

La République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Université Saad Dahleb Blida 1



Institut d'Aéronautique et des études Spatiales (IAES)
Département Etudes Spatiales

Mémoire de fin d'études

En vue de l'obtention du diplôme de **Master**

En : **Aéronautique**

Option : **Télécommunication Spatiales**

Thème :

Compression d'image numérique par la transformée d'ondelette

Proposée et encadré par :

Dr KRIM Mohamed

Réalisé par :

BENABDELAZIZ Naima

NOUFEL Zakaria

Mémoire soutenue le 11 juillet 2021, devant le jury composé de :

Mme DEHOUCHE Siham

IAES Présidente

Mr. KRIM Mohamed

IAES Encadreur

Mme AZINE Houria

IAES Examinatrice

Année Universitaire : 2020/2021

REMERCIEMENTS

Remercîments

On remercie dieu le tout puissant de nous avoir donné la santé et la volonté d'entamer et de terminer ce mémoire.

Tout d'abord, ce travail ne serait pas aussi riche et n'aurait pas pu avoir ce jour sans l'aide et l'encadrement de Mr KRIM Mohamed, on le remercie pour la qualité de son encadrement exceptionnel, pour sa patience, sa rigueur et sa disponibilité durant notre préparation de ce mémoire.

Nous remercions également le président et les membres du jury qui nous feront l'honneur de juger notre travail.

Enfin, j'adresse mes remerciements à toutes les personnes qui de près ou de loin m'ont aidé et soutenu pendant cette période.

Dédicace

Dédicace

À mes chers parents,

Et toute ma famille,

Sans lesquels, je ne serai pas ici aujourd'hui.

À ma très chère sœur

Et mes deux frères

Que Dieu leurs pardonne et leurs accorde sa miséricorde.

*À tous ceux qui m'ont soutenu et m'ont encouragé depuis mes premiers
pas dans cette vie.*

*Je leurs dédie ce modeste travail, en espérant qu'il soit à la
hauteur de leurs attentes.*

NOUFEL Zakaria

Dédicace

Je dédie ce mémoire à :

A Ma mère, qui a tout fait pour ma réussite, son soutien, tous les sacrifices qu'elle a consentis et ses précieux conseils, pour toute son assistance et sa présence dans ma vie.

A mon père, qui a fait tant de sacrifice pour m'aider à avancer dans la vie.

A mon cher frère et mes chères sœurs.

A mes très chères amies.

A tous ceux qui m'aiment.

A tous ceux que j'aime.

BENABDELAZIZ Naima

Résumé

Résumé :

La compression des images numérique est devenue une opération inévitable afin de diminuer leurs tailles en vue d'une transmission et/ou stockage. Cette compression s'accompagne souvent d'une certaine dégradation. L'objectif visé pour proposer de techniques de compression est d'assurer un compromis entre un taux de compression élevé et une dégradation moindre. Parmi les techniques de compression les plus utilisées nous avons les méthodes basées sur les transformations ondelettes. La DWT est l'une des transformations les plus sollicitées dans plusieurs techniques et normes de compression. Dans ce mémoire nous avons utilisé la méthode normes de compression de SPIHT, basée sur la DWT, opère d'une structure lifting codée CDF9/7. Notre travail de master a pour objectif d'utilisation et d'évaluation des performances de cet algorithme sur des images en niveaux de gris et en couleur.

Les mots clés : Compression, ondelettes, DWT, SPIHT, CDF9/7.

Abstract:

Compression of digital images has become an inevitable operation in order to reduce their sizes for transmission and / or storage. This compression is often accompanied by some degradation. The objective of proposing compression techniques is to achieve a compromise between a high compression ratio and less degradation. Among the most used compression techniques, we have the methods based on wavelet transformations. DWT is one of the most popular transformations in many compression techniques and standards. In this thesis we have used SPIHT's standard compression method, based on DWT, operating a lifting structure coded CDF9 / 7. Our master's work aims to use and evaluate the performance of this algorithm on grayscale and color images.

Keywords: Compression, wavelets, DWT, SPIHT, CDF9/7.

ملخص

أصبح ضغط الصور الرقمية عملية حتمية لتقليل أحجامها للإرسال و / أو التخزين. غالبًا ما يكون هذا الضغط مصحوبًا ببعض التدهور. الهدف من اقتراح تقنيات الضغط هو تحقيق حل وسط بين نسبة ضغط عالية وأقل تدهور. من بين تقنيات الضغط الأكثر استخدامًا لدينا طرق تعتمد على تحويلات الموجات. هي واحدة من أكثر التحولات شيوعًا في العديد من تقنيات ومعايير الضغط DWT. في هذه الأطروحة استخدمنا طريقة ضغط SPIHT القياسية بناءً على DWT وتشغيل هيكل رفع مشفر cdf9/7. يهدف عملنا إلى استخدام وتقييم أداء هذه الخوارزمية على الصور ذات التدرج الرمادي واللون

الكلمات المفتاحية :

الضغط ، الموجات ، CDF9 / 7 ، SPIHT ، DWT .

Tables des matières

Tables des matières

Remercîments	ii
Dédicaces	iv
Résumés	vii
Table des matières	xi
Liste des figures	xiv
Liste des tableaux	xvi
Liste des abréviations	xvii

INTRODUCTION GENERALE.....	1
----------------------------	---

Chapitre 1 : Généralités sur le traitement d'image.

1 Introduction:	5
1.1 Système de Communications :	5
1.1.1 Le modèle de communication :	5
1.1.2 Les différentes couches du modèle OSI:	5
1.1.3 La compression au niveau de la couche physique :	6
1.1.4 Théorie de l'information:.....	7
1.1.5 Quantité d'information :	8
1.1.6 Entropie :	9
1.2 Formation de l'image :	10
1.2.1 Le traitement d' image :.....	Erreur ! Signet non défini.
1.3 Notions Générales :	11
1.3.1 Définition d'image :.....	11
1.3.2 Types d'images :.....	11
1.3.3 Les formats :	12
1.3.4 Caractéristiques d'une image numérique :	13
1.3.4.1 Pixel :.....	13
1.3.4.2 Les espaces de couleurs :.....	14
1.3.4.3 La numérisation d'image :.....	14
1.4 Traitements généraux des images :.....	16
1.5 La compression des images :.....	17
1.5.1 Définition de la compression des images :	17
1.5.2 Principe de la compression d'image :	17
1.5.3 Objectif de la compression :	18
1.6.4 Schéma fonctionnel de la compression des images :.....	19
1.6.5 Processus général d'un codec d'images fixes :	20
1.6.6 Méthodes de compression :	21
1.6.6.1 Compression sans perte :	21
1.6.6.2 Compression avec perte :.....	22
1.6.7 Transformé DCT :	23

1.6.7.1 Définition :	23
1.6.7.2 Variantes de la DCT :	23
1.6.7.3 Propriétés importantes de la DCT en compression d'image :	24
1.6.8 Normes de compression d'images numériques :	26
1.6.9 Evaluation de la qualité d'une compression :	28
1.6.9.1 Rapport et taux de compression :	28
1.6.9.2 Débit:	29
1.6.9.3 Temps de compression/décompression :	29
1.6.9.4 Mesure de distorsion :	29
1.6.9.5 Rapport signal sur bruit :	29
1.7 Conclusion :	30

Chapitre 2 : Transformée par Ondelette.

2 INTRODUCTION :	32
2.1 Transformée d'ondelettes:	32
2.1.1 L'aspect mathématique :	32
2.1.2 Algorithme de compression par ondelettes :	33
2.1.3 Les étapes de compression par ondelettes:	34
2.2 Algorithme d'arbre de zéro(EZW):	34
2.3 Algorithme SPIHT:	35
2.4 Compression ondelette par la structure lifting :	35
2.4.1 Représentation polyphasée de la fonction :	36
2.4.2 Lifting primaire:	37
2.4.3 Principe Transformées en ondelettes par lifting	38
2.5 Fractionnement :	39
2.6 Structure pyramidale de la décomposition ondelette à 3 bandes.....	42
2.6.1 Schéma de codage SPIHT :	41
2.6.2 Méthode de codage de l'algorithme SPIHT :	43
2.6.3 Description de l'algorithme :	45

2.7 Conclusion : 52

Chapitre 3 : Simulation.

3 Introduction : 54

3.1 Simulation : 54

 3.1.1 Modèle de conception Compression/décompression d'image par ondelette : 54

 3.1.1.1 Compression/décompression d'image par ondelette : 54

 3.1.1.2 Résultats de compression et interprétations : 58

3.2 Compression image par SPIHT : 59

3.3 Compression d'images couleur par la structure lifting couplée avec SPIHT : 62

3.4 Interprétation des résultats : 65

3.5 Conclusion : 70

CONCLUSION GENERALE 71

Liste des figures

Figure 1.1 : Architecture de base d'un système de communication En 7 couches (Modèle OSI).....	5
Figure 1.2: Schéma d'un système de communication.....	7
Figure 1.3: processus de formation d'image.....	11
Figure 1.4: représentation de pixel.....	13
Figure 1.5: Représentation de la lettre A sous forme d'un groupe de pixels.....	14
Figure 1.6: Mappage des valeurs de pixels dans l'échelle de gris	15
Figure 1.7: le Système de couleurs à 24 bits.....	15
Figure 1.8: Conversion d'une image analogique en une image numérique	16
Figure 1.9: Principe de la compression d'image pour la transmission ou stockage.	18
Figure 1.10: Processus d'in codec d'image fixe	19
Figure 1.11: Schéma fonctionnel de la compression des images.....	20
Figure 1.12: Algorithme de compression sans perte les plus utilisés	22
Figure 1.13: Méthodes de compression avec perte.	23
Figure 1.14: principe de l'algorithme JPEG sans pertes	30
Figure 1.15: principe de l'algorithme JPEG avec pertes.....	28
Figure 2.1: Transformation en colonnes et en lignes.....	33
Figure 2.2: Trois étapes de lifting de la transformation en ondelettes.....	37
Figure 2.3: lifting-basé WT.....	39
Figure 2.4: Structure pyramidale de la transformée ondelette SPIHT.....	40
Figure 2.5: Relation 'parent-child'.....	42
Figure 2.6: Organigramme de la transformée ondelette de SPIHT.....	43
Figure 2.7: Terminologie SPIHT pour les descendants.....	44
Figure 2.8: Diagramme en bloc de l'algorithme « SPIHT ».	47
Figure 2.9: Quantification dans l'algorithme SPIHT.....	49
Figure 2.10 : Organigramme de l'algorithme SPIHT.	51
Figure 3.1: L'algorithme de compression d'image par ondelette (TFO) se compose de différentes étapes par l'algorithme SPHIT CDF9/7 (Structure lifting).....	55
Figure 3.2: exemples des images.	56
Figure 3.3: Conversion RGB à YCbCr.	57
Figure 3.4: Décomposition l'image originale (YCbCr).	58
Figure 3.5: courbe PSNR/Débit binaire pour les différents niveaux de l'image LENA.....	60

Figure 3.6: courbe MSE/Débit binaire pour les différents niveaux de l'image LENA.....	61
Figure 3.7: Images reconstruites avec SPIHT pour un taux de 1 bit/pixel.....	61
Figure 3.8: courbe PSNR/débit binaire pour les différents niveaux de l'image Lena en utilisant l'ondelette algorithme CDF9/7.....	64
Figure 3.9: courbe MMSIM/débit binaire pour les différents niveaux de l'image Lena en utilisant l'ondelette algorithme CDF9/7.....	64
Figure 3.10: courbe MSE/débit binaire pour les différents niveaux de l'image Lena en utilisant l'ondelette CDF9/7.....	65
Figure 3.11: Images reconstruites avec CDF9/7 pour un taux de 1 bit/pixel.....	65
Figure 3.12: Histogramme d'un Images reconstruites avec SPIHT pour un taux de 1 bit/pixel pour l'image LENA.....	67
Figure 3.13: courbe PSNR/débit binaire pour les différents niveaux de l'image Satellite avion en utilisant l'ondelette CDF9/7.	67
Figure 3.14: courbe MMSIM/débit binaire pour les différents niveaux de l'image Satellite avion en utilisant l'ondelette CDF9/7.	68
Figure 3.15: courbe MSE/débit binaire pour les différents niveaux de l'image Satellite avion en utilisant l'ondelette CDF9/7.	68
Figure 3.16: Images reconstruites avec CDF9/7 pour un taux de 1 bit/pixel.....	68
Figure 3.17: Histogramme d'un Images reconstruites avec SPIHT pour un taux de 1 bit/pixel Pour l'image Satellite avion.	Erreur ! Signet non défini.

Liste des tableaux

Tableau 1.1: Codage de la couleur.....	17
Tableau 3.1 : Variation des paramètres d'évaluation (PSNR, MSE et taux de compression) pour différents niveaux de décomposition.....	62
Tableau 3.2 : Variation des paramètres d'évaluation (PSNR, MSE et MMSIM) pour différents niveaux de décomposition de CDF9/7 pour l'image LENA en couleur.....	65
Tableau 3.3: Variation des paramètres d'évaluation (PSNR, MSE et MMSIM) pour différents niveaux de décomposition de CDF9/7 pour l'image satellite avion.....	69

Liste des abréviations

OSI : Open Systems Interconnexion

DCT : Discret Cosine Transforme

JBIG : Joint Bi-level Image Group

CCITT : Comité Consultatif Internationale de Téléphonie et Télécommunication

MPEG: Moving Pictures Experts Group

JPEG: Joint Photographic Expert Group

ISO: International Standards Organization

CEI: Commission Electronic International

GIF: Graphique Inter change Format

PNG: Portable Network Graphics

BMP: Basic Metabolic Panel

PSD: Photoshop Document

TIFF: Tagged Image File Format

RGB: Red Green Blue

YCbCr: luminance, chrominance rouge, chrominance bleu

RLC: Run Length Coding

VLC: Variable Length Coding

LZW: Lempel-Ziv-Welch

MSE: Mean Square Error

PSNR: Peak Signal to Noise Ratio

CR: Rapport de Compression

SPIHT: Set Partitioning In Hierarchical Tree

TO: Transformée en Ondelette

EZW: Embedded Zerotree Wavelet coding

BPP: Bits Par Pixel

DWT: Discrete Wavelet Transform

EZW: Embedded Zerotree Wavelet coding

BPP: Bits Par Pixel

MMSIM:

Multi-Scale

Structural

Similarity

INTRODUCTION GENERALE

INTRODUCTION GENERALE

Les communications ont toujours constitué un aspect important dans l'acquisition de nouvelles connaissances et l'essor de l'humanité. Le besoin d'être en mesure d'envoyer une image de façon compressée est aussi ancien que les communications elles-mêmes. De nos jours il s'agit d'images numériques dont l'utilisation a tous les domaines de télécommunications.

A cet effet, le traitement numérique d'images s'est imposé, depuis plusieurs décennies, comme une spécialité à juste titre et dont les applications touchent pratiquement tous les domaines techniques des télécommunications spatiale. Les images numériques sont caractérisées par plusieurs paramètres dont la définition et la résolution. La définition d'une image représente en quelque sorte sa taille en nombre de pixels par ligne et par colonne. Quant à la résolution c'est ce nombre de pixel par unité de mesure en l'occurrence le pouce (ou inch). Ainsi, une image numérique de résolution supérieure voit sa taille augmenter inévitablement. Comme chaque pixel d'une image est codé sur un certain nombre d'octet. A titre d'exemple un octet par pixel pour les images en niveaux de gris et trois octets par pixels pour les images en couleurs RGB.

Dès lors, nous remarquons facilement que le handicap majeur des images numériques et leurs tailles en octet qui va devenir très rapidement très volumineuse en fonction d'une haute résolution. Cette taille très élevée devient un véritable "fardeau" lorsqu'on doit traiter, transmettre ou stocker ce type d'images numériques. En effet, les bandes passantes des canaux de transmission sont généralement limitées et ne peuvent pas assurer des débits de transmission élevés. La solution à toutes ces limites est bien sur la compression.

La compression consiste à réduire le nombre moyen de bits par pixel nécessaire à la représentation de celles-ci tout en sauvegardant au mieux leurs qualités visuelles lors de leur décompression.

Ce mémoire présente la méthode de compression d'image dans des bases d'ondelettes. L'objectif est de réduire le volume d'image générée par les méthodes de compression avec un taux de compression considérable.

En effet, la complexité mathématique des algorithmes de compression classiques devient une véritable problématique et une limitation à ces équipements dont les caractéristiques technologiques ne sont pas suffisantes. Il est donc tout à fait naturel de penser à de nouvelles approches pour la compression des images dans le cas de système codage /décodage. Le compromis PSNR / débit, souvent utilisés comme critères de performances pour les algorithmes de compression d'images, n'est plus suffisant tout seul. Il faut prendre en considération la complexité de l'algorithme qui doit être la moins élevée possible afin d'économiser entre autres l'autonomie énergétique du capteur d'une part, et satisfaire la condition d'une bande passante limitée d'autre part.

Pour ce faire nous avons présenté ce manuscrit de la façon suivante :

En plus d'une introduction générale et une conclusion générale, qui résume notre étude, le présent travail effectué en trois chapitres comme suite.

- Dans le *premier chapitre* nous allons parler sur le Systèmes de communication (codage /décodage) et les méthodes de compression de des généralités sur l'image.
- Dans le *deuxième chapitre*, nous allons mettre l'accent sur les techniques de codages progressifs. Nous nous intéressons plus particulièrement deux méthodes : la technique SPIHT basée sur la DWT et d'autre technique classique modifier SPIHT dopé à base de codes CDF9/7. Dans ce chapitre nous commençons par présenter la méthode SPIHT.
- Dans le *troisième chapitre* nous allons traiter des versions adaptées des algorithmes de compression classiques, basées sur la méthode SPIHT et

d'autre technique classique modifier SPIHT dopé à base de codes CDF9/7 sous MATLAB.

Ensuite nous mettons en œuvre cet algorithme et nous étudierons ses performances à l'aide de plusieurs images testes. Les images que nous avons utilisées pour nos tests et pour l'évaluation de cet algorithme ont été choisies selon leurs caractéristiques. Ceci dans l'objectif d'évaluer les performances de cette méthode selon plusieurs cas de figures. D'un autre côté les mêmes images ont été utilisées en niveaux de gris et ensuite en couleur pour valider le fonctionnement de cet algorithme pour les deux types d'images.

Finalemnt, ce travail est terminé par conclusion générale.

CHAPITRE I :

Généralité sur le traitement d'image

1 Introduction:

Dans ce chapitre nous avons présente généralité sur le traitement d'image et sa transmission à travers le système communication. Ensuite nous avons présente quelques principaux concepts de traitements d'images.

1.1 Système de Communications :

1.1.1 Le modèle de communication :

Le modèle OSI (Open System Interconnexion) Interconnexion des Systèmes Ouverts développé par l'ISO (International Standard Organisation)

A partir d'un message contenant de masque de l'information, l'émetteur génère un signal qui est transmis au récepteur par l'intermédiaire d'un canal.

La Figure 1.1 Montre les différentes couches de basse d'un système de communication moderne.

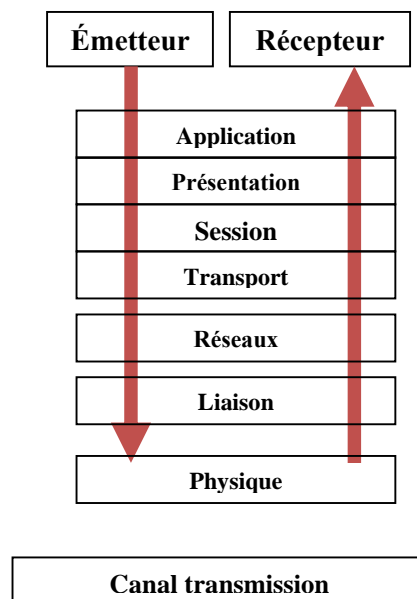


Figure 1.1: Architecture de base d'un Système de Communication En 7 Couches (Modèle OSI).

