

République Algérienne Démocratique et Populaire  
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique  
Université 8 Mai 1945 Guelma



Faculté des Sciences et de la Technologie  
Département d'Electronique et de Télécommunications

# THÈSE

EN VUE DE L'OBTENTION DU DIPLOME DE  
DOCTORAT EN SCIENCE

Filière : Génie Electrique

Présentée par

**BOUCHEMEL Ammar**

*Intitulée*

**Contribution à la transmission des images compressées :  
Application aux systèmes de télécommunications**

Soutenue le : 29 /10 / 2018

Devant le Jury composé de :

<b>Mr BOUDJEHEM Djalil</b>	Professeur	Univ. de Guelma	Président
<b>Mr MOUSSAOUI Abdelkrim</b>	Professeur	Univ. de Guelma	Rapporteur
<b>Mr KHADIR Mohamed Tarek</b>	Professeur	Univ. de Annaba	Examinateur
<b>Mr FEZARI Mohamed</b>	Professeur	Univ. de Annaba	Examinateur
<b>Mr ABED Djamel</b>	Maître de conférences-A	Univ. de Guelma	Invité

**Année Universitaire : 2017/2018**

# Remerciements

---

Cette thèse s'est déroulée au sein du laboratoire des contrôle avancé (LABCAV) de l'Université 8 mai 1945 Guelma.

Mes remerciements s'adresse, en premier lieu, à mon directeur de thèse, Monsieur Abdelkrim MOUSSAOUI Professeur à l'Université 8 mai 1945 Guelma, pour m'avoir confié le sujet de cette thèse qu'il a dirigé avec intérêt. Et aussi pour la convainque qu'il m'a accordée tout le long de mes travaux de recherche. Je le remercie vivement pour son encadrement et les nombreuses discussions que nous avons eues ensemble tout au long de ma thèse.

Je remercie Monsieur BOUDJEHEM Djalil, Professeur à l'Université 8 Mai 45 Guelma, pour l'honneur qu'il m'a fait en acceptant de présider ce jury. Je remercie également Monsieur KHADIR Mohamed Tarek Professeur à l'Université de Annaba, ainsi que, Monsieur FEZARI Mohamed, Professeur à l'Université de Annaba, de m'avoir fait l'honneur de bien vouloir participer au jury de cette thèse.

Egalement je remercie Monsieur ABED Djamel maître de conférence A pour son aide, assistance et ces conseille, je remercie aussi Monsieur BOUKAACHE Abdennour maître de conférence pour son aide.

Je remercie également mes collègues, membres de l'équipe de laboratoire LABCAV, pour leur bonne humeur et pour les échanges culturels et scientifiques que nous avons eu. Je remercie aussi, mes amis et ma famille qui m'ont apporté à un moment ou à un autre leur aide pendant cette thèse. Je remercie tous ceux que j'ai oubliés, et qui de près ou de loin, ont contribué a cette thèse et auprès desquels je m'en excuse.

Enfin je ne saurais terminer sans remercier mes parents, sans qui rien de tout cela n'aurait pu être possible.

# RESUME

---

Cette thèse est consacrée à l'amélioration des performances de systèmes de transmission d'images compressées sur des canaux bruités. Nous proposons, à cet effet, une nouvelle technique de transmission d'images en se focalisant sur les deux couches application et physique des réseaux de capteurs multimédia sans fil WMSNs (Wireless Multimedia Sensor Networks). Au niveau de la couche application et afin d'assurer une bonne qualité de service, on utilise deux algorithmes de compression efficaces EZW et SPIHT. Afin d'assurer une transmission sur des canaux WMSNs avec un minimum de BER, PAPR et un maximum de PSNR à la réception, la technique de modulation utilisées au niveau de la couche physique est la modulation 4QAM-OFDM. Dans un premier temps, nous proposons un système de transmission efficace des images compressées intégrant le nouveau bloc  $\mu$ -MNLT-OFDM. Ensuite, on considère, une nouvelle chaîne de transmission d'images sur un canal OFDM sans fil. La stratégie de transmission d'images compressées s'appuie sur des algorithmes de codage EZW et SPIHT. Ainsi, le schéma de transmission proposé basé sur  $\mu$ -MNLT-OFDM et la modulation OFDM est réalisé par la transformée de Fourier (DFT) qui offre une amélioration de la qualité d'image à la réception. Dans une seconde partie, nous proposons un système robuste de transmission des images compressées basé sur  $\mu$ -MNLT-OFDM et la transformée en cosinus discrète (DCT) pour la modulation OFDM offrant une performance objectif et subjectif. Ainsi, l'originalité de cette étude consiste à proposer des performances globale d'une chaîne de communication numérique pour améliorer la qualité de transmission d'images compressées.

**Mots clés :** Image, compression d'image, Transformées ondelette, DCT, codage EZW, codage SPIHT, système de transmission, qualité de service, PAPR.

# Abstract

---

This thesis is dedicated to improving the performance of compressed image transmission systems on noisy channels. To this end, we propose a new image transmission technique focusing on the two application and physical layers of Wireless Multimedia Sensor Networks (WMSNs). At the level of the application layer and to ensure a good quality of service, two EZW and SPIHT efficient compression algorithms are used. In order to ensure transmission on WMSNs with a minimum of BER, PAPR and a maximum of PSNR on reception, the modulation technique used at the physical layer is 4QAM-OFDM. As a first step, we propose an efficient compressed image transmission system integrating the new  $\mu$ -MNLT-OFDM block. Next, we consider a new image transmission chain on a wireless OFDM channel. The compressed image transmission strategy is based on EZW and SPIHT coding algorithms. Thus, the proposed transmission scheme based on  $\mu$ -MNLT-OFDM and OFDM modulation is performed by the Fourier Transform (DFT) which provides an improvement in image quality on reception. In a second part, we propose a robust system of compressed image transmission based on  $\mu$ -MNLT-OFDM and discrete cosine transform (DCT) for OFDM modulation offering objective and subjective performance. Thus, the originality of this study is to provide comprehensive performance of a digital communication chain to improve the quality of compressed image transmission.

**Key words:** Image, image compression, wavelet transforms, DCT, EZW coding, SPIHT coding, transmission system, quality of service, PAPR.

هذه الرسالة مخصصة لتحسين أداء أنظمة نقل الصور المضغوطة على القنوات المشوشة . ولهذه الغاية ، نقترح نموذجاً جديداً لنقل الصور يركز على الطبقتين التطبيقيتين و الفيزيائية لشبكات مستشعر الوسائط المتعددة اللاسلكية (WMSN) . نوعية جيدة من الخدمات في طبقة التطبيقات يتم استخدام اثنين من خوارزميات ضغط فعالة تمكن المتلقي

عادة بناء صورة (الترميز EZW الترميز SPIHT) . WMSNs

تقنية التضمين المستخدمة في التشكيل الطبقة الفيزيائية ه PSNR BER ,PAPR  
و ذلك بإضافة عنصر جديد وهو  $\mu$ -MNLT . 4QAM-OFDM

تكون لدينا سلسلة نقل الصور الجديدة على قناة OFDM  $\mu$  تعديل التيل غير الخط (OFDM) .  
اللاسلكية. تعتمد إستراتيجية نقل الصور المضغوطة على خوارزميات EZW SPIHT .

$\mu$ -MNLT-OFDM ضمير OFDM يؤديه تحويل فورييه (DFT) الذي يوفر تحسناً

يرتكز  $\mu$ -MNLT-

OFDM مبدأ أساس متعامد من جيب التمام منفصلة تحويل (DCT) OFDM

. وبالتالي ، فإن أصالة هذه الدراسة هو توفير أداء شامل لسلسلة اتصالات رقمية لتحسين جودة نقل الصور المضغوطة.

الكلمات المفتاحية: الصورة ، ضغط الصور ، تحويل المويجات ، جيب التمام منفصلة (DCT) ، تشفير EZW SPIHT

PAPR

# Table des Matières

---

Remerciements.....	i
Résumé.....	ii
Abstract.....	iii
.....	iv
Table des Matières.....	v
Liste des Figures.....	ix
Liste des Tableaux.....	xiii
Liste des Acronymes.....	xiv
Introduction générale.....	1
Chapitre I : Généralités sur le traitement d'images	
I.1 : Introduction.....	4
I.2 Définition d'une Image.....	4
I.3 les Opérations d'Image.....	5
I.4 Caractéristiques d'une Image Numérique.....	5
I. 4.1 Pixel d'Image.....	5
I.4.2 Dimension d'une Image.....	6
I.4.3 La Résolution d'Image.....	7
1.4.4 Bruit Additive d'une Image.....	8
1.4.5 Histogramme d'une Image.....	9
I.4.6 Contours et Textures d'Image.....	10
I.4.7 Luminance.....	14
1.4.8 Contraste.....	14
I.5 Correction Ponctuelle d'une Image.....	15
I.6 Filtrage d'Images.....	16
I.6.1 Réduction de Bruit par un Masque de Lissage (Filtre Moyenneur).....	16
I.6.2 Réduction de Bruit par un Filtre Médian.....	18
1.7 Types d'Images.....	20
I.7.1 L'Image en Noir et Blanc.....	20

I.7.2 L'Image en Niveaux de Gris.....	21
I.7.3 L'Image en 256 Variétés de Couleur.....	21
I.7.4 L'Image en 16 millions de couleurs.....	22
1.8 Formats d'Images.....	22
I.9 Poids d'une image.....	24
1.10 Mesures de performance.....	24
1.10.1 Taux de compression.....	24
1.10.2 Mesures de distorsion.....	25
I.11 Conclusion.....	26

## Chapitre II : Méthodes de compression des images

II.1 Introduction.....	27
II.2 Classification des méthodes de compression.....	27
II.2.1 Méthode directe.....	28
II.2.1.1 Méthodes différentielles.....	28
II.2.1.2 Codage universel (Méthode LZW).....	28
II.2.1.3 Méthodes par plages (Run Length Encoding).....	29
II.2.1.4 Codage arithmétique.....	30
II.2.1.5 Compression Fractale.....	30
II.2.2 Compression par Transformées.....	30
II.3 Schéma générale de compression par transformations.....	31
II.3.1 Etape 1 transformation de l'image.....	31
II.3.2 Etape 2 Quantification des Coefficients.....	32
II.3.3 Etape 3 Codage entropique.....	32
II.4 Transformation en cosinus discrète.....	33
II.5 Transformée en Ondelettes Continue.....	33
II.5.1 Conditions sur la Fonction Mère.....	34
II.5.2 transformation inverse d'ondelette.....	34
II.5.3 Algorithme Pyramidale.....	36
II.6. Quantification.....	38
II.6.1 Quantification scalaire.....	38
II.6.2 Quantification vectorielle.....	38

II.7 Codage EZW.....	39
II.8 Codage SPIHT.....	42
II.8.1 Fonctionnement du SPIHT.....	43
II.8.2 Algorithme SPIHT 2D.....	45
II.8.3 Algorithme de décodage SPIHT 2D.....	46
II.9 comparaison entre compression EZW et SPIHT.....	46
II.10 Conclusion.....	50

## CHAPITRE III : La Couche physique d'un réseau WMSNs

III.1 Introduction.....	51
III.2 La chaîne de communication numérique.....	51
III.3 Techniques de modulation.....	53
III.3.1 Modulations numériques.....	53
III.3.2 Modulation adaptative.....	54
III.3.3 Modulation OFDM.....	54
III.3.3.1 Principe de l'OFDM.....	55
III.3.3.2 Notion d'orthogonalité.....	56
III.3.3.3 Avantages de la modulation OFDM.....	58
III.3.3.4 Inconvénients de la modulation OFDM.....	58
III.3.3.5 L'interférence entre symboles (IES).....	59
III.3.3.6 L'interférence entre porteuses (IEP).....	59
III.3.3.7 L'intervalle de garde.....	59
III.4 Transmission sur Canaux Bruités.....	60
III.4.1 Le canal à bruit blanc additif Gaussien.....	60
III.4.2 canal sans fil.....	61
III.5 Les Amplificateurs de Puissance en Télécommunication.....	61
III.5.1 Définition.....	61
III.5.2 Les Caractérisations de l'Amplificateur de Puissance Les Conversions AM/AM .....	62
III.5.3 Les Paramètres d'Intérêt d'un Amplificateur de Puissance.....	63
III.6 Problème de PAPR.....	67



III.6.1	Définition du PAPR.....	67
III.6.2	CCDF de PAPR.....	69
III.6.3	Techniques de Réduction de PAPR.....	70
III.6.3.1	Les Techniques De Codage.....	70
III.6.3.2	Les Techniques Probabilistes.....	71
III.6.3.2.1	La Technique Selective Mapping (SLM).....	71
III.6.3.2.2	La Technique Partial Transmit Sequences (PTS).....	72
III.6.3.3	Les Méthodes de Suppression / Ajout du Signal.....	72
III.4.3.3.1	La Technique d'Ecrêtage (Clipping).....	72
III.6.3.3.2	La Technique Tone Reservation (TR).....	73
III.6.3.3.3	Les Technique de Comanding.....	74
III.6.4	Le Gain de Réduction du PAPR.....	74
III.7	Conclusion.....	75
Chapitre IV : Simulation de réseau $\mu$ -MNLT-OFDM proposé		
VI.1	Introduction.....	76
VI.2	Le Schéma $\mu$ -MNLT-OFDM Proposée.....	76
IV.3	Paramètre $\mu$ Optimale.....	78
IV.4	La Fonction de Transfert $\mu$ -MNLT.....	79
IV.5	Résultats de Simulation.....	80
IV.5.1	Gain en PSNR.....	80
IV.5.2	Performances en BER.....	82
IV.5.3	Performances en PAPR.....	82
IV.5.4	Analyse visuelle.....	83
VI.6	Le schéma $\mu$ -MNLT-OFDM basée sur DCT.....	88
IV.6.1	Résultats de simulation.....	89
IV.6.1.1	Gain en PSNR.....	89
IV.6.1.2	Performances en BER.....	90
IV.6.1.3	Performances en PAPR.....	91
IV.6.1.4	Performances Visuelle.....	92
IV.7	Conclusion.....	97
Conclusion Générale.....		98
Bibliographie.....		100

# Liste des Figures

---

<b>Figure I.1:</b>	Image Numérique.....	5
<b>Figure I.2.a</b>	Image Lina 256X256.....	6
<b>Figure I.2.b :</b>	Image Lina 512X512.....	7
<b>Figure I.2.c :</b>	Image Lina 1024X1024.....	7
<b>Figure I.3 :</b>	Résolution d'Image .....	8
<b>Figure I.4 :</b>	Image sans Bruit.....	9
<b>Figure I.5 :</b>	Image avec Bruit.....	9
<b>Figure I.6 :</b>	Image de Rice.....	10
<b>Figure I.7 :</b>	Histogramme de l'Image Rice.....	10
<b>Figure I.8.a :</b>	Image Caméraman.....	11
<b>Figure I.8.b :</b>	Les Contours Verticaux d'Image.....	11
<b>Figure I.8.c :</b>	Les Contours Horizontaux d'Image.....	12
<b>Figure I.8.d :</b>	Les Contours Verticaux et Horizontaux d'Image.....	12
<b>Figure I.8.e :</b>	Contour de l'Image par Filtre de Prewitt en utilise le Seuil.....	13
<b>Figure I.9 :</b>	Fonction de Recadrage de Dynamique.....	16
<b>Figure I.10 :</b>	Calculer la valeur de pixel par le masque de lissage .....	17
<b>Figure I.11 :</b>	Image filtrés par Filtre Moyenneur .....	18
<b>Figure I.12 :</b>	Image filtrés par Filtre Médian.....	20
<b>Figure I.13 :</b>	Image en Noir et Blanc de Peppers.....	20
<b>Figure I.14 :</b>	Image à Niveaux de Gris de Peppers.....	21
<b>Figure I.15 :</b>	Synthèse Additive des Couleurs.....	22
<b>Figure I.16 :</b>	Image Couleur de Peppers.....	22
<b>Figure II.1 :</b>	Image Noire et Blanc.....	29
<b>Figure II.2 :</b>	Schéma de principe de la compression par transformation.....	31
<b>Figure II.3.a :</b>	Fonction d'ondelette Morlet.....	35
<b>Figure II.3.b</b>	Fonction d'ondelette Mexican.....	35
<b>Figure II.4 :</b>	Algorithme pyramidal de décomposition d'une image.....	36
<b>Figure II.5 :</b>	La TO dyadique appliquée une fois (a) ou deux (b).....	36

