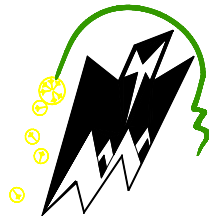


**REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE
UNIVERSITE MOULOU D MAMMERI, TIZI-OUZOU**



**FACULTE DU GENIE ELECTRIQUE ET D'INFORMATIQUE
DEPARTEMENT D'ELECTRONIQUE**

Mémoire de fin d'études

**Présenté en vue de l'obtention
du Diplôme d'Ingénieur d'Etat en Electronique**

Option : Communication

Thème :

**COMPRESSION D'IMAGES MEDICALES
PAR L'ALGORITHME SPIHT**

Proposé et dirigé par :

Mr. LAHDIR Mourad

Présenté par :

Mlle. TARIHANT KARIMA

Mr. MESSAI ABDEREZAK

Mr. ACHOUR FARID

2009/2010

Dédicaces

Je dédie ce modeste travail :

- *A la mémoire de mon défunt père dahmane ;*
- *A ma très chers mère houria et à mes chers frères et sœur pour leur soutiens ;*
- *A ma famille et mes proches ;*
- *A Mes amis et collègues, et a tous ceux qui nous sont chers.*

ABDEREZAK

Je dédie ce modeste travail :

- *A mes chers parents pour leurs soutiens tout longs de mes études.*
- *A mes chers frères et mes sœurs sans exception*
- *A tout mes amis (es)*
- *A tout ma promotion*

FARID

Je dédie ce modeste travail :

- *A mes chers parents pour leurs soutiens tout longs de mes études.*
- *A mes chers frères et mes sœurs sans exception*
- *A tout mes amis (es)*
- *A tout ma promotion*

KARIMA

Remerciements

En préambule à ce mémoire, nous souhaitons adresser nos remerciements les plus sincères aux personnes qui nous ont apporté leur aide et qui ont contribué à l'élaboration de ce mémoire ainsi qu'à la réussite de cette formidable année universitaire.

Nous tenons à remercier sincèrement Monsieur. LAHDIR Mourad, qui en tant que promoteur de mémoire, s'est toujours montré à l'écoute et très disponible tout au long de la réalisation de ce mémoire, ainsi pour l'inspiration, l'aide et le temps qu'il a bien voulu nous consacrer et sans que ce mémoire n'aurait jamais vu le jour.

Nos remerciements vont également au président et les membres du jury qui nous ferons l'honneur de juger notre travail.

Enfin, nous adressons nos plus sincères remerciements à tous nos collègues, qui nous ont toujours soutenue et encouragée au cours de la réalisation de ce mémoire.

Merci à tous et à toutes.



Sommaire

Sommaire

| | |
|----------------------------|---|
| Introduction générale..... | 1 |
|----------------------------|---|

Chapitre I : Généralités sur la compression d'image médicale

| | |
|---|----|
| I.1Préambule..... | 3 |
| I.2. Définition d'une image et les différents types images..... | 3 |
| I.2.a. Définition d'une image | 3 |
| I.2.b. Différents types d'images | 3 |
| i. Image matricielle..... | 4 |
| ii. Image vectorielle..... | 5 |
| -La comparaison entre image matricielle et vectorielle..... | 6 |
| I.3. Imagerie médicale..... | 6 |
| I.3.a. Le principe de l'imagerie médicale..... | 6 |
| I.3.b. Types d'images médicale..... | 7 |
| 1. Radiographie..... | 7 |
| 2. Echographie..... | 8 |
| 3. L'imagerie par résonance magnétique (IRM)..... | 9 |
| 4. La Scanographie..... | 10 |
| 5. Scintigraphie (médecine nucléaire)..... | 11 |
| I.4.La compression d'imagerie médicale..... | 11 |
| i. Taux de compression..... | 11 |
| ii. L'entropie..... | 12 |
| iii. Débit..... | 13 |
| iv. Le temps de compression/ décompression..... | 13 |

| | | |
|----------|--|----|
| v. | Mesure de détorsion | 13 |
| vi. | Le rapport signal sur bruit crête (PSNR) en dB..... | 13 |
| I.5. | Structure générale d'un schéma de compression d'image..... | 14 |
| I.5.a. | Décorrelation..... | 15 |
| I.5.b. | Quantification..... | 15 |
| I.5.c. | Codage..... | 15 |
| I.6. | Les méthodes de la compression d'image..... | 16 |
| I.6.1 | Méthodes de Compression symétrique et asymétrique..... | 16 |
| I.6.2. | Méthode intra- image et inter- image..... | 16 |
| I.6.3. | Méthode par pixels, groupes de pixels ou images entière..... | 17 |
| I.6.4. | Méthodes spatial et méthodes par transformation..... | 17 |
| I.6.5. | Méthodes adaptatives/ non adaptative..... | 17 |
| I.6.6. | Méthode de compressions physiques, ou logiques..... | 17 |
| I.6.7. | Méthodes avec ou sans perte d'informations..... | 18 |
| I.6.7.1. | Compression avec perte..... | 18 |
| a. | Codage par dictionnaire..... | 18 |
| a.1. | Quantification scalaire..... | 18 |
| a.2. | Quantification vectorielle..... | 19 |
| b. | Compression avec sous-échantillonnage..... | 20 |
| c. | Compression sous-bande..... | 20 |
| d. | Compression fractale | 21 |
| e. | Méthode par transformation | 21 |
| e.1. | Transformation en cosinus discret (DCT)..... | 23 |
| e.2. | Transformation en ondelettes discrète (DWT)..... | 24 |

| | |
|---|----|
| f. Méthode hybride | 24 |
| I.6.7.2. Compression sans perte (réversibles) | 24 |
| a. Méthode statistique..... | 25 |
| a.1. Méthode de Shannon Fano..... | 25 |
| a.2. Codage de Huffman | 26 |
| a.3. Codage arithmétique..... | 28 |
| b. Compression Lempe Ziv Welch (LZW)..... | 29 |
| c. Codage en RLE (Run Lenght Encoding)..... | 30 |
| I.7.Conclusion..... | 31 |

Chapitre II : La théorie des ondelettes

| | |
|---|----|
| II.1.Préambule..... | 32 |
| II.2.Transformée de Fourier (TF)..... | 32 |
| II.3. Transformée de Fourier à fenêtre glissant..... | 33 |
| II.4. Transformée en ondelettes..... | 34 |
| II.4.1.Définition..... | 34 |
| II.4.2. Dilatations et translation de l'ondelette | 34 |
| a. Dilatation..... | 34 |
| b. Translation..... | 35 |
| II.4.3. Types d'ondelettes..... | 35 |
| a. Les ondelettes simples (MORLET, MEXIHAT)..... | 35 |
| b. Les ondelettes infiniment régulières | 35 |
| c. Les ondelettes orthogonales à support compact..... | 36 |

| | |
|--|----|
| II.4.4. Les propriétés des ondelettes..... | 36 |
| a. Régularité..... | 36 |
| b. Compacité..... | 36 |
| c. Localisation..... | 36 |
| d. Orthogonalité..... | 37 |
| II.4.5. Conditions d'admissibilités..... | 37 |
| II.4.6. Transformation en ondelettes continue (DCT)..... | 38 |
| II.4.7. Transformée en ondelettes discrète (DWT)..... | 40 |
| II.4.8. Analyse multirésolution..... | 42 |
| a. Définition..... | 42 |
| b. La fonction d'échelle | 44 |
| c. les fonctions d'ondelettes..... | 46 |
| II.5. Algorithme de la transformée en ondelettes discrète | 47 |
| II.5.1. Algorithme de S.MALLAT par l'approche de convolution | 47 |
| II.5.2. Algorithme unidimensionnel | 48 |
| a. Décomposition | 48 |
| b. Reconstruction..... | 51 |
| II.5.3. Algorithme bidimensionnel..... | 51 |
| a. Décomposition | 51 |
| b. Reconstruction..... | 53 |
| c. Transformation directe (analyse) | 54 |
| II.6. Schéma des algorithmes de compression d'image par ondelettes | 54 |

| | |
|--|----|
| II.7. La différence entre la transformée en ondelettes (DWT) et la transformation en cosinus discrète (DCT)..... | 55 |
| a. Taux de compression..... | 56 |
| b. Qualité..... | 56 |
| II.8.Conclusion..... | 57 |

Chapitre III : Méthode adoptée

| | |
|---|----|
| III.1. Préambule..... | 58 |
| III.2. Principe d'arbre de zéros | 58 |
| III.3. Le EZW (Embedded coding using Zero trees of Wavelets coefficients)..... | 60 |
| III.4. La méthode de codage EZW 2D | 60 |
| III.5.Explication des différents blocks de schéma de la compression avec SPIHT..... | 61 |
| III.5.1. La transformée en ondelettes Discrète DWT | 61 |
| III.5.1.1. Initialisation | 62 |
| III.5.1.2. Filtrage et décomposition selon les lignes | 62 |
| III.5.1.3. Filtrage et décimation selon les colonnes | 63 |
| III.5.2. Quantification | 65 |
| III.5.3.Block de SPIHT (le block de codage)..... | 65 |
| III.5.3.1.Historique et Principe du SPIHT | 65 |
| III.5.3.2.Caractéristiques de SPIHT | 67 |
| III.5.3.3.Appuis..... | 67 |
| III.5.3.4.Etage de codeur | 68 |
| a. Algorithme du SPIHT..... | 68 |

| | |
|---|----|
| b. Organigramme de l'algorithme SPIHT..... | 71 |
| III.5.3.5.L'étage de décodeur SPIHT..... | 72 |
| III.5.4. L'inverse de la transformée en ondelette discret IDWT..... | 72 |
| III.5.4.1.Initialisation..... | 73 |
| III.5.4.2.Interpolation et filtrage selon les colonnes..... | 73 |
| III.5.4.3 .Interpolation et filtrage selon les lignes..... | 74 |
| Exemple d'un codeur SPIHT..... | 74 |
| III.6.Conclusion..... | 79 |

Chapitre IV : Tests et résultats

| | |
|---|-----------|
| IV.1.Introduction | 80 |
| IV.2.a. Le PSNR (Peak signal to Noise Ratio)..... | 80 |
| IV.2.b. Le temps d'exécution | 81 |
| IV.2.c. Le taux de compression | 81 |
| IV.3. Application et Résultats..... | 82 |
| IV.4. Exemple d'image restituée | 94 |
| IV.5. Interprétation et Discussions des Résultats | 97 |
| IV.6.Conclusion..... | 98 |
| Conclusion générale..... | 99 |

Annexe

Bibliographie



Introduction générale

Introduction générale

L'imagerie médicale est un domaine en plein essor, du fait du développement des technologies numériques. Elle permet une investigation de plus en plus fine des organes humains grâce à la mise à disposition de systèmes de radiologie de plus en plus performants. La contrepartie réside dans une quantité de données générée considérable qui peut rapidement saturer les systèmes conventionnels de transmission et de stockage.

La nécessité de compresser les images apparaît donc aujourd'hui incontournable. De plus, la compression présente un intérêt évident pour la transmission des images qui peut s'avérer délicate du fait des bandes passantes existantes limitées. Actuellement, la compression dans un service de radiologie est toujours effectuée sans perte quand elle existe car elle constitue à ce jour le seul type de compression toléré par les médecins. En effet, la compression sans perte garantit l'intégrité des données et permet d'éviter les erreurs de diagnostic. Cependant, ce type de compression n'offre pas de réduction significative du volume de ces données. Dans ce contexte, la compression "avec pertes" maîtrisées peut être la réponse la plus appropriée, à condition bien entendu que les pertes n'affectent pas la qualité des images pour l'usage régulier des praticiens.

Les méthodes actuelles de compression pour les images médicales 2D avec pertes ou sans perte citant les plus efficaces pour les images médicales exploitent la corrélation des images 2D dans le but d'améliorer la performance de compression. Elles s'appuient sur une transformation décorrelant des deux dimensions : les algorithmes de quantification et de codage qui sont mis en œuvre et qui ont prouvé leurs efficacités dans le cas des images 2D. Telle que EZW le JPEG2000 et le SPIHT.


Notre travail consiste à développer une nouvelle méthode de compression des images médicales basée sur l'algorithme SPIHT implémenté dans le domaine des ondelettes.

L'étude que nous avons effectuée est organisée en quatre chapitres :

- Dans le premier chapitre nous aborderons le domaine de l'imagerie médicale, en citant différentes modalités existantes à l'heure actuelle et la notion de compression à

savoir ses principes et ses classifications. Nous présentons quelques techniques de compression avec et sans perte les plus connues.

- Le second chapitre est consacré à la transformée en ondelettes et à la notion multirésolution.
- Dans le troisième chapitre, nous avons exposé la méthode adoptée en résumant le principe de schéma de compression/décompression que nous avons élaboré et nous avons aussi donné une étude profondément sur le principe de codage et le décodage de SPIHT qui est la base de notre méthode de compression.
- Le quatrième chapitre de ce mémoire représente les résultats obtenus par l'implémentation de l'algorithme SPIHT dans le domaine des ondelettes.
- Enfin, nous terminerons par une conclusion générale, en présentant une synthèse sur notre travail ainsi que les perspectives.



Chapitre I
Généralités sur la compression
d'image médicale

I.1. Préambule

Dans nombreux domaines, l'image numérisée remplace les images analogiques classiques, et la qualité visuelle de celle-ci augmente continuellement avec le développement de nouvelles techniques d'affichage (multi-résolution, transmission progressive..) et de nouvelles technologies d'acquisition (haute définition, nouveau hardware...). Dans le domaine médical, l'utilisation des images radiographies, ultrasonores, IRM..., pose un grand problème au niveau de leurs stockages et d'archivages ainsi que dans leurs transmissions. La compression de ces images s'impose alors comme une étape incontournable pour optimiser la taille mémoire nécessaire à leurs archivages ainsi que le temps nécessaire à leurs transmissions à distance via les réseaux informatique.

Dans ce Chapitre, Nous allons exposer quelques concepts de l'image puis nous abordons les besoins en compression d'image médicale, et par la suite nous présentons les éléments fondamentaux pour mesurer la qualité de l'image compressée sous une forme quantitative.

I.2. Définition d'une image et ces différents types [2,1]

I.2.a. Définition d'une image

L'image est une représentation bidimensionnelle d'objet tridimensionnel de nature diverse. C'est aussi un ensemble structuré d'informations qui, après affichage sur l'écran, ont une signification pour l'œil humain et elle est inexploitable par les équipements audiovisuels ou informatiques, ce qui exige sa numérisation.

La numérisation d'une image est la conversion de celle-ci de son état analogique (distribution continue d'intensités lumineuses dans un plan xOy . En une image numérique (dont la surface est divisée en éléments de tailles fixes appelés cellules ou pixels), représentée par une matrice bidimensionnelle de valeurs numériques $f(x, y)$ où x, y des coordonnées cartésiennes d'un point de l'image. Et elle est caractérisée par les paramètres suivants :

Généralité sur la compression d'imagerie médicale

- Pixel : Un pixel est l'abréviation de l'expression anglaise (Picture Element) qu'est le plus petit élément constitutif d'une image numérique. L'ensemble de ces pixels est contenu dans un tableau à deux dimensions constituant l'image.
- Contour : Le contour représente la frontière entre les objets de l'image, ou la limite entre deux pixels dont les niveaux de gris représentent une différence significative.
- Résolution : On utilise le mot résolution pour désigner le nombre de pixels affichable horizontalement ou verticalement sur un moniteur, plus grand est ce nombre, meilleur est la résolution.
- Dimension : Elle définit la taille de l'image. Cette dernière se présente sous forme de matrice dont les éléments sont des valeurs numériques représentatives des intensités lumineuses (des pixels).
- Luminance : La luminance 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 celle-ci.
- Contraste : Le contraste est défini en fonction des luminances de deux zones d'images. Une augmentation du contraste a pour effet que les couleurs sombres deviennent encore plus sombres et les couleurs claires encore plus claires.

I.1.b. Les différents types d'images numériques

On distingue généralement deux grandes catégories d'images numériques; Image matricielle (ou images bitmap) et image vectorielle.

i. Image matricielle

Une image matricielle en anglais « bitmap » est une image numérique composée d'une matrice (tableau) de points à plusieurs dimensions, chaque dimension représentant une dimension spatiale (hauteur, largeur, profondeur), temporelle (durée) ou autre (par exemple, un niveau de résolution).

Généralité sur la compression d'imagerie médicale

- **Images 2D :**

Dans le cas des images à deux dimension (le plus courant), les points sont appelés pixels. Ce type d'images s'adapte bien à l'affichage sur un écran informatique (lui aussi orienté pixel) ; il est en revanche peu adapté pour l'impression, car la résolution des écrans informatiques, généralement de 72 à 96 ppp (points par pouce, en anglais *dots per inch* ou *dpi*) est bien inférieure à celle atteinte par imprimantes, au moins 600 ppp aujourd'hui. L'image imprimée, si elle n'a pas une haute résolution, sera donc plus ou moins floue ou laissera apparaître des pixels carrés visibles.

- ii. **Image vectorielle [2]**

Le principe est de représenter les données de l'image par des formules géométriques qui vont pouvoir être décrites d'un point de vue mathématique. Cela signifie qu'au lieu de mémoriser une mosaïque de points élémentaires, on stocke la succession d'opérations conduisant au tracé. Par exemple, un dessin peut être mémorisé par l'ordinateur comme « une droite tracée entre les points (x_1, y_1) et (x_2, y_2) », puis « un cercle tracé de centre (x_3, y_3) et de rayon 30 de couleur rouge ». L'avantage de ce type d'image est la possibilité de l'agrandir indépendamment sans perdre la qualité initiale, ainsi qu'un faible encombrement. Ce type d'images est utilisé pour les animations Flash, utilisées sur Internet pour création de bannières publicitaires, introduction des sites web, voire des sites web complets. Ainsi elle est utilisée dans des schémas qu'il est possible de générer avec certains logiciels de DAO (Dessin Assisté par Ordinateur) comme auto CAD.

Les moyennes de visualisation d'images actuelles comme les moniteurs d'ordinateur reposent essentiellement sur des images matricielles, les discrétions vectorielles (fichiers) doivent préalablement être converties en description matricielles avant d'être affichées comme images.

- Comparaison entre image matricielle et vectorielles

Lorsque l'on grossit une image matricielle, puisqu'on ne rajoute aucune information qui ne serait pas déjà présente, cela induit une perte de qualité visible. Plus exactement, une fois qu'une image est numérisée, sa définition est fixe et son aspect visuel ne peut pas s'améliorer, même en utilisant de meilleurs dispositifs d'affichage ou astuces d'affichage. Une image numérique agrandie est dite *pixélisée*.

En revanche, les images vectorielles peuvent facilement s'afficher sous différentes échelles et s'adaptent à la qualité du dispositif d'affichage. Malgré cela, les images matricielles sont plus appropriées que les images vectorielles aux travaux sur photographies ou sur photos réalistes car il est aujourd'hui impossible en pratique d'obtenir une image vectorielle à partir d'une photo, même si des recherches ont lieu sur ce sujet en analyse d'image.

I.3. Imagerie médicale [4]

L'imagerie médicale regroupe les moyens d'acquisition et de restitution d'images à partir de différents phénomènes physiques (Résonance magnétique, réflexion d'ondes ultrasons, radioactivité, absorption des rayons X, ...). Cette technologie permet de visualiser la physiologie ou le métabolisme du corps humain indirectement, mais est aussi utilisée dans différents domaines tels que l'industrie, la chimie, la sécurité et l'archéologie.

I.3.a. Le principe de l'imagerie médicale

Le but de l'imagerie médicale est de créer une représentation visuelle intelligible d'une information à caractère médical. Cette problématique s'inscrit plus globalement dans le cadre de l'image scientifique et technique : l'objectif est en effet de pouvoir représenter sous un format relativement simple une grande quantité d'informations issues d'une multitude de mesures acquises selon un mode bien défini. L'image obtenue peut être traitée informatiquement pour obtenir par exemple, une reconstruction tridimensionnelle d'un organe ou d'un tissu ou un film montrant l'évolution ou les mouvements d'un organe au cours du temps. Dans un sens plus large, le domaine de l'imagerie médicale englobe toutes les techniques permettant de stocker et de manipuler ces informations. Ainsi, il existe une norme

pour la gestion informatique des données issues de l'imagerie médicale : la norme DICOM (Digital Imaging and Communications in Médecine).

I.3.b. Types d'images médicales [4,5]

1. La Radiographie

Il y a environ 100 ans, Wilhem Conrad Röntgen découvrait le rayonnement X. Cette découverte marqua le début de l'imagerie radiographique. Jusqu' à ces dernières années, l'image radiologique était constituée par l'impression photographique d'un film argentique classique par le faisceau de rayons X après que ce dernier ait traversé l'organe à étudier. L'image radiographique ainsi obtenue variera en fonction de la nature du tissu traversé et de l'absorption par ce dernier du rayonnement émis. Ainsi une structure dense (os) apparaîtra plus "blanche" sur ces clichés, à l'inverse, une structure aérique (comme les poumons) apparaîtra en "noir".

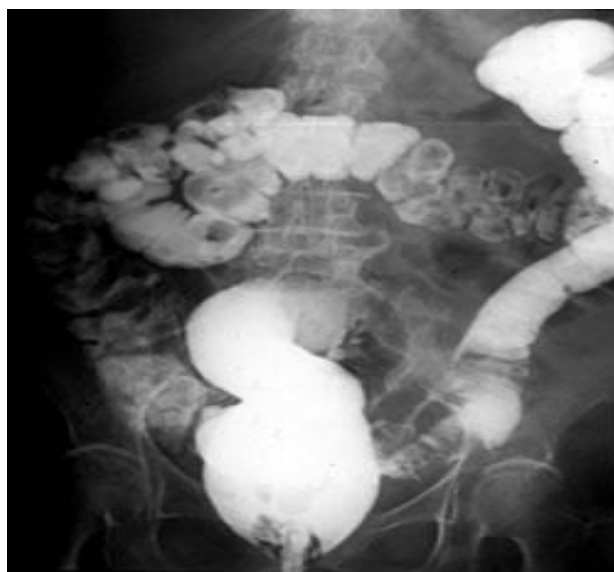


Figure I.1: Image radiographique

(250 x 309 - 12 ko - jpg - www.info-radiologie.ch/lavement_fs.jpg)

Depuis quelques années, les applications de l'informatique et de la micro-électronique ont transformé l'exercice radiologique, la possibilité de numérisation de l'image a permis le traitement de cette image radiologique. Cette numérisation qui peut-être directe ou indirecte,

Généralité sur la compression d'imagerie médicale

permet à l'image impressionnée d'être traitée, formatée, travaillée sur une console informatique, et ensuite bien sûr d'être remise au patient ou au médecin demandeur, soit sous forme de films, soit sous forme numérique (Cd-rom, disquette,...), soit par voie informatique (réseau informatique sécurisé, voire e-mail). Ainsi aujourd'hui, il sera possible, dans certains centres bien équipés, que le médecin demandeur reçoive à distance l'examen radiologique de son patient en temps réel. Cela concerne non seulement les examens radiographiques, mais également le Scanner et l'IRM.

2. L'échographie

L'échographie est une technique bien connue maintenant, apparue il y a une trentaine d'années et tenant une part importante dans l'imagerie médicale pour l'exploration du corps humain (observation des tissus mous, surveillance de la grossesse,...).

Cette technique utilise les ultrasons qui vont être envoyés sur une région du corps par une sonde présentant des fréquences variables en fonction de l'organe analysé et réceptionnés par cette même sonde. Le signal vidéo transmis correspondant aux différentes structures anatomiques rencontrées (écho ou impulsion ultrasonore réfléchi par les tissus), ce dernier sera amplifié, filtré, converti en signal numérique pour être enfin analysé par un ordinateur et restitué en temps réel sur l'écran.

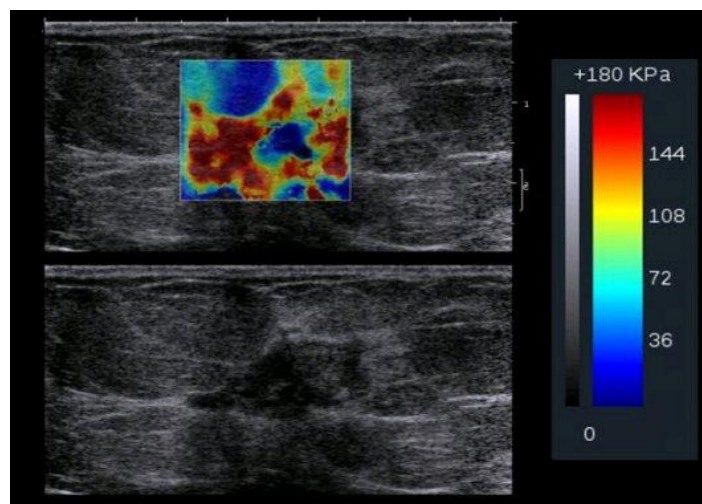


Figure I.2 : Image échographique

(530 x 427 - 44 ko - JPG - www.institut-langevin.espci.fr/CCI-58090.jpg)

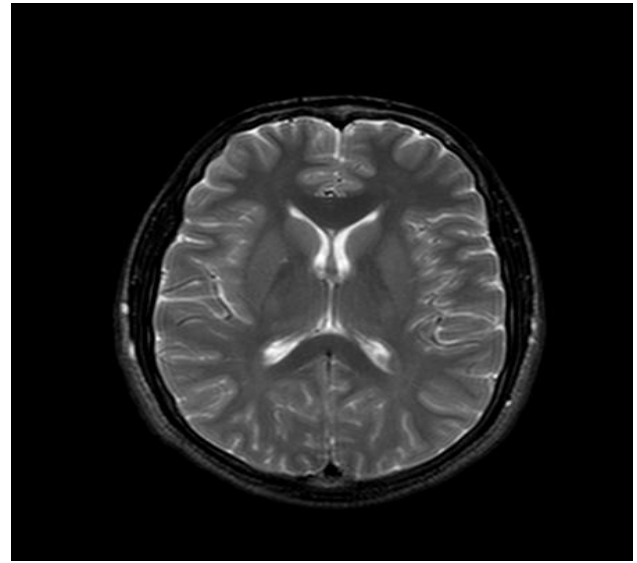
3. L'imagerie par Résonance Magnétique (IRM)

Il s'agit d'une évolution majeure de l'imagerie médicale, puisque cette technique non invasive:

- permet une étude multiplanaire
- n'utilise pas les rayons X, mais les propriétés magnétiques du corps humain



(a)



(b) (CIM MAHMOUDI T-O)

Figure I.3: Images *IRM*

(Source : [www.inrp.fr/imagerie/images/cerveau\(IRM\).jpg](http://www.inrp.fr/imagerie/images/cerveau(IRM).jpg); 351 × 377 - 22 ko - jpg -(1))

Principe

- Le patient est allongé sur un lit d'examen mobile qui doit ensuite être rentré dans le tunnel de l'aimant proprement dit.
- Cet aimant dégage un champ magnétique permanent puissant qui va orienter les atomes d'hydrogène excités selon un axe donné. Puis une antenne émet une onde de radio fréquence modifiant l'orientation des protons.
- Ceux-ci vont ensuite revenir à leur état initial en restituant de l'énergie.
- Cette énergie va être captée par une antenne réceptrice.
- Ces différents signaux seront ainsi analysés par de puissants calculateurs qui pourront ainsi produire une "image" dont les informations seront variables en fonction de la technique utilisée.

Généralité sur la compression d'imagerie médicale

- L'imagerie ainsi obtenue sera réellement une imagerie multi-coupes, multi-plans permettant d'explorer la quasi totalité du corps humain, puisque basée sur l'utilisation du noyau d'hydrogène, constitutif de l'eau (H_2O), (près de 80 % du poids corporel est constitué d'eau).

4. La Scanographie

Cette technique, d'accès plus aisé actuellement permet l'exploration précise de nombreux organes, principalement l'exploration du crâne et du cerveau.

Comme la radiologie, elle utilise les rayons X, grâce à un tube tournant autour du patient. Le film est ici remplacé par des capteurs, l'information qui correspond à la quantité de rayonnement reçue par les tissus étant ensuite traitée et reconstruite par ordinateur pour donner des images des structures explorées. Il s'agit d'une imagerie en " Coupes ".

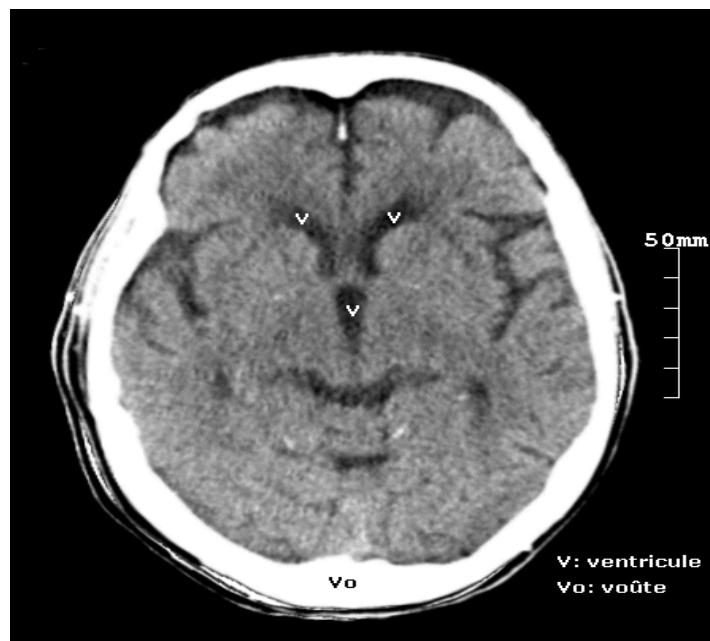


Figure I.4 : image scanographique

(Source: - www.geniebio.ac-aix-marseille.fr/imagerie/scan.jpg; 448 × 522 - 57 ko)

5. Scintigraphie (Médecine Nucléaire)

Un traceur-marqueur injecté dans l'organisme, se fixe au niveau d'un organe cible et émet des rayonnements. La gamma-caméra se fixe au-dessus de l'organe visé. Le collimateur sélectionne le rayonnement d'aplomb au récepteur. Les émissions parasites obliques sont absorbées par le métal, on évite ainsi les flous. Le photon interagit avec le cristal, forme un photon scintillant capté par des photomultiplicateurs disposés en réseaux hexagonaux.

Les photomultiplicateurs reliés à un dispositif électronique déterminent :

- L'énergie du photon incident.
- Son abscisse et ordonnée: x et y.

La numérisation consiste à convertir le signal analogique en un signal numérique, c'est le rôle du convertisseur analogique numérique (C.A.N).

I.4. La compression de l'imagerie médicale [11,10]

La compression consiste à réduire la taille physique de blocs d'informations, elle s'appuie sur l'analyse de contenu de l'image et tire profit de son organisation interne, afin d'en éliminer les données redondantes qu'elles soient temporelles, spatiales, statistique. Une méthode de compression bien adaptée à l'une des modalités d'imagerie médicale ne l'est pas forcément pour une autre. Où, tout au moins, une méthode peut demander des adaptations différentes selon les modalités.

Une motivation majeure des recherches en compression d'images médicales vient de la proportion croissante d'examen acquis numériquement. Il faut les stocker, les communiquer et les visualiser malgré les masses de données reçues. Alors existe-t'il une méthode de compression rapide, offrant des forts taux de compression et une très bonne qualité de l'image reconstruite ?

