Sommaire

DÉDICACE I
REMERCIEMENTS II
RÉSUMÉ III
SOMMAIRE..... IV
LISTE DES TABLEAUX VIII
LISTE DES FIGURES IX
LISTE DES ABRÉVIATIONS XI

Introduction général……..……..…….……..… XII

Chapitre01 : Généralité sur les images

1 Introduction.....1
2Définition de l'image……..1
3 Image numérique 1
4 Caractéristiques d'images.....1
4.1 Pixel 1
4.1.1 Texture 2
4.1.2 Dimension 2
4.1.3 Résolution..... 2
4.1.4 Bruit..... 2
4.1.5 Histogramme 2
4.1.6 Contours 3
4.1.7 Luminance..... 3
4.1.8 Contraste..... 3
3.1.10 Connexité..... 3
5 .Types d'images.....4
5.1 Images matricielles 4
5.2 Images vectorielles..... 5
6 .Codages des couleurs 6
6.1 Image noir et blanc..... 6
6.2 Niveaux de gris 6

6.3 Image couleur 7

6.3.1 Modèle RVB 7

6.3.2 Le modèle CMJ (CYAN, MAGENTA, JAUNE) 8

6.3.3 Le modèle (TEINTE, SATURATION, LUMINOSITÉ) 9

6.3.4 Les modèle de LA CIE (Commission International de L'éclairage) 10

6.3.5 Le modèle de la CIE XYZ 10

6.3.6 Le modèle LAB 11

7 .Formats d'image 11

8.Les techniques fondamentales en traitement d'images 13

9.Conclusion 13

Chapitre02 : Etat d'art en compression d'image

1 Introduction 14

2 Compression des données 14

2.1 Compression sans perte 14

2.2 Compression avec pertes 15

3 Compression d'image 15

3.1 Méthodes de codage sans perte 16

3.1.1 Méthodes statistique 16

3.1.2 *Méthode par Répétition* 20

3.1.3 Méthodes Par dictionnaire 21

3.2 Méthodes de codage avec perte 23

3.2.1 La compression par fractale 23

3.2.2 Compression d'images par transformées 24

4 .Mesures de performance 28

4.1.1 Taux de compression 28

4.1.2 Entropie 28

4.1.3 Mesures de distorsion 29

5 .Conclusion

Chapitre 03 :Les ondelettes

1 Introduction 30

2 Historique 30

3 Transformation de Fourier 31

4 Transformée de Fourier à fenêtre glissante (à court terme). 32

5 La transformé en ondelettes : 32

5.1.1 Transformée en ondelettes continue (TOC): 33

5.1.2 La transformée en ondelettes discrètes 33

6 Analyse multirésolution 34

7 Transformée en Ondelette à deux Dimensions 35

8 Propriétés des ondelettes 36

8.1 Symétrie 36

8.2 Moments nuls 36

8.3 La régularité 37

9 Famille d'ondelette 37

9.1 Ondelette de Haar : 37

9.2 Ondelette de Daubechies : 37

9.3 Symlets : 38

9.4 Coiflets : 39

9.5 Ondelette de Meyer : 39

10.Conclusion 40

Chapitre 04 : Résultats et discussion

1 .Introduction 41

2 .Environement de travail : 41

2.1 NetBeans 41

2.2 Matlab 41

3.L'algorithme utilisé..... 41

4.Base D'image utilisée 43

5.Choix des ondelettes 44

6.Résultats et discussion : 45

7.Concluions 51

Conclusion général .....……52

Table. 1.1 Exemple de représentation des couleurs dans l'espace RVB…….…..08
Table. 2. 1Occurrences huffman…….……..……..17
Table 4.1: Résultat Figure 4.2, niveau 01……..……46
Table 4.2: Résultat Figure 4.3, niveau 01…….…….……...46
Table 4.8: Résultat Figure 4.3, niveau 01…….……47
Table 4.4: Résultat Figure 4.2, niveau 03……..49
Table 4.5: Résultat Figure 4.3, niveau 03…..……...……49
Table 4.6: Résultat Figure 4.4, niveau 03……...……..50

Figure.1.1 : pixel dans une image couleur…….……02
Figure.1.2 : histogramme d'image……..…….03
Figure.1.3 : Le voisinage à 4-connexité…….….…....04
Figure.1.4 : Voisinage a 8 connexités……...……..04
Figure.1.5 : Image matricielle…….……04
Figure.1.6 : Image vectorielle…….……06
Figure.1.7 : Image 'fleur' 256 niveaux de gris (taille : 336 ko)……..…….……07
Figure.1.8 : Image 'fleur' 16 niveaux de gris (taille : 170 ko)…….…….….…07
Figure.1.9 : Les trois couleurs primaires additives de lumière : Rouge, Vert, et Bleu……..……07
Figure.1.10 : Les couleurs primaires de lumière et leur complémentaires ……..……..09
Figure.1.11 : La teinte, la saturation, et luminosité représentées sur une roue de couleur ……...09
Figure.1.12 : Représentation du modèle CIE XYZ par le triangle de Maxwell……....……10
Figure.1.13 : Le modèle CIE LAB…….….…...11
Figure.1.14: Schéma générale de traitements d'images ……...…..…….…….13
Figure. 2.1: vision simplifiée de la compression sans perte…….…….….14
Figure.2.2 : vision simplifiée de la compression avec perte. Ici, on suppose que Z ≈ X.....15
Figure.2.3 : Types et méthodes de compression d'image…….....16
Figure.2.4 : Codage huffman : liaison des plus petites occurrence……...……18
Figure.2.5 : Arbre de Codage huffma…….18
Figure.2.6 : Diagramme de la compression par les transformées…….....…….24
Figure.2.7 : Quantification scalaire (QS)……...……..…26
Figure.2.8 : Schéma de compression JPEG……...……..…27
Figure.3.1 : Transformé de Fourier ……..……..……31
Figure.3.2 : Transformée de Fourier à fenêtre glissante ……...…….32
Figure.3.3 : Représente la nature hiérarchique de l'analyse multi résolution……..……..35
Figure.3.4 : Représentation de la TOD d'une image…….....……..35
Figure.3.5 : Modèle de l'analyse multi-résolution 2D……...……36
Figure.3.6 : Fonctions d'échelles et ondelettes de Daubechies pour N = 2, 4, 8……...…..……...38
Figure.3.7 : Fonction d'échelle et ondelette Symlets pour N = 8……...……39
Figure.3.8 : Fonction d'échelle et ondelette Coiflets pour N = 5……...……39
Figure 3.9 : Fonction d'échelle et ondelette de Meyer……..…….40
Figure 4.1 :Algorithme de compression/décompression d'image……..42
Figure 4.2: Image radio représentent une fissure de la nuque ……...43
Figure 4.3 : Image IRM crânien …….43
Figure 4.4 : Image d'IRM cerveau……..44
Figure 4.5 :Décomposition niveau 01 d'image IRM……..45

Figure 4.6 : Image original VS image reconstruite, bior2……..46
Figure 4.7 : Image original VS image reconstruite ,HAAR……...47
Figure 4.8 : Image original VS image reconstruite, bior2.2……...47
Figure 4.9 :Décomposition figure 4.3 niveau 03……...……48
Figure4.10 : Image original VS image reconstruite , sym8……49
Figure 4.11: Image original VS image reconstruite ,HAAR……..50
Figure 4.12 : Image original VS image reconstruite ,coif1……50

Rapport-Gratuit.com

CMJN : Modèle CMJ utilisant le noire
TCD : Transformée en cosinus discrète.
TOD : Transformée en ondelettes continue.
TOC : Transformée en ondelettes discrète.
FFT : Transformée de Fourier rapide.
JPEG : Joint Photographic Expert Group.
JPEG2000 : Standard de compression d'images fixes récent, introduit par JPEG.
MSE : Erreur quadratique moyenne.
PSNR : Rapport signal sur bruit crête.
SNR : Rapport signal sur bruit.
RC : Rapport de compression.
BPP : bit par pixel.
QS : Quantification scalaire
QV : Quantification vectoriel
RLE : Codage de longueur de séquence.
AC : Codeur arithmétique.
LZW : Lempel Zip Welch.
GIF : Graphic Interchange Format.
BWT Transformée de Burrows-Wheeler
MTF : Move-to-front.

Vu l'importance de l'image, et la grande quantité d'information qu'elle peut Contenir le monde s'intéresse de plus en plus à l'image et tends vers extraire de mieux ses information et facilité son utilisation dans nos vie

En effet, l'image a touché plusieurs domaines de notre vie : la médecine, la météo, la télécommunication, la cartographie, la géologie, etc.

Avec le développement de l'outil informatique, plusieurs techniques de traitement des images ont vu le jour . Parmi les nombreux traitements qu'on peut effectuer sur les images, on retrouve l'opération de compression des images. Cette opération devient plus que nécessaire vu le volume important d'information mis en œuvre lors de l'utilisation des images numériques.

La compression présente un intérêt évident pour la transmission des images qui peut s'avérer délicate du fait des bandes passantes existantes limitées.

Les méthodes de compression d'images être classées suivant la nécessité de récupération parfaite ou non de l'information originale en deux grandes catégories :La compression sans pertes d'information ou réversible qui a l'avantage de préserver la qualité de l'image originale, mais avec un taux de compression relativement faible et la compression avec pertes qui regroupe des algorithmes caractérisés par leur taux de compression assez élevé tout en gardant le mieux possible une acceptable qualité de l'image originale.

Dans ce mémoire nous allons nous intéressé a la deuxième méthode intitulés la compression d'image avec perte , que nous allons appliqué sur des images médicaux au niveaux de gris, plus précisément la norme de compression d'images JPEG 2000 (Joint Photographic Expert Group) basée sur les ondelettes .Cette nouvelle méthode, récemment proposée dans la littérature scientifique, a reçu une attention particulière d'un grand nombre de chercheurs depuis les années 80.

Nous avons donc choisi de diviser ce mémoire de master en quatre chapitres :

Le premier chapitre donne d'une manière général un aperçu sur les images numérique leur type et caractéristique, aussi les formats existant et le codages des couleurs finalement un aperçus sur les technique de traitement d'image

Le deuxième chapitre présente les concepts généraux de compression d'images fixes, les étapes principaux des l'algorithmes de compression avec et sans perte avec les différent méthodes existant.

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

Nous introduisons dans le troisième chapitre, les ondelettes, leurs définition, leur propriété principale, types et familles d'ondelettes.

Dans le dernier chapitre de ce mémoire nous allons présenter les discussion et résultats obtenue de la compression des images par notre algorithme

Le mémoire s'achève par une conclusion générale et quelques perspectives

Chapitre 01

Généralité sur les images

1 Introduction

Avec la parole, l'image constitue l'un des moyens les plus importants qu'utilise l'homme pour communiquer avec autrui. 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.

C'est aussi le moyen le plus efficace pour communiquer, chacun peut analyser l'image à sa manière, pour en dégager une impression et d'en extraire des informations précises.

De ce fait, le traitement d'images est l'ensemble des techniques opérant sur celles-ci, dans ce chapitre nous présentons l'image numérique et ses caractéristique .type d'image existant avec les différents avantages et inconvénients de chaque type , le codages de couleur les format d'image et finalement les technique de traitement fondamentale qui peuvent subvenir a cette dernière.

2 Définition de l'image

L'image est une représentation d'une personne ou d'un objet par la peinture, la sculpture, le dessin, la photographie, le film, etc. C'est aussi un ensemble structuré d'informations qui, après affichage sur l'écran, ont une signification pour l'œil humain

3 Image numérique

Une image numérique est une image dont le support est stocké sous forme binaire dans un fichier informatique. Celle-ci peut être obtenue soit à partir de capteurs optiques (appareil photo, caméra, scanner…)

Elle est aussi une image dont la surface est divisée en éléments de tailles fixes appelés cellules ou pixels, ayant chacun comme caractéristique un niveau de gris ou de couleurs prélevé à l'emplacement correspondant dans l'image réelle, ou calculé à partir d'une description interne de la scène à représenter

4 .Caractéristiques d'images[1]

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

4.1 Pixel

Le pixel, abrégé px, est une unité de surface permettant de définir la base d'une image numérique. Son nom provient de la locution anglaise picture element, qui signifie, « élément d'image » ou « point élémentaire ».

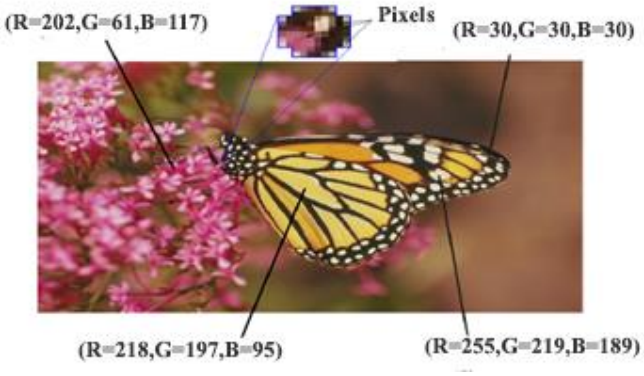

Figure 1.1 : pixel dans une image couleur

4.1.1 Texture

Une texture est une région dans une image numérique qui a des caractéristiques homogènes. Ces caractéristiques sont par exemple un motif basique qui se répète, ou des caractéristiques fréquentielles. Une texture est composée de texels, l'équivalent des pixels.

4.1.2 Dimension

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

4.1.3 Résolution

La résolution d'une image est définie par le nombre de pixels par unité de longueur. Usuellement, on compte le nombre de pixels par pouce (1 pouce = 2,54 cm, noté ppp ou dpi) ou par centimètre.

Plus le nombre de pixels par unité de longueur est élevé, plus la quantité d'information décrivant l'objet est importante donc la résolution est grande. Son corolaire est une taille de fichier de plus importante

4.1.4 Bruit

Un bruit (parasite) dans une image est considéré comme un phénomène de brusque variation de l'intensité d'un pixel par rapport à ses voisins, il provient de l'éclairage des dispositifs optiques et électroniques du capteur.

4.1.5 Histogramme

L'histogramme d'une image est une fonction qui donne la fréquence d'apparition 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 certaines propriétés sur une image, on modifie souvent l'histogramme correspondant.

Il permet de donner un grand nombre d'information sur la distribution des niveaux de gris (couleur) et de voir entre quelles bornes est repartie la majorité des niveaux de gris (couleur) dans les cas d'une image trop claire ou d'une image trop foncée.

Il peut être utilisé pour améliorer la qualité d'une image (Rehaussement d'image) en introduisant quelques modifications, pour pouvoir extraire les informations utiles de celle-ci.

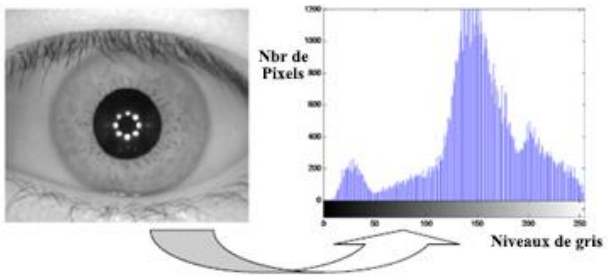

Figure 1.2: histogramme d'image

4.1.6 Contours

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.

4.1.7 Luminance

C'est le degré de luminosité des points de l'image. Elle est définie aussi comme étant 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.

4.1.8 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. Le contraste est défini en fonction des luminances de deux zones d'images.

Si L1 et L2 sont les degrés de luminosité respectivement de deux zones voisines A1 et A2 d'une image, le contraste C est défini par le rapport : $C = \frac{L1 - L2}{L1 + L2}$

3.1.10 Connexité :

En traitant une image, on est souvent amener à se déplacer dans celle-ci. Un déplacement doit souvent obéir à des règles de voisinage, on utilise généralement deux types de voisinage : le voisinage à 4-connexité (4 pixels voisins, Figure 1.3) et le voisinage à 8-connexité (8 pixels voisins, Figure 1.4).

Deux pixels seront considérés comme connexes (appartenant au même objet donc) s'ils satisfont deux critères:

- d'une part un critère de similarité (par exemple même niveau de gris)
- s'ils sont adjacents (voisins)

Figure 1.3 : Le voisinage à 4-connexité

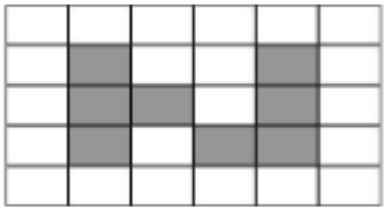

Figure 1.4 : Voisinage a 8 connexité

5 .Types d'images[2]

5.1 Images matricielles

Encore appelée image bitmap, l'image matricielle se représente sous forme d'une matrice de points (image binaire : points allumés et points éteints; image couleur : points de couleur définie). Ces points codés sont rangés en lignes et en colonnes avec la correspondance simple suivante : un élément de la matrice (point codé) correspond à un point de l'écran de l'ordinateur.

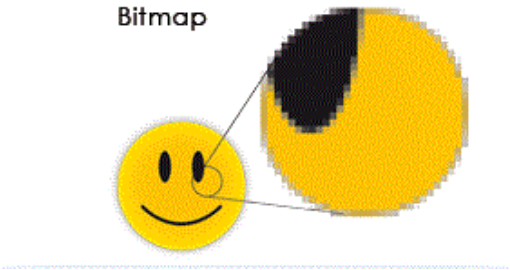

Figure 1.5 : image matricielle

- Les avantages de l'image matricielle

Les mécanismes d'affichage sont simples du fait du codage des points; les dispositifs principaux de visualisation sont d'ailleurs des dispositifs qui affichent des suites de points (balayage).