<b>Figure II.6 :</b> Algorithme pyramidal de reconstitution d'une image.....	37
<b>Figure II.7:</b> Exemple de décomposition de l'image Lena par ondelette en trois Résolutions.....	39
<b>Figure II.8 :</b> Modèle de dépendance inter-bandes pour l'EZW 2d.....	40
<b>Figure II.9 :</b> Ordre de balayage des coefficients des sous bandes.....	41
<b>Figure II.10 :</b> Terminologie SPIHT pour les descendants.....	43
<b>Figure II.11 :</b> Résultat de décompression d'image Lena par le codage EZW (à gauche) et le codage SPIHT (à droite).....	47
<b>Figure II.12 :</b> Résultat de décompression d'image Barbara par le codage EZW (à gauche) et le codage SPIHT (à droite).....	48
<b>Figure II.13 :</b> Résultat de décompression d'image Baboon par le codage EZW (à gauche) et le codage SPIHT (à droite).....	49
<b>Figure III.1 :</b> Principe d'une chaîne de transmission numérique.....	53
<b>Figure III.2 :</b> Schéma de principe d'un modulateur OFDM.....	55
<b>Figure III.3 :</b> Sous-porteuse orthogonale dans le système OFDM.....	57
<b>Figure III.4 :</b> Intervalle de garde pour un système OFDM.....	60
<b>Figure III.5 :</b> Allure de la Courbe AM/ AM d'un Amplificateur de Puissance.....	62
<b>Figure III.6 :</b> Bilan Energétique d'un Amplificateur de Puissance.....	63
<b>Figure III.7 :</b> Les Paramètres d'Intérêt d'un Amplificateur de Puissance.....	66
<b>Figure III.8 :</b> Présentation du PAPR à partir d'un Signal Multi-Porteuse.....	68
<b>Figure III.9 :</b> CCDF du PAPR de 64-tone FBMC/OQAM.....	70
<b>Figure III.10 :</b> Terminologie SPIHT pour les descendants .....	70
<b>Figure III.11 :</b> Principe de Base de la Technique SLM.....	71
<b>Figure III.12 :</b> Principe de Base de la Technique PTS.....	72
<b>Figure III.13 :</b> Principe de Base de la Technique d'Ecrêtage (Clipping).....	73
<b>Figure III.14 :</b> Principe de Base de la Tone Reservation (TR).....	74
<b>Figure III.15 :</b> Mesure du Gain de Réduction du PAPR.....	75
<b>Figure IV.1 :</b> L'architecture du système de transmission.....	77
<b>Figure IV.2 :</b> Variation du PSNR de l'Image Compressée et Transmis par le Système $\mu$ -MNLT-OFDM, en Fonction de $\mu$ .....	78
<b>Figure IV.3 :</b> La relation entre le signal d'entrée et le signal de sortie du $\mu$ -MNLT	

en fonction du paramètre de profil PR pour $\mu = 5$ .....	79
<b>Figure IV.4 :</b> variation de PSNR de l'image cameraman reçu par deux systèmes de transmission : OFDM conventionnel et $\mu$ -MNLT-OFDM-FFT .....	81
<b>Figure IV.5 :</b> BER de l'OFDM classique et la méthode $\mu$ -MNLT OFDM proposés pour la transmission de l'image compressée pour le codage SPIHT et EZW ....	82
<b>Figure IV.6 :</b> CCDF de schémas conventionnels OFDM et $\mu$ -MNLT-OFDM avec les méthodes de compression d'images basées sur EZW et SPIHT.....	83
<b>Figure IV.7 :</b> Images de cameramen reconstruites dans les cas: (b) EZW-OFDM (PSNR = 14,067 dB), (c) SPIHT-OFDM (PSNR = 14,045 dB), (d) EZW- $\mu$ -MNLT-OFDM (PSNR = 26,796 dB), et (e) chaînes SPIHT- $\mu$ -MNLT-OFDM (PSNR = 27,052 dB), respectivement.....	85
<b>Figure IV.8 :</b> Images de Baboon reconstruites dans les cas: (b) EZW-OFDM (PSNR = 18,029 dB), (c) EZW- $\mu$ -MNLT-OFDM (PSNR = 22,120 dB), (d) SPIHT-OFDM (PSNR = 18,019 dB), et (e) chaînes SPIHT- $\mu$ -MNLT-OFDM (PSNR = 22,121 dB), respectivement.....	86
<b>Figure IV.9 :</b> Images de Barbara reconstruites dans les cas: (b) EZW-OFDM (PSNR = 17,543 dB), (c) EZW- $\mu$ -MNLT-OFDM (PSNR = 24,493 dB), (d) SPIHT-OFDM (PSNR = 17,453 dB), et (e) chaînes SPIHT- $\mu$ -MNLT-OFDM (PSNR = 25,094 dB), respectivement.....	88
<b>Figure IV.10 :</b> Nouveau Système de Transmission d'Image basé sur DCT.....	89
<b>Figure IV.11 :</b> variation de PSNR de l'image cameraman reçu par trois systèmes de transmission : OFDM conventionnel, $\mu$ -MNLT-OFDM-FFT et $\mu$ -MNLT-OFDM-DCT .....	89
<b>Figure IV.12 :</b> BER de l'OFDM classique, le schéma $\mu$ -MNLT OFDM-DFT et le schéma $\mu$ -MNLT OFDM-DCT proposés pour la transmission de l'image compressée pour le codage SPIHT et EZW.....	91
<b>Figure IV.13 :</b> CCDF de schémas conventionnels OFDM et $\mu$ -MNLT-OFDM-DFT et le schéma $\mu$ -MNLT OFDM-DCT proposés pour la transmission de l'image compressée pour le codage SPIHT et EZW.....	92
<b>Figure IV.14 :</b> Images de Baboon reconstruites dans les cas: (b) EZW- $\mu$ -MNLT-OFDM-FFT, (c) EZW- $\mu$ -MNLT-OFDM-DCT (d) SPIHT- $\mu$ -MNLT-OFDM-FFT et	

(e) SPIHT- $\mu$ -MNLT-OFDM-DCT.....94

**Figure IV.15 :** Images de BARBARA reconstruites dans les cas: (b) EZW- $\mu$ -MNLT-OFDM-FFT, (c) EZW- $\mu$ -MNLT-OFDM-DCT (d) SPIHT- $\mu$ -MNLT-OFDM-FFT et (e) SPIHT- $\mu$ -MNLT-OFDM-DCT.....95

**Figure IV.14 :** Images de LINA reconstruites dans les cas: (b) EZW- $\mu$ -MNLT-OFDM-FFT, (c) EZW- $\mu$ -MNLT-OFDM-DCT (d) SPIHT- $\mu$ -MNLT-OFDM-FFT et (e) SPIHT- $\mu$ -MNLT-OFDM-DCT.....96

# Liste des tableaux

---

<b>Tableau I.1 :</b> Format d'image.....	23
<b>Tableau I.2 :</b> présente quelques exemples de poids d'image.....	24
<b>Tableau IV.1:</b> PSNR des images reconstruites à SNR = 8 dB.....	80
<b>Tableau IV.2 :</b> PSNR des images reconstruites à SNR = 2.5dB.....	93

# Liste des acronymes

---

- Ñ **ADC** *Analog-to-Digital Converter*
- Ñ **ASK** *Amplitude-Shift Keying*
- Ñ **BBAG** *Bruit Blanc Additif Gaussien.*
- Ñ **BER** *Bit Error Rate*
- Ñ **BPSK** *Binary Phase-Shift Keying.*
- Ñ **CCDF** *Complementary Cumulative Distribution Function*
- Ñ **CR** *Compression Ration*
- Ñ **DAB** *Digital Audio Broadcasting*
- Ñ **DAC** *Digital-to-Analog Converter*
- Ñ **DCT** *Discrete Cosine Transform.*
- Ñ **DVB-T** *Digital Video Broadcasting- Terrestrial*
- Ñ **DWT** *Discrete Wavelet Transform.*
- Ñ **EQMM** *Erreur Quadratique Moyenne Minimale.*
- Ñ **EZW** *Embedded Zero-tree Wavelet*
- Ñ **FSK** *Frequency-Shift Keying .*
- Ñ **GSM** *Global System for Mobile Communication*
- Ñ **HSDPA** *High Speed Downlink Packet Access*
- Ñ **HSUPA** *High Speed Downlink Packet Access*
- Ñ **IES** *Interférences Entre Symboles.*
- Ñ **IFFT** *Inverse Fast Fourier Transform.*
- Ñ **LCN** *Liste des Coefficients Non significatifs*
- Ñ **LCS** *Liste des Coefficients Significatifs*
- Ñ **LEN** *Liste des Ensembles Non significatifs*
- Ñ **LTE** *Long Term Evolution.*
- Ñ **MMSE** *Minimum Mean Squared Error.*
- Ñ **OFDM** *Orthogonal Frequency Division Multiplexing*
- Ñ **PAPR** *Peak to Average Power Ratio*

- Ñ **PSNR** *Peak Signal to Noise Ratio.*
- Ñ **P/S** *Conversion Parallèle-Série*
- Ñ **QAM** *Quadrature Amplitude Modulation.*
- Ñ **QoS** *Qualité de Service.*
- Ñ **SNR** *Signal to Noise Ratio*
- Ñ **SPIHT** *Set Partitioning In Hierarchical Trees.*
- Ñ **S/P** *conversion Série-Parallèle*
- Ñ **TEB** *Taux d'Erreurs Binaires.*
- Ñ **UMTS** *Universal Mobile Telecommunications System*
- Ñ **WMSNs** *Wireless Multimedia Sensors Networks*
- Ñ  **$\mu$ -MNLT**  *$\mu$ -Modified Non Linear Transformation*



# Introduction Générale

Au cours de la dernière décennie, le monde des technologies de l'information a vu un développement conjoint des technologies multimédias et des systèmes de transmission sans fil. Le succès des applications et des communications multimédia (image, son et vidéo) a poussé les industriels et les universitaires à concevoir des architectures multimédia avancées. En effet, ces efforts ont permis la création de plusieurs codeurs avec des capacités de compression accrues tel que JPEG2000 pour la compression d'images. En même temps, on assiste à un développement sans précédent des communications sans fil. Le besoin de connecter des utilisateurs distants n'importe où et à tout moment avec une qualité acceptable a nécessité le développement de schémas de transmission évolués. Depuis peu, les deux domaines de recherche, initialement séparés, traitant la compression multimédia et la transmission sans fil ont commencé à converger afin de pouvoir satisfaire le besoin d'un accès intelligent aux services sur des réseaux hétérogènes et des canaux de transmission bruités.

Actuellement le terme image est devenu indispensable dans le monde des sciences et des technologies de l'information. Plusieurs domaines d'applications sont basés sur le traitement des images.

En tenant comptes des développements technologiques et les besoins scientifiques, les images sont devenues plus volumineuses et coûteuses en taille mémoire et en temps de transmission. D'autres parts, l'intérêt récent du grand public pour l'image numérique, au travers des appareils photo numérique, des téléphones portable ou des ordinateurs personnels, montre que les problématiques liées à sa représentation, son stockage et sa transmission ont toujours passionnés les scientifiques, les chercheurs et les industriels.

Afin d'assurer une bonne qualité de service, la couche application peut utiliser un algorithme de compression efficace permettant au récepteur de reconstruire l'image avec un maximum de fidélité. Généralement, la taille des données codées

doit obéir à plusieurs contraintes liées à titre d'exemple à la capacité offerte par le canal de transmission. Ainsi, l'objectif de l'algorithme de compression est d'assurer une meilleure qualité visuelle sachant les contraintes imposées sur la taille des données compressées. La première norme proposée dans ce contexte est le JPEG qui utilise une transformée en cosinus discrète (Discrete Cosine Transform, en Anglais).

Les performances de JPEG sont considérées correctes pour des taux de compression faibles et moyens mais se montrent médiocres pour les forts taux de compression à cause des artefacts observés sur les images compressées par la DCT. C'est pourquoi les algorithmes récents en compression d'images tels que Embedded Zero-tree Wavelet (EZW) et Set Partitioning In Hierarchical Trees (SPIHT) considèrent une transformée en ondelettes discrète (DWT) ce qui leur permet d'obtenir d'excellents taux de compression en maintenant un bon niveau de qualité. Le standard le plus récent de compression d'image, le JPEG2000, utilise la DWT. Il offre de nombreux avantages par rapport à la norme JPEG tels que le codage progressif et la multi-résolution.

La qualité d'une transmission multimédia sans fil dépend essentiellement de la probabilité d'occurrence d'erreurs dans les symboles transmis. Cette probabilité est fonction de plusieurs éléments ; le rapport signal sur bruit, le débit de transmission, l'état du canal de transmission, le format de modulation,...etc. Sur le volet modulation, la technique multi-porteuses OFDM (Orthogonal Frequency Division Multiplexing) est adoptée comme un standard dans la plupart des systèmes de transmission multimédia afin de combattre le problème de l'interférence inter-symboles. Parmi ces systèmes, on trouve le réseaux de capteurs multimédia sans fil WMSN (Wireless Multimedia Sensor Network), lequel on donne une attention particulière dans cette thèse.

L'objectif global de ce travail de thèse consiste à proposer des solutions optimisées prenant conjointement en considération la nature des images compressées à transmettre et la spécification du modulateur/Démodulateur OFDM. L'originalité de cette étude se situe dans l'amélioration de la couche physique d'un réseaux de

capteurs multimédia sans fil WMSNs afin d'assurer la qualité de service pour la transmission efficace et fiable d'images compressées.

Ce manuscrit de thèse est organisé en quatre chapitres suivis d'une conclusion générale. Il est présenté comme suit :

Dans le premier chapitre, on donne les notions de base nécessaires à la compréhension de la thématique de recherche. Et pour ce faire, on effectue un survol sur la numérisation et les opérations sur les images, les modèles de représentation des images,...etc. Nous présentons également le bruit d'image, les méthodes de filtrage, l'histogramme et des notions générales telles que les mesures de performance et de distorsion.

Dans le deuxième chapitre, on s'intéresse à la présentation de l'état de l'art ponctuel sur la classification des méthodes de compression d'images fixes ainsi que les étapes de compression et ce en utilisant les transformées en cosinus et les ondelettes ainsi que les méthodes de quantification et du codage. Par la suite, nous détaillons les méthodes de codage EZW et SPIHT pour pouvoir les comparer dans le cadre de l'application.

Dans le troisième chapitre, on présente la couche physique d'un réseau de capteurs sans fil WMSN basé sur le format de modulation OFDM. La chaîne de transmission OFDM est bien détaillée avec le rôle de chaque bloc. Le problème majeur de l'OFDM connu sous l'appellation PAPR (Peak-to-Average Power Reduction) résultant de l'amplification non linéaire du signal OFDM est détaillé. Dans ce contexte une synthèse des solutions proposées dans la littérature pour la réduction du PAPR est introduite à la fin du chapitre.

Nous consacrons le quatrième chapitre à la présentation de la couche physique  $\mu$ -MNLT-OFDM ( $\mu$  Modified Non Linear Transformation OFDM) proposée dans cette thèse pour la transmission efficace dans un environnement sans fil WMSNs des images compressées avec les algorithmes EZW ou SPIHT. Les performances de la technique proposée sont évaluées en termes de BER, PSNR et PAPR.

Enfin, on donne une conclusion générale et les éventuelles perspectives.

# Chapitre I : Généralités sur le Traitement d'Images

## I.1 Introduction

Le développement de la technologie de communication sans fil (GSM, UMTS, HSDPA, HSUPA, LTE et 5G) et des téléphones mobiles (iPhone, Galaxy, Condor, Nokia...), ne se limite pas à la communication téléphonique entre les personnes, mais aussi aux images en temps réel. Par conséquent, un traitement d'image doit être fait afin d'améliorer l'aspect visuel d'une part et d'extraire les informations de celle-ci d'autre part.

Dans ce chapitre, nous allons exposer des généralités sur les images. Nous commençons par une définition, puis la numérisation, les opérations..., et on conclure par l'exposition des formats des images.

## I.2 Définition d'une Image

L'image est une représentation d'une personne ou d'un objet par le dessin, la photographie, etc. en plus est une surface 2D, dont chaque point de la surface absorbe la lumière selon une longueur d'onde particulière. Pour un modèle mathématique de l'image est décrit sous la forme d'une fonction  $I(i, j)$ , tel que  $x$  et  $y$  sont les coordonnées spatiales et  $I$  est une fonction d'intensité lumineuse et de couleur. La fonction  $I(i, j)$  est continue pour cela l'image est inexploitable par la machine, ce qui nécessite sa numérisation.

La numérisation d'une image se fait par les outils comme le scanner, caméra... Cette image numérique est constituée des pixels le contenu des pixels (intensité lumineuse, couleur...) seront codées dans une grille échelonnée, le niveau de gris, de 0 à 63 par exemple. L'image obtenue après l'acquisition contient un nombre très élevé d'informations. [1], [2]

La figure I.1 représente la définition de l'image Numérique

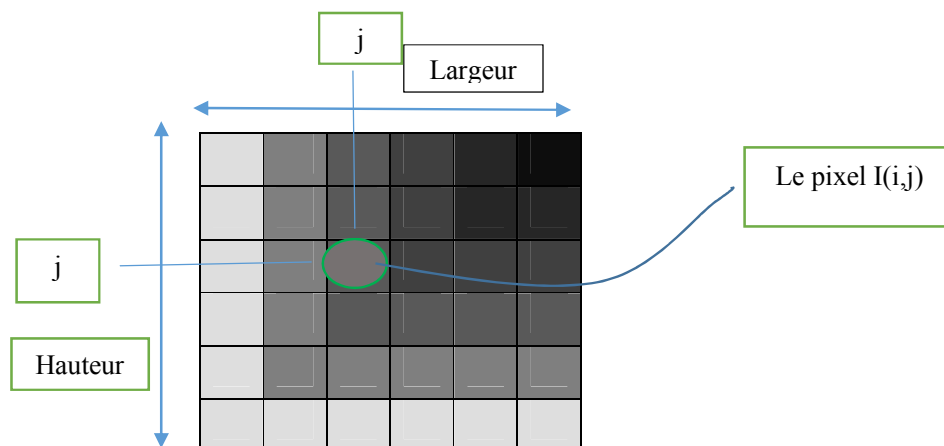


Figure I.1: Image Numérique

### I.3 les Opérations d'Image

Les opérations sur une image se divisent en deux catégories [1]:

- Les opérations qui traitent les pixels en tant qu'information : Reconnaissance des formes, décalage (Shifting) qui permettent de voir une ou plusieurs sections d'une image, rotation, Loupe ou Zooming (Vertical, Horizontal et diagonal), Masking (masquage de certaines régions selon certains critères), superposition et juxtaposition, transformation de couleurs, projection, fusion, histogramme
- Les opérations qui concernent la *signification* d'un ensemble de pixels dans une image : description, indexation et recherche d'images.

### I.4 Caractéristiques d'une Image Numérique

#### I. 4.1 Pixel d'Image

Le pixel est l'unité de base d'une image numérique. Son nom provient de l'expression anglaise picture element, c'est-à-dire, « élément d'image » ou « point élémentaire ». L'ensemble de ces pixels est contenu dans un tableau à deux dimensions constituant l'image [3] :

Le coordonné [0,0] de l'image est le pixel de référence situé en haut à gauche de l'image, donc :

- L'axe i est orienté de gauche à droite.