- Et pour cela on estime la performance d'une compression effectuée par :

i. Taux de compression

Il sert à mesurer l'efficacité d'une méthode de compression

On rappelle RC : rapport de compression.

$$RC = \frac{\text{Nombre de bits utilisées par l'image originale}}{\text{nombre de bits utilisées par l'image compressées}} \quad (1.1)$$

Généralité sur la compression d'imagerie médicale

On définit aussi la quantité Tc appelée taux de compression par :

$$Tc = \left(1 - \frac{1}{Rc}\right) * 100 \quad (1.2)$$

L'objectif de la compression d'image est donc d'avoir un taux de compression le plus élevé possible ; toutefois la théorie de l'information donne une limite théorique au taux maximale qu'il est possible d'atteindre sans distorsion pour toute méthode de compression sur une image donnée.

ii. L'entropie

On définit l'entropie (en bit) d'un point particulière P d'une image par :

$$H(p) = \sum_{ni=1}^m p(n_i).I(n_i) \quad (1.3)$$

Avec :

n_i : les niveaux de gris que peut revêtir le point P ;

m : le nombre totale de n_i ;

$p(n_i)$: la probabilité d'apparition du niveau de gris n_i ;

$I(n_i)$: l'information propre du niveau de gris n_i qui est définit par :

$$i(n_i) = \log_2 \frac{1}{p(n_i)} \quad (1.4)$$

D'où l'entropie sera :

$$H(p) = \sum_{n_i=1}^m p(n_i). \log_2 \frac{1}{p(n_i)} \quad (1.5)$$

$$H(p) = - \sum_{n_i=1}^m p(n_i). \log_2 p(n_i) \quad (1.6)$$

Donc :

L'entropie caractérise la quantité d'informations que contient une image. Toutefois, une image, dont tous les pixels ont la même valeur contient très peu d'informations, son entropie

Généralité sur la compression d'imagerie médicale

est faible. Par contre, une image, dont tous les pixels ont une valeur aléatoire contient beaucoup d'informations et son entropie est forte.

iii. Débit

Représente le nombre moyen de bits nécessaire pour coder un pixel de l'image. Il est défini par l'équation suivante :

$$Bpp = \frac{\text{Nombre de bits par pixels dans l'image originale}}{Rc} \quad (1.7)$$

iv. Le temps de compression /décompression

Le temps de compression/décompression nécessaire pour coder/décoder une image est fonction de la complexité de l'algorithme, de l'efficacité de son implémentation et de la puissance de processeur.

v. Mesure de détorsion

La mesure de distorsion utilisée généralement en compression d'images est l'erreur quadratique moyenne MSE (Mean Square Error). Cette grandeur représente la moyenne des écarts aux carrés entre le pixel I (i, j) et celui de l'image reconstruite \hat{I} (i,j).

Donc : le MSE est défini par la relation suivante :

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{n_i}^N (n_i - \hat{n}_i)^2 \quad (1.8)$$

Avec :

n_i : le niveau de gris de l'ième point de l'image originale ;

\hat{n}_i : le niveau de gris de l'ième point de l'image transformée ;

N : le nombre total de points constituant chacune des images.

vi. Le rapport signal sur bruit crête (PSNR) en dB

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{N^2 dg \max}{MSE} \quad (1.9)$$

Généralité sur la compression d'imagerie médicale

Avec :

N_{dGmax} : le niveau de gris maximum et l'exemple couramment utilisé en télévision numérique est $N_{dGmax}=255$; donc

$$PSNR = 10 \log_2 \frac{(255)^2}{MSE} \quad (1.10)$$

Etant donné que, l'image reconstruite doit s'apprécier visuellement, on peut l'améliorer en calculant l'image différence " I_{DIFF} " entre l'image originale et l'image reconstruite qui est défini par :

$$I_{Diff} = 2(n_i - n_i) + 128 \quad (1.11)$$

Où :

- Le facteur 2 est adopté pour rehausser la dynamique de l'image ;
 - Le 128 pour rendre l'erreur I_{DIFF} positive (pour des raisons de visualisation) ;
- Cette image différence devrait être uniforme pour une image parfaitement reconstruite.

Lorsque la reconstruction de l'image est parfaite, on a :

MSE \longrightarrow 0

PSNR \longrightarrow ∞

Donc, pas de distorsion

I.5. Structure générale d'un schéma de compression d'images médicales [12,6]

La structure générale d'un schéma de compression d'images médicales est donnée par la figure I.5.

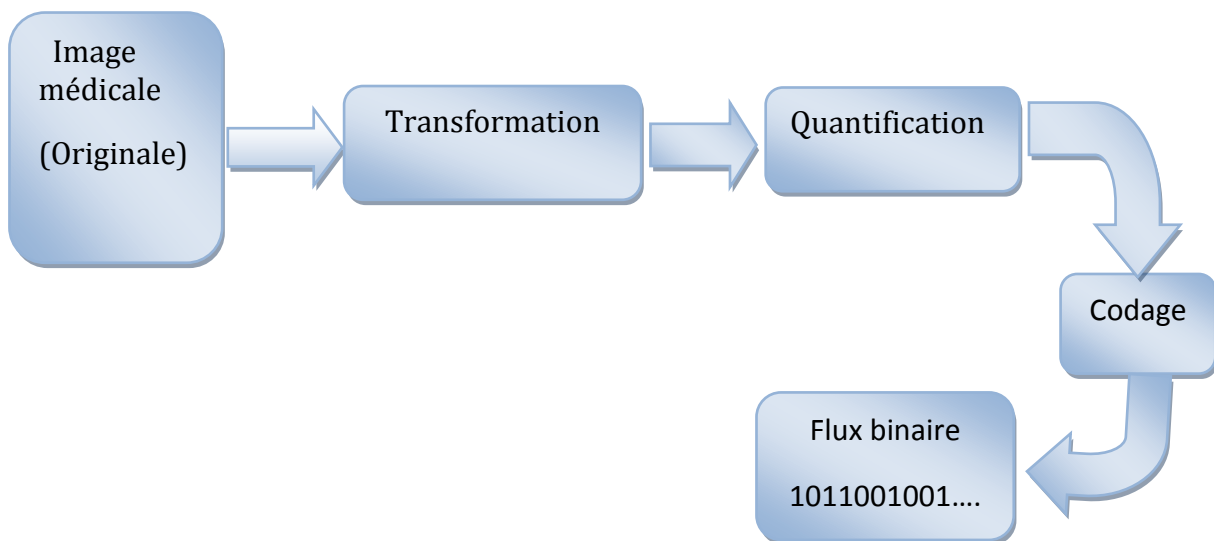


Figure I.5 : Structure générale d'un schéma de compression d'image.

Le schéma de la figure I.5 représente les trois étapes classiques de la compression. Étant donné que la compression d'image médicale actuelle est faite suivant les trois étapes de la compression d'image naturelle.

I.5.a. Décorrelation

La dépendance existante entre chaque pixel et ses voisins (la luminosité varie très peu d'un pixel à son voisin) traduit une corrélation très forte dans l'image. On essaie donc de tirer partie de cette corrélation, pour réduire le volume d'information, en effectuant une opération de décorrelation des pixels. Cette décorrelation consiste à transformer les pixels initiaux en un ensemble de coefficients moins corrélés, c'est une opération réversible

I.5.b. Quantification

La quantification des coefficients obtenus a pour but de réduire le nombre de bits nécessaires pour leurs représentations. Celle-ci représente une étape clé de la compression. Elle approxime chaque valeur d'un signal par un multiple entière d'une quantité q , appelée « quantum élémentaire » ou « pas de quantification ». Elle peut être scalaire ou vectorielle.

I.5.c. Codage

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

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

Plusieurs méthodes de la compression seront détaillées ci-après.

I.6. Les méthodes de la compression d'image [11,4]

Les méthodes de compression d'images sont adaptées en tenant du type d'images à compresser (fixes ou animées, couleur ou noir et blanc), ainsi que du domaine d'application de celle-ci (image TV, satellitaires, médicales, etc.).

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

- La qualité de reconstitution de l'image.
- Le taux de compression.
- Le temps d'exécution.
- La complexité de la réalisation.

On classe les méthodes de compression selon les critères suivants :

I.6.1. Méthodes de Compression symétrique et asymétrique

Dans le cas de la compression symétrique, la même méthode est utilisée pour compresser et décompresser l'information, il faut donc la même quantité de travail pour chacune de ces opérations. C'est ce type de compression qui est généralement utilisé dans les transmissions de données. La compression asymétrique demande plus de travail pour l'une des deux opérations, on recherche souvent des algorithmes pour lesquels la compression est plus lente que la décompression. Des algorithmes plus rapides en compression qu'en décompression peuvent être nécessaires lorsque l'on archive des données auxquelles on n'accède peu souvent (pour des raisons de sécurité par exemple), car cela crée des fichiers compacts.

On citera ci-après quelques méthodes de compression classées selon le critère avec ou sans perte d'informations :

I.6.2. Méthodes Intra-images et Inter-images

Cette classification s'applique aux séquences d'images (comme la vidéo). Les méthodes Intra-images effectuent la compression de chaque image individuellement. Les méthodes Inter-images exploitent la redondance entre les images successives.

I.6.3. Méthodes par pixels, groupes de pixels ou images entières

Cette classification s'intéresse à la zone de travail de base sur laquelle s'applique l'algorithme de compression : des pixels individuels, des blocs de pixels, ou toute l'image.

I.6.4. Méthodes spatiales et méthodes par transformation

La représentation des images se fait de deux manières :

Représentation sous forme de matrice de pixels (niveaux de gris), c'est le domaine spatial.

Représentation sous forme de fréquences (fréquences d'apparition par exemple de chaque pixel), c'est le domaine fréquentiel.

Le passage d'un domaine à un autre se fait par des transformations mathématiques (Ondelettes, Fourier, ...).

Et le domaine dans lequel s'effectue la compression détermine la classe à laquelle appartient une méthode.

I.6.5. Méthodes adaptatives, non-adaptatives

Une méthode est dite adaptative si au moment du codage elle modifie ses paramètres au fur et à mesure, en s'adaptant aux données d'entrée. Contrairement à une méthode non adaptative qui applique les mêmes paramètres de façon fixe quel que soit l'ensemble de données à coder.

I.6.6. Méthodes de Compression physique, ou logique

La compression physique agit directement sur les données ; il s'agit ainsi de regarder les données redondantes d'un train de bits à un autre. La compression logique par contre est effectuée par un raisonnement logique en substituant une information par une information équivalente.

I.6.7. Méthodes avec ou sans perte d'informations

La compression d'images peut être effectuée avec ou sans perte de données. Dans les méthodes sans perte (non destructrice), les données obtenues après la décompression sont strictement identiques aux données d'origine, par contre dans les méthodes avec perte (destructrice), il y'a une dégradation de l'information restituée, cela est due à la phase de quantification.

I.6.7.1. Compression avec pertes(Irréversibles)

Ces méthodes permettent de retrouver une approximation de l'image numérique, les pertes sont généralement indécélabes à l'œil nu.

a. Codage par dictionnaire

Les algorithmes de compression à base de dictionnaires utilisent une méthode complètement différente pour compresser les données. Cette famille d'algorithmes code des chaînes de symboles de longueur variable comme des prototypes uniques. Les prototypes forment un index dans un dictionnaire.

a.1. Quantification scalaire

La quantification scalaire consiste à remplacer un nombre très grand de symboles par un nombre restreint de codes. C'est une opération irréversible très largement employée en compression. Par exemple, le fait d'arrondir des nombres flottants à l'entier le plus proche est une quantification scalaire. En générale, un quantificateur scalaire est une fonction en escalier.

Le quantificateur scalaire est structuré comme suit :

- on fixe le nombre de niveaux de quantification N , donc on aura un ensemble fini de valeurs $y = \{y_j, j = 1 \text{ à } N\}$.
- On subdivise l'ensemble des valeurs de X en N intervalles, on aura un ensemble

$S = \{s_i, i = 1 \text{ à } N\}$. L'application Q est alors définie par $Q(s_i, s_{i+1}) = Y_j$. Ceci revient à associer à chaque valeur $x \in [s_i, s_{i+1}]$ la valeur Y_j .

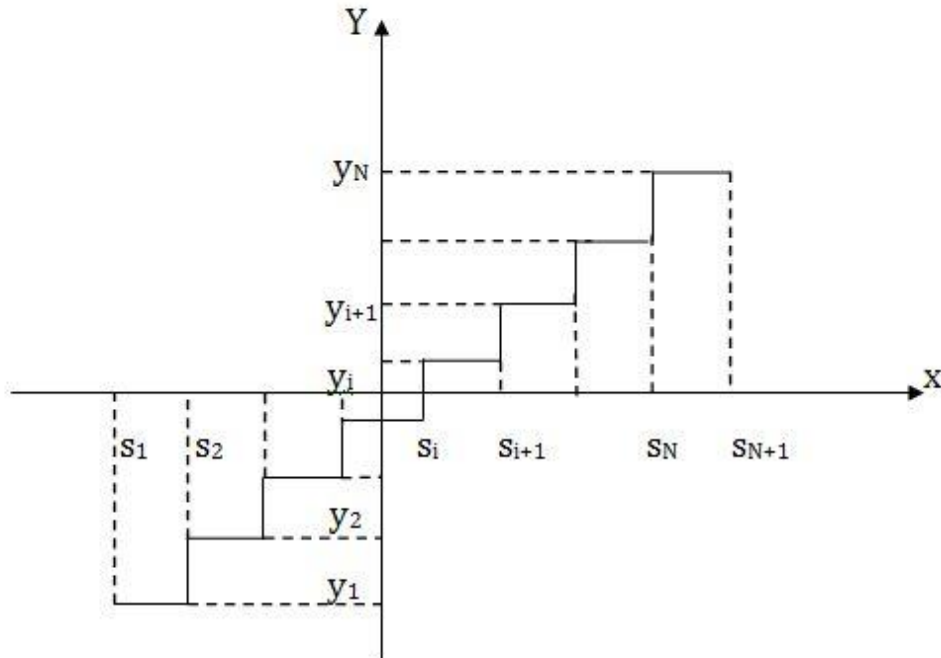


Figure I.6: Exemple de fonction de quantification scalaire.

a.2. Quantification vectorielle [10]

La quantification vectorielle découpe la matrice de symbole (pixels ou coefficients du plan des fréquences) en petits blocs. Chaque bloc est codé par son indice dans un dictionnaire de bloc-type. Le codage consiste à repérer dans le dictionnaire des mots codés disponibles à celui qui ressemble le plus au bloc d'entrée. Le décodage consiste simplement à remplacer l'indice par le mot-code correspondant dans le dictionnaire. La création du dictionnaire du bloc type est une étape préalable et cruciale, il est construit par apprentissage à l'aide d'un ensemble d'images types à compressées, ou à l'aide treillis qui utilise les propriétés de la distribution statistique des symboles à coder.

La figure suivante, schématise un exemple d'organisation structurelle d'un quantificateur vectoriel.

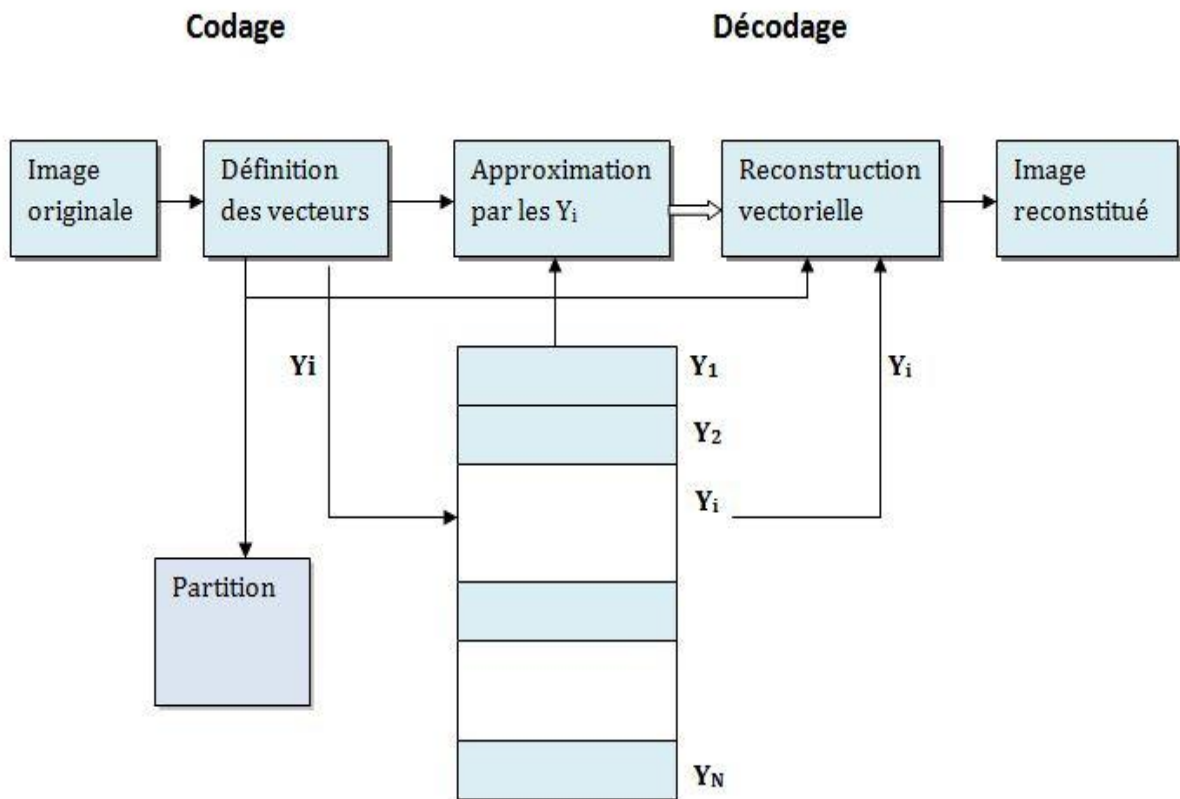


Figure I.7 : *Synoptique général de codage d'image par quantification vectorielle.*

b. Compression avec sous-échantillonnage

Le sous-échantillonnage consiste à changer la base de représentation des couleurs du mode RGB (Red, Green, Blue) en mode YUV (Y-Luminance vert, U-Chrominance bleu, V-Chrominance rouge) et ne conserve qu'une partie des données, par exemple pour 4 pixels on ne garde qu'un seul (4 bits représentés par 1 bit). L'image reconstruite s'obtient par interpolation, par exemple en remplaçant chaque pixel manquant par la moyenne des pixels adjacents. Cette méthode extrêmement simple est à employer avec précaution car la distorsion n'est pas contrôlée.

c. Codage sous-bandes

Dans le codage sous-bandes, l'image d'entrée est filtrée à l'aide d'un ensemble d'opérations qui divisent l'entrée dans un certain nombre de bandes. Le résultat est un nombre de sous-images avec des propriétés spécifiques; Ces sous-images peuvent être compressées

Généralité sur la compression d'imagerie médicale

plus efficacement que l'image originale, parce que le type restreint d'information dans chaque sous-image permet un bon encodage de l'image.

La méthode de codage de sous-bande la plus réussie est la décomposition de Wavelet développée par Morlet, Grossmann, et Meyer.

d. Compression fractale [10,5]

La compression fractale est basée sur la théorie de la géométrie fractale. Les objets de fractal ont des structures très compliquées (en fait, infiniment compliquées) qui résultent de l'application récursive des transformations géométriques simples. Donc pour compresser une image fractale il suffit de transmettre la formule qui la génère, mais est-il possible de trouver une formule ou quelques formules qui permettent de reconstruire une image quelconque ? La réponse est oui mais par démonstration seulement car nous n'avons aucune méthode qui nous permette de déterminer cette formule. En 1986 le chercheur Michel Barnsley a proposé une méthode qui permet d'approcher cette formule d'une manière utile à la compression.

La compression fractale est basée sur la constatation que l'image peut être représentée par des proportions d'elle-même que l'on modifie par (rotation, déplacement, changement de taille...). L'algorithme consiste à décrire une image à partir d'un ensemble de motifs identiques en nombre limité, transformés par translations, rotations, symétries et agrandissements ou réductions. Pour coder l'image, il suffit de décrire les motifs originaux et les transformations utilisées pour pouvoir recalculer le reste, c'est pour cela que l'on dit parfois que la compression fractale permet de coder une image par elle-même.

On peut dire que cette méthode fait encore l'objet de recherche active, elle permet un taux de compression intéressant, est en revanche rapide à la décompression et on peut agrandir l'image sans qu'il y ait "pixellisation" (effet de mosaïque sur l'image) parce que le codage d'une image est indépendant de sa taille. Mais elle reste malheureusement très lente dans la phase de compression.

e. Méthode par transformation

Les méthodes par transformation figurent parmi les techniques de compression les plus employées. Elles permettent d'obtenir des taux de compression élevés tous en conservant une bonne qualité d'image. Le principe de cette méthode est de décomposer les pixels fortement

Généralité sur la compression d'imagerie médicale

corrélés de l'image en ensembles de coefficients spectraux partiellement décorrelés. Les coefficients obtenus sont alors quantifiés et codés en vue de leur transmission ou de leur stockage.

Dans ces méthodes, l'image de dimension $N \times N$ est découpée en plusieurs sous image ou blocs de taille réduite de telle sorte que la corrélation entre les points les plus éloignés soit grande. Chaque bloc subit des transformations mathématiques inversibles du domaine spatial vers le domaine fréquentiel, indépendamment des autres blocs (transformé en un ensemble de coefficients plus ou moins indépendants). Les coefficients obtenus sont alors quantifiés et codés en vue de leur transmission ou de leur stockage. Pour retrouver l'intensité des pixels initiaux, on applique sur ces coefficients la transformation inverse.

Pour obtenir l'intensité des pixels initiaux, on applique sur ces coefficients la transformée inverse. Parmi ces transformations linéaires existantes

- Transformation en cosinus discrets (TCD).
- Transformation en ondelettes (TO).

Le principe de ce codage est illustré par la figure suivante :

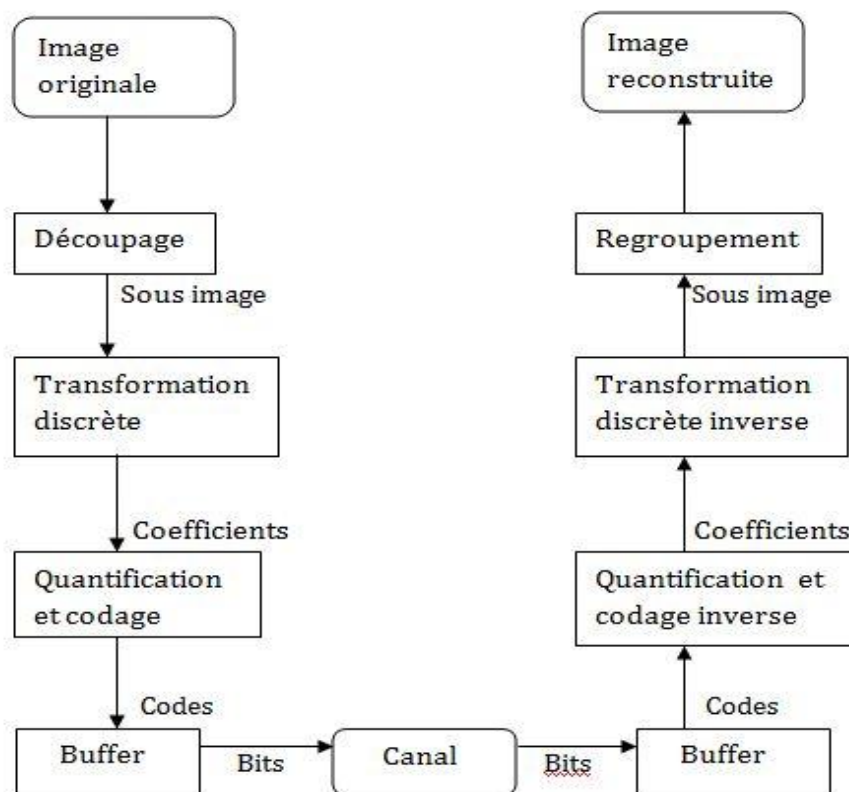


Figure I.8 : principe d'un système de transmission d'un codeur par transformation.

e.1 Transformation en cosinus discrète DCT

C'est une méthode très utilisée dans tous les domaines d'imagerie compris médicale. La matrice de transformation DCT est complètement dépendante de l'image, cette transformation est très utilisée pour l'exécution des algorithmes rapide en calcul.

La formule générale de la DCT et celle de son inverse sont données par les relations suivante

$$F(u, v) = \frac{2}{\sqrt{N * M}} C(u) C(v) \sum_{u=0}^{N-1} \sum_{v=0}^{M-1} X(n, m) \cos \left[\frac{(2n+1)u\pi}{2N} \right] \cdot \left[\frac{(2m+1)v\pi}{2M} \right] \quad (1. 12)$$

Avec : $n, u=0, 1, \dots, N-1$; $m, v=0, 1, \dots, M-1$

Et pour la transformation inverse :

$$X(n, m) = \frac{2}{\sqrt{N * M}} \sum_{u=0}^{N-1} \sum_{v=0}^{M-1} C(u) \cdot C(v) \cdot F(u, v) \cos \left[\frac{(2n+1)u\pi}{2N} \right] \left[\frac{(2m+1)v\pi}{2M} \right] \quad (1. 13)$$

Avec :

n, m : les coordonnées dans le domaine spatial ; u, v : les coordonnées dans le domaine fréquentiel.

$$C(u), C(v) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2}} & \text{Si } u \text{ ou } v=0 \\ 1 & \text{Si } u \text{ ou } v \neq 0 \end{cases}$$

Cette méthode est utilisée dans la norme JPEG qui une abréviation de Joint Photographique Expert Groupe. Apparue en 1989, est une norme de compression d'images fixes, conçue à l'origine pour le monde de l'impression est de la photocomposition. JPEG accepte n'importe quelle définition des images et exploite les uniformités présentes à l'intérieur de chacune d'elles ; le codage est dit intra image par conséquent, il élimine les redondances spatiales de ces images.

e.2. Transformation en ondelettes discrète DWT [10]

Transformation en ondelettes discrète DWT bidimensionnelle repose sur la notion d'analyse multirésolution d'une image. Celle-ci est décomposée en un ensemble de sous bandes représentant l'information portées par l'image source à différent niveau de résolution, l'image d'approximation étant une version réduite et lissée de l'image initiale tandis que les images de détails «horizontaux, verticaux, diagonale» contiennent uniquement des informations relative à la texture locale et aux contours des régions de l'image, à une résolution donnée et selon une direction donnée. L'algorithme de Mallat permet d'obtenir ces sous images par application récursive, d'abord sur l'image source puis sur l'image d'approximation obtenue à chaque niveau, d'un banc de filtre passe-bas /passe-haut appliqué successivement selon les lignes et les colonnes de l'image à transformer.

Cette méthode est utilisée dans la norme JPEG 2000, elle utilise un procédé de décorrélation basé sur la transformée en ondelette discrète (DWT) et non plus la transformation en cosinus discrète(TCD) avec codage spécifique des sous image. Elle fournit également une structure d'organisation des données compressées très flexible. Les stratégies adoptées pour améliorer la qualité aboutissent à des algorithmes de compression de forte complexité. Du fait de la variété des techniques mises en place pour répondre aux différents profils, JPEG 2000 s'apparente plus à une « boîte à outils » qu'à un schéma de codage unique.

f. Méthodes hybrides [4]

Les méthodes hybrides de compression combinent entre les méthodes de domaine spatial et celle du domaine transformé, ainsi le codeur hybride regroupe les avantages des deux techniques qui le composent.

I.6.7.2. Compression sans pertes (réversibles) [6]

La compression est dite sans perte lorsqu'il n'y a aucune perte de données sur l'information d'origine. Il y a autant d'information après la compression qu'avant, elle est seulement réécrite d'une manière plus concise. La compression sans perte est dite aussi compactage.

Généralité sur la compression d'imagerie médicale

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. Les méthodes sans perte d'informations s'appliquent en général dans le domaine spatial.

Nous présentons dans cette section les méthodes les plus connues :

a. Méthode statistique (entropique)

Le principe est d'associer à chaque pixel de l'image un mot de code dont la longueur dépend de la probabilité d'apparition du niveau de gris correspondant.

Pour obtenir un codage efficace, il suffit d'associer les mots de code les plus courts aux niveaux de gris ayant les plus fortes probabilités d'apparition et inversement pour les niveaux présentant une faible probabilité.

Les méthodes statistiques sont aussi connues sous le nom de méthodes VLC (Variable Length Code). Elles peuvent être combinées avec d'autres schémas de codage telles que les méthodes par transformée ou prédictives.

a.1. Méthode Shannon-Fano

Il s'agit d'utiliser la connaissance de la probabilité d'occurrence de chaque symbole dans un message. La procédure se décrit ainsi :

1. les probabilités d'occurrence de chaque symbole sont placées dans une liste par ordre décroissant.

Cette liste constitue la racine d'un arbre, qui à l'initialisation est une feuille.

2. Couper la liste en deux groupes de symboles S_0 et S_1 , dont les probabilités totales sont aussi voisines que possible de 0.5.

3. Le groupe S_0 est codé par un '0', S_1 par '1'.

4. Si un groupe S_i n'a qu'un seul élément, il est appelé feuille terminale, et reste inchangé. Sinon, la procédure reprend l'étape 2 sur le groupe S_i .

La procédure de codage construit un arbre dont les suites des bits 0 ou 1 partant de la racine vers chacune des feuilles constituent les mots de code (voir exemple Tableau (1)).

Pour cet exemple, l'entropie de la source est égale à 2,63 bits, et la longueur moyenne du code est de 2,69 bits.

| Symboles ordonnés | probabilité | Code |
|-------------------|-------------|------|
| S_3 | 0.3 | 00 |
| S_2 | 0.21 | 01 |
| S_1 | 0.19 | 100 |
| S_0 | 0.1 | 101 |
| S_6 | 0.07 | 1100 |
| S_5 | 0.05 | 1101 |
| S_4 | 0.05 | 1110 |
| S_7 | 0.03 | 1111 |

Table I.1 : illustration d'un codage par la méthode Shannon-Fano

Le codage de Shannon de 8 symboles S_i , $i=0, \dots, 7$ de probabilités respectives :
0.1, 0.19, 0.21, 0.3, 0.05, 0.05, 0.07, 0.03.

a.2. Codage de Huffman

Le codage de Huffman est un algorithme de compression qui fut mis au point en 1952 par David Huffman. C'est une compression de type statistique qui grâce à une méthode d'arbre permet de coder ce qui est fréquent sur peu de place, et coder en revanche sur des séquences plus longues ce qui revient rarement. Cet algorithme offre des taux de compression démontrés les meilleurs possibles pour un codage par symbole.

La méthode est développée par D.Huffman en 1952, traite l'extension des codes optimaux, elle permet la détermination d'un VLC (code à longueur variable) préfixé. La méthode de compression Huffman consiste à construire un arbre qui va nous permette de donner un code pour chaque symbole en fonction de sa fréquence.

Le codage Huffman peut être appliqué à une source ayant un alphabet quelconque. Les étapes de son algorithme sont :

1. Ordonner par ordre décroissant les probabilités des symboles de la source S . la liste des symboles est prise comme feuilles de l'arbre à construire.
2. Générer un nœud intermédiaire à partir des deux feuilles ayant les probabilités les plus petites, auquel, on affecte la probabilité résultante.