Les images complexes ne peuvent être codées que sous forme matricielle, la disposition des points de l'image ne suivant pas nécessairement un ordre logique.

L'application d'algorithmes de traitement d'image est facilitée par la structure matricielle de l'image

La conversion de format est également facilitée puisque elle se résume à une transformation matricielle

Chaque partie d'une image matricielle est, en principe, indépendante d'une autre partie non jointive; par suite une dégradation d'une partie de l'image n'entrain pas la dégradation totale de l'image.

- Les inconvénients de l'image matricielle

L'image matricielle contient un nombre fixe de points appelé résolution (nombre de points par ligne x nombre de points par colonne); un dispositif de restitution contient, lui-aussi un nombre fixé de points qui constitue une résolution généralement différente de la première.

Les modifications spatiales d'une image matricielle, simples dans leur principe, impliquent toutefois un temps de calcul important et présentent certains problèmes : perte d'information par réduction de taille, effets d'escalier,.

Dans une image matricielle, le nombre de points à traiter est très grand, ce qui rend nécessaire l'emploi de processeurs performants.

Les fichiers bitmap sont de gros consommateurs d'espace mémoire; un document de haute résolution nécessite couramment une dizaine de Mo par image !

5.2 Images vectorielles

L'image vectorielle est adaptée au travail sur des objets dont on connaît les paramètres de traçage ; elle est décrite en termes de formes élémentaires : lignes, cercles, rectangles, splines, courbes de Bézier, ... Les formes sont décrites par des attributs géométriques et par des attributs d'épaisseur, de couleur, de type, ... Une opération d'affichage ou d'impression nécessite une conversion en mode point (calculs) à cause des périphériques qui sont généralement en mode point.

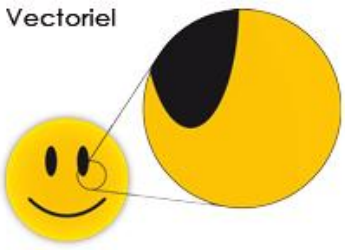

Figure 1.6: image vectorielle

- Les avantages de l'image vectorielle

Indépendance vis à vis des périphériques : une image vectorielle est une image symbolique interprétable (théoriquement) par chaque type de périphérique. Les modifications spatiales de l'image sont relativement souples car elles consistent en opérations géométriques ne conduisant pas à la perte d'information.

La taille d'une image vectorielle n'est en fonction que de sa complexité; une image très complexe est de l'ordre de 1 à 2 Mo.

- Les inconvénients sont les suivants :

Les images d'origine analogique comme les photographies sont difficilement transformées en images vectorielles du fait de leur complexité.

L'affichage implique des calculs car il faut transformer l'image vectorielle en une image matricielle. Un fichier vectoriel est en fait un programme; une dégradation Postscript permet d'atténuer cette difficulté)

6 .Codages des couleurs [3]

Une image apparait comme une matrice où chaque case contient des nombres associés à une couleur. Usuellement on distingue 3 grands types de couleurs pour une image numérique :

6.1 Image noir et blanc

Le noir et blanc est le plus simple. Le contenu de chaque case de la matrice est soit un 0 (noir) soit 1 (blanc). Le nombre de couleurs n'est que de 2 et le rendu de l'image le moins performant mais parfois suffisant dans le cadre par exemple de documents scripturaux.

6.2 Niveaux de gris

Le codage dit en niveaux de gris permet d'obtenir plus de nuances que le simple noir et blanc. Il offre des possibilités supplémentaires pour coder le niveau de l'intensité lumineuse.

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

La couleur est codée souvent sur un octet soit 8 bits ce qui offre la possibilité d'obtenir 256 niveau de gris (0 pour le noir et 255 pour le blanc). On peut aussi le faire avec 16 niveaux de gris (4 bits).

Figure 1.7 Image 'fleur' 256 niveaux de gris (taille : 336 ko)

Figure 1.8 Image 'fleur' 16 niveaux de gris (taille : 170 ko)

6.3 Image couleur

La couleur d'un pixel est obtenue, comme le ferait un peintre, par le mélange de couleurs fondamentales. Il ne s'agit pas ici de décrire toutes les techniques utilisées. Nous allons décrire un des principes les plus couramment utilisé qui est celui de la synthèse additive.

6.3.1 Modèle RVB

Le principe consiste à mélanger les 3 couleurs : rouge, vert et bleu (noté RVB ou RGB en anglais).

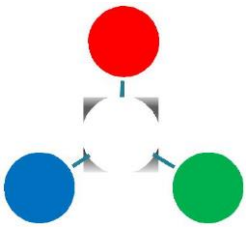

Figure 1.9 :Les trois couleurs primaires additives de lumière : Rouge, Vert, et Bleu

A l'aide de ces 3 couleurs, on obtient toute une palette de nuances allant du noir au blanc. A chaque couleur est associé un octet (donc 256 niveaux de luminosité) de chacune des couleurs fondamentales

Couleur	Noir	bleu pâle	vert pâle	Rose	Bleu	vert	rouge	Blanc
R	0	120	120	150	120	120	255	255
V	0	120	150	120	120	255	120	255
B	0	150	120	120	255	120	120	255

Tableau. 01.01 Exemple de représentation des couleurs dans l'espace RVB

Un pixel ‘couleur’ est alors codé avec 3 octets et on a alors la possibilité d’obtenir 224 possibilités de couleurs soit de l’ordre de 16 millions de couleurs différentes.

Pour réduire la place occupée par l'information de couleur, on utilise une palette de couleurs « attachée » à l'image. On parle alors de couleurs indexées : la valeur associée à un pixel ne véhicule plus la couleur effective du pixel, mais renvoie à l'entrée correspondant à cette valeur dans une table (ou palette) de couleurs, dans laquelle on dispose de la représentation complète de la couleur considérée.

Selon le nombre de couleurs présentes dans l'image, on peut ainsi gagner une place non négligeable : on considère en pratique que 256 couleurs parmi les 16 millions de couleurs 24 bits sont suffisantes

6.3.2 Le modèle CMJ (CYAN, MAGENTA, JAUNE)

C’est un modèle basé sur les couleurs secondaires du modèle RVB et il est utilisé surtout pour les tâches d’impression (sur papier). Cyan, magenta et le jaune sont les couleurs complémentaires des couleurs : rouge, vert et bleu. Comparé au modèle RVB, aucune des composantes du CMJ est une couleur pure. Il est impossible de créer un noir pur en utilisant ce modèle. Pour surpasser ce problème, le modèle CMJ a été étendu vers un autre modèle nommé CMJN qui utilise le noir (N) comme une quatrième couleur

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

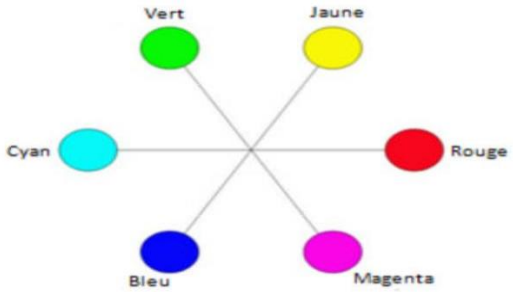

Figure 1.10 Les couleurs primaires de lumière et leur complémentaires (couleurs secondaires)

6.3.3 Le modèle (TEINTE, SATURATION, LUMINOSITÉ)

Un modèle de couleur dérivé de la façon dont les couleurs apparaissent à un observateur (humain) est le modèle TSL. Ce modèle peut être représenté sous forme d'un cylindre, mais généralement il est représenté sous forme d'un cône. Comme le démontre la Figure 5, la teinte représente le composant chromatique dans ce modèle et c'est la définition d'une couleur par la combinaison des couleurs primaires. La saturation se rapporte à la dominance d'une teinte particulière dans une couleur. Une couleur moins saturée est plus proche du blanc tandis qu'une couleur plus saturée est plus proche de la couleur pure trouvée sur l'arête externe du diagramme de la roue de couleurs de TSL (vers les couleurs pures). La luminosité d'une couleur se rapporte à l'intensité (la légèreté ou la noirceur de la couleur). Malgré que les deux composants semblent être similaires, ils ont des effets différents sur la visibilité d'une couleur

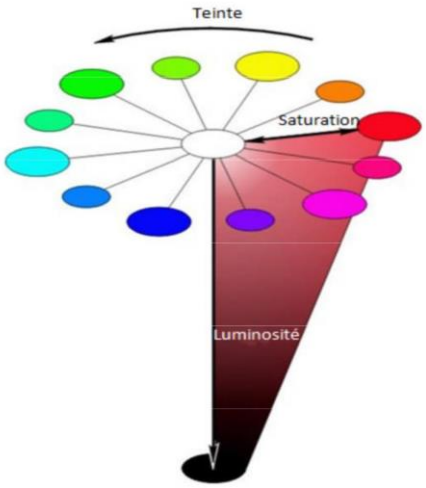

Figure 1.11 : La teinte, la saturation, et luminosité représentées sur une roue de couleurs sous forme d'un cône.

6.3.4 Les modèle de LA CIE (Commission International de L'éclairage)

Dans le but de favoriser la compréhension de la couleur, la CIE (Commission International de l'Eclairage), autorité spécialisée dans tout ce qui touche à la lumière, à l'éclairage, à la couleur et aux espaces chromatiques, a adopté des normes dans les années 1930 à propos de plusieurs espaces chromatiques représentant le spectre visible. Cela a rendu la comparaison possible entre les différents espaces chromatiques des différents écrans d'affichage et périphériques sur le marché.

La CIE a mené un ensemble de tests sur un grand nombre de personnes afin de définir un observateur humain moyen hypothétique et sa réaction à la couleur, soit un profil désigné comme `` l'observateur de référence``.

L'œil humain possédant trois types de capteurs de couleurs qui réagissent à des plages de longueurs d'ondes différents, il faudrait un diagramme tridimensionnel pour obtenir une représentation complète de la totalité des couleurs visibles.

6.3.5 Le modèle de la CIE XYZ

La CIE a développé le système chromatique XYZ (Figure 1.12), également connu sous l'appellation "système chromatique de référence". Il est toujours utilisé comme système de référence habituel pour la définition des couleurs perçues par l'œil humain et pour d'autres espaces chromatiques. Tout comme le modèle chromatique RGB et ses primaires additives, le système CIE-XYZ (utilise trois primaires imaginaires définies spectralement (XYZ représentent trois couleurs primaires fictives ou imaginaires qui n'ont pas de corrélat physique réel i.e. il n'existe pas de sources de lumières réelles ou lampes qui aient ces couleurs. XYZ sont des entités mathématiques conçus pour faciliter les calculs de repérage en couleur.), X, Y et Z, qui sont la représentation de couleurs (ondes électromagnétiques) pouvant se combiner pour décrire toutes les couleurs visibles pour "l'observateur de référence"

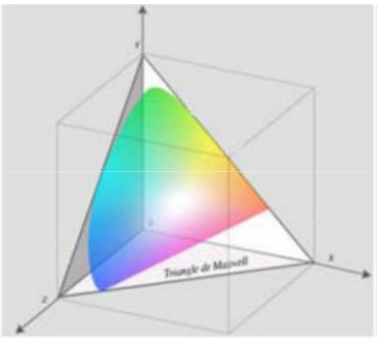

Figure. 1.12 : Représentation du modèle CIE XYZ par le triangle de Maxwell

6.3.6 Le modèle LAB

Le modèle chromatique LAB (Figure 1.13) a été développé par la CIE en 1976 dans le but d'améliorer la représentation des couleurs. Il s'agit du modèle chromatique le plus complet utilisé conventionnellement pour décrire l'ensemble des couleurs visibles pour l'œil humain. Il s'agit d'un espace chromatique tridimensionnel dans lequel les différences de couleurs perçues comme étant d'importance égale sont également séparées par des distances égales. Chaque couleur peut être précisément désignée à l'aide de ses valeurs a et b spécifiques et de sa luminosité

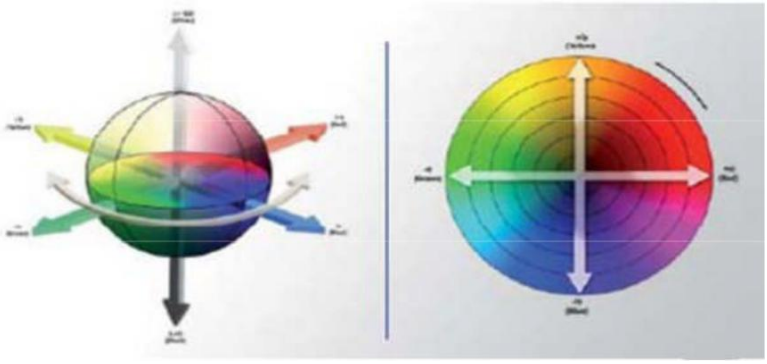

Figure 1.13 : Le modèle CIE LAB

Les trois paramètres du modèle représentent la luminance de la couleur, L (le niveau L le plus faible donne du noir), sa position entre le rouge et le vert, a (le niveau a le plus faible donne du vert) et sa position entre le jaune et le bleu, b (le niveau b le plus faible donne du bleu), en fonction d'un point blanc de référence. Cependant, l'avantage de cet espace chromatique est son indépendance par rapport au matériel, et l'objectivité qui en résulte. La même combinaison de a, b et L décrit toujours exactement la même couleur

7 .Formats d'image[4]

Lors de son enregistrement une image est stockée suivant un format d'image précis. Ce format doit permettre de stocker l'information de l'image avec un minimum de perte d'informations. Il existe ainsi différents formats qui pourront favoriser soit la conservation de la qualité soit la diminution de la taille du fichier informatique.

JPEG (également appelé JPG) Joint Photographic Experts Group.

Le JPEG est un format à perte, qui élimine donc des informations, mais un des points forts de JPEG est que son taux de compression est réglable. Un compromis doit cependant être fait entre le taux de compression et la qualité de l'image comprimée.

Le format JPEG sauvegarde davantage d'informations couleur que le format GIF et garantit de ce fait un nombre élevé de couleurs. La compression flexible rend possible une réduction de la taille du fichier JPEG sans avoir trop d'impact sur la qualité de l'image.

JPEG 2000 Le JPEG 2000 est capable de travailler avec ou sans pertes, utilisant une transformation en ondelettes (méthode d'analyse mathématique du signal). En compression irréversible, JPEG 2000 est plus performante que la méthode de compression JPEG. On obtient donc des fichiers d'un poids inférieur pour une qualité d'image égale.

Les performances en compression de JPEG 2000, sont meilleures que JPEG. La résistance aux erreurs de transmission, le codage sans pertes, et les diverses extensions visant diverses applications font l'intérêt de la norme.

GIF Le Graphics Interchange Format : GIF Ce format utilise l'algorithme de compression sans perte le format GIF a été étendu pour permettre le stockage de plusieurs images dans un fichier. Ceci permet de créer des diaporamas, voire des animations si les images sont affichées à un rythme suffisamment soutenu. Chaque image d'une animation peut avoir sa propre palette, ce qui permet de créer des images contenant 16.777.215 couleurs simultanément, mais d'une taille non négligeable.

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

TIFF Le Tagged Image File Format généralement abrégé TIFF est un format de fichier pour image numérique.

Le TIFF non compressé est un format courant et lu par beaucoup des logiciels de traitement d'image matricielle.

Il permet d'utiliser de nombreux types de compression, avec ou sans perte de données.

SVG ScalableVectorGraphics (SVG). C'est un format de fichier permettant de décrire des ensembles de graphiques vectoriels .Les coordonnées, dimensions et structures des objets vectoriels sont indiquées sous forme numérique.

Chaque forme crée est facilement modifiable, soit en bougeant des points, soit en changeant la couleur, Il en est de même pour le texte ; ce qui génère un énorme avantage au niveau des schémas par exemple.

8 .Les techniques fondamentales en traitement d'images

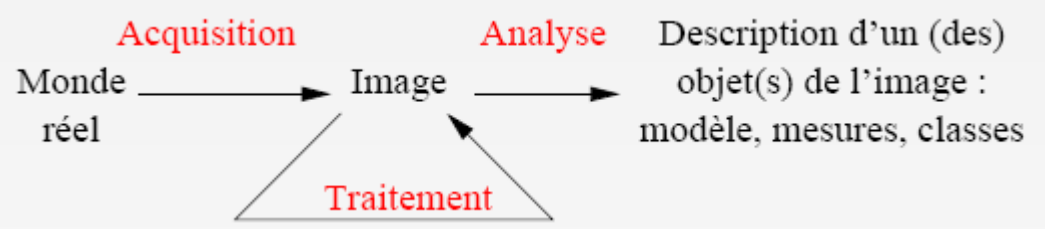

Figure 1.14 schéma générale de traitements d'images

On désigne par technique de traitement d'image toutes les techniques ayant pour but la modification des caractéristiques chromatique des pixels d'images, le traitement d'image est une discipline de l'informatique et des mathématiques appliqué qui étudie les images numérique et leur transformation

Le traitement d'image et souvent synonyme d'amélioration des images avec pour but l'obtention d'une grande lisibilité, il n'y a pas de création de l'information mai une mise en évidence de l'information pertinente déjà présente, parmi les techniques utilisé ; le rehaussement, la segmentation, la restauration, La reconnaissance, et la compression avec ses deux type.

9 .Conclusion

Dans ce chapitre nous avons définit l'image numérique ainsi que ses multiple caractéristiques à savoir : texture , dimension , pixel ,résolution, bruits, histogramme, contour, luminance, contraste et connexité , puis on a présenté les différent type d'image (vectorielle et matricielle) les codage des couleur, et quelque format d'image on a clôturé le chapitre par un aperçu sur le traitement d'image .

