M.Melkemi, « Diagramme de voronoi applique à la segmentation d'images et à la détection d'événements en imagerie multi-sources », Traitement du signal, vol.8, N°03, pp.155-164,1991
- [21] J.Fages « JEPEG2000 – Principes, implémentation et évaluation », Mémoire d'ingénieur, Université de Houari Boumediene, 2002
- [22] M. NELSON. «La compression des données». Editions Dunod, 1993.
- [23] R.Soudnia&K.Benmahamed, A. Ali-Pacha, N.Hadj-Said, « compression des images Numériques fixes par les Fractales ». Proceeding FRACTALES 2000. Université Mentouri Constantine, Algérie, Novembre 2000.
- [24] Jean-LucOlivès, Optimisation d'un système imageur à l'aide de critères de qualité visuelle. Thèse présentée en vue de l'obtention du titre de docteur de l'école nationale supérieure de l'aéronautique et l'espace, septembre 1998.

Bibliographie

- [25] P.G.Howard and J.S.Vitter.Arithmetic coding for data compression. Proceedings of the IEEE, 82(6):857-865, 1994
- [26] F.Davoine, compression d'image par fractales basée sur la triangulation de Delaunay, thèse L'INPG, Institut National Polytechnique de Grenoble. Décembre 1995.
- [27] "<http://membres.lycos.fr/compressions/menua.html>", Octobre 2002.
- [28] R.Sylvain, "La compression de Données", Club Photoshop de Nantes. Conférence du 14 octobre 1999.
- [29] J.Francoi-Pillou « La compression des images numérique » lundi 09 décembre 2019 -06 :11
- [30] C. Benoit & A. Dusson, "La compression de données informatiques". Juin 1999.
- [31] C. KADDOUR, S. AISSA BRAHIM "compression des images fixes par fractales basée sur la triangulation de Delaunay et la quantification vectorielle ". Mémoire d'ingénieur, institut d'informatique, USTHB, 2009.
- [32] S. PANCHANTHAN, N. GAMAZ, A. JAIN. « Image scalability using wavelet vector quantization ». Journal of Electronic imaging, April 1996 vol 5(2)/167.
- [33] Z-E. Baarir, A. Ouafi, "Etude de la transformée on ondelette dans la compression d'image fixes», courrier du Savoir, N°5, p69-74, 2004.
- [34] NEJI Nihel. "Conception conjointe sur FPGA d'un décodeur HD H264/AVC utilisant un codage entropique de type CABAC 5", (Doctoral dissertation).
- [35] E. Christophe, « compression des Image Hyper spectrales et son Impact Sur la Qualité des Données », Thèse de doctorat, Ecole nationale supérieure de l'aéronautique et de l'espace, 2006.
- [36] Boudjt, Y, & Brahim, T. E. (2019). Compression d'image sans perte par des techniques du codage source (doctoral dissertation, Université de Jijel).
- [37] Lasgaa, I. Synthèse et Etude comparative sur les méthodes de compression d'images DCT et DWT (Doctoral dissertation, 16-05-2018).

Bibliographie

- [38] M. Shapiro, « Embedded image coding using zero trees of wavelet coefficients », IEEE trans, on Signal processing, vol.44, pp. 3445-3462, Dec .1993
- [39] S.G.Chang, B.Yu, M.Verreri : IEEE Transe, Image Proccession, (2000) 9 p.1522
- [40] Z-E.BAARIR, A.OUAFI « ETUDE DE LA TRANSFORMEE EN ONDELETTES DANS LA COMPRESSION D'IMAGE FIXES » N_{05} , juin 2004, pp.69-74.
- [41] Boudjt, Y, &Brahimi, T.E. « compression d'image sans perte par des techniques du codage surce » doctoradissertation, université de jijel.2019
- [42] Christophe Damerval « ondelettes pour la détection de caractéristiques en traitement d'image. Application à la détection de région d'intérêt » Mathématique [math], Université Joseph-fourrier-Grenoble 2008, Français
- [43] I.Daubechies, Téléacteurs on wavelets, society for industrial and appelizmathématique, Philadelphia, Pennsylvania. (1992),
- [44] Cas, ensmp, fr/chaplais/wave tour-presentation/ondelettes-biorthogonal.html
- [45]
https://www2.ulb.ac.be/cours/acohen/travaux_2006_infodoc/CompressionNumerique/SansPerteHuffman.htm
- [46] M.Lahdir, S.Ameur, L.Akrour, « compression images par paquetaetd'ondelettes », Fith International conference: Sciences of Electronic, technologies of information and telecommunications (SETIT 2009), Tunisia, March 22-26, 2009.