Généralité sur la compression d'imagerie médicale

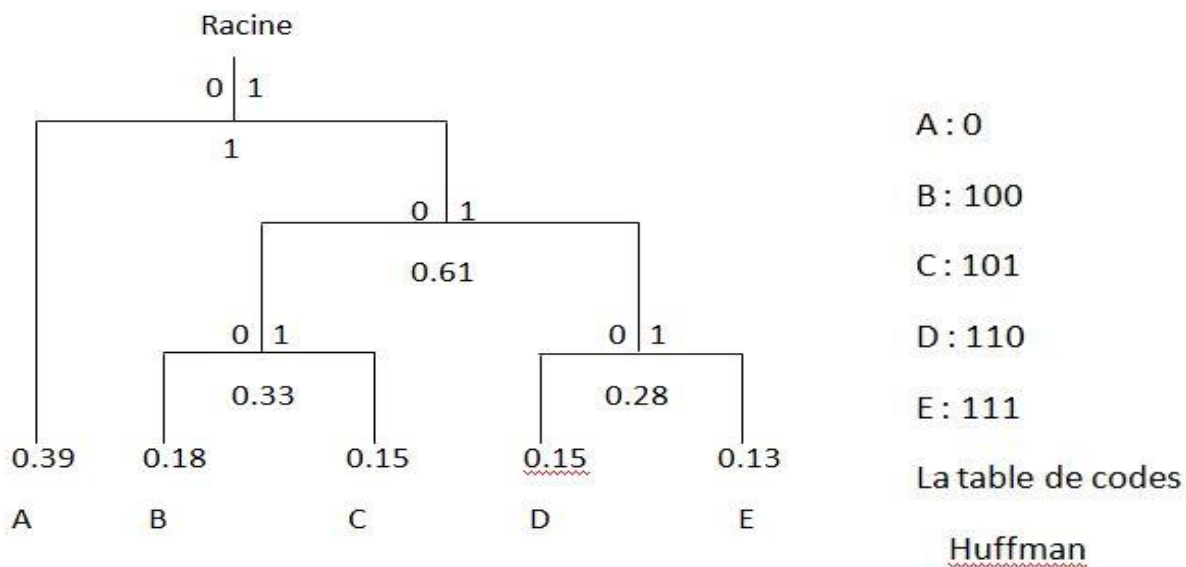
3. Reconstruire une nouvelle liste à partir des probabilités restantes et retourner à l'étape 2 jusqu'à ce que la liste ne contienne plus qu'un seul nœud pour deux probabilités (racine de l'arbre).
4. Coder avec retour arrière depuis le dernier groupe en ajoutant un "0" ou "1" pour différencier les symboles préalablement regroupés.

Donc : le mot binaire d'un niveau de gris, ou encore d'une feuille de l'arbre, s'obtient simplement en écrivant de gauche vers la droite les bits rencontrés en parcourant les branches qui permettent de descendre de la racine vers la feuille considérée. Ainsi, on constitue une table de codes composée de mots codes de différentes longueurs qui seront transmise avec les symboles codés afin de l'utiliser pour le décodage.

Exemple

Soit la source ayant un alphabet de 5 symboles dont les probabilités sont respectivement :

$$P_i = \{0.39, 0.18, 0.15, 0.15, 0.13\} ; i=0 \dots 4$$



L'arbre de Huffman

Figure I.9 : Exemple d'un codage de Huffman.

Cette méthode consiste à diminuer au maximum le nombre de bits utilisés pour coder une information. Son algorithme se base sur l'utilisation de la fréquence d'apparition d'un fragment pour le coder, et plus un fragment est fréquent, plus on utilisera moins de bits pour le coder.

a.3. Codage arithmétique [3]

Le codage arithmétique est un codage utilisant un modèle statique, 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 dernier est un nombre à virgule flottante compris entre 0 et 1, dont le nombre de chiffre après la virgule correspond au nombre de symboles.

La procédure du codage arithmétique est la suivante :

1. Calculer la probabilité associée à chaque symbole dans la chaîne à coder.
2. Associer à chaque symbole un sous-intervalle proportionnel à sa probabilité dans l'intervalle $[0,1]$, l'ordre de rangement des intervalles sera mémorisé, car il est nécessaire au décodage.
3. Initialiser la limite inférieure de l'intervalle de travail à la valeur 0 et la limite supérieure à la valeur 1.
4. Tant qu'il y a un symbole à coder dans la chaîne :
 - ✓ Sa largeur = limite supérieure - limite inférieure
 - ✓ Sa limite inférieure = limite inférieure + largeur * (limite basse du sous-intervalle du symbole).
 - ✓ La limite inférieure code la chaîne de manière unique.

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

b. La compression Lempe Ziv Welch (LZW) [10]

Cet algorithme est un des plus répandu. On les retrouve par exemple dans les formats GIF et TIFF. Le premier élément de la famille des compresseurs LZ a été créé par Abraham Lempel et Jacobo Ziv. En 1977 ce compresseur nommé LZ77 est utilisé dans les programmes d'archivages donnés comme PKZIP, ARG ou bien LHA. Il est spécialisé dans les données textuelles alors que LZ78 est efficace pour les données binaires comme les images.

Une amélioration des algorithmes précédents a été introduite par Terry Welch. Le résultat fut l'algorithme LZW. Le codeur LZW est capable de travailler avec n'importe quel type de données. Il est rapide en compression et décompression et ne nécessite pas d'opération à virgule flottante. De par le fait qu'il encode au niveau de bit et non au niveau de l'octet, il ne soucie pas du processeur et de la manière dont il code les informations.

La méthode LZW consiste à remplacer par quelques bits, un mot, une phrase ou même un paragraphe entier. Ces bits sont constitués d'une manière unique à l'aide d'un dictionnaire créé au fur et à mesure des besoins. Bien entendu, il n'est pas question de transférer ou de sauvegarder le dictionnaire. Il doit être créé dynamiquement.

Le flot d'information à compresser est découpé en chaîne d'octets. Chaque chaîne est comparée au dictionnaire, si elle n'est pas présente, elle est stockée. Elle est ensuite écrite dans le flot de sortie compressé. Quand une chaîne, déjà rencontrée, apparaît dans le flot, elle est codée et transmise si elle a une longueur inférieure au plus grand mot du dictionnaire. Pour le décoder, le dictionnaire est reconstruit dans le sens inverse. Il n'est pas nécessaire ainsi de transmettre le dictionnaire. Bien souvent, pour la compression et la décompression, le dictionnaire est initialisé avec les 256 valeurs de table ASCII. Ainsi tous les codeurs et les décodeurs LZW initialisent leur dictionnaire de la même manière.

Supposant que nous disposions d'un dictionnaire initial composé de 256 caractères correspondant à la table ASCII, le rang des caractères est compris entre 0 et 256 ; nous ajoutons à ces 256 codes deux autres codes possédant les rangs 256 et 257 et servant de codes de contrôle. Le principe est fondé sur le fait qu'une séquence de caractère peut apparaître plusieurs fois dans un fichier ou dans un flux de transmission.

Généralité sur la compression d'imagerie médicale

La méthode LZW exploite cette fréquence d'apparition en stockant dans un dictionnaire les séquences de caractères identifiables par un rang de classement qui peut être aléatoire. Chaque fois qu'une séquence répertoriée, on la transmet sous forme détournée par l'intermédiaire de son rang de classement. La compression consiste non plus à envoyer une suite de caractères, mais remplacer de séquences par un indice référencé dans un dictionnaire. L'intérêt de cette méthode réside dans le fait qu'un indice est transféré sur 12 bits avec un dictionnaire contenant 4096 emplacements (séquences différentes) sinon le transfert de la moindre petite séquence de 2 caractères se ferait sur 16 bits ; on gagne 4 bits car on transmet un octet.

c. Codage en RLE (Run Length Encoding)

Une plage représente une suite de symboles ayant la même valeur ; elle est caractérisée par son adresse de départ, sa longueur et sa valeur.

Cette compression est beaucoup moins efficace que d'autres méthodes cependant son avantage est d'être facile à implémenter. Elle est utilisée par les fax et dans les méthodes par transformation comme JPEG.

Exemple :

Soit une ligne quelconque d'une matrice présentant une image numérique :

101 101 103 103 103 100

Plage n°1 : 101 101 (2,101) ;

Plage n°2 : 103 103 103 (3,103) ;

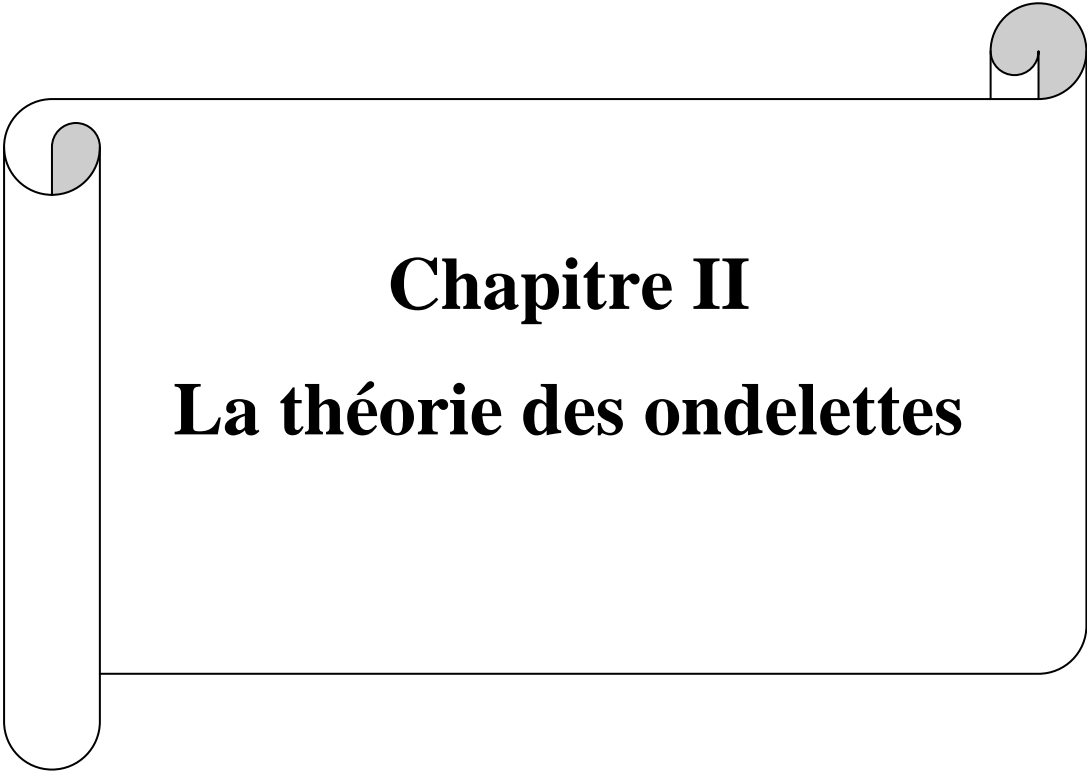
Plage n°3 : 100 (1,100) ;

I.7. Conclusion

Nous avons vu dans ce chapitre l'utilité de la compression, qui est de réduire la quantité de mémoire nécessaire pour le stockage de l'image ou de manière équivalente de réduire le temps de transmission de celle-ci. Cette compression peut soit conserver l'image intacte, on parle alors de compression sans perte, soit autoriser une dégradation de l'image pour diminuer encore l'empreinte mémoire, on parle ici de compression avec perte. Vu que le domaine de compression de données, en particulier la compression des images est très vaste, nous avons donné dans ce chapitre un petit aperçu sur la notion de compression, et nous avons présenté quelques méthodes connues.

La compression de données n'apporte pas uniquement un gain d'espace de stockage, elle permet aussi de réduire les flux de données, et ainsi contribuer à réduire les coûts des composants pour la lecture et l'affichage, diminuer les installations informatiques, en télécommunication, elle permette de réduire les temps de transfert et le coût du matériel utilisé.

Dans notre cas, nous nous sommes intéressés à la compression sans perte d'informations, du fait que notre travail concerne les images médicales, non sujettes à des pertes de détails, d'une part, et d'autre part, ces images seront utilisées dans des algorithmes de diagnostic exploitant le moindre détail.



Chapitre II
La théorie des ondelettes

II.1. Préambule

Les Ondelettes est une famille de fonctions déduites d'une même fonction, appelée Ondelette mère, par opérations de translation et dilatation. De point de vue théorique, la transformée en Ondelettes, comme celle de Fourier, permet le passage d'un signal d'une représentation à une autre, son avantage est de mesurer les variations dans le temps des composantes fréquentielles (spectrales) d'un signal.

Dans ce chapitre, nous présenterons la théorie de la transformée en Ondelettes, à savoir ses origines, ses différents types et ses applications aux signaux discrets.

Nous introduisons également de façon brève la notion de l'analyse multi-résolution et son utilisation pour générer des Ondelettes orthonormées.

Nous parlerons à la fin de ce chapitre de l'application des Ondelettes dans le domaine de la compression des images.

II.2. la transformé de Fourier (TF) [10]

La transformée de Fourier est un outil mathématique permettant le passage de domaine temporelle vers le domaine fréquentielle, et de décomposer le segment aux éléments sinusoïdaux, cela nous permet d'obtenir des informations sur la distribution spectrale (fréquentielle), amplitude, énergie, la puissance de signale $f(t)$. elle est exprimé par la fonction suivante :

$$F(\omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t)e^{-j\omega t} dt \quad (2.1)$$

Sa transformé inverse est donner par la relation suivant :

$$f(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} F(\omega)e^{+j\omega t} d\omega \quad (2.2)$$

Tel que : $\omega = 2\pi$

L'analyse de Fourier présente des inconvénients major, il est difficile d'analyser les caractéristiques locales d'un signal où partie de la transformée de Fourier. Cet inconvénient apparaît à chaque fois que le signal $f(t)$ est non stationnaire.

Alors plusieurs solutions ont été proposées pour remédier à ce problème, tels que la transformée de Fourier fenêtrée (à fenêtre glissante).

II.3. Transformée de Fourier à fenêtre glissante

Cet outil réalise une analyse en temps et en fréquence (cas d'un morceau de musique). Cette idée a été illustrée par M^r: Denis Gabor où il a introduit la transformée de Fourier à fenêtre glissante (TFFG).

L'idée de Gabor a été de partager le signal en petite tranche puis une TF appliquée à chaque fonction (tranche). Pour cela D. Gabor a utilisé une fenêtre glissante qui sera translatée sur le domaine temporel. Et à ce moment là on obtient une famille de coefficients à deux paramètres μ et τ .

$$Gf(\mu, \tau) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t)G(t, \tau)e^{-2\pi\mu jt} dt \quad (2.3)$$

Où τ est le paramètre de translation de la fenêtre de Gabor.

$G(t, \tau)$: présente la fenêtre de Gabor, où elle se déplace sur le domaine nous définissons.

Mais rien n'empêche que cette transformée présente des inconvénients tel que :

- La taille de la fenêtre étant fixe ce qui ne nous permet pas de prendre en compte toutes les irrégularités.
- La détermination de l'intervalle temporel dans lesquels on peut considérer le signal commun stationnaire.
- Afin de remédier à ce problème, une nouvelle transformée appelée transformée en ondelette a été proposée. Elle offre une bonne localisation dans les deux domaines (c. à d. : en temps et en fréquence). Et utilise des fenêtres mieux adaptées au contenu fréquentiel du signal à traiter.

II.4. Transformée en ondelettes [13]

II.4.1. Définition

La transformée en ondelettes est un opérateur dans lequel on remplace la sinusoïde de la transformée de Fourier par une famille de translation et dilatation d'une même fonction dite ondelette.

L'analyse d'un signal par l'ondelette est réalisée par une fonction analysante spécifique Ψ appelée ondelette mère. Cette dernière est positionnée dans le domaine temporel afin de sélectionner la partie du signal à traiter. Elle peut être contractée ou délatée afin de se concentrer sur une gamme de fréquence et pour couvrir tout le domaine de définition du signal à traiter.

L'ondelette mère Ψ génère une famille d'ondelette constituée de ses délatées et ses translitées. Le facteur d'échelle 'a' relie la notion de la fréquence, le décalage 'b' relie la notion de position temporelle.

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi \left[\frac{t-b}{a} \right] \quad (2.4)$$

$\frac{1}{\sqrt{a}}$: Facteur de normalisation peut être aussi pris à 1 ou $\frac{1}{a}$.

Les paramètres de translation et dilatation sont les deux arguments de la transformée en ondelette.

II.4.2. Dilatation et translation de l'ondelette

a. La dilatation

Plus 'a' est grand, plus l'ondelette est dilatée par conséquent la valeur de 'a' est inversement proportionnel à la fréquence.

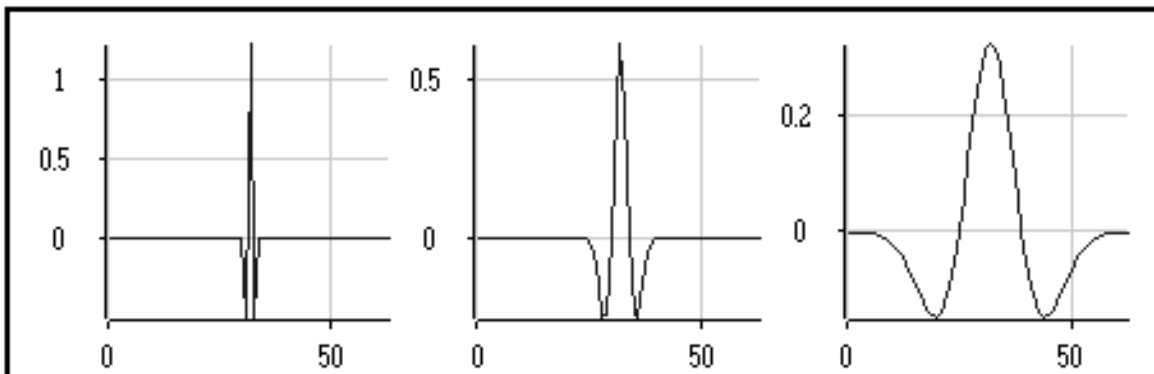


Figure II.1. Autres versions de l'ondelette mère après compression ou dilatation (à partir de l'ondelette de Morlet)

b. La translation

La translation est la possibilité de retardée ou d'avancer le départ d'une ondelette.

II.4.3.Types d'ondelettes

Il existe plusieurs familles d'ondelettes classées selon leurs propriétés. On peut citer.

a. Les ondelettes Simple (MORLET, MEXIHAT)

Elles permettent une analyse contenue, mais leurs algorithmes de calcul rapides ne sont pas disponibles.

b. Les ondelettes infiniment régulières

C'est le cas de l'ondelette de Meyer qui permet une analyse continue ainsi qu'une analyse discrète mais sans utiliser les filtres numériques à réponse impulsionnelle finie, ce qui permet l'utilisation des algorithmes de calcul rapide.

c. Les ondelettes Orthogonales à support compact

C'est le cas des ondelettes de DAUBECHIES qui sont des ondelettes symétriques que permettent une analyse contenue et discrète avec un algorithme rapide.

II.4.4. Les propriétés des ondelettes [8]

a. Régularité

Une ondelette est dite régulière d'ordre 'n' si elle est 'n' fois continûment dérivable, et des moments nuls. Cela veut dire qu'elle appartient à la classe 'C'. Plus une ondelette est régulière, plus son spectre décroît rapidement à l'infini. Si on prend le cas d'une ondelette peu régulière, la décroissance spectrale sera lent par conséquent, introduit des fréquences élevées dans le signal temporel ce qui est cohérent avec une certaine irrégularité. La régularité d'une ondelette dépend du nombre de ses moments nuls.

b. Compacité

La compacité de fonction d'échelle augmente la régularité de l'ondelette résultante. Mais ces convolutions ont pour effet d'accroître linéairement la taille du support d'ondelette. Les ondelettes de Daubechies, par exemple, sont orthogonales et à support compact. Elles ont été créées en garantissant une certaine régularité par l'annulation d'un nombre fixe 'p' de ses moments. Donc, on ne peut avoir d'ondelette qui soient compacité et à support compact. Il ya par conséquent un compromis entre les propriétés et de décroissance à l' infini. Par ailleurs, la propriété d'un support compact permet de garantir une grande précision dans le calcul effectif des coefficients. Car elle évite les problèmes de troncature dans le cas de support à durée infinie sur un support compact suffisamment étroit pour être considéré bien localisé dans le temps.

c. Localisation

La qualité de localisation en temps et en fréquence peut se mesurer par la borne d'incertitude du principe de Heisenberg, qui assure une meilleure localisation. Lorsque cette incertitude est atteinte, une mauvaise localisation induit un étalement de l'énergie du signal autour d'un instant moyen et d'une fréquence moyenne pour une échelle donnée.

d. Orthogonalité

L'orthogonalité permet de minimiser la redondance, autorisant un codage efficace grâce aux faibles nombres de coefficients.

L'orthogonalité simplifie la reconstruction qui reste néanmoins possible même lorsque cette propriété est vérifiée.

La redondance (non-orthogonalité) n'empêche pas la reconstruction, mais la rend plus compliquée, elle donne cependant plus de robustesse dans les calculs et une meilleure précision de reconstruction. Selon le choix continu ou discret des translations et dilatations, on parlera d'une transformée en ondelette continue ou discrète.

II.4.5. Condition d'admissibilité

La transformée en ondelettes doit permettre de reconstruire le signal sans perte d'informations à partir de sa transformée. Ceci n'est réalisable que si certaines conditions dites d'admissibilité sont réalisées :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\hat{\Psi}(\omega)|}{|\omega|} d\omega = k < +\infty \quad (2.5)$$

$\hat{\Psi}(\omega)$ est la TF $\psi(t)$

Cette condition s'écrit souvent

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \Psi(x) dx = 0 \quad (2.6)$$

Ce qui entraîne qu'une ondelette doit présenter des oscillations, ce qui permet un large choix possible pour Ψ . Il faut donc s'assurer que la transformée de Fourier de l'ondelette à la fréquence contenue ($w=0$) doit être nul pour que la condition soit satisfaite.

Si les conditions sont satisfaites donc la transformée en ondelettes est inversible, elle est donnée par la formule suivante :

$$f(x) = \frac{1}{k_\psi} \iint_{\mathbb{R}^2} W_f(a,b) \psi\left(\frac{x-b}{a}\right) \frac{dadb}{a^2} \quad (2.7)$$

Avec :

$$K_\psi = 2\pi \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\hat{\psi}(w)|^2}{w} dw \quad (2.8)$$

II.4.6. Transformée en ondelette continue (DCT)[8]

La Transformée Continue en ondelette décompose un signal selon un ensemble d'ondelettes déduites d'une ondelette de référence par des opérations de dilatation et de translation. La taille de l'ondelette est inversement proportionnelle à la fréquence tout en vérifiant le principe d'incertitude d'Heisenberg. L'utilisateur peut choisir ses jeux de facteurs de dilatation et de décalages de façon libre.

La transformée en ondelette contenue d'un signal $f(x) \in L^2(\mathbb{R})$ Est donnée par :

$$W_f(a,b) = \langle f, \psi_{ab} \rangle \quad (2.9)$$

$$W_f(a,b) = \frac{1}{a^2} \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) \overline{\psi\left(\frac{x-b}{a}\right)} dx \quad (2.10)$$

$\overline{\psi}$ représente le complexe conjugué de ψ

La théorie des ondelettes

Cette transformée possède de propriété de conservation de l'énergie, ce qui signifie qu'il n'y a pas de perte d'information entre la fonction et se transformée.

$$\iint_{R^2} |W_f(a, b)|^2 \frac{dad b}{a^2} = K_\psi \int_{-\infty}^{+\infty} |f(x)|^2 dx \quad (2. 11)$$

Cette transformée, permet de passer de la représentation temporelle du signal :

$$f(x) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(u) \delta(u - x) dx \quad (2. 12)$$

A une représentation temps-échelle bien adapté pour l'analyse localisée des signaux dans le temps et la fréquence notamment lorsque les signaux à analyser sont irréguliers et non-stationnaires.

La condition $\int_{-\infty}^{+\infty} \psi(x) dx = 0$ signifie que : $\psi(x)$ est une fonction à largeur temporelle finie (fenêtre temporelle) possédant un caractère oscillatoire. On est donc bien en présence d'une petite onde : une ondelette

La condition d'admissibilité entraîne que :

$$\hat{\psi}(0) = 0 \quad \text{et} \quad \hat{\psi}(w) = o(1) \text{ pour } w \text{ au voisinage de } 0$$

En outre

$$\hat{\psi}(w) \xrightarrow{|w| \rightarrow \infty} 0$$

Car $\psi \in L^2(R)$, ψ agit donc comme la repense impulsionnelle d'un filtre passe bande.

La fonction Ψ est aussi caractérisée par la propriété de régularité suivante :

$|\hat{\psi}(w)|$ doit décroître plus rapidement que $c(1+|w|)^{-\varepsilon-0,5}$ pour $|w| \rightarrow +\infty$ et $\varepsilon > 0$, C étant une constante réelle, et doit avoir un certain nombre de moments nuls.

- **Transformée inverse**

Tout comme la transformée de Fourier, la transformée en ondelettes contenue est inversible, elle admet une formule de reconstruction dans $L^2(\mathbb{R})$:

$$f(x) = \frac{1}{k_\Psi} \iint_{\mathbb{R}^2} w_f(a, b) \Psi\left(\frac{x-b}{a}\right) \frac{dad b}{a^2} \quad (2.13)$$

Dans le sens

$$\lim_{\varepsilon \rightarrow 0^+} \left(\frac{1}{k_\Psi} \iint_{|a| > \varepsilon} \Psi\left(\frac{x-b}{a}\right) \frac{dad b}{a^2} \right) = f(x) \quad (2.14)$$

La transformée en ondelette continue permet de calculer les coefficients qui représentent la corrélation entre une ondelette et une partie de signal à analyser le décalage et la translation de cette ondelette permettent d'obtenir une bonne corrélation.

II.4.7. La transformée en ondelette discrète (DWT) [11.6]

Le principe de base de la DWT est de séparer le signal en deux composantes l'une représente l'allure générale, l'autre, ses détails. Où l'allure générale est représentée par ses basses fréquences et les détails par ses hautes fréquences.

Nous obtenons ainsi une transformée en ondelette discrète, en faisant varier les paramètres de dilatation et de translation dans une grille discrète, de tel sorte qu'ils puissent transmettre toute les informations contenues dans le signal. A cet effet, il faut remplacer la famille redondante des fonctions de base $\Psi_{a,b}$ par une famille dénombrable.

Ces paramètres sont donnés par les expressions suivantes :

$$a_j = a_0^j \qquad b_k = kb_0 a_0^j$$

La théorie des ondelettes

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

Si : $a > 1$: pas de délimitation ; $b \neq 0$: pas de translation.

Ainsi la famille d'ondelette discrète est définie par :

$$\Psi_{j,k}(t) = a_0^{-\frac{1}{2}} \psi(a_0^{-j}t - kb_0) \quad (2.15)$$

La transformée en ondelette associée au signal $f(t)$ a une séquence indexée donnée par :

$$c_{j,k} = \langle \psi_{j,k}, f \rangle a_0^{-\frac{1}{2}} \int_{-\infty}^{+\infty} \psi(a_0^{-j}t - kb_0) f(t) dt \quad (2.16)$$

- Meyer a choisit les paramètres $a_0=2$ et $b_0=1$ pour obtenir une réduction minimale de redondance de la représentation en transformée en ondelette.

La nouvelle expression des ondelettes est :

$$\psi_{j,k}(t) = 2^{-\frac{1}{2}} \psi(2^{-j}t - k) \quad (2.17)$$

Et la décomposition d'un signal $f(x) \in L^2$ peut alors s'écrire :

$$f(x) = \sum_{j \in \mathbb{Z}} \sum_{k \in \mathbb{Z}} \langle f, \psi_{j,k} \rangle \psi_{j,k}(x) \quad (2.18)$$

Où

$$\langle f, \psi_{j,k} \rangle = 2^{\frac{j}{2}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(u) \overline{\psi}(2^j u - k) du \quad (2.19)$$

$\langle f, \psi_{j,k} \rangle$: représente les coefficients d'ondelettes qui sont décorrelés entre eux.

La base la plus simple étant le système de Harr, d'autres bases plus régulières ont été construites par la suite par Meyer, Lemarié, Battle, Daubechies, Coiffman et d'autres chercheurs selon des méthodes diverses.

Les bases construites par I. Daubechies sont à supports compacts ce qui les rend particulièrement intéressantes pour des applications nécessitant un coût numérique faible. Les symmlets sont des bases d'ondelettes presque symétriques dérivées des bases de Daubechies dans un article publié en 1987, S. Mallat propose un algorithme de transformation rapide (FWT) effectuant une décomposition hiérarchique analogue aux décompositions pyramidales déjà utilisées en codage des images (Codage en sous bandes, bancs de filtres, pyramides de Burt et Adelson, de Chin et de Meyer...).

Les fondements théoriques de l'algorithme de Mallat sont décrits dans la théorie des analyses multirésolutions.

II.4.8. Analyse multi résolution [5.6]

L'approche multirésolution consiste à projeter le signal sur une série de sous espaces orthogonaux de $L^2(\mathbb{R})$, (les espaces d'approximations V_j et de détails W_j). Nous verrons que la projection d'un signal sur les espaces de projection de signal sont entièrement caractérisés par la donnée de deux filtres (passe haut et passe bas). Ces filtres permettent de calcul rapide des coefficients de la transformée en ondelettes discrète par un algorithme itératif.

a. Définition :

Une suite $\{V_j\}_{j \in \mathbb{Z}}$ de sous-espaces fermés $\{V_j\}_{j \in \mathbb{Z}}$ de $L^2(\mathbb{R}^n)$ est une suite d'approximations multirésolution si elle vérifie les propriétés suivantes :

$$i) \quad f(x) \in V_j \Leftrightarrow f(2x) \in V_{j+1} \quad (2,20)$$

V_j est invariant pour toute translation de longueur proportionnelle à l'échelle 2^{-j} . Il existe une grille spatiale ou temporelle sous-jacente par pas de 2^j .

$$\text{ii) } \quad \forall j \in \mathbb{Z}, V_j \subset V_{j+1} \quad (2,21)$$

Une approximation à la résolution 2^{-j} contient toute l'information nécessaire à la construction d'une résolution plus grossière 2^{-j-1} c'est une propriété de causalité

$$\text{iii) } \quad \forall j \in \mathbb{Z}, f(x) \in V_j \Leftrightarrow f(2x) \in V_{j+1} \quad (2,22)$$

$$\text{iv) } \quad \bigcap_{j \in \mathbb{Z}} V_j = \{0\} \quad \text{et} \quad \bigcup_{j \in \mathbb{Z}} V_j \text{ est dense dans } L^2(\mathbb{R}^n) \quad (2,23)$$

v) il existe une fonction $g(x)$ dans v_0 telle que la suite $\{g(x-k) / k \in \mathbb{Z}^n\}$ soit une base inconditionnelle de v_0 .