1.1.2 Les différentes couches du modèle OSI:

Le modèle OSI ou (Open Systems Interconnexion) est une norme de communication, en Réseau, de tous les systèmes informatiques. C'est un modèle est découpé en 7 couches dont on distingue :

- 1- **Couche application** : Le point d'accès aux services réseaux, elle n'a pas de service propre spécifique et entrant dans la portée de la norme.
- 2- **Couche Session** : En charge d'établir et maintenir des sessions
- 3- **Couche Présentation** : Elle est en charge de la représentation des données et éventuellement du chiffrement Compression.
- 4- **Couche Transport** : En charge de la liaison d'un bout à l'autre. S'occupe de la fragmentation des données en petits paquets et vérifie éventuellement. Qu'elles ont été transmises correctement.
- 5- **Couche Réseau** : En charge du transport, de l'adressage et du routage des paquets.
- 6- **Couche Liaison** : En charge d'encoder (ou moduler) les données pour qu'elle soit transportables par la couche physique entre deux machines adjacentes, et fournit également la détection d'erreur de transmission et la synchronisation.
- 7- **Couche physique** : La couche physique définit la modulation des ondes radioélectriques et les caractéristiques de la signalisation pour la transmission de données, elle propose plusieurs types de codage de l'information : Compression, étalement

Dans les systèmes de communication un problème important c'est la compression des données, avec l'avancement des systèmes de transmission modernes, il y'a un besoin croissant pour des modèles de communication compressé.

1.1.3 La compression au niveau de la couche physique :

La compression au niveau de la couche physique est d'introduire des stratégies efficaces de communication compressée en utilisant les propriétés de la couche physique. Ces stratégies peuvent améliorer la compression des systèmes disponibles en ajoutant un niveau de compression à l'information théorique. Il convient de mentionner que la compression de la couche physique peut être combinée avec les méthodes de compression existantes sous le nom d'ondelette afin d'améliorer le niveau général de la compression des systèmes communications.

L'image est un support d'information très performant, et comme on dit: une image vaut plus que mille mots. Vu l'importance de l'image, et la grande quantité d'information qu'elle peut contenir, le monde s'intéresse de plus en plus à l'image et tends vers l'universalisation de son utilisation où l'image a touché plusieurs domaines de notre vie. Ce

chapitre présente les concepts de base de l'image et sa transmission à travers le système communication.

1.1.4 Théorie de l'information:

L'étude scientifique de l'information a débuté en 1924 sous l'égide de mathématiciens et physiciens (Gabor, Hartley, Naquis, Wiener), mais elle n'a pris toute sa dimension qu'avec l'élaboration de la théorie mathématique de l'information, publiée en 1949 par Shannon et Weaver [2]. Ce dernier décrit les aspects les plus fondamentaux des systèmes de communication [3]. Dans le but de modéliser la communication sans/avec bruit en optimisant ainsi la transmission de flux d'information depuis une source émettrice jusqu'à un utilisateur. Ses travaux permettent d'installer le premier pas vers l'ère de la communication numérique moderne.

Le codage permet d'établir une correspondance sans ambiguïté et de passer d'une représentation externe d'une information (physique ou moral) vers une représentation interne suivant un ensemble de règles précises en utilisant un ensemble fini de symboles, par exemple, l'information huit est une représentation externe d'un nombre; par contre, 100 est une représentation interne d'ordinateur.

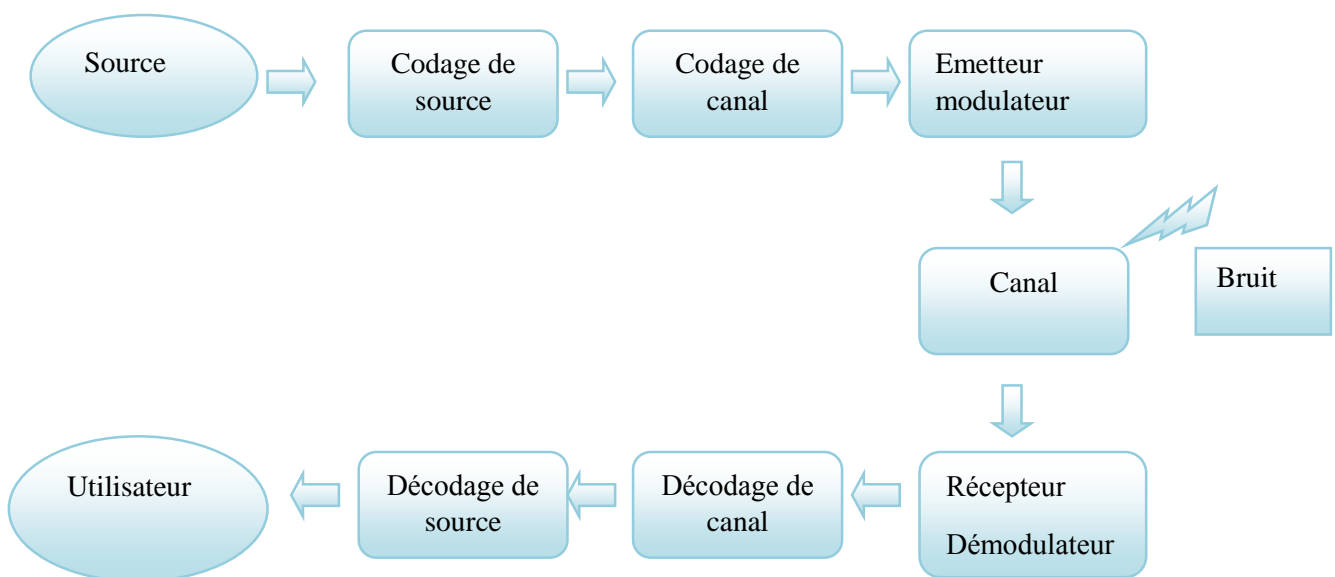


Figure 1.2: Schéma d'un système de communication.

La figure cite un système de communication classique entre une source émettrice et un utilisateur. **Figure 1.2** informations comme la voix, signal radar, ou une séquence binaire.

Un canal est une voie de transmission de l'information comme une ligne téléphonique, liaison radar.

La transmission de l'information à travers un canal peut subir un bruit issu de caractéristiques physiques de canal lui-même, ou à cause des facteurs qui dépend de l'environnement.

Le rôle principal de codeur est très varié, et il peut être une modulation pour adapter le signal émis aux caractéristiques du canal, une compression pour réduire la quantité d'information transmise. Finalement, le décodeur a pour rôle de reconstruire le signal à la sortie pour que l'utilisateur puisse lire le message reçu. On peut considérer qu'un message est un événement aléatoire produit par la source avec un objectif est de lier la quantité d'information d'un message à sa probabilité d'émission. Ainsi, la quantité sera nulle si le message est certain c.-à-d. arrivé à l'utilisateur.

1.1.5 Quantité d'information :

La théorie de l'information permet de dire si, étant donné le contexte de transmission et le support de propagation, une communication fiable est possible ou non. On suppose que la source d'information de la figure précédente émet un message [4]. Cette source S définie par deux quantités :

1. Un ensemble fini de N symboles $[S]_N = (s_1, s_2, \dots, s_n)$ appelé **alphabet**.
2. Un mécanisme d'émission de suites de tels symboles suivant une loi de probabilité donnée [5] :

$$\sum P(s_i) = 1 \text{ et } \cup s_i = \text{événement certain} / i = 1, 2, \dots, n$$

La théorie de l'information attribue à chaque signifiant élémentaire (symbole) d'un message une mesure de sa quantité d'information théorique, d'autant plus élevée que ce signifiant est «Nouveau », c'est-à-dire non déductible des éléments précédents.

Inversement, on attribue également une mesure de redondance à chaque élément de message, d'autant plus faible que son poids d'information est fort [2], par exemple : le principe de l'improbabilité (qui est un des principes de base du monde des médias) "si un chien mord un homme, ce n'est pas nouvelles, mais si un homme mord un chien, c'est une nouvelles".

Nous allons maintenant définir la notion de la quantité d'information (information propre) qui contenue dans une variable aléatoire ou dans une source de données.

$$I(S_i) = \log \left(\frac{1}{P(S_i)} \right) = -\log(P(S_i)) \quad (1.1)$$

Avec : S_i est un évènement avec son probabilité $P(S_i)$ et la quantité d'information qui lui associe est $I(S_i)$.

Supposons un autre évènement Y_k tel que S_i et Y_k sont deux évènements indépendants.

Alors que la probabilité de la conjonction de deux évènements est :

$$P(S_i, Y_k) = P(S_i) P(Y_k) \quad (1.2)$$

$$I(S_i, Y_k) = F \left(\frac{1}{P(S_i, Y_k)} \right) = F \left(\frac{1}{P(S_i) P(Y_k)} \right) \quad (1.3)$$

Le totale d'information $I(S_i, Y_k)$ doit être est égale a la somme de l'information individuelle $I(S_i)$ et $I(Y_k)$. ou $I(Y_k) = F(1/P(Y_k))$

Définissons de l'information portée par une valeur S comme le nombre de bits nécessaires pour la transmettre, ou de façon équivalente comme le nombre de questions à poser à la source pour deviner la valeur tirée. On retrouve bien qu'il faut d'autant plus de questions que la vraisemblance de S est faible [6].

1.1.6 Entropie :

Pour mesurer l'information apportée par une source qui présentée dans la figure au-dessus, on utilisera la notion d'entropie d'une source qui est définie par Shannon, concept central en théorie d'information (TI). Cette quantité donne lieu à beaucoup d'interprétations. On verra que l'entropie a une unité : le bit [6].

- **Définition 1** : Dans la théorie de l'information, l'entropie d'un message indique le poids d'information mathématique qu'il porte, et donc sa «compressibilité» théorique [2].
- **Définition 2** : L'entropie est la quantité d'information qu'apporte, en moyenne, une réalisation de $X(n)$. Elle donne le nombre de bits nécessaires en moyenne pour décrire complètement la source. Elle mesure l'incertitude associée à la source [7].
- **Définition 3** : L'entropie $H(s)$ d'une source simple $[S]_N$ associée à une loi de probabilité $[P]_N$ est définie par la formule fameuse suivante :

$$H(s) = -\sum_{i=1}^n P(s_i) \log_2(P(s_i)) \quad \text{bits} \quad (1.4)$$

Dans une image, L'entropie est une grandeur qui caractérise la quantité de l'information que contient cette dernière. Par exemple une image dont tous les pixels ont la même valeur contient très peu d'information car elle est extrêmement redondante, son entropie est faible. En revanche une image dont tous les pixels ont une valeur aléatoire contient beaucoup d'information, son entropie est fort [8].

1.2 Formation de l'image :

La formation d'image est le processus par lequel une scène visuelle est transformée en une forme qui peut être traitée. Ce processus de formation d'image est illustré à la figure (1.3). Sur cette figure, un objet $f(x_1, y_1)$ dans le système de coordonnées (x_1, y_1) , appelé plan objet, est éclairé par une source d'énergie rayonnante. L'énergie rayonnante transmise se propage dans l'espace.

Un système de formation d'image intercepte l'énergie rayonnante de propagation et la transforme de telle sorte que dans le système de coordonnées (x, y) , que l'on appelle plan d'image, une image est formée. Le processus de formation de l'image dépend de la lumière et donc la perception de la lumière présente un grand intérêt pour la transmission d'image [9].

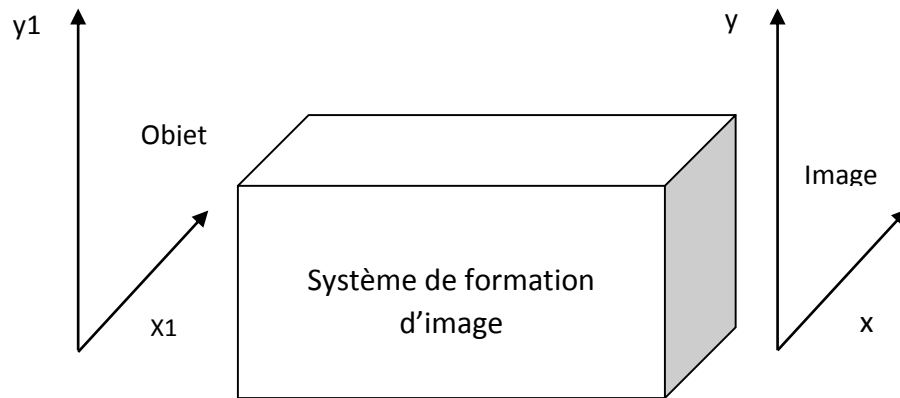


Figure 1.3: *Processus de formation d'image.*

1.3 Notions Générales :

1.3.1 Définition d'image :

L'image est une Représentation d'un objet par les arts graphiques ou plastiques : la sculpture, la photographie, le dessin, le film, etc.

C'est aussi un ensemble structuré d'informations qui, après affichage sur l'écran, ont une signification pour l'œil humain.

Elle peut être décrite sous la forme mathématiquement, image est un signal bidimensionnel décrit sous la forme d'une fonction $I(x, y)$, tel que x et y sont les coordonnées spatiales d'un point (pixel) de l'image I .

1.3.2 Types d'images :

1. Image analogique :

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

2. Image Numérique :

Contrairement aux images obtenues à l'aide d'un appareil photo (analogique), ou dessinées sur du papier, les images manipulées par un ordinateur sont numériques (représentées par une série de bits). L'image numérique est l'image dont la surface est divisée en éléments de tailles fixes appelés cellules ou pixels, ayant chacun comme caractéristique un niveau de gris ou de couleurs prélevé à l'emplacement correspondant dans l'image réelle, ou calculé à partir d'une description interne de la scène à représenter.

3. Image matricielle ou image en pixel (bitmap) :

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

4. L'Image vectorielle :

Dans une image vectorielle les données sont représentées par des formes géométriques simples qui sont décrites d'un point de vue mathématique. Il s'agit de représenter les données de l'image par des formules géométriques qui vont pouvoir être décrites d'une façon mathématique.

1.3.3 Les formats :

- Le **JPG ou JPEG** (Joint Photographic Experts Group): est un format utilisant une compression destructrice ce qui signifie que le poids de l'image est réduit en supprimant des données peu visibles à l'œil, ce format très utilisé sur Internet, permet d'afficher les images en mode sans perte.
- Le **GIF** (Graphique Inter change Format): Créé par CompuServe, utilise aussi le codage RVB mais le format GIF n'utilise pas toutes les 16 millions de couleurs. Il prend les 256 couleurs les plus courantes pour réaliser l'image au format GIF. Cela permet un bon algorithme de compression LZW (Lempel Zip Welch) et un affichage rapide de l'image.
- Le **PNG** (Portable Network Graphics): est un meilleur compromis car il permet une compression sans perte. Les images sont un peu plus lourdes qu'un JPG mais restent fidèles ce qui en fait un format idéal pour échanger des images en cours de production.

Contrairement au JPG, le PNG gère une couche alpha permettant d'ajouter des données supplémentaires comme la transparence.

- Le **BMP** (Basic Metabolic Panel): est le format par défaut de Paint sur Windows. Comme son nom le suggère, c'est un pur bitmap. N'étant pas compressé, il est très lourd et à éviter au profit d'un PNG.
- Le **PSD** (Photoshop Document): est le format utilisé par Photoshop. Il contient tous les calques de travail ainsi que les données brutes des images ce qui en fait un format lourd. Il n'est pas destiné à la distribution.
- Le **TIFF ou TIF** (Tagged Image File Format): est utilisé par les imprimeurs car, contrairement au PNG il gère le mode CMJN tout en offrant une compression sans perte. Par contre il n'a pas de transparence et est l'origine Aldus et Microsoft, pour les images scannées [12].
- Il existe autre types des formats de l'image bitmap, PCX, TGA.

1.3.4 Caractéristiques d'une image numérique :

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

1.3.4.1 Pixel :

Le nom pixel est une abréviation pour " Picture éléments" en anglais. Le pixel est le plus petit élément de l'image qu'on peut manipuler.

Un pixel est généralement rectangulaire ou presque carré et présente une taille comprise entre 0,18 mm et 0,66 mm.



Figure1.4: *Représentation de pixel.*

La lettre A, par exemple, peut être affichée comme un groupe de pixels dans la figure ci-dessous. [13].

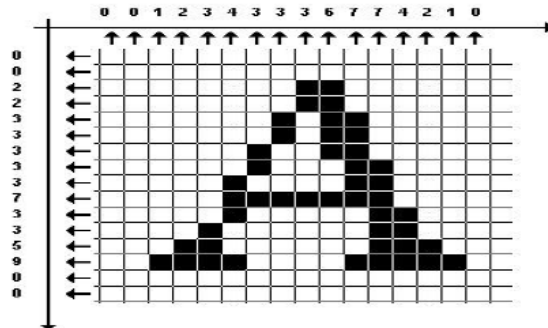


Figure 1.5: Représentation de la lettre A sous forme d'un groupe de pixels.

Le nombre total de pixels dans une image égale au nombre de pixels d'une colonne multiplié par le nombre de pixels d'une ligne.

La quantité d'information que véhicule chaque pixel donne des nuances entre image monochromes et image couleurs. Dans le cas d'une image monochrome, chaque pixel est codé sur un octet, et la taille mémoire nécessaire pour afficher une telle image est directement liée à la taille de l'image.

1.3.4.2 Les espaces de couleurs :

Dans une image couleur (R. V. B), un pixel peut être représenté sur trois octets : un octet pour chacune des couleurs : rouge (R), vert (V) et bleu (B) [14].

1.3.4.3 La numérisation d'image :

La numérisation d'une image est la conversion de celle-ci des on était analogique (distribution continue d'intensités lumineuses dans un plan (xoy)) en une image numérique

représentée par une matrice bidimensionnelle de valeurs numériques (n, m) . Où: n , sont les coordonnées cartésiennes d'un point de l'image et (n) , le niveau de gris ou de couleur en ce point.

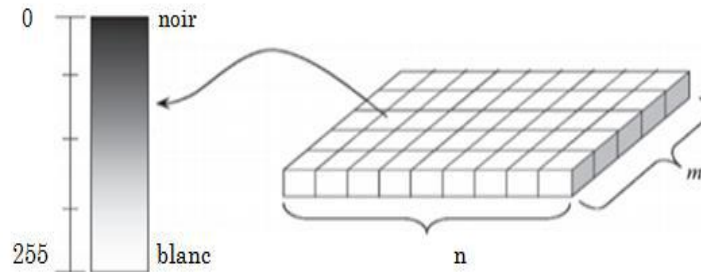


Figure 1.6: Mappage des valeurs de pixels dans l'échelle de gris [9].

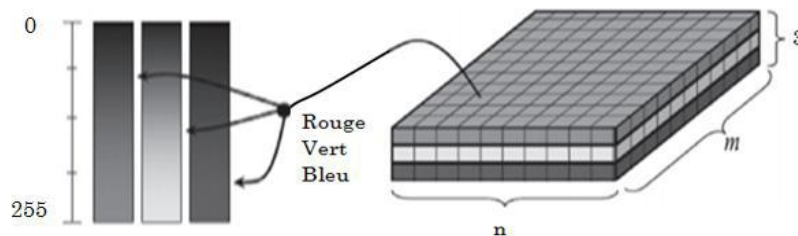


Figure 1.7: le Système de couleurs à 24 bits [9].

Le codage de la couleur est réalisé sur trois octets, chaque octet représentant la valeur d'une composante couleur par un entier de 0 à 255. Ces trois valeurs codent généralement la couleur dans l'espace RVB.

R	V	B	Couleur
0	0	0	Noir
0	0	1	Nuance de noir
255	0	0	Rouge
0	255	0	Vert
0	0	255	Bleu
128	128	128	Gris
255	255	255	Blanc

Tableau 1.1 : Codage de la couleur.

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

1. **Échantillonnage** : Obtenir des lectures d'intensité à des emplacements régulièrement espacés dans les directions x et y. Ceci est effectué en plaçant une grille régulièrement espacée sur l'image analogique. Les lectures obtenues à ces endroits sont les intensités de pixels.
2. **Quantification** : Les valeurs d'intensité échantillonnées sont quantifiées arriver à un signal qui est discret dans les deux positions et amplitudes. Ce signal représente l'image [9].
3. **Encodage** : La conversion des données en une forme binaire. (**Figure 1.8**).