Chapitre 02

Etat d’art en compression d’image

1 Introduction

Les méthodes de compression et de codage réduisent le nombre moyen de bits par pixel à stocker ou à transmettre, en exploitant la redondance informationnelle de l'image. A cet effet, plusieurs recherches scientifiques ont contribué à la naissance de diverses méthodes de compression. Notons que la compression d'images est divisée en deux axes principaux : compression sans perte et celle avec perte. Le premier type de compression, utilise uniquement le principe de la réduction de l'information et n'engendre pas de perte, le deuxième type, définit une représentation approximative de l'information.

Dans ce chapitre nous allons commencer par définir la notion de compression des données avec ses deux types, puis nous détaillerons chaque type avec ses méthodes nous présenterons les avantage et les inconvénients

2 Compression des données [5]

La compression peut être définie comme étant un système dont l'entrée est une donnée sans compression et la sortie est un flux de données numériques relativement court représentant la donnée compressée. Le processus inverse est appelé décompression permettant la reconstruction de l'image à partir du flux de données numériques. Parfois, les systèmes de compression et de décompression ensembles sont appelés "Codec" (codage pour compression et décodage pour décompression). Suivant la qualité de sortie de ces systèmes en distingue deux types de méthodes de compression:

2.1 Compression sans perte [6]

La compression est dite sans perte lorsqu'il n'y a aucune perte des données sur l'information d'origine. Il y a autant d'information après la compression qu'avant. L'information à compresser est vue comme la sortie d'une source de symboles qui produit des textes finis selon certaines règles. Le but est de réduire la taille moyenne des textes obtenus après la compression tout en ayant la possibilité de retrouver exactement le message d'origine.

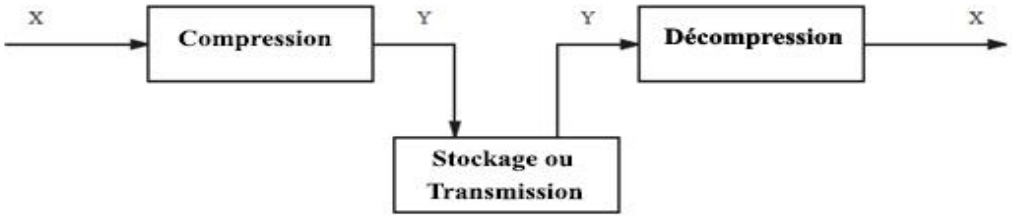

Figure 2.1 Vision simplifiée de la compression sans perte.

2.2 Compression avec pertes [7]

La compression avec pertes ne s'applique qu'aux données « perceptuelles », en général sonores ou visuelles, qui peuvent subir une modification, parfois importante, sans que cela ne soit perceptible par un humain. La perte d'information est irréversible, il est impossible de retrouver les données d'origine après une telle compression. La compression avec perte est pour cela parfois appelée compression irréversible ou non conservatrice.

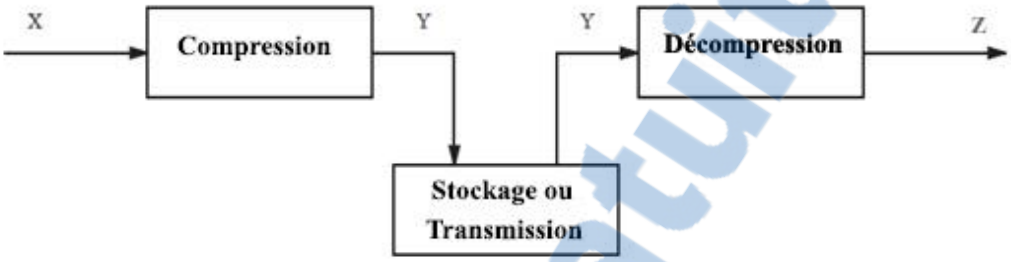

Figure 2.2 Vision simplifiée de la compression avec perte. Ici, on suppose que Z ≈ X.

3 Compression d'image

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

La compression sans perte est parfois préférée pour des images artificielles telles que les schémas, les dessins techniques.

Des méthodes de compression sans perte peuvent également être préférées pour garder une grande précision, tel que pour des balayages médicaux, ou des numérisations d'images destinées à l'archivage. Les méthodes avec perte sont particulièrement appropriées aux images normales telles que des photos dans les applications où une perte mineure de fidélité (parfois imperceptible) est acceptable.

Rapport-Gratuit.com

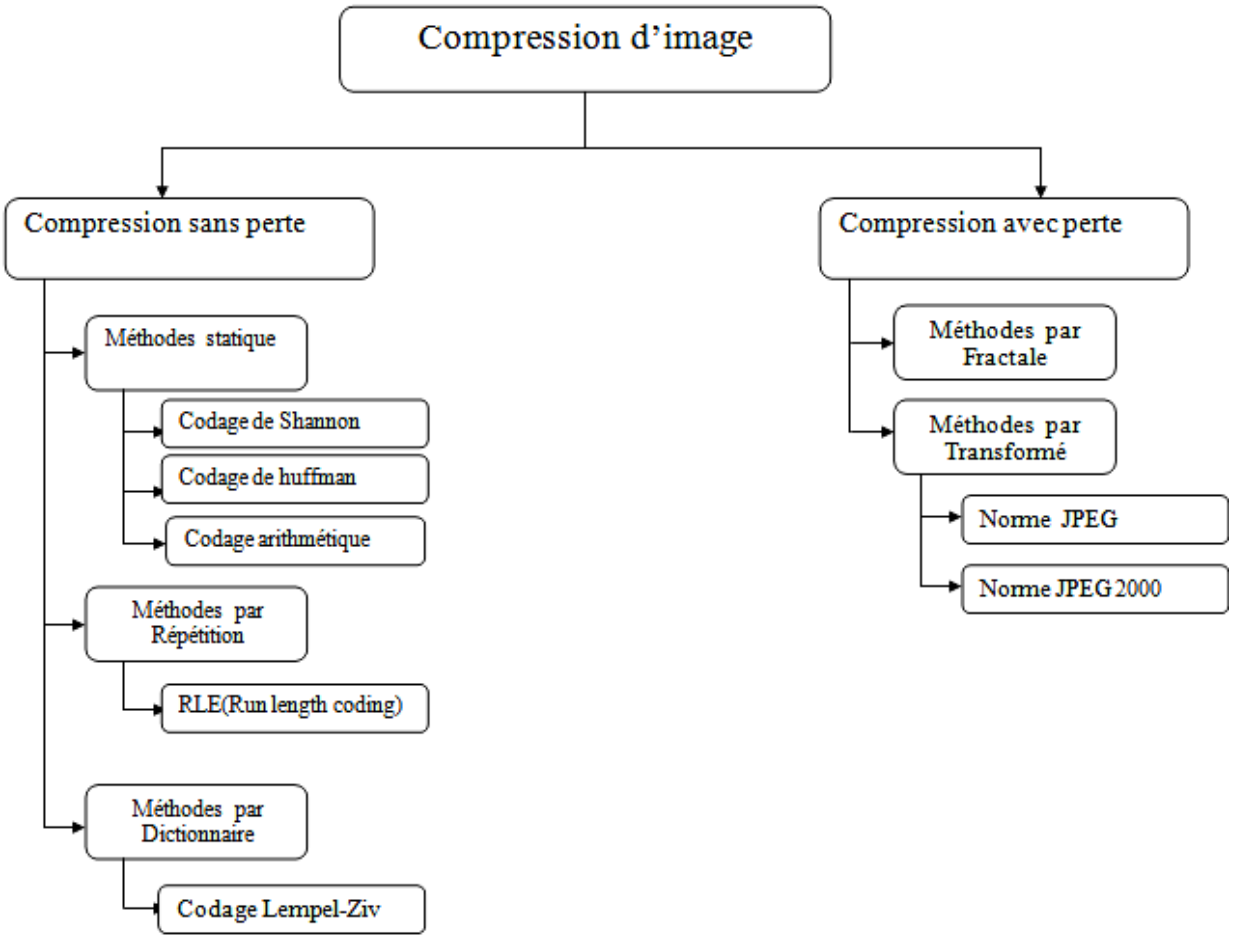

Figure 2.3 Types et méthodes de compression d'image.

3.1 Méthodes de codage sans perte[8]

3.1.1 Méthodes statistique

Cette méthode s'appuie sur le fait que les données en entrée peuvent être compressées en utilisant un nombre variable de bits pour encoder les différents symboles. Les symboles les plus fréquents sont ainsi codés sur un nombre réduits de bits; les économies peuvent atteindre des taux de 50% voire plus (le pire cas étant le cas équiprobable...). En pratique, il faut également stocker une table de symboles.

3.1.1.1 Codage de Shannon

Utilisé dans les années cinquante, le code de Shannon-Fano est le premier code à avoir exploité la redondance d'une source.

Tous les symboles à compresser sont triés selon leur probabilité, et l'ensemble trié des symboles est coupé en deux parties de telle façon que les probabilités des deux parties soient le plus proche possible de l'égalité (la probabilité d'une partie étant égale à la somme des probabilités des différents symboles de cette partie). Tous les symboles de la première partie

sont codés par un 0 suivi de leur code de Shannon-Fano en ne prenant en compte que les symboles de la première partie, et tous les symboles de la seconde partie sont codés par un 1 suivi de leur code de Shannon-Fano en ne prenant en compte que les symboles de la seconde partie, récursivement. Lorsqu'une partie ne contient qu'un seul symbole, celui-ci est représenté par un code vide (de longueur nulle)

L'approche du codage de Shannon-Fano est descendante : l'algorithme part de l'ensemble des symboles et divise cet ensemble récursivement jusqu'à arriver à des parties ne contenant qu'un seul symbole.

L'inconvénient de cette approche est que, lorsqu'il n'est pas possible de séparer un ensemble de symboles et deux sous-ensembles de probabilités à peu près égales (c'est-à-dire lorsque l'un des sous-ensembles est beaucoup plus probable que l'autre), les codes produits ne sont pas optimaux.

3.1.1.2 Codage de Huffman

Le codage Huffman a été proposé par David Huffman en 1952 .C'est une méthode statistique basée sur l'attribution d'un mot de code binaire pour chaque symbole de la chaine à compresser. La longueur des mots du code des symboles est variable. Les symboles ayant la probabilité d'apparition forte sont codés avec des chaînes de bits plus courtes, tandis que les symboles dont la probabilité d'apparition est faible sont codés par des chaînes plus longues. Le codeur de Huffman est un arbre binaire ordonné par tous les symboles et par leurs fréquences d'apparition . Les deux symboles les moins fréquents de la chaine sont reliés par leurs 'Parents' en faisant la somme de leurs fréquences. Les symboles prennent alors les valeurs 0 et 1. Le processus est répété sur l'ensemble des symboles jusqu'à ce qu'il ne reste qu'un seul symbole parent formant la racine de l'arbre binaire. L'opération inverse est utilisée pour le décodage.

Exemple : « ABRACADABRA ». On doit d'abord déterminer chaque caractère et le nombre d'occurrences :

Caractères	A	B	C	D	R
Occurrence	05	02	01	01	02

Tableau. 2. 1Occurrences huffman.

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

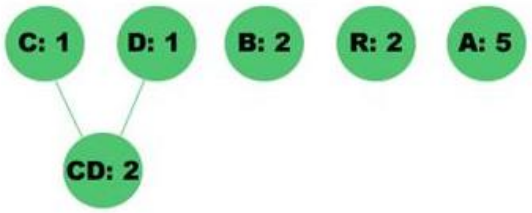

Figure. 2.4 Codage huffman : liaison des plus petites occurrence.

On trouve les 2 plus petites occurrences(C et D) et on les relie ensemble. Le nœud CD contient la somme de C et de D

On relie une fois de plus les 2 plus petites occurrences. Toutefois, il y en a 3 : CD, B et R. On peut en choisir 2 parmi ces 3, nous sommant les 2 nœuds qui ont été joints. La somme de CD(2) et B(2) donne 4 pour le nœud * (**Figure. 2.19**) . Pour compléter l'arbre, on doit relier *(2) avec R(4), puis relier les 2 restants, soit ** et A. Nous avons donc notre racine r qui vaut 11, ce qui correspond au nombre total de caractères dans la chaîne « ABRACADABRA ».

Pour assigner les codes à chaque caractère, on met un 1 à chaque branche de gauche, et un 0 à chaque branche de droite.

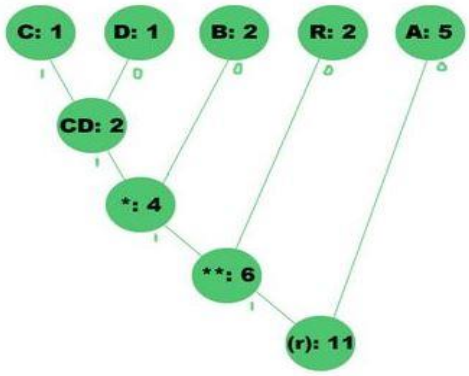

Figure. 2.5 Arbre de Codage huffman

Pour déterminer le code d'un caractère, on part de la racine et on remonte jusqu'à ce caractère. Chaque 0 ou 1 rencontré constitue le code.

Pour chaque caractère on obtient les codes suivants :

C : 1111 D : 1110 B : 110 R : 10 A : 0

Nous pouvons constater que les caractères C et D, qui reviennent souvent, ont un code de 4 bits, alors que le caractère le plus fréquent, A, a un code de seulement un bit.

Le message codé sera le suivant :

A B R A C A D A B R A

0 110 10 01111 0 1110 0 110 10 0

Le message tient donc sur 23 bits, soit une moyenne de 2,1 bits/caractère. Sans compression, avec 8 bits par caractère, ce message tiendrait sur 184 bits. Toutefois, le fichier comptera plus de 23 bits puisque l'on doit envoyer en en-tête du fichier chaque caractère et le nombre d'occurrences. À cause de l'en-tête, les fichiers très petits ont un taux de compression peu intéressant. Toutefois, les fichiers volumineux compresseront beaucoup parce que la grosseur de l'en-tête n'est pas proportionnelle à la taille du fichier. Un fichier de 1Ko et un fichier de 1Mo ont de bonnes chances d'avoir des en-têtes de taille similaire

- Avantages et inconvénients

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

Toutefois, certaines méthodes de compression qui encode des mots plutôt que des caractères peuvent offrir un taux de compression plus intéressant. Ainsi, le codage de Huffman est souvent utilisé en conjonction avec d'autres techniques de compression comme par exemple LZW. (qu'on vas voir par la suite).

- Difficultés rencontrées

Lors de la construction du prototype de compression de Huffman, il a été difficile d'écrire et de lire des bits dans un fichier. Pour faire cela, il a fallu convertir les groupes de 8 bits en entiers et les écrire comme des octets dans le fichier. Aussi, la construction de l'arbre de Huffman est plutôt complexe et a demandé beaucoup de temps.

Finalement, traiter les fichiers volumineux avec Huffman peut être assez complexe puisque l'espace mémoire est limité et que l'on doit utiliser l'allocation dynamique à profusion.

3.1.1.3 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 tout 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 codeur arithmétique est plus performant que le codeur de Huffman, mais il est plus complexe à implémenter.

3.1.2 *Méthode par Répétition*

3.1.2.1 Codage RLC (RunLengthCoding)

Il est plus intéressant de coder un message contenant une suite d'éléments répétitifs par un couple répétition et valeur" au lieu de coder seulement le message lui-même.

Le codage RLC consiste en effet à coder un élément du message par sa valeur de répétition. Pour autant, s'il n'y a pas de répétition d'éléments, la technique ne donne pas de résultats satisfaisants. Notons que, le codage RLC introduit un système de contrôle (bits) pour réaliser l'encodage.

Exemple :
WWWWWWWWWWWWBWWWWWWWWWWWWWWWBBBWWWWWWWWWWW
WWWWWWWWWWWWBWWWWWWWWWWW.
Chaîne-Encodée.
12WB14W3B23WB11W

Ce type d'encodage est principalement utilisé par des formats d'images comme BMP ou PCX ainsi que dans la numérisation d'images en noir et blanc. Le traitement se fait, bien évidement, sur les pixels de l'image en question.

- Avantages et inconvénients

Le principal avantage de l'encodage RLE est son immense simplicité, son algorithme tient sur quelques lignes à peine autant au niveau de la compression que de la décompression. Il peut de plus être utilisé sur n'importe quel type de fichier ou après d'autres algorithmes de compression plus évolués pour gagner quelques octets de plus.

En revanche, l'encodage RLE possède un désavantage de taille. Le fichier ou texte à compresser doit contenir plusieurs chaînes de caractères ou bits répétés pour être d'une quelconque utilité.

C'est pourquoi on le voit très souvent précédé d'une transformation comme BWT ou MTF qui « reclasse » le fichier afin d'augmenter les chances d'avoir plus de caractères ou bits répétés.