Une sous espace V_j peut être interprété comme des approximations à la résolution 2^j , de cette façon si $f(x)$ est une fonction de $L^2(\mathbb{R}^n)$ et $(F_j(x))_{j \in \mathbb{Z}}$ la suite d'approximation de $f(x)$ dans $\{V_j\}_{j \in \mathbb{Z}}$, alors nous avons les propriétés suivantes :

$$\bigcap_{j \in \mathbb{Z}} V_j = 0 \Rightarrow \lim_{j \rightarrow -\infty} (F_j(x)) = 0 \quad (2,24)$$

$$\lim_{j \rightarrow +\infty} \|F_j(x) - f(x)\| = 0 \quad (2,25)$$

La suite $(F_j(x))_{j \in \mathbb{Z}}$ converge uniformément vers $f(x)$

L'opération de base de l'AMR est la décomposition du signal en deux parties : une approximation et les détails du signal. L'approximation est obtenue en projetant le signal sur les translatées d'une fonction de basse fréquence appelée fonction échelle. Cette projection isole les variations lentes par un filtrage passe-bas. Les détails du signal sont obtenus par projection sur un filtre passe-haut appelée ondelette. La réponse de ce filtre donne les variations rapides du signal : les détails.

b. La fonction d'échelle [14]

Théorème .II.1.[14]

Soit $\{V_j\}_{j \in \mathbb{Z}}$ une analyse multirésolution de $L^2(\mathbb{R}^n)$. Il existe alors $C_2 > C_1 > 0$ tels que :

$$C_1 \leq \left(\sum_{k \in \mathbb{Z}^n} |g(\varepsilon + 2k\pi)|^2 \right)^{\frac{1}{2}} \leq C_2 \quad (2,26)$$

Pour presque toute $\varepsilon \in \mathbb{R}$, $g(w)$ étant la transformée de Fourier de $g(x)$. on définit alors une fonction Φ :

$$\phi(w) = g(w) \left(\sum_{k \in \mathbb{Z}^n} |g(w + 2k\pi)|^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (2,27)$$

telle que :

$\{\phi(x-k)\}, k \in \mathbb{Z}^n$ soit une base orthonormée de V_0 .

Toute autre fonction $f(x)$ définissant une base orthonormée $(f(x-k)), k \in \mathbb{Z}^n$ de V_0 sera reliée à $\phi(x)$ par :

$$f(w) = \theta(w)\phi(w) \quad (2,28)$$

Où :

$\theta(w) \in L^\infty(\mathbb{R}^n)$ est une fonction 2π périodique et $|\phi(w)| = 1$ pour presque tout w

Théorème .II.2. [14]

Soit $\{V_j\}_{j \in \mathbb{Z}}$ une analyse multirésolution de $L^2(\mathbb{R}^n)$. Il existe une fonction

$\phi(x) \in L^2(\mathbb{R}^n)$ telle que la suite $\left((\phi_{jk})_{j \in \mathbb{Z}, k \in \mathbb{Z}^n} \right)$ définie par :

$$\phi_{jk}(x) = 2^{\frac{nj}{2}} \phi(2^j x - k) \tag{2,29}$$

Constitue une base orthonormée de V_j c'est-à-dire :

$$\langle \phi_{jk}, \phi_{jl} \rangle = \delta_{k,l} \quad k, l \in \mathbb{Z}^n$$

La fonction ϕ est appelée fonction d'échelle, fonction d'interpolation ou encore "ondelette père". On peut définir alors une suite d'opérateurs linéaires de projection orthogonale :

$$\{E_j\}, j \in \mathbb{Z}$$

Tels que

$$E_j : L^2(\mathbb{R}^n) \rightarrow V_j \tag{2,30}$$

$$f(x) \rightarrow F_j(x) = E_j(f(x)) \tag{2,31}$$

Où

$$F_j(x) = \sum_{k \in \mathbb{Z}^n} S_{jk} \phi_{jk}(x) \tag{2,32}$$

Et

$$S_{jk} = 2_{nj} \int_{\mathbb{R}^n} f(u) \phi(2_j u - k) du \tag{2,33}$$

$F_j(x)$ Est l'approximation multirésolution de la fonction $f(x)$ dans l'espace V_j à l'échelle 2^j (à la résolution 2^{-j}) ; $(F_j(x))_{j \in \mathbb{Z}}$ est une suite d'approximation de plus en plus fines de $f(x)$ pour j croissant (à mesure que j croît).

Si on note W_j le complément orthogonal de V_j dans V_{j+1} on obtient la suite de sous espace

$$(W_j)_{j \in \mathbb{Z}} \text{ telle que : } L^2(\mathbb{R}^n) = \bigoplus_{j=-\infty}^{+\infty} W_j \text{ et } \bigotimes_{j=-\infty}^j W_j = V_j$$

Si $F_j(x)$ et $F_{j+1}(x)$ sont les approximations de $f(x)$ dans V_j et V_{j+1} respectivement alors la fonction :

$$D_j(x) = F_{j+1}(x) - F_j(x) \tag{2,34}$$

Appartient à W_j .

$D_j(x)$ Représente le supplément d'informations (détails) à apporter à l'approximation $F_j(x)$ pour obtenir $F_{j+1}(x)$ qui est une représentation plus fines de $f(x)$.

c. Les fonctions ondelettes :

Soit $\{V_j\}_{j \in \mathbb{Z}}$ une analyse multirésolution de $L^2(\mathbb{R}^n)$. Il existe $q = (2^n - 1)$ fonction $\psi_l(x)$ $1 \leq l \leq q$ appartenant à V_1 telle que :

$$a) \quad |\partial^\alpha \psi_l(x)| \leq C_N (1+|x|)^{-N} \tag{2,35}$$

Pour tout multi-indice $\alpha \in \mathbb{N}^n$ tel que $|\alpha| \leq r$, tout $x \in \mathbb{R}^n$ et tout $N > 1$, ce qui signifie qu les dérivées de $\psi_l(x)$ ont le même ordre de régularité que la fonction d'échelle associée à l'analyse multirésolution : $\{V_j\}_{j \in \mathbb{Z}}$: $\phi(x)$

$$b) \text{ les fonctions } \psi_l(x-k) , 1 \leq l \leq q , k \in \mathbb{Z}^n \tag{2,36}$$

forme une base orthonormée de W_0

$$c) \text{ les fonctions } 2^{\frac{n_j}{2}} \psi_l(2^j x - k) \quad 1 \leq l \leq q, \quad k \in \mathbb{Z}^n \quad j \in \mathbb{Z} \quad (2,37)$$

forme une base orthonormée de $L^2(\mathbb{R}^n)$, cette base est appelée base orthonormée d'ondelettes.

La fonction $D_j(x)$, précédemment introduite peut alors être écrite :

$$D_j(x) = \sum_{l \in I} \left(\sum_{k=-\infty}^{+\infty} B_{jk}^l \psi_l(2^j x - k) \right) \quad (2,38)$$

Où

$$B_{jk}^l = 2^{nj} \int_u f(u) \psi_l(2^j u - k) du \quad (2,39)$$

L'ensemble des définitions et théorèmes sus-cités, sont valables pour toute dimension n de l'espace de définition (\mathbb{R}^n) . Il est cependant, plus commode de raisonner sur une dimension, la généralisation (notamment en 2-D, en vue d'une application sur des images) se fait le plus souvent, en utilisant des produits tensoriels.

II.5. Algorithme de la transformée en ondelettes discrète

II.5.1. Algorithme de S.MALLAT par l'approche de convolution

L'algorithme de S.Mallat est très utilisé pour la décomposition-reconstruction sur une base orthonormée d'ondelettes. Il est appliqué sur les ondelettes issues d'une analyse multi-résolution qui a comme but de calculer les coefficients de détail D_j^k ou coefficients d'ondelettes, à partir des différentes approximations.

II.5.2. Algorithme unidimensionnel

Soit une analyse multi-résolution de V_j et $\varphi \in L^2(\mathbb{R})$ est la fonction d'échelle associée, et ψ est l'ondelette analysante à φ . On a :

$$V_j = V_{j-1} \oplus W_{j-1} \quad (2.40)$$

Soit $f_j \in V_j$, on se propose de déterminer la projection de f_j sur V_{j-1} et les coefficients d'ondelettes correspondants sur le complémentaire orthogonal W_{j-1} .

Coefficients d'ondelettes correspondants sur le complémentaire orthogonal W_j .

a. Décomposition

Le signal original est $f[n]$ passé à travers un filtre passe-haut et à travers un filtre passe-bas $h[n]$. Après le filtrage, la moitié des échantillons seront éliminés. Cela construit un seul niveau de décomposition et qui peut être donné par la formule suivante :

$$y_{haut}[k] = \sum_n f[n].g[2k-n] \quad (2.41)$$

$$y_{bas}[k] = \sum_n f[n].h[2k-n] \quad (2.42)$$

$y_{haut}[k]$ et $y_{bas}[k]$ sont respectivement les résultats du filtre passe-haut et filtre passe-bas après décimation par 2. Cette procédure, qui est aussi connue sous le nom de codage sous-bande, peut être répétée pour plusieurs décompositions supplémentaires de la sortie passe-bas qui contient la majeure partie du signal utile, afin de concentrer plus l'énergie, car la décomposition des hautes fréquences n'apporte en général que peu de décorrélation supplémentaire. Cette décomposition successive des basses fréquences est connue sous le nom de Décomposition Dyadique.

La figure II.2 illustre ce qui est dit ci-dessus où $f[n]$ est le signal original à décomposer, $h[n]$ et $g[n]$ respectivement le filtre passe-bas et passe-haut. Les filtres h et g sont des filtres discrets indépendants de j associés à l'analyse multirésolution (V_j) .

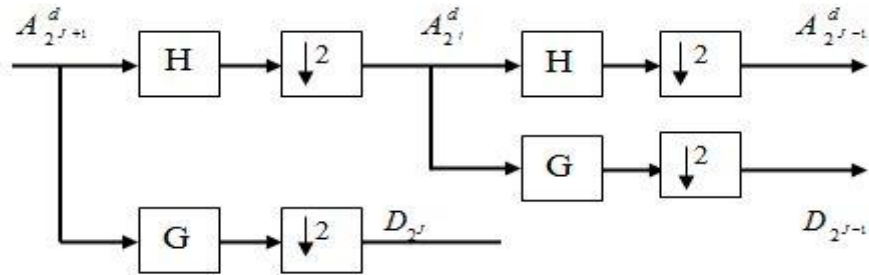


Figure II.2 : Schéma de Décomposition unidimensionnelle de l'algorithme de S.Mallat.

H : Le filtre passe bas

G : Le filtre passe haut

↓ 2 : sous-échantillonnage

Les coefficients $A_{2^j}^d$ D_{2^j} sont donnés par les formules suivantes :

$$A_{2^j}^d = \sum_{n \in \mathbb{Z}} h(n - 2k) A_{2^{j+1}}^d f(n) \quad (2.43)$$

Avec :

$$h(n) = \frac{1}{\sqrt{2}} \int_{-\infty}^{+\infty} \phi\left(\frac{x}{2}\right) \phi(x - n) dx \quad (2.44)$$

De même :

$$g(n) = \frac{1}{\sqrt{2}} \int_{-\infty}^{+\infty} \psi\left(\frac{x}{2}\right) \phi(x - n) dx \quad (2.45)$$

Avec :

$$D_{2^j} f(k) = \sum_{n \in \mathbb{Z}} g(n - 2k) A_{2^{j+1}}^d \quad (2.46)$$

De même :

$$g(n) = \frac{1}{\sqrt{2}} \int_{-\infty}^{+\infty} \psi\left(\frac{x}{2}\right) \phi(x - n) dx \quad (2.47)$$

• **Propriété**

Une propriété importante de la DWT est la relation entre les réponses des filtres passe-bas et passe-haut. Les filtres ne sont pas indépendants les uns des autres, ils sont liés par la relation suivante :

$$g[L-1-n] = (-1)^n h[n]$$

Où : $h[n]$: filtre passe-bas,

$g[n]$: filtre passe-haut,

L : la longueur du filtre.

b. Reconstruction

La reconstruction dans ce cas est très simple, la procédure d'au-dessus est suivie dans l'ordre inverse pour la reconstruction, le signal de chaque niveau est interpolé par

2. Passé à travers les filtres de synthèse $\tilde{g}[n]$ est $\tilde{g}[n]$ (respectivement passe-haut et passe-bas), l'expression de la reconstruction devient (pour chaque étape) :

$$A_{2^{j+1}}^d f(n) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} (D_{2^j} f(k) \tilde{g}[2k-n] + (A_{2^j}^d f(k) \tilde{g}[2k-n] + (A_{2^j}^d f(k) \tilde{h}[2k-n]) \quad (2.48)$$

La figure (II. 3) illustre l'algorithme de reconstruction unidimensionnel :

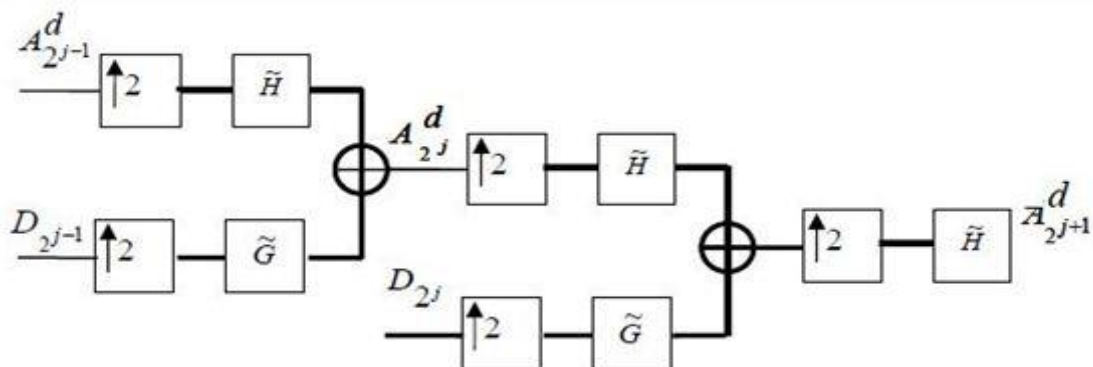


Figure. II. 3 : Schéma de la reconstruction unidimensionnelle
de l'algorithme de S.Mallat.

H : Le filtre passe bas

G : Le filtre passe haut

$\uparrow 2$: sur-échantillonnage

II.5.3. Algorithme bidimensionnel

Cette section est introduite pour aboutir à l'algorithme pyramidal de Mallat qui est utilisé dans les applications de traitement d'images.

L'idée de la DWT est de séparer les basses et les hautes fréquences d'une image (les premières correspondent à une version grossière de l'image originale dans la quelle les valeurs de pixels ont été moyennées et où aucune variation brusque n'est observée d'un pixel à l'autre. Les hautes fréquences quant à elles contiennent toutes l'information sur les détails de l'image. On comprend aisément que plus d'information est contenue dans la version basses fréquences que dans celle ne fournissant que les détails de l'image. On dit que l'énergie de l'image est concentrée dans les basses fréquences.

Voici dans ce qui suit les différentes étapes de l'Algorithme de Mallat, qui permet d'appliquer ce concept, concentration de l'information de l'image en une zone très localisée:

a. Décomposition

L'algorithme de décomposition s'écrit :

$$A_{2^{j+1}}^d f(n, m) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} \sum_{l=-\infty}^{+\infty} (D_{2^j} f(k) \tilde{g}[2k-n]) + (A_{2^j} f(k) \tilde{g}[2k-n]) + (A_{2^j}^d f(k) \tilde{h}[2k-n]) \quad (2.49)$$

$$D_{2^j}^1 f(n, m) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} \sum_{l=-\infty}^{+\infty} h(2n-k) g(2m-l) A_{2^j}^d f(k, l) \quad (2.50)$$

$$D_{2^j}^3 f(n, m) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} \sum_{l=-\infty}^{+\infty} h(2n-k) g(2m-l) A_{2^{j+1}}^d f(k, l) \quad (2.51)$$

L'algorithme de décomposition est le même que dans le cas unidimensionnel. En effet, l'algorithme unidimensionnel est appliqué successivement sur les lignes et les colonnes de l'image pour chaque type de coefficients. Cette décomposition bidimensionnelle peut être schématisée comme suit dans la figure II. 4:

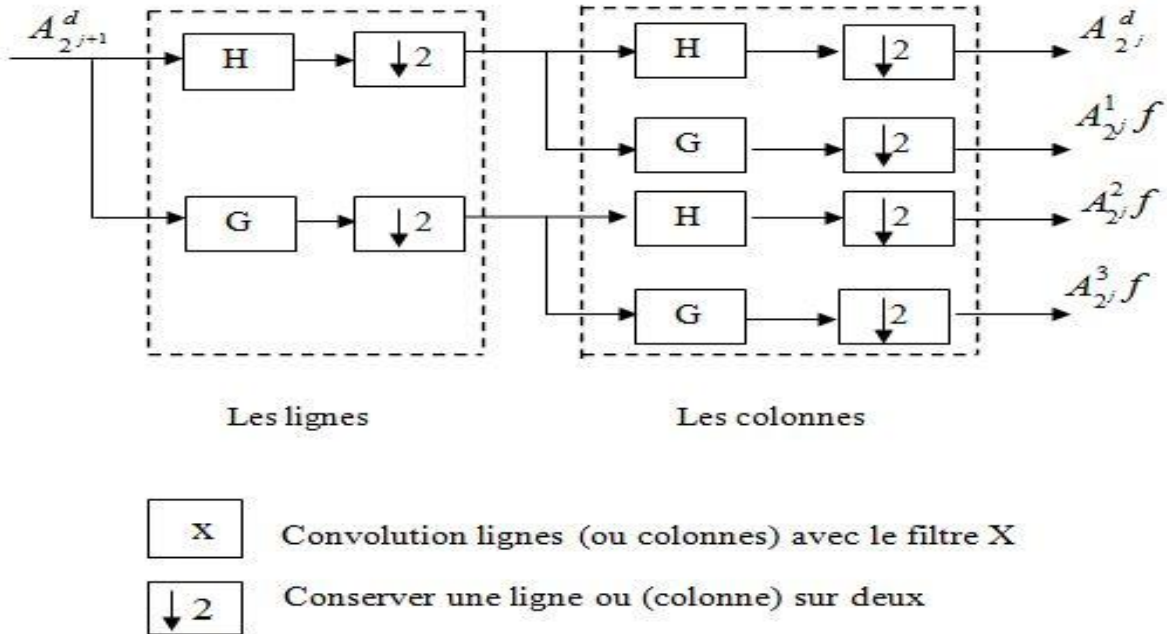


Figure II. 4 : Analyse d'un signal bidimensionnel

par l'algorithme de S. Mallat

Le résultat de la décomposition de l'algorithme de S.Mallat pour un niveau est donné par la figure suivante :

| | |
|---------|---------|
| HH | GH |
| S_j | D_j^v |
| HG | GG |
| D_j^h | D_j^d |

Figure II. 5 : DWT appliquée à un signal bidimensionnel (image)

S_j Représente l'image de basse résolution obtenue par filtrage de l'image d'entrée selon les lignes par le filtre h , suivi par le filtre h suivant les colonnes.

D_j^h Représente l'image contenant les détails horizontaux obtenus par filtrage de l'image d'entrée selon les lignes par h , suivi par le filtre g suivant les colonnes.

• D_j^v représente l'image contenant les détails verticaux obtenus par filtrage de l'image d'entrée selon les lignes par g , suivi par le filtre h suivant les colonnes.

• D_j^d représente l'image contenant les détails diagonaux obtenus par filtrage de l'image d'entrée selon les lignes par g , suivi par le filtre g suivant les colonnes.

b) Reconstruction

L'algorithme de reconstruction s'écrit à l'étape j de la reconstruction comme suit :

Représente l'indice de la résolution.

$$D_{2^{j+1}}^d f(n, m) = IA_{2^j}^d(n, m) + ID_{2^j}^1 f(n, m) + ID_{2^j}^d \quad (2.52)$$

$$IA_{2^j}^d f(n, m) = \sum_{l=-\infty}^{+\infty} \sum_{k=-\infty}^{+\infty} \tilde{h}(n-2k)\tilde{h}(m-2l)A_{2^j}^d f(k, l) \quad (2.53)$$

$$ID_{2^j}^d f(n, m) = \sum_{l=-\infty}^{+\infty} \sum_{k=-\infty}^{+\infty} \tilde{h}(n-2k)\tilde{g}(m-2l)D_{2^j}^d f(k, l) \quad (2.54)$$

$$ID_{2^j}^2 f(n, m) = \sum_{l=-\infty}^{+\infty} \sum_{k=-\infty}^{+\infty} \tilde{g}(n-2k)\tilde{h}(m-2l)D_{2^j}^2 f(k, l) \quad (2.55)$$

$$ID_{2^j}^3 f(n, m) = \sum_{l=-\infty}^{+\infty} \sum_{k=-\infty}^{+\infty} \tilde{g}(n-2k)\tilde{g}(m-2l)D_{2^j}^3 f(k, l) \quad (2.56)$$

Le schéma de la reconstruction est illustré par la Figure II. 6 :

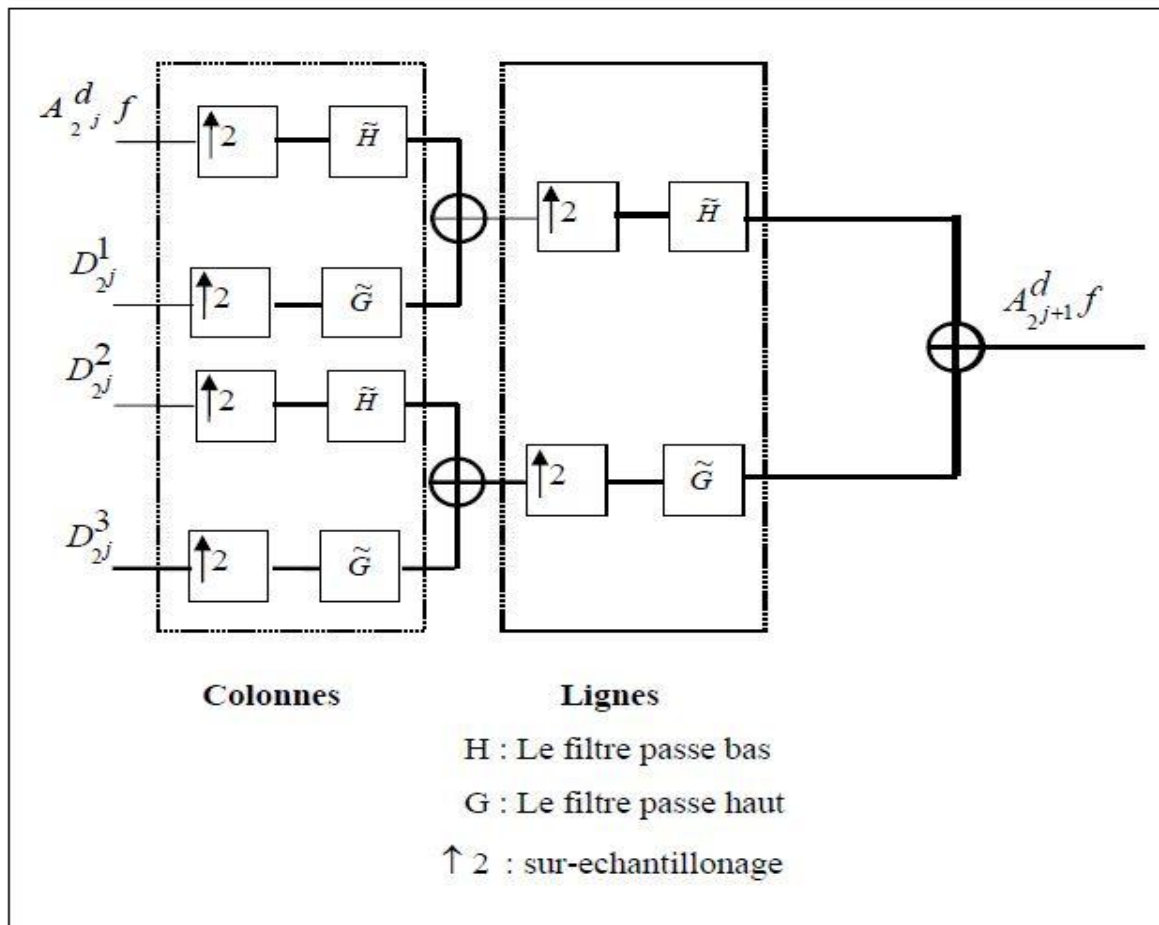


Figure II. 6 : Schéma de reconstruction de Mallat

On montre par cette illustration les résultats qu'on obtient à chaque étape du processus de codage par Ondelettes effectué sur une image, ce qui résume tout ce qu'on vient de citer auparavant.

c. Transformation directe (analyse)

Cette étape permet de diviser la résolution de l'image, en codant la perte d'information découlant de cette division pour pouvoir ensuite reconstruire l'image de départ.

II.6. Schéma des algorithmes de compression d'image par ondelettes

La technologie de compression par ondelettes offre une plus grande finesse au niveau de l'analyse du signal et permet de mieux s'adapter aux propriétés locales de l'image.

Les algorithmes classiques de compression s'appuyant sur la transformée en ondelettes suivent le schéma de la Figure II.7.

Dans un premier temps la transformée en ondelettes est appliquée pour décorrélérer les données de l'image, puis suit une phase de quantification des coefficients résultants et finalement les coefficients quantifiés sont encodés sans pertes. La décompression est faite en appliquant les opérations duales de la phase de compression dans l'ordre inverse.

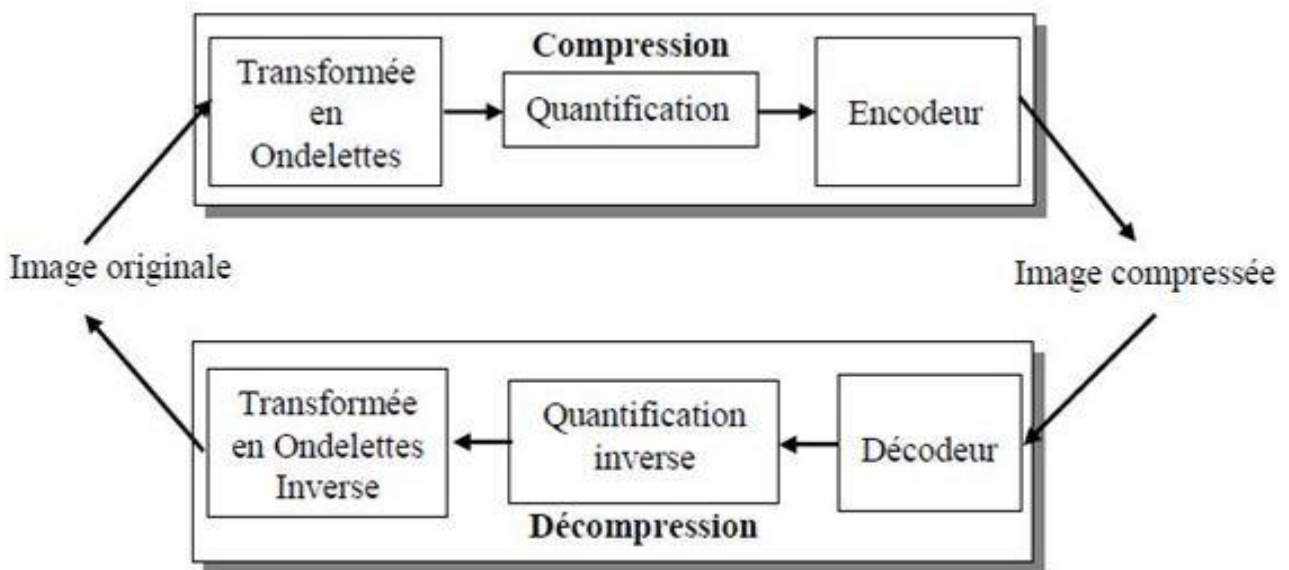


Figure II. 7: Schéma général d'un algorithme de compression /décompression par ondelette.

II.7. La différence entre la transformée en ondelettes (DWT) et la transformation discrète cosinus (DCT)

Malgré le grand succès de la DCT (Transformation en Cosinus Discrète), la transformée en ondelettes a pris un grand chemin dans différents domaines de recherche. Celle-ci amène à penser qu'elle fournit la réponse correcte au problème du traitement d'images.

En effet, l'image se trouve, grâce à l'analyse en ondelettes décomposée en informations indépendantes (détails de basses fréquences et détails de hautes fréquences). Ces informations ; que la DCT n'arrive pas à déterminer à partir d'une image ; sont données par les ondelettes par des fonctions f_j dont la somme orthogonale donne l'image f (l'image exacte reconstruite).

En plus l'avantage de la transformée en ondelettes peut être vu en matière de taux et qualité de compression:

a. Taux de compression

La DCT décompose la matrice de l'image en blocs de 8×8 pixels, ces blocs sont quantifiés indépendamment les uns des autres ce qui réduit la redondance locale (au niveau de chaque bloc). Contrairement à la compression par ondelettes qui est une méthode globale qui analyse l'image entière. Cet avantage se traduit par l'efficacité de compression des grosses images ; une image de 50 Mo peut être réduite à 1 Mo.

b. Qualité

L'analyse par DCT exige la décomposition de l'image en bloc de taille 8×8 pixels, ce qui produit un effet de mosaïque; les limites des blocs sont visibles à fort taux de compression, alors que les ondelettes ne présente pas cet effet indésirable, ce qui donne une bonne qualité de compression.

II.8. Conclusion

Nous avons décrit dans ce chapitre la transformée en ondelettes sous une forme analytique qui consiste à appliquer une fonction de transformation au signal à analyser, puis sous une forme géométrique, laquelle décrit la projection du signal à analyser sur des espaces de détails et d'approximations, puis on a décrit comment ces notions théoriques peuvent être appréhendées de manière pratique par le filtrage numérique.

De part la richesse des concepts qu'elle met en jeu et l'efficacité de sa mise en œuvre algorithmique, la transformée en ondelettes est devenue un moyen très efficace pour l'analyse, qui ouvre un vaste champ d'applications sur l'analyse et le traitement du signal et de l'image dans des domaines très variés. Parmi les applications les plus importantes des ondelettes dans le traitement d'images nous citons :

La compression et le transfert d'images sur les réseaux (Internet), la détection de contours et reconnaissance de texture.

La base de données d'empreintes digitales du FBI, par exemple est compressée avec les ondelettes depuis les années 90.



Chapitre III
Méthode adoptée

III.1. Préambule :

La transformée en ondelettes permet comme décrit dans la partie précédente, de représenter les images sous forme de coefficients ordonnés en bandes de fréquences permettant ainsi la décorrélation des données. Afin de comprimer l'information, il faut compléter le cycle par la quantification et le codage.

Nous distinguons deux types d'approches pour les standards de compression actuels basés sur la transformée en ondelette : l'approche inter-bandes qui utilise les redondances inter-échelles entre les sous-bandes pour coder les coefficients d'ondelettes et celle intra-bandes dans laquelle les sous-bandes sont codées de façon indépendante.

Dans notre travail, on cherche la méthode la plus efficace et la plus adoptée, pour la compression des images médicales. Alors nous avons choisi d'implémenter une méthode inter-bande qui se repose sur l'application d'un algorithme SPIHT appliquée aux images médicales afin de bien évaluer leurs performances en compression, avec sa versions 2D, vu son efficacité, simplicité et robustesse à l'interruption du transfert des données. Et comme on sait qu'il existe deux méthodes inter-bande qui sont EZW et SPIHT qui sont à base de l'arbre de zéro (zerotree), alors avant d'entamer le codeur SPIHT on commence par l'explication de principe de l'arbre de zéro, et par la suite on verra sa première utilisation dans EZW et à la fin, on entame le SPIHT avec un exemple explicatif.