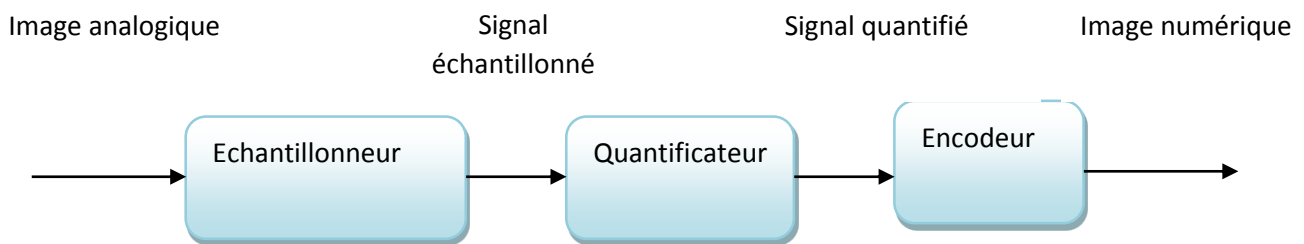


Figure1.8: *Conversion d'une image analogique en une image numérique.*

La numérisation des images peut aussi se faire de différentes manières [15]:

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

1.5 Traitements généraux des images :

Les traitements généralement appliqués sur l'image sont 2 types [16]:

1.Amélioration ou retouche de l'image :

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

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

2.La compression :

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

1.6 La compression des images :

1.6.1 Définition de la compression des images :

La compression est l'action utilisée pour réduire la taille physique d'un bloc d'information, en compressant des données. On peut placer plus d'information dans la même espace de stockage ou utiliser moins de temps pour le transfert au travers d'un réseau téléinformatique. Parce que généralement les images requièrent une place importante, la compression est devenue une part intégrante des données graphique .presque tous les formats des fichier graphiques utilisent l'une ou l'autre méthode de compression .on rencontre souvent la méthode de compression des données comme étant une partie de l'encodage de données au même titre que le cryptage des données (cryptographie) et la transmission de données .un compresseur ,comme son l'indique compresse les données alors qu'un décompresseur reconstruit les données originelles. [17], [18].

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

- La redondance spatiale entre deux pixels ou blocs voisins dans une image.
- La redondance temporelle entre images successives dans une séquence vidéo. [19].

1.6.2 Principe de la compression d'image :

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

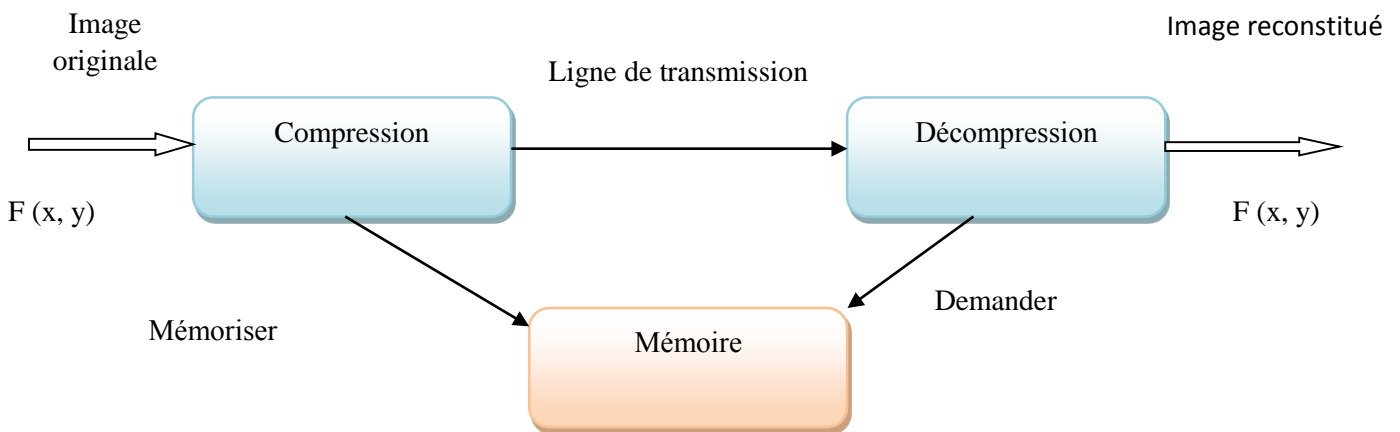


Figure 1.9: Principe de la compression d'image pour la transmission ou le stockage.

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

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

1.6.3 Objectif de la compression :

Le but de la compression des images est de réduire le nombre moyen de bits par pixel nécessaires à sa représentation. Il est possible dans une certaine limite de réduire ce nombre sans perte d'information. Au-delà, il est nécessaire d'élaborer des algorithmes de compression irréversibles (avec pertes) induisant une distorsion pas ou peu visible dans les conditions normales d'observation des images. [20].

1.6.4 Schéma fonctionnel de la compression des images :

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

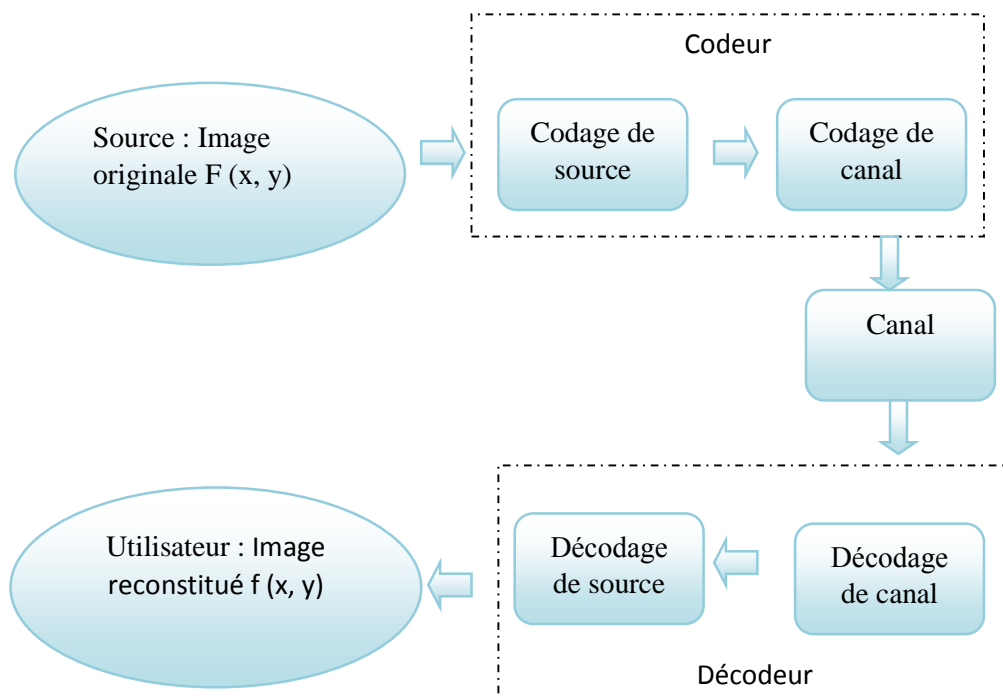


Figure 1.10: *Processus d'un codec d'image fixe.*

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

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

1.6.5 Processus général d'un codec d'images fixes :

Le schéma général du bloc codec source d'images fixe est présenté dans la figure 1.13 ci-dessous :

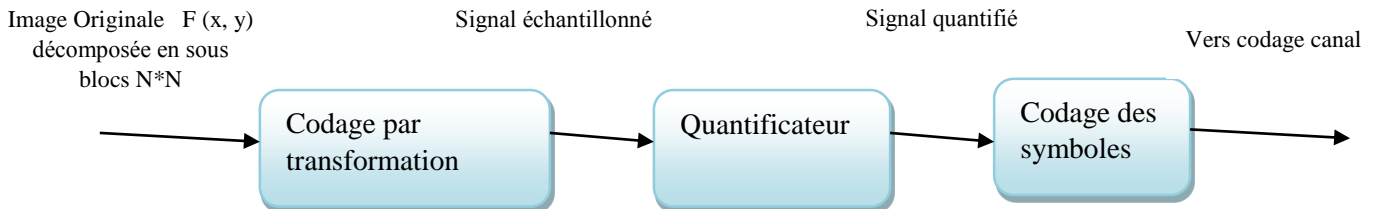


Figure1.11: Schéma fonctionnel de la compression des images.

1. Codage par transformation (Transforme Coding):

Après décomposition de l'image en sous-blocs $N \times N$ à cause de la non efficacité et la lenteur des calculs d'un seul bloc entier, on applique une transformé linéaire (DFT, DCT, etc.) qui permet de transformer les sous blocs $N \times N$ de l'image a un format non visuel afin d'obtenir des coefficients dans un domaine fréquentiel (une représentation fréquentielle de l'image) qui seront codés et quantifiés. Le but du codage par transformer est d'avoir un autre aspect de la distribution des données de l'image et ainsi décelé les redondances potentielles comme la redondance inter pixel. [4].

2. Quantificateur (Quantizer):

Le quantificateur permet de faire une pondération des coefficients de la transformé en se basant sur une table de quantification (une table de luminosité et une autre de chrominance) qui a été établit sur les caractéristiques de la vision humaine, les coefficients de cette table imposeront un seuil de qualité qui décidera des coefficients de la transformé qu'on veut garder et ceux qu'on veut supprimer jugées non important visuellement, d'une autre manière, cette étape permet de choisir le taux de dégradation visuel qu'on souhaite faire à l'image (Facteur de qualité), et le but de tous cela c'est d'éliminer la redondance psycho visuel. Cette étape se trouve seulement dans les compressions avec perte.

3. Codage des symboles (Symbols coding) :

Cette étape permet de réduire la redondance de codage en utilisant des codes VLC ou autres.

Le décodage source : c'est les mêmes blocs des schémas précédents mais dans le sens inverse et chaque bloc effectue l'opération inverse de celle au codage.

1.6.6 Méthodes de compression :

Il existe deux méthodes de compression d'images :

1.La compression sans pertes.

2.La compression avec pertes.

1.6.6.1 Compression sans perte :

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

- Codage à répétition : par ex. RLC (Run Length Coding).
- Codage entropique : basé sur le codage à longueur variable ou VLC (Variable Length Coding), par ex : le codage de Huffman, le codage arithmétique, etc...
- Codage dictionnaire ou codage Lempel-Ziv-Welch (LZW) : Ce codage ne nécessite plus de connaître les probabilités des symboles comme dans le cas du codage entropique.

La figure 1.12 montre les compresseurs sans perte les plus utilisés en littérature spécialisée du domaine :

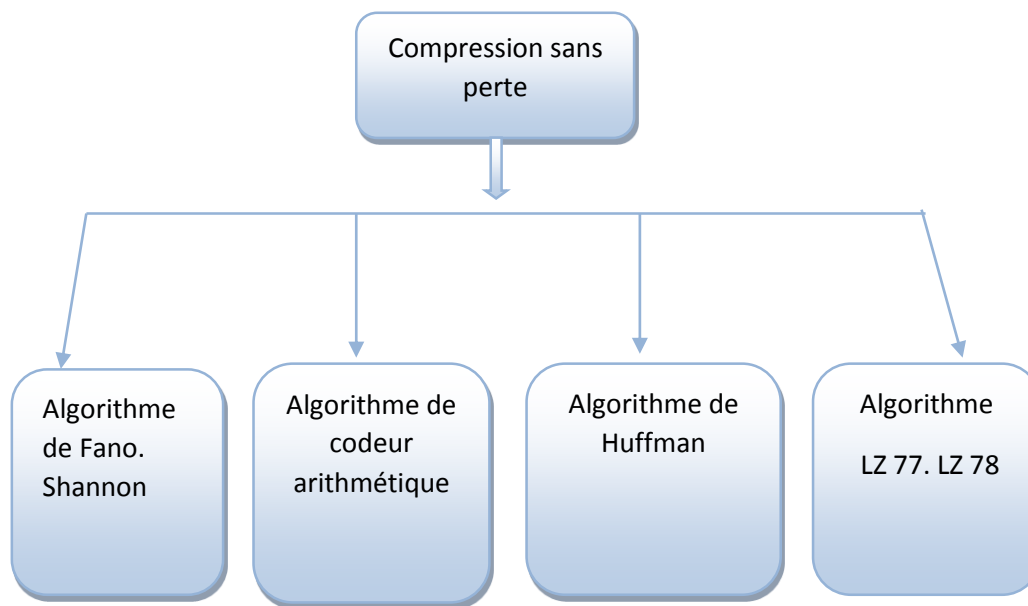


Figure 1.12: *Algorithme de compression sans perte les plus utilisés.*

1.6.6.2 Compression avec perte :

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

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

- Les méthodes directes.
- Les méthodes par transformées.

La figure (1.15) présente un schéma synoptique des méthodes de compression avec perte: [21].

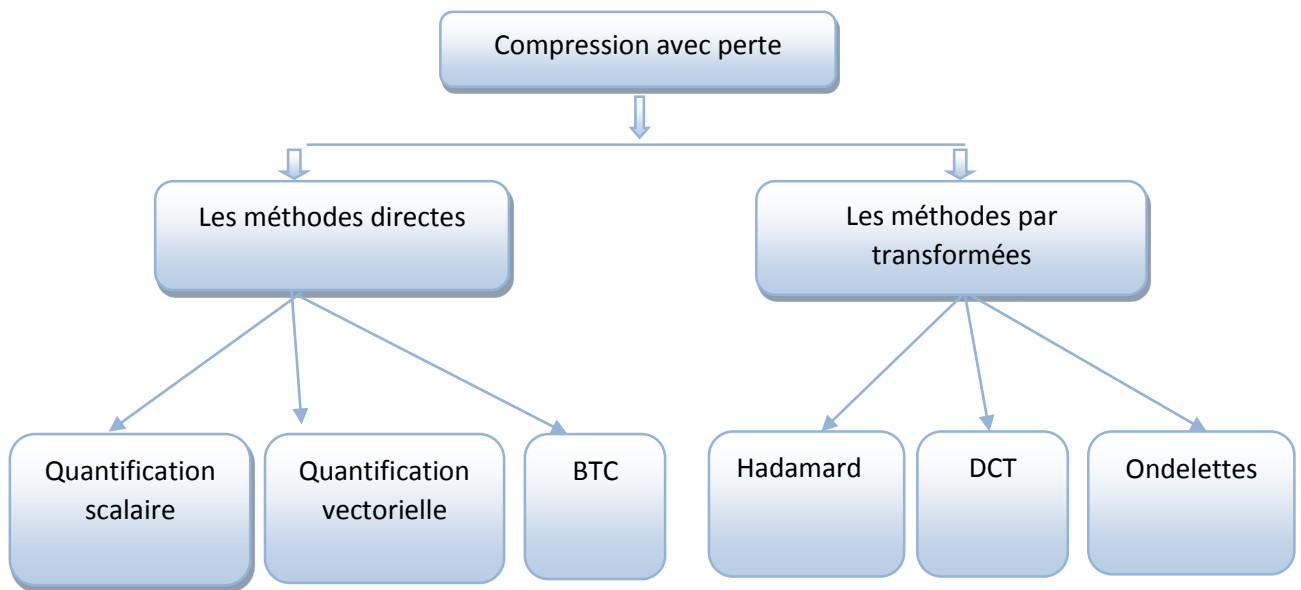


Figure 1.13: Méthodes de compression avec perte.

1.6.7 Transformé DCT :

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

1.6.7.1 Définition :

La DCT ou Discret cosine Transforme, c'est une transformé linéaire variante de la transformé de Fourier discrète, qui permet de garder seulement les cosinus et d'éliminer les Sinus, c'est-à-dire, obtenir une représentation fréquentielle purement réel. Cette transformé est très largement utilisée dans la compression audio et la compression image comme JPEG et MPEG.

1.6.7.2 Variantes de la DCT :

Il existe 8 variantes de la DCT, ceux les plus connus sont DCT I, la DCT 2D ou DCT II et sa transformé inverse IDCT ou DCT III, nous allons voir la définition de la DCT I, DCT II et DCT III qui sont la base de la compression JPEG.

1. DCT I :

Pour une séquence d'éléments discrets N, la DCT I s'exprime par :

$$C(u) = \alpha(u) \sum_{X=0}^{n-1} f(X) \cos \left[\frac{\pi(2X+1)u}{2n} \right] \quad (1.8)$$

$$\text{et: } \alpha(u) = \begin{cases} \sqrt{\frac{1}{n}} & u = 0 \\ \sqrt{\frac{2}{n}} & u \neq 0 \end{cases} \quad (1.9)$$

2. DCT II :

C'est une extension directe de la DCT I dans deux dimensions 2D, NxN, qui sera notre image, sa formule mathématique est donnée par :

$$C(u, v) = \alpha(u) \alpha(v) \sum_{x=0}^{n-1} \sum_{y=0}^{n-1} f(x, y) \cos \left[\frac{\pi(2x+1)u}{2n} \right] \cos \left[\frac{\pi(2y+1)v}{2n} \right] \quad (1.10)$$

$\alpha(u)$ et $\alpha(v)$ se calculent de la même façon que dans (1.9)

On remarque si :

$$u = v = 0 \rightarrow C(u = 0, v = 0) = \frac{1}{n} \sum_{x=0}^{n-1} \sum_{y=0}^{n-1} f(x, y) \quad (1.11)$$

Ce coefficient représente le coefficient DC, et le reste des coefficients représente les coefficients AC, nous allons voir après ce que cela signifie en compression JPEG.

3. DCT III :

L'inverse de la DCT II, sa formule est donnée par :

$$f(x, y) = \sum_{x=0}^{n-1} \sum_{y=0}^{n-1} \alpha(u) \alpha(v) C(u, v) \cos \left[\frac{\pi(2x+1)u}{2n} \right] \cos \left[\frac{\pi(2y+1)v}{2n} \right] \quad (1.12)$$

1.6.7.3 Propriétés importantes de la DCT en compression d'image :

1. Dé-corrélation :

La DCT permet de réduire ou d'éliminer la redondance inter pixel, les pixels sont décorrélés afin de réduire la variance des pixels voisins dans l'image ce qui permet une compression efficace en codant chaque pixel indépendamment.

2. Concentration des coefficients :

La DCT est très efficace pour des images fortement corrélées du fait qu'elle permet de compacter les coefficients qui représente les basses fréquences dans une seule partition de la matrice image, cela permet la séparation des fréquences basses des fréquences hautes, et si c'est une image faiblement corrélée, les coefficients sont concentrés dans plusieurs différentes partitions de la matrice image.

3. Symétrie, séparabilité, et orthogonalité :

La DCT II peut être séparée comme suit :

D'équation (1.10) on aura :

$$C(u, v) = \alpha(u)\alpha(v) \sum_{x=0}^{n-1} \cos \left[\frac{\pi(2x+1)u}{2n} \right] \sum_{y=0}^{n-1} f(x, y) \cos \left[\frac{\pi(2y+1)v}{2n} \right] \quad (1.13)$$

$$u, v = 0, 1 \dots n - 1 \quad (1.14)$$

D'équation (1.13) on peut sortir la propriété de symétrie qui va nous conduire à une expression simplifiée du calcul de la DCT:

$$F = C f C^T \quad (1.15)$$

Où « f » est la matrice image N*N et « F » est sa transformé DCT « C » c'est une matrice N*N, ces éléments c (i, j) se calcule par la formule suivante :

$$C(i, j) = \alpha(j) \sum_{x=0}^{n-1} \cos \left[\frac{\pi(2j+1)x}{2n} \right] = \alpha(j) \sum_{x=0}^{n-1} \cos \left[\frac{\pi}{n} i \left(j + \frac{1}{2} \right) \right] \quad (1.16)$$

Ou $\alpha(j)$ est calculé par l'équation(1.8) :

$$C^{-1} = C^T \quad (1.17)$$

A ce stade, on peut on peut conclure par la formule d'orthogonalité :

A partir d'équation (1.17) nous permettrons d'avoir l'IDCT de la formule suivante :

$$f = C^{-1} F C^{-1} = C^{-1} C f C^T C^{-1} \quad (1.18)$$

On remarque qu'on obtient la matrice image originale au final. Ces propriétés réduisent considérablement les calculs dans les algorithmes de compression d'image du fait que ces éléments seront déjà calculés à l'avance (calcul de la matrice C).

1.6.8 Normes de compression d'images numériques :

Il existe plusieurs formats d'images parmi les plus couramment utilisées :

- **La norme JBIG :**

La norme JBIG [2] (Joint Bi-level Image Group) est destinée à la compression d'images photographiques représentées (noir & blanc), images textes. Elle utilise un codage sans pertes destinée pour des débits variant de 9,6kbits/s à 64kbits/s. Sa structure est sous forme de couches, chaque couche est un codeur indépendant. [23].