3.1.3 Méthodes Par dictionnaire

3.1.3.1 Codage Lempel-Ziv

Ce sont Abraham Lempel et Jakob Ziv qui ont inventé, en 1977, le premier algorithme de compression sous le nom de Lempel-Ziv-77 ou LZ77. LZ77 connut rapidement une nouvelle version :

C'est une technique de codage à base d'un dictionnaire ou nous mémorisons les chaînes qui se répètent dans ce dictionnaire. Ensuite, on remplacer les chaînes mémorisées par leur adresse (ou indice) construite dans le dictionnaire. L'élaboration du dictionnaire ainsi que la recherche de chaîne répétée sont différentes selon la version de l'algorithme. Il en existe trois versions. :

- **LZ77** :

Couplé au codage de Huffman, le LZ77 forme la méthode de compression dite deflate qui est utilisée pour compresser les images au format PNG et, notamment, les données au format ZIP. Principe de fonctionnement :

LZ77 utilise une fenêtre divisée en deux parties. La partie de droite, de taille plus petite que le reste de la fenêtre, est appelée le tampon et contient les données à compacter. La partie de gauche, appelée fenêtre coulissante ou glissante, peut être assimilée à un dictionnaire. Les octets sont progressivement introduits dans la fenêtre par la droite de celle-ci, c'est à dire en commençant par le tampon. L'algorithme compare les données à compacter, qui se trouvent dans le tampon, avec les données qui se trouvent dans le reste de la fenêtre. Pour ce faire, il évalue les données à compacter de gauche à droite depuis le début du tampon.

Les séquences d'octets à compacter sont codées par 3 informations a, b et c. Si une de ces séquences se trouve déjà dans le reste de la fenêtre alors...

a signifie la position de la séquence d'octets équivalente qui se trouve dans le reste de la fenêtre par rapport à la séquence d'octet compactée ;

b : signifie la longueur de la séquence d'octets compactée ;

c :signifie le premier octet du tampon qui diffère de la séquence d'octets compactée ;

Si la séquence d'octets à compacter ne se trouve pas dans le reste de la fenêtre alors a=0 et b=0. La fenêtre se décale alors de b+1 octet(s) vers la gauche.

- **LZ78** (ou LZ2)

Dans le LZ77, la fenêtre coulissante est assimilable à un dictionnaire. Cependant, elle ne contient pas l'entièreté des données auxquelles comparer les données à compacter. C'est pourquoi, le LZ78 n'utilise plus cette fenêtre coulissante mais un dictionnaire qui se construit de manière progressive. Les octets ou les séquences d'octets ajoutés au fur et à mesure dans le dictionnaire se voient également attribuer un indice. Grâce à cette innovation, les données compactées sont désormais codées avec 2 informations d et c :
d: signifie l'indice de l'octet ou de la séquence d'octets dans le dictionnaire.
c : signifie le premier octet du tampon qui diffère de la séquence d'octets compactée.
Puis, c et d sont concaténés et ajoutés au dictionnaire.

Cependant, la taille du dictionnaire utilisé par le LZ78 est limitée. La compression de fichier trop volumineux ou contenant de nombreuses répétitions n'est pas très performante.

- LZW

Le LZW est utilisé pour la compression des images au format GIF.

Principe de fonctionnement

LE LZW permet de créer d'ajuster le codage pendant la compression et ainsi de créer un seul dictionnaire de taille adaptative.

Tout d'abord, le dictionnaire est initialisé avec les 256 codes de la table de l'ASCII étendu. Le code 000 reçoit l'indice 1, le code 001 reçoit l'indice 2, le code 003 reçoit l'indice 3,... le code 255 reçoit l'indice 256.

Ensuite, les deux premiers octets du fichier à compacter sont introduits dans le tampon. Si la séquence d'octets se trouve déjà dans le dictionnaire alors un nouvel octet est introduit dans le tampon, sans effacer ceux qui se trouvent. Si la séquence d'octet ne se trouve pas dans le tampon alors elle est ajoutée au dictionnaire. Elle reçoit ainsi un nouvel indice. La séquence d'octets qui se trouve dans le tampon est supprimée à l'exception du dernier octet. L'indice de cette sous-séquence (qui peut se composer d'un seul octet) est écrit dans le fichier qui reçoit les résultats de la compression.

Chaque code de l'ASCII étendu est codé sur 8 bits. Lorsque les octets écrits dans le fichier compressé forment une séquence de deux ou de plusieurs octets alors ils doivent être codés sur plus de 8 bits. C'est pourquoi, le LZW réserve certains indices lors de l'initialisation

du dictionnaire pour signifier des informations spécifiques telles le codage sur plus de 8 bits, la fin du fichier lu, etc.

Exemple :

Le texte "BASILE BAVE" doit être compressé. Selon l'ASCII, ce texte équivaut à "066+065+083+073+076+069+032+066+065+086+069"

3.2 Méthodes de codage avec perte [9]

Les méthodes avec perte ou irréversibles sont des méthodes qui tirent parti d'une corrélation (ou redondance) existante dans l'image. L'information perdue est due à l'élimination de cette redondance, ceci rend possible une compression plus importante. La perte d'information est toujours discutable et nous nous posons alors la question de la limite acceptable. Cette limite est définie par le type d'application, comme les images médicales par exemple. La quantification est un des mécanismes utilisé dans les algorithmes de compression, qui produit des pertes d'information

Voici Les méthodes utilisées pour la compression avec pertes :

3.2.1 La compression par fractale

Est un procédé qui s'applique uniquement aux images. Il repose sur la géométrie fractale de Benoît Mandelbrot. Le format des images compressées par ce procédé n'est à l'heure actuelle pas standardisé et n'est donc pas reconnu par les navigateurs. Il se reconnaît par l'extension .fif.

- Principe de fonctionnement :

Le principe général est très simple à comprendre : l'idée est que toute image est un ensemble fini de transformations géométriques (rotations, translations, agrandissements, réductions) appliquées aux sous-ensembles de motifs identiques et de tailles variables qui la composent. La compression fractale consiste donc à remplacer l'image toute entière par une série de formules mathématiques qui permettent de la recomposer dans son entièreté. Le succès de l'opération de compression est par conséquent proportionnel à l'importance des propriétés géométriques de l'image. Plus celles-ci sont nombreuses, moins le nombre de formules mathématiques sera conséquent. On comprend dès lors pourquoi la compression fractale se prête fort bien au traitement des paysages par exemple. Evidemment, aucune image ne peut se résumer strictement à ensemble de propriétés géométriques appliquées à des blocs. C'est donc au niveau de la délimitation de ces derniers qu'a lieu une perte d'informations. Ce procédé comporte des avantages certains, mais également certains inconvénients.

- Avantages :

La compression est complètement indépendante de la taille de l'image puisque ce sont les propriétés géométriques qui sont seules prises en considération.

L'image ainsi découpée en blocs de tailles variables en fonction de ses propriétés géométriques est vectorisée, ce qui évite les effets de pixellisation commun au JPEG par exemple. Notons qu'à l'agrandissement de l'image reconstituée, on peut remarquer un certain effet de flou qui rend sensible la perte engendrée par la compression.

- Désavantages :

Les formules gèrent la transformation géométrique des blocs, mais sont incapables de gérer l'apparition et la disparition pure et simple de ceux-ci. Ce procédé ne se prête donc pas au traitement de la vidéo, qui se caractérise par une succession d'images parfois radicalement différentes.

Si le processus de décompression d'une image est aussi rapide qu'avec d'autres méthodes et algorithmes, le temps de calcul nécessaire à la compression est en revanche particulièrement plus important. A titre d'exemple, une compression fractale peut prendre jusqu'à 50 fois plus de temps qu'une compression JPEG pour la même image.

3.2.2 Compression d'images par transformées [10]

La compression d'images par la méthode des transformées nécessite trois étapes de base. La Première étape est la transformation des données de l'image pour obtenir des données moins corrélées. La deuxième étape est la quantification ou le seuillage, c'est dans cette étape que la perte d'information se produit. Finalement le codage, les données quantifiées sont réduites parcodage pour fin de transmission ou d'archivage.

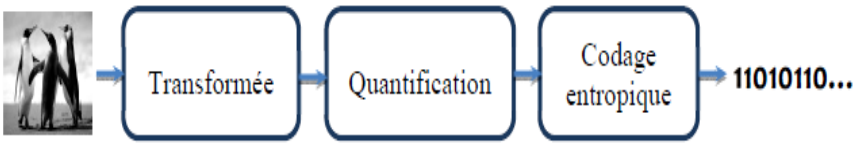

Figure 2.6 Diagramme de la compression par les transformées

Dans la phase de décompression ou de reconstruction de l'image, trois étapes sont nécessaires (**Figure 2.6)** :

Les données transmises ou archivées sont décodées. La quantification inverse est appliquée au résultat du décodage. Puis la transformation inverse est appliquée aux données du bloc

- **Transformation de l'image [11]**

Cette étape permet de passer dans un domaine transformé ou les coefficients sont complètement décarrelés les uns des autres. D'autre part, elle permet un compactage de l'énergie dans le sens où les coefficients obtenus sont concentrées dans une zone plutôt réduite.

Le but d'une transformation est de projeter le signal sur une base de fonctions dont les propriétés sont adaptées à la nature et aux caractéristiques du signal ou de l'image que l'on désire analyser. Parmi les transformations linéaires existantes(voir chapitre 3).

- Transformation de Fourrier Discrète (TFD).
- Transformation en Cosinus Discrète (TCD)
- Transformation en ondelettes (TO):
- Transformée en ondelettes continue
- Transformée en ondelettes discrète.

- **Quantification**

Dans le schéma de compression, l'étape de quantification est celle qui dégrade de manière irréversible le signal. Elle est cependant d'une importance capitale dans la réduction du débit binaire. La quantification est une opération qui transforme l'image d'entrée à l'aide d'un ensemble de valeurs appelé dictionnaire. Ce passage peut s'effectuer soit :

- ✓ **Quantification scalaire (QS)**

La quantification scalaire est réalisée indépendamment pour chaque élément. D'une manière générale, on peut la définir comme étant l'association de chaque valeur réelle x, à une autre valeur q qui appartient à un ensemble fini de valeurs. La valeur q peut être exprimée en fonction de la troncature utilisée : soit par l'arrondi supérieur, l'arrondi inf On l'appelle le pas de quantification. Il représente l'écart entre chaque valeur q. Arrondir la valeur x provoque une erreur de quantification, appelé le bruit de quantification.

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

1. Echantillonner X en sous-intervalles {[xn, xn+1[, n ∈{0...N - 1}}

2. Associer à chaque intervalle [xn, xn+1[une valeur q

Rapport-Gratuit.com

3. Coder une donnée x∈X par q si x ∈[xn, xn+ 1 [

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

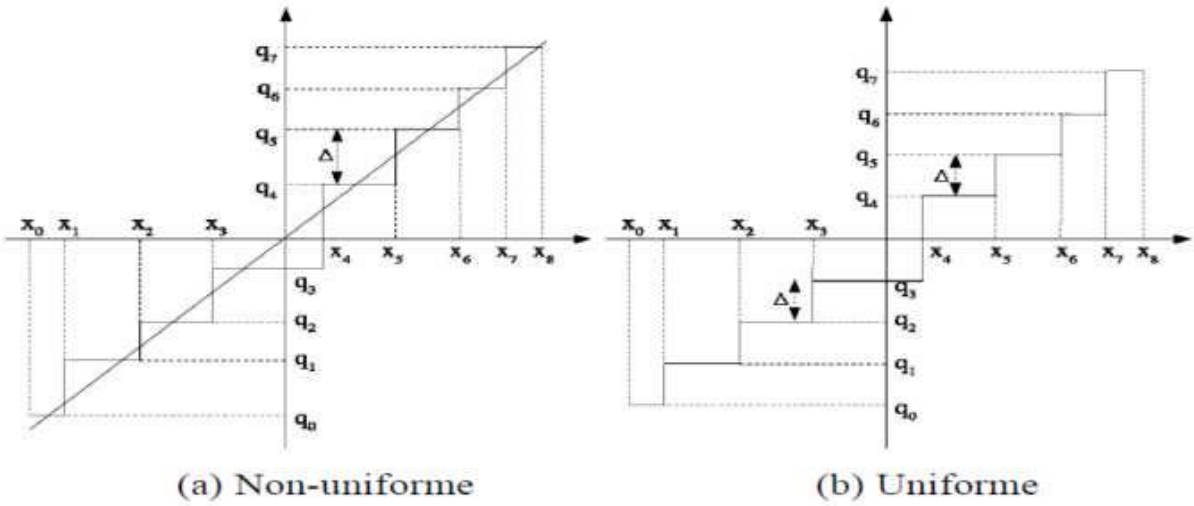

Figure. 2.7 Quantification scalaire (QS).

- ✓ **Quantification vectorielle (QV)**

La quantification vectorielle est plus complexe à mettre en œuvre car il faut Préalablement engendrer un ensemble de vecteurs de référence appelé dictionnaire (codebook), ce qui se fait à l'aide d'un algorithme d'apprentissage que l'on applique à un ensemble d'images. La quantification consiste alors à décomposer l'image en vecteurs de taille identique à ceux du dictionnaire, à rechercher pour chaque vecteur de l'image le plus proche dans le dictionnaire et à le remplacer par l'indice dans le dictionnaire du vecteur associé .

- ➢ **Codage entropique**

Le codage entropique est utilisé dans une chaîne de compression sans perte, directement sur l'image. Il est également employé à la dernière étape de la chaîne décompression avec pertes afin d'exploiter les redondances présentes à la sortie du quantificateur.

Les codes entropiques sont basés sur la génération de mots dont la longueur dépend de la probabilité d'apparition des symboles de la source qu'il représente (on par le également de codes à longueur variable) : un grand nombre de bits sera utilisé pour code run symbole peu probable tandis qu'un symbole redondant sera codé sur très peu de bits.

C'est le principe de base de la théorie de l'information. Le code ainsi obtenu doit être en outre uniquement décodable.

Il existe de nombreuses méthodes permettant de générer un code entropique, parmi lesquels le célèbre code de Huffman, code de shannon et codage arithmétique
(Voir section : 3.1.1- 3.1.2- 3.1.3)

3.2.2.1 La compression JPEG

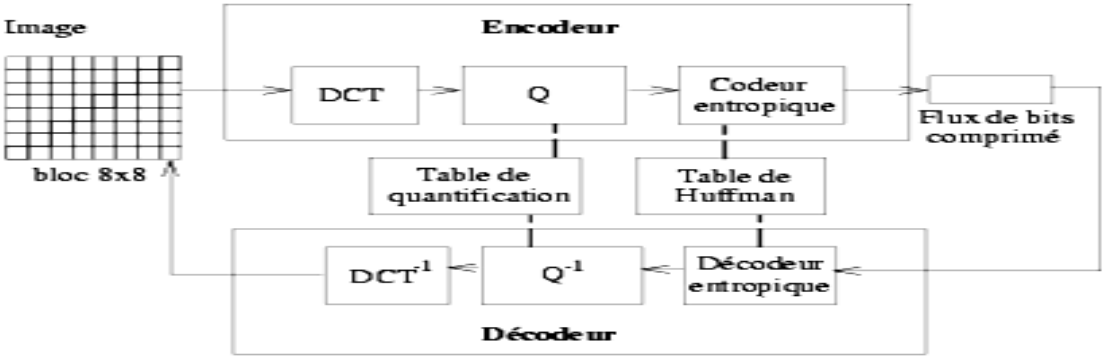

Figure 2.8 Schéma de compression JPEG.

Les principales étapes de la chaine de compression d'image par l'algorithme JPEG sont mentionnées sur la figure suivante :
L'image est décomposée séquentiellement en blocs de 8x8 pixels subissant le même traitement. Une transformée en cosinus discrète est réalisée sur chaque bloc. Les coefficients de la transformée sont ensuite quantifiés uniformément en association avec une table de 64éléments définissant les pas de quantification. Cette table permet de choisir un pas de quantification important

Un codage entropique, sans distorsion, est enfin réalisé permettant d'utiliser les propriétés statistiques des images. On commence par ordonner les coefficients suivant un balayage en zigzag pour placer d'abord les coefficients correspondant aux fréquences les plus basses. Cela donne une suite de symboles. Le code de Huffman consiste à représenter les symboles les plus probables par des codes comportant un nombre de bits le plus petit possible.

3.2.2.2 La Compression JPEG2000[12]

Contrairement au JPEG, le JPEG 2000 utilise une transformation par ondelettes (Voir chapitre 03). Il s'agit d'une transformation des pixels de l'image en fréquences où chaque pixel correspond à une et une seule fréquence. Cette opération produit plusieurs sous-images par divisions successives de l'image source. Ces sous-images rassemblent chacune un intervalle de fréquences. Pour la majorité des images, les fréquences hautes sont moins nombreuses que les fréquences basses car les fréquences hautes signifient que les pixels de l'image sont très différents les uns des autres, un phénomène rare dans une image. Ensuite vient l'étape de quantification où se produit la destruction des fréquences les plus hautes sont éliminées en

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

fonction d'un taux de compression donné. Néanmoins, si la compression est non destructrice, l'étape de quantification n'est pas effectuée.

Enfin, le JPEG 2000 effectue un codage arithmétique adaptatif des octets résultant de l'opération de compression.

4 .Mesures de performance [13]

4.1.1 Taux de compression

En plus du débit Rc, une mesure courante pour déterminer le degré de compression obtenu est le taux de compression CR est défini par:

$$CR = \frac{\text{Nombre de bits de l'imqge originale}}{\text{Nombre de bits de l'image comprimée}} = \frac{R_o}{R_C} \quad \text{.....(2.1)}$$

Pour une même méthode de compression et un même CR réalisés sur des images distinctes, la qualité obtenue peut être très variable d'une image à l'autre. Les propriétés statistiques des images originales jouent un rôle prépondérant dans le résultat obtenu. Par exemple avec une image sur-échantillonnée, donc très redondante, il est facile d'obtenir des taux élevés. La théorie de l'information donne une limite théorique au CR maximal qu'il est possible d'obtenir sans distorsion pour toute méthode de compression sur une image donnée.