III.2. Principe d'arbre de zéros [9]

Pour améliorer la compacité de la carte des coefficients significatifs, J. Shapiro a introduit la structure de "Zerotree"(arbre de zéros) (voir Figure III.1), qui suppose que si un coefficient d'ondelettes est non significatif pour un seuil donné, alors tous les coefficients de la même orientation dans la même localisation spatiale à des résolutions plus fines sont supposés non significatifs pour ce même seuil, et ceci vient du fait qu'après la transformation en ondelettes, on observe que la localisation des coefficients significatifs est similaire entre les différentes sous-bandes même si leurs amplitudes sont décorréliées, la figure permet de se rendre compte de ces dépendances inter-échelles :

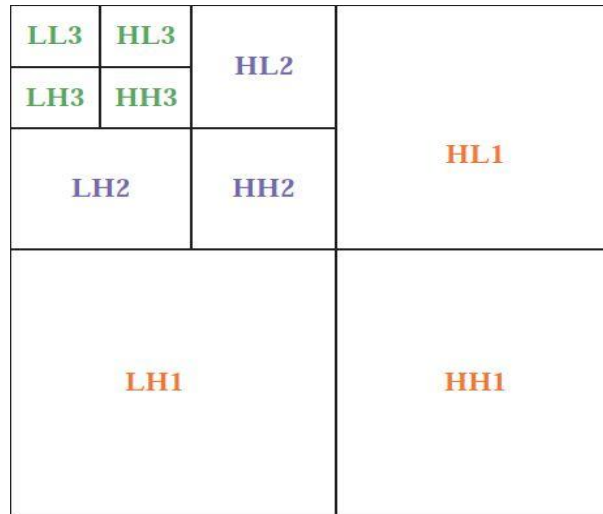


Figure III.1 : *Illustration des dépendances inter-échelles*

Cette hypothèse des arbres de zéros est illustrée en 2D sur la Figure dessous. On peut voir qu'un coefficient "parent" à une résolution donnée va engendrer 4 coefficients "enfant" à la résolution supérieure

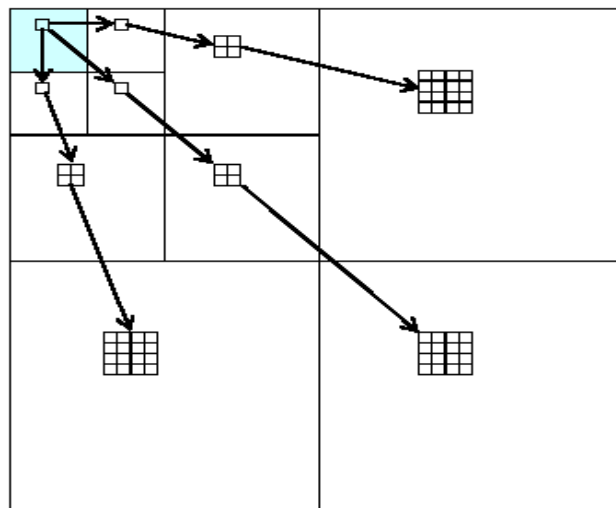


Figure III.2 : *Illustration de l'approche inter-bandes : structure arborescente de EZW dans le cas 2D*

III.3. Le EZW (Embedded coding using Zero trees of Wavelets coefficients)[9,5]

EZW est le premier algorithme inter-bande développé pour les images_2D, il a été proposé en 1993 par Jerry Shapiro. L'idée de l'algorithme EZW est de trouver le meilleur ordre de transmission des coefficients d'ondelettes, qui est l'ordre décroissant de leur valeur absolue. Shapiro proposa de transmettre les coefficients sous forme d'une suite de bits obtenue par enchâssement progressif des bits des coefficients les plus significatifs en commençant par les bits les plus importants.

Ceci permet à l'algorithme EZW de faire de la transmission progressive d'images puisque le décodeur peut s'arrêter n'importe où dans la suite de bits transmise et produire la meilleure image reconstruite possible avec cette suite de bits tronquée. Cet algorithme repose sur deux idées majeures : la compression de la carte des coefficients significatifs basée sur le principe des "zerotree" et le principe de quantification par approximations successives.

III.4. La méthode de codage EZW 2D [9]

On a implémenté la version 2D d'EZW dont les principes sont identiques à sa version 3D. Mais la méthode EZW 2D s'applique séparément sur les différentes coupes de l'image volumétrique, après que ces dernières aient subi une transformation en Ondelettes 2D (sortie du module de Filtrage2D).

La structure d'arbre de descendance qui caractérise les relations parents-enfants à travers les différentes résolutions est représentée dans la figure VI.1

Pour illustrer bien notre technique nous allons présentés une étude détaillée de notre chaine de compression proposée et qui est schématiquement présentée par la figure III. 3.

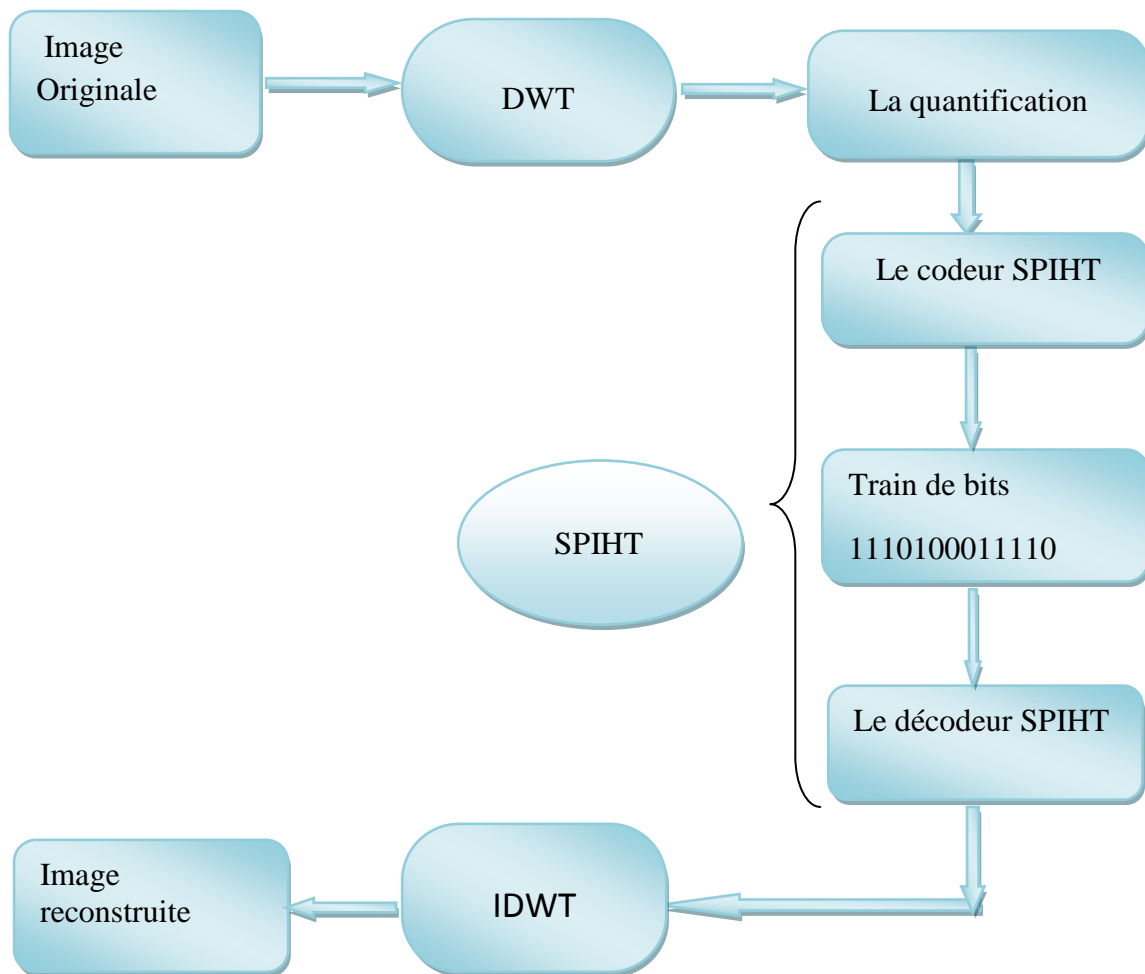


Figure III. 3 : *Le schéma général de la compression avec SPIHT*

III.5.Explication des différents blocks de schéma de compression avec SPIHT

III.5.1. La transformée en ondelettes Discrète DWT

La décompositions d'une image en sous bandes est réalisée par l'application de l'algorithme de décompositions dyadique de S.Mallat en 2D séparable, adapté, aux filtres utilisés orthogonaux.

Les données à traiter sont sous forme de tableau bidimensionnel (matrice) contenant les valeurs des pixels de l'image à transformer. La décomposition en sous bande lissés et détails se fait en trois étapes, comme est illustré à la figure suivante :

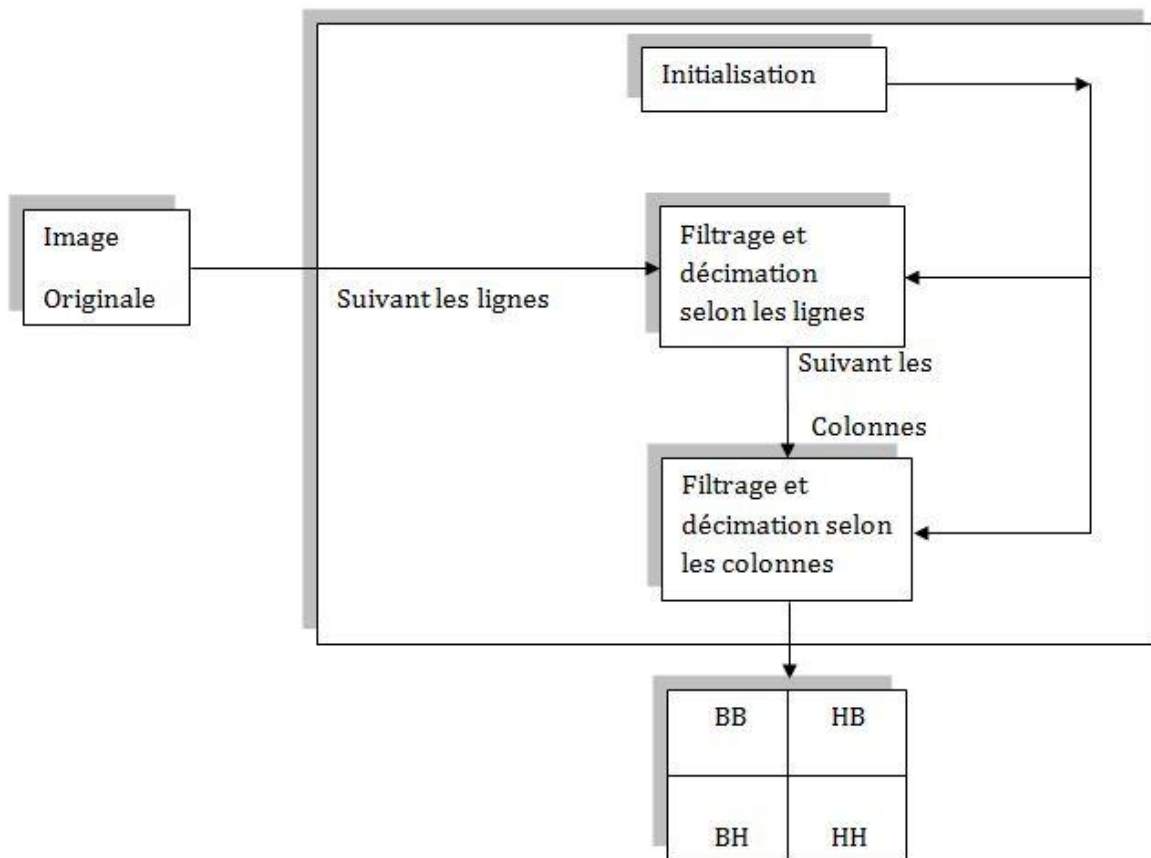


Figure III.4 : Procédure de décomposition par la DWT direct.

III.5.1.1. Initialisation

Cette étape permet le choix d'une part, de filtre à utiliser à partir d'un ensemble donné de filtres orthogonaux, le niveau de décompositions appelé résolution, qui égale à deux(2) dans le cas de notre méthode.

III.5.1.2. Filtrage et décomposition selon les lignes

Le filtrage est réalisé par le calcul de convolution entre les pixels voisins d'une ligne et les coefficients du filtre choisi. Pour réaliser simultanément la décimation, seuls les coefficients des colonnes pairs sont traités. Pour chaque coefficient à traiter, sont appliqués à un filtre (H_0) : passe-bas et un filtre (G_0) : passe-haut.

III.5.1.3. Filtrage et décimation selon les colonnes

Ces opérations sont appliquées de façon analogue sur les coefficients issue de la deuxième étape en transposant lignes et colonnes.

Après avoir effectué ces opérations, on obtient un nouveau tableau de coefficients, divisé en quatre sous images (sous bande) de même résolution tel que représenter par la Table III.1. suivante :

| | | | |
|--------------------|----|--------------------|----|
| | BB | | HB |
| A_i Image | | D_j^1 Détails | |
| | BH | | HH |
| D_j^2 Détails | | D_j^3 Détails | |

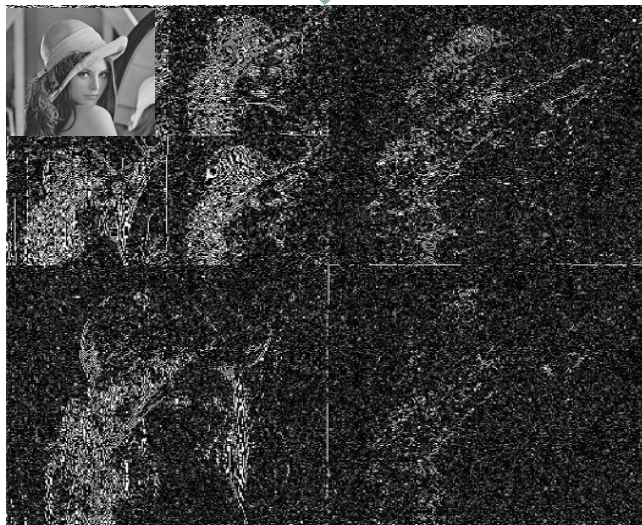
Table III.1 : Le tableau des coefficients après la DWT direct.

La décomposition est réitérée (répéter) sur la sous bande lissée (approximation) jusqu'à atteindre le nombre de niveau choisi, Les sous bande générées sont à différentes plages de fréquences. Il est à noter que, les coefficients de la sous bande lissée sont de valeurs très importantes, représentant ainsi les basses fréquences par contre, les coefficients des sous bandes de détails de toutes les directions et à différente résolutions représentent les hautes fréquences.



(a)

La Dwt de l'image
Lena avec (bior4.4) le
taux 1, niveau 9.



(b)

Figure III. 5 : Exemple de décomposition en DWT de l'image LENA.

(a). Image original

(b). Image décomposée

III.5.2. Quantification

Dans notre chaîne de compression l'étape de quantification sert à arrondir les coefficients issues de la décomposition en ondelette discret aux coefficients entiers les plus proches, pour les coefficients complexes les parties imaginaires et réelles sont arrondies indépendamment.

| Coefficient issues de la DWT | Coefficients après quantification |
|------------------------------|-----------------------------------|
| 2,4 | 2 |
| -1,9 | -1 |
| 2,4+3,6i | 2+3i |

Table III.2: *Tableau illustrant un exemple de quantification.*

III.5.3. Block de SPIHT

Dans ce block on trouve deux étages : -l'étage de codeur, et l'étage de décodeur et avant d'étudier ces étages on commence par des généralités sur le SPIHT.

III.5.3.1. Historique et Principe du SPIHT [9]

L'algorithme SPIHT a été proposé par Saïd et Pearlman en 1996 pour la compression avec et sans perte. Il a été étendu au 3D pour la vidéo et pour la compression d'images volumiques (comme les images médicales). Cet algorithme repose sur la même idée que celle de Shapiro (EZW) pour caractériser les dépendances entre les coefficients d'ondelettes. Cependant, il est à la fois plus complexe et plus efficace pour coder les cartes de signification.

Un rangement partiel par amplitude des coefficients d'ondelettes de la TO-2D (résultant de la quantification par approximations successives), un partitionnement dans des arbres hiérarchiques (à chaque seuil appliqué les arbres sont triés sur la base de leur signification en deux catégories d'arbre et un ordonnancement de la transmission des bits de raffinement (l'amplitude de chaque coefficient significatif est progressivement raffinée).

Méthode adoptée

Sa première implantation est basée sur des arbres à orientation spatio-temporelle équilibrée.

Par conséquent, le même nombre de décompositions récursives d'ondelettes est requis pour les deux directions spatiales (x , y). Si cela n'est pas respecté, plusieurs nœuds de l'arbre ne sont pas rattachés ou sont liés avec la même localisation spatiale et par conséquent les dépendances entre les nœuds de l'arbre sont détruites et ainsi la performance de compression. La différence essentielle entre EZW 2D et SPIHT 2D est la façon dont les coefficients des arbres sont construits, triés et découpés. Ainsi la structure même des arbres de zéros est différente.

Dans EZW 2D, un arbre de zéros est défini par un coefficient racine et ses descendants ont tous la valeur zéro à l'intérieur d'un plan de bits. SPIHT 2D utilise lui deux types d'arbres de zéros. Le premier (type A) consiste en une simple racine ayant tous ses descendants à 0 pour un plan de bits donné. Cela diffère un peu des arbres de zéros d'EZW 2D du fait que la racine elle-même n'a pas besoin d'être non significative. En fait, bien que l'arbre de zéros soit spécifié par les coordonnées de la racine, la racine n'est pas incluse dans l'arbre. Le second type d'arbre (type B) est similaire mais exclut les huit enfants de la racine. Les arbres de type B contiennent uniquement les petits-enfants, arrières petits-enfants ... de la racine. De plus, dans SPIHT 2D, les arbres sont définis de tel façon que chaque nœud ne possède aucun descendant (les feuilles) ou bien 8 descendants qui forment un groupe adjacent de 2×2 . Les coefficients de la sous-bande basse fréquence LLD correspondant aux racines de l'arbre sont également groupés en coefficients 2×2 adjacents. Cependant, la relation parent enfant pour un coefficient du nœud racine est altérée par rapport à EZW 2D. Dans chaque groupe de 2×2 de LLD un des coefficients n'a pas de descendants. Ainsi, tous les coefficients $w(i, j)$ qui possèdent trois coordonnées impaires (i, j) n'ont pas de descendant. En fait, la relation OLLL n'est plus valable dans SPIHT 2D pour caractériser les relations parent enfant dans cette sous bande.

Les ensembles suivants de coordonnées sont utilisés dans la méthode de codage complète présentée par la suite :

— $O(i, j)$: Ensemble des coordonnées de tous les enfants du nœud (i, j) .

Il s'exprime de la même façon que celui d'EZW 2D

— $D(i, j)$: Ensemble des coordonnées de tous les descendants du nœud (i, j) (type A d'arbres de zéros)

— $L(i, j) = D(i, j) - O(i, j)$ (type B d'arbre de zeros(zerotree));

Les règles de partitions sont les suivantes :

1. La partition initiale est formée des ensembles $\{(i, j)\}$ et $D(i, j)$, pour tous $(i, j) \in$ LLD qui ont un descendant.
2. Si $D(i, j)$ est significatif alors il est découpé en $L(i, j)$ plus 8 ensembles d'un seul élément
Avec $(l, m) \in O(i, j)$.
3. Si $L(i, j)$ est significatif alors il est partitionné en 8 sous-ensembles $D(l, m)$ avec $(l, m) \in O(i, j)$.

III.5.3.2. Caractéristiques de SPIHT [3]

- efficace.
- commande de taux précis
- quantité.
- simple et rapide.
- individu-adaptatif : aucune formation requise.

III.5.3.3. Appuis

- images de 8, de 16, ou de plus grande profondeur de bit.
- images des dimensions sans restriction.
- progressif à la compression sans perte.
- codage ou décodage de multirésolution.

III.5.3.4. Etage de codeur

a. algorithme du SPIHT

Cet étage est basé sur cet algorithme :

Pour réaliser pratiquement son codage, SPIHT 2D stocke l'information de signification dans 3 listes ordonnées :

- la Liste des Coefficients Significatifs LSP (LCS),
- la Liste des Coefficients Non significatifs LIP (LCN),
- la Liste des Ensembles Non significatifs LIS (LEN).

Dans chaque liste, l'entrée est représentée par un doublet de coordonnées (i, j) , qui représentent dans LCS et LCN des coefficients individuels et dans LEN soit l'ensemble $D(i, j)$ soit $L(i, j)$. Pendant l'étape de signification, les coefficients dans LCN, qui étaient non significatifs dans l'étape précédente sont testés. Ceux qui deviennent significatifs sont mis dans LCS.

Similairement, les ensembles de LEN sont évalués dans leur ordre d'entrée, et quand un ensemble est trouvé significatif il est supprimé de cette liste puis est partitionné. Les nouveaux ensembles avec plus d'un élément sont ajoutés à la fin de LEN avec le type (A ou B), alors que les simples coefficients sont ajoutés à la fin de LCS ou LCN suivant leur signification. La liste LCS contient les coordonnées des coefficients qui seront visités dans la prochaine l'étape de raffinement. Alors l'algorithme de base de SPIHT 2D est le suivant :

Pour cela, nous définissons l'opérateur de signification σ_{Tn} qui évalue la signification d'un sous-ensemble E pour un seuil donné Tn :

$$\sigma_{Tn}(E) = \begin{cases} 1 & \text{si } |c_{i,j}| \geq Tn \\ 0 & \text{si non} \end{cases} \quad |c_{i,j}| : \text{ Les coefficients d'ondelette}$$

a.1. Initialisation

$$n = \left\lceil \log_2 \left(\max_{(i,j)} \{ |c_{i,j}| \} \right) \right\rceil \Leftrightarrow T_n = 2^n ;$$

LCS = \emptyset ; LCN = $\{(i, j) \in \text{LLD}\}$. LEN contient les mêmes coefficients que LCN excepté ceux qui n'est de descendants.

a.2. Passe de signification

2.1 Pour chaque $(i,j) \in \text{LCN}$ faire :

2.1.1 Sortie $\sigma T_n (i, j)$

2.1.2 si $\sigma T_n (i, j) = 1$ alors mettre (i, j) dans LCS et coder le signe de $c_{i,j}(i, j)$

2.2 Pour chaque $(i, j) \in \text{LEN}$ faire :

2.2.1 Si l'entrée est de type A

a Sortie $\sigma T_n (D (i, j))$

b si $\sigma T_n (D (i, j)) = 1$ alors

- Pour chaque $(l, m) \in O (i, j)$ faire :

- Sortie $\sigma T_n (l, m)$

- si $\sigma T_n (l, m) = 1$ alors mettre (l, m) dans LCS et coder le signe de $c_{i,j} (l, m)$

- si $\sigma T_n (l, m) = 0$ alors mettre (l, m) à la fin de LCN

- Si $L (i, j) = \emptyset$ alors mettre (l, m) à la fin de LEN comme une entrée de type B

2.2.2 Si l'entrée est de type B

a Sortie $\sigma T_n (L(i, j))$

b si $\sigma T_n (L (i, j)) = 1$ alors

- mettre (l, m) à la fin de LEN comme une entrée de type A

- supprimer (i, j) dans LEN

a.3. Passe de raffinement

Pour chaque coefficient $(i, j) \in \text{LCS}$ à l'exception de ceux inclus dans la même passe de signification (c.à.d. pour le même n). Sortie le n -ième bit significatif de $|c_{i,j}(i,j)|$

a.4. Modification de passe de quantification

$$Tn \leftarrow \frac{Tn}{2} \text{ et aller à l'étape 2.}$$

Nous remarquons par rapport à EZW 2D l'inversion des passes de raffinement et de signification. Ainsi, chaque plan de bits est codé par une passe de signification suivi d'une passe de raffinement alors que dans EZW 2D, la passe de raffinement code un bit de raffinement pour chaque coefficient qui était significatif à la fin du plan de bits précédent. Ainsi, les coefficients qui deviennent significatifs via la passe de signification du plan de bits courant ne sont pas raffinés jusqu'au prochain plan de bits dans SPIHT 2D.

Afin d'optimiser les performances débit/distorsion, le fichier résultat doit subir un codage entropique pour réduire sa taille. Il est souvent utilisé pour améliorer les performances du codage.

b. Organigramme de l'algorithme SPIHT

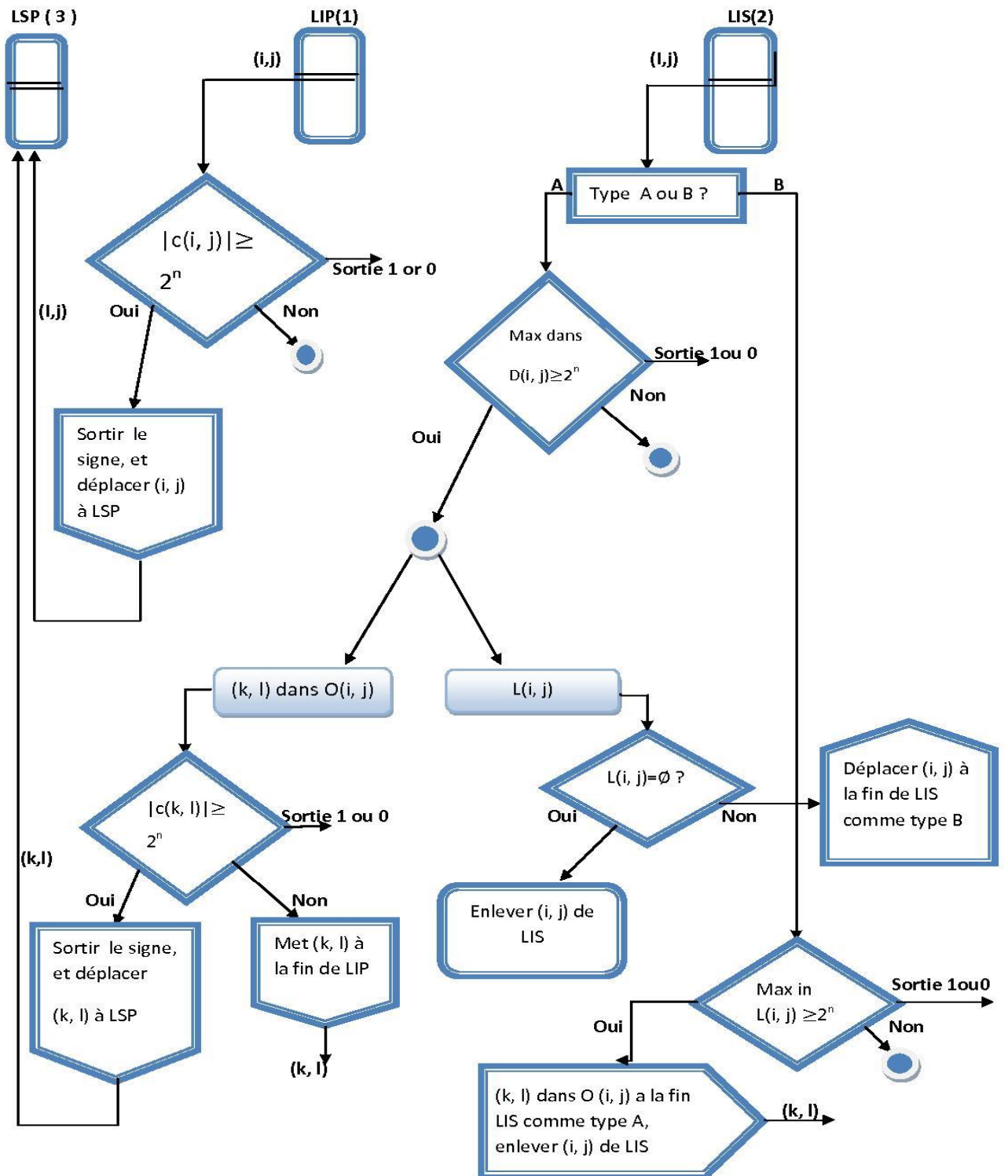


Figure III. 6 : Organigramme de l'algorithme SPIHT

III.5.3.5. L'étage de décodeur SPIHT

Pour obtenir, l'algorithme de décodage, il suffit simplement de remplacer le mot Sortie par Entrée dans l'algorithme précédent. De plus, le décodeur exécute une tâche supplémentaire en modifiant l'image reconstruite. Pour un seuil T_n donné, quand un coefficient est déplacé dans la LCS, il est évident que $T_n \cdot w(i, j) < 2T_n = 2^{n+1}$. Ainsi, le décodeur utilise cette information plus le bit de signe juste après l'insertion dans la LCS pour mettre $bw(i, j) = \pm 1.5 \times T_n$.

De manière identique, pendant la passe de raffinement le décodeur ajoute ou soustrait T_n à $bw(i, j)$ quand on reçoit les bits de la représentation binaire de $|w(i, j)|$. De cette manière, la distorsion baisse à la fois pendant les 2 passes. Enfin, on notera que contrairement à EZW 2D, SPIHT 2D produit directement des symboles binaires. Ainsi, un codeur arithmétique basé sur contexte n'est pas obligatoire même si il est souvent implanté pour améliorer les performances de codage. Les modèles de contexte sélectionnés sont basés sur la signification des nœuds individuels, aussi bien que l'état de leurs descendants. Par conséquent, pour chaque coefficient de nœuds, 4 combinaisons d'états sont possibles. Au total, un modèle avec 164 contextes est utilisé pour le codage arithmétique pendant la passe de signification dans notre version de SPIHT 2D. Par ailleurs, le codeur arithmétique n'est pas implanté dans le codage du signe et lors de la passe de raffinement car le gain entropique est négligeable.

L'ensemble des améliorations proposées dans SPIHT 2D par rapport à EZW 2D en fait la référence des méthodes de codage inter-bande.

Pour retrouver l'image originale, on doit procéder par une reconstruction de l'image décomposée. En d'autres termes, application d'une transformation d'ondelettes 2D inverse sur la matrice résultat Data. Cette opération sera effectuée par le bloc «Reconstruction» qu'on va détailler dans ce qui suit.

III.5.4.L'inverse de la transformée en ondelette discret DWT :

C'est la phase de synthèse où l'image est reconstruite à partir du tableau des valeurs des coefficients approximés formés des sous bandes lissée et de détails, par l'application de la transformée en ondelettes discrète inverse. Le traitement suit le cheminement inverse de celui

suivi pour la décomposition. La reconstruction est exécutée en trois étapes, comme il est illustré à la figure III.7.