- L'axe j est orienté de haut en bas

### I.4.2 Dimension d'une Image

C'est la taille de l'image, présentée sous forme d'une matrice dont les éléments sont des valeurs numériques représentatives des intensités lumineuses (pixels). Le nombre des lignes de cette matrice multiplié par le nombre des colonnes nous donne le nombre total de pixels dans une image [3], la Dimension d'une Image est donner par :

$$D = L * M \quad (I.1)$$

Tel que : L est le nombre le ligné et M est le nombre de colonne

La figure I.2.a, b et c représente plusieurs l'image de Lina en dimensions différente



Figure I.2.a Image Lina 256X256



Figure I.2.b : Image Lina 512X512



Figure I.2.c : Image Lina 1024X1024

### I.4.3 La Résolution d'Image

La résolution d'une image correspond au niveau de détail qui va être représenté sur une image. C'est le nombre de pixels par unité de surface dans l'image à numériser. Elle est en dpi (dots per inch) ou en ppp (points par pouce).

Intuitivement, la résolution spatiale est une mesure du plus petit détail remarquable dans une image. Autrement, la résolution spatiale peut être énoncée de

plusieurs façons, avec des paires de lignes par unité de distance, et des points (pixels) par unité de distance étant parmi les mesures les plus courantes. Supposons que nous construisions un graphique avec des lignes verticales noires et blanches alternées, chacune de  $W$  unités de largeur ( $W$  peut être inférieur à 1). La largeur d'une paire de lignes est donc de  $2W$ , et il y a  $\frac{1}{2}W$  paires de lignes par unité de distance. Par exemple, si la largeur d'une ligne est de 0,1 mm, il y a 5 paires de lignes par unité de distance (mm). Une définition largement utilisée de la résolution d'image est le plus grand nombre de paires de lignes discernables par unité de distance (par exemple, 100 paires de lignes par mm). Les points par unité de distance sont une mesure de résolution d'image couramment utilisée dans l'industrie de l'impression et de l'édition. Aux États-Unis, cette mesure est généralement exprimée en points par pouce (ppp). Pour vous donner une idée de la qualité, les journaux sont imprimés avec une résolution de 75 dpi, les magazines à 133 dpi, les brochures sur papier glacé à 175 dpi, et la page de livre sur laquelle vous êtes en train d'imprimer est imprimée à 2400 dpi [4].

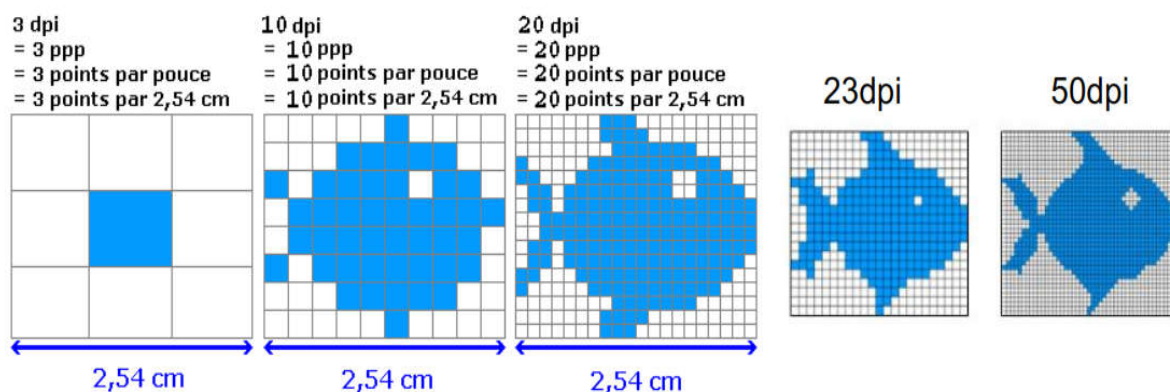


Figure I.3 : Résolution d'Image

#### I.4.4 Bruit Additive d'une Image

Les images acquises par les capteurs numériques peuvent être contaminées par une variété de perturbations de nature aléatoire « bruit ». Les sources le plus utilise sans les dispositifs de type CCD, où des photons produisent un courant électrique en tombant sur un matériau à base de silicium, mais ces observations sont en général valides pour d'autres capteurs optiques. On distinguera donc: Le bruit photonique, Le



bruit thermique, Le bruit de lecture, Le bruit d'amplification, Le bruit de quantification [5]. Les Figures I.4, I.5 montre l'image avec bruit et sans bruit respectivement



Figure I.4 : Image sans Bruit

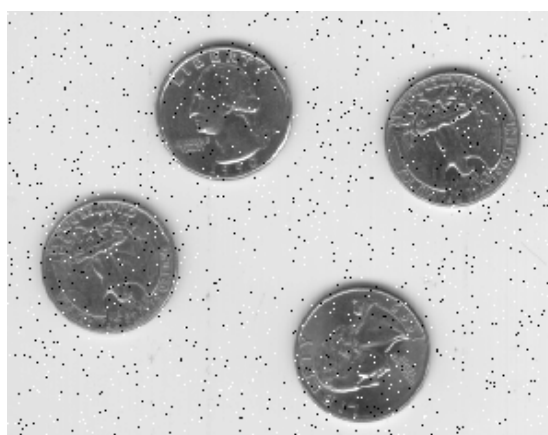


Figure I.5 : Image avec Bruit

### 1.4.5 Histogramme d'une Image

Considérons une image monochrome dans laquelle  $I(i, j)$  représente la fonction intensité du pixel de coordonnées  $(i, j)$ . L'histogramme est la représentation graphique de la fréquence d'apparition  $h(f)$  de chaque niveau  $f$  dans l'image[6].

$$h(f) = \#(i, j): I(i, j) = f \quad (I.2)$$

L'histogramme est un outil favorisé en analyse d'images car il représente un résumé simple, mais souvent suffisant du contenu de l'image [3]. Figure I.6, I.7 présentes un exemple d' image et son histogramme

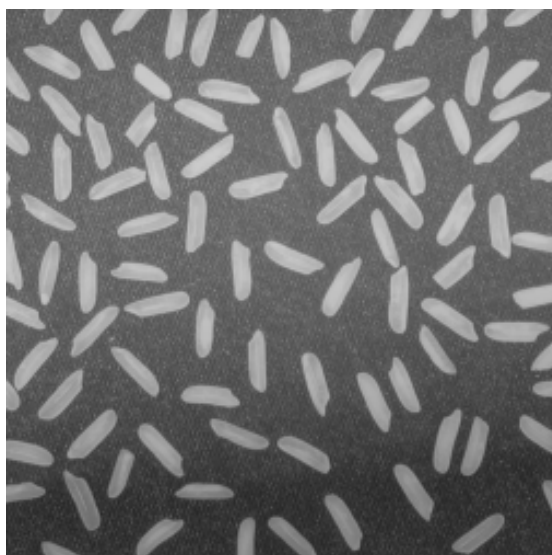


Figure I.6 : Image de Rice

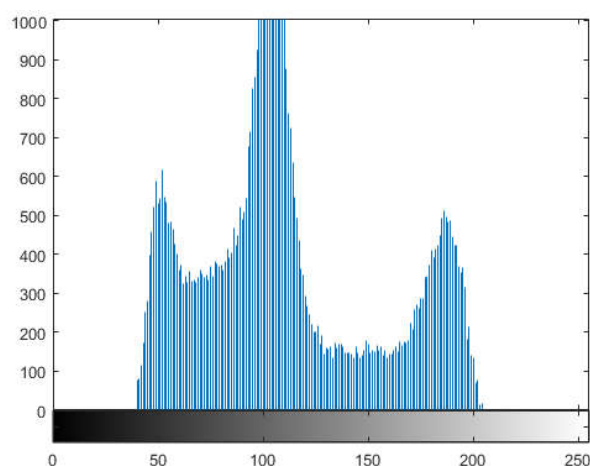


Figure I.7 : Histogramme de l'Image Rice.

La distribution des niveaux de gris (couleur) permet de donner un grand nombre d'information et de voir la limite de niveaux de gris (couleur) [3]

#### I.4.6 Contours et Textures d'Image

Chaque article ou livre traitant de la texture commence par une définition de ce concept. Jusqu'à présent, aucune définition universelle n'a pu être proposée [13]. On peut définir une texture comme une région dans l'image ayant une organisation spatiale homogène des niveaux de gris [6].

La limite entre les objets dans l'image est appelée le contour, et sa définition est également la limite entre les deux pixels qui ont une énorme différence entre leurs niveaux de gris. Il existe un plusieurs méthodes de détection des contours d'une l'image : exp le gradient, laplacien, Prewitt, Sobel... [7]



Figure I.8.a : Image Caméraman



Figure I.8.b : les Contours Verticaux d'Image



Figure I.8.c : les Contours Horizontaux d'Image



Figure I.8.d : les Contours Verticaux et Horizontaux d'Image

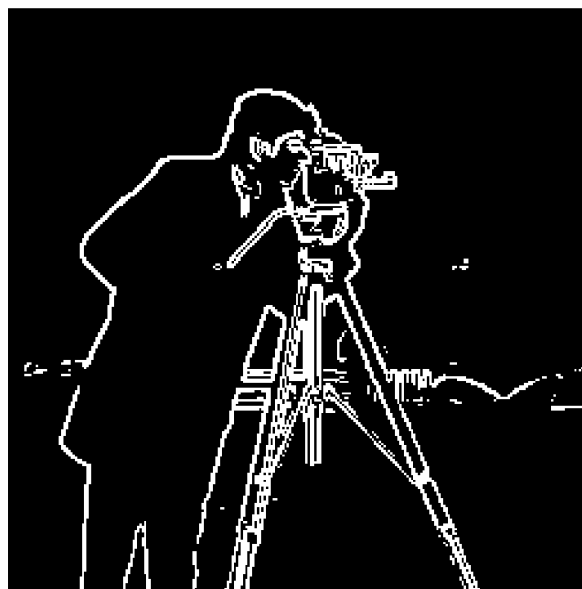


Figure I.8.e : Contour de l'Image par Filtre de Prewitt en utilise le Seuil

- La figure I.8.b présenté les contours verticaux ( $C_v$ ) selon l'opérateur de Prewitt, et la matrice de convolution est écrire par l'équation suivante

$$h_v = [-1 \quad 0 \quad 1] \quad (I.3)$$

- La figure I.8.c présenté les contours horizontaux ( $C_h$ ) de l'image cameraman par l'opérateur suivante

$$h_h = \begin{bmatrix} -1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (I.4)$$

- La figure I.8.d les contours horizontale et verticale ( $C_{h,v}$ ) de l'image cameraman par l'opérateur suivante

$$C_{h,v} = \sqrt{C_h * C_h + C_v * C_v} \quad (I.5)$$

- La figure I.8.d les contours de l'image cameraman par l'opérateur suivante

$$C_s = \begin{cases} 1 & C_{h,v} > \text{seuil} \\ 0 & C_{h,v} < \text{seuil} \end{cases} \quad (I.6)$$

### I.4.7 Luminance

C'est le degré de luminosité des points de l'image. Et sont définis aussi bien le rapport entre l'intensité lumineuse d'une surface par l'aire apparente de cette surface, pour un observateur lointain, le mot luminance est substitué au mot brillance. Une bonne luminance se caractérise par [3]:

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

### I.4.8 Contraste

Le contraste est l'un des paramètres le plus exploité dans les mesures de qualité d'image. Plusieurs définitions ont été proposées depuis 1927. Toutes les définitions proposées expriment le contraste comme l'opposition marquée entre deux régions d'une image l'un de région est sombres et l'autre région est claires. Le contraste est défini en fonction des luminances de deux zones d'images [3].

Si  $L_1$  et  $L_2$  sont les degrés de luminosité respectivement de deux zones voisines  $A_1$  et  $A_2$  d'une image, Le contraste selon **Michelson** [10] est défini comme suit:

$$C = \frac{L_1 - L_2}{L_1 + L_2} \quad (I.6)$$

De son côté, **Weber** [10] définit le contraste comme une variation relative de luminance  $\Delta L$  sur un fond uniforme  $L$ . Cet outil a été utilisé entre autres pour mesurer la visibilité de cibles.

$$C^w = \frac{\Delta L}{L} \quad (I.7)$$

Si  $\Delta L = \frac{L_1 - L_2}{L_1 + L_2}$  et  $L = \frac{L_1 + L_2}{2}$

En trouve que  $C = C^w$

La valeur de contraste de **Michelson** varie de 0 à +1,0, tandis que la valeur de contraste de **Weber** varie de -1,0 à +∞ [12].

De plus **Beghdadi** [11] a proposé une autre formulation de la définition de contraste basée sur une analyse locale des niveaux de gris de bord dans l'image. L'idée principale est de combiner la méthode de **Gordon** [14] et la théorie des opérateurs de détection de contours.

### I.5 Correction Ponctuelle d'une Image

Le but de correction ponctuelle est d'améliorer l'aspect visuel de l'image. Il s'agit d'une transformation du type  $f' = t(f)$  qui permet de modifier la dynamique des niveaux de gris. À un niveau de gris  $f$  de l'image originale correspond le niveau  $t(f)$  dans l'image transformée. On fait subir à chaque pixel un traitement ne dépendant que de sa valeur [9].

$$\begin{bmatrix} 0 \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ f \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ 255 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} t(0) \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ t(f) \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ t(255) \end{bmatrix} \quad (I.8)$$

La transformation  $t(f)$  peut être réalisée en temps réel sur l'image en cours d'acquisition à l'aide d'une table de transcodage dans laquelle les valeurs de la transformation sont mémorisées. L'adressage de cette mémoire par une donnée  $f$  fournit directement la valeur  $t(f)$ .

On suppose une image de départ présentant un histogramme concentré dans l'intervalle  $[a,b]$ . Les valeurs  $a, b$  correspondent aux niveaux de gris extrêmes présents dans cette image. Le recadrage de dynamique consiste à étendre la dynamique de l'image transformée à l'étendue totale  $[0,255]$  La Figure I.9 représente la fonction de correction ponctuelle d'une image.

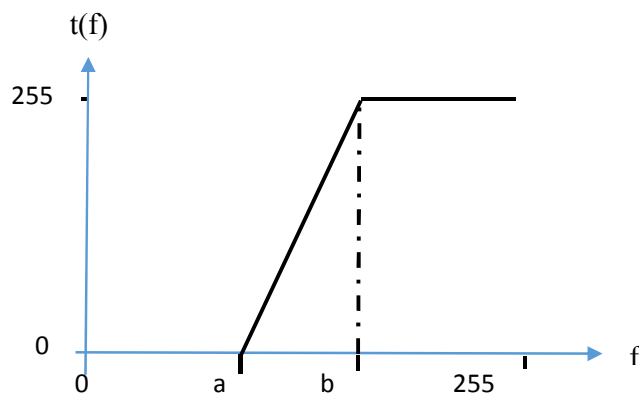


Figure I.9 Fonction de Recadrage de Dynamique.

La transformation de recadrage s'écrit mathématiquement :

$$t(f) = 255 \frac{f-a}{b-a} \text{ pour } a < f < b \quad (\text{I.9})$$

$$t(f) = 0 \text{ pour } f < a \text{ et } t(f) = 255 \text{ pour } f > b \quad (\text{I.10})$$

## I.6 Filtrage d'Images

Pour améliorer la qualité visuelle de l'image, on doit éliminer les effets des bruits (parasites) en lui faisant subir un traitement appelé filtrage.

Le filtrage consiste à modifier la distribution fréquentielle des composantes d'un signal selon des spécifications données [8].

Plusieurs filtres sont utilisés pour la réduction de bruit, ils sont divisés en deux catégories :

- Filtres linéaires stationnaires,
- Filtres non linéaires stationnaires.

### I.6.1 Réduction de Bruit par un Masque de Lissage (Filtre Moyenneur) :

On utilise des masques réalisant la moyenne pondérée dans le voisinage du pixel considéré. Afin de conserver la dynamique de luminosité de l'image initiale, la somme des coefficients du masque doit être unitaire [9].

Exemples de masques de lissage 3x3

$$\frac{1}{9} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}; \quad \frac{1}{10} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 2 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}; \quad \frac{1}{16} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}; \quad \frac{1}{(b+2)^2} \begin{bmatrix} 1 & b & 1 \\ b & b^2 & b \\ 1 & b & 1 \end{bmatrix}$$



La figure suivante montre comment calculer la valeur de pixel par le masque de lissage (exemple de filtre moyenneur)

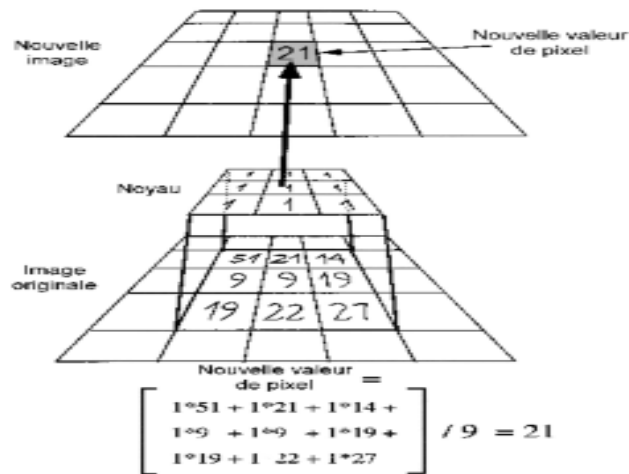


Figure I.10 : calculer la valeur de pixel par le masque de lissage

Le lissage des images par filtrage linéaire PB permet une réduction du bruit avec des performances intéressantes lorsque le bruit est de type additif et qu'il possède une densité de probabilité uniforme ou gaussienne.

La figure I.11 représente l'image de cameraman. On ajoute sur cette image un bruit de type salt & pepper de variance =0,1 . finalement on supprime le bruit par un filtre meyanneur

image original



image bruitée



image filtrée



Figure I.11 : Image filtrés par filtre moyennneur

### I.6.2 Réduction de Bruit par un Filtre Médian

On considère les  $N$  pixels contenus dans une fenêtre d'analyse par exemple une zone de  $3 \times 3$  pixels. La valeur du pixel central de la fenêtre est remplacée par la valeur médiane à l'ensemble des valeurs contenues dans la fenêtre [9].