4.1.2 Entropie

L'entropie est une grandeur qui caractérise la quantité d'information que contient une image. Par exemple une image dont tous les pixels ont la même valeur contient très peu d'information car elle est extrêmement redondante, son entropie est faible. En revanche, une image dont tous les pixels ont une valeur aléatoire contient beaucoup d'information, son entropie est forte. Ceci est comparable à l'entropie en thermodynamique qui croit avec le désordre.

En pratique, l'entropie d'une image numérique est inversement liée à la probabilité d'apparition des niveaux de gris dans l'image. Plus une valeur de gris k est rare, plus sa probabilité d'apparition p(k) est faible, et cela contribue à une entropie globale plus grande. Par définition, l'entropie d'ordre zéro H0 est donnée par:

L'utilisation du logarithme de base deux fait de H0 le nombre de bits moyen par pixel

$$Ho = -\sum_{k=0}^{2^{R-1}} p(k).log_2 p(k) bpp \quad \text{.....(2.2)}$$

4.1.3 Mesures de distorsion

La distorsion (D) est l'erreur introduite par l'opération de compression, due au fait qu'éventuellement l'image reconstruite n'est pas exactement identique à l'image originale. La mesure de distorsion utilisée généralement en compression d'image est l'erreur quadratique moyenne MSE. cette grandeur est définie par la moyenne des ecarts au carré entre me pixel (m,n) de l'image originale l(m,n) et le pixel (m,n) de l'image recostruite Î(m,n).

$$MSE = \frac{1}{M.N}\sum_{m=0}^{M-1}\sum_{n=0}^{N-1}[I(m,n) - \hat{I}(m,n)]^2 \quad \text{..... (2.3)}$$

On référence cette erreur par rapport à la dynamique de l'image en décibels. On obtient un rapport signal sur bruit crête pour une image dont le maximum est 2 R-1 dénoté PSNR (peak SNR). Si le minimum de l'image est nul (image bien cadrée) on obtient le rapport signal sur bruit crête à crête noté PPSNR (peak to peak SNR(2).

Lorsque la reconstruction est parfaite, la MSE est nulle et le PPSNR tend vers l'infini.

$$PSNR\ ou\ PPSNR = 10.log_{10}.\frac{(2_{R-1})^2}{MSE}\ aB \quad \text{.....(2.4)}$$

Ces mesures de distorsion sont objectives et simples à calculer. Certaines méthodes de compression recherchent le meilleur compromis entre la performance et la distorsion, et optimisent des courbes taux-distorsion ou R(D)

L'inconvénient de la MSE est qu'elle ne rend pas compte de la perte de qualité visuelle engendrée par la compression. Si tous les pixels d'une image étaient translatés, l'erreur quadratique serait très élevée, alors que la qualité visuelle serait parfaitement bonne. De plus. la MSE est une mesure globale sur toute l'image, qui gomme les variations locales. Par exemple dans une image médicale, si des détails anatomiques importants sont dégradés par la compression et si la majeure partie du reste de l'image est fidèlement restituée, alors la MSE est relativement faible mais, pour l'expert médical, cette image a une qualité diagnostique médiocre.

5 .Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté plusieurs techniques de compression d'images fixes sans et avec perte ainsi que les mesures de performances pour juger la qualité de compression .Nous allons dans la suite de notre travail nous intéresser à la méthode de compression avec perte précisément la méthode de compression par ondelettes

Chapitre 03

Les Ondelettes

1 Introduction

La théorie sur laquelle repose la technologie des ondelettes remonte au début des années 1980. Les ondelettes ont largement influencé le domaine de traitement du signal et en particulier l'analyse et la compression d'images. L'une des caractéristiques essentielles des ondelettes est leur grande précision spatiale à petite échelle. Cette propriété est intrinsèquement liée au mode de construction des ondelettes. Dans ces conditions, il est donc naturel que les ondelettes puissent être utilisées pour la caractérisation des propriétés de régularité des fonctions, que ce soit la régularité locale ou la régularité globale.

Cette caractéristique est très utile pour la compression d'image, elle permet de distinguer les zones d'intense activité des régions plates. Nous pouvons être en mesure d'allouer un nombre différent de bits de quantification à ces différentes régions, réalisant ainsi une compression élevée sans sacrifier la qualité visuelle.

Dans ce chapitre nous allons traiter les différent point essentiel dans la transformation en ondelette on passant par la plus ancien transformé de Fourier en suite nous détaillerons les type et les famillesd'ondelette.

2 Historique [14]

Les ondelettes ont vu le jour lorsque certains sujets d'étude ont nécessité une analyse en fréquence et en temps. Au xixe siècle, l'analyse de Fourier était la seule technique permettant la décomposition d'un signal et sa reconstruction sans perte d'information; malheureusement elle fournit une analyse en fréquence mais ne permet pas la localisation temporelle de changements abrupts, En 1909, AlfrédHaar définit une fonction composée d'une courte impulsion négative suivie d'une courte impulsion positive, connue pour être la première ondelette (Ondelette de Haar). Et En 1946, Dennis Gabor, mathématicien hongrois, inventa une transformation de fonction analogue à celle de Joseph Fourier, appliquée sur une fenêtre temporelle exprimée par une fonction gaussienne. Finalement, le terme d'ondelette fut introduit dans le langage mathématique par Jean Morlet et Alex Grossmann en 1984. Terme initialement français, il fut traduit en anglais par wavelet, à partir des termes wave (onde) et le diminutif let (petite). Yves Meyer, reconnu comme un des fondateurs de la théorie des ondelettes, rassembla en 1986 toutes les découvertes précédentes (il en dénombra 16) puis définit les ondelettes orthogonales. La même année, Stéphane Mallat fit le lien entre les ondelettes et l'analyse multirésolution. Enfin, Ingrid Daubechies mit au point en 1987 des ondelettes orthogonales appelées ondelettes de Daubechies, faciles à mettre en oeuvre, et utilisées dans le standard JPEG 2000.

3 Transformation de Fourier[14]

La transformé de Fourier, est une transformation d'un espace d'entrée (espace temps) vers un autre espace (espace fréquentiel).

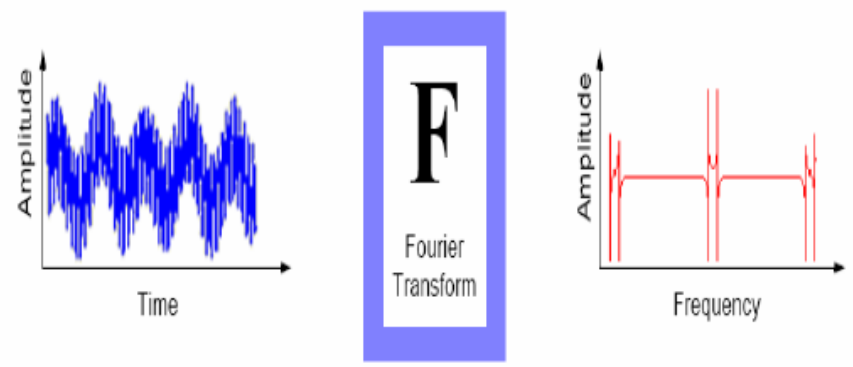

Figure 3.1 transformé de Fourier

On observant un signal f (t) au cours du temps, on est en mesure de connaître sondébut et sa fin et de constater ses éventuelles variations qualitativement .Cependant, il estmoins évident de se faire une idée de ses périodicités (ses fréquences). D'où l'utilisation dela transformée de Fourier afin de décomposer le signal en une fréquence fondamentaleaccompagné de ses harmoniques (les spectres).Chaque fréquence correspond à une fonctionsinusoïdale Donc l'analyse de Fourier est une analyse en fréquence d'unsignal temporelle f (t).

Si la fonction f est périodique de période T, sa transformée de Fourier est :

$$C_n(f) = \frac{1}{T}\int_0^T f(t)\, e^{-2i\pi\frac{n}{T}t}\, dt \qquad \text{(II.1)}$$

Ou, si f appartient à $L^1(R)$: **(3.1)**

$$\hat{f}(v) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t)\, e^{-2i\pi vt}\, dt \qquad \text{(II.2)}$$

D'où

$\hat{f}$(v) Donne le contenu fréquentiel de f pour la fréquence (n / T)

D'après l'équation(**3.5**),on observe selon la définition de la transformée de Fourierque l'intégrale ne peut être effectuée avant que toute les valeurs de la forme d'onde nesoient connues tout au long de la ligne (-∞,+∞). Cela signifie qu'une petite perturbationde la fonction en un point de l'axe du temps se propage à travers tout l'axe desfréquences. Bien que l'analyse de Fourier soit une méthode populaire et fortementutilisée, elle est cependant incapable de donner le contenu fréquentiel local d'un signal.En d'autre terme, l'analyse temps-fréquence en est absente.

4 Transformée de Fourier à fenêtre glissante (à court terme).[15]

La transformée de Fourier fenêtrée consiste à appliquer la TF pour chaque morceaudu signal contenu dans la fenêtre et décaler la fenêtre tout le long du signal.L'emplacement de la fenêtre sur le signal nous donnera l'information de temps qui manquait à la TF

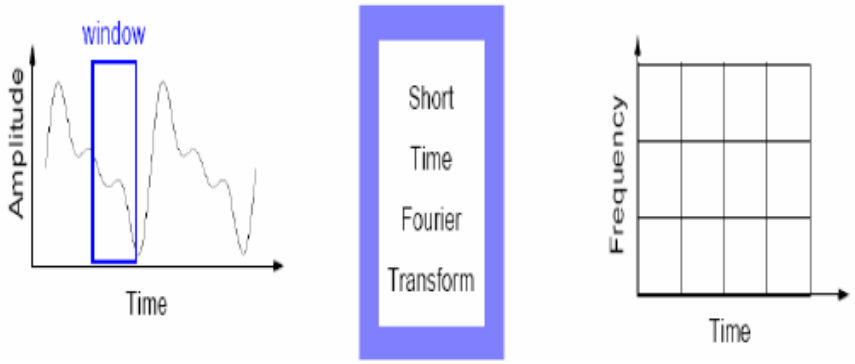

Figure 3.2 Transformée de Fourier à fenêtre glissante

On calcule pour chaque valeur de f et t'une TF (Transformée de Fourier) à différents instants du signal, ce qui permet de faire une TF sur les parties stationnaires su signal (ce que sait faire parfaitement la transformée de Fourier).La transformée de Fourier à fenêtre glissante s'exprime par

$$X(f,\tau)=\int_{-\infty}^{+\infty}x(t)e^{-j2\pi ft}w^{*}(t-\tau)dt \qquad (3.6)$$

Où w(t) est la fonction fenêtre qui est à choisir et "τ " est le paramètre de translation de lafenêtre. On notera que la transformée dépend maintenant de deux variables: une variable defréquence et une variable de localisation temporelle du contenu fréquentiel. Cette transforméenous permet donc bien d'atteindre le but recherché qui était d'avoir des informations sur le signal en temps et en fréquence à partir de la transformation réalisée. Une question qui se poseest de savoir comment choisir cette fonction fenêtre

5 La transformé en ondelettes[16] :

De manière analogue à la théorie des séries de Fourier, les ondelettes sont principalement utilisées pour la décomposition de fonctions.

La décomposition d'une fonction en ondelettes consiste à l'écrire comme une somme pondérée de fonctions obtenues à partir d'opérations simples (dilatation, translation,...) effectuées sur une fonction principale : l'ondelette mère.

Selon que ces translations et dilatations sont choisies de manière discrète (ne veut pas dire, nécessairement, des entiers) ou continue, on parle d'une transformée en ondelettes continue ou discrète.

5.1.1 Transformée en ondelettes continue (TOC):

Une transformée en ondelettes est dite continue lorsque les paramètres structurels des fonctions utilisées, c'est-à-dire les translations et les dilatations, peuvent prendre n'importe quelle valeur réelle de $\mathbb{R}$ $\mathbb{R}$ (les dilatations doivent néanmoins être positives).

Pour que la transformée en ondelettes d'une fonction existe, il faut que cette fonction appartienne à l'ensemble des fonctions de carré sommable que l'on note par L2($\mathbb{R}$ $\mathbb{R}$). Autrement dit, il faut que son carré soit fini. Cette condition se traduit par (**3.12)**

$$\int f^2(x)dx < \infty \qquad \textbf{(3.12)}$$

Dans ces conditions, la transformée en ondelette continue de la fonction f est définie comme le produit scalaire de f et de l'ondelette ψ ψ :

$$W_f(a,b) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \int f(x)\psi\left(\frac{x-b}{a}\right)dx \qquad \textbf{(3.13)}$$

La reconstruction de la fonction f à partir de sa transformée est possible, lorsque le critère d'admissibilité **(3.11)** est vrai, à partir de la transformée inverse :

$$f(x) = \frac{1}{c_\psi} \int_{-\infty}^{+\infty} \int_0^{+\infty} W_f(a,b) \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi\left(\frac{x-b}{a}\right) dadb \qquad \textbf{(3.14)}$$

5.1.2 La transformée en ondelettes discrètes

Une transformée en ondelettes est dite discrète lorsque les valeurs des translations et des dilatations sont discrètes (pas nécessairement entières).

Soit ψ ψ une ondelette mère. Une famille d'ondelettes, obtenue à partir de ψ ψ, est donc entièrement connue par la donnée du triplet (ψ, a, b) (ψ, a, b), où a détermine l'échelle des dilatations et b détermine le pas des translations.

Les études ont montré que l'expression d'une ondelette dans un contexte de transformée continue ou discrète est la même, avec une dépendance entre la translation et la dilatation dans le

cas de la transformée discrète, alors que ces quantités sont indépendantes dans le cas de la transformée continue .

Il est connu que la représentation ψ ψ de l'équation **(3.13)** est très redondante et que l'espace continu peut être discrétisé sans perte d'informations. Dans l'équation **(3.14)** le double intégral est remplacé par une double somme.

$$f(x) = \frac{1}{c_\psi} \sum \sum w_f(a,b) \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi\left(\frac{x-b}{a}\right) \qquad \text{..... (3.15)}$$

6 Analyse multirésolution[17]

L'analyse multirésolution est une théorie définissant desopérateurs linéaires permettant d'analyser un signal à différentes échelles. Nouspourrions dire que la construction d'une multirésolution permet de regarder un signalde "très prés" ou de "très loin". Ce Zoom est effectué à l'aide d'une fonction d'échelle,qui se dilate à travers les échelles. Le signal projeté sur cette fonction donne unereprésentation de notre signal d'origine à l'échelle supérieure. Cette représentation(coefficients de projection) provoque un zoom arrière de notre signal d'origine, d'où leterme approximation. Afin de reconstruire notre signal, à partir des coefficientsd'approximation, nous devons également projeter notre signal originel sur un espaceperpendiculaire (conservation de toute l'information). La fonction générant cedeuxième espace vectoriel sera une ondelette. Finalement, le signal est projeté surune fonction d'échelle créant une approximation du signal et sur une ondelette pourrécupérer l'information perdue lors de la première projection. Cette deuxièmeprojection contient les détails du signal d'origine.

Les bases ϕj k (t) et, ψ j k (t) sont respectivement nommées fonctions d'échelles etondelettes.

Une analyse multirésolution de $L^2(R)$ est, par définition, une suite croissante Vj, avec j∈ R, de sous espaces vectoriels fermés de ayant les propriétéssuivantes :

_ V j⊂ V j +1 ;pour tout j, V j est un sous espace de V j+1

_ s(t) ∈V j ↔s(2t) ∈ V j+1 , V j+1 est l'image de V j par une dilatation d'un facteur 2.

_ s (t) ∈ V j ↔s(t-2-jk)∈ V j , V j est invariant par translation de 2-j .

_ $\bigcup_{j\in z}$ V j= L^2(R) ;la réunion des V j est dense dans L^2(R)

_ $\bigcap_{j\in z}$ V j= {0} = $\lim_{j\to\infty}$ V jn l'intersection de V j est réduite à 0 dans L^2 .

_ il existe une fonction d'échelle ϕet V0 telle que la suite $\{\phi(t-k)\}$, k∈R , soit une base de Reisz pour V0.

Les sous espaces W j sont définis comme étant les compléments de V j dans V j+1

$$V_j \oplus W_j = V_{j+1}$$

$$V_j \cap W_j = \{0\}$$

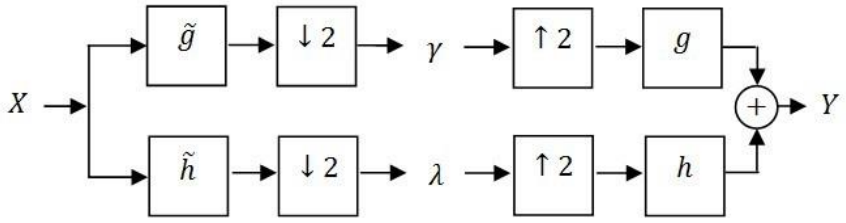

Figure3.3 Représente la nature hiérarchique de l'analyse multi résolution

7 Transformée en Ondelette à deux Dimensions

L'extension à deux dimensions de la TOD (TOD-2D) est essentielle pour la transformationdes signaux à deux dimensions (2D), comme une image numérique. L'approche simple pourla mise en œuvre de la TOD-2D est d'effectuer la (TOD-1D) lignepar ligne pour produire un résultat intermédiaire et ensuite effectuer la même TOD-1D encolonne sur ce résultat intermédiaire pour obtenir le résultat final (**Figure 3.6**).