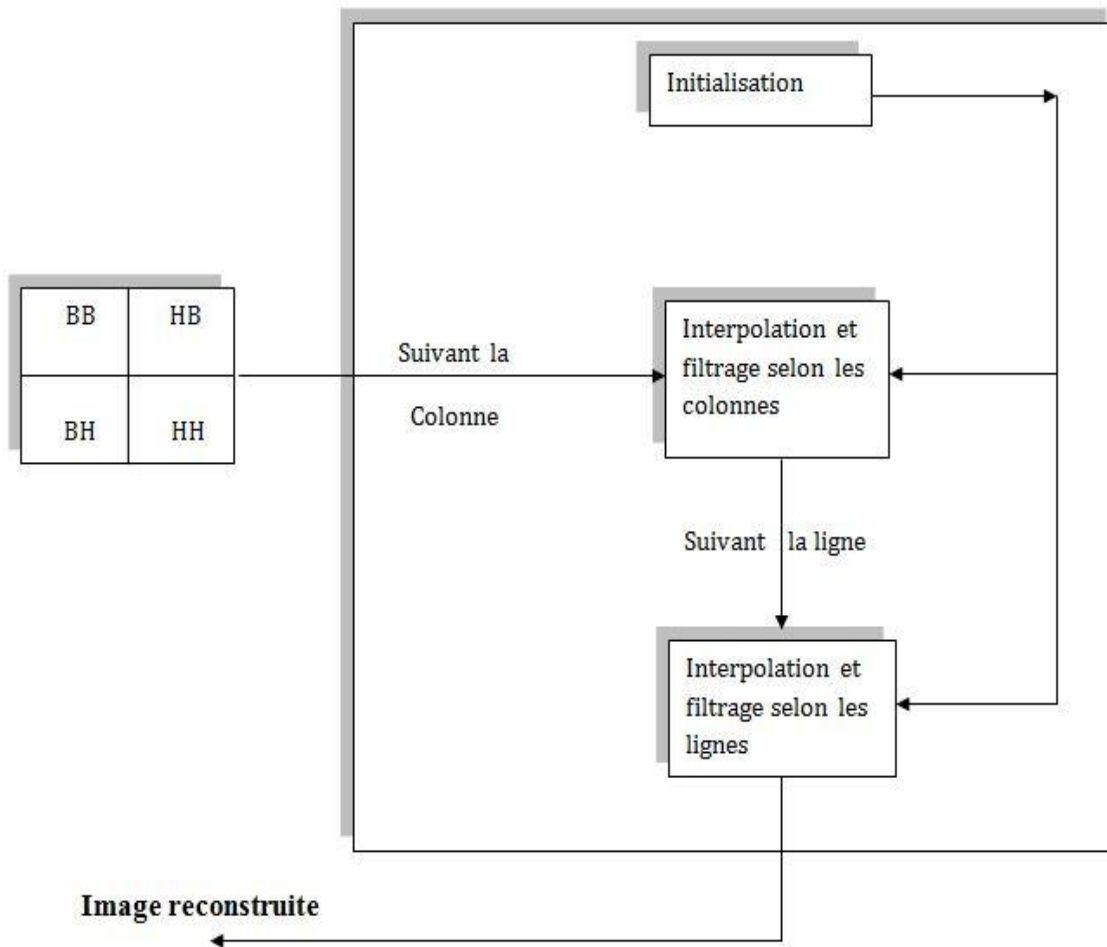


Figure III. 7 : Procédure de composition par la IDWT .

III.5.4.1.Initialisation

Elle consiste à charger les données des sous bandes reconstruites, les filtres inverses H_1 et G_1 correspondants à ceux utilisés à la décomposition et la valeur de la résolution appliquée.

III.5.4.2.Interpolation et filtrage selon les colonnes

Les coefficients d'approximation et de détails sont interpolés puis convolués avec les filtres unidimensionnels de reconstruction passe bas et passe haut respectivement. Les résultats des deux convolutions sont ensuite multipliés par la valeur deux puis additionnés.

III.5.4.3 .Interpolation et filtrage selon les lignes

Les coefficients issus de la deuxième étape sont traités de manière analogue en procédant sur les lignes.

Le traitement est répété jusqu'à atteindre la résolution finale désirée. A la fin de ces procédures, nous reconstituons un tableau de valeurs approximatives aux valeurs des pixels de l'image originale, qui n'est qu'une représentation de l'image décompressée dans le domaine spatiale.

Et pour expliquer tous le block de SPIHT en donne un exemple explicatif qui comprendre l'étage de codeur et l'étage de décodeur.

Exemple d'un codage SPIHT

| | | | |
|----|----|----|----|
| 26 | 6 | 13 | 10 |
| -7 | 7 | 6 | 4 |
| 4 | -4 | 4 | -3 |
| 2 | -2 | -2 | 0 |

Nous nous attaquons par trois passages à l'encodeur et produisons du bitstream transmis, puis décodons le bitstream.

• Première passe :

La valeur de n est 4. Les trois listes à l'encodeur sont :

– LCN: {(0, 0) ! 26; (0, 1) ! 6; (1, 0) ! -7; (1, 1) ! 7}

– LEN: {(0, 1)D; (1, 0)D; (1, 1)D; }

– LCS: { }

Méthode adoptée

Nous examinons le contenu de la LCN. Le coefficient à l'endroit (0.0) est plus grand que 16, donc il est significatif et nous transmettons un 1, puis un 0 pour indiquer le coefficient est positif et pour déplacer la coordonnée (0.0) comme première entrée dans LCS.

Les trois prochains coefficients dans la liste LCN sont tous insignifiants (en valeur absolue au-dessous du seuil 16). Nous transmettons un 0 pour chaque coefficient et les laissons dans la LCN.

La prochaine étape nous examinons le contenu du LEN. Regarder les descendants du coefficient à l'endroit (0.1) (13.10.6, et 4), nous voyons qu'aucun de eux n'est significatif à cette valeur du seuil, ainsi nous transmettons un 0. En regardant les descendants de (1.0) et (1.1) nous voir qu'aucun n'est significatif à cette valeur du seuil, donc nous transmettons un 0 pour chaque ensemble.

Dans le passage d'amélioration nous ne faisons rien, puisqu'il n'y a aucun élément de passage précédent dans LCS.

Nous avons transmis 8 bits à l'extrémité de ce passage.

10000000

et les trois listes sont maintenant.

– LCN: {(0, 1) ! 6; (1, 0) ! -7; (1, 1) ! 7}

– LEN: {(0, 1)D; (1, 0)D; (1, 1)D; }

– LCS: {(0, 0) ! 26}

• En second lieu passage

Nous décrétons n à 3, le seuil a maintenant $2^3 = 8$.

Nous examinons d'abord le contenu de la LCN. Chacun est insignifiant à ce seuil, ainsi nous transmettons trois zéros.

Nous examinons après le contenu du LEN. Les descendants du coefficient à l'endroit (0, 1) sont 13, 10, 6, 4, les deux premiers étant significatifs. L'ensemble D (0, 1) est significatif. Nous transmettons un 1 pour ceci et examinons les progénitures du coefficient à l'endroit (0,1). Le premier outre du ressort est positif significatif, nous transmet un 1 suivi d'un 0. Le

Méthode adoptée

même se produit avec la deuxième progéniture, ainsi nous envoyons encore 1 suivi de 0. Nous déplaçons également les coordonnées de ces deux coefficients tp LCS. Les deux prochaines progénitures sont insignifiantes, donc nous transmettons un 0 pour chacun et les déplaçons à la LCN. Comme $L(0, 1) = \{\}$, nous enlevons $D(0, 1)$ du LIS.

En regardant les autres éléments former LEN, les deux sont insignifiants, donc nous envoyons un 0 pour chacun.

Dans le passage d'amélioration nous examinons le contenu de LCS du passage précédent. Il y a seulement un élément, avec la valeur 26. Le peu le plus significatif de tiers de 26 est 1, ainsi nous transmettons un 1 ($2610 = 110102$ a le bit : $b_4 = 1, b_3 = 1, b_2 = 0, b_1 = 1, b_0 = 0$). Dans cette deuxième passe nous avons transmis 13 bits :

0001101000001

et les trois listes sont maintenant :

– LCS: $\{(0, 1) \rightarrow 6; (1, 0) \rightarrow -7; (1, 1) \rightarrow 7; (1, 2) \rightarrow 6; (1, 3) \rightarrow 4\}$

– LEN: $\{D(1, 0); D(1, 1)\}$

– LCS: $\{(0, 0) \rightarrow 26; (0, 2) \rightarrow 13; (0, 3) \rightarrow 10\}$

• Troisième passe

Nous décrétons n à 2, le seuil a maintenant $2^2 = 4$. Le bit envoyé pendant ce passage est

1011101010110110011000010

et les listes de fin de passe sont :

– LCN: $\{(3, 0) \rightarrow 2; (3, 1) \rightarrow -2; (2, 3) \rightarrow -3; (3, 2) \rightarrow -2; (3, 3) \rightarrow 0\}$

– LEN: $\{\}$

– LCS: $\{(0, 0) \rightarrow 26; (0, 2) \rightarrow 13; (0, 3) \rightarrow 10; (0, 1) \rightarrow 6; (1, 0) \rightarrow -7; (1, 1) \rightarrow 7; (1, 2) \rightarrow 6;$

$(1, 3) \rightarrow 4; (2, 0) \rightarrow 4; (2, 1) \rightarrow -4; (2, 2) \rightarrow 4;\}$

Méthode adoptée

• Décodage

Le décodeur initialise chaque liste comme l'encodeur :

- LCN: {(0, 0); (0, 1); (1, 0); (1, 1)}
- LEN: { D (0, 1); D (1, 0); D (1, 1); }
- LCS: { }

Décodant, la première passe après réception de la chaîne binaire 10000000 le décodeur peut changer les listes en :

- LCN: {(0, 1); (1, 0); (1, 1)}
- LEN: { D(0, 1); D(1, 0); D(1, 1); }
- LCS: {(0, 0)}

La reconstruction de l'image à ce stade est

| | | | |
|----|---|---|---|
| 24 | 0 | 0 | 0 |
| 0 | 0 | 0 | 0 |
| 0 | 0 | 0 | 0 |
| 0 | 0 | 0 | 0 |

• Décodant, la deuxième passe après réception de la chaîne binaire 0001101000001 le décodeur peut changer les listes en :

- LCN: {(0, 1); (1, 0); (1, 1); (1, 2); (1, 3)}
- LEN: { D(1, 0); D(1, 1)}
- LCS: {(0, 0); (0, 2); (0, 3)}

Méthode adoptée

La reconstruction de l'image à ce stade est:

| | | | |
|----|---|----|----|
| 28 | 0 | 12 | 12 |
| 0 | 0 | 0 | 0 |
| 0 | 0 | 0 | 0 |
| 0 | 0 | 0 | 0 |

• Décodant, la troisième passe après réception de la chaîne binaire 1011101010110110011000010 de coder peut changer les listes en

– LCN: {(3, 0); (3, 1); (2, 3); (3, 2); (3, 3)}

– LEN: {}

– LCS: {(0, 0); (0, 2); (0, 3); (0, 1); (1, 0); (1, 1); (1, 2); (1, 3); (2, 0); (2, 1); (2, 2)}

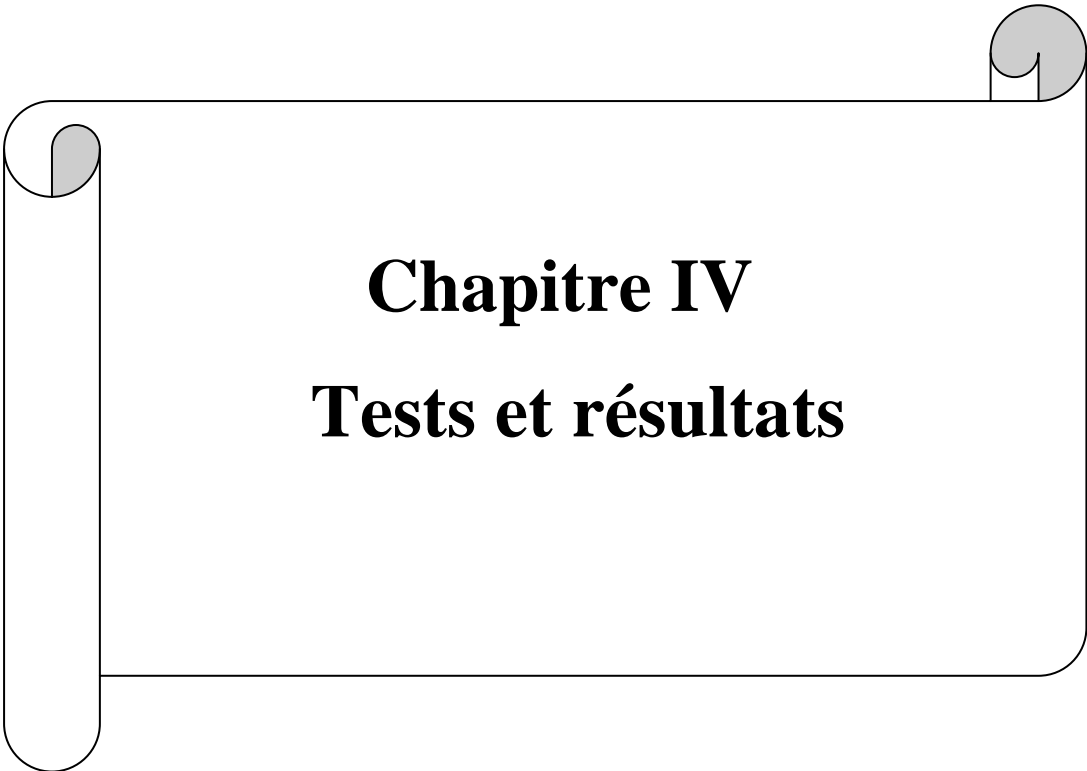
La reconstruction de l'image à ce stade est :

| | | | |
|----|----|----|----|
| 26 | 6 | 14 | 10 |
| -6 | 6 | 6 | 6 |
| 6 | -6 | 6 | 0 |
| 0 | 0 | 0 | 0 |

III.6.Conclusion

Dans ce chapitre nous avons décrit le fonctionnement de la méthode de compression implémentée, en détaillant les différents modules du système qui la réalise.

Le prochain chapitre sera consacré aux tests et résultats obtenus sur différents ensembles d'images afin d'évaluer notre travail.



Chapitre IV
Tests et résultats

IV.1. Préambule

Dans ce chapitre nous présentons des résultats détaillées d'images compressées, nous avons utilisés des images a niveau de gris de dimensions 512*512, dans chacun des pixels sont codes sur 8 bits. Le processus de la compression a été implémenté sur un pc de fréquence de travail 2,13Ghz, possédant une mémoire RAM de 4 GO, le logiciel de traitement c'est MATLAB, le système d'exploitation travaillé est WIN7.

Nous présentons dans ce chapitre les résultats auxquels nous avons abouti, tout en montrant la qualité des images obtenues. Les Divers essaies ont été effectués sur trois images, au niveau de gris 256.

-image teste Lena.

-images médicales (scanner et IRM).

Elles sont respectivement représentées par les figures (IV.1), (IV. 2) et (IV. 3).

IV.2.a. Le PSNR (Peak signal to Noise Ratio)

Le rapport signal sur bruit est très utilisé en traitement d'image pour témoigner de la qualité de résolution, notamment en compression et réduction des images.

Le PSNR est facile a calculer, il est basé sur l'erreur quadratique entre l'image originale et l'image résultante et s'exprime dans ce cas par.

$$PSNR = 10 \log_2 \frac{(255)^2}{MSE} \quad (4.1)$$

Ou : $N*N$ est le détaille de l'image

$p(i, j)$ Désigne pixel de l'image d'origine

$\tilde{p}(i, j)$ Désigne un pixel de l'image résultante

Il faut avoir à l'esprit que le PSNR n'est pas une mesure rigoureuse de la qualité visuelle d'une image reconstruite car l'erreur quadratique est une mesure globale qui ne renseigne aucunement sur les distortions locales (disparition de détails, dégradation du contours...).

Deux exemples très simples pour illustrer cet inconvénient : la translation d'une Colonne ou d'une ligne passe inaperçu, le PSNR correspondant sera très médiocre par contre, si on fait disparaître judicieusement un détail sur une image de grande taille (un œil sur un portrait par exemple, ce qui n'échappera pas à l'attention) le PSNR sera assez grand !

La validité du PSNR est relative et dépend donc du type d'utilisation envisagée des images traitées. A défaut d'un critère général quantifiant la qualité perceptuelle, le PSNR demeure malgré tout très utilisé, l'aspect visuel peut être apprécié par des observateurs humains. Le PSNR servira notamment à étudier l'influence du choix des filtres sur la qualité de reconstruction.

IV.2.b. Le temps d'exécution

La variation des filtres avec leur coefficient sur le temps de traitement et la compression. Le temps d'exécution est d'une importance capitale et qui nous informe sur l'utilité d'une méthode de compression par rapport à une autre. Pour qu'une application effective puisse être envisagée, ces détails doivent être plus courts possible et compatibles avec l'objectif de départ : permettre un mode de compression plus souple.

L'influence de la taille des filtres sur le temps de traitement est en évidence. Comme la compression est faite suivant plusieurs résolutions, alors le PSNR est calculé et le temps de traitement mesuré pour différentes images et résolutions.

IV.2.c. Le taux de compression

$$TC = \left(1 - \frac{\text{taille } final}{\text{taille } initiale} \right) \times 100 \quad (4.2)$$

IV.3. Application et Résultats

Nous avons appliqués notre méthode de codage sur trois images :

Une image test 1 : c'est l'image Lena, de taille 257 KO et 512*512, voire Figure IV.1.

Et deux images médicales : la première c'est une image scanner prise le 03 juin 2010, à la partie de nie, de taille 257 KO et de dimension 512*512, voir la Figure IV. 2.

La deuxième c'est une image IRM prise le 29.03.2008 à l'hôpital CIM MAHMOUDI TIZI OUZOU, c'est une image prise de profile, de taille 256 KO et de dimension 512*512, voir la Figure IV. 3.

Et pour cela nous avons utilisé les différents filtres de décompositions (daub8, bior9/7, et haar) pour réalisé la DWT, et les résultats obtenus sont illustrés dans les tableaux et les graphes suivants :

Pour les images originales utilisées :

Image test :

1- Image Lena



Figure IV.1 : *Image originale de Lena 512X512*

2 –images médicales

- image scannée

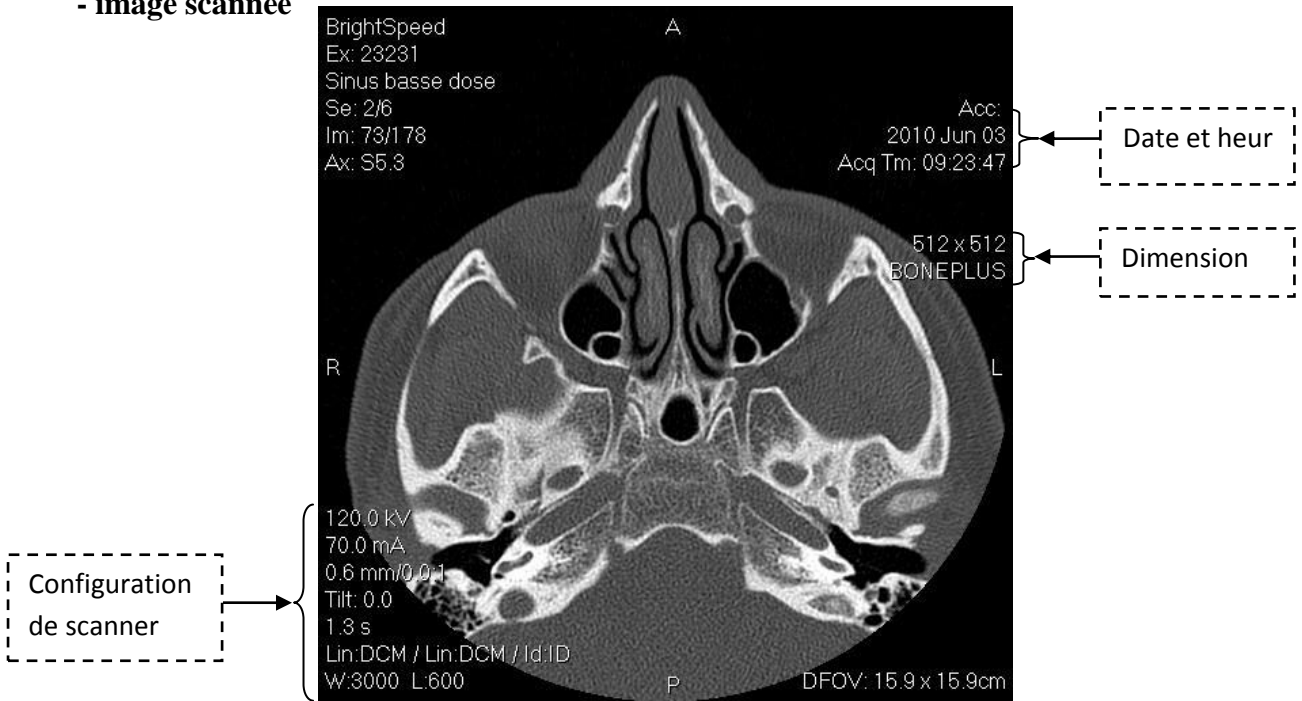


Figure IV. 2. Image scanner 512X512

-Image IRM



Figure IV. 3 : Image IRM (512*512)

Tests Et Résultats

- Les tableaux et leurs graphes :

1. Tableau des résultats de l'algorithme SPIHT sur l'image Lena avec bior4.4

| TAUX | PSNR a L=3 | PSNR a L=5 | PSNR a L=7 | PSNR a L=9 | TEMPS pour Level 9 |
|------|------------|------------|------------|------------|--------------------|
| 0,1 | 10,66 | 28,02 | 29,29 | 29,33 | 4,00548 |
| 0,2 | 16,27 | 31,55 | 32,18 | 32,22 | 7,708542 |
| 0,3 | 21,06 | 33,68 | 34,05 | 34,07 | 11,623395 |
| 0,4 | 24,57 | 35,17 | 35,51 | 35,54 | 16,347483 |
| 0,5 | 27,25 | 36,5 | 36,76 | 36,77 | 19,973375 |
| 0,6 | 29,55 | 37,41 | 37,6 | 37,61 | 27,447631 |
| 0,7 | 31,3 | 38,25 | 38,46 | 38,47 | 37,507813 |
| 0,8 | 33,2 | 38,97 | 39,2 | 39,21 | 47,724598 |
| 0,9 | 34,37 | 39,88 | 40,06 | 40,07 | 55,867712 |
| 1 | 35,93 | 40,6 | 40,77 | 40,78 | 67,154505 |

Ce tableau représente les résultats du PSNR avec les différentes valeurs de taux(bpp), en changeant le niveau de décomposition(3 ,5,7 et 9), par l'application de l'algorithme SPIHT sur l'image Lena de taille 512X512 et le temps d'exécution de cet algorithme, on utilisant les filtres de l'ondelette Biorthogonal (bior4.4) pour la décomposition en ondelette, son graphe représenté dans la Figure IV.4

2. Tableau des résultats de l'algorithme SPIHT sur l'image Lena avec db4 :

| taux | PSNR Level=3 | t(s) de l=3 | PSNR Level 6 | t(s) de l=6 | PSNR Level 6 | t(s) de l=9 |
|------|--------------|-------------|--------------|-------------|--------------|-------------|
| 0,1 | 10,98 | 0,811981 | 28,55 | 3,901412 | 28,76 | 3,700033 |
| 0,2 | 16,57 | 1,13784 | 31,54 | 8,740553 | 31,65 | 7,616777 |
| 0,3 | 21,36 | 1,58241 | 33,61 | 12,785691 | 33,68 | 10,849807 |
| 0,4 | 24,73 | 14,421907 | 34,99 | 22,796304 | 35,05 | 14,437316 |

Tests Et Résultats

| | | | | | | |
|-----|-------|-----------|-------|-----------|-------|-----------|
| 0,5 | 27,24 | 18,787033 | 36,36 | 28,53052 | 36,42 | 17,623713 |
| 0,6 | 29,46 | 23,111628 | 37,4 | 45,890669 | 37,44 | 22,500993 |
| 0,7 | 31,16 | 28,527616 | 38,29 | 64,069019 | 38,34 | 31,137726 |
| 0,8 | 32,92 | 32,929572 | 39,14 | 65,77 | 39,19 | 42,374934 |
| 0,9 | 34,21 | 46,2942 | 40,06 | 69,669352 | 40,13 | 46,874737 |
| 1 | 35,54 | 50,82104 | 40,95 | 86,677428 | 41 | 63,102363 |

Ce tableau représente les résultats du PSNR avec les différentes valeurs de taux(bpp), en changeant le niveau de décomposition(3 ,6 et 9), par l'application de l'algorithme SPIHT sur l'image Lena de taille 512*512 et le temps d'exécution de cet algorithme, on utilisant les filtres de l'ondelette de Daubechie (db4) pour la décomposition en ondelette, son graphe représenté dans la Figure IV.5.

3. Tableau des résultats de l'algorithme SPIHT sur l'image médicale avec bior4.4 :

| TC | t(s) de l=3 | PSNR à L=3 | PSNR à L=5 | PSNR à L=9 |
|-----|-------------|------------|------------|------------|
| 0,1 | 19,57 | 11,5 | 18,99 | 19,57 |
| 0,2 | 22,52 | 15,98 | 22,01 | 22,52 |
| 0,3 | 24,53 | 17,31 | 24,01 | 24,53 |
| 0,4 | 26,3 | 19,12 | 25,98 | 26,3 |
| 0,5 | 27,48 | 20,56 | 27,23 | 27,48 |
| 0,6 | 28,64 | 22,84 | 28,41 | 28,64 |
| 0,7 | 29,79 | 24,21 | 29,58 | 29,79 |
| 0,8 | 30,66 | 25,96 | 30,5 | 30,66 |
| 0,9 | 31,47 | 27,13 | 31,26 | 31,47 |
| 1 | 32,43 | 28,19 | 32,22 | 32,43 |

Tests Et Résultats

Ce tableau représente les résultats du PSNR avec les différentes valeurs de taux(bpp), en changeant le niveau de décomposition(3 ,5 et 9), par l'application de l'algorithme SPIHT sur l'image médicale (image scanner) de taille 512X512 et le temps d'exécution de cet algorithme, on utilisant les filtres de l'ondelette Biorthogonal (bior4.4) pour la décomposition en ondelette, son graphe représenté dans la Figure IV.6.

4. Tableau des résultats de l'algorithme SPIHT sur l'image médicale avec db4 :

| TAUX (%) | PSNR(dB) à l=3 | t(s) de L=3 | PSNR(dB) à l=6 | t(s) de L=6 | PSNR(dB) à l=9 | t(s) de L=9 |
|----------|----------------|-------------|----------------|-------------|----------------|-------------|
| 0,1 | 9,02 | 2,196426 | 19,12 | 3,273598 | 19,23 | 3,614293 |
| 0,2 | 11,63 | 4,156 | 22,09 | 7,465681 | 22,19 | 7,237531 |
| 0,3 | 15,95 | 6,29489 | 23,89 | 11,139121 | 23,99 | 10,868802 |
| 0,4 | 17,32 | 8,405192 | 25,72 | 16,189731 | 25,8 | 15,164028 |
| 0,5 | 18,75 | 11,796017 | 27,02 | 18,987 | 27,07 | 18,224367 |
| 0,6 | 20,04 | 15,89577 | 28,05 | 25,987852 | 28,11 | 26,580065 |
| 0,7 | 22,47 | 19,143305 | 29,2 | 30,927649 | 29,25 | 29,934632 |
| 0,8 | 23,87 | 24,159259 | 30,11 | 37,685531 | 30,16 | 37,251521 |
| 0,9 | 25,6 | 28,214593 | 30,9 | 46,936293 | 30,94 | 46,925694 |
| 1 | 26,85 | 31,690999 | 31,71 | 61,212134 | 31,75 | 62,293406 |

Ce tableau représente les résultats du PSNR avec les différentes valeurs de taux(bpp), en changeant le niveau de décomposition(3 ,6 et 9), par l'application de l'algorithme SPIHT sur l'image médicale (image scanner) et le temps d'exécution de cet algorithme, on utilisant les filtres de l'ondelette de Daubechie (db4) pour la décomposition en ondelette, son graphe représenté dans la Figure IV.7.

Tests Et Résultats

5. Tableau des résultats de l'algorithme SPIHT sur l'image médicale avec haar :

| TAUX(%) | PSNR(dB) à l=3 | t(s) de L=3 | PSNR(dB) à l=6 | t(s) de L=6 | PSNR(dB) à l=9 | t(s) de L=9 |
|---------|----------------|-------------|----------------|-------------|----------------|-------------|
| 0,1 | 11,5 | 0 | 18,44 | 4,367514 | 18,54 | 4,35443 |
| 0,2 | 15,67 | 4,672053 | 21,52 | 8,363326 | 21,62 | 8,201406 |
| 0,3 | 16,9 | 6,800546 | 23,34 | 12,190142 | 23,44 | 12,293038 |
| 0,4 | 18,08 | 9,024245 | 25,54 | 17,119253 | 25,6 | 16,545643 |
| 0,5 | 19,74 | 15,339759 | 26,51 | 19,876133 | 26,53 | 19,914264 |
| 0,6 | 21,96 | 17,90061 | 27,52 | 27,21004 | 27,58 | 27,975741 |
| 0,7 | 23,15 | 23,625132 | 28,57 | 34,600665 | 28,67 | 36,2846 |
| 0,8 | 25,53 | 28,404791 | 29,55 | 38,715666 | 29,56 | 38,660777 |
| 0,9 | 26,45 | 31,382975 | 30,36 | 47,273236 | 30,37 | 47,477227 |
| 1 | 27,14 | 38,843262 | 31,08 | 59,68154 | 31,13 | 59,982517 |

Ce tableau représente les résultats du PSNR avec les différentes valeurs de taux(bpp), en changeant le niveau de décomposition(3 ,6 et 9), par l'application de l'algorithme SPIHT sur l'image médicale (image scanner) et le temps d'exécution de cet algorithme, on utilisant les filtres de l'ondelette de haar pour la décomposition en ondelette, son graphe représenté dans la Figure IV.8.

6. Tableau des résultats de l'algorithme SPIHT sur l'image médicale IRM avec bior4.4 :

| TAUX(bpp) | TEMPS | PSNR (n=3) | TEMPS | PSNR(n=6) | TEMPS | PSNR(N=9) |
|-----------|----------|------------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| 0,1 | 2,130627 | 13,43 | 3,228983 | 33,06 | 4,512132 | 33,39 |
| 0,2 | 3,320893 | 18,74 | 5,218928 | 37,29 | 5,995936 | 37,47 |
| 0,3 | 4,512589 | 23,53 | 8,218145 | 40,09 | 8,621443 | 40,17 |
| 0,4 | 6,046857 | 27,17 | 12,91557 | 42,06 | 14,694028 | 42,14 |
| 0,5 | 7,465487 | 30,37 | 14,793969 | 43,88 | 20,135879 | 43,96 |

Tests Et Résultats

| | | | | | | |
|-----|-----------|-------|-----------|-------|-----------|-------|
| 0,6 | 8,96288 | 32,49 | 28,323246 | 45,19 | 33,658614 | 45,26 |
| 0,7 | 11,075216 | 35,22 | 32,489753 | 46,59 | 31,721543 | 46,66 |
| 0,8 | 13,76353 | 37,59 | 41,074779 | 47,8 | 51,036909 | 47,86 |
| 0,9 | 16,101682 | 39,72 | 54,844578 | 48,89 | 59,245768 | 48,94 |
| 1 | 21,25862 | 41,78 | 70,663438 | 49,99 | 70,692918 | 50,05 |

Ce tableau représente les résultats du PSNR avec les différentes valeurs de taux(bpp), en changeant le niveau de décomposition(3 ,6 et 9), par l'application de l'algorithme SPIHT sur l'image médicale (image IRM) et le temps d'exécution de cet algorithme, on utilisant les filtres de l'ondelette de BIOR4.4 pour la décomposition en ondelette, son graphe représenté dans la Figure IV.9.