Soit la matrice d'une image de taille  $3 \times 3$

90	60	88
75	70	95
110	153	198

On remplacé la valeur centrale de la matrice (70) par sa valeur médiane (90)

60, 70, 75, 88, 90, 95, 110, 153, 198



Valeur médiane = 90

**image original**



**image bruitée**



image filtrée



Figure I.12 : Image filtrés par filtre médian

## I.7 Types d'Images

La qualité de l'image numérisée dépend de la *résolution* de l'image (section I.4). La définition de la taille de pixels détermine la *précision* de l'image. Il existe quatre types d'images :

### I.7.1 L'Image en Noir et Blanc :

Est une matrice de pixels dont la précision est limitée à 0 (éteint) ou 1 (allumé). Chaque pixel dans une image en noir et blanc (bi-niveau) tient sur un bit ( $2^1 = 2$  couleurs) [1]. La figure 1.13 présente une image en noir et blanc

image Noir et Blanc



Figure I.13 Image en noir et blanc de Peppers

### I.7.2 L'Image en Niveaux de Gris

Le niveau de gris est la valeur de l'intensité lumineuse en un point. La couleur du pixel peut prendre des valeurs allant du noir au blanc en passant par un nombre fini de niveaux intermédiaires. Donc pour représenter les images à niveaux de gris, on peut attribuer à chaque pixel de l'image une valeur correspondant à la quantité de lumière renvoyée. Cette valeur peut être comprise par exemple entre 0 et 255 (le pixel codé sur 8bit donc  $2^8 = 256$  niveaux de gris). Chaque pixel n'est donc plus représenté par un bit, mais par un octet. Le nombre de niveaux de gris dépend du nombre de bits utilisés pour décrire la " couleur " de chaque pixel de l'image. Plus ce nombre est important, plus les niveaux possibles sont nombreux [3]. La figure I.14 montre un exemple d'image à niveau de gris



Figure I.14 : Image à niveaux de gris de Peppers

### I.7.3 L'image en 256 variétés de couleur :

Les applications multimédia utilisent souvent des images en couleur. Pour afficher les images sur l'écran (téléphone, micro-ordinateur, télévision...) en respectant les principes de la composition des couleurs (Figure I.15). La couleur se compose d'un mélange de rouge, de vert et de bleu. De là, chaque pixel est défini par un triplé de couleurs (Rouge, Vert, Bleu). Chaque couleur est codée sur 8 bits ( $2^8 = 256$  couleurs) [1]. La figure I.16 présente un exemple d'image couleur

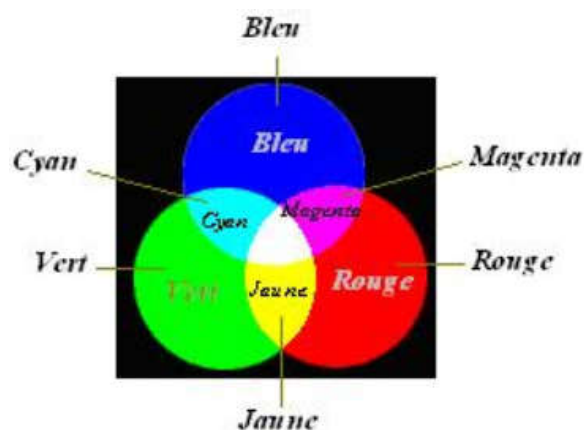


Figure I.15 : Synthèse additive des couleurs



Figure I.16 : Image couleur de Peppers

#### I.7.4 L'Image en 16 millions de couleurs :

Chaque pixel est représenté par une couleur définie par un triplé (Rouge, Vert, Bleu) dans lequel chaque couleur est codée sur 24 bits [1]

$(2^8 * 2^8 * 2^8)$  16 millions de couleurs)

#### I.8 Formats d'Images

Le format est la structure utilisée pour représenter une image. Il existe de nombreux formats d'images :

- **Format BMP (BitMaP)** : créé par Microsoft et IBM. Il a été conçu pour les ordinateurs personnels (PC) et pour une utilisation dans un environnement Windows et OS/2.
- **Format GIF (Graphics Interchange Format)** : développé par Compuserve, il présente deux principaux avantages : portabilité et indépendance vis-à-vis du système d'exploitation, facilité et rapidité de lecture. Le format GIF utilise l'algorithme de compression LZW. Il est mieux adapté aux images ne nécessitant pas une grande palette de couleurs (niveaux de gris ou 256 couleurs). Une des applications où son efficacité est prouvée est le WEB.
- **Format JPEG** : développé par le Joint Photographic Expert Group, il possède les mêmes avantages que le Format GIF. Cependant, il est mieux adapté aux images de couleurs vraies grâce à sa technique de compression JPEG [1].

Le tableau ci-dessous présente les formats le plus utilisés [3]

Tableau I.1 Format d'image

Format	Compression	Dimensions maximales	Nombres de couleurs maximal
BMP	Aucun/RLE	65536 X 65536	16777216
GIF	LZW	65536 X 65536	256
IFF	Aucun/RLE	65536 X 65536	Supérieur à 16777216
JPEG	IPEG	65536 X 65536	Supérieur à 16777216
PCX	Aucun/RLE	65536 X 65536	16777216
PNG	RLE	65536 X 65536	Supérieur à 16777216
TGA	Aucun/RLE	65536 X 65536	Supérieur à 16777216
TIFF/TIF	Pack bits/CCITT G3 et 4/ RLE/JPEG/LZW/UIT-T	$2^{32} - 1$	Supérieur à 16777216

## I.9 Poids d'une Image

Pour connaître le poids (en octets) d'une image, il est nécessaire de compter le nombre de pixels que contient l'image, cela revient à calculer la dimension d'image (section I.3.2). Le poids de l'image est alors égal à son nombre de pixels multiplié le poids de chacun de ces pixels.

Voici le calcul pour une image 512x512 en trois couleurs :

- Nombre de pixels :  $512 \times 512 = 262144$  avec utilisation de 3 octets pour chaque pixel.
- Le poids de l'image est ainsi égal à :  $262144 \times 3 = 786432$  octets = 768 Ko

Le tableau I.2 présente quelques exemples de poids d'image

Tableau I.2 : Quelques exemples de poids d'image

Dimension d'image	Noir et blanc	256 couleurs (8 bits)	65000 couleurs (16 bits)	Trois couleurs (24 bits)
128x128	2 ko	16 ko	32 ko	48 ko
1024x1024	128 ko	1 Mo	2 Mo	3 Mo
2048x1152	288 ko	2,25 Mo	4,25 Mo	6,75 Mo
3264x1836	731,53 ko	5,71 Mo	11,43 Mo	17,14 Mo
4128x3096	1,52 Mo	12,19 Mo	24,37 Mo	36,56 Mo

## I.10 Mesures de Performance

### I.10.1 Taux de Compression

En plus du débit  $R_c$ , une mesure courante pour déterminer le degré de compression obtenu est le taux de compression CR en anglais (compression ratio). Il est défini par

$$CR = \frac{\text{nombre de bits de l'image originale}}{\text{nombre de bits de l'image comprimée}} = \frac{R_o}{R_c} \quad (\text{I.11})$$



Pour une même méthode de compression et un même CR réalisés sur des images distinctes, la qualité obtenue peut être très variable d'une image à l'autre. Les propriétés statistiques des images originales jouent un rôle prépondérant dans le résultat obtenu. Par exemple avec une image sur-échantillonnée, donc très redondante, il est facile d'obtenir des taux élevés. La théorie de l'information donne une limite théorique au CR maximal qu'il est possible d'obtenir sans distorsion pour toute méthode de compression sur une image donnée [15].

### I.10.2 Mesures de Distorsion

La distorsion (D) est l'erreur introduite par l'opération de compression, due au fait qu'éventuellement l'image reconstruite n'est pas exactement identique à l'image originale.

La mesure de distorsion utilisée généralement en compression d'image est l'erreur quadratique moyenne MSE. Cette grandeur est définie par la moyenne des écarts au carré  $e_{mn}^2$  entre le pixel (m,n) de l'image originale  $I(m, n)$ , et le pixel (m,n) de l'image reconstruite  $\hat{I}(m, n)$

$$MSE = \frac{1}{M.N} \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} [I(m, n) - \hat{I}(m, n)]^2 \quad (I.12)$$

On référence cette erreur par rapport à la dynamique de l'image en décibels. On obtient un rapport signal sur bruit crête pour une image dont le maximum est  $2^R - 1$  dénoté PSNR (peak SNR). Si le minimum de l'image est nulle (image bien cadrée) on obtient le rapport signal sur bruit crête à crête noté PPSNR (peak to peak SNR) Lorsque la reconstruction est parfaite, la MSE est nulle et le PPSNR tend vers l'infini.

$$PSNR \text{ ou } PPSNR = 10 \log_{10} \left( \frac{(2^R - 1)^2}{MSE} \right) \text{ dB} \quad (I.13)$$

Ces mesures de distorsion sont objectives et simples à calculer. Certaines méthodes de compression recherchent le meilleur compromis entre la performance et la distorsion, et optimisent des courbes taux-distorsion ou R(D) [15] [16].

### **I.11 Conclusion**

Nous avons introduit dans ce chapitre les notions de base nécessaire à la compréhension de différentes techniques de traitement d'images. Plusieurs méthodes de traitement ont été proposés dans la littérature, nous avons présenté quelques-unes qui nous semble les plus courantes dans le processus du traitement d'image.

Comme cité précédemment, la problématique réside dans la nécessité de réduire de manière importante la quantité d'éléments binaires nécessaire à la représentation des images, afin de le stoker ou les transmettre. Pour cela la compression des images joue un rôle important afin de réduire la taille de l'image. Le chapitre suivant sera consacré à un état art sur la compression d'images.

# Chapitre II : Méthodes de Compression des Images

## II.1 Introduction

La compression d'images c'est le processus de réduction de la quantité de données requises pour la transmission ou le stockage d'une information (texte, graphiques, vidéo, son, etc.). La compression de données signifie le processus de compression de données ou de fichiers de telle sorte qu'ils nécessitent beaucoup moins d'espace qu'ils ne l'avaient été dans leur forme originale.

Les applications de l'infographie, en particulier celles qui génèrent des photographies numériques et d'autres images couleur complexes, peuvent générer des fichiers de très grande taille. Ce dernier impose beaucoup de problèmes tels que la gestion de la mémoire de stockage, ainsi la transmission lente des images à travers les réseaux de communication. Ces problèmes ont conduit au développement des techniques de compression d'images afin de réduire la taille physique des fichiers. Dans de tels cas, des techniques de compression d'image sont introduites pour réduire la quantité de données nécessaires afin de représenter la même information, soit exactement ou approximativement

Ce chapitre est consacré à la présentation des techniques de compressions des images. Nous commençons par la classification des techniques de compression direct et indirect (par transformé), Ensuite, nous abordons en détail les méthodes par transformées ainsi que les méthodes de codage progressive tel que l'EZW et le SPIHT.

## II.2 Classification des Méthodes de Compression

Il existe des nombreuses techniques de compression dans le traitement d'image. Fondamentalement, les algorithmes de compression d'image sont divisés en deux groupes:

## II.2.1 Méthode Directe

Dans cette méthode de classification les opérations de codage s'applique directement dans le domaine spatial, dans lequel l'image est représentée sous forme des pixels c'est le domaine accessible visuellement à l'observateur.

### II.2.1.1 Méthodes Différentielles

Ces méthodes exploitent la redondance entre un pixel et ses voisins, qui en général se ressemblent beaucoup. Par exemple, on code le premier pixel, on calcule la différence avec le second pixel et on code cette différence. Celle dernière nécessite moins de bits que les pixels eux-mêmes car cette différence est souvent faible. On code ensuite la différence entre le deuxième pixel et le troisième, etc...[15]

### II.2.1.2 Codage Universel (Méthode LZW)

D'autres systèmes de codage direct ont été proposés pour prendre en compte les dépendances temporelles (d'un pixel à l'autre). L'algorithme LZW a été proposé par Welch en 1984, et constitue une amélioration d'un algorithme proposé initialement par Lempel et Ziv (LZ78, LZ77) [17] [18]. Cet algorithme de compression basé sur une approche dictionnaire, comme l'entrée est numérisée (pixel), il essaie de trouver la plus longue séquence de pixel qui existe déjà dans le dictionnaire. Si cela est réussi, le numéro de cette séquence du dictionnaire est transmis. En cas d'échec, une séquence est ajoutée au dictionnaire et est également transmise. Au niveau pratique, le format de PKZIP, les algorithmes de compression d'image PNG sont basés sur la norme LZ77 et les images de format GIF utilisent le codage LZW.

Malheureusement, les méthodes de codage universel ne fonctionnent pas bien quand elles sont appliquées aux images en niveaux de gris pour les raisons suivantes [20].

- Les images sont caractérisées par des zones de textures séparées par des contours. Le prix à payer pour la modélisation de ces caractéristiques en utilisant un schéma de codage universel s'avère très élevé [19].
- La majorité des schémas de codage universel traitent les données comme une suite mono-dimensionnelle de symboles à coder, mais les images ont une structure intrinsèquement bi-dimensionnelle.

- Les images acquises par l'intermédiaire de capteurs sont généralement bruitées et c'est pourquoi les schémas de codage universel qui exploitent la répétition fréquente de motifs ne fonctionnent pas bien dans le cas des images.

### II.2.1.3 Méthodes par Plages (Run Length Encoding)

Dans une ligne de la matrice représentant une image numérique, plusieurs valeurs de pixel sur cette ligne peuvent posséder la même valeur. L'ensemble de ces pixel (échantillons) est appelé « plages ». Pour chaque plage rencontrée dans la séquence, on code sa valeur et le nombre de pixel qu'elle comprend. Le codage par plages [25] attribué par un couple : (valeur, nombre de répétitions). Par exemple, une plage de cent pixels blancs équivaut à la donnée de 2 nombres : 100 et 255.

Le procédé " Run Length " ne relève pas d'une théorie mathématique très complexe. Il s'agit simplement de remplacer des éléments signifiants successifs identiques par un seul d'entre eux, suivi du nombre de répétitions.

Ce procédé peut paraître simpliste et peu performant si on cherche à l'appliquer, par exemple, à un texte : Nous voulons coder la suite de caractères suivante par l'algorithme RLE :

AAAAAABAAAABBBBBBBBBBBB

Nous obtenons avec l'encodage RLE:

7A1B3A13B

Un autre exemple pour l'image suivante:

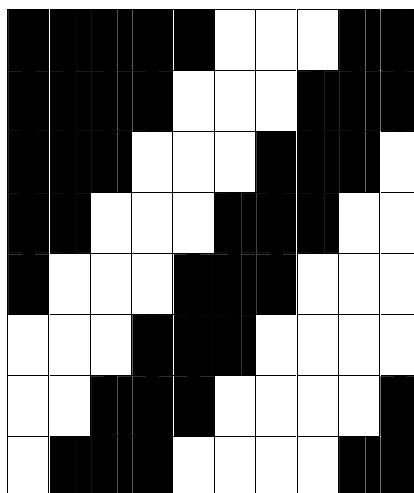


Figure II.1 : Image Noire et Blanc

Pour une lecture de la première ligne horizontale nous avons la suite suivante  $(5,0) + (3,255) + (2,0)$

#### **II.2.1.4 Codage Arithmétique**

Le codage arithmétique [21] [22] est un codage récent utilisant un modèle statistique, tout comme le codeur de Huffman [23]. Contrairement aux algorithmes de Huffman et de Shannon-Fano, il produit un code pour une séquence de symboles tout entière, et non pas un code par symbole. Chaque nouveau symbole lu modifie de façon incrémentale le code de sortie. Ce code de sortie est un nombre décimal rationnel compris entre 0 et 1, dont le nombre de chiffres après la virgule correspond au nombre de symboles. Le codeur arithmétique est plus performant que le codeur de Huffman, mais il est plus complexe à implémenter [15].

#### **II.2.1.5 Compression Fractale**

La compression d'images fixes par une méthode fractale [24] utilise les propriétés bien connues des fractales : La récurrence des motifs. Ce type de compression tend à éliminer la redondance d'informations dans l'image, en recherchant tous les motifs, toutes les zones de l'image qui se répètent dans l'image. La récurrence des motifs ou des zones s'effectue parfois de manière directe (seule l'échelle est différente, agrandissement ou réductions), et parfois de manière indirecte (transformation, rotation, symétries, etc..). Donc le principe est de remplacer l'image par des formules mathématiques. Les temps de calculs pour la phase de compression sont extrêmement longs, alors que ceux de la phase de décompression sont très courts

#### **II.2.2 Compression Indirecte (par Transformées)**

Les méthodes par transformation figurent parmi les techniques de compression les plus employées. Elles permettent d'obtenir des taux de compression élevés tout en conservant une bonne qualité d'image. Elles sont utilisées par des standards internationaux pour le codage des images fixes et de la vidéo (JPEG et MPEG). C'est la méthode de compression que nous utiliserons par la suite

L'idée est qu'en effectuant une transformée linéaire sur les pixels fortement corrélés de l'image origine, on obtient un ensemble de coefficients dans l'espace transformé dont

les composantes sont moins corrélées entre elles, plus compactes c'est à dire que l'énergie du signal est concentrée sur un faible nombre de composantes au lieu d'être uniformément répartie.

La compression de l'image consiste à négliger les coefficients les moins significatifs, tous en garantissant une qualité acceptable de l'image reconstruite par transformation inverse. Si les coefficients dont l'amplitude est en dessous d'un certain seuil sont éliminés, il faut indiquer également leur adresse ou celle des coefficients retenus [37].

### II.3 Schéma Générale de Compression par Transformations

La structure d'un codeur d'images telle qu'elle sera considérée dans cette thèse est montrée dans la figure II.2. Cette structure est la plus performante à l'heure actuelle. Elle se compose de trois parties étroitement liées : la transformation, la quantification et le codage entropique. La compression est accomplie par l'application d'une transformation à l'image pour réduire la redondance entre pixels, suivie par l'étape de quantification des coefficients de l'image transformée qui dégrade de manière irréversible les coefficients de la transformation. La dernière étape est le codage entropique (sans perte) produit le flux binaire.