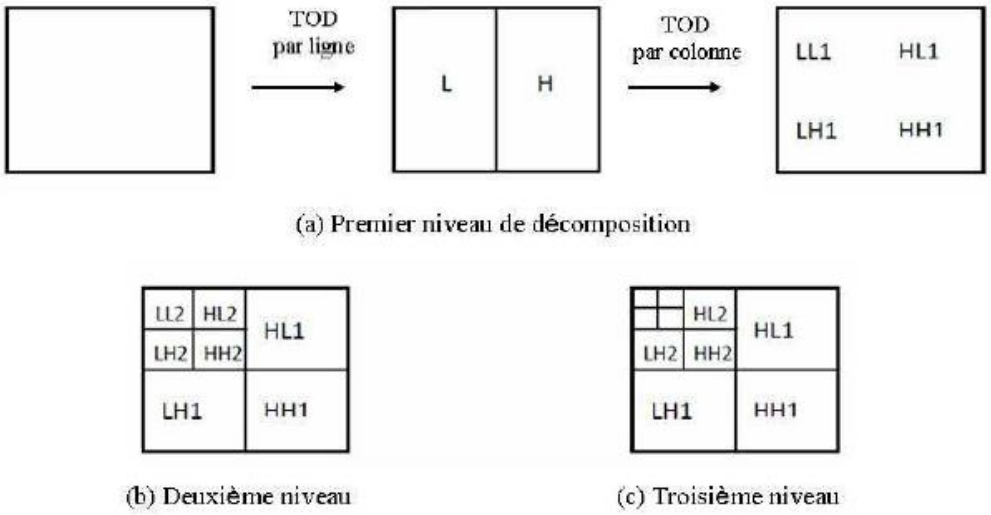

Figure 3.4 Représentation de la TOD d'une image.

La TOD-2D fournit à chaque échelle les quatre sous-images suivantes (**Figure 3.6)**

Une image de basse résolution : LL

Une image de détails horizontaux : LH

Une image de détails verticaux : HL

une image de détails diagonaux : HH

La TOD-2D peut être interprétée comme la décomposition sur un ensemble de voiesfréquentielles orientées spatialement

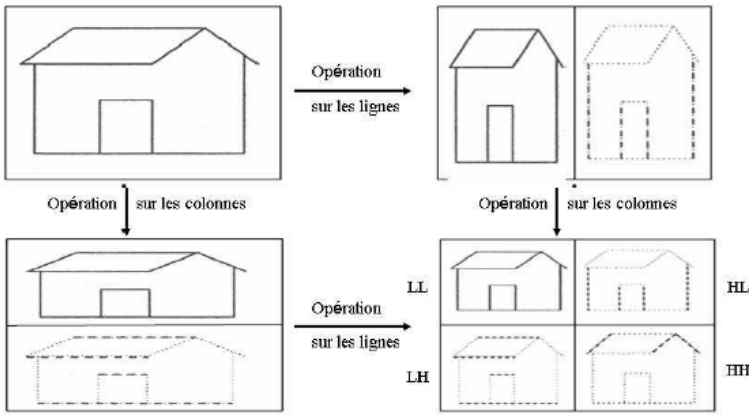

Figure 3.5 Modèle de l'analyse multi-résolution 2D.

Similairement à la TOD-1D, les sous-bandes approximation et détails sont obtenues parconvolution avec les filtres h et g figues.

8 Propriétés des ondelettes [18]

Les propriétés les plus importantes des ondelettes sont :

8.1 Symétrie

Les ondelettes symétriques donnent naissance à des filtres à phase linéaire. Daubechies a montré que, pour qu'une ondelette soit symétrique, le filtre h doit êtreà phase complexe linéaire, et que le seul filtre miroir conjugué symétrique à support finiest le filtre de Haar qui correspond a une ondelette discontinue à un seul momentnul. Mis à part l'ondelette de Haar, il n'y a donc pas d'ondelette réelle orthogonalesymétrique à support compact.

8.2 Moments nuls

Par définition, une fonction ψa p moments nuls si et seulement si la formule est vérifiée(**3.16**)

$$\int_{-\infty}^{\infty} t^k \psi(t)dt = 0 \quad \text{pour } 0 \le k \le p \qquad \textbf{(3.16)}$$

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

L'intérêt de cette propriété est que si une ondelette a un nombre de moments nulssuffisant, on obtiendra alors plus de coefficients à petites valeurs. Elle permet decaractériser aussi l'ordre des singularités d'un signal. Si nous désignons par p le nombrede moment nul, alors la taille du support est d'au moins de 2 p-1.

8.3 La régularité

La régularité d'une ondelette est la propriété permettant de localiser les singularitésdans un signal. Cette propriété se traduit sur les coefficients d'ondelettes par uneamplitude importante caractérisant une singularité dans le signal par la décroissance descoefficients avec l'échelle de résolution. La régularité est une propriété importante pourobtenir des coefficients d'ondelettes les plus petits possibles afin de les annuler.

9 Famille d'ondelette [19]

Les premières ondelettes qui sont nées des travaux de Meyer et Mallat sont les ondelettes orthogonales. Ils existent un certain nombre de famillesd'ondelettes orthogonales couramment utilisées. Les plus connues sont sans douteles ondelettes de Daubechies voici quelque exemple :

9.1 Ondelette de Haar :

Un premier exemple d'ondelette orthogonale est l'ondelette de Haar.

La fonction d'échelle dans ce cas est ϕharr(t)=X[0,1](t)et l'ondelette correspondante :

Dans la pratique, l'ondelette $\Psi_{haar}(t) = x_{[0,1/2]}(t) - x_{[1/2,1]}(t)$ de Haar n'est pas beaucoup utilisée en raison de ses

Discontinuités

9.2 Ondelette de Daubechies :

Les ondelettes de Daubechies sont probablement les plus utilisées ence qui concerne les ondelettes orthogonales. Elles sont à support compact (lesfiltres H et G ont une réponse impulsionnelle finie donc les filtres h1 et g1 sont finis).

Ces ondelettes seront notées dbN, où db est le symbole donné pour Daubechies, etN est le nombre de moments nuls de l'ondelette. Les ondelettes de Daubechies sont supportées sur un intervalle de longueur 2N-1. Ces ondelettes présententl'inconvénient de ne pas être symétriques ou antisymétriques, excepté quand N = 1 ce qui correspond à l'ondelette de Haar [9.1] . La représente les fonctionsd'échelles et ondelettes pour N = 2, N = 4, et N = 8. **(Figure. 3.8)**

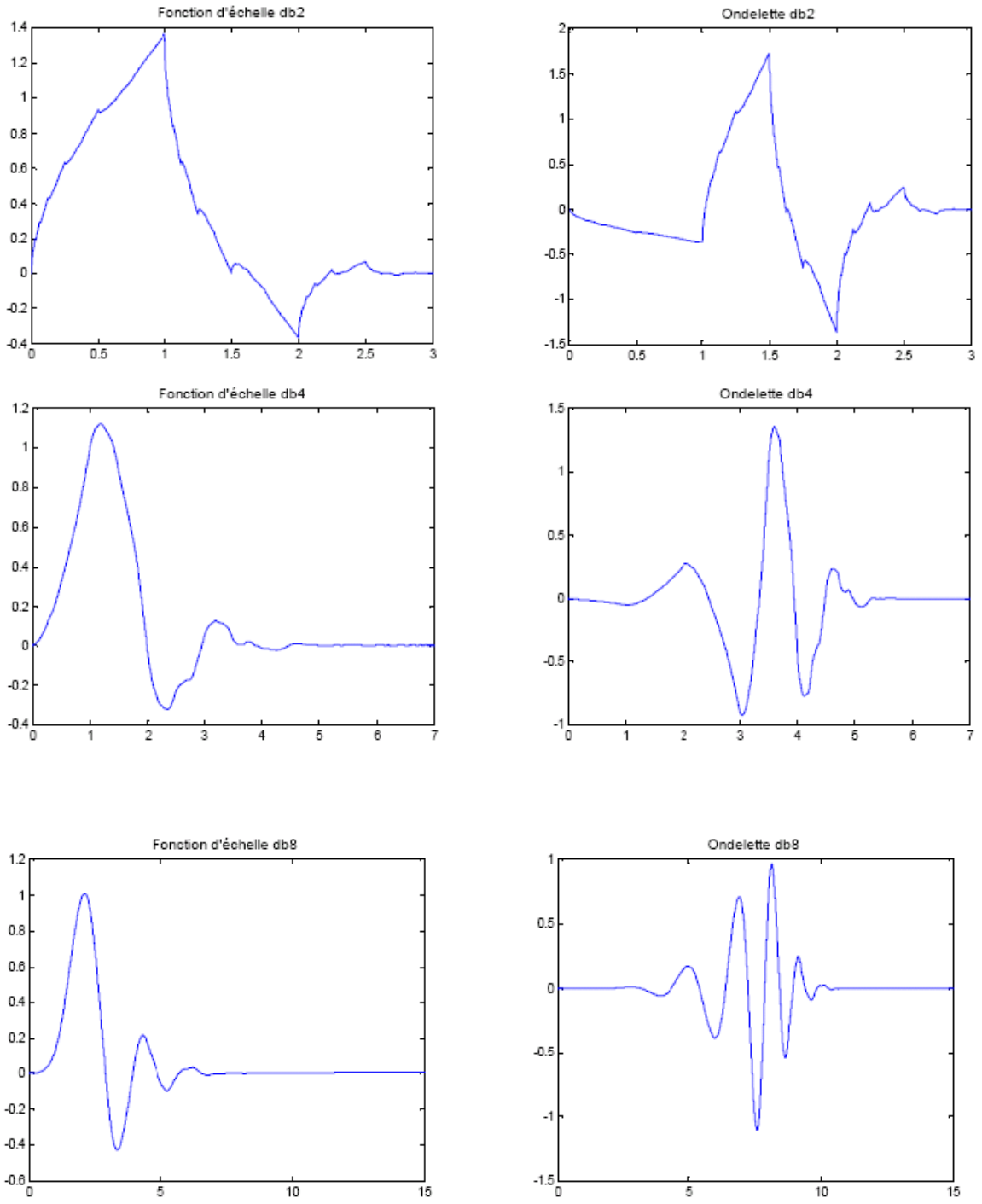

Figure. 3.6 Fonctions d'échelles et ondelettes de Daubechies pour N = 2, 4, 8.

9.3 Symlets :

Pour obtenir une ondelette symétrique ou antisymétrique, le filtre h1 doit êtresymétrique ou antisymétriquepar rapport au centre de son support ($\hat{h}$(w) phase linéaire)1. Les symlets sont des ondelettes de Daubechies construites de tellesorte que la phase de $\hat{h}$(w) soit la plus linéaire possible. Le support des symlets est2N+1. La (**Figure 3.9**)représente la fonction d'échelle et

l'ondelette pour N = 8. Unemeilleure symétrie par rapport à l'ondelette de Daubechies (N = 8) peutêtreremarquée.

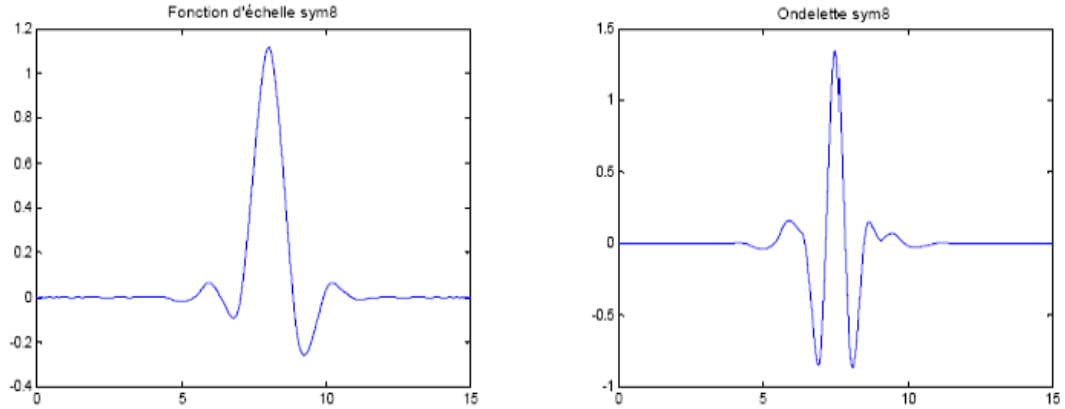

Figure 3.7 Fonction d'échelle et ondelette Symlets pour N = 8.

9.4 Coiflets :

Pour une application en analyse numérique Coifman a demandé à Daubechies de construire une famille d'ondelettes avec N moments nuls et unsupport de taille minimum, et dont la fonction d'échelle vérifie :

$$\int_{-\infty}^{+} \phi(t)dt = 1 \qquad \int_{-\infty}^{+\infty} t^k \phi(t)dt = 0 \qquad \text{pour } 1 \le k \le N \tag{3.17}$$

Le résultat est l'ondelette coiflets dont la taille du support est 3N-1 au lieu de 2N-1pour une ondelette deDaubechies. La Figure 2.11, représente la fonction d'échelleet l'ondelette pour N = 5.

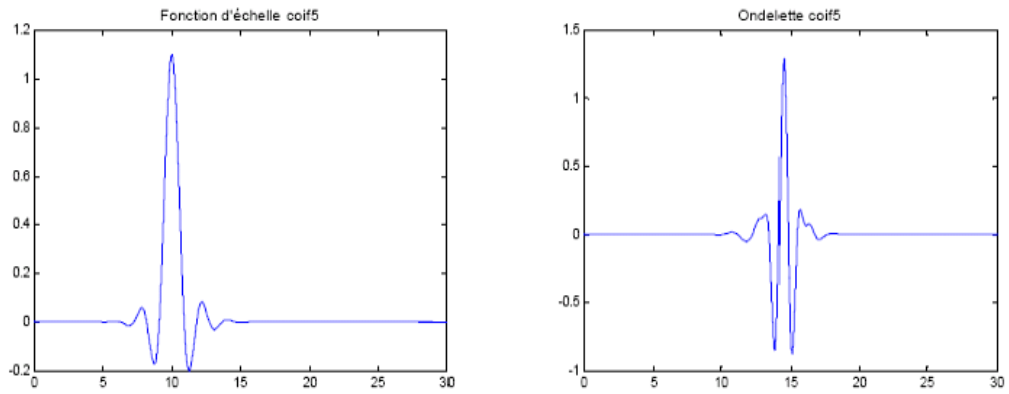

Figure. 3.8 Fonction d'échelle et ondelette Coiflets pour N = 5.

9.5 Ondelette de Meyer :

Meyer a construit une fonction d'échelle (**Figure 3.11**)de telle sorte que sa transformée de Fouriersoit lisse aux endroits de discontinuités de ˆ (w) SH f(voir ondelette de Shannon). En

temps, cela se traduit par une décroissance plusrapide à l'infini par rapport à Shannon. La fonction d'échelle et l'ondelette sont

Symétriques respectivement par rapport à 0 et -1/2. Les ondelettes de Meyer sontdes ondelettes indéfiniment dérivables, de support infini. Leur implémentation se faitplutôt dans le domaine fréquentiel.

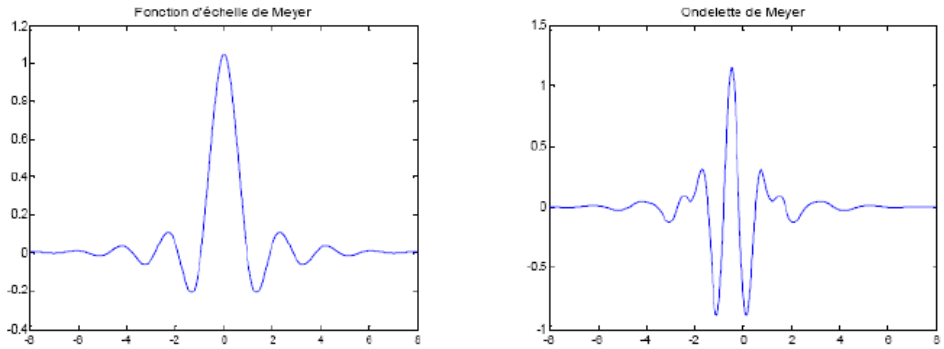

Figure 3.9 Fonction d'échelle et ondelette de Meyer

10 Conclusion :

Dans ce chapitre nous avons présenté l'historique des ondelettes, on a commencé par la transformé de fourrier puis la transformé de fourrier a fenêtre glissante, puis on a définit la transformé en ondelette avec ces deux type continue et discret, on a passé à l'analyse multi résolution d'où la transformé en ondelette a deux dimension, on a présenté quelque propriété des ondelettes et on terminé par décrire quelque famille d'ondelette.

Chapitre 04

Résultats & Discussions

1.Introduction

Le but de notre travail est d'effectuer la compression de données d'images avec la technique de la transformée en ondelettes (DWT) tout en gardant la qualité essentielle de l'image originale, c'est à-dire, avoir un bon compromis entre PSNR et le taux de compression. Tout d'abor nous allons définir l'environement de notre travail ,puis nous dériverons le squelette de notre algorithme , la base d'image , les ondelette utilisé pour les teste , finalement on discuteras les résultats obtenus .