7. Tableau des résultats de l'algorithme SPIHT sur l'image médicale IRM avec db4 :

| TAUX(bpp) | PSNR (n=3) | TEMPS | PSNR(n=6) | PSNR(N=9) |
|-----------|------------|-------|-----------|-----------|
| 0,1 | 13,47 | | 32,61 | 32,85 |
| 0,2 | 19,2 | | 36,6 | 36,74 |
| 0,3 | 23,9 | | 39,21 | 39,32 |
| 0,4 | 27,38 | | 41,12 | 41,2 |
| 0,5 | 30,37 | | 42,81 | 42,88 |
| 0,6 | 32,49 | | 44,24 | 44,4 |
| 0,7 | 35,18 | | 45,4 | 45,6 |
| 0,8 | 37,39 | | 46,52 | 46,57 |
| 0,9 | 39,27 | | 47,74 | 47,9 |
| 1 | 41,11 | | 48,81 | 48,9 |

Ce tableau représente les résultats du PSNR avec les différentes valeurs de taux(bpp), en changeant le niveau de décomposition(3 ,6 et 9), par l'application de l'algorithme SPIHT sur l'image médicale (image IRM) et le temps d'exécution de cet algorithme,

Tests Et Résultats

on utilisant les filtres de l'ondelette de db4 pour la décomposition en ondelette, son graphe représenté dans la Figure IV.10.

8. Tableau des résultats de l'algorithme SPIHT sur l'image médicale IRM avec Haar :

| TAUX (bpp) | PSNR (n=3) TEMPS | PSNR (n=6) | PSNR(N=9) |
|------------|------------------|------------|-----------|
| 0,1 | 13,38 | 29,45 | 29,59 |
| 0,2 | 18,66 | 32,14 | 32,26 |
| 0,3 | 22,9 | 34,03 | 34,2 |
| 0,4 | 25,72 | 35,72 | 35,9 |
| 0,5 | 27,93 | 37,14 | 37,25 |
| 0,6 | 29,99 | 38,33 | 38,5 |
| 0,7 | 31,72 | 39,46 | 39,6 |
| 0,8 | 33,28 | 40,41 | 40,55 |
| 0,9 | 34,44 | 41,45 | 41,56 |
| 1 | 36,27 | 42,44 | 42,48 |

Ce tableau représente les résultats du PSNR avec les différentes valeurs de taux(bpp), en changeant le niveau de décomposition(3 ,6 et 9), par l'application de l'algorithme SPIHT sur l'image médicale (image IRM) et le temps d'exécution de cet algorithme, on utilisant les filtres de l'ondelette de db4 pour la décomposition en ondelette, son graphe représenté dans la Figure IV.11.

Tests Et Résultats

Les graphes :

1. Evolution de PSNR en fonction de débit(bpp) de l'image Lena avec bior4.4 :

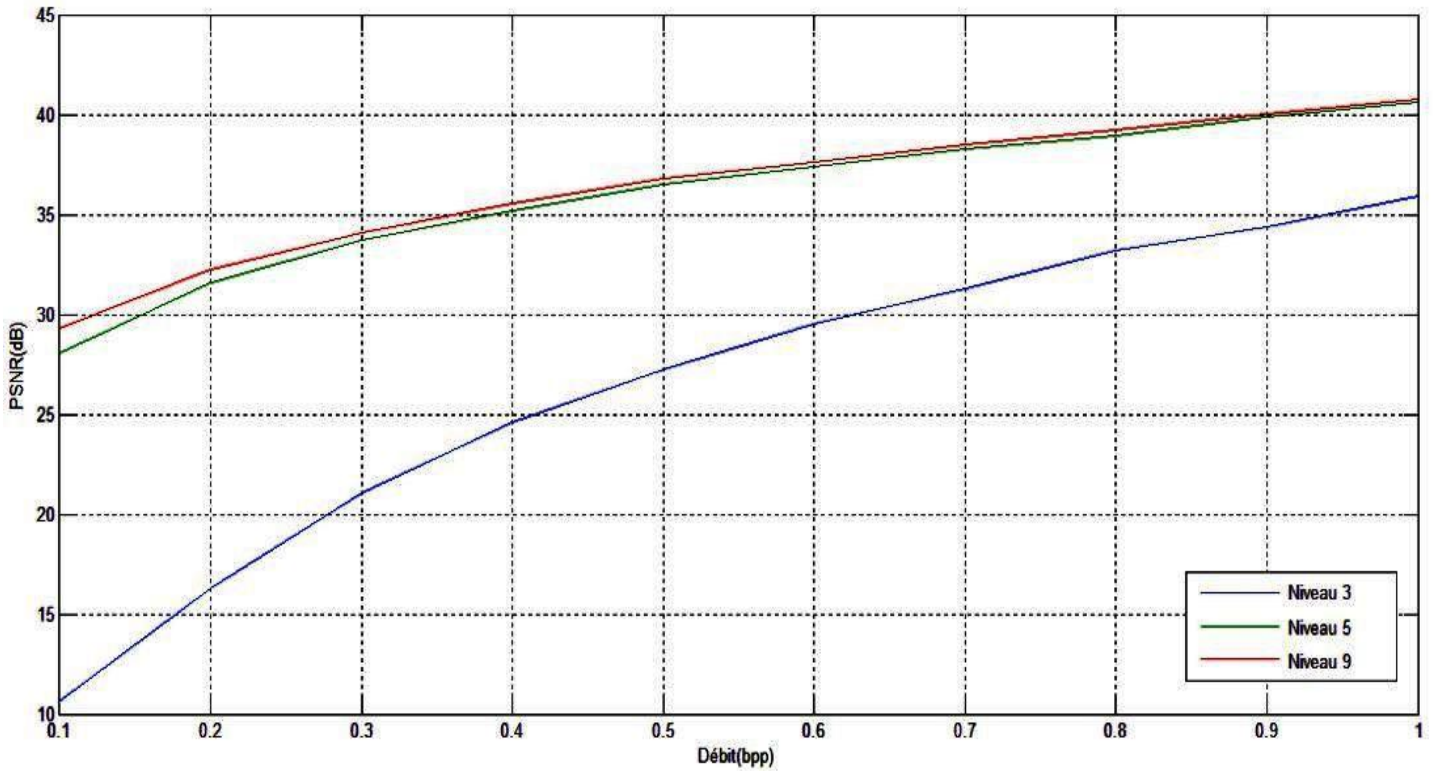


Figure IV.4 : Evolution de PSNR en fonction de débit

2. Evolution du PSNR en fonction de débit(bpp) de l'image Lena avec db4 :

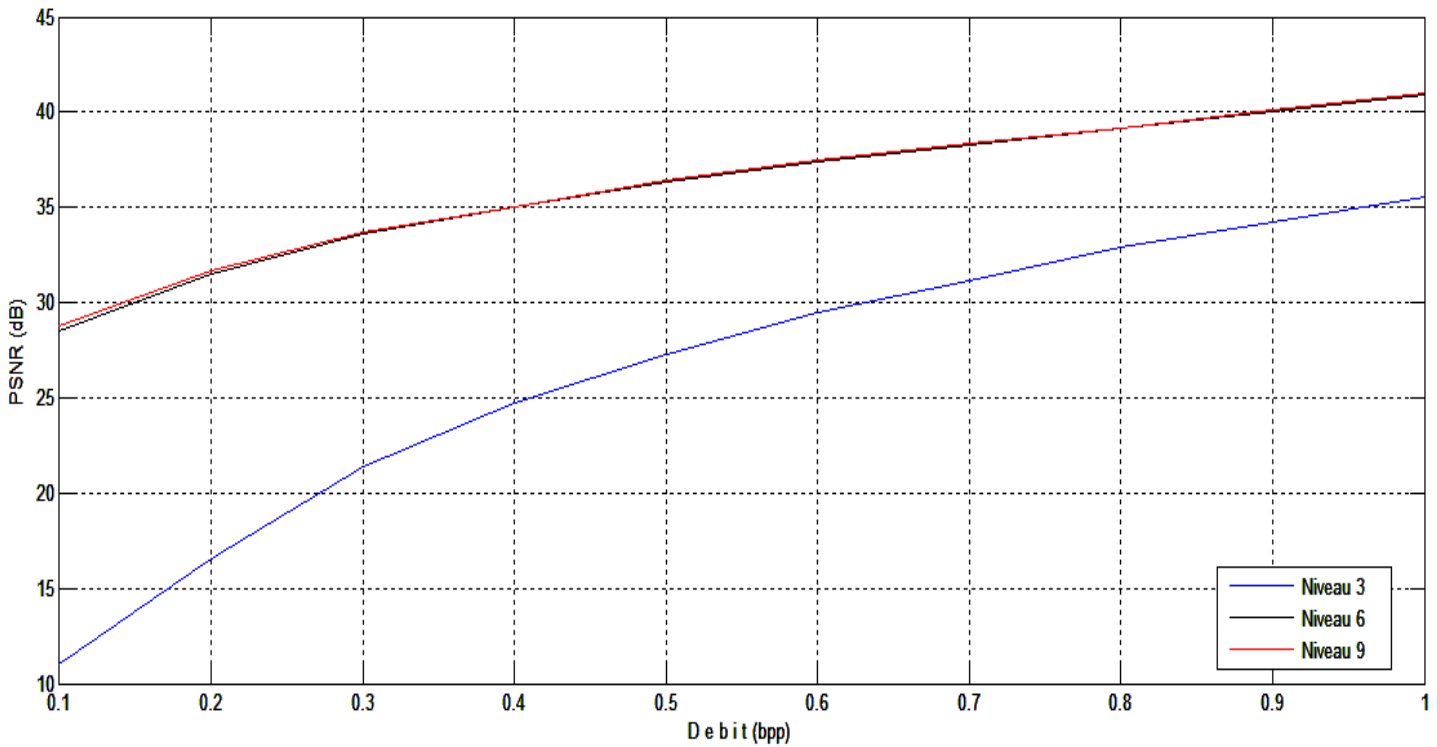


Figure IV.5 : Evolution de PSNR en fonction de débit

Tests Et Résultats

3. Evolution du PSNR en fonction de débit(bpp) de l'image scanner avec bior4.4

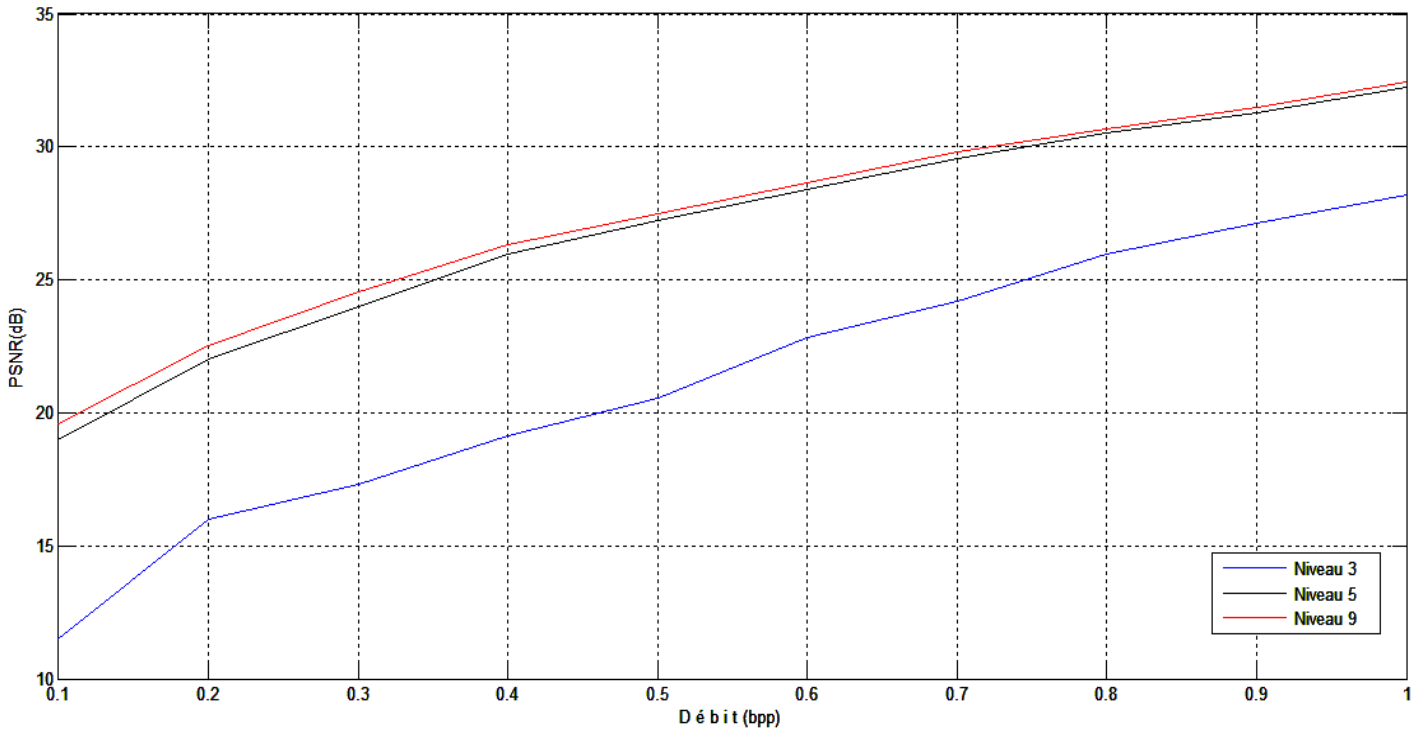


Figure IV.6 : Evolution de PSNR en fonction de débit

4. Evolution du PSNR en fonction de débit(bpp) de l'image scanner avec db4

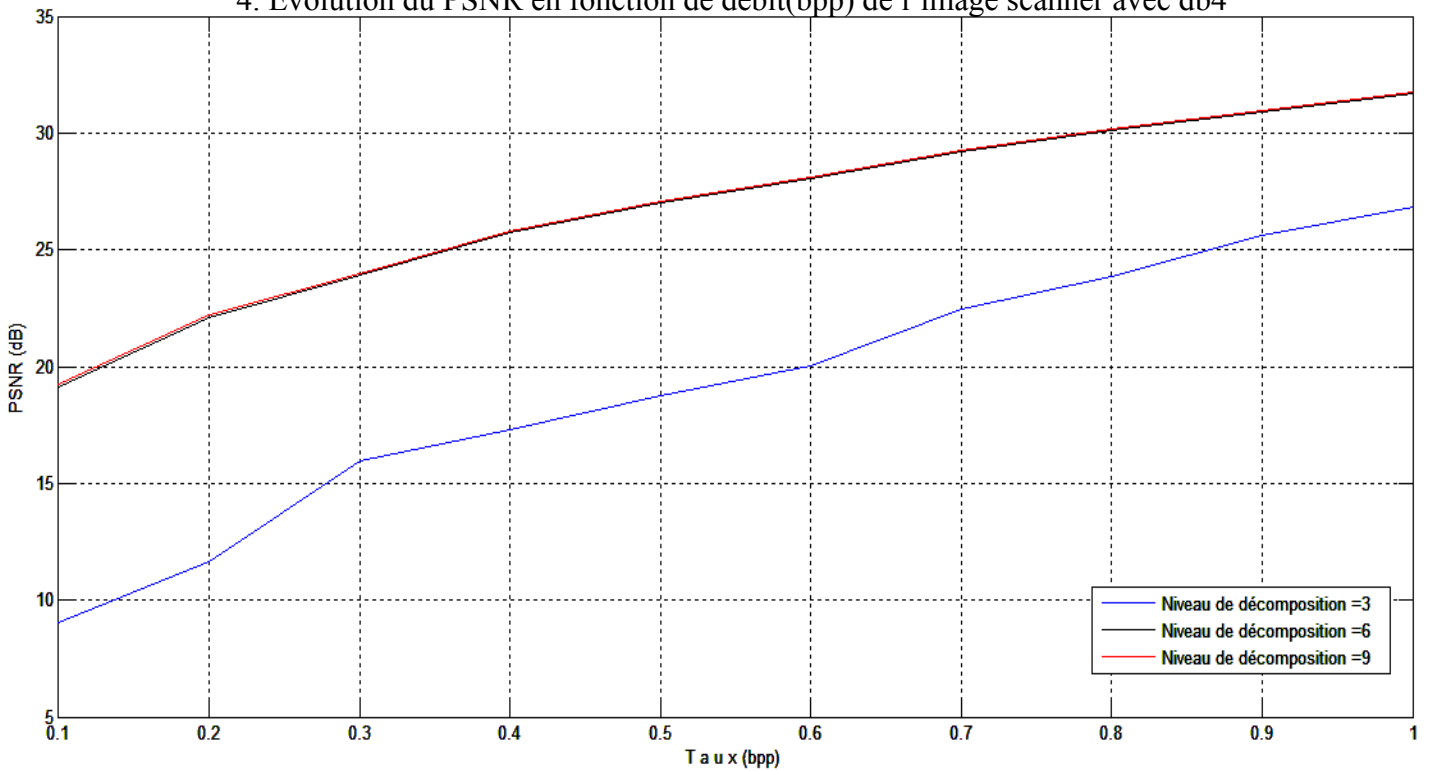


Figure VI.7 : Evolution de PSNR en fonction de débit

5. Evolution du PSNR en fonction de débit(bpp) de l'image scanner avec haar :

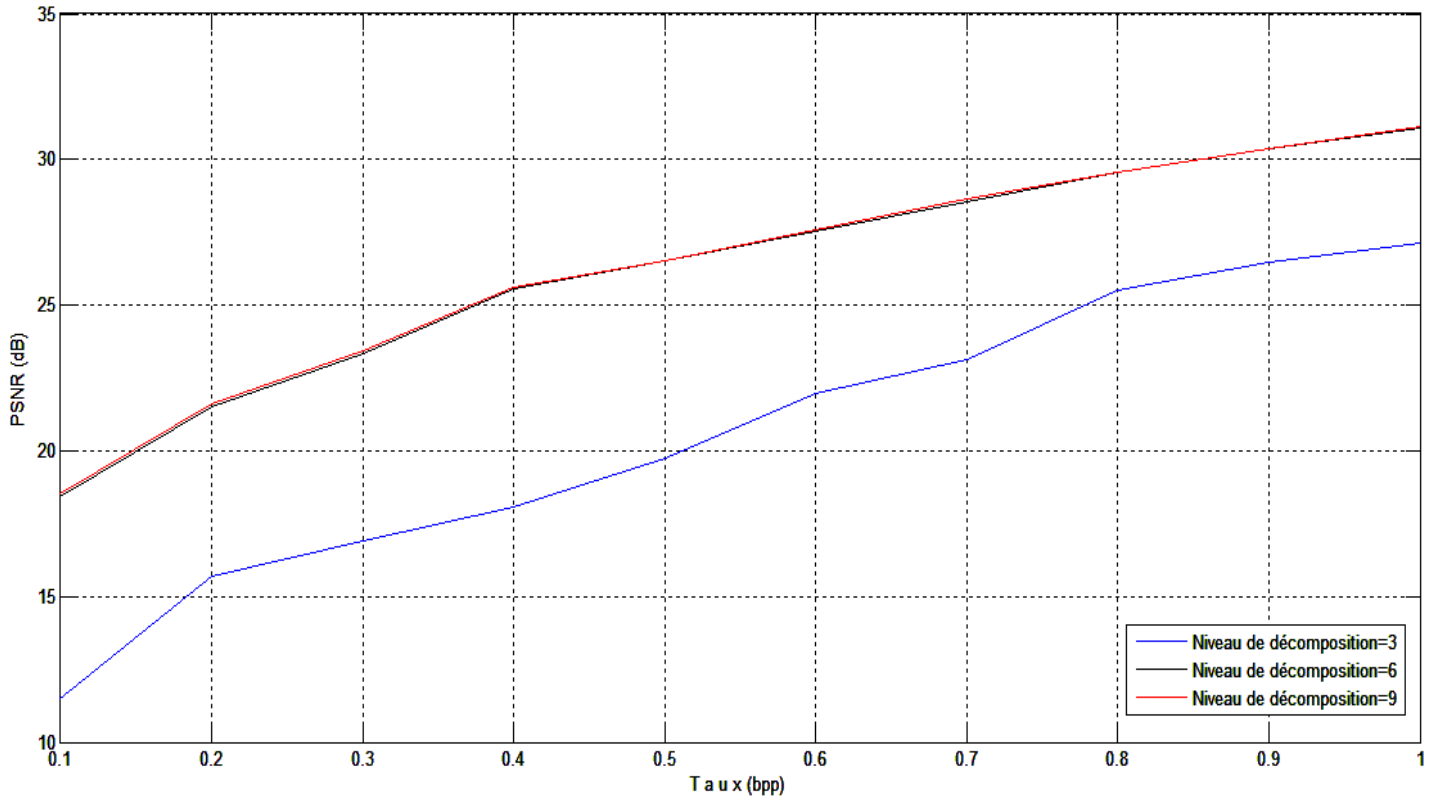


Figure IV.8 : Evolution de PSNR en fonction de débit

6. Evolution du PSNR en fonction de débit(bpp) de l'image IRM avec bior4.4 :

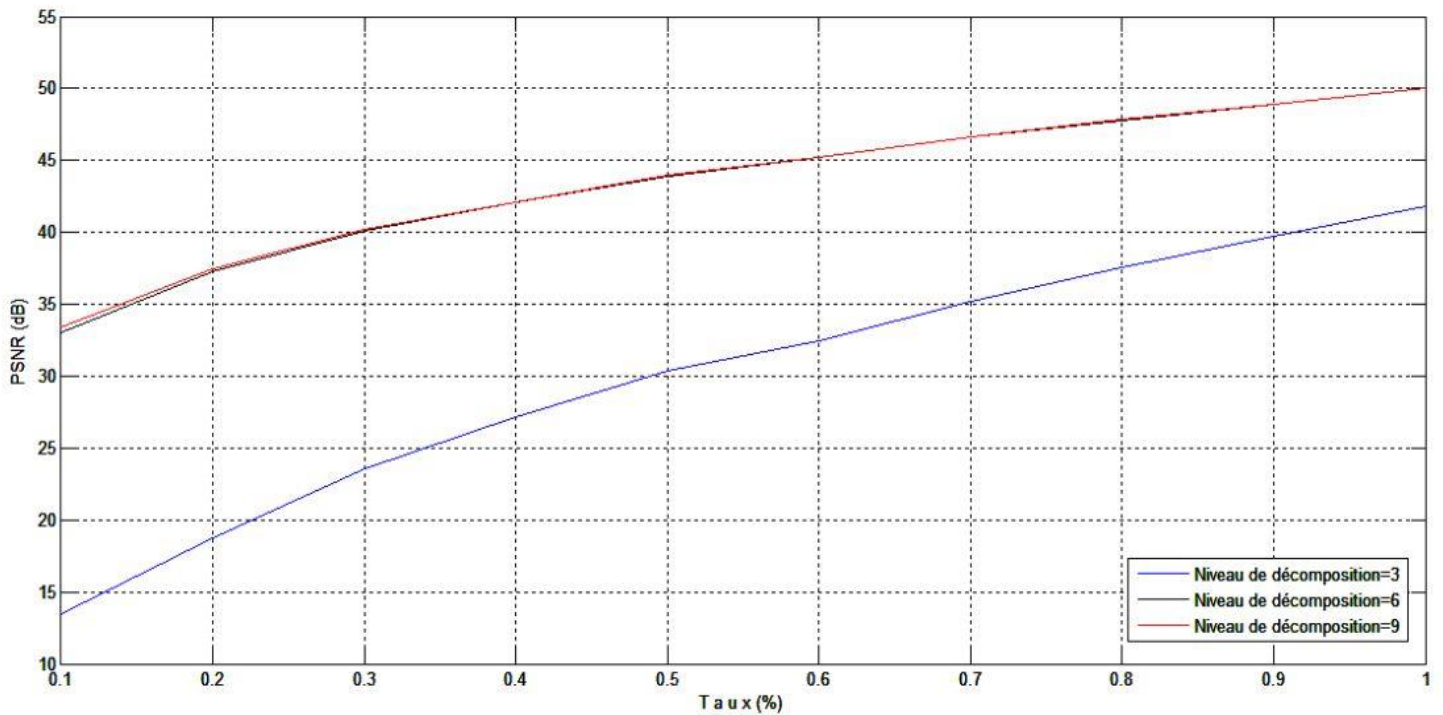


Figure IV.9 : Evolution de PSNR en fonction de débit

Tests Et Résultats

7. Evolution du PSNR en fonction de débit(bpp) de l'image IRM avec db4 :

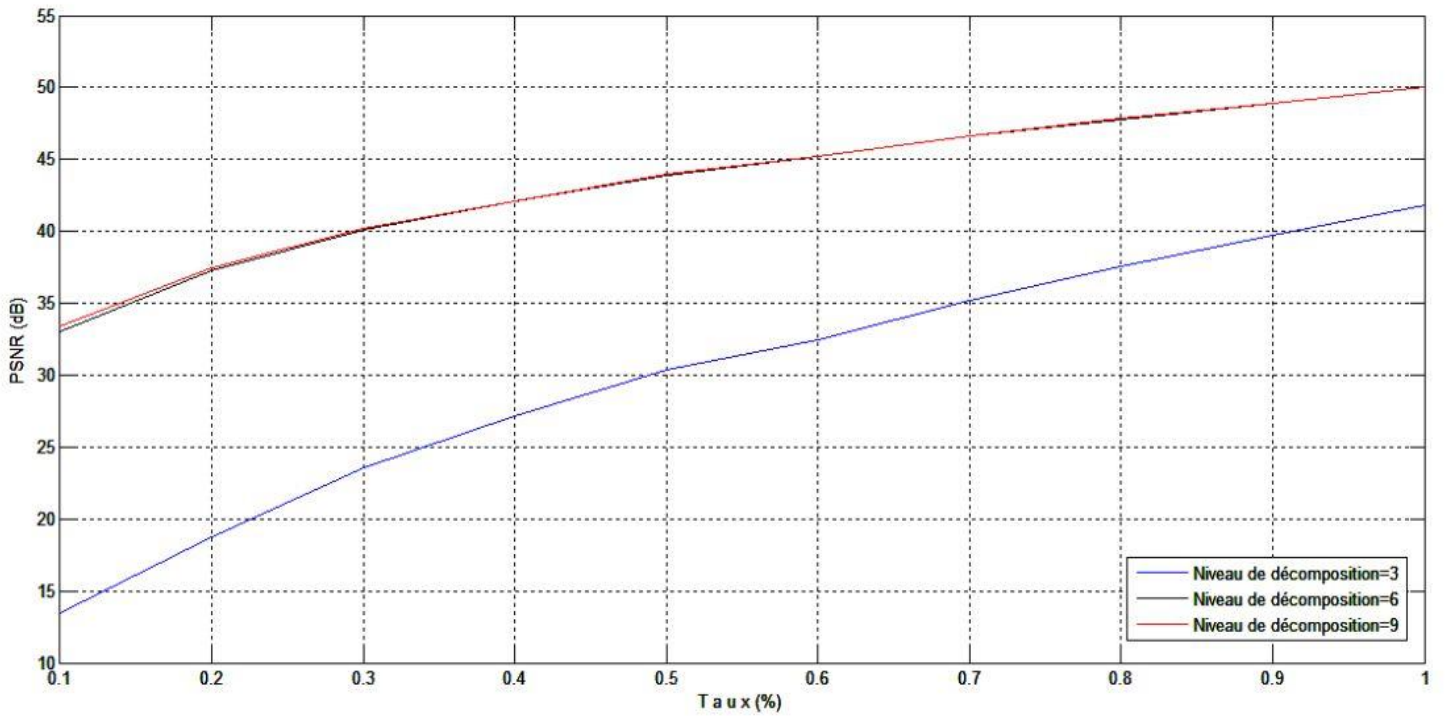


Figure IV.10 : Evolution de PSNR en fonction de débit

8. Evolution du PSNR en fonction de débit(bpp) de l'image IRM avec haar :

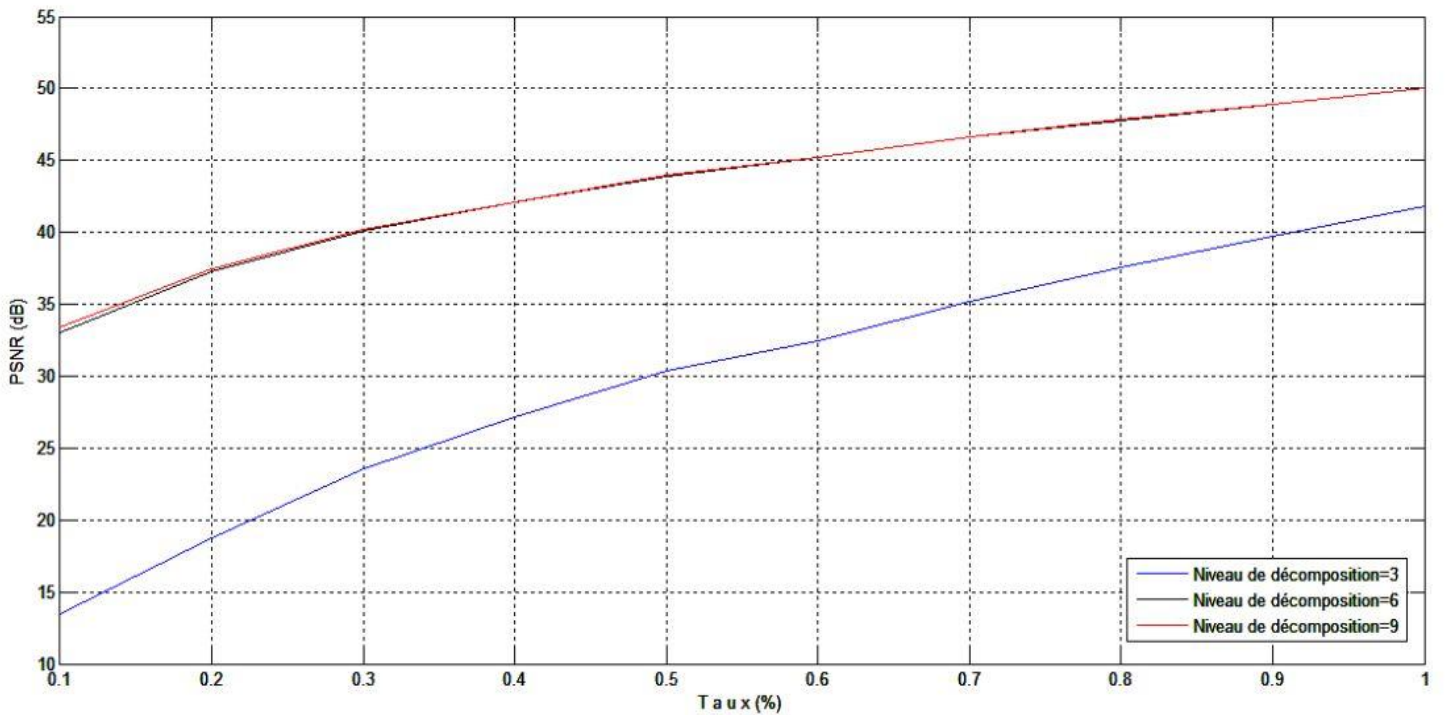


Figure IV.11 : Evolution de PSNR en fonction de débit

IV.5. Exemple d'images restituées

a - Image Lena

Taux = 0.5 bpp



(a)



(b)



(c)



(d)

Figure IV.12. Image LENA à différents niveaux de décompositions.