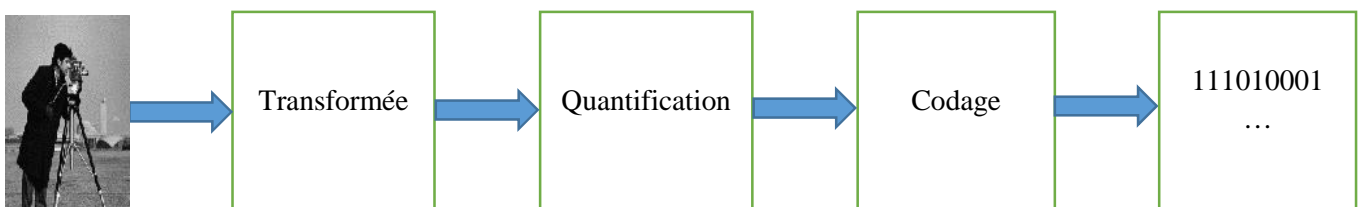


Figure II.2 : Schéma de principe de la compression par transformation

#### II.3.1 Etape 1 Transformation de l'Image

Nous nous sommes intéressés aux méthodes de compression basées sur la transformée. En effet, les transformations utilisées en compression d'image sont des transformations orthogonales. Ce sont des opérations séparables, c'est à dire que l'opération en deux dimensions est équivalente à deux opérations successives à une

dimension, l'une horizontalement puis l'autre verticalement. Elles sont totalement réversibles.

Le but de la transformée dans la compression est double :

- réorganiser l'information
- elle doit représenter les composantes importantes d'un signal avec le moins d'éléments possibles : c'est ce qu'on appelle donner une représentation creuse du signal ou, de manière équivalente, compacter l'énergie.

Une image est constituée de contours et de textures : ce sont ces structures qu'il faut privilégier. En particulier, ce sont les contours qui rendent la plupart du temps possibles l'interprétation d'une image naturelle. Si l'on considère une image à niveaux de gris comme une fonction de deux variables, les contours et textures correspondent à des variations brutales, voire à des discontinuités [26]. Les recherches menées en compression d'images sur la détermination de transformations performantes ont toutes pour but d'isoler et de caractériser de manière concise les contours et les textures.

### **II.3.1 Etape 2 Quantification des Coefficients**

Les coefficients à la sortie de la transformation prennent en général des valeurs réelles qui doivent être quantifiées pour réaliser la compression. La quantification dans sa forme la plus simple consiste à quantifier chaque coefficient séparément, on parle alors de quantification scalaire. Une autre méthode plus complexe consiste à quantifier plusieurs coefficients à la fois, c'est la quantification vectorielle. L'étape de quantification est celle qui dégrade de manière irréversible le signal

### **II.3.1 Etape 3 Codage Entropique**

La dernière étape dans un schéma de compression par transformation est le codage entropique. C'est une opération parfaitement réversible, c'est-à-dire qu'elle n'introduit aucune distorsion contrairement à la quantification. Il existe nombreuses méthodes permettant de générer des codeurs entropiques, parmi lesquels le célèbre code de Huffman et le codage arithmétique. Le codage arithmétique est plus performant que le codage de Huffman pour réduire la bande passante du canal et le temps de transmission dans les systèmes cryptographiques [23].



## II.4 Transformation en Cosinus Discrète

Cette technique est une variété de la transformée de Fourier, proposée par le professeur N. Ahmed et al en 1974 [27]. Elle prend un ensemble de points d'un domaine spatial et les transforme en une représentation dans un domaine de fréquences (spectrale), qui permet de décorrélérer spatialement l'image. C'est une transformation très populaire pour le codage d'image, comme le montre son adoption par le standard internationale JPEG pour la compression des images fixes

Il existe une transformée DCT inverse (IDCT 'Inverse DCT') qui peut convertir la représentation spectrale d'un signal en sa représentation spatiale. Suivant, sa simplicité et son algorithme de calcul rapide la transformation discrète en cosinus s'est imposée parmi les meilleures transformations en compression des images.

L'image est découpée en sous-images ou blocs de taille fixe (8 x 8) (Matrice carrée N x N) qui sont ensuite transformés par la transformation en cosinus (DCT). L'équation de la transformé en cosinus discrètes directe est donner par [28] :

$$D(u, v) = \frac{4C(u)C(v)}{N^2} \sum_i^{N-1} \sum_j^{N-1} f(i, j) \cos\left(\frac{(2i+1)u}{2N}\right) \cos\left(\frac{(2j+1)v}{2N}\right) \quad \text{II.1}$$

La transformation inverse notée IDCT est donnée par :

$$f(i, j) = \sum_u^{N-1} \sum_v^{N-1} C(u)C(v)D(u, v) \cos\left(\frac{(2i+1)u}{2N}\right) \cos\left(\frac{(2j+1)v}{2N}\right) \quad \text{II.2}$$

Avec :

$$C(w) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2}} & s, w = 0 \\ 1 & s, w = 1, \dots, N - 1 \end{cases} \quad \text{II.3}$$

## II.5 Transformée en Ondelettes Continue:

La transformée en ondelettes est celle retenue pour la compression d'images fixe dans la norme JPEG2000 [30]. C'est celle qui permet d'atteindre les meilleures performances en compression [29]. La transformée en ondelettes d'un signal est une représentation de cette signal sur la base d'ondelettes définie par l'équation suivante :

$$T(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad \text{II.4}$$

Sachant que : a est le facteur d'échelle et b le paramètre de translation.

La projection du signal sur une famille de fonctions analysantes  $\psi_{a,b}$  ( $\psi_{a,b}$  les ondelettes filles) construite à partir de la dilatation et de la translation de la fonction mère  $\psi$  défini par l'équation suivante [31] [32] :

$$\psi_{a,b} = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad \text{II.5}$$

### II.5.1 Conditions sur la Fonction Mère

La projection d'une fonction sur une base orthogonale ( $\psi$ ) doit être vérifiée certaines conditions

- condition d'admissibilité suivante : Une fonction  $\psi \in L^1(\mathbb{R}) \cap L^2(\mathbb{R})$  est une ondelette si elle vérifie la condition d'admissibilité :

$$C_\psi = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\hat{\psi}(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < \infty \quad \text{II.6}$$

Cette relation se ramène le plus souvent à la condition exprimée par l'équation (II.7) qui indique seulement que la fonction ondelette doit être à moyenne nulle

- la transformée de Fourier de l'ondelette à la fréquence du contenu ( $\omega = 0$ ) doit être nulle.

$$\hat{\psi}(0) = \int_{-\infty}^{+\infty} \psi(t) dt = 0 \quad \text{II.7}$$

Donc la fonction d'ondelette  $\psi(t)$  est une fonction à largeur temporelle finie et un caractère oscillatoire.

### II.5.2 Transformation Inverse d'Ondelette

On peut montrer que si la fonction analysante (l'ondelette) est convenablement choisie, la transformation en ondelettes est inversible et la fonction peut être reconstruite après analyse suivant l'équation (II.8) [33] :

$$f = C_\psi^{-1} \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{1}{a^2} \langle f, \psi_{a,b} \rangle \psi_{a,b} da db \quad \text{II.8}$$

Avec  $\langle f, \psi_{a,b} \rangle$  est le produit scalaire entre la fonction  $f$  et  $\psi_{a,b}$

Le coefficient  $C_\psi$  est donné par l'équation (II.9) :

$$C_\psi = 2\pi \int_{-\infty}^{+\infty} |\widehat{\psi(\omega)}|^2 \frac{d\omega}{\omega} \quad \text{II.9}$$

De plus  $\widehat{\psi(\omega)}$  est la transformée de Fourier de  $\psi(t)$

La figure II.3.a et b : présentée quelque fonction d'ondelette

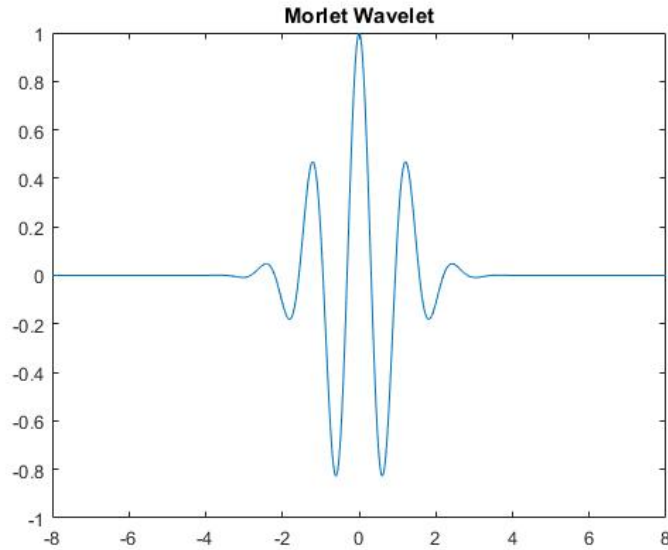


Figure II.3.a : Fonction d'ondelette Morlet

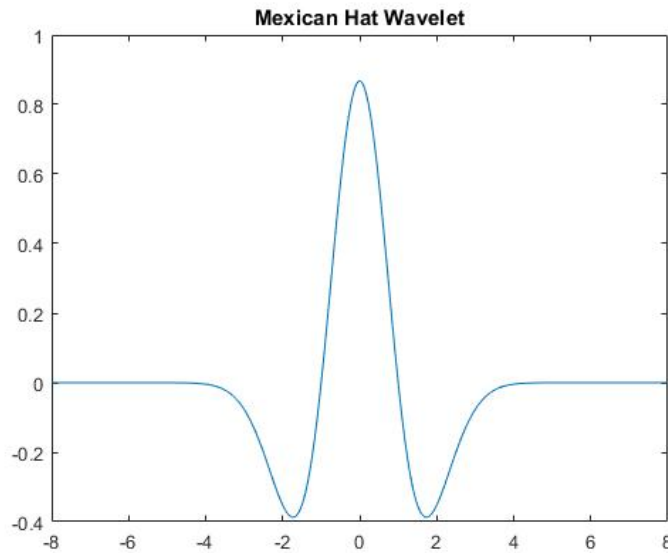


Figure II.3.b : Fonction d'ondelette chapeau Mexican

### II.5.3 Algorithme Pyramidale

En pratique, pour calculer les coefficients d'approximations et de détails d'une image  $I$ , nous utilisons la généralisation de l'algorithme pyramidal [36] présenté aux figures II.4. Chaque étape de cet algorithme est appliquée successivement aux lignes puis aux colonnes de l'image. On obtient pour un niveau de décomposition une sous-image d'approximations  $a$  (LL) et trois sous-image de détails  $d1$  (LH),  $d2$  (HL) et  $d3$  (HH) : selon l'orientation fréquentielle (horizontale, verticale et diagonale). Les sous-images LL, LH, HL et HH sont présenté sur la figure II.5 (a). La Transformée en Ondelettes discrète (TO) peut être réitérée sur LL pour obtenir plusieurs niveaux de résolution. La figure II.5 (b) présente une image décomposée en deux niveaux de résolution. L'arbre de décomposition et de reconstruction quaternaire est représenté en figure II.6.

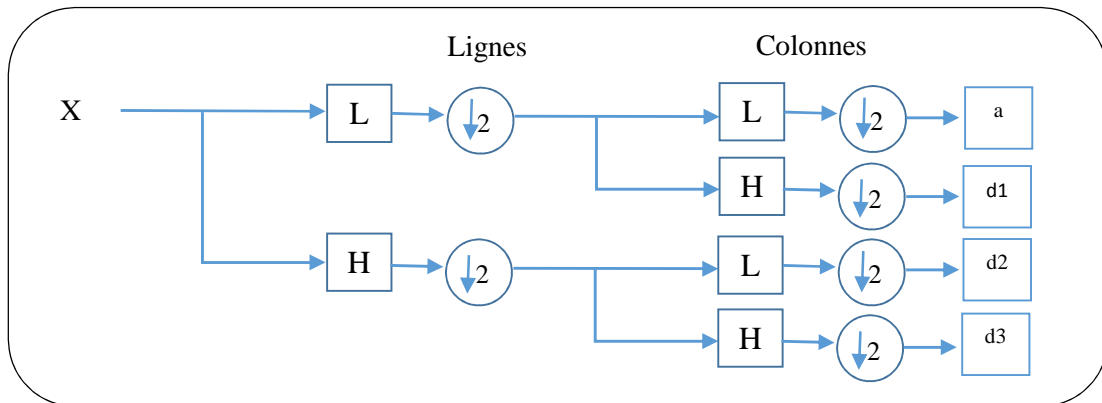


Figure II.4 : Algorithme pyramidal de décomposition d'une image

LL	HL
LH	HH

(a)

LL <sub>2</sub>	HL <sub>2</sub>	HL <sub>1</sub>
LH <sub>2</sub>	HH <sub>2</sub>	
LH <sub>1</sub>		HH <sub>1</sub>

(b)

Figure II.5 : la TO dyadique appliquée une fois (a) ou deux (b)

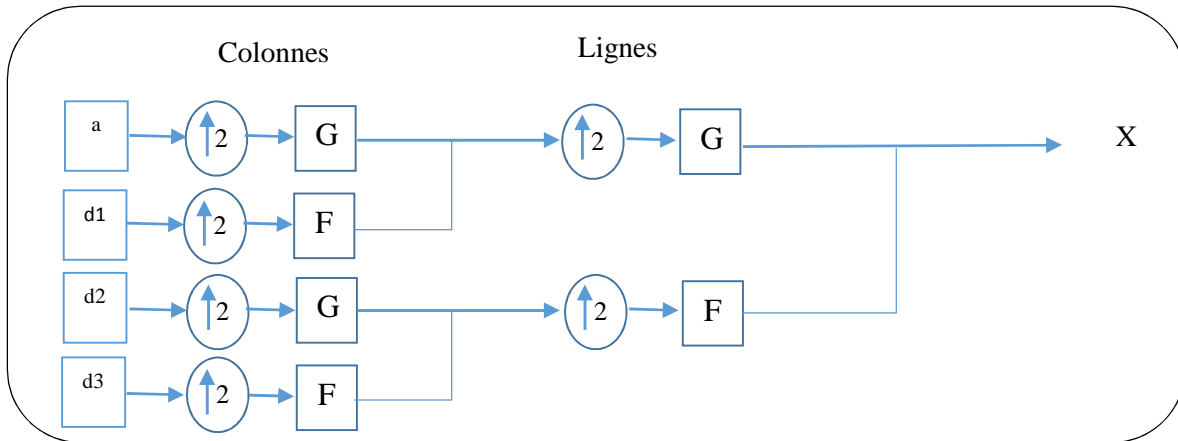


Figure II.6 : Algorithme pyramidal de reconstitution d'une image

$\downarrow_2$  : Décimation d'une ligne (colonne) sur deux

$F$  : Convolution avec le filtre L, H, G ou F

$\uparrow_2$  : Sur échantillonnage des lignes (colonnes) par un facteur de 2, c'est-à-dire mettre une ligne (colonne) de zéros entre deux.

La relation relie le filtre de synthèse et d'analyse est donné par les équations II.10 et II.11

$$F(n) = (-1)^{(n-1)}L(n-1) \quad \text{II.10}$$

$$G(n) = (-1)^{(n)}H(n-1) \quad \text{II.11}$$

Les valeurs des coefficients de filtre pour la compression d'image : le filtre bior 4.4 (9 coefficients pour le filtre passe-bas et 7 pour le filtre passe-haut)

$$L = \left\{ \begin{array}{c} \mathbf{0.0} \\ \mathbf{-0.0} \\ \mathbf{-0.1} \\ \mathbf{0.3} \\ \mathbf{0.8} \\ \mathbf{0.3} \\ \mathbf{-0.1} \\ \mathbf{-0.0} \\ \mathbf{0.0} \end{array} \right\} \quad h = \left\{ \begin{array}{c} \mathbf{-0.0} \\ \mathbf{0.0} \\ \mathbf{0.4} \\ \mathbf{-0.7} \\ \mathbf{0.41} \\ \mathbf{0.0} \\ \mathbf{-0.0} \end{array} \right\}$$

## II.6 Quantification

### II.6.1 Quantification Scalaire

La transformation en ondelettes est suivie d'une quantification scalaire. Avec une quantification scalaire, la dynamique d'entrée est divisée en une famille finie d'intervalles  $P_i = [x_{i-1}, x_i[$  et la valeur de sortie  $y_i$  est typiquement choisie dans l'intervalle  $P_i$ .

L'opération appelée "quantification" consiste à trouver l'intervalle auquel appartient une valeur d'entrée  $x(n)$  et à lui associer le numéro de cet intervalle  $i(n) = 1, \dots, L$  qui sera transmis ou stocké. Ensuite en associer au numéro  $i(n)$  la valeur  $y(n)$  correspondante dans le dictionnaire :

$$\hat{x}(n) = y_{i(n)} \quad \text{II.12}$$

Et l'erreur de quantification est exprimée par:

$$q(n) = x(n) - \hat{x}(n) \quad \text{II.13}$$

Où  $x(n)$  et  $\hat{x}(n)$  sont respectivement l'entrée et la sortie du quantificateur [24].

### II.6.2 Quantification Vectorielle

La quantification vectorielle n'est qu'une généralisation de la quantification scalaire à plusieurs dimensions. Elle permet de prendre en compte directement la corrélation entre échantillons voisins du signal.

La quantification vectorielle est appliquée à chaque vecteur  $x(m)$  de dimension  $N$  constitué de  $N$  échantillons consécutifs du signal. Les vecteurs  $\hat{y}^i = [\hat{y}_0^i \dots \hat{y}_{N-1}^i]^T$  représentent les vecteurs symboles à la sortie du quantificateur. L'ensemble des  $L$  vecteurs  $\hat{y}^i$  assimilable à une matrice est le dictionnaire.