- **La norme H-261 :**

Le format H-261 a été développé par le C.C.I.T.T. (Comité Consultatif International de Téléphonie et Télécommunication). Ce standard est destiné au codage des images animées pour la visiophonie (Téléphonie Visuelle), Le H-261 utilise un codage hybride combinant la TCD et le codage prédictif.

- **La norme MPEG :**

Le standard MPEG (Moving Pictures Experts Group) est développé par le CCITT (Comité Consultatif International de Téléphonie et Télécommunication), MPEG [24] est

destinée au codage des images animées en vue de stockage sur les supports. Celle-là appelée le Standard des Applications Multimédia.

- MPEG-I : spécifie une compression du signal vidéo à un débit de 1 à 1.5 Mbits/s.
- MPEG-II : s'adresse à la compression du signal vidéo à des débits d'ordre de 10Mbits/s [25].
- MPEG-III : est destinée à la télévision haute définition à des débits de 30 à 40 Mbits/s.
- MPEG-IV : est destinée au codage d'images animées à très faibles débits (10Mbits/s) [26].

• **La norme JPEG :**

La norme JPEG (Joint Photographic Experts Group) conçue par le groupe ISO (International Standards Organisation) et le groupe CEI (Commission Electronic International). Elle est destinée à la compression des images fixes en couleurs et à niveaux de gris [9].

On distingue deux groupes de techniques définies par la norme JPEG :

- Compression avec perte basées sur la DCT suivie d'une quantification et d'un codeur entropique.
- Et les processus de codage sans perte ce groupe est basé sur le codage MICD suivi d'un codage entropique [27].

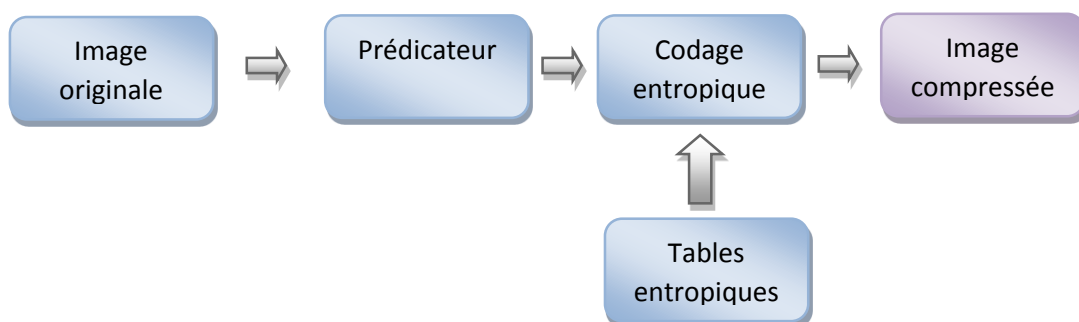


Figure1.16: Principe de l'algorithme JPEG sans pertes [27].

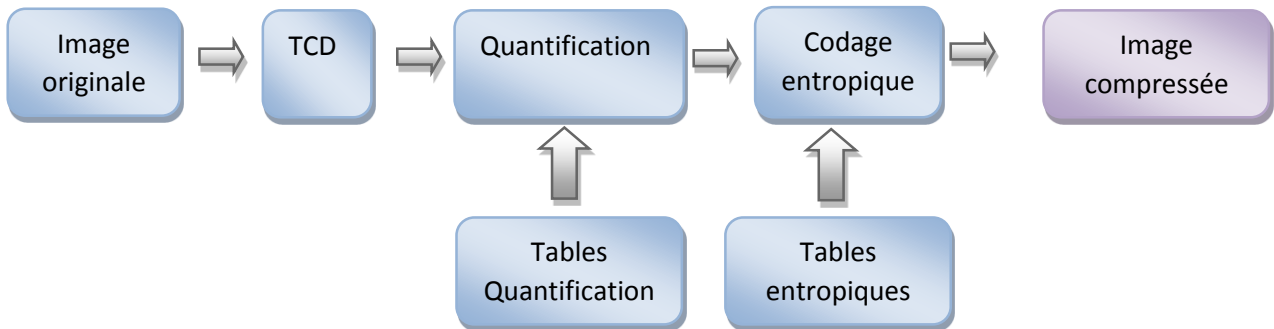


Figure 1.17: Principe de l'algorithme JPEG avec pertes [27].

1.6.9 Evaluation de la qualité d'une compression :

L'évaluation de performance d'une compression et de la qualité d'une image compressée avec pertes n'est pas une tâche facile.

1.6.9.1 Rapport et taux de compression :

Le rapport de compression est l'une des caractéristiques les plus importantes de toutes les méthodes de compression, il représente le rapport entre le nombre de bits de la forme canonique au nombre de bits après codage [28]:

$$C_R = \frac{\text{nombre bits avant compression}}{\text{nombre bits après compression}} \quad (1.19)$$

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

$$T_C = \left(1 - \frac{1}{\text{rapport de compression}}\right) * 100 \quad (1.20)$$

1.6.9.2 Débit:

Le débit constitue une mesure alternative souvent utilisée qui donne le nombre moyen de bits nécessaire pour décrire un pixel de l'image comprimée [29] :

$$\text{débit} = \frac{\text{nombre de bits par pixel dans l'image originale}}{RC} \quad (1.21)$$

1.6.9.3 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 du processeur.

1.6.9.4 Mesure de distorsion :

La mesure de distorsion la plus souvent utilisée en compression d'images est l'erreur quadratique moyenne. Elle représente l'écart au carré entre l'image avant la compression et l'image après la compression.

La distorsion est la mesure de l'erreur commise entre l'image originale et l'image reconstruite. Pour cette mesure, nous utiliserons l'erreur quadratique Moyenne MSE (Mean Square Error) entre l'image originale I et l'image compressée de taille $N \times N$ pixels, on définit:

$$MSE = \frac{\sum_{m=0}^{n-1} \sum_{n=0}^{n-1} [I(m \times n) - \hat{I}(m \times n)]^2}{n \times M}$$

(1.22)

Avec :

$N \times N$: Taille de l'image.

\hat{I} Représente l'image après compression.

$I(i, j)$ Un pixel de l'image originale.

$\hat{I}(i, j)$ Un pixel de l'image reconstruite.

1.6.9.5 Rapport signal sur bruit :

Le rapport signal sur bruit (SNR) est largement utilisé pour la mesure de la qualité d'une Image. Il est défini de la manière suivante :

$$SNR = 10 \log_{10} \left(\frac{\sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{n-1} i^2}{Mn \times MSE} \right) (db)$$

(1.23)

Dans la compression d'images, un autre terme, PSNR, qui est essentiellement une version modifiée du SNR, est aussi utilisé. Il est défini comme suit :

Le PSNR est habituellement exprimé en décibels est défini comme suit [30]:

$$PSNR = 10 \log_{10} \left(\frac{f^2_{max}}{MSE^2} \right)$$

(1.24)

Où f_{max} valeur de pixel maximale possible d'une image f . Pour Pixels de 8 bits, $f_{max} = 255$.

D'où

$$PSNR = 10 \log_{10} \left(\frac{f^2_{max}}{MSE^2} \right) (db)$$

(1.25)

L'interprétation du SNR (ou du PSNR) est que plus grand est le SNR (ou PSNR), meilleure est la qualité de l'image compressée.

1.7 Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons essayé de présenter la compression des images et quelques techniques utilisées dans cette discipline, ainsi que nos motivations pour la compression des images. La qualité de compression est jugée en basant sur des paramètres tel que le PSNR qui représente dans ce travail un critère de mesure de la distorsion.

Le chapitre suivant est consacré aux objectifs de la compression et les différentes méthodes de compression.

CHAPITRE 2:

La méthode Transformée par Ondelette

1 INTRODUCTION :

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

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

2 Transformée d'ondelettes (TO) et La transformée en ondelette discrète (DWT) :

La transformée en ondelettes est similaire à la transformée de Fourier avec une fonction de mérite complètement différente.

La principale différence est la suivante: la transformée de Fourier décompose le signal en sinus et cosinus, c'est-à-dire les fonctions localisées dans l'espace de Fourier; Au contraire, la transformée en ondelettes utilise des fonctions qui sont localisées à la fois dans l'espace réel et Fourier.

La Transformée d'ondelettes est une fonction utilisée pour diviser une fonction donnée ou un signal en temps continu en différents composants d'échelle. Habituellement, on peut assigner une gamme de fréquences à chaque composante d'échelle [31].

La transformation par ondelette est une technique de compression d'image fixe très performante [36].

L'intérêt de la transformation par ondelettes par rapport aux autres transformées de compression est que celle-ci ne considère pas l'image dans son ensemble pour la coder mais, la travaille par couche, cherchant à enregistrer les détails les plus importants à chaque résolution [32].

La transformée en ondelettes discrète (DWT) est produite pour surmonter le problème de redondance de la (CWT), Cette redondance mobilise une grande quantité de ressources de calcul. La transformée en ondelettes discrète (DWT), au contraire, fournit suffisamment d'information, tant pour l'analyse que pour la reconstruction du signal original. Ceci en un temps de calcul notablement réduit. La transformée en ondelettes discrète translate et dilate l'ondelette selon des valeurs discrètes.

$$W(j, k) = a_0^{-j/2} \int_{-\infty}^{+\infty} \Psi(a_0^j t - k\tau_0) f(t) d(t) \quad (2.1)$$

2.2.1 L'aspect mathématique :

La transformée en ondelette repose sur le fait que toute fonction f intégrable, ce qui se note couramment par relation suivant :

$$\int_{+\infty}^{-\infty} f(x)dx \tag{2.2}$$

On peut être vue sous la forme d'une somme de fonction $\Psi_{a,b}(x)$

Les fonctions ondelettes, toutes issues d'une seule et unique fonction, l'onde mère de manière à ce que, pour tout b réel et a strictement positif, et pour tout x réel, et représenté par l'équation (2.3) :

$$\Psi_{a,b} = \frac{1}{\sqrt{a}} \Psi\left(\frac{x-b}{a}\right) \tag{2.3}$$

a : Paramètre de dilatation

b : Paramètre de translation

2.1.2 Algorithme de compression par ondelettes :

Passons maintenant à l'algorithme pyramidal utilisé. La décomposition en coefficients d'ondelettes n'utilise pas une fonction de moyenne, mais s'appuie sur deux filtres.

Un filtre passe bas (L) et un filtre passe haut (H). La combinaison de ces filtres permet d'obtenir quatre sous images HH, HL, LH et LL. Ces filtres sont nommés filtres miroirs en quadrature (**Figure 2.1**).

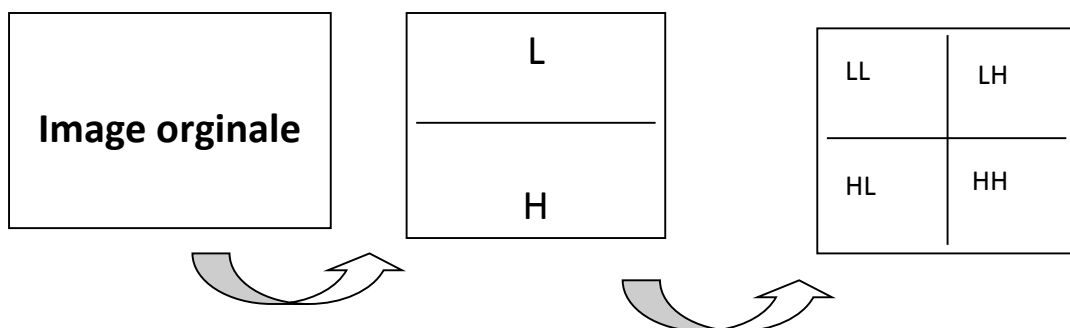


Figure 2.1 : Transformation en colonnes et en lignes.

Chacune des quatre images obtenues par la transformation représente des informations bien distinctes.

2.1.3 Les étapes de compression par ondelettes:

Les étapes de compression par ondelettes sont usuellement suivantes :

1. Transformation par ondelettes.
2. Quantification : les valeurs des coefficients de détails inférieurs à un certain niveau sont éliminées, en fonction de l'efficacité recherchée. C'est cette étape qui introduit des pertes.
3. Codage des valeurs restantes : les données restantes sont transmises à un encodeur entropie, c'est à dire à un algorithme de compression de données (LZW, HUFFMAN, RLE,). Les principaux algorithmes base sur la DWT

Il y a plusieurs algorithmes basés sur la transformée en ondelette pour la compression des images.

Ceux-ci incluent EZW, SPIHT, SFQ, CREW, EPWIC, EBCOT, SR, codage d'image en utilisant des paquets d'ondelettes et la VQ [37].

Nous discuterons brièvement quelques-uns de ces algorithmes.

2.2 Algorithme d'arbre de zéro(EZW):

La méthode de codage progressif connue sous le nom de "Embedded Zerotree Wavelet coding" (EZW), proposée par Shapiro [35], [34]. Est une méthode simple et très efficace. Elle a démontré sa puissance dans les deux formes de compression (avec et sans perte d'informations) depuis son élaboration en 1993.

En général, dans une représentation d'image par coefficients d'ondelettes, l'image obtenue est organisée de façon à représenter les principaux traits de l'image dans les bandes de basses fréquences, puis les détails dans les bandes de hautes fréquences.

Le principe de l'EZW s'appuie sur cette représentation, pour coder les coefficients d'une manière progressive, ainsi, on commence par les basses fréquences L , ensuite on code les détails (hautes fréquences). L'avantage de cet algorithme, est que l'on a en tout temps un niveau de compression et que l'on peut arrêter en tout moment le codage [35].

Plusieurs variantes de ce type de codage ont été proposées par différents chercheurs dans le domaine, ce qui fait sa force. On peut citer par exemple le SPIHT (Set Partitioning In

Hierarchical Tree) réalisé par A. SAID et W. PEARLMAN [35], [37] qui est la variante la plus populaire de l'EZW.

2.3 Algorithme SPIHT :

Cette méthode SPIHT (Set Partitioning in Hierarchical Trees) proposée par A. Said et Pearlman [35] diffère de ses antécédentes par la manière avec laquelle les coefficients sont classés ainsi que pour le traitement des coefficients significatifs.

Un autre point important est que cette méthode, génère un flot binaire intéressant (au niveau de la compression) sans passer par un codage entropique contrairement au codage EZW dont les résultats n'apparaissent qu'une fois associé au codage arithmétique [35], [37].

Le principal avantage de cet algorithme est qu'il est plus rapide en exécution que EZW, et peut donner de meilleurs résultats [35].

2.4 Compression ondelette par la structure lifting :

Les Wim Sweldens ont construit le schéma de lifting de la structure des ondelettes bi-orthogonales. La caractéristique la plus importante du schéma de lifting est que les structures sont dérivées dans le domaine spatial. Cela ne nécessite pas de calculs mathématiques complexes qui sont requis dans les méthodes conventionnelles [38].

Le schéma de lifting est l'algorithme le plus simple et efficace pour déterminer les transformées en ondelettes. Il ne dépend pas des transformées de Fourier. Ce schéma est utilisé pour produire des ondelettes de deuxième génération qui ne sont pas essentiellement la traduction d'une fonction particulière.

Faire des ondelettes à l'aide d'un schéma de lifting se compose principalement de trois étapes principales. La première étape consiste à diviser la phase qui divise les données en ensembles impairs et pairs. L'étape suivante consiste à prédire l'étape dans laquelle l'ensemble impair est prédit à partir de l'ensemble pair. Cette phase assure l'annulation polynomiale sur passe-haut. La troisième étape consiste à mettre à jour la phase qui mettra à jour l'ensemble pair à l'aide du coefficient d'ondelettes pour le calcul de la fonction d'échelle. Cette étape assure la conservation des moments sur passe-bas [38].

L'idée fondamentale de la transformation en ondelettes est de tirer parti de la corrélation présente dans la plupart des images de la vie réelle pour construire une

approximation maigre. La corrélation est locale dans les deux fréquences ainsi que dans le domaine temporel.

La transformée en ondelettes conventionnelle utilise des filtres en ondelettes pour construire la localisation temps-fréquence. Dans cette section, il sera discuté comment obtenir des étapes de lifting à partir de filtres à ondelettes.

2.4.1 Représentation polyphasée de la fonction :

Considérons la séquence d'échantillons d'un signal $f(k)$. Maintenant, la transformation Z de la séquence peut être donnée par :

$$f(z) = \sum_k f(k)z^{-k} \quad (2.4)$$

Considérons le filtre à réponse impulsionnelle finie (FIR) h , ayant des coefficients de filtre . La transformation Z de la fonction est donnée par :

$$h(z) = \sum_{k=k_1}^{k_2} h_k z^{-k} \quad (2.5)$$

Le sous-échantillonnage de la fonction $f(k)$ équivaut à ne garder que les échantillons pairs qui sont donnés par $f_e = f(k)$. La transformation Z de la fonction de sous-échantillon est donnée par :

$$f_e(z) = \sum_k f(2k)z^{-k} \quad (2.6)$$

Après avoir calculé $f(z)=f(-z)$ et on peut donner l'expression :

$$f_z(z^2) = \frac{f(z)+f(-z)}{2} = \sum_k f(2k)z^{-2k} \quad (2.7)$$

De même :

$$f_0(z^2) = \frac{z[f(z)-f(-z)]}{2} = \sum_k f(2k + 1)z^{-2k} \quad (2.8)$$

Ainsi, à partir de l'équation (2.6) et de l'équation (2.8), nous pouvons représenter la fonction comme suit :

$$f(z) = f_e(z^2) + z^{-1}f_0(z^2) \quad (2.9)$$

L'équation (2.9) représente la façon dont nous décomposons la fonction en parties paires et impaires.

2.4.2 Lifting primaire:

Dans DWT, pour la fonction de mise à l'échelle et d'ondelette correspondante dans la transformation en ondelettes, il y a des filtres h new bancs h et g dans cette étape, deux types de lifting sont effectués et ces filtres sont mis à jour.

L'utilisation d'un nouveau filtre de lifting primaire complémentaire de g est constitué des filtres h et g .

$$h^{new} = h(z) + s(z^2)g(z)$$

(2.10)

En utilisant le double lifting, un nouveau filtre g^{new} complémentaire de h est créé à partir des filtres h et g .

$$h^{new} = g(z) + t(z^2)h(z)$$

(2.11)

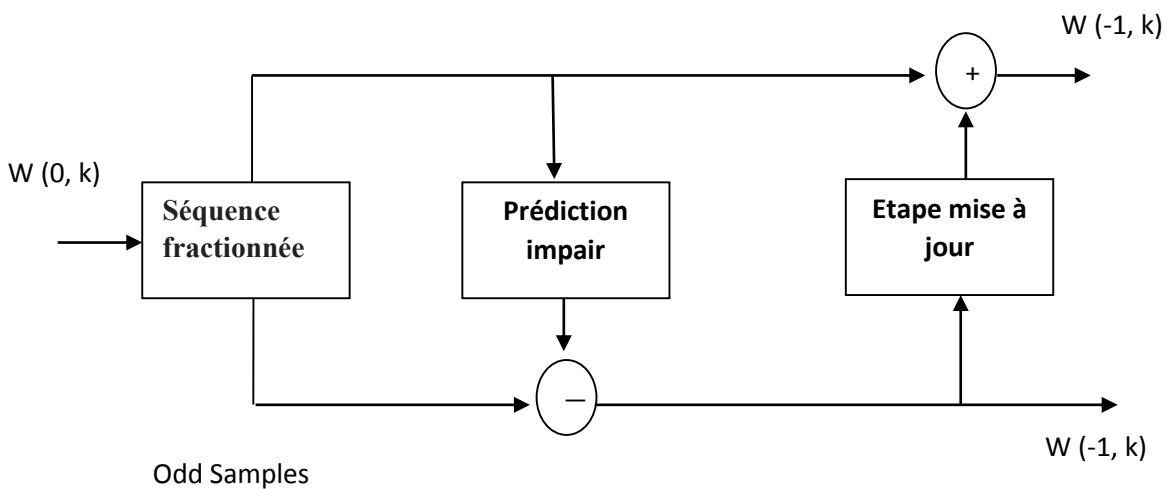


Figure 2.2: Trois étapes de lifting de la transformation en ondelettes.