2.Environement de travail :

2.1 NetBeans [20]

Netbeans ,est un environnement de développement intégré (EDI), placé en *open source* par Sun en juin 2000 sous licence CDDL (Common Development and Distribution License) et GPLv2. En plus de Java, NetBeans permet la prise en charge native de divers langages tels le C, le C++, le JavaScript, le XML, le PHP et le HTML, ou d'autres (dont Python et Ruby) par l'ajout de *greffons*. Il offre toutes les facilités d'un IDE moderne (éditeur en couleurs, projets multi-langage, refactoring, éditeur graphique d'interfaces et de pages Web)., le choix de cette environnement dépend du faite que Netbeans permet d'editer des interfaces graphiques qui peuvent facilité dans notre cas la lecture ainsi que l'affichages des résultat

2.2 Matlab [21]

Le logiciel Matlab consiste en un langage interprété qui s'exécute dans une fenêtre dite d'*exécution.*

L'intérêt de Matlab tient, d'une part, à sa simplicité d'utilisation : pas de compilation, déclaration implicite des variables utilisées et, d'autre part, à sa richesse fonctionnelle : arithmétique matricielle et nombreuses fonctions de haut niveau dans divers domaines (analyse numérique, statistique, commande optimale, représentation graphique, ...). Il est à noter que toutes les commandes sont en anglais et l'aide en ligne également l'intérêt primordial de notre chois reviens a la pertinence et la rapidité de traitement des donné matriciel

3.L'algorithme utilisé

Pour la conception d'un système de compression d'images à base de la transformée discrète en ondelettes on doit prendre en considération les points suivants :

Le type d'*Image de test* a titre d'exemple une image au niveau de gris a un seul composant , contrairement a l'image en couleur qui a trois composante .

Fonction ondelette : c'est un paramètre important dans la compression d'image elle influe sur les résultat d'une manier importante , il existe plusieur famille d'ondelette et chacune a plusieur ordre de filtre exemple la famille biorthogonales : BIOR2.2 , BIOR4.4 , BIOR 6.8

Niveau de décomposition: la décomposition d'une image de niveau N et différente de celle décomposé au niveau N+1 . ou chaque niveaux a ses caractéristique

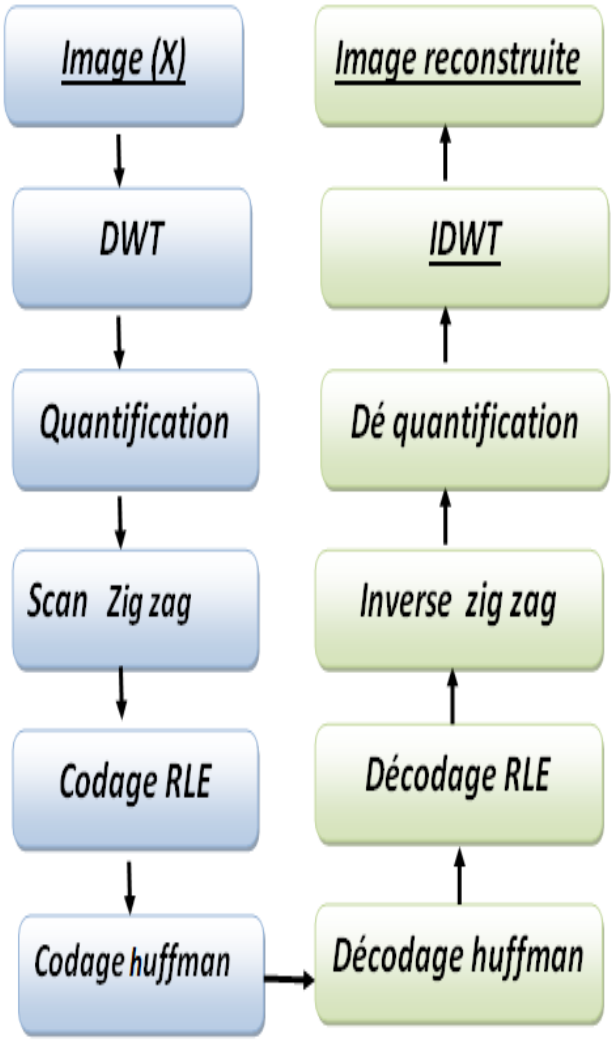

Figure 4.1 Algorithme de compression/décompression d'image

Étape1 : **Prétraitement de l'image**

Avoir les niveaux de gris pour les images à compresser

Étape2 : **Décomposition de l'image**

Choisir la fonction ondelette

Choisir le nombre d'itérations

Calcul des coefficients d'approximation

Calcul des coefficients de détails

Étape3 : **Quantification**

diviser les coefficients par une constante et arrondir le résultat. Avec Q est égal à

$q = sign(v) . (int) (|y| / \Delta b)$,q est la valeur quantifiée, y la valeur à quantifier et Δb le pas de quantification.

Étape4 : **Scaan en sigzag**

Parcouriir la matrice en zig zag

Etape 5 : Codage

Codage RLE

Codage en Huffman

Etape 6 : Décodage

4.Base D'image utilisée

Le choix des images de test est un problème fondamental lors de l'évaluation des systèmes de Compression, pour notre cas on a choisi des image médicaux au niveaux de gris a deux composante

Les images de teste sont acquises de la base de données Médicale GE-SYSTEM

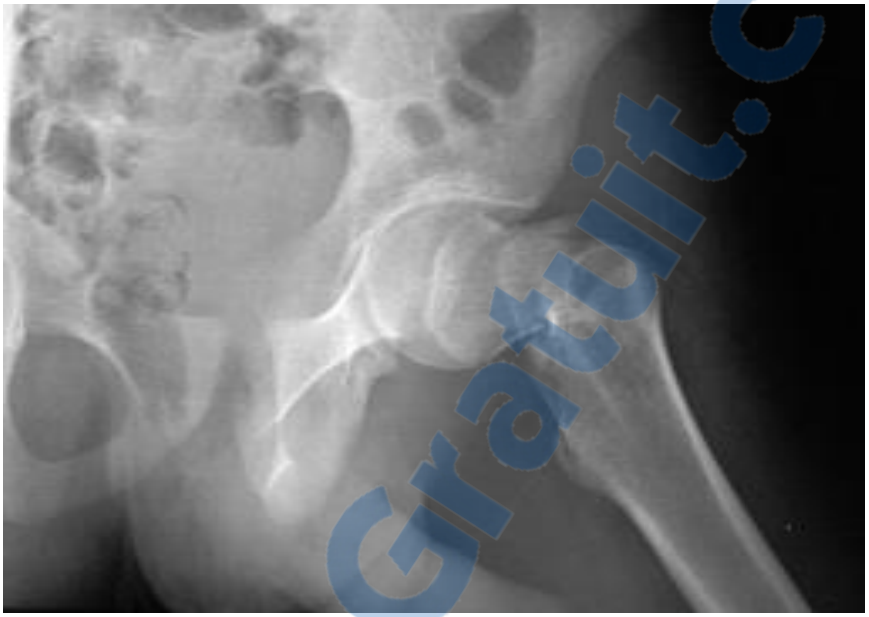

Figure 4.2: image radio représentent une fissure de la nuque

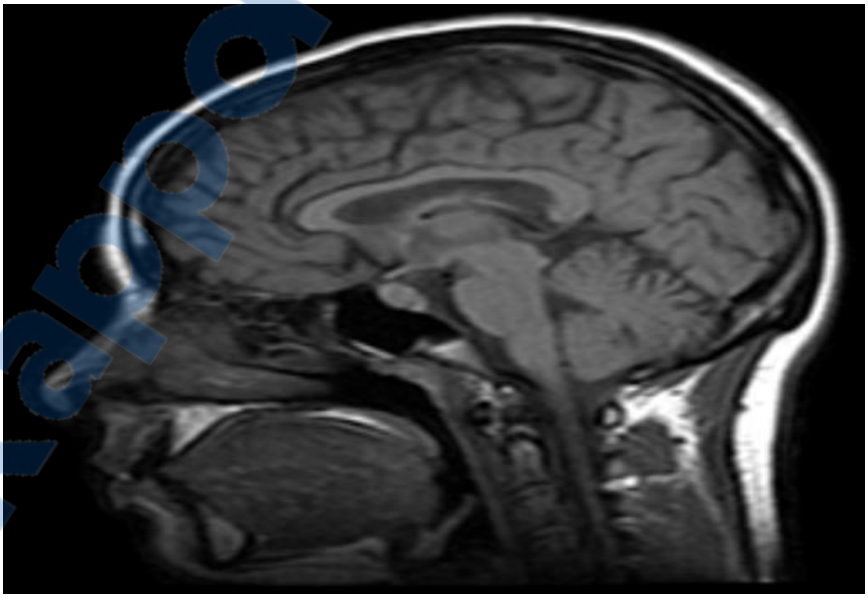

Figure 4.3 : Image IRM crânien

Rapport-Gratuit.com

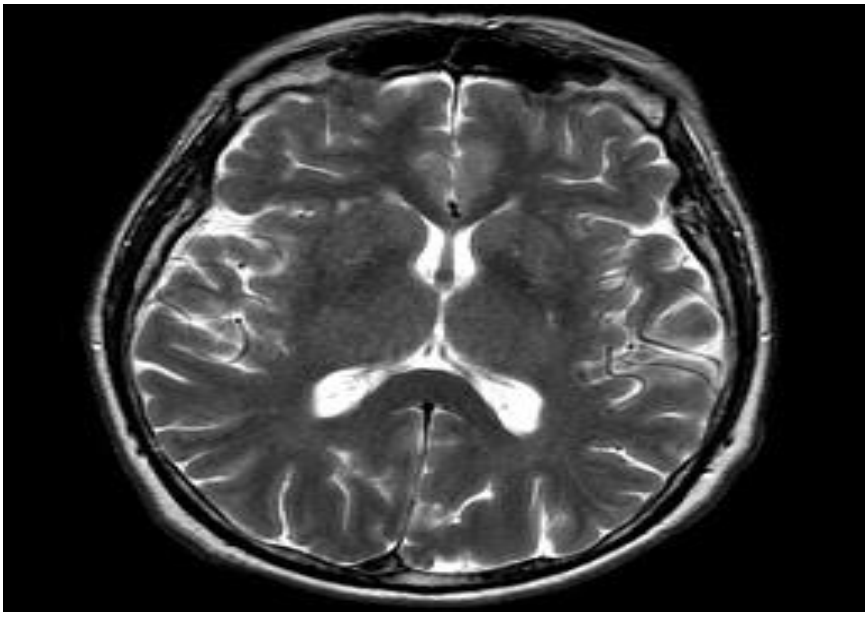

Figure 4.4 Image d'IRM cerveau

Les images choisies pour le test sont :

Figure.4.2 : image au niveau de gris de dimension 256 x 256 qui représente une fissure de la nuque , La composante de cette image est codée sur 8 bits.

Figure 4.3: image en niveau de gris de dimension 256 x256. qui représente un IRM crânien de cerveau humain La composante de cette image est codée sur 8 bits.

Figure 4.4 image en niveau de gris de dimension 150x150,représente un scanner de IRM de cerveau humain , La composante de cette image est codée sur 8 bits

5.Choix des ondelettes

Les ondelettes choisies pour le test sont classées par famille. Chaque famille a un ensemble d'ondelettes dont le numéro qui suit le nom, indique l'ordre des filtres utilisé pour leurs conception nous avons choisie les ondelette les plus répondue en compression d'image :

- Ondelettes biorthogonales: Bior2.2, Bior4.4, et Bior6.8.
- Ondelettes de Daubechies:, Db3, Db4.
- Ondelette de Symlets:, Sym8.
- Ondelette de Coiflets : Coif1.
- Ondelette de Haar.

Pour l'évaluation de la qualité des images après compression, on mesure la qualité de reconstruction de l'image par rapport à l'image originale (PSNR : rapport signal sur bruit) en fonction du taux de compression (TC) et de l'erreur quadratique moyenne (MSE) , aussi le paramètre du temps de compression joue un rôle important dans cette évaluation , ainsi que l'aspect visuel de l'image .

Notre but c'est de trouvé un bon compromis entre ces mesures , c'est a dire un fort PSNR et un MSE minimal , un TC maximal , et bien sur sans pour autant on perdre de la qualité visuel de l'image original, tout sa en respectant la contrainte du temps , plus le temps est cour meilleur est le système

6.Résultats et discussion :

Pour tester notre système de compression on a appliqué notre algorithme sur les trois images, avec un seul niveau de décomposition (Figure 4.4).

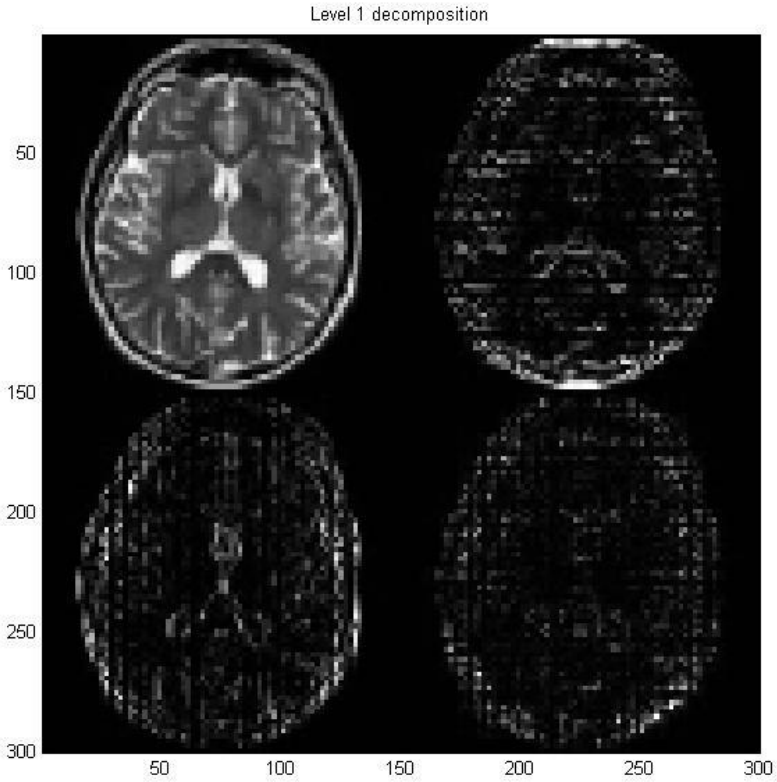

Figure 4.5 décomposition niveau 01 d'image IRM

on a utilisé les même ondelettes de décomposition pour la reconstruction d'image .

Les tableau : [4.6],[4.7],[4.8] représente les résultats obtenue pour chaque image

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

Résultat Figure 4.2 :

	BIOR2.2	*BIOR4.4*	*BIOR6.8*	*HAAR*	*DB3*	*DB4*	*SYM8*	*COIF1*
PSNR(db)	10.056	9.9133	9.8006	9.936	9.5496	9.6354	9.6499	9.9538
MSE(db)	6.41e+003	6.63e+003	6.81e+003	6.59e+003	7.21e+003	7.071e+03	7.048e+03	6.572e+03
TC(%)	84.8705	85.1078	85.576	84.631	84.870	84.9894	85.4603	84.8705
Tmps D'exe (s)	11.75	12.86	12.87	11.63	12.63	11.67	12.00	11.48

Table 4.1: Résultat Figure 4.2, niveau 01

Image reconstruite

Image Original

Figure 4.6 image original VS image reconstruite, on utilisant l'ondelette de décomposition bior2.

Résultat Figure.4.3 :

	BIOR2.2	*BIOR4.4*	*BIOR6.8*	*HAAR*	*DB3*	*DB4*	*SYM8*	*COIF1*
PSNR(db)	15.2953	14.7502	13.9758	16.2663	15.0028	14.5120	14.0453	15.1986
MSE(db)	1.9211e+03	2.1780e+03	2.6032e+03	1.5362e+03	2.0549e+03	2.300e+03	2.568e+03	1.964e+03
TC(%)	86.8415	87.0479	87.4558	86.6335	86.8415	86.9449	87.3545	86.8415
Tmps D'exe (s)	10.4756	12.282	12.20	13.096	12.931	12.41	12.594	18.036

Table 4.2: Résultat Figure 4.3, niveau 01

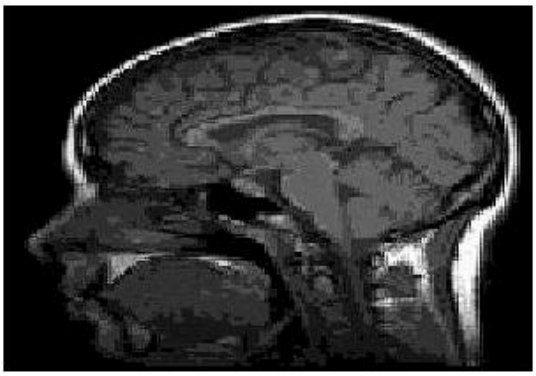

Image reconstruite

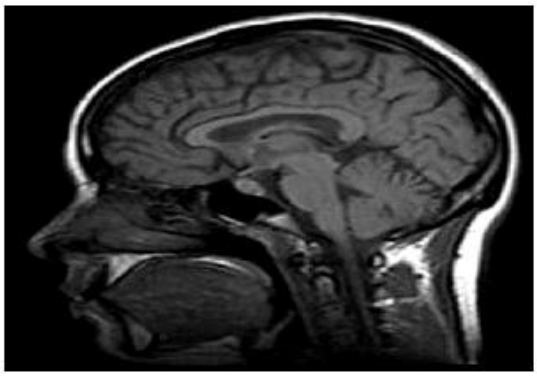

Image original

Figure 4.7 image original VS image reconstruite on utilisant l'ondelette de HAAR

Résultat Figure 4.4:

	BIOR2.2	*BIOR4.4*	*BIOR6.8*	*HAAR*	*DB3*	*DB4*	*SYM8*	*COIF1*
PSNR(db)	15.5275	14.4810	13.4300	15.4453	14.9781	14.3082	13.4672	15.3780
MSE(db)	1.8211e+03	2.3173e+03	2.9518e+03	1.8559e+03	2.067e+03	2.411e+03	2.926e+03	1.8849e+03
TC(%)	92.2621	92.4698	92.8768	92.0516	92.2621	92.3663	92.7761	92.2621
Tmps D'exe (s)	3.581	4.613	3.423	3.495	3.591	3.559	3.911	3.242

Table 4.3: Résultat Figure 4.3, niveau 01

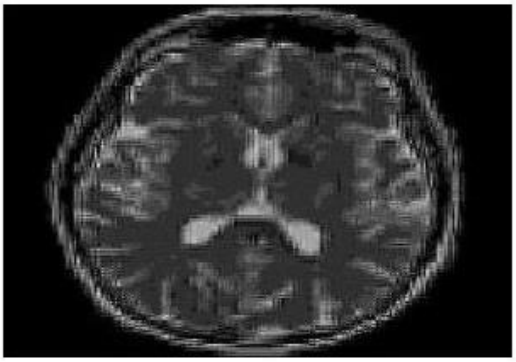

Image reconstruite

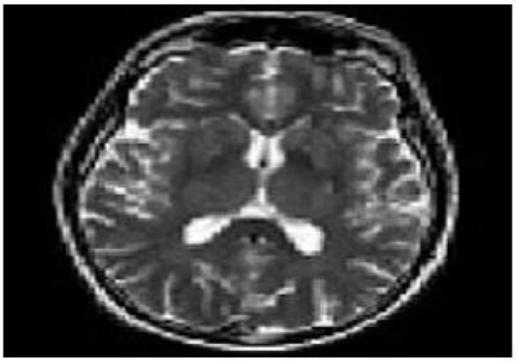

Image original

Figure 4.8 image original VS image reconstruite, on utilisant l'ondelette de décomposition bior2.2

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

D'après les résultats obtenue dans les tableaux[4.1],[4.2],[4.3] , résultant de la compression des trois images on constate un Très faible PSNR et un fort MSE , ainsi un taux de compression qui reste moyennement satisfaisant .de ce fait les images reconstruite restent dégradante par rapport aux image originaux .figure [4.3], [4.4], [4.4].