L'inconvénient de la quantification vectorielle est sa complexité, qui limite la taille des vecteurs  $\hat{y}^i$  utilisés. Pour contourner ce problème le dictionnaire est structuré de façon à simplifier la recherche du représentant, étant donné le vecteur d'entrée. Ceci est réalisable avec la quantification vectorielle arborescente. Une autre approche est d'utiliser des transformations linéaires (telle que la décomposition en sous-bandes et les transformées en ondelettes) et d'appliquer la quantification vectorielle sur les coefficients [24].

## II.7 Codage EZW

Le premier algorithme inter-bandes pour les images 2D se nomme EZW [35] et a été proposé en 1993 par Jerry Shapiro. Le codage EZW exploite complètement la notion de multi-résolution associée aux ondelettes. Leur schéma de codage utilise un modèle simple pour caractériser les dépendances inter-bandes parmi les coefficients d'ondelettes localisés dans les sous-bandes ayant la même orientation. Le modèle est basé sur l'hypothèse des arbres de zéros, la création d'un arbre de zéros part du principe que si un coefficient d'ondelette à une échelle plus grossière n'est pas significatif par rapport à un seuil  $T$ , alors il est fortement probable que tous les coefficients d'ondelettes aux échelles plus fines qui ont la même orientation (horizontale, verticale ou diagonale) et la même localisation spatiale soient aussi non significatifs par rapport à ce même seuil  $T$ . En pratique, la probabilité que ce phénomène survienne est très élevée [34].

Plus spécifiquement, dans un système à sous-bandes hiérarchique, à l'exception de la sous-bande de plus basse fréquence (A3 sur la figure II.7), chaque coefficient dans une échelle donnée peut être relié avec un ensemble de coefficients dans l'échelle plus fine suivant qui a la même orientation spatiale (cf. figure II.8). Le coefficient dans l'échelle grossière est appelé 'parent' et tous les coefficients ayant la même orientation spatiale dans l'échelle plus fine suivant sont appelés 'fils'.

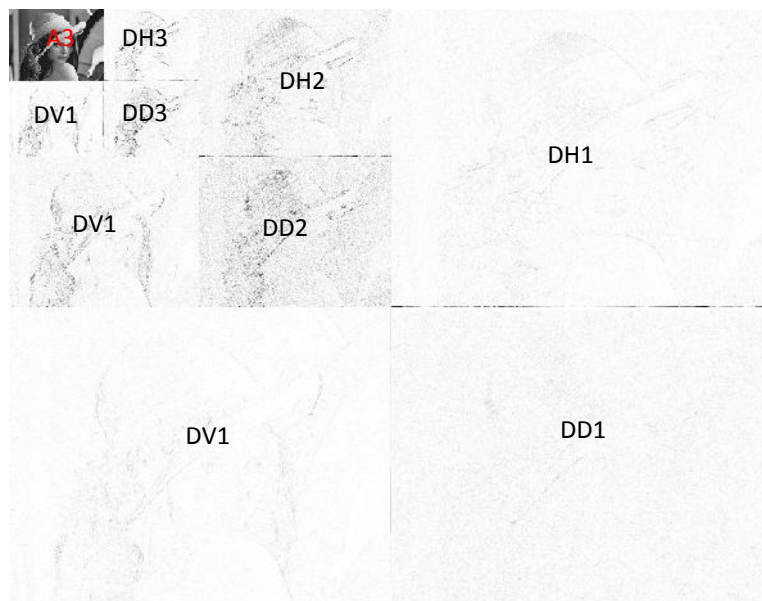


Figure II.7 Exemple de décomposition de l'image Lena par ondelette en trois résolutions

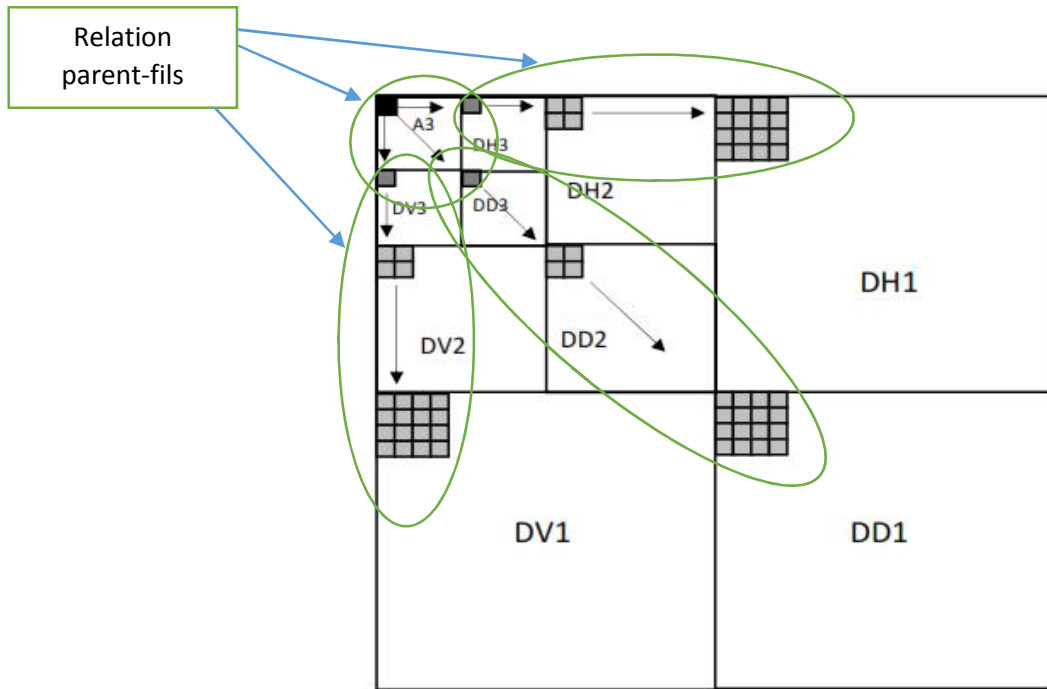


Figure II.8 : Modèle de dépendance inter-bandes pour l'EZW 2d

Pour un parent donné, l'ensemble des coefficients aux échelles plus fines qui ont la même orientation spatiale sont appelés 'descendants'. De même, pour chaque fils à une échelle donnée, l'ensemble des coefficients aux échelles plus grossières qui ont la même orientation spatiale sont appelés 'ancêtres' [34].

Les relations parent-fils dans une structure pyramidale sont représentées en figure II.8. A l'exception de la sous-bande de plus basse fréquence, chaque parent admet quatre fils dans la sous-bande de même orientation et de résolution juste supérieure. En ce qui concerne la sous-bande de plus basse fréquence (A3), chaque coefficient admet trois fils dans chacune des trois sous-bandes correspondant à la même résolution comme indiqué dans la Figure II.8. [34]

Un balayage des coefficients est défini tel qu'aucun fils n'est testé avant son parent. Ainsi, pour une transformation à N échelles, le balayage commence par la sous bande de plus basse fréquence  $A_N$ , ensuite les autres sous bandes de la même échelle N ( $DH_N$ ,  $DV_N$ ,  $DD_N$ ), et ainsi de suite. Ceci donne lieu au balayage en Z de la figure II.9.



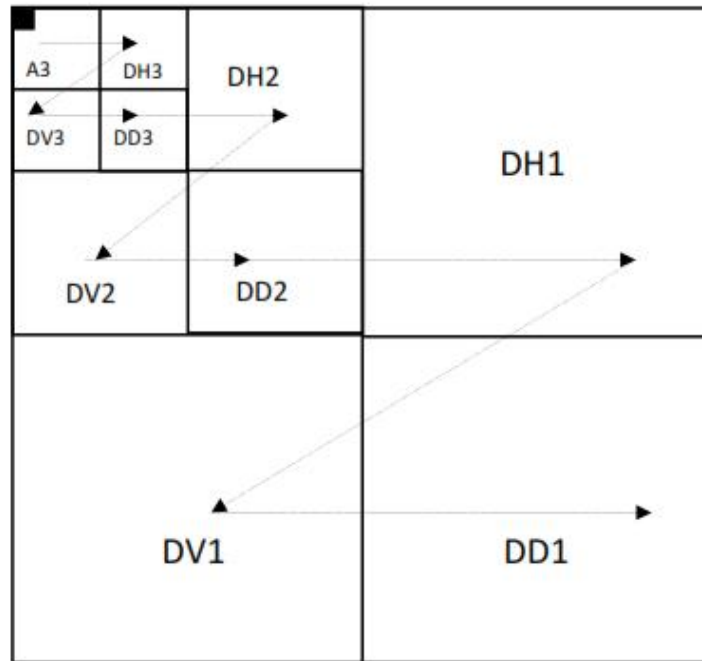


Figure II.9 ordre de balayage des coefficients des sous bandes

Le codage des coefficients d'ondelettes passe par la détermination de deux listes de coefficients :

- Une liste contenant les coordonnées des coefficients qui ne sont pas significatifs par rapport au seuil actuel  $T_j$ . C'est la liste dominante D.
- Une liste contenant les valeurs des amplitudes des coefficients déjà trouvés significatifs. C'est la liste subordonnée S.

Après le calcul de la transformation en ondelettes discrètes de l'image, nous commençons par la définition d'un seuil relatif à la première passe de seuillage :

$$T_0 = 2^{L-2} (C_m) \quad \text{II.14}$$

Avec  $C_m = \max(W_{i,j})$ ,  $W_{i,j}$  étant le coefficient d'ondelette de coordonnées (i, j).

Nous parcourons les coefficients d'ondelettes selon l'ordre des coordonnées indiqué dans la liste D (chemin représenté sur la figure II.9), de sorte que le codage zerotree soit le plus efficace possible. Pour chaque coefficient  $W_{i,j}$ , nous affectons un des quatre symboles {P, N, Zt ou Zi} en le comparant au seuil courant  $T_j = \frac{T_0}{2^j}$  avec j le nombre d'itérations. Ces symboles seront placés dans une troisième liste C appelée carte de signifiante :

- Si  $W_{i,j}$  (significatif et positif), le symbole 'P' est placé dans C.
- Si  $W_{i,j}$  (significatif et négatif), le symbole 'N' est placé dans C.
- Si la valeur absolue du coefficient  $W_{i,j}$  est inférieure au seuil  $T_j$  et ne possède que des descendants négligeables, le symbole 'Zt' (zerotree) est placé dans C. Les descendants de ce type de coefficients ne seront pas codés.
- Si la valeur absolue du coefficient  $W_{i,j}$  est inférieure au seuil  $T_j$  et possède un ou plusieurs descendants non-négligeables devant  $T_j$ , le symbole 'Zi' (zéro isolé) est placé dans C.

Les coefficients non significatifs des dernières sous bandes, n'acceptant pas des descendants, et qui ne sont pas des fils d'un arbre de zéros, sont considérés aussi zerotree

Lorsque les coefficients sont significatifs (deux premiers cas), leurs amplitudes sont placées dans la liste S et leurs coordonnées sont retirées de D. En ce qui concerne leur valeur dans l'image des coefficients, elle est mise à zéro pour ne pas être prise en compte à la passe suivante [34].

On réalise ensuite la passe de raffinement. Pour chaque coefficient dans la liste de signification, un bit est sorti du flux binaire. si c'est un 1, est utilisé pour remplacer le bit 0 à la localisation  $\text{Log}_2(T_j)-1$  dans la représentation binaire des coefficients [37]

## II.8 Codage SPIHT

L'algorithme SPIHT a été proposé par Saïd et Pearlman [61] en 1996 pour la compression d'image 2D avec et sans perte. Cet algorithme repose sur la même idée que celle de Shapiro (EZW) pour caractériser les dépendances entre les coefficients d'ondelettes. Cependant, il utilise les trois principes de base suivant :

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

Pour caractériser les relations parent enfant dans les sous bandes. Les ensembles suivants de coordonnées sont utilisés :

- $O(i, j)$  : Ensemble des coordonnées de tous les **enfants** du nœud  $(i, j)$ . Il s'exprime de la même façon que celui de l'EZW.
- $D(i, j)$  : Ensemble des coordonnées de tous les **descendants** du nœud  $(i, j)$  (**type A** d'arbres de zéros).
- $L(i, j) = D(i, j) - O(i, j)$  : L'ensemble des **descendants à l'exception des enfants** (**type B** d'arbre de zéros)[26].

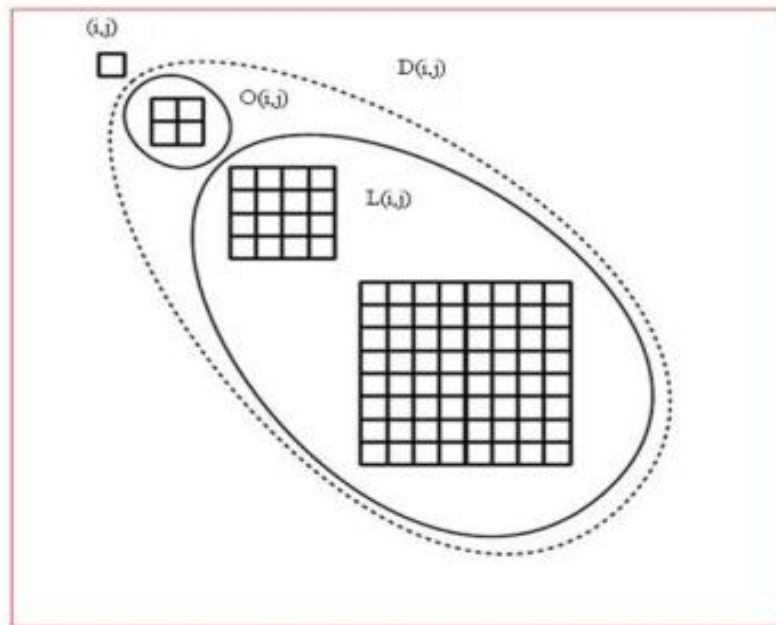


Figure II.10 Terminologie SPIHT pour les descendants

### II.8.1 Fonctionnement du SPIHT

Pour réaliser pratiquement le codage SPIHT on stocke l'information de signification dans 3 listes ordonnées :

- La Liste des Coefficients Significatifs (**LCS**),
- La Liste des Coefficients Non significatifs (**LCN**),
- La Liste des Ensembles Non significatifs (**LEN**).

Ce sont des listes de coordonnées  $(i,j)$ , dans la **LCN** et **LCS** ils représentent des coefficients, et dans la **LEN** ils représentent soit l'ensemble  $D(i,j)$  (une entrée de type A) ou l'ensemble  $L(i,j)$  (une entrée de type B).

La **LCN** contient les coordonnées de coefficients qui étaient insignifiants dans la précédente passe. Dans le passage de la passe courante, ils sont testés, et ceux qui sont significatifs sont déplacés vers la **LCS**.

Similairement, les ensembles de **LEN** sont évalués dans leur ordre d'entrée, et quand un ensemble est trouvé significatif, il est supprimé de cette liste puis est partitionné. Les nouveaux ensembles avec plus d'un élément sont ajoutés à la fin de **LEN** avec le type (A ou B), alors que les simples coefficients sont ajoutés à la fin de **LCS** ou **LCN** suivant leur signification. La liste **LCS** contient les coordonnées des coefficients qui seront visités dans la prochaine passe de raffinement. La passe de raffinement transmet le bit le plus significatif des entrées de **LCS** [26].

Nous allons donner maintenant l'algorithme de base du SPIHT 2D. Pour cela, nous définissons l'opérateur de signification  $\sigma$  qui évalue la signification d'un sous-ensemble  $E$  pour un seuil donné  $T$

$$\sigma(E) = \begin{cases} 1 & \text{si } |w| \leq T \\ 0 & \text{si } |w| > T \end{cases} \quad \text{II.15}$$

Le seuil  $T$  pour le premier plan de bit est égale à  $2^n$  ou  $n = \lfloor \log_2(w_{\max}) \rfloor$ . Tous les coefficients d'ondelettes sont scannés afin de trouver le maximum de  $w(i, j)$  après l'exécution de la transformée en ondelettes discrète. Pour le passage suivant on divise le seuil  $T$  par 2.

## II.8.2 Algorithme SPIHT 2D

### 1. Initialisation :

Sortie  $n = \lfloor \log_2(w) \rfloor$ ,  $T = 2^{\lfloor \log_2(w) \rfloor}$ ,  $LCS = \emptyset$ ,  $LCN = \{(i, j) \mid LL\}$ . LEN contient les mêmes coefficients que LCN excepté ceux qui n'ont pas de descendants.

### 2. Passe de signification :

#### 2.1. Pour chaque $(i, j)$ de LCN faire :

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

2.1.2. si  $\sigma(i, j) = 1$  alors mettre  $(i, j)$  dans LCS et coder le signe de  $w(i, j)$

#### 2.2. Pour chaque $(i, j)$ de LEN faire :

##### 2.2.1. Si l'entrée est de **type A**

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

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

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

-Sortie  $\sigma(l, m)$

-si  $\sigma(l, m) = 1$  alors mettre  $(l, m)$  dans LCS et coder le signe de  $w(l, m)$

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

-Si  $L(i, j) = \emptyset$  alors mettre  $(i, j)$  à la fin de LEN comme une entrée de type B et aller à 2.2.2 sinon supprimer  $(i, j)$  de LEN

##### 2.2.2. Si l'entrée est de **type B**

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

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

-Mettre chaque  $(l, m) \in O(i, j)$  à la fin de LEN comme une entrée de type A

-supprimer  $(i, j)$  de LEN.

### 3. Passe de raffinement :

Pour chaque coefficient  $(i, j) \in L$  à l'exception de ceux ajoutés au cours de la dernière passe. Ecrire le  $n^{\text{ème}}$  bit le plus significatif de  $|w(i, j)|$ .