Les échantillons pairs et impairs sont entrelacés. Si les signaux ont une structure localement corrélée, dans ce cas, les échantillons pairs et impairs sont extrêmement corrélés. Il est alors très simple de prédire des échantillons impairs à partir d'échantillons pairs.

Afin d'obtenir une compression maximale des données, la prédiction doit être puissante. Et pour construire un prédicteur puissant, nous devons connaître la nature du signal. Nous aimerions caractériser les données de manière plus compacte pour réduire les besoins de stockage ainsi que pour réduire la bande passante et le débit de transmission. Si nous pouvons utiliser un mécanisme de prédiction dominant, nous pouvons caractériser les données de manière plus compacte. Le signal le plus grossier doit avoir la même valeur moyenne par rapport au signal d'origine, comme indiqué **Figure (2.2)**.

2.4.3 Principe Transformées en ondelettes par lifting :

La transformée en ondelettes (WT), en général, produit des coefficients à virgule flottante. Bien que ces coefficients puissent être utilisés pour reconstruire parfaitement une image originale en théorie, l'utilisation de l'arithmétique et de la quantification à précision finie entraîne un schéma avec perte.

Récemment, des WT entiers réversibles (des WT qui transforment les entiers en entiers

Et Permettent une reconstruction parfaite du signal original) ont été introduits

Dans [38], Calder Bank et al. A présenté comment utiliser le schéma de lifting présenté dans, où Sweldens a montré que le WT bi orthogonal basé sur la convolution peut être implémenté dans un schéma basé sur le lifting comme le montre la **figure (2.2)** pour réduire la complexité de calcul. Notez que seule la partie de décomposition de WT est représentée dans la **figure (2.2)** car le processus de reconstruction n'est que la version inverse de celui de la **figure (2.2)**. Le WT basé sur le lifting se compose de modules de division, de lifting et de mise à l'échelle et le WT est traité comme une décomposition d'erreur de prédiction.

Il fournit une interprétation spatiale complète de WT. Dans la **figure (2.3)**, notons X le signal d'entrée et L1 X et H1 X les signaux de sortie décomposés, où ils sont obtenus via les trois modules suivants de 1DWT basé sur le levage :

2.5 Fractionnement :

Dans ce module, le signal d'origine X est divisé en deux parties disjointes, c'est-à-dire $X_e(n)=X(2n)$ et $X_o(n)=X(2n+1)$ qui désignent tous les indices pairs et impairs. -échantillons indexés de X , respectivement.

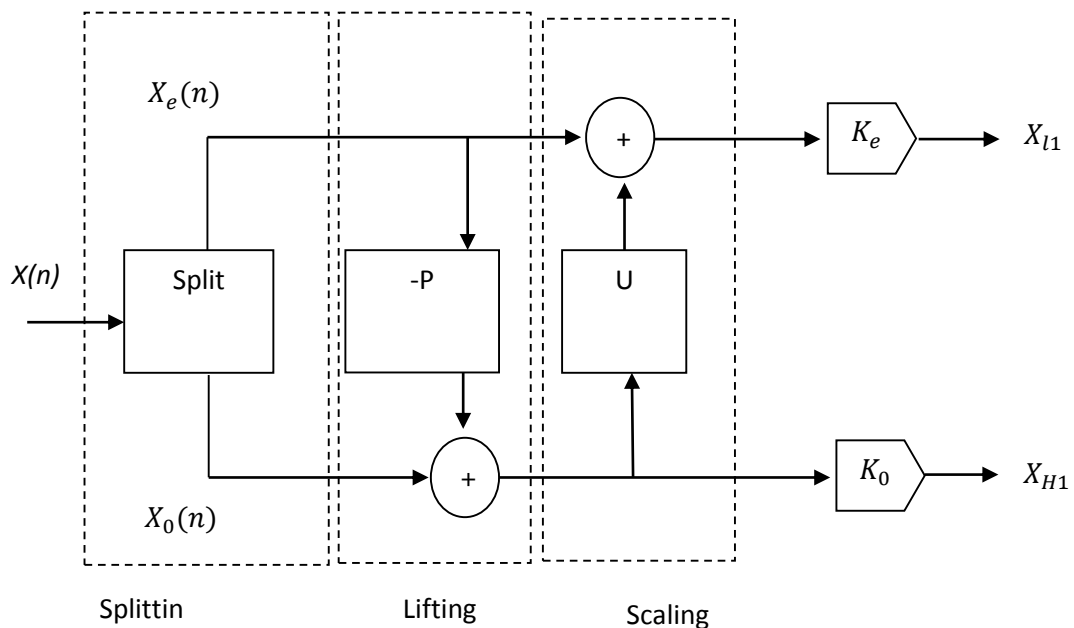


Figure 2.3: *Lifting-basé WT.*

Note : À l'opération de mise à jour U et le signal résultant est combiné avec l'estimation de $X_e(n)$ à $s(n)$ qui représente la partie lisse de l'original signal.

2.6 Structure pyramidale de la décomposition en ondelette à 3 bandes :

L'émergence des ondelettes a conduit à la convergence des méthodes d'expansion linéaire utilisées en traitement du signal et des mathématiques appliquées. Les méthodes de codage en sous-bandes et leurs filtres associés sont étroitement liés au concept d'ondelettes.

Une ondelette est une base pour représenter des images à divers degrés de résolution. La transformée en ondelettes est une fonction mathématique divisant une image en deux composantes de fréquence différentes correspondant à la résolution. La méthodologie de

transformation en ondelettes a été utilisée en raison des inconvénients de la transformation de Fourier.

La transformation en ondelettes a été classée, comme mentionné précédemment, en tant que DWT et transformations en ondelettes continues (CWT). Une ondelette est représentée comme un niveau multi-résolution, où chaque analyse est implémentée via des filtres passe-haut et passe-bas, où chaque filtre passe-haut est basé sur des ondelettes et un filtre passe-bas est basé sur des fonctions de mise à l'échelle. La fonction de transformation en ondelettes est basée sur la conversion d'une fonction unidimensionnelle dans des espaces bidimensionnels impliquant des paramètres de translation et de dilatation liés aux facteurs de temps et d'échelle.

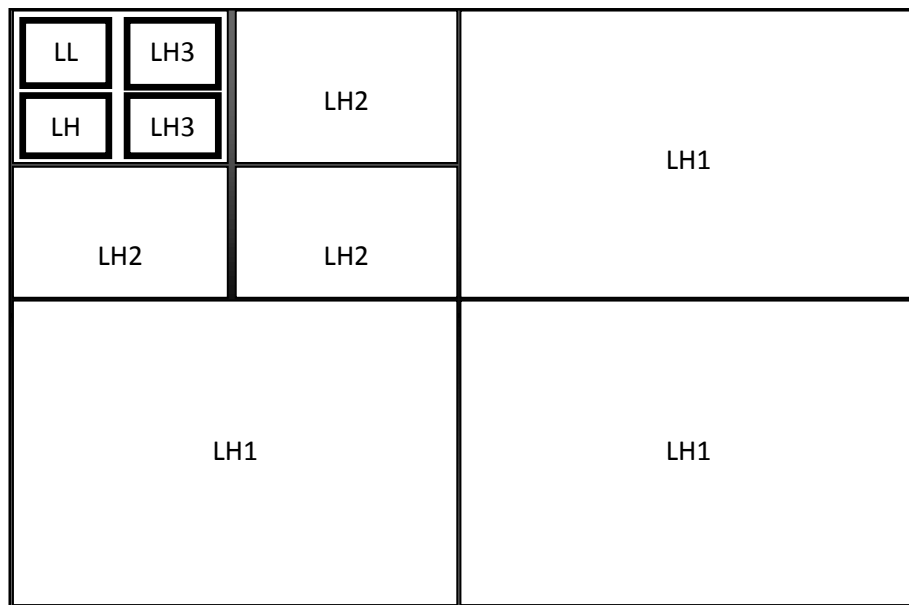


Figure 2.4: Structure pyramidale de la décomposition en ondelette à 3 bandes .

L'analyse en ondelettes d'une image peut être considérée dans le domaine fréquentiel comme une partition en un ensemble de sous-bandes, où chaque étape de partition est obtenue en appliquant la transformée en ondelettes 2D. Un niveau de transformations en ondelettes 2D donne quatre ensembles de données (coefficients en ondelettes) qui correspondent à quatre sous-bandes de fréquences 2D. Pour ces quatre sous-bandes, si les données de l'image d'origine sont au niveau de décomposition zéro (échelle), nous utilisons la notation suivante sur le niveau de décomposition k -ième : HHk (haut {détails élevés ou diagonaux}), HLk (haut

{bas ou horizontal détails), LH_k (Détails bas {hauts ou verticaux), LL_k (bas {bas ou approximation).

La sous-bande LL_k est également appelée approximation de l'image, car elle représente l'image à une échelle inférieure, tandis que les autres sous-bandes sont appelées détails de l'image. La décomposition en ondelettes est dyadique lorsque seule la sous-bande LL_k est encore transformée. Il en résulte un nouvel ensemble de sous-bandes : HH_{k+1}, HL_{k+1}, LH_{k+1}, LL_{k+1}. La décomposition dyadique utilisée dans la compression d'image générera ainsi une structure pyramidale hiérarchique, comme le montre la **Figure (2.4)**. Si la décomposition dyadique de N niveaux est effectuée (faible {transformation de sous-bande basse effectuée N fois), le résultat sera 3 N+1 sous-bandes.

2.6.1 Schéma de codage SPIHT :

En 1996, Said et Pearlman ont introduit le schéma de codage SPIHT est considéré comme l'un des algorithmes de compression d'images par ondelettes les plus efficaces disponibles dans la littérature. Il peut s'agir d'une transmission progressive et cela peut être pertinent pour la zone d'intérêt de compression sans perte. De plus, SPIHT peut compresser des images sans perte, ainsi qu'avec une perte [41].

SPIHT [33] est l'un des schémas les plus avancés disponibles, surpassant même l'état de l'art JPEG 2000 dans certaines situations. Le principe de base est le même - un codage progressif est appliqué, traitant l'image respectivement jusqu'à un seuil abaissant. La différence réside dans le concept d'arbre zéro (arbres d'orientation spatiale dans SPIHT).

La première idée est toujours la même. S'il existe un coefficient au niveau le plus élevé de la transformée dans une sous-bande particulière qui est considéré comme insignifiant par rapport à un seuil particulier, il est très probable que ses descendants aux niveaux inférieurs seront également insignifiants. Par conséquent, nous pouvons coder un groupe assez important de coefficients avec un seul symbole.

La **Figure (2.5)** montre comment un arbre d'orientation spatiale est défini dans une pyramide construite avec une division récursive de quatre sous-bandes.

Les coefficients sont classés hiérarchiquement. Selon cette relation, l'algorithme SPIHT enregistre de nombreux bits qui spécifient des coefficients non significatifs [34].

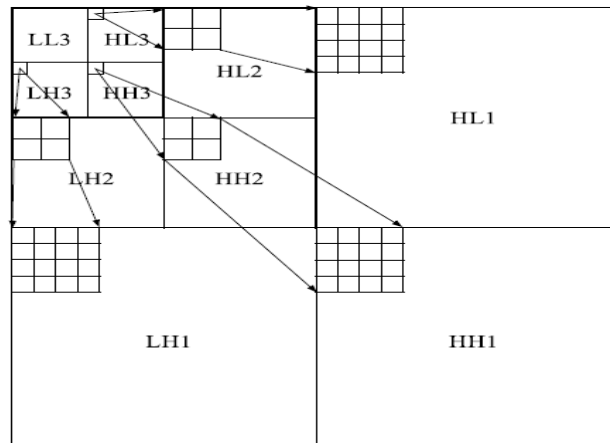


Figure 2.5: la relation 'parent-child'.

L'organigramme SPIHT est présenté sur la **Figure (2.6)**. Dans la première étape, l'image originale est décomposée en sous-bandes. Ensuite, la méthode trouve le maximum et le numéro d'itération. Dans la deuxième étape, la méthode place les coefficients d'ondelettes dans une passe de tri qui recherche toutes les valeurs significantes et encode leur signe. Dans la troisième étape, les coefficients significants qui ont été trouvés dans la passe de tri sont mis dans la passe de rendement qui utilise deux bits pour reconstruire exactement la valeur de fermeture à la valeur réelle [35].

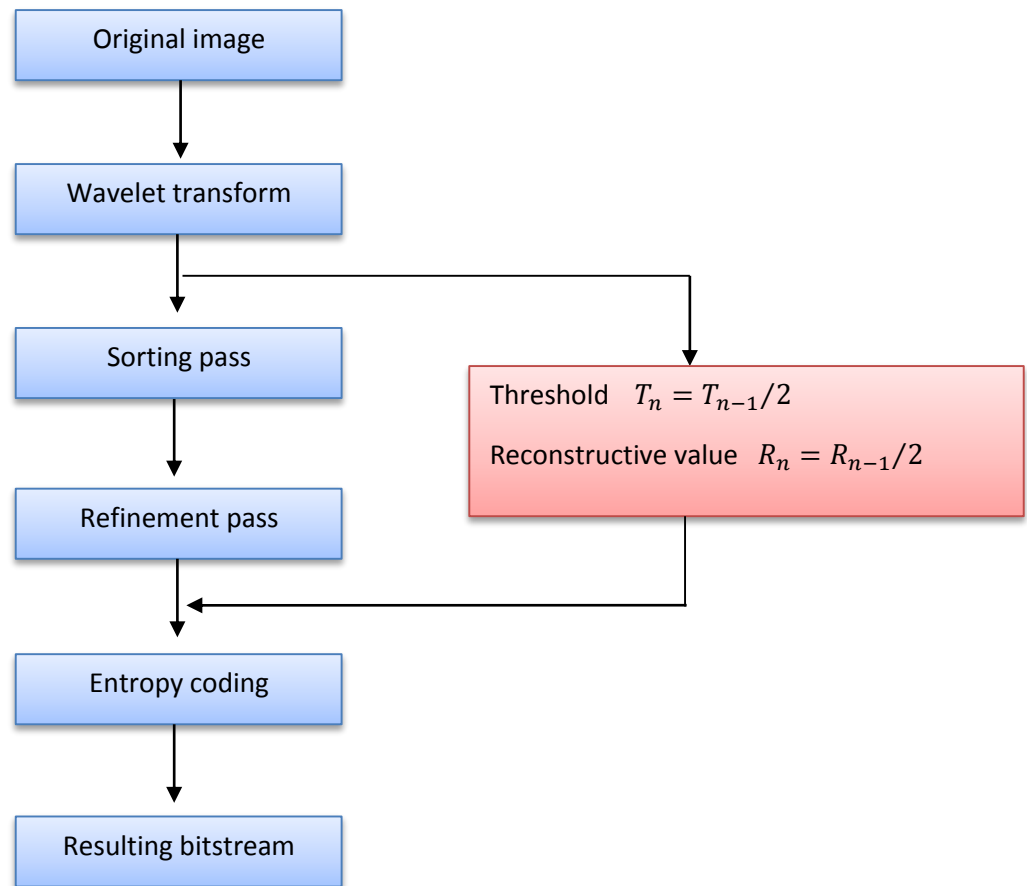


Figure 2.6: *organigramme de la transformée en ondelettes SPIHT.*

Les principes de base de SPIHT sont les suivants [41]:

- Un rangement partiel par amplitude des coefficients d'ondelettes 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'arbres et un ordonnancement de la transmission des bits de raffinement (l'amplitude de chaque coefficient significatif est progressivement raffinée).

Les descriptions complètes des deux algorithmes de codage et décodage SPIHT sont données ci-dessous. Commençons par définir les différents ensembles utilisés par cet algorithme :

- (i, j) : Ensemble des coordonnées de tous les **enfants** du nœud (i, j) .

- $D(i, j)$: Ensemble des coordonnées de tous les **descendants** du nœud (i, j) .
- $L(i, j) = D(i, j) - O(i, j)$: L'ensemble des **descendants à l'exception des enfants** (type B d'arbre de zéros).

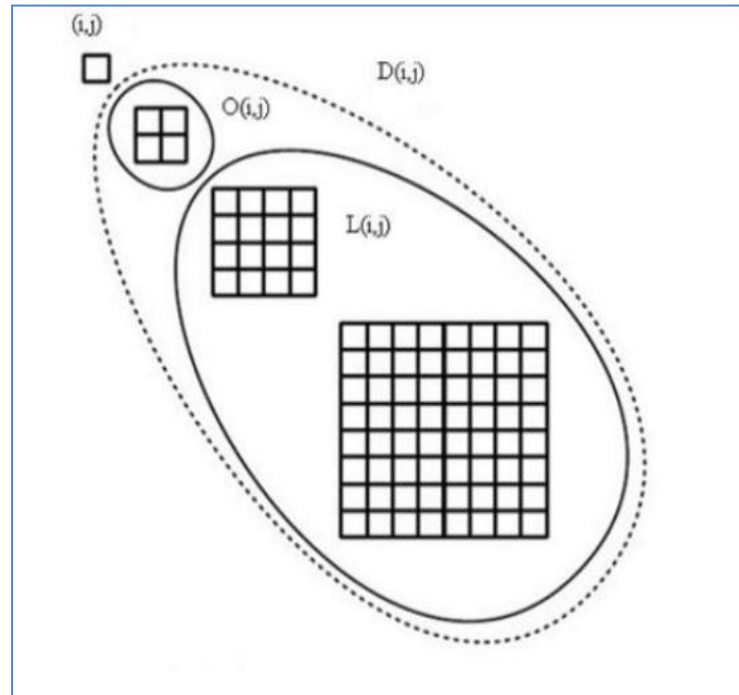


Figure 2.7: Terminologie SPIHT pour les descendants.

Les règles de partitions sont les suivantes [39] [40] [42] [43] :

- a) La partition initiale est formée des ensembles $\{(i,j)\}$ et $D(i,j)$ pour tous $(i, j) \in LL_n$ qui ont un descendant. Dans chaque groupe de coefficients 2×2 dans la LL_n dernière sous bande, un des coefficients n'a pas de descendances.
- b) Si $D(i, j)$ est significatif alors il est découpé en $L(i, j)$ plus 4 ensembles $D(l, m)$ d'un seul élément avec $(l, m) \in O(i, j)$.

2.6.2 Méthode de codage de l'algorithme SPIHT :

L'algorithme est cependant plus sophistiqué : contrairement à l'algorithme EZW qui n'utilise qu'un seul ensemble décrivant la significiance des coefficients, Pour réaliser pratiquement un codage emboîté, l'algorithme SPIHT stocke l'information significative dans 3 listes ordonnées :

1. LIS ou (LEN): Liste des ensembles non significatifs.
2. LIP ou (LCN): Liste des coefficients non significatifs.
3. LSP ou (LCS) Liste des coefficients significatifs.

Dans chaque liste, l'entrée, de coordonnées (i, j) , représente dans LSP et LIP un coefficient individuel et dans LIS elle représente soit l'ensemble $D(i, j)$ soit l'ensemble $L(i, j)$. Pendant la passe de signification, les coefficients dans LIP, qui étaient non significatifs dans la passe précédente, sont de nouveau testés. Ceux qui deviennent significatifs sont placés dans LSP. Similairement, les ensembles de LIS sont évalués selon leur ordre d'entrée. Si un ensemble est trouvé significatif il est supprimé de cette liste puis partitionné. Les nouveaux ensembles, constitués de plus d'un élément, sont ajoutés à la fin de LIS avec le type (**A** ou **B**). Tandis que les simples coefficients sont ajoutés à la fin de LSP ou de LIP suivant leur signification.

La liste LSP contient les coordonnées des coefficients qui seront traités dans la prochaine passe de raffinement. Pour préciser la relation entre la comparaison des amplitudes à un seuil net le message en bits envoyé, on utilise la fonction : est trouvé significatif il est supprimé de cette liste puis partitionné. Les nouveaux ensembles, constitués de plus d'un élément, sont ajoutés à la fin de LIS avec le type (**A** ou **B**). Tandis que les simples coefficients sont ajoutés à la fin de LSP ou de LIP suivant leur signification.

La liste LSP contient les coordonnées des coefficients qui seront traités dans la prochaine passe de raffinement. Pour préciser la relation entre la comparaison des amplitudes à un seuil net et le message en bits envoyé, on utilise la fonction :

$$S_n(\tau) = \begin{cases} 1 & \text{si } \max(|C_{i,j}|) \geq 2^n \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (2.12)$$

Avec i, j qui représente le coefficient de coordonnées (i, j) .