A la recherche de meilleurs résultats on à appliquer notre algorithme avec les même ondelettes sur les même images cette fois avec une décomposition de niveau 3,[figure 4.9]

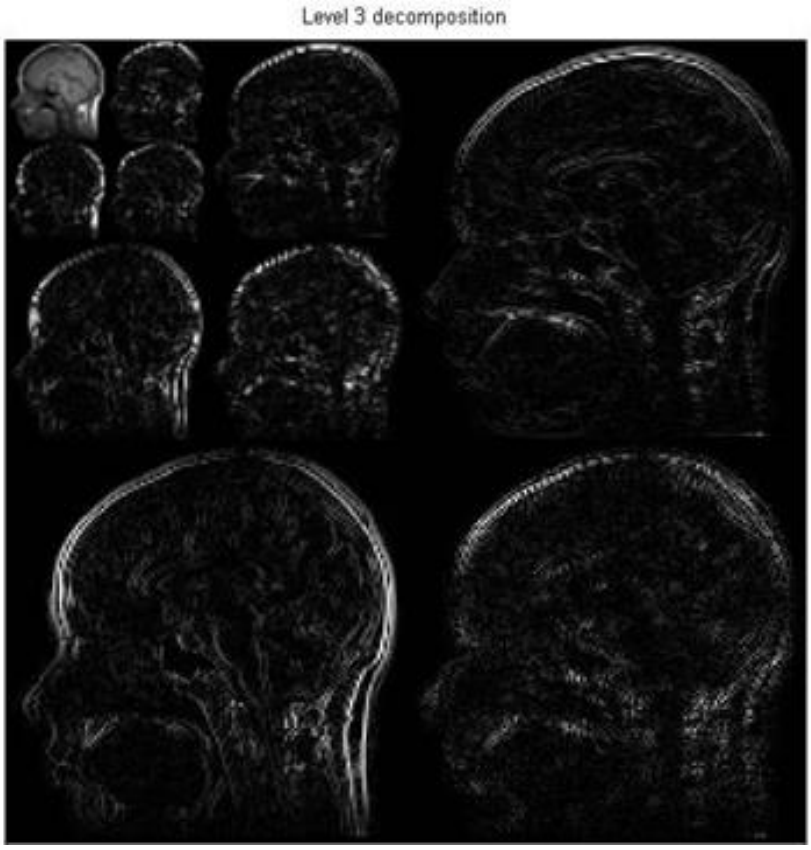

Figure 4.9 décomposition figure 4.3 niveau 03

Les tableau : [4.4],[4.5],[4.6] représente les résultats obtenue pour chaque image .

Résultat Figure.4.2

	BIOR2.2	*BIOR4.4*	*BIOR6.8*	*HAAR*	*DB3*	*DB4*	*SYM8*	*COIF1*
PSNR(db)	21.0924	20.503	25.616	28.357	21.769	26.447	26.1658	18.92
MSE(db)	695.9284	810.6137	185.69	98.81	591.7736	155.487	163.1020	1.3909e+03
TC(%)	96.1531	96.1531	96.1531	96.1531	96.1531	96.1531	96.1531	96.1531
Tmps D'exe (s)	18.30	14.59	14.75	13.76	14.78	16.00	14.47	17.54

Table 4.4: Résultat Figure 4.2, niveau 03

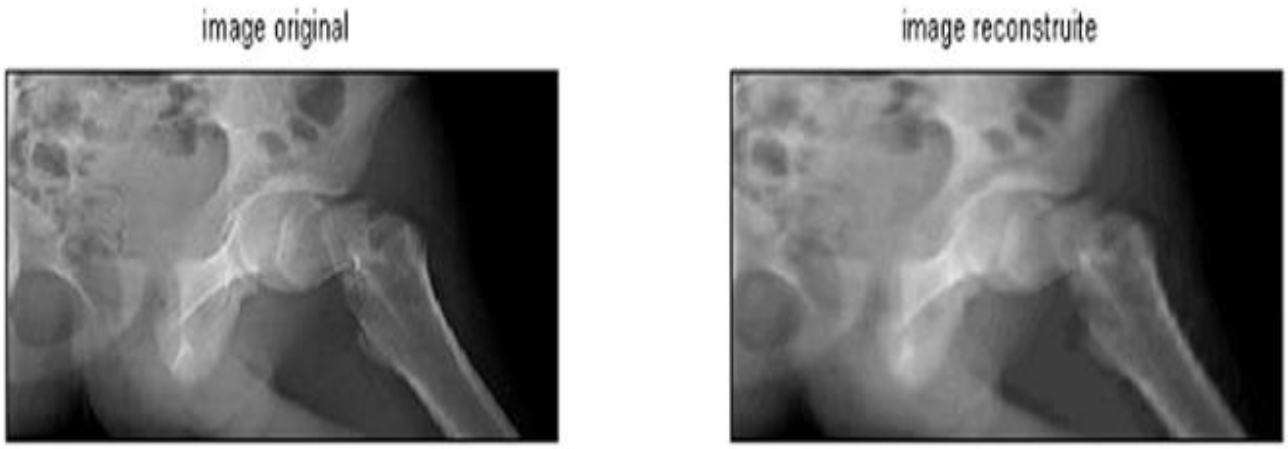

Figure4.10 image original VS image reconstruite on utilisant l'ondelette de sym8

Résultat Figure 4.3

	BIOR2.2	*BIOR4.4*	*BIOR6.8*	*HAAR*	*DB3*	*DB4*	*SYM8*	*COIF1*
PSNR(db)	20.1769	19.1976	16.8229	22.5674	19.6012	20.2192	17.6048	21.9260
MSE(db)	1.8762e+03	1.8630e+03	3.0690e+03	606.8704	2.180e+03	1.2845e+03	2.323e+03	1.333e+03
TC(%)	96.6584	96.6584	96.6584	96.6584	96.6584	96.6584	96.6584	96.6584
Tmps D'exe (s)	19.8150	15.529	15.436	13.613	18.404	17.851	17.604	16.259

Table 4.5: Résultat Figure 4.3, niveau 3

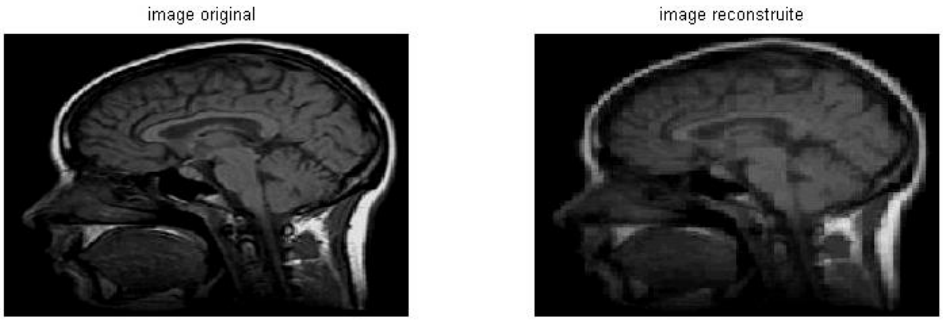

Figure 4.11 Figure image original VS image reconstruite on utilisant l'ondelette de haar

Résultat Figure 4.4

	BIOR2.2	*BIOR4.4*	*BIOR6.8*	*HAAR*	*DB3*	*DB4*	*SYM8*	*COIF1*
PSNR(db)	19.7256	16.5767	15.5538	19.4125	18.4227	18.1222	15.9568	21.4527
MSE(db)	3.6179e+03	3.5028e+03	4.956e+03	1.2651e+03	2.5783e+03	1.6759e+03	2.8544e+03	1.1003e+03
TC(%)	98.0129	98.0129	98.0129	98.0129	98.0129	98.0129	98.0129	98.0129
Tmps D'exe (s)	4.8074	5.3499	5.297	4.115	5.0344	5.220	5.207	4.54

Table 4.6: Résultat Figure 4.4, niveau 03

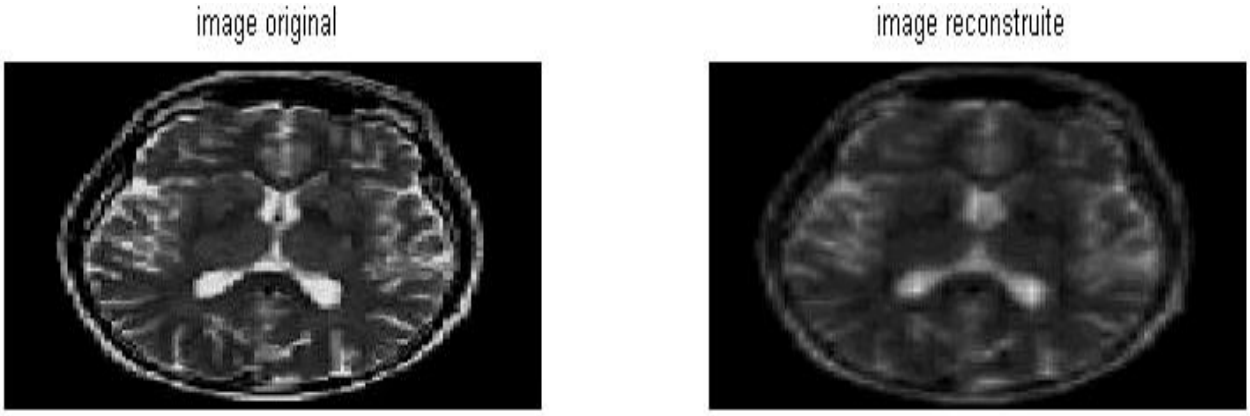

Figure 4.12 image original VS image reconstruite on utilisant l'ondelette de coif1

Il est nettement claire qu'on augmentant le niveau de décomposition au niveau 03 on a obtenue de meilleur résultat que sa sois pour le PSNR qui a augmenté jusqu'à 28.357 (db) pour la figure 4.2 on appliquant l'ondelette de haar , aussi on a pu avoir un RC optimal pour toute les figure .

ainsi un MSE satisfaisant , de ce faite l'image reconstruite est une image qui répond au mesure de la qualité au paravent mentionné

7.Conclusion

Dans ce dernier chapitre nous avons présentés les différents résultats de compression d'images en appliquant l'algorithme de compression [page 42], Pour un premier temps nous avons testé notre algorithme sur le niveau 01 de décomposition ce qui a causé une dégradation remarquable au niveau de l'image reconstruite , pour essayé de remédier a ce problème nous avons augmenté le niveau de décomposition a 03 , ce qui a donnés de meilleur résultats notamment pour les ondelette : haar , db4 , bior6,8 et coif1 .

Le but de notre mémoire est d'aboutir à une bonne compression d'image du domaine médicale qui est un domaine important nécessitant beaucoup d'attention et de précision dans les résultats , c'est a dire tout en gardant la qualité essentielle de l'image originale, ce qui reviens a avoir un bon compromis entre PSNR et taux de compression.

Nous avons testés notre algorithme sur deux niveaux de décomposition , le premier niveaux de décomposition est le niveau 01 ,qu'on a appliqué sur différent famille d'ondelette (biorthogonales, Symlets, Coiflets, Daubechies et haar) les résultat extraites été moyennement satisfaisante l'image reconstruite ne décrivait pas au mieux les caractéristique de celle d'origine .

De ce fait nous avons augmenté le niveaux de décomposition au niveau 03 , tout en gardent les même ondelette , on a remarqué nettement une hausse au niveau des résultats ainsi dans la qualité de l'image reconstruite .

Les résultats de PSNR et de MSE varié d'ondelette a une autre, on a constaté des meilleur résultats on appliquant l'ondelette de : haar , db4 , bior6,8 et coif1 . on a constaté aussi un taux de compression optimal sur toute les ondelette testé .

Dans notre travaille nous nous somme basé de l'uniformité des ondelettes de décomposition et de reconstruction, a partir ce cette contrainte et aux résultats obtenus quelques perspectives intéressantes peuvent être envisagées pour approfondir ce travail de recherche ; nous citons notamment :

- L'extrapolation de la méthode proposée à la compression des images couleurs.
- L'étude approfondie de la phase décomposition et de reconstruction de l'image avec différent ondelettes c'est-à-dire l'utilisation de deux types d'ondelette voir deux familles différentes pour la décomposition et la reconstruction de l'image ce qui revient a trouvé le couple d'ondelettes le mieux signifiant

[1] M. Nelson, “ La compression de données textes, Image, son ’’, Edition Dunod, 1993.
[2] A. N. Skodras, C. A. Christopoulos and T. Ebrahimi, “ JPEG2000: Still Image Compression Standard”, Proceedings Recpa00d 20, pp. 359-366, May 2000.
[3] N. Morceau, “ Techniques de compression des signaux ’’, Edition Masson, 1995.
[4] M. Kunt, “ Traitement numérique des signaux ’’, Edition Dunod, 1981.
[5] R . J.Clarke, “ Digital Compression of Still Images and Video ” , Acadimic Press,1995.
[6] Min-Mo Sung, and Hee-Joung Kim,“ Clinical Evaluation of JPEG2000 Compression for Digital Mammography ” , IEEE Trans on Nuclear Science, vol .49, no. 3, June 2002.
[7] A. K. Jain, “ Image Data Compression: A Review”, Procedings of IEEE, vol. 69, no. 3, March 1981.
[8] G.K.Wallance, “ The JPEG Still Picture Compression Standard ”, IEEE Trans. On Consumer Electronics, December1991.
[9] Mitchell, J.L., and W.B. Pennebaker,“ Evolving JPEG Color Data Compression Standard ”, in Standards for Electronic Imaging Systems, Neir, M. and M.E. Courtot, eds., vol. CR37, SPIE Press, pp. 68-97, 1991.
[10] Wallace, G.K,“ Overview of the JPEG still image compression standard. Image Processing Algorithms and Techniques” , In Proceedings of the SPIE, vol. 1244 , pp. 220-233, Feb.1990.
[11] D. Taubman, “ High Performance Scalable Image Compression with EBCOT”, IEEE Transactions on Image Processing, vol. 9, no. 7, July 2000.
[12] D. Taubman, E. Ordentlich, M. Weinberger, G.Seroussi, I. Ueno, and F. Ono, “ Embedded block coding in JPEG2000”, in Proc. IEEE Int. Conf. Im- age Processing,Vancouver, Canada, vol. 2, pp. 33-36, Sept. 2000
[13] E. Pennec and S. Mallat, Image compression with geometrical wavelets, in IEEE International Conference on Image Processing, 2000, vol. 1, pp. 661_664.
[14] A. Cohen, «Ondelettes et traitement numérique du signal», Masson, Paris, 1992.
[15] M. Antonini, M. Barlaud, P. Mathieu, I. Daubechies, «Image coding using wavelet transform»,IEEEtrans.onImageProcessing,vol.1,N2, pp.205-216, april 1992.
[16] S. Mallat, «Multiresolution approximations and wavelet orthonormal bases of L2(R)»,Trans.Am.Math.Soc.,vol.315,N1, pp. 69-87, sep. 1989..
[17] Sébastien ROUX, «Adéquation algorithme-architecture pour le traitement mulitimédia embarque », Thèse de Doctorat, Laboratoire France Télécom, 2002
[18] Ouafi abdelkarim, « Compression d’images avec pertes par codages imbriqués, Proposition

Rapport-Gratuit.com

d’une optimisation de l’algorithme EZW» Thèse de Doctorat, université Mohamed Khider Biskra, 2010

[19] H. Guitter, "La compression des images numériques", Hermes, 1995.

[20] http://www.techno-science.net/?onglet=glossaire&definition=5346

[42] www.jobintree.com/dictionnaire/definition-matlab-915.html