### 4. Modification du pas de quantification : $T = T / 2$ et aller à l'étape 2.

### II.8.3 Algorithme de Décodage SPIHT 2D

Pour obtenir l'algorithme de décodage, il suffit simplement de remplacer le mot **Sortie** par **Entrée** dans l'algorithme précédent. De plus, le décodeur exécute une tâche supplémentaire en modifiant l'image reconstruite. Pour un seuil  $T$  donné, quand un coefficient est déplacé dans la LCS, il est évident que  $T < w(i, j) < 2T = 2^{n+1}$ . Ainsi, le décodeur utilise cette information plus le bit de signe juste après l'insertion dans la LCS pour mettre  $\hat{w}(i, j) = \pm 1.5 \times T_n T_n$ . De manière identique, pendant la passe de raffinement le décodeur ajoute ou soustrait  $T_n/2$  à  $\hat{w}(i, j)$  quand on reçoit les bits de la représentation binaire de  $|w(i, j)|$ . De cette manière, la distorsion baisse à la fois pendant les 2 passes [37].

### II.9 Comparaison Entre Compression EZW et SPIHT

Dans cette partie, nous présentons une comparaison des résultats expérimentales obtenus par les deux méthodes de codage EZW et SPIHT (figures II.11, II.12 et II.13). Nous avons appliquée cette méthode sur un ensemble d'images de teste tels que les images de Lena, barbara et baboon. Les images de teste ont une résolution 512x512. Chaque image est transformée par la transformation DWT. Le filtre d'ondelette bior 4.4 est utilisée dans la décomposition ensuite les coefficients obtenus sont codés par l'algorithme EZW et SPIHT. Les distorsions des images reconstruire sont mesurées à travers la valeur du PSNR.



Image originale de lena



Image reconstruite avec codage EZW  
PSNR=29,15 bpp=0,17



Image reconstruite avec codage SPIHT  
PSNR=31,47 bpp=0,17

Figure II.11 : Résultat de décompression d'image Lena par le codage EZW (à gauche) et le codage SPIHT (à droite)



Image originale de Barbara



Image reconstruite avec codage EZW

PSNR=22,92 bpp=0,3



Image reconstruite avec codage SPIHT

PSNR=28,18 bpp=0,3

Figure II.12 : Résultat de décompression d'image Barbara par le codage EZ (à gauche) et le codage SPIHT (à droite)



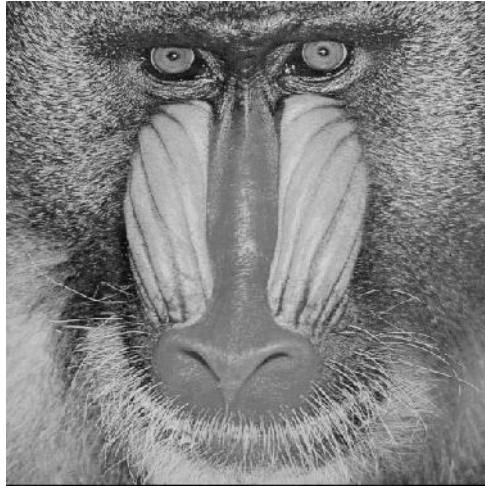


Image originale de Baboon

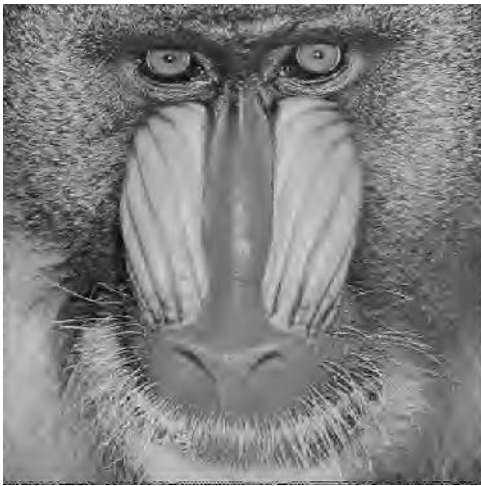


Image reconstruite avec codage EZW

PSNR=22,54 bpp=0,42

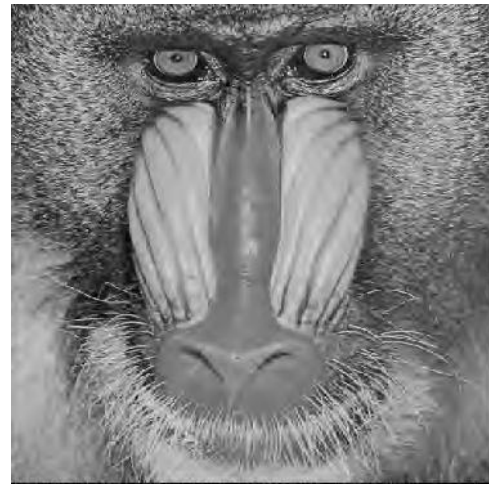


Image reconstruite avec codage SPIHT

PSNR=22,54 bpp=0,42

Figure II.13 : Résultat de décompression d'image Baboon par le codage EZW (à gauche) et le codage SPIHT (à droite)

## II.10 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons classé les méthodes de compression en deux grandes familles, méthode direct et indirect (par transformer). Puis nous avons décrit les principales méthodes de compression basées sur les transformations. Nous avons commencé, évidemment, par présenter les transformations les plus utilisées DCT et Ondelette. Ensuite, nous avons vu les principes des méthodes de codage EZW et SPIHT utilisées pour la compression par transformation. Une comparaison entre la codage EZW et le codage SPIHT a été abordées.

# Chapitre III: la Couche Physique d'un Réseau WMSNs

## III.1 Introduction

Dans les derniers temps, les nouvelles technologies de communication ont connu un développement très rapide. Ces technologies exigent des normes de plus en plus strictes en termes de Qualité de Service (QoS) nécessitant des transmissions numériques à très haut débit dans le but de traiter les volumes d'informations en augmentation constante. Dans notre étude, nous nous intéressons à améliorer les techniques de transmission d'images compressées.

Ce chapitre a pour objective de poser le cadre de notre travail et de présenter les différentes notions utilisées dans le chapitre suivant.

Premièrement, on abordera le modèle d'une chaîne de transmission numérique avec ses différents blocs. En suite envisagera l'étude sur différents technique de modulation.

Deuxièmement, on va présenter la transmission sur un canal bruité et aussi un canal sans fil.

Troisièmement, on exposera une étude sur les amplificateurs de puissance et leurs propriétés, en expliquant les problèmes liés aux amplificateurs tels que PAPR et les différentes techniques de réduction de ce dernier

## III.2 Chaîne de Communication Numérique

Les systèmes de transmission numérique véhiculent de l'information entre une source et un destinataire en utilisant un support physique comme le câble, la fibre optique ou encore l'environnement sans support matériel. La tâche d'un système de transmission est d'acheminer l'information de la source vers le destinataire avec le plus de fiabilité possible. Le schéma synoptique d'un système de transmission numérique est donné par la figure III.1. Dans la chaîne de communication numérique on trouve les différents blocs suivants :

- **Codage Source** : l'objectif principal de codage source est de compresser le message original en éliminant la redondance spatiale et temporelle du flux de données tout en préservant la même quantité d'information utile.
- **Codage Canal et Modulation** : le codage de canal et la modulation s'insèrent dans la couche accès radio d'un système de télécommunications. Le codage de canal permet de protéger le message à transmettre contre les perturbations du milieu de transmission en rajoutant une redondance structurée à l'information transmise par le codeur de source. Le codage de canal n'est possible que si le débit de la source est inférieur à la capacité du canal de transmission (d'après les travaux de Shannon la probabilité d'erreur  $P_e$  tends dans ce cas vers 0). La modulation permet d'adapter le spectre du signal au canal (milieu physique) sur lequel il sera émis.
- **Canal de transmission** : ce milieu de transmission désigne le support physique de transmission des signaux. Le canal de transmission peut inclure également tous bruits engendrés par les composantes d'émission et de réception qui perturbent la transmission (les multi-trajets et les interférences multi-utilisateurs).
- **Décodage Canal et Démodulation** : les fonctions de démodulation et de décodage sont les inverses respectifs des fonctions de modulation et de codage situés de la côté émettrice. Cette étape consiste d'une part à mettre en forme le signal récupéré à la sortie du canal de transmission, et d'autre part de corriger le maximum d'erreurs introduites par le canal de transmission, en exploitant la redondance ajoutée au niveau de l'émission.
- **Décodage Source** : le décodage de source permet de reconstruire les données transmises via le canal de transmission. Cette opération nécessite une connaissance préalable de l'algorithme de compression utilisé dans l'émission.

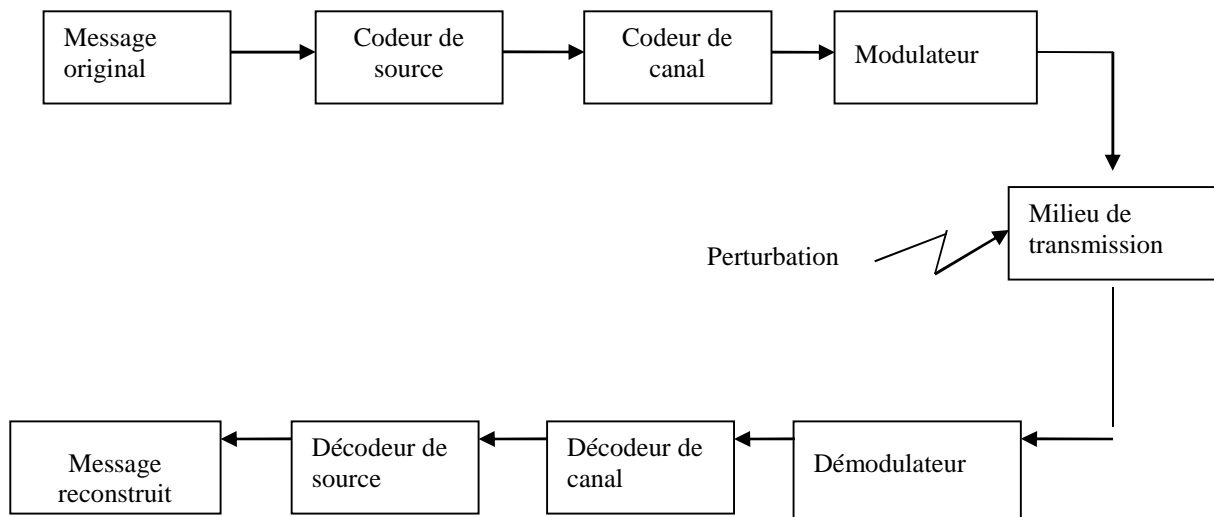


Figure III.1 : Principe d'une chaîne de transmission numérique.

### III.3 Techniques de Modulation

#### III.3.1 Modulations Numériques

Le rôle de la modulation est d'adapter le spectre du signal au canal (milieu physique) par l'intermédiaire d'un signal porteur généralement sinusoïdal. Donc, chaque ensemble de bits modulant la forme d'onde est appelé « symbole ». Le modulateur numérique se trouve entre la sortie du codeur et le canal de transmission. Le principe d'une modulation numérique est de faire varier l'un des paramètres d'une onde porteuse en fonction du signal à transmettre (signal modulant). Le paramètre considéré désigne le type de modulation mis en œuvre, à savoir, la modulation par déplacement d'amplitude (Amplitude-Shift Keying (ASK)), la modulation par déplacement de fréquence (Frequency-Shift Keying (FSK)) ou encore la modulation par déplacement de phase (Phase-Shift Keying (PSK)). Dans le cas d'une modulation numérique, l'information à transmettre se présente sous la forme d'une suite de bits qu'il est possible de grouper par paquets de longueur définie. On parle alors de modulation  $M$ -aire, où  $M$ , appelé ordre de modulation, présente le nombre d'états possibles dans le diagramme de constellation.

Dans notre étude, nous avons utilisé la modulation d'amplitude en quadrature (Quadrature Amplitude Modulation (4-QAM)). La modulation M-QAM consiste à moduler l'onde porteuse de manière combinée en amplitude et en phase. Grâce à son efficacité spectrale, la modulation QAM a connu une large utilisation dans le domaine des communications numériques.

### III.3.2 Modulation Adaptative

Dans ce type de modulation, les bits de données à transmettre sont préalablement codés puis modulés sous forme de symboles utiles. Ces derniers sont ensuite transmis sur une ou plusieurs porteuses. La modulation utilisée pour générer ces symboles utiles est adaptative en fonction de la qualité du lien radio afin de garantir un TEB minimum. Par exemple, lorsque le canal est en mauvais état (c'est à dire, à faible RSB), la taille des constellations du signal peut être réduite afin d'améliorer et optimiser les performances du système. En revanche, lorsque le canal est en bon état (RSB relativement élevé), la taille de la constellation du signal peut être augmentée afin d'augmenter le débit de données. Ainsi, la technique de modulation adaptative permet d'augmenter considérablement le débit des systèmes de communications sans fil en ajustant l'ordre de modulation en fonction des conditions de changement du canal [38].

### III.3.3 Modulation OFDM

L'OFDM [39] est une modulation multi porteuses qui permet de combattre efficacement la sélectivité fréquentielle. Cette technique possède l'avantage de transformer un canal à bande large sélectif en fréquence en un ensemble de canaux à bandes étroites non sélectives en fréquence, ce qui assure la robustesse de la modulation OFDM face aux retards de propagation tout en préservant l'orthogonalité dans le domaine fréquentiel.

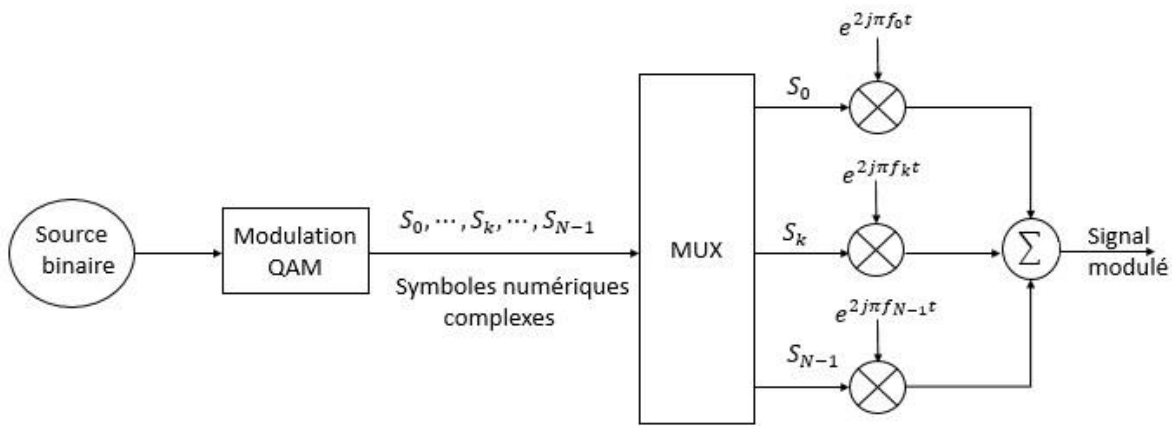


Figure III.2 : Schéma de principe d'un modulateur OFDM.

La modulation OFDM consiste à diviser la bande passante du canal de transmission en  $N$  sous-bandes indépendantes. Les symboles du signal à émettre sont ensuite multiplexés sur les  $N$  sous-porteuses relatives aux  $N$  sous-bandes fréquentielles. L'espacement entre les différentes sous-porteuses est défini par rapport au temps symbole  $T_S$  pour assurer l'orthogonalité entre les sous-porteuses. Les  $N$  symboles sont transmis simultanément en formant ainsi un symbole OFDM. Les symboles OFDM subissent d'abord une transformée de Fourier discrète inverse (Inverse Fast Fourier Transform (IFFT)) autour d'une fréquence porteuse  $f_0$  puis sont transmis sur le canal. L'application des transformations inverses au niveau du récepteur permet de reconstruire les vecteurs de symboles émis.

Le principe d'un modulateur OFDM basé sur une modulation QAM à  $M = 2^n$  états est présenté sur la figure III.2, où chaque symbole complexe  $S_k$  module un signal à la fréquence  $f_k$  pour  $k \in \{0, \dots, N-1\}$  [38].

### III.3.3.1 Principe de l'OFDM

La modulation OFDM consiste à transmettre des données numériques en les modulant sur des sous porteuses à bas débit en même temps. Ce sont des techniques de multiplexage en fréquence qui existent depuis longtemps. À l'opposé des systèmes conventionnels qui transmettent les symboles en série, chaque symbole occupant alors toute la bande passant disponible.

Soit  $\{f_k\}$  l'ensemble des fréquences porteuses considérées avec :

$$f_k = f_0 + \frac{k}{T_s}, 0 \leq k \leq N - 1 \quad \text{III.1}$$

Où  $T_s$  représente la durée allouée à un symbole,  $k$  le nombre de sous-porteuses.

Pour répartir les données à transmettre sur les sous-porteuses, on groupe les symboles  $C_k$  par paquets de  $N$  où  $\{C_k\}$  est un ensemble de nombres complexes prenant ses valeurs dans un alphabet fini, et représentant les données à transmettre. Le  $k$ -ième train de symboles parmi les  $N$  trains module une porteuse de fréquence  $f_k$ . Le signal modulé du train s'écrit sous forme complexe :  $C_k e^{2i\pi f_k t}$

Le signal résultant  $s(t)$  correspondant à l'ensemble des  $N$  symboles réassemblés en un symbole OFDM [40] :

$$s(t) = \sum_{k=0}^{N-1} C_k e^{2i\pi f_k t} \quad 0 \leq k \leq N \quad \text{III.2}$$

### III.3.3.2 Notion d'Orthogonalité

Le système OFDM est simplement défini comme une forme de systèmes à porteuses multiples, où l'espacement des porteuses est soigneusement choisi de telle sorte que chaque sous-porteuse est orthogonale aux autres sous-porteuses. Deux signaux sont orthogonaux si leur produit est nul. Autrement dit, deux signaux sont orthogonaux dans cet intervalle l'intégrale de leur produit sur cet intervalle est zéro.