$S_n(G)$: indique la signifiante de l'ensemble de coordonnées Γ .

2.6.3 Description de l'algorithme :

L'algorithme SPIHT se déroule en deux passages ; Un pour triage des coefficients significatifs et l'autre pour le raffinement des amplitudes de ces coefficients. Pour chercher les coefficients significatifs, l'algorithme fait le test de signifiante pour chaque liste (LIP,

LIS). L'encodeur transmet '1' au décodeur s'il contient un coefficient significatif et '0' sinon. Lorsque le décodeur reçoit '0' il conclut que l'ensemble n'est pas significatif puisque l'encodeur et le décodeur s'il contient un coefficient significatif et '0' sinon, Lorsque le décodeur reçoit '0' il conclut que l'ensemble n'est pas significatif puisque l'encodeur et le décodeur partitionne les coefficients de la même manière. Lorsqu'un ensemble dans (LIS) est significatif, il est divisé en sous-ensembles par une règle commune à l'encodeur et au décodeur, ces nouveaux ensembles sont à leur tour traité de la même manière.

A chaque passage, un nouveau seuil est utilisé, le passage d'un seuil à l'autre se fera par une décrémentation de 1 pour n. Le processus de division s'arrête lorsque tous les coefficients significatifs ont été déterminés ou une fonction de cout est achevée.

Ce nouveau partitionnement semble plus efficace, puisqu'un codage entropique du flux quantifié n'est plus nécessaire, ce qui améliore nettement le temps de calcul. Bien entendu, une méthode avec codage entropique a aussi été étudiée des PSNR meilleur.

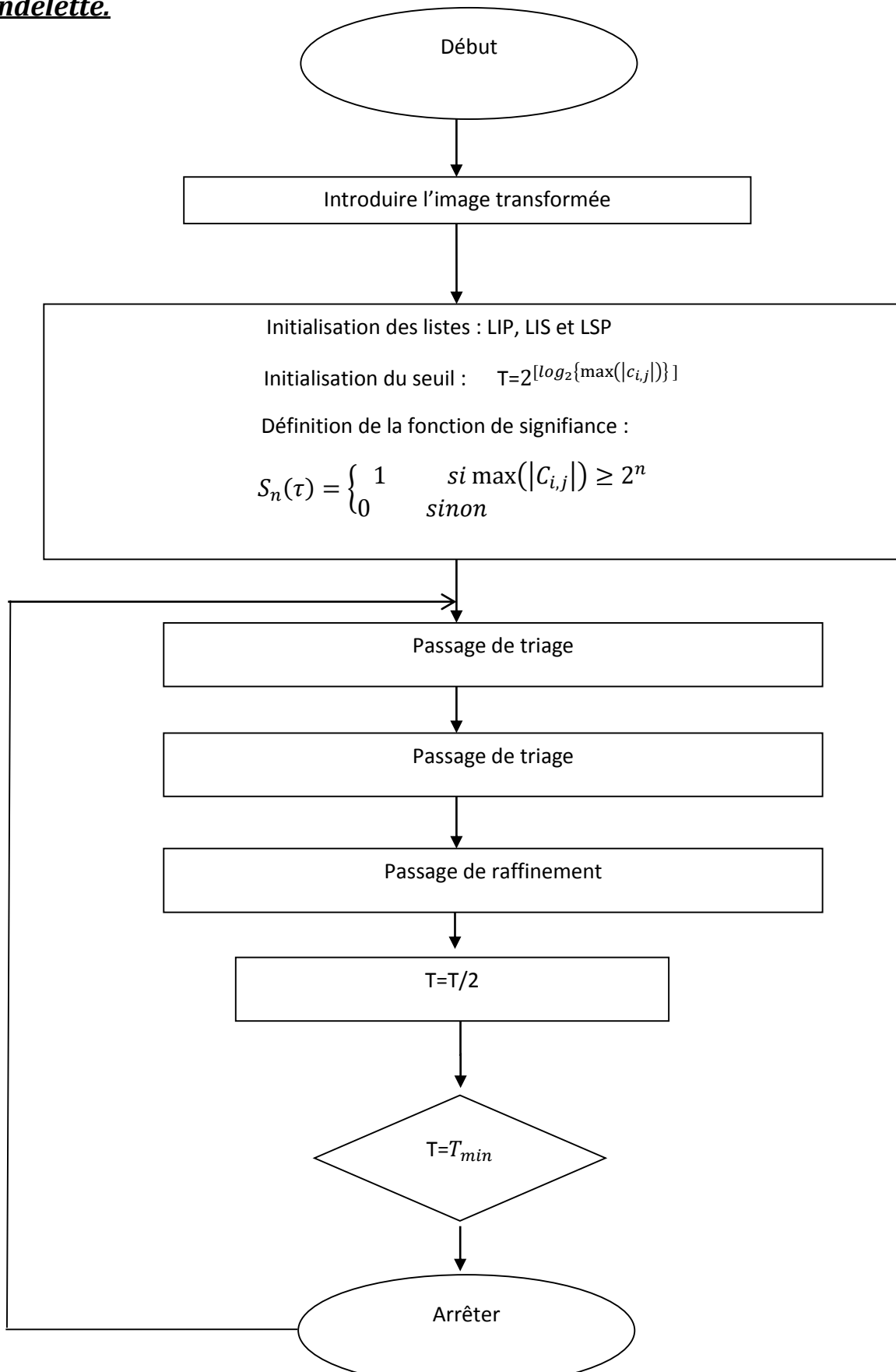


Figure 2.8: Diagramme en bloc de l'algorithme « SPIHT ».

Soit le seuil n initialisé comme suit :

$$n = \lfloor \log_2 (\max\{|c_{i,j}|\}) \rfloor \quad (2.13)$$

Une fois le seuil est fixé, nous pouvons définir la fonction de signifiante d'un ensemble τ , notée $S_n(\tau)$, par la formule suivante :

$$S_n(\tau) = \begin{cases} 1 & \text{si } \max(|c_{i,j}|) \geq 2^n \quad (i,j) \in \tau \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (2.14)$$

A. Passage de triage :

Ce passage détermine les coefficients significatifs, Dans un premier temps il nous faut parcourir la liste LIP à la recherche des coefficients tel que $S_n(i,j) = 1$. Les coordonnées de chaque coefficient de la liste LIP qui vérifie l'équation (2.12) seront déplacés de liste LIP à la liste LSP et le signe du coefficient est transmis au décodeur. Une fois le parcours de la liste LIP terminé, nous nous attachons à traiter la liste LIS. Etant donné la définition des listes données précédemment, il peut y avoir deux sortes de coefficient dont les coordonnées se trouvent dans la liste LIS :

- Les coordonnées de type A sont ceux dont la descendance est du type D (i, j), ce dernier étant une liste non significative ;
- Les coordonnées de type B sont ceux dont la descendance non significative est du type L (i, j), c'est-à-dire ceux dont les descendants directs sont devenus significatifs.

Dès lors, nous parcourons la liste LIS pour faire évoluer le partitionnement, Nous étudions pour cela la valeur de la fonction de signifiante+ de D (i, j) (respectivement L (i, j)) pour les coefficients de type A.

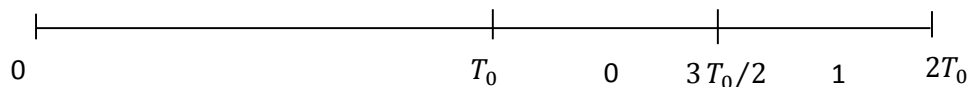
B. Passage de raffinement :

La seconde phase de l'algorithme est le raffinement des coefficients identifiées significatifs dans les passages précédents et qui est donc, sont présents dans la liste LSP. Les spécifications disponibles au décodeur seront affinées à un bit additionnel de précision. Donc,

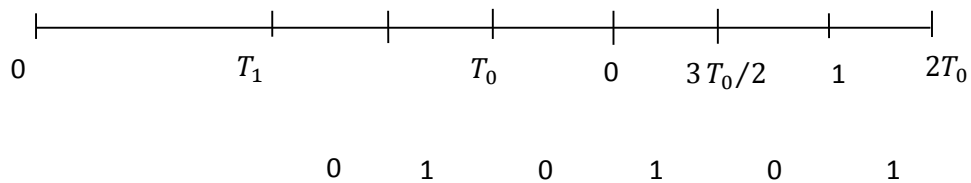
le codeur émis le $n^{ème}$ bit le plus significatif de $|C_{i,j}|$ pour chaque coordonnée (i,j) dans LSP. EN effet, c'est dans cette liste que se trouvent les amplitudes des coefficients significatifs, par rapport au seuil T_i et qui sont quantifiés, l'étage de quantification se fait en deux temps :

- Quantification des nouveaux coefficients arrivants dans la liste LSP.
- Raffinement des coefficients qui étaient significatifs aux précédentes ;

Nous utilisons pour cela un quantificateur scalaire uniforme défini par rapport au seuil T_i fixe par le passage de travail. Si globalement les coefficients significatifs sont compris dans l'intervalle $[T_i, 2T_0[$, l'intervalle des nouveaux arrivants, peut se restreindre à $[T_i, 2T_{i-1}[$ tandis que ceux qu'il faut tout simplement raffiner, se trouvent dans l'intervalle $[T_{i-1}, 2T_0[$. A chaque passage, nous réalisons un raffinement des intervalles d'incertitudes, en les divisions par deux. Ainsi l'indice de quantification '0' est affecté aux coefficients appartenant à la moitié inférieure de l'intervalle, alors que l'indice de quantification '1' sera utilisé pour la seconde de moitié **Figure (2.9)**.



Etape 1 : quantification



Etape 2 : quantification et raffinement de quantification

Figure 2.9: Quantification dans l'algorithme SPIHT.

Remarque :

- 1 Pour l'information de signe, un bit 1 est délivré pour le cas d'un coefficient positif et un bit 0 pour un coefficient négatif.
- 2 Toutes les entrées ajoutées à la fin de la liste LIS dans l'étape 2 sont évaluées avant la fin du même passage. Donc, lorsqu'un dit 'pour chaque coordonnée dans LIS ', cela inclut aussi celles qui sont ajoutées à la fin de LIS durant le même passage.
- 3 Avec cet algorithme, le taux de bit peut être précisément contrôlé par que l'information émise est formée en bits '1' et '0'.
- 4 Le codeur et le décodeur utilisent la propriété indiquée dans l'équation (2,12) pour Estimer la réduction de la distorsion désirée.

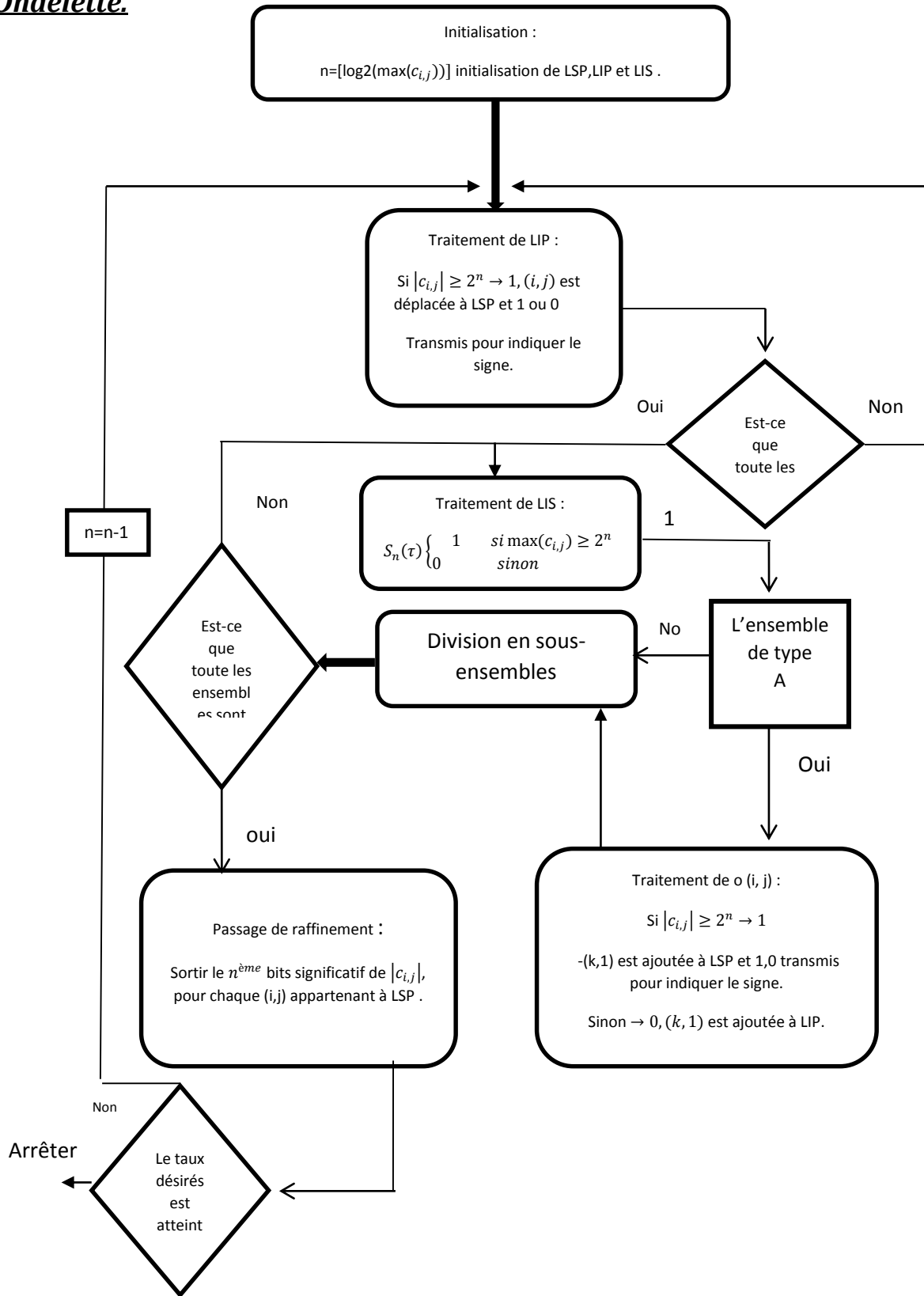


Figure 2.10 : Organigramme de l'algorithme SPIHT.

2.7 Conclusion :

Dans ce chapitre nous avons décrit un algorithme de compression, à savoir le SPIHT, qui est alternative intéressante aux algorithmes classiques (quantification scalaire ou vectorielle suivie d'un codage entropique). Cet algorithme présente de nombreux intérêts :

D'une part, ils sont complètement adaptés à la structure de l'image transformée en ondelette, d'autre part, le taux de compression ou la qualité désirée peut être précisément spécifiée à l'avance, contrairement à un codage standard qui nécessiterait plusieurs itérations avant d'obtenir le débit souhaité. En outre, ces algorithmes présentent l'avantage de nécessiter ni phase d'apprentissage, ni dictionnaire, ni d'information statistique sur l'image. Enfin, et nous le verrons par la suite, L'efficacité du partitionnement et le compactage de l'information sur la valeur des coefficients significatif, font que les performances seront très remarquables.

CHAPITRE 3 :
Résultats et Simulation

3.1 Introduction :

Dans ce chapitre nous étalons nos résultats de simulation obtenus en utilisant logiciel Matlab, nous avons présenté des résultats sur l'insertion spirale des images, ainsi nous avons utilisé des images de résolution (M*N) (Exemple : 256*256) et (512*512) à niveau de gris et chaque pixel est codé sur 8 bits, les images traitées dans ce chapitre sont des **images satellite avion** et l'**image LENA**.

Afin d'évaluer les résultats obtenus, nous avons considéré les critères d'évaluation, tel que le MSE et le PSNR (Peak Signal Noise Ratio), ce rapport est très utilisé en traitement d'images, il montre la distorsion de l'image traitée par rapport à celle originale. Cela permettra d'évaluer les performances de la méthode utilisée en fonction du nombre de bits par pixel (bpp), qui nous informe directement sur le taux de compression.

Pour cela nous allons présenter deux méthodes de compression, la compression d'image basée sur la **transformée en ondelettes DWT**, et la compression d'image par **Ondelettes SPIHT**.

3.2 Simulation :

3.2.1 Modèle de conception Compression/décompression d'image

par ondelette :

3.2.1.1 Compression/décompression d'image par ondelette :

L'algorithme de compression d'image par ondelette se compose de différentes étapes

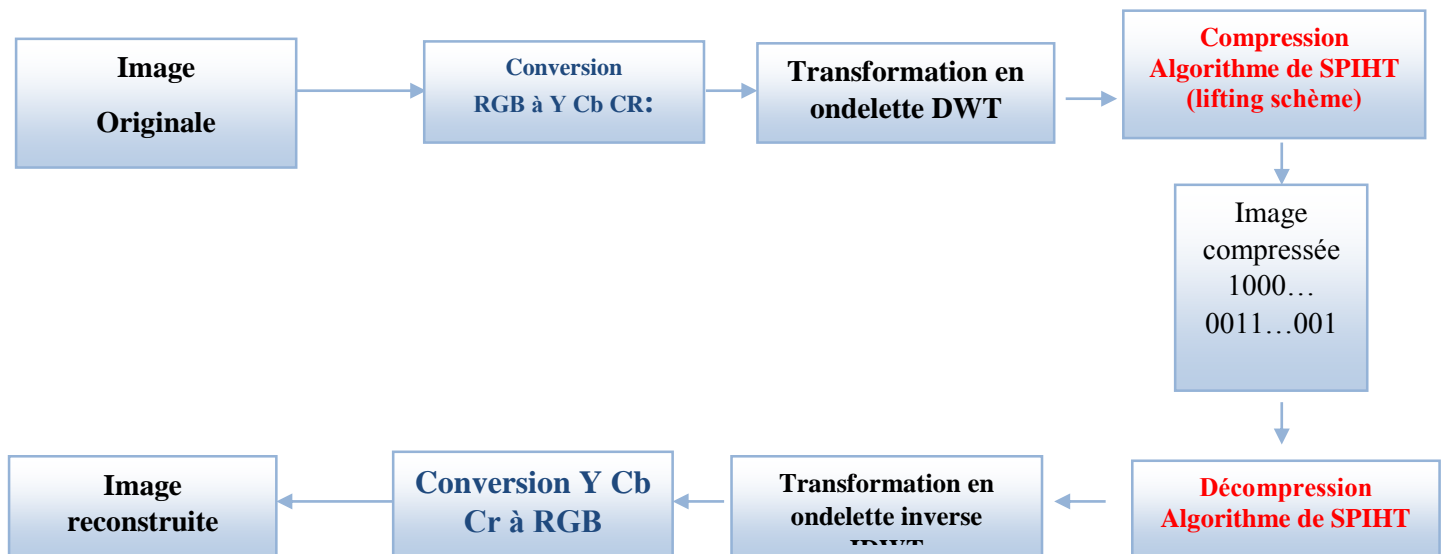


Figure 3.1 : L’algorithme de compression d’image par ondelette (TO) se compose de différentes étapes par l’algorithme SPHIT CDF9/7 (Structure lifting).

Les étapes de compression image expliquée sous quatre étapes pour **1 jusqu’a 4** :

Etape 1 : Image originale.

Les images utilisées dans cette application, sont des images panchromatiques codées sur 8 bits (M=N=256). L’image couleur représente sous forma trois couleurs RGB (R : Red G : green B : Blue)

Exemples :

Pour notre application, nous avons utilisé les images suivantes :

- Lena codée sur 8 bits, niveaux gris de taille 512x512 pixels.
- Lena codée sur 24 bits en couleur de taille 256 x256 pixels.
- Image satellite avion codée sur 24 bits de taille 256 x 256 pixels.



(a) Image Lena en couleur



(b) Image Lena EN gris



(c) Image satellite avion

Figure 3.2: Exemples des images.

Étape 2 : Conversion RGB à Y Cb Cr :

L'œil humain étant plus sensible à la luminance (intensité lumineuse, clarté) qu'à la chrominance (la couleur), pour compresser une image, le format JPEG va « jouer » sur les valeurs de la couleur même et on non pas sur la clarté de l'image, de cette façon la différence de qualité de l'image ne sera que très peu visible (cela dépende du taux de compression)

Le système de codage RGB n'est donc pas approprié pour réussir à « jouer » sur la valeur de la chrominance puisque les valeurs de la clarté de l'image sont imbriquées avec ceux de la couleur.