(a) Image Lena (originale)

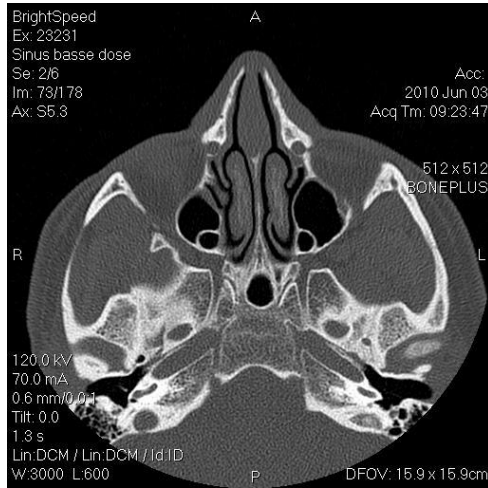
(b) image reconstruite a $N=3$, PSNR= 26.04 dB

(c) image reconstruite a $N=6$, PSNR = 34.96 dB

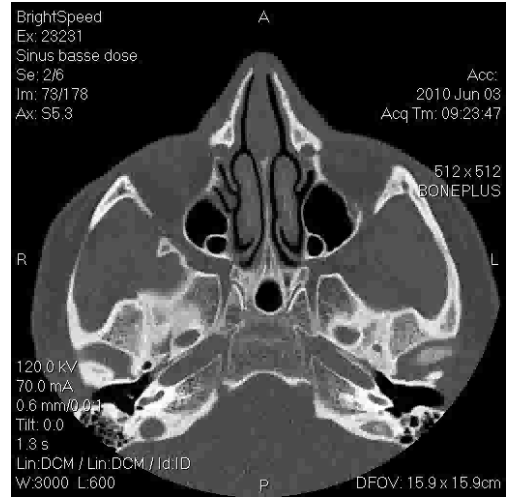
(d) image reconstruite a $N=9$, PSNR = 35.07 dB

b-Images médicales :

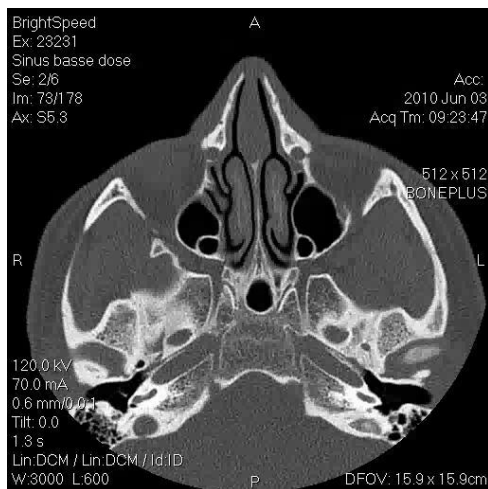
- Image scannée : Taux = 0.9 bpp



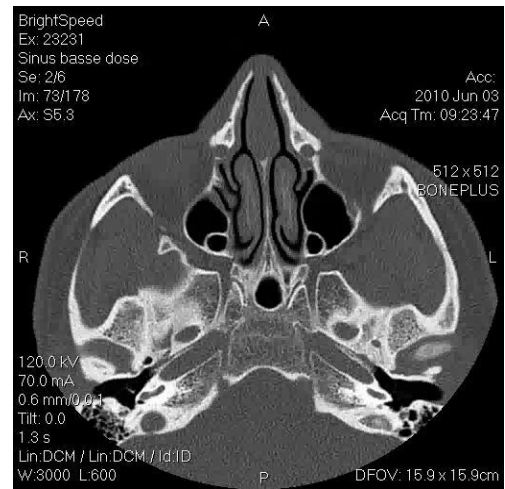
(a)



(b)



(c)



(d)

Figure IV.13. Image scannée à différents niveaux de décompositions.

(a) Image originale

(b) image reconstruite a $N=3$, PSNR = 26.45 dB

(c) image reconstruite a $N=6$, PSNR = 30.36 dB

(d) image reconstruite a $N=9$, PSNR = 30.37 dB

-Image IRM : taux=0.9 bpp



(a)



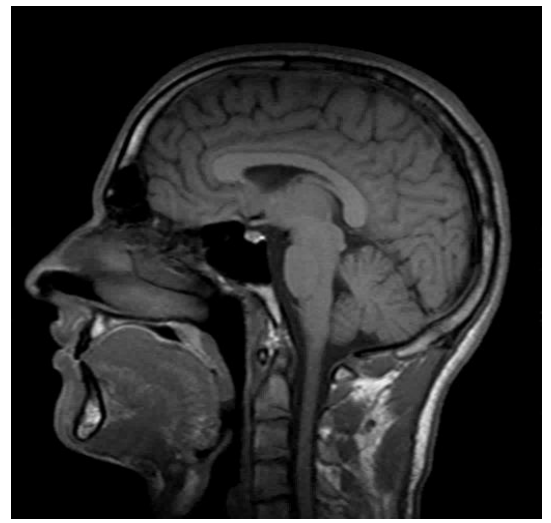
(b)

PSNR = 34.44 dB



(c)

PSNR = 41.45 dB



(d)

PSNR = 41.49 dB

Figure IV.14 Image IRM à différents niveaux de décompositions.

- (a) Image originale
- (b) Image reconstruite à N=3
- (c) Image reconstruite à N=6
- (d) Image reconstruite à N=9

IV.6. Interprétation et Discussions des Résultats

L'interprétation des résultats de l'algorithme SPIHT, ont été faite en considérant les différents paramètres comme, la dimension des images utilisées 512*512, les différents niveaux de décomposition en ondelette ($N=Level$), et les divers valeurs de taux .

D'après les différents graphes traces à partir des résultats obtenus de l'application de notre méthode, nous avons fait les constatations suivantes :

- Le PSNR dépend du filtre choisi ainsi que des niveaux de décomposition et des différents taux de compressions.
- Le PSNR est proportionnel au niveau de décomposition, plus le niveau de décomposition augmente plus le PSNR augmente plus est meilleure la qualité de l'image restituée.
- Le temps d'exécution de notre application est acceptable vu de la rapidité de l'algorithme.

Alors pour l'image Lena, les résultats avec les filtres de bior4.4 sont un peu mieux que les filtres de db4, mais tous les deux nous donnent de bon PSNR, à chaque fois que le niveau de décomposition augmente le PSNR sera mieux comme les résultats nous montrent figure (VI.4), alors pour $N=3$ on voit que le PSNR sera acceptable à partir d'un taux égal à 0,5 bpp,

Concernant les images médicales scanner et IRM nous remarquons que les résultats de la compression pour l'image IRM est meilleure que celle de l'image scanner.

Pour l'image scanner restituée sera visible pour les détails médicaux à partir de PSNR 33 dB correspondant à un taux 0,9 bpp et un niveau de décomposition à partir de 6, les résultats sont presque semblables pour tous les filtres choisis voir figure (IV. 6,7,8).

Par contre l'image IRM nous donne de bons résultats à des taux et niveaux de décomposition bas, même le temps d'exécution est très rapide et l'image reconstruite est de meilleure qualité,

IV.7.Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons évalué la performance de la méthode de compression implémentée, on présentant l'ensemble des tests et des résultats obtenus.

La méthode proposée, nous donne un bon taux de compression à partir de niveau de décomposition égale à 6. Les résultats obtenus confirment que l'utilisation de la méthode de compression pour l'imagerie médicale basées sur une transformation en Ondelettes à 2D permet d'augmenter les performances de compression, sans la perte des détails clinique de l'image médicale.

Perspectives

- Intégrer plus de fonctionnalités : indispensables en imagerie médicale.
- Utiliser d'autres mesures objectives
- Tester notre algorithme sur d'autres types d'images.



Conclusion Générale

Conclusion générale

L'imagerie médicale permet une investigation de plus en plus fine des organes humains. La contrepartie réside dans une masse de données générée chaque jour dans des services d'imagerie médicale. La nécessité de compresser les images apparaît donc aujourd'hui incontournable pour remplir les fonctionnalités d'archivage et de transmission rapide. Dans ce manuscrit, nous avons exposé et investigué la compression «avec pertes» maîtrisées, à savoir des pertes n'affectant pas la qualité des images pour l'usage régulier par les praticiens. Le fait que la compression dite "sans perte" ne permettait pas une réduction significative du volume de ces données.

Nous avons proposé dans notre travail une méthode, basée sur une transformée en ondelettes avec une étape de quantification utilisant une Quantification scalaire, afin de quantifier plus finement les vecteurs contenant les structures de l'image. La principale contribution de ce travail réside dans l'application de l'algorithme SPIHT avec les différents niveaux et taux de compression, sur des images médicales.

Les résultats de notre méthode sont encourageants. Ils révèlent une supériorité numérique de notre méthode, sur différents imageries, scanners et IRM couramment utilisés pour évaluer la compression d'images médicales. En terme visuel, nous notons une supériorité de notre méthode qui préserve mieux les détails de ces images.

L'algorithme SPIHT 2D. Par ailleurs, l'image IRM comprimé jusqu'à un taux de compression qu'est supérieur ou égale à 0,5 et jugé localement et globalement de très bonne qualité. De plus, pour accrédi ter l'idée de la compression avec pertes maîtrisées auprès de la communauté médicale, nous avons abouti à des résultats, qui ne détériorent pas les détails et les informations que porte l'image IRM, par une méthode basée sur le SPIHT 2D jusqu'à un niveau de compression supérieur ou égale à 6.

Pour conclure, ce manuscrit a abordé un sujet très peu étudié à notre connaissance, et le travail effectué a montré que sous certaines conditions, la compression avec pertes des images médicales est possible, offrant ainsi des gains de compression significatifs par rapport aux

méthodes sans pertes, et il ouvre un champs large pour l'avenir de ce type de compression surtout dans le domaine médical (pour les images volumique 3D).



Bibliographie

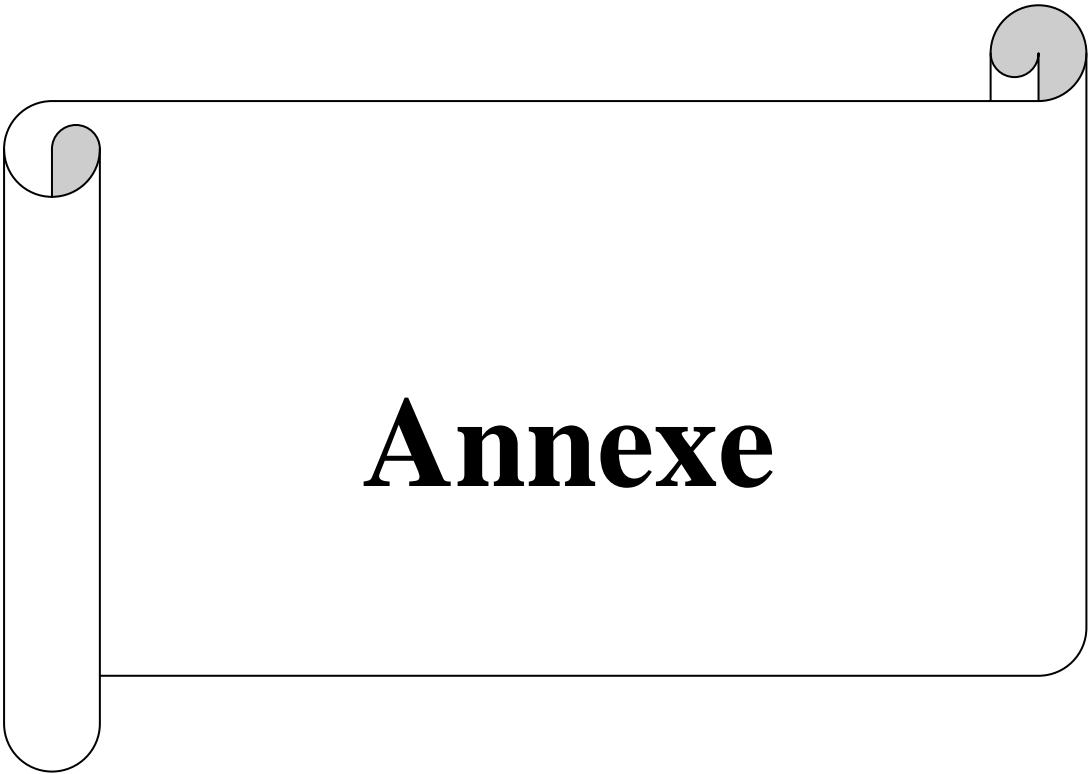
Bibliographie

- [1] : Aneur,S. A.Adane, M.Lahdir : « compression d'images METEOSAT en sous bandes par transformation discrète en cosinus et quantification vectorielle », Télédétection, vol.2, n°4, pp.225-266 ; département électronique UMMTO 2002.
- [2] :<http://www.médiathèque.image.fr/collection-électronique>,« Etude bibliographique des méthodes de compression d'images.htm »,1996.
- [3] : AYAD KH. MEZI S « Compression sans perte d'informations d'Images Médicales Volumétriques Par la Méthode d'Ondelettes », mémoire de fin d'études, (I.N.I) Oued-Smar Alger, 2007
- [4] :Trans178-204Double.pdf. Signal compression. Lossy image compression: SPIHT and S+P
- [5] : HAMRENE.N, DJILALI.I, HAMOUDI.I « codage d'image en sous bande par fractales appliqué aux images médicales », mémoire d'ingénieur d'état en électronique, département électronique UMMTO 2005.
- [6] :DRICLZ, SELMANI.T, YAHATENE.M « application des ondelettes biorthogonales pour le codage des images numériques », mémoire d'ingénieur d'état en électronique, département électronique UMMTO 2002
- [7] : Moreau, N :''Techniques de compression des signaux'', Edition Masson, Paris France ; 1995.
- [8] : SADOUN.N « compression d'images fixes par une méthode hybride », thèse de magistère, département électronique UMMTO 2005.
- [9] : Thèse SPIHT medical.pdf. YANN-GAUDEAU «Contributions en compression d'images médicales 3D et d'images naturelles 2D » Doctorat de l'Université Henri Poincaré, Nancy 1 (Spécialité Automatique, Traitement du Signal et Génie Informatique), 2006.
- [10] : NAIT AMARA N. CHOUCANE R « compression d'image fixes par classification de régions en associant les ondelettes et les fractales », mémoire d'ingénieur d'état en électronique, département électronique UMMTO 2008.
- [11] :AKROUR.L « compression d'images par fractale dans le domaine de DCT », mémoire d'ingénieur d'état en électronique, département électronique UMMTO 2003

[12] : MOUZARINE.H « Codage des images numérique par TCD et fractal », mémoire d'ingénieur d'état en électronique, département électronique UMMTO. 2002.

[13] : Guillois, J.P :''Techniques de compression des images » Edition Hermes, Paris France ;1996

[14] :LAKROUM.S « Transmission progressive d'images fixes » , mémoire d'ingénieur d'état en électronique, département électronique UMMTO. 2002.



Annexe

Annexe :

Définitions relatives aux formats d'images

Les formats de stockage des images varient selon les algorithmes mis en œuvres pour coder l'information. Cela se traduit par des caractéristiques propres à chaque format et donc des utilisations différentes.

Le tableau suivant récapitule brièvement les principales caractéristiques des formats les plus courants :

| Format | Type & Statut | Description | Utilisation |
|---|---|--|---|
| GIF Graphics Interchange Format | matriciel format propriétaire (CompuServe - Unisys) | <ul style="list-style-type: none">• supporté par tous les navigateurs et reconnu par tous les logiciels de traitement d'image.• 256 couleurs• algorithme de compression sans perte d'information• affichage progressif possible (GIF entrelacé) Supporte les animations | <ul style="list-style-type: none">• Web• graphiques simples (boutons, icônes, schémas) |

Figure 1 : récapitule brièvement les principales caractéristiques des formats les plus courants

Un format d'image comprend en général un en-tête qui contient des données sur l'image (taille de l'image en pixels par exemple) suivie des données de l'image. La structuration des données est différente pour chaque format d'image.

1. Format BMP :

Le format BMP est l'un des formats les plus simples et le plus répandus. Un fichier BMP est un fichier bitmap, c'est-à-dire un fichier d'image graphique stockant les pixels sous forme de tableau de points et gérant les couleurs soit en couleur vraie soit grâce à une palette indexée.

Le format BMP a été étudié de telle manière à obtenir un bitmap indépendant du périphérique d'affichage (*DIB, Device independent bitmap*). La majorité des logiciels de dessin peuvent lire différents formats d'images tels que PCX, GIF, JPG, CDR, et faire les conversions au format BMP

La structure d'un fichier bitmap est la suivante :

- En-tête du fichier (file *header*)
- En-tête du bitmap (bitmap *information header*, appelé aussi *information Header*)
- Palette (optionnellement)
- Corps de l'image

La norme DICOM

Une norme orientée objet, un langage spécifique souvent difficile à comprendre... :

La norme DICOM est orientée objet, cela signifie que chaque objet DICOM (le plus souvent une image) contient à la fois les informations (le nom du patient, les pixels de l'image...) et les méthodes (ou fonctions) que doit subir cette information.

Exemple :

* information : une image IRM ou scanner ..., en langage DICOM: Information Object...

* méthodes : à imprimer et/ou à sauvegarder, en DICOM un Service.

Le traitement DICOM d'une information consiste à apparier un objet DICOM (par exemple une image) à une fonction spécifique ou Service à appliquer à cet objet (imprimer, sauvegarder, etc..).

Ainsi la combinaison d'un " Information Object " (par ex une image) avec un "Service" (par exemple l'impression de cette image) est appelée : Service/Object Pair ou SOP.

Information Object + Service Class = Service /Object Pair ou SOP

ou encore , par exemple :

Une Image + Son Impression = Un service DICOM

La compression des données :

La **compression de données** est la technique qui consiste à transformer les données afin qu'elles prennent moins de place, et cela en exploitant la redondance informationnelle des symboles (l'idée de base, est qu'en général, des éléments se répètent dans les fichiers). La

compression vise donc à représenter les éléments se répétant souvent par des nombres plus petits (c'est-à-dire prenant moins de bits).

Filtrage :

Le filtrage d'un signal consiste à appliquer une transformation appelée filtre à tout ou à une partie de ce signal. Il extrait le signal utile, en éliminant les signaux parasites : bruit, signalisation, ...etc.

Parmi ces opérations on distingue généralement : filtre passe-bas, filtre passe-haut, filtre passe-bande, filtre directionnel.

➤ Types de filtre

1) Filtre passe-bas :

Consiste à atténuer les composantes hautes fréquences du signal (pixel foncé dans le cas d'image) sans que l'information contenue dans les basses fréquences ne soit atténuée. Ce type de filtrage est généralement utilisé pour éliminer le bruit de signal, c'est la raison pour laquelle on parle de lissage. Le résultat de ce filtre est une image plus floue.

2) Filtre passe-haut :

Appelé aussi « filtre d'accentuation», à l'inverse du filtre passe-bas, ce filtre atténue les composantes de basse fréquence du signal.

3) Filtre passe-bande :

Cette opération est une dérivée du filtre passe-bas, elle permet d'obtenir la différence entre l'image originale et celle obtenue par filtre passe-bas.

4) Filtre directionnel :

Cette opération est une transformation appliquée sur l'image selon une direction donnée et cela pour faire apparaître des détails de l'image dans cette direction. On utilise les filtres qui opèrent suivant des directions (Horizontales, verticales et diagonales).

- **Chaines de codage et décodage JPEG2000 :**

Le codage et décodage d'une image au format JPEG2000 s'effectuent en quatre étapes principales : les trois étapes classiques en compression d'image (transformation, quantification, codage) plus une étape de pré-traitement de l'image qui a pour but de rendre

l'opération de codage plus efficace. Ces différentes étapes sont illustrées sur la figure suivante :

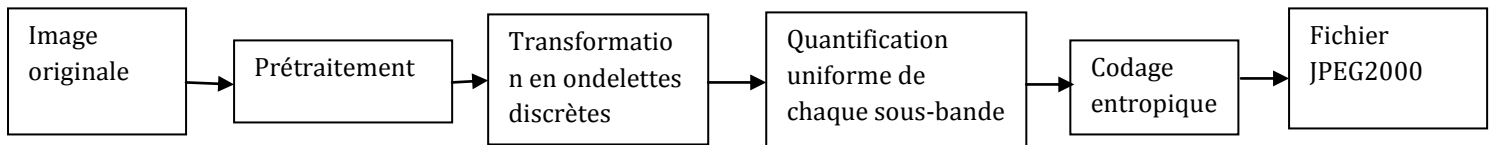
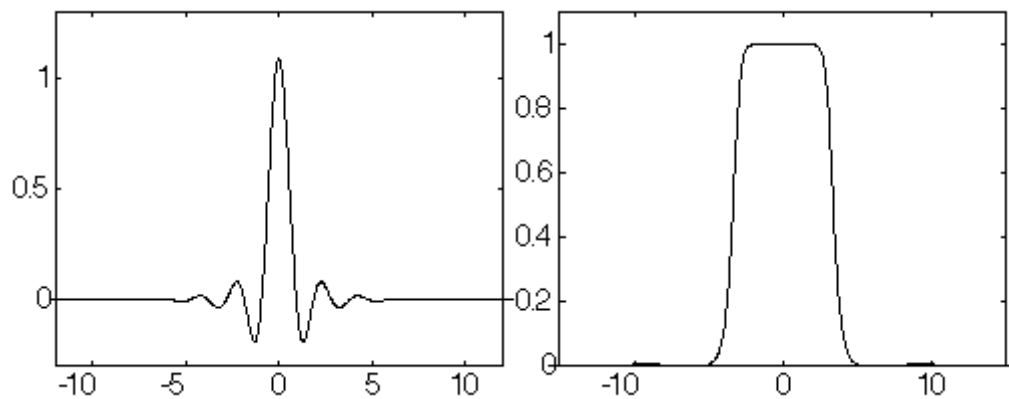


Figure (1): Diagramme de chaîne de codage de l'algorithme JPEG 2000.

Approximations multirésolutions orthogonales

Orthogonalisation

On peut transformer la base de Riesz en une base orthogonale obtenue par des translations entières d'une fonction élémentaire, qu'on appelle **fonction d'échelle** (orthogonale). C'est un cas de système de multirésolutions biorthogonales où les deux multirésolutions et les deux bases de Riesz sont confondues.



Fonction d'échelle associée aux splines cubiques et sa transformée de Fourier.

Observez la localisation en temps et en fréquence.

La fonction d'échelle est un spline cubique car engendrée par des splines cubiques.

Quelques type d'ondelette :

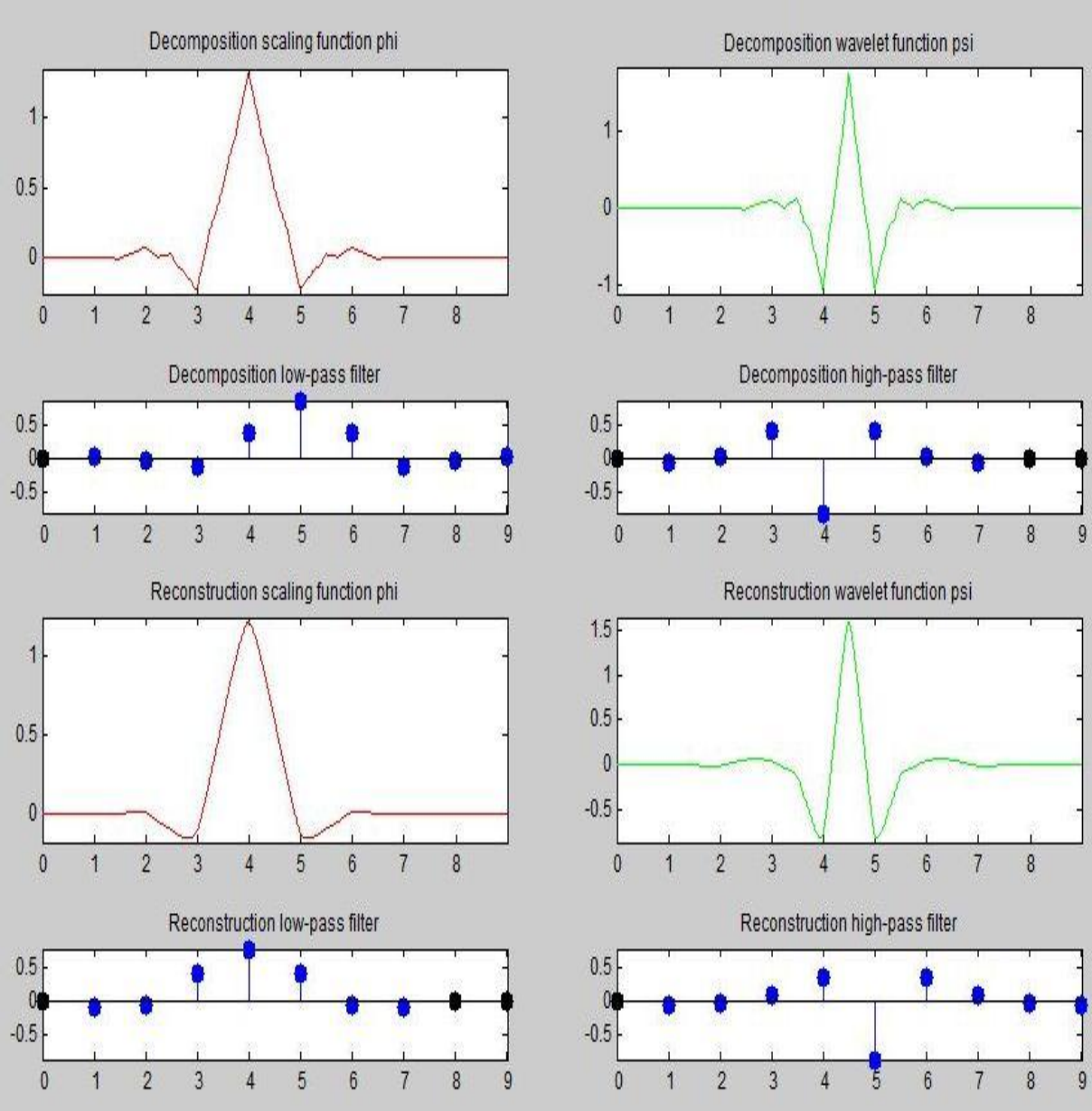


Figure A.1. L'ondelette biorthogonale 4.4 et les filtres correspondants.

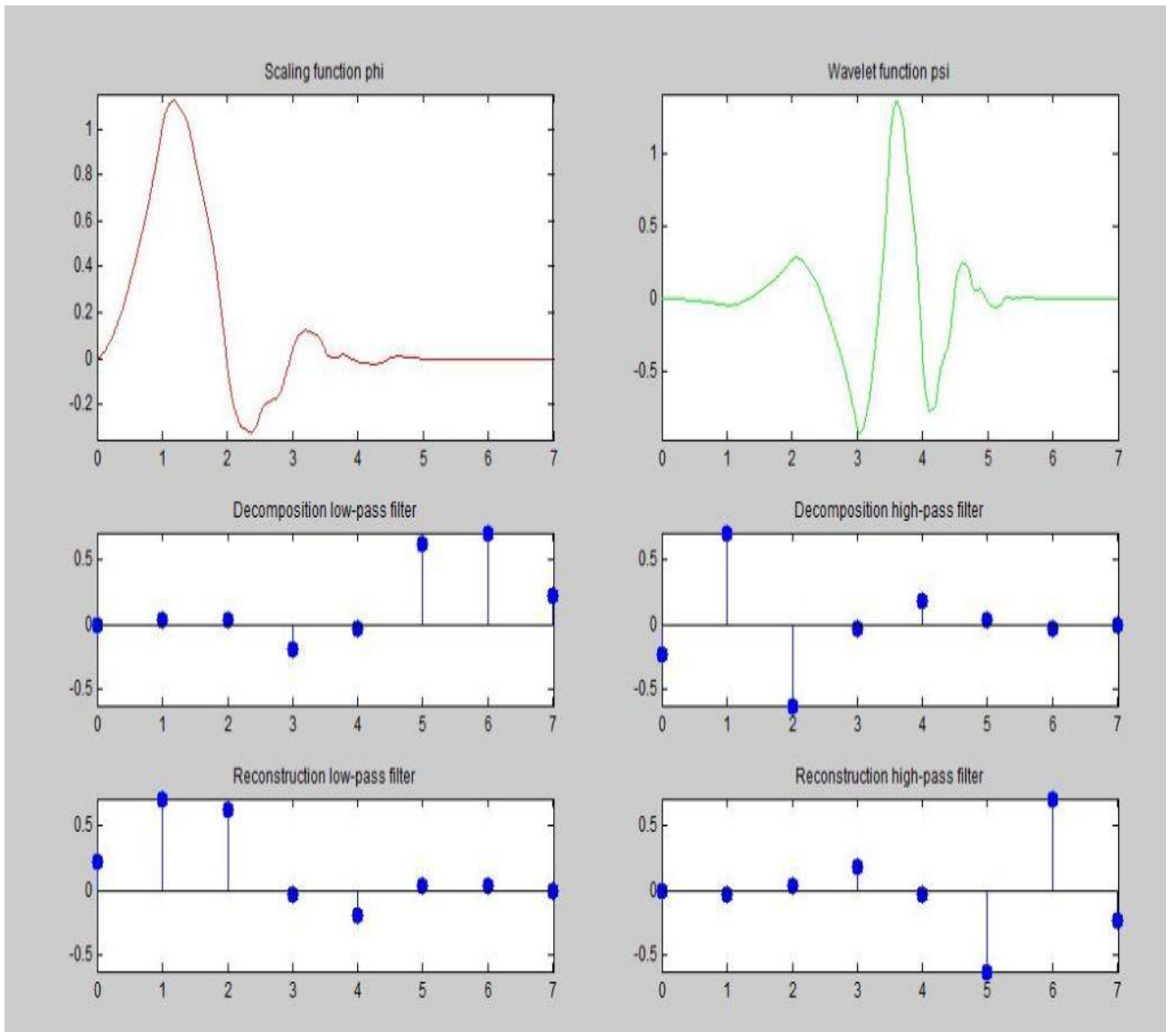


Figure A.2. Allure de l'Ondelette de daubechies 08, la fonction d'échelle et les filtres correspondants.

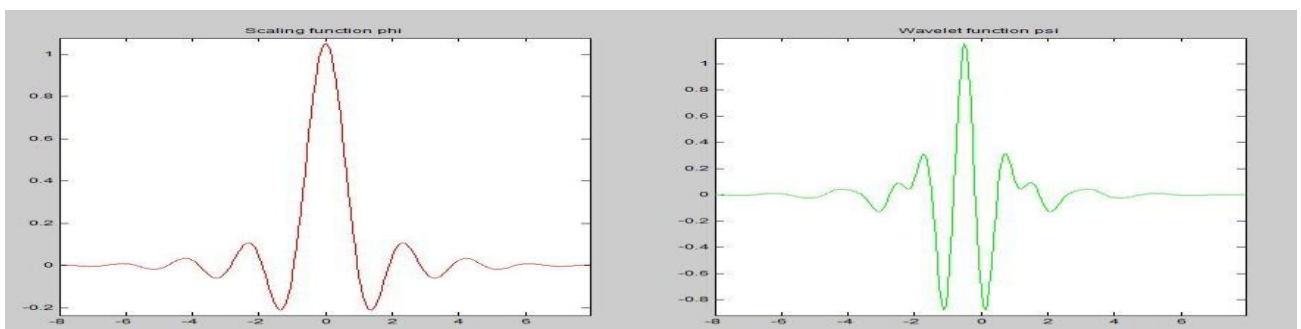


Figure A.3. Allure de l'ondelette de Meyer et sa fonction d'échelle.