Tandis qu'avec le système de codage YCbCr, la clarté et séparé » de la chrominance. C'est pourquoi l'algorithme va convertir les valeurs RGB en YCbCr, l'algorithme de conversion et suivant :

$$\begin{cases} Y = (0.299 * R) + (0.587 * G) + (0.114 * B) \\ Cb = (-0.1687 * R) - (0.3313 * G) + (0.5 * B) + 128 \\ Cr = (0.5 * R) - (0.41874 * G) - (0.0813 * B) + 128 \end{cases}$$

Suite à cette étape, il n'y a pas de pertes d'information :

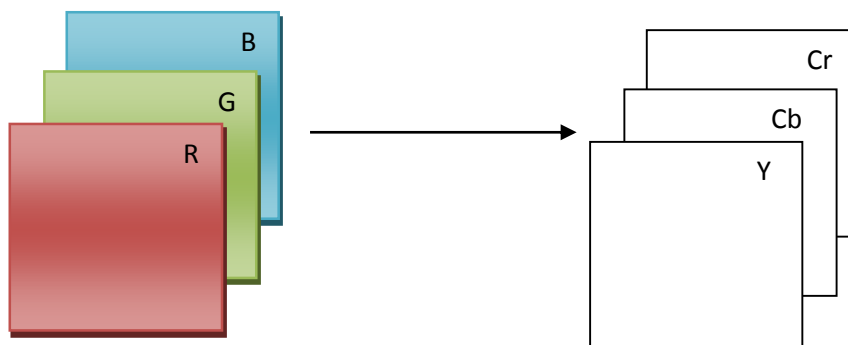


Figure 3.3 : Conversion RGB à YCbCr.

Etape 3 : Transformation en ondelette :

- On applique une transformation en ondelette sur L'image originale convertie (RGB à YCbCr).
- Rappelons que la transformée en ondelette permet de regrouper les variations de l'image dans un nombre faible de coefficients. c.à.d. Extraction de l'énergie de l'image (les informations nécessaires) et de les stockés dans un petit nombre de coefficients.
- La transformation en ondelette est une sorte de filtrage appliqué sur l'image, car les ondelettes sont vues comme des filtres.
- La transformée en ondelette DWT comprend plusieurs paramètres, parmi ceux qui nous intéresse,
- Le niveau de décomposition et l'ondelette utilisée pour chaque sous échantillonnage de l'image YCbCr. Cette étape va engendrer une perte de qualité puisqu'elle consiste à pour les information de chrominance) sous échantillonner l'image concrètement le JPEG va garder la moyenne de quatre pixels dans ce cas-là le sous échantillonnage est appelé (2h:2v horizontalement et verticalement) la luminance ne subit pas de sous échantillonnage Sur une

photo ou une image quelconque, ne garder en mémoire que la moyenne de chrominance de quatre pixels au lieu des informations entier des quatre pixels, n'est pas dérangeant puisque l'œil ne distingue pas les petites voire moyenne différences de couleur au sein d'un carrée de deux sur deux pixels .

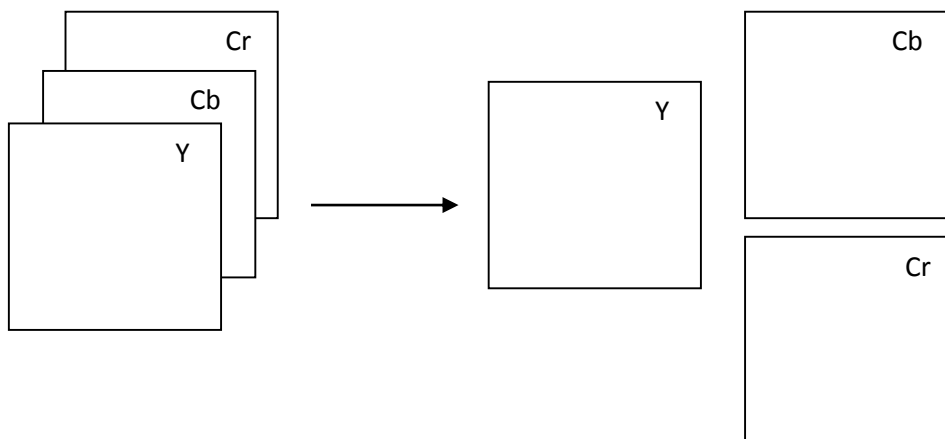


Figure 3.4 : Décomposition l'image originale (YCbCr).

Ensuite que les trois sous échantillonnage de l'image YCbCr sont décomposées par la transforme en ondelette CDF9/7 et les coefficients obtenus sont encodés par l'encodeur SPIHT (chaque couche séparément) pour générer une séquence binaire considérée comme des données à stocker ou à transmettre.

Etape 4 : Décompression d'image :

La décompression consiste à exécuter les étapes de la compression en sens inverse.

3.1.1.2 Résultats de compression et interprétations :

L'évaluation des résultats obtenus par la méthode de SPIHT sur plusieurs images de différents types a été effectuée selon deux procédés :

- En fonction du PSNR par rapport au débit
- En fonction de la qualité de l'image obtenue.

Chacune des images tests est compressée avec plusieurs débits différents allant de 0.125 jusqu'à 1 bpp en mesurant le PSNR obtenu. Pour la décomposition en ondelettes nous avons

opté sur cinq (05) niveaux de décomposition avec les filtres d'ondelettes bi-orthogonaux 9/7 avec extension symétrique. Les valeurs du PSNR obtenus pour les images : LENA et satellite avion.

Nous sommes contents de ces valeurs de compression (des débits de 0.125 à 1 bpp) car ce sont les valeurs que l'on retrouve généralement dans la littérature scientifique spécialisée et ce sont les valeurs que l'on souhaite obtenir avec des PSNR améliorés. D'autre part, les images choisies pour nos tests sont des images standards utilisées par toute la communauté scientifique travaillant dans ce domaine. De même, ce sont des images avec des caractéristiques relativement différentes nous permettant ainsi d'évaluer les performances de cet algorithme sur un large éventail d'images différentes.

Enfin, notons que pour la DWT, ou transformée d'ondelettes discrètes, nous avons opté pour cinq niveaux de décomposition qui sont largement suffisants et nous ne pouvons pas espérer améliorer la qualité de la compression avec des niveaux supérieurs. Quant aux filtres numériques RIF utilisés dans ce cas ils ont prouvé leurs validités dans ce cas de figures. Notons également que pour des images en niveaux de gris l'algorithme SPIHT est appliqué uniquement sur une seule composante à savoir la composante luminance ou Y. pour des images en couleurs la méthode de compression SPIHT est appliquée simultanément sur les trois composantes RVB ou bien encore Y, Cr et Cb.

3.3 Compression image par SPIHT :

Pour évaluer ses performances, notre schéma de compression a été appliqué, au **image Lena en niveau de gris**, notre méthode de compression repose sur les codeur SPIHT. En variant le niveau de décomposition (level).

Niveau de décomposition	Les performances	Débit (bpp)				
		0.125	0.25	0.5	0.75	1
1	PSNR	12.33	13.36	15.6	17.44	17.44
	MSE	15336.47	12105.91	7121.25	4726.65	61726.65
	Taux	99.98	99.95	99.90	99.85	99.80
2	PSNR	15.51	17.15	18.44	22.72	27.65
	MSE	7374.74	5048.22	3752.18	1401.29	450.34
	Taux	99.98	99.95	99.90	99.85	99.80
3	PSNR	18.04	26.57	33.34	38.62	41.84
	MSE	4114.71	557.14	121.52	36.03	17.17
	Taux	99.98	99.95	99.90	99.85	99.80
4	PSNR	30.17	36.28	41.13	43.59	45.25
	MSE	252.18	61.69	20.22	11.47	17.83
	Taux	99.98	99.95	99.90	99.85	99.80
5	PSNR	35.32	38.85	42.41	44.24	45.81
	MSE	16.99	61.69	15.05	9.89	6.88
	Taux	99.98	99.95	99.90	99.85	99.80

Tableau 3.1 : Variation des paramètres d'évaluation (PSNR, MSE et taux de compression) pour différents niveaux de décomposition.

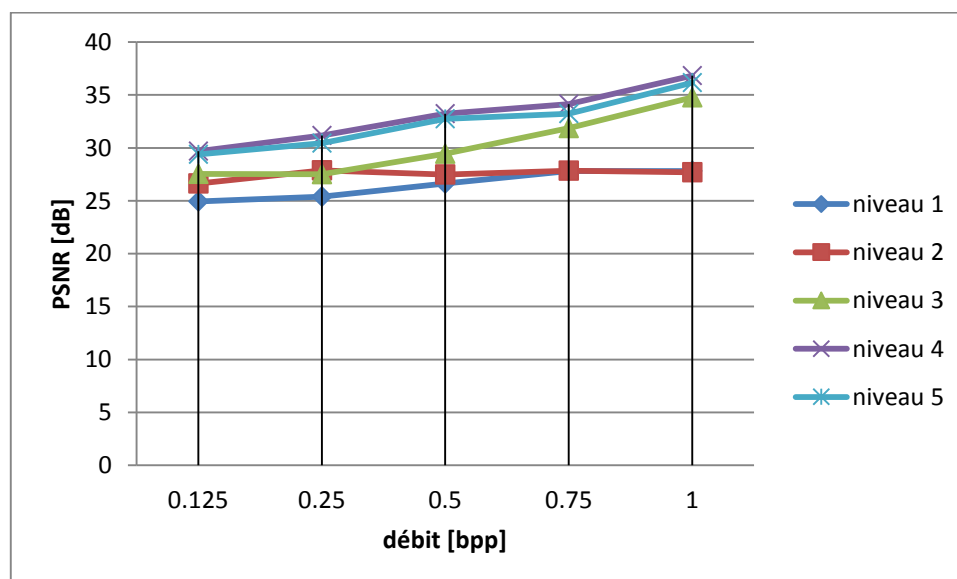


Figure 3.5 : Courbe PSNR/Débit binaire pour les différents niveaux de l'image LENA.

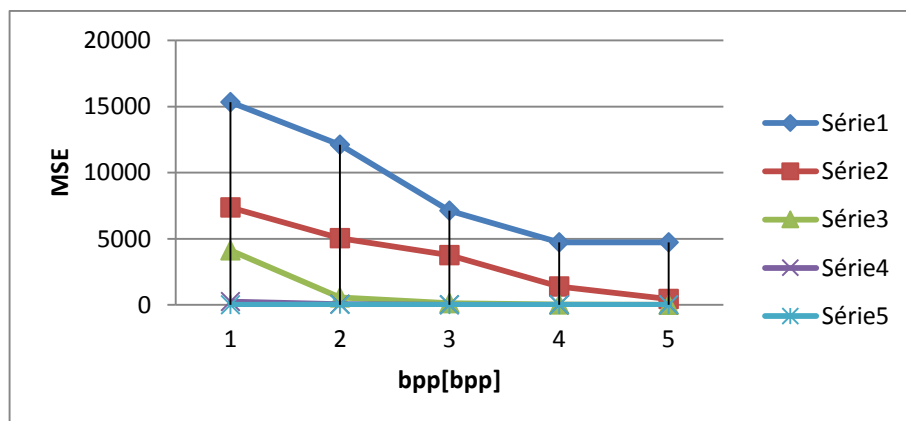


Figure 3.6: Courbe MSE/Débit binaire pour les différents niveaux de l'image LENA.

A. Exemple 01:

Images reconstruites avec SPIHT pour un taux de 1 bit/pixel sous MATLEB.



(a) RC=1 niveau 3 PSNR=41.84 dB



(b) RC=1 niveau =4 PSNR=45.25 dB



(c) RC=1 niveau 5 PSNR= 45.81 dB

Figure 3.7 : Images reconstruites avec SPIHT pour un taux de 1 bit/pixel.

Interprétation des résultats :

L'algorithme SPIHT commence à donner de bonnes performances qu'à des niveaux de décomposition supérieurs à 3. En effet le gain de PSNR apporté par l'augmentation des niveaux de décomposition augmente sensiblement entre les niveaux : 2,3 et 3,4. L'écart entre les courbes du PSNR/débit binaire diminue entre les courbes représentant les niveaux de décomposition ondelette (4,5).

3.3 Compression d'images couleur par la structure lifting couplée avec SPIHT :

B. EXEMPLE 02 : Pour l'image LENA couleur.

Pour évaluer ses performances, notre schéma de compression a été appliqué, aux images Lena Et Satellite avion. Méthode de compression repose sur le codeur SPIHT appliqués dans le domaine des ondelettes entières utilisant l'ondelette bi orthogonale CDF9/7 variant le niveau de décomposition (level).

		Débit (bpp)				
Type d'image	Les performances	0.125	0.25	0.5	0.75	1
1	PSNR	26.27	26.39	26.49	26.60	26.60
	MSE	181.36	171.10	154.04	147.75	147.75
	MMSIM	0.728	0.178	0.367	0.547	0.547
	Taux	98.44	96.88	93.75	90.63	87.50
2	PSNR	26.42	26.52	27.06	30.44	28.12
	MSE	156.30	150.39	133.43	80.97	19.66
	MMSIM	0.344	0.509	0.524	0.553	0.566
	Taux	98.44	96.88	93.75	90.63	87.50
3	PSNR	26.96	28.09	29.69	32	35.20
	MSE	136.69	106.09	70.31	41	19.66
	MMSIM	0.468	0.485	0.625	0.797	0.893
	Taux	98.44	96.88	93.75	90.63	87.50
4	PSNR	28.84	30.57	32.91	33.85	37.77
	MSE	85.06	57.06	33.28	26.78	10.86
	MMSIM	0.560	0.714	0.849	0.893	0.937
	Taux	98.44	96.88	93.75	90.63	87.50
5	PSNR	28.38	30.60	32.95	34.68	37.64
	MSE	94.32	56.61	32.95	22.15	11.20
	MMSIM	0.610	0.744	0.859	0.901	0.941
	Taux	98.44	96.88	93.75	90.63	87.50

Tableau 3.2 : *Variation des paramètres d'évaluation (PSNR, MSE et MMSIM) pour différents niveaux de décomposition de CDF9/7 pour l'image LENA en couleur.*

Les courbes suivantes illustrent les variations du PSNR, MSE et du MMSIM pour la compression de l'image LENA en couleur pour différents niveaux de décomposition. Lors de l'utilisation de l'ondelette CDF9/7.

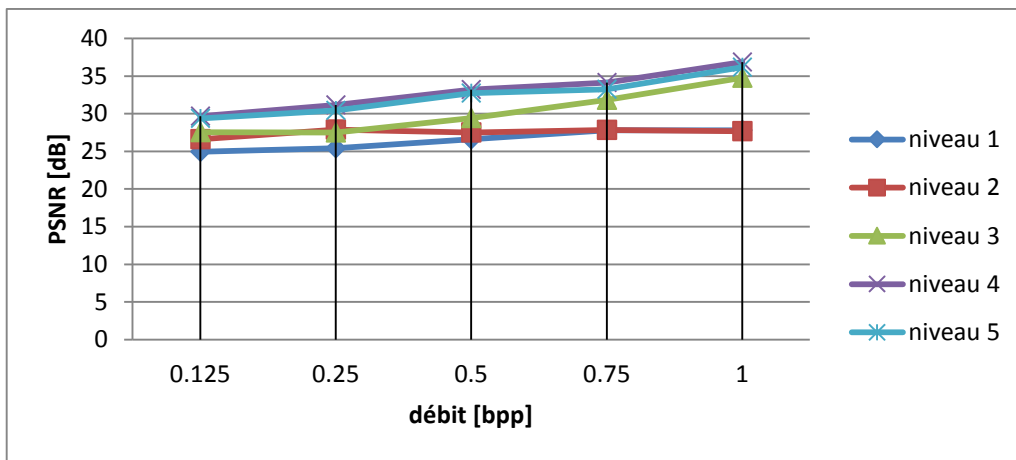


Figure 3.8: Courbe PSNR/débit binaire pour les différents niveaux de l'image Lena en utilisant l'ondelette algorithme CDF9/7.

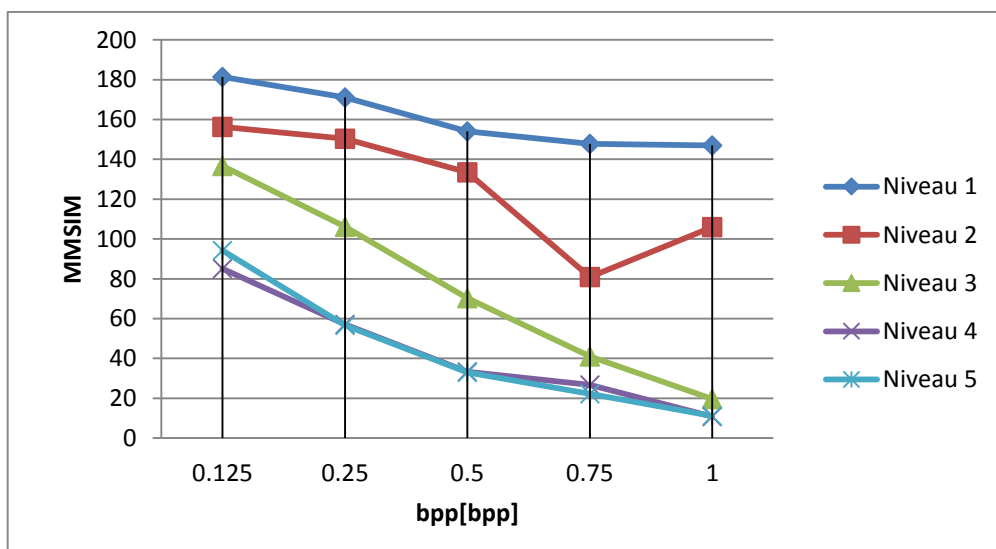


Figure 3.9: Courbe MMSIM/débit binaire pour les différents niveaux de l'image Lena en utilisant l'ondelette algorithme CDF9/7.

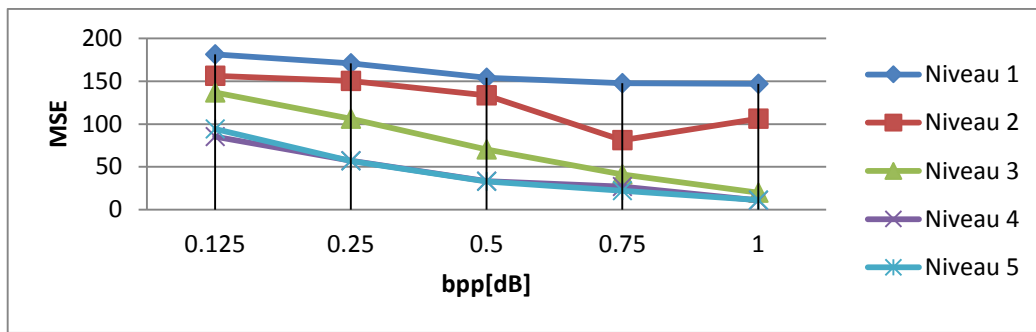


Figure 3.10 : Courbe MSE/débit binaire pour les différents niveaux de l'image Lena en utilisant l'ondelette CDF9/7.

Interprétation des résultats :

Compression d'une image Lena avec algorithme SPIHT codée avec CDF9/7 pour un taux de 1 bit/pixel



(a) RC=1 à niveau 3 PSNR= 35.20 dB



(b) RC=1 niveau =4 PSNR=37.74db



(c) RC=1 niveau =5 PSNR = 30.57 DB

Figure 3.11: Images reconstruites avec CDF9/7 pour un taux de 1 bit/pixel.

C. Exemple 3 : Pour l'image satellite avion (voir tableau 3.3).

Type d'image	Les performances	Débit (bpp)				
		0.125	0.25	0.5	0.75	1
1	PSNR	24.93	25.40	26.62	27.82	27.82
	MSE	211.03	193.38	152.51	125.78	125.78
	MMSIM	0.515	0.130	0.300	0.429	0.429
	Taux	98.44	96.88	93.75	90.63	87.50
2	PSNR	26.63	27.88	27.49	27.84	27.69
	MSE	152.18	124.82	133.29	145.82	142.23
	MMSIM	0.296	0.429	0.430	0.463	0.494
	Taux	98.44	96.88	93.75	90.63	87.50
3	PSNR	27.53	27.51	29.43	31.86	34.77
	MSE	132.62	144.42	75.61	42.45	24.67
	MMSIM	0.427	0.465	0.631	0.737	0.810
	Taux	98.44	96.88	93.75	90.63	87.50
4	PSNR	29.69	31.16	33.21	34.14	36.84
	MSE	98.44	49.77	31.03	25.07	13.47
	MMSIM	0.585	0.679	0.762	0.804	0.854
	Taux	98.44	96.88	93.75	90.63	87.50
5	PSNR	29.37	30.44	32.73	33.24	36.17
	MSE	75.19	58.77	34.66	30.86	15.70
	MMSIM	0.635	0.694	0.776	0.806	0.862
	Taux	98.44	96.88	93.75	90.63	87.50

Tableau 3.3: Variation des paramètres d'évaluation (PSNR, MSE et MMSIM) pour différents niveaux de décomposition de CDF9/7 pour l'image satellite avion.

Les courbes suivantes illustrent les variations du PSNR, MSE et du MMSIM pour la compression de l'image LENA en couleur pour différents niveaux de décomposition. Lors de l'utilisation de l'ondelette CDF9/7.

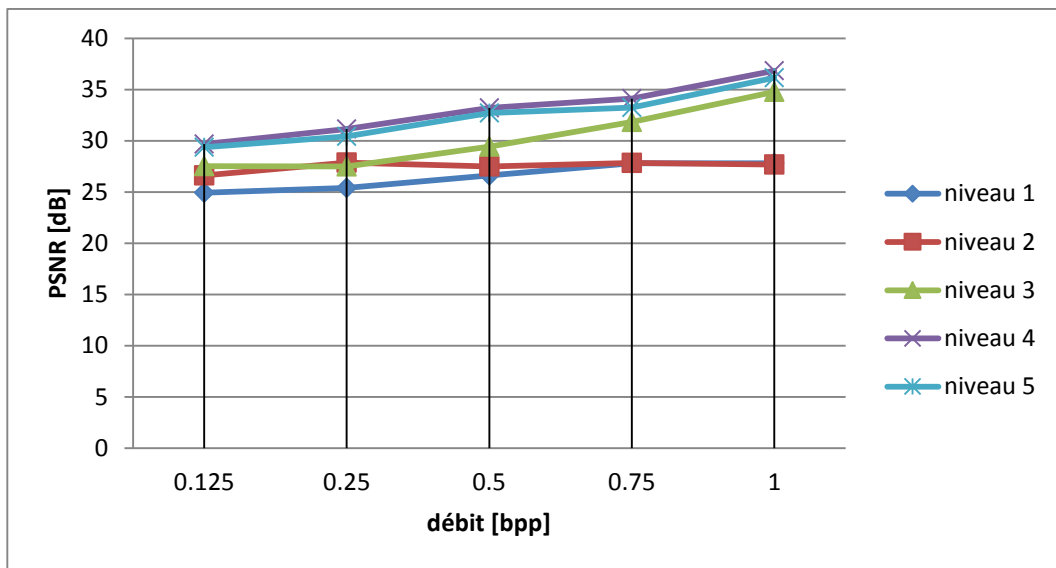


Figure 3.13 : Courbe PSNR/débit binaire pour les différents niveaux de l'image Satellite avion en utilisant l'ondelette CDF9/7.

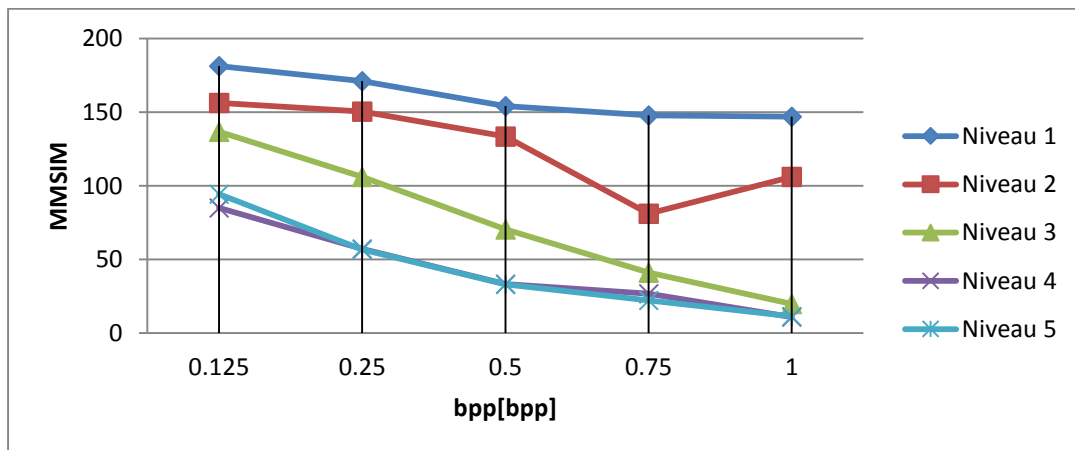


Figure 3.14 : Courbe MMSIM/débit binaire pour les différents niveaux de l'image Satellite avion en utilisant l'ondelette CDF9/7.

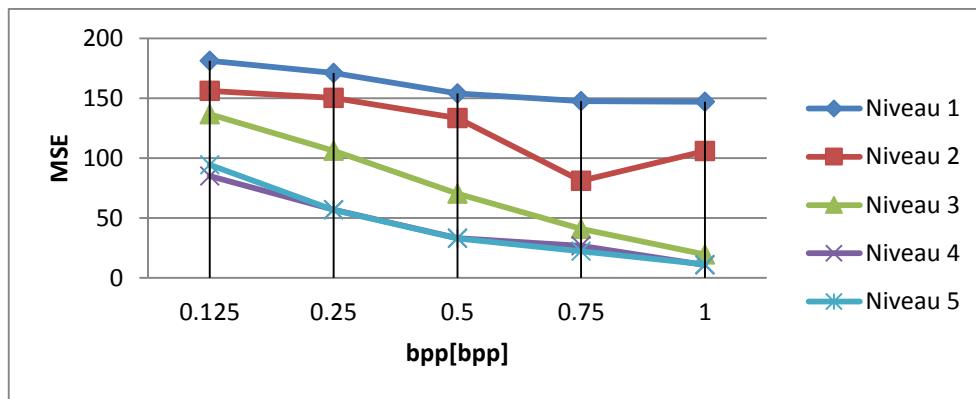


Figure 3.15 : Courbe MSE/débit binaire pour les différents niveaux de l'image Satellite avion en utilisant l'ondelette CDF9/7.

Interprétation des résultats : Compression d'une image satellite avion avec algorithme SPIHT codée avec CDF9/7 pour un taux de 1 bit/pixel



(a) RC=1 niveau =4 PSNR=36.84



(b) RC=1 niveau=5 PSNR=31.16



(C) RC=1 niveau =3 PSNR=34.77

Figure 3.16 : Images reconstruites avec CDF9/7 pour un taux de 1 bit/pixel.

3.4 Interprétation des résultats :

Nous généralisons notre algorithme avec la CDF9/7 sur différentes images en couleur. Nous constatons de bonne qualité d'image compressée avec l'ondelette CDF9/7.

A partir de ces résultats, on peut constater que le PSNR augmente avec le niveau de décomposition pour les différentes ondelettes utilisées sur l'image test. Donc, on peut dire que les performances du codeur SPIHT codé à cdf9/7 sont maximales pour de grandes résolutions.

Les résultats de compression des images utilisées dans ces tests prouvent bien les bonnes performances de cet algorithme. Evidemment, on remarque d'importantes disparités du PSNR pour les mêmes débits entre les différentes images.

Le PSNR croît lentement avec le taux en bpp selon une loi qui est approximativement logarithmique. Constatant bien que pour des débits très faibles, les PSNR sont de valeurs très faibles, Ceci est dû essentiellement aux caractéristiques de chacune de ces images. Notons que si nous avons considéré des débits (en bpp) égal ou supérieur à la majorité des PSNR calculés, aussi bien pour les images en niveaux de gris que pour les images en couleur, seront nettement supérieurs à 30dB.

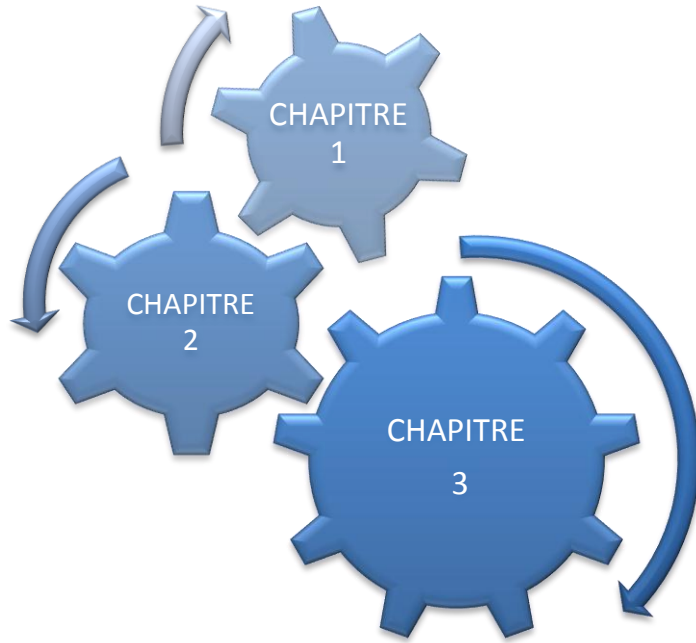
Des images dont les PSNR sont compris entre 30 dB et 40dB sont jugées généralement comme des images de bonnes qualités. Ces résultats ont montré que l'utilisation d'un niveau de décomposition égal à 5 est suffisante pour la compression d'images en couleur, et donne de meilleurs résultats en termes de PSNR, MSE et MMSIM.

Les résultats de simulation ont indiqué également que l'ondelette est mieux appropriée à la transformation d'images satellitaires.

3.5 Conclusion :

Ce chapitre a été consacré à l'évaluation des performances de la méthode de compression implémenté en analysant les différents résultats obtenus. Les résultats de compression basée sur l'algorithme de SPIHT prouvent son efficacité. Cependant, cette efficacité est tributaire des caractéristiques des images utilisées. De même, cette efficacité dépend énormément du type d'ondelette utilisée et du nombre de décomposition effectué. Les travaux ont montré qu'un nombre de décomposition égal à cinq est largement suffisant pour la majorité des cas et que nous ne pouvons pas espérer améliorer davantage en choisissant un nombre plus élevé.

CONCLUSION GENERALE

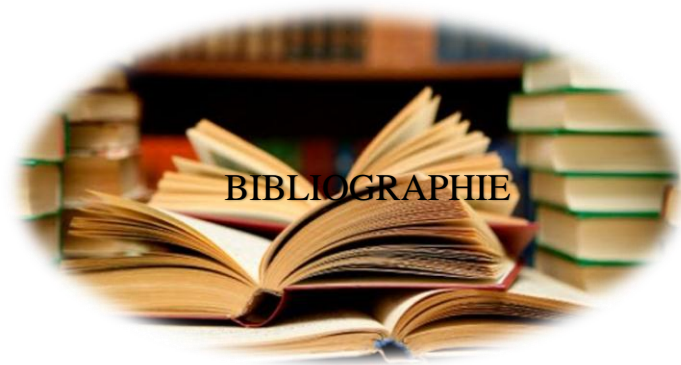


CONCLUSION GENERALE

La compression des données et particulièrement des images datent déjà de plusieurs décennies. Cependant, elle est toujours d'actualité compte des exigences technique et technologique liées aux multimédias d'une manière générale et aussi aux moyens de communications comme les réseaux informatiques. De nombreux algorithmes ont vus le jour et certains sont devenus des normes et des standards. Les techniques de compression avec pertes assurent généralement des taux de compression relativement élevés mais avec un certain degré de dégradation.

Les objectifs des nouvelles techniques de compression sont donc de réduire plus et d'altérer les moins possible. Parmi les techniques de compression avec perte nous avons les méthodes basées sur les transformations comme par DWT. Dans notre mémoire nous sommes intéressés en premier lieux à une technique de compression basée sur la DWT et opérant sous forme progressive à savoir la technique SPIHT. Il s'agit d'une amélioration d'une autre technique de la même espèce en l'occurrence EZW et nous avons utilisé une transformation en ondelettes par schéma de lifting implémentant CDF 9/7. Nous avons donc mis au point cet algorithme et nous l'avons testé et évalué sur plusieurs images tests. Les résultats sont très concordants avec les travaux d'autres chercheurs dans le même domaine.

D'autre part, ces résultats prouvent bien que cet algorithme est très performant essentiellement pour certains types d'images.



BIBLIOGRAPHIE

BIBLIOGRAPHIE

- [1] A.W. Wong, R.K. Taira, and H.K. Huang, "Implementation of a digital archive system for radiology department", in Proc. SPIE Conf. on Medical Imaging VI: PACS Design and Evaluation 1645, pp. 182-190, 1992.
- [2] G. Puimatto, « Notions sur la compression des données dans les applications des multimédias », Note technique, Centre National de Documentation Pédagogique, 1994.
- [3] N. Sendrier, « Théorie de l'information ».
- [4] A. Zribi, « Décodage conjoint source / canal des codes entropiques : Application à la transmission d'images », Thèse de Doctorat, Université El Manar- Tunis en habilitation conjointe avec l'Université de Bretagne- Sud, 07/ 12/ 2010.
- [5] C. Touche, « Implémentation d'un environnement parallèle pour la compression à l'aide des Fractales », Mémoire de Magistère, Université Mentouri- Constantine- Algérie, 2005.
- [6] E. Fabre, « Théorie de l'information & codes correcteurs d'erreurs », INRIA, 2000.
Multimédias », Note technique, Centre National de Documentation Pédagogique, 1994.
- [7] T.I.P.E. Terre et Espace, « Compression d'images fixes », 1999.
- [8] D. Zeroual, « Implémentation d'un environnement parallèle pour la compression d'image à l'aide des Fractales », Mémoire de Magistère, Université Hadj Lakhdar- Batna Algérie, 2006.
- [9] Emad S. Hassan, "Multi-Carrier Communication Systems with Examples in MATLAB", Book. A New Perspective, CRC press Taylor & Francis Group, Boca Raton London New York 2016.
- [10] AHMED Oussama, « Développement et évaluation des techniques classiques décompression » Mémoire De Master en ELECTRONIQUE. Université Mohamed Boudiaf - M'sila.
- [11] Isidore Paul Akam Bita, « Sur une approche de l'analyse en composantes Indépendantes à la compression des images multi composantes », thèse de Doctorat de L'UJF, Université Joseph Fourier de Grenoble, Février 2007.

- [12] <http://www.marcsaubion.com/tutos/formats-jpg-png-pdf>
- [13] M. Hadallah, " Codage des images fixes par une méthode hybride basée sur la QV et les approximations fractales ", PFE USTHB 1997.
- [14] M. BENABDELLAH "Outils de compression et de crypto compression: Application Aux images fixes et vidéo », UNIVERSITE MOHAMMED V-AGDAL, Juin 2007.
- [15] F. D'avoine, "Compression d'Images par Fractales Basée sur la Triangulation de Delaunay", Thèse l'INPG, Institut National Polytechnique de Grenoble, 1995.
- [16] Ch. TAOUCHE, " Implémentation d'un Environnement Parallèle pour la Compression d'Images à l'aide des Fractales", Mémoire Magister Département d'Informatique à Université Mentouri Constantine 2005.
- [17] BOUHAJJA Lamia. « Implémentation et Evaluation des Performances du Codeur JPEG » Institut supérieur d'informatique université de Tunisie et Manar. 2011-2012
- [18] Bradley Erickson, "Irreversible Compression of Medical Images", Society for computer applications in radiology, 2000.
- [19] P. Raf y, Y. Gaudeau, D. P. Miller, et J-M. Moureaux, « Computer Aided Detection (CAD) of Solid Lung Nodules in Lossy Compressed MDCT Chest Exams, ECR », Vienne, mars 2006.
- [20] S. Ben Abdelkader, « compression des images satellites monochromatique via la transformation en ondelettes », thèse de magister, univ de Constantine, 1996
- [21] D. A. Human. « Method for the construction of minimum-redundancy codes». In Proceedings of the Institute of Radio Engineers, volume 40, Sep 1952.
- [22] Z. Djazia, " implémentation d'un environnement parallèle pour la compression d'images à l'aide des fractales", Mémoire Magister département d'informatique à université de BATNA 2006.
- [23] Jean-Paul Guillois, « Techniques de compression des images » Edition Hermès, 1996
- [24] S. Hsiang and J. W. Woods, « Embedded image coding using zero blocks of subband / wavelet coefficients and context modeling » in MPEG-4 Workshop and Exhibition, ISCAS 2000, May 2000.
- [25] John Watkinson, « MPEG-2», Focal Press, 1999.
- [26] K. Tabari, S. Tagma, « Compression d'images animées à très faible débit par la géométries fractales », PFE USTHB 1996.
- [27] Zitouni Athmane, « Ondelettes et techniques de compression d'images numérique », thèse de Doctorat, Université Mohamed Khider Biskra, 2012/2013.

- [28] K. Benmahamed et R. Souadnia, "Compression des Images Numériques Fixes Par les Fractales" Université Mentouri Constantine, 2000
- [29] Mr. DEBAB Md Amine Mr. IKKOUR Sofiane. « Compression multimodale d'images numériques : Applications aux images médicales ». Du diplôme de Master en Electronique. Réseaux et Télécommunications.2010/2011.
- [30] Z. Maymouna et S. Abla, « Compression des images avec curvelet ». Mémoire master, Université EchahidHamma Lakhdar-El Oued, 2015
- [31] L'encyclopédie libre Wikipédia : <https://en.wikipedia.org/wiki/Wavelet>.
- [32] P. Beaurepaire, « Compression d'images appliquée aux angiographies cardiaques Aspects algorithmiques, évaluation de la qualité diagnostique », Thèse de doctorat, Université Lyon, 21 novembre 1997.
- [33] J.J. Brault, D. Dougherty, « Les formats de compression d'image », Rapport de projet, Institut Universitaire de Technologie de Tours, Département Génie Électrique et Informatique Industrielle, 2004.
- [34] L. Belhumeur, "La compression d'images fixe infrarouges contenant des cibles tenues", Mémoire Présenté pour l'obtention du grade de Maîtres Sciences (M. Sc.), Université Laval, juillet 97.
- [35] M. Mekouar, " Compression d'images médicales par ondelettes et régions d'intérêt", Mémoire pour l'obtention de la maîtrise en technologie des systèmes, Université du Québec, Montréal, 12 juin 2001.
- [36] T. Acharya-S. Tsai, "JPEG2000 Standard for Image Compression Concepts, Algorithms and VLSI Architectures", John Wiley & Sons, Inc., Canada, 2005.
- [37] S. Saha, « Image Compression – from DCT to Wavelets: A review » ACM Cross words students magazine, Vol.6, No.3, spring 2000.
- [38] Zhijun Fang, Naixue Xiong, Member, IEEE, Laurence T. Yang, Member, IEEE, XingmingSun, and Yan Yang; "Interpolation-Based Direction-Adaptive Lifting DWT and Modified SPIHT for Image Compression in Multimedia Communications", 2011.
- [39] Ouafi, Abdelkrim. Compression d'images fixes biomédicales par les transformées en Ondelettes associées aux algorithmes de quantification vectorielle et de codage entropique. Mémoire de Magister. s.l. : Université Mohamed Khider de Biskra, 2001.
- [40] S. G. Mallat. A Wavelet Tour of Signal Processing. Academic Press, 1997.
- [41] www.enseeiht.fr/~mailhes

- [42] V. Chappelier "Codage progressif d'images par ondelettes orientées" Thèse de Doctorat. Université de Rennes 1, 2005.
- [43] A. Boukaache. Compression d'images hautes définitions en utilisant une transformation hybride'' Thèse de doctorat 2012 Guelma algérie.
- [44] BENDJERID WALID BOUREBA WALID. « Compression d'image couleur par ondelettes à base de la structure Lifting : Application aux images satellitaires ». Master télécommunication Co-Encadreur: Mr Kim Mohamed, Encadreur: Dr. BENAÏSSA Mohamed. L'année 2015.