L'orthogonalité peut être obtenue en choisissant soigneusement l'espacement de sous porteuse. Par conséquence, une orthogonalité peut être obtenir, si en choisir l'espacement de sous-porteuse égale à l'inverse de la période de symbole utile. Dans le cas où les sous-porteuses sont orthogonales, le spectre de chaque sous-porteuses a une valeur nulle à la fréquence centrale de chacune des autres sous-porteuses dans le système, comme le montre la figure III.3. En résulte, aucune interférence entre les sous porteuses qui leur permet d'être espacées de plus près théoriquement possible [41].



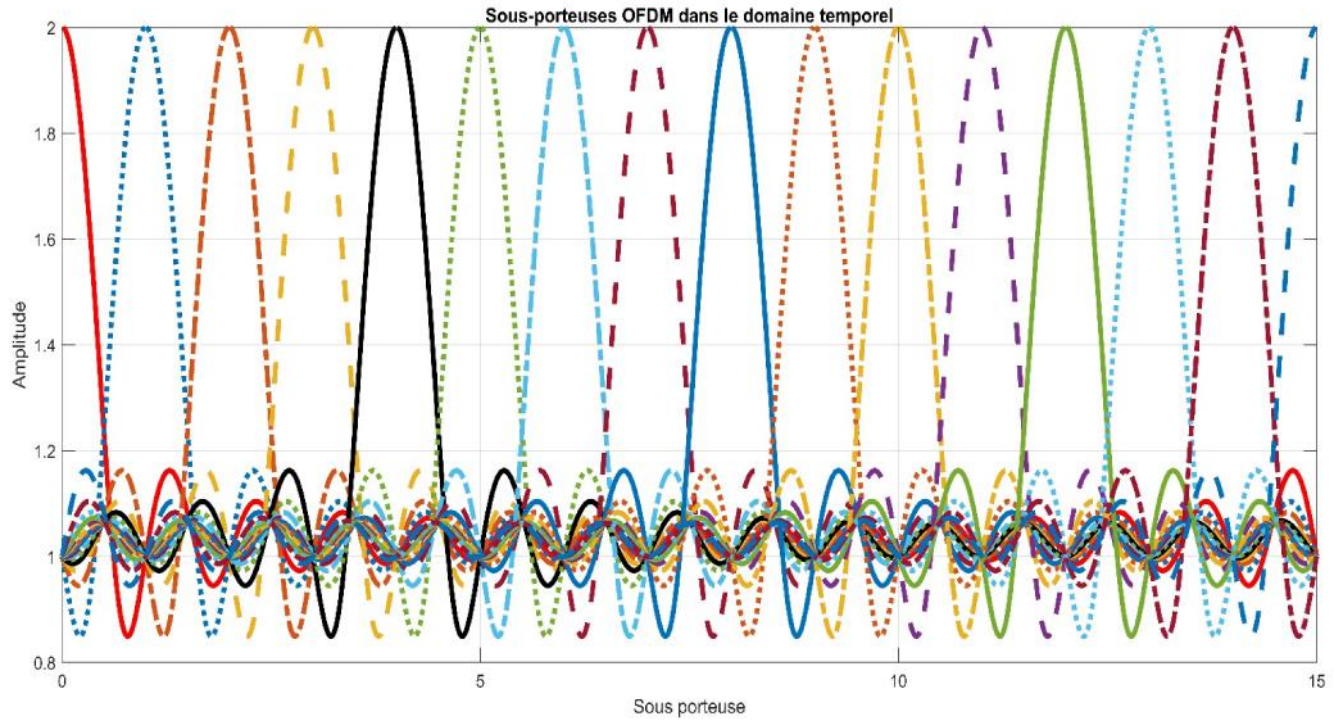


Figure III.3 : Sous-porteuse orthogonale dans le système OFDM.

En considérant tout d'abord le signal OFDM comme un simple multiplexage en fréquence, on peut l'écrire sous la forme [42] [53]:

$$s(t) = \sum_k \sum_{n=0}^{P-1} C_{n,k} e^{2\pi i f_n t} g(t - kT_s) \quad \text{III.3}$$

Avec :  $f_n = f_0 + n\Delta f$

Où les éléments  $C_{n,k}$  sont les symboles à émettre,  $f_0$  est la fréquence de la porteuse originale et  $f_n$  la fréquence de la porteuse d'indice  $n$ ,  $\Delta f$  représente l'écart entre deux porteuses voisines,  $P$  le nombre de porteuses,  $T_s$  la durée d'un symbole OFDM et  $g(t)$  la forme d'onde de la modulation. Pour simplifier l'expression, on pose tout d'abord

$$\Psi_{n,k}(t) = g(t - kT_s) e^{2\pi i f_n t} \quad \text{III.4}$$

Afin de discriminer les porteuses à la fois en temps et en fréquence, on impose la contrainte suivante:

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \Psi_{n,k}(t) \Psi_{m,l}^*(t) dt = E_\Psi \delta_{m,n} \delta_{k,l} \quad \text{III.5}$$

Où  $E_\Psi$  est l'énergie de la fonction  $\Psi$  et  $\delta_{m,n}$  désigne le symbole de Kronecker:

$$\delta_{m,n} = \begin{cases} 1 & \text{si } m = n \\ 0 & \text{si } \end{cases} \quad \text{III.6}$$

Donc, cette contrainte est une condition d'orthogonalité pour les fonctions  $\Psi_{n,k}(t)$  qui forment une base orthogonale de l'espace temps-fréquence, ce qui permet de retrouver facilement les symboles et autoriser donc un recouvrement spectral sans perte de l'information.

### III.3.3.3 Avantages de la Modulation OFDM

Les avantages de l'OFDM sont nombreux :

- La modulation OFDM est considérée parmi les solutions les plus efficaces contre les canaux sélectifs en fréquence.
- L'OFDM permet d'améliorer le débit de transmission grâce à la répartition de l'information sur chaque sous porteuse
- La modulation OFDM est basée sur un algorithme bien connu et peut être complexe : La FFT, DCT.
- L'OFDM permet une égalisation simple grâce à l'ajout de l'intervalle de garde.

### III.3.3.4 Inconvénients de la Modulation OFDM

Lors de l'implémentation d'un système OFDM, il y a deux problèmes qu'il faut prendre en compte, le premier est au niveau de l'émetteur (le PAPR rapport entre les puissances de crête et moyenne) et l'autre est au niveau du récepteur (le décalage (offset) fréquentiel).

- **Décalage Fréquentiel**

Le système OFDM présente certains désavantages importants tels que sa sensibilité au décalage fréquentiel. Dans [43], POLLET a démontré que les systèmes multiporteuses sont beaucoup plus sensibles aux décalages fréquentiels que les systèmes mono-porteuses. Il a donné une relation qui détermine la dégradation en termes de rapport signal à bruit (SNR) :

$$D \approx \frac{1}{L} \left( \frac{1}{3} \right) \left( \pi \frac{\Delta f}{R} \right)^2 \frac{E_s}{N_0} \quad \text{III.7}$$

Où  $\Delta f$  est le décalage fréquentiel des sous porteuses tel que  $\Delta f = B/N$  :  $B$  est la bande de fréquence OFDM,  $N$  : est le nombre de sous porteuse.

$R$  est le taux de symboles qui est égal à  $1/T$ , et  $E_s/N_0$  est le rapport entre l'énergie par symbole et la densité spectrale de bruit. La sensibilité est donc d'autant plus importante que les porteuses sont proches. De plus, la sensibilité aux erreurs de synchronisation affecte l'orthogonalité des sous-porteuses et introduit des déphasages. On doit donc bien choisir la longueur du préfixe cyclique.

### III. 3.3.5 L'Interférence Entre Symboles (IES)

Les signaux OFDM sont transmis à des intervalles égaux, et ils doivent parcourir un certain trajet pour atteindre le récepteur. Dans le cas d'un canal multi-trajets, un symbole transmis soumis à des différents retards pour arriver au récepteur à cause des différents chemins de propagation, ce qui produit des étalements temporels. La prolongation de la durée des symboles fait chevaucher les symboles entre eux, ce qui donne naissance à l'interférence entre les symboles (IES) [44].

### III.3.3.6 L'Interférence Entre Porteuses (IEP)

L'orthogonalité dans un système OFDM signifie qu'au maximum pour chaque spectre d'une sous-porteuse, tous les spectres des autres sous-porteuses sont nuls [45] (figure III.3), et les spectres des sous-porteuses se recouvrent mais demeurent orthogonaux entre eux. L'interférence entre porteuses (IEP) est causée par la perte de l'orthogonalité et donc par la présence des symboles de données d'une sous-porteuse sur les sous-porteuses adjacentes.

### III.3.3.7 L'Intervalle de Garde

Dans le but d'éviter l'utilisation d'égalisateurs de canaux et la présence des interférences, il suffit d'insérer une zone morte appelée intervalle de garde entre deux symboles OFDM transmis successivement. Pour que cet intervalle de garde soit efficace, sa durée sera choisie suffisamment grande par rapport à l'étalement des échos. Ainsi, les derniers échos du premier symbole OFDM auront lieu durant cet intervalle, et le symbole OFDM suivant ne sera plus perturbé (Figure III.4). Généralement l'intervalle de garde évite l'IES et il conserve l'orthogonalité des sous porteuses seulement dans le cas où il est composé selon des derniers symboles de la trame OFDM [46]. Dans ce cas, l'intervalle est appelé préfixe cyclique. Par conséquent, l'égalisation au récepteur

devient très simple. À partir de la figure III.4, la relation entre la durée de symbole, la durée utile et l'intervalle de garde est donné par la relation suivante [42]:

$$T_s = T_u + T_g \quad \text{III.8}$$

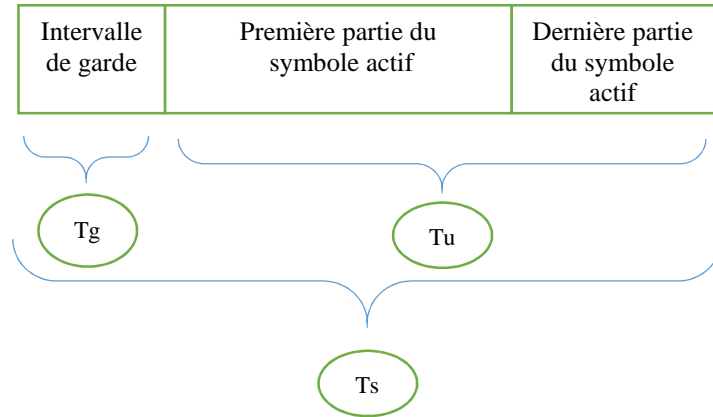


Figure III.4 - Intervalle de garde pour un système OFDM.

### III.4 Transmission sur Canaux Bruités

Le canal de transmission assure le lien entre l'émetteur et le récepteur, permettant ainsi le transfert de l'information. Une connaissance des mécanismes de transmission est alors indispensable dans la conception d'une chaîne de communication et à l'estimation des performances du système. Nous introduirons, dans ce qui suit, les modèles de canaux utilisés dans la suite de notre travail.

#### III.4.1 Canal à Bruit Blanc Additif Gaussien

Ce modèle de canal est fréquemment utilisé pour la simulation de transmission numérique. La perturbation introduite par le canal de Gauss est un Bruit Additif Blanc Gaussien (BABG). L'entrée d'un canal BBAG est modélisée par une variable aléatoire discrète  $U$  ayant des valeurs dans un alphabet fini  $\{u_1, \dots, u_N\}$  ( $N$  représente la taille de l'alphabet), tant dis que sa sortie est modélisée par une variable aléatoire continue  $R$  dans  $\mathfrak{R}$ , telle que [38] :

$$R = U + B \quad \text{III.9}$$

où  $B$  est une variable aléatoire Gaussienne de moyenne nulle et de variance  $\sigma^2$ , modélisant le bruit additif. La densité de probabilité de la sortie  $R = r_i$  du canal, conditionnellement à une entrée  $U = u_i$ , est donnée par [47][38] :

$$P(r/u) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{\|r-u\|^2}{2\sigma^2}} \quad \text{III.10}$$

Où  $\|\cdot\|$  désigne la norme Euclidienne.

Dans la suite de cette thèse, les performances des systèmes étudiés seront exprimées en fonction du  $S = \frac{E_b}{N_0} \log_2(M)$  où  $E_b$  est l'énergie d'un bit de l'information,  $N_0$  représente la densité spectrale de puissance du bruit et  $M = 2^K$ . Ainsi, le RSB décrit le rapport entre la puissance du signal utile et la puissance du bruit. Dans le cas d'un canal BBAG, nous avons [38]

$$\sigma^2 = \frac{N_0}{2} \quad \text{III.11}$$

### III.4.2 Canal Sans Fil

L'espace libre est le support physique qui permet l'échange de l'information grâce à la propagation des ondes électromagnétiques. Ces ondes rayonnées interagissent avec l'environnement, ce qui cause les phénomènes de multi-trajets. Notons que le canal de propagation ne tient en compte que des interactions du signal émis avec l'environnement traversé. Le canal de transmission, quant à lui, inclut en plus les effets induits par les antennes émettrice et réceptrice.

## III.5 Les Amplificateurs de Puissance en Télécommunication

### III.5.1 Définition

Pour une transmission longue distance, les émetteurs ont besoin d'amplificateurs de puissance pour fournir une puissance suffisante au signal à transmettre (signal radio fréquence) afin d'éviter qu'il s'affaiblisse fortement lors de la propagation. Pour injecter cette puissance nécessaire au signal. Il est important de déterminer le rendement en énergie de l'amplificateur et de s'interroger aussi sur l'impact du signal à amplifier sur ce rendement, d'autant plus que l'amplificateur de puissance est l'élément qui consomme le plus d'énergie parmi tous les éléments de l'émetteur.

On peut distinguer en général deux types d'amplificateurs de puissance [48] :

- L'amplificateur à tubes à ondes progressives (TOP) ou TWTA (Travelling Wave Tube Amplifier) utilisé généralement dans les transmissions par satellite.
- L'amplificateur à semi-conducteur (SSPA pour Solid State Power Amplifier) utilisé pour les transmissions radio terrestre comme la téléphonie.

### III.5.2 Les Caractérisations de l'Amplificateur de Puissance :

#### Le Conversions AM/AM

Pour déterminer la relation entre la puissance d'entrée, la puissance utilisée par l'amplificateur et la puissance de sortie du signal nous allons considérer le graphe ci-dessous [48] qui donnent la relation entrée-sortie AM/AM (pour Amplitude/ Amplitude) appelées fonction de transfert AM/AM.

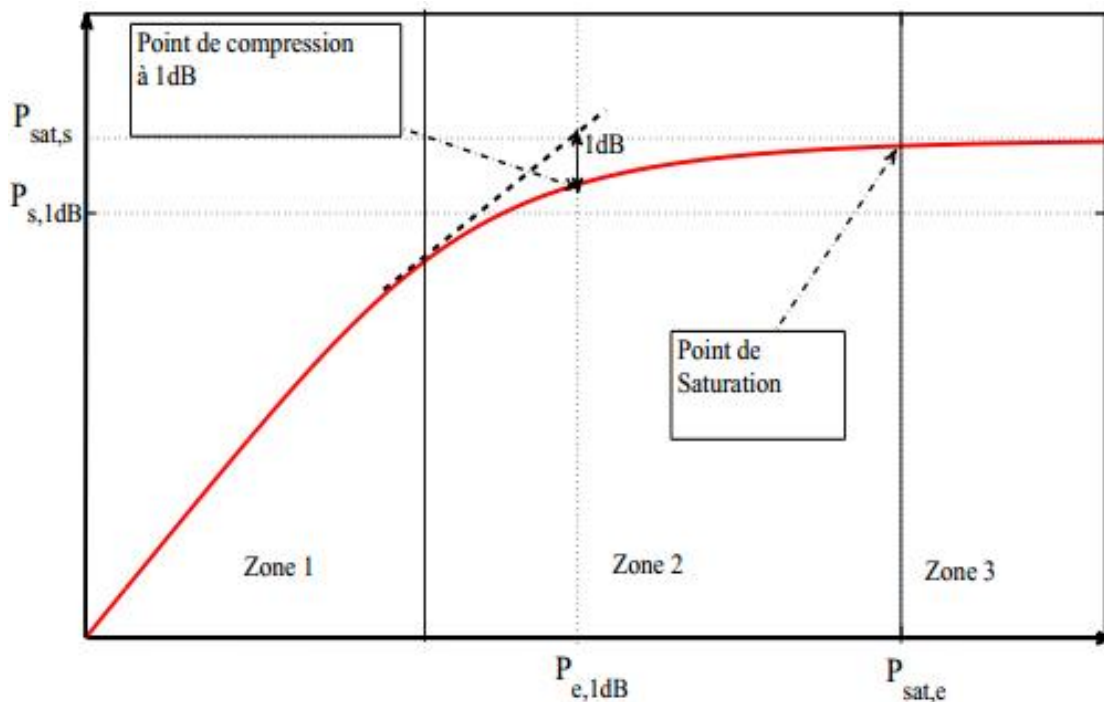


Figure III.5 : Allure de la Courbe AM/AM d'un Amplificateur de Puissance

D'après la courbe de la fonction de transfert AM/AM on peut identifier trois zones de fonctionnement de l'amplificateur de puissance :

- **Zone 1 (zone linéaire) :** Dans cette zone, la courbe de l'amplificateur de puissance est linéaire car l'amplitude de sortie est proportionnelle à l'amplitude d'entrée. En

pratique, le choix de grande valeur de recul de puissance permet de faire fonctionner l'amplificateur dans cette zone, car elle n'engendrera quasiment aucune distorsion sur le signal à la sortie.

- **Zone 2 (zone de compression)** : Dans cette zone, la courbe AM/AM n'est plus linéaire. Cette non-linéarité engendrera des distorsions sur le signal de sortie qui seront de plus en plus importantes au fur et à mesure qu'on s'approche de la Zone 3. Elle est la zone de transition entre la zone linéaire (zone 1) et la zone de saturation (zone 3). Ces dégradations peuvent être accentuées lorsque les signaux à amplifier ont un PAPR élevé. Au-delà du point de compression à 1dB, l'amplificateur commencera aussi à perdre en rendement énergétique tout en accentuant les dégradations du signal.
- **Zone 3 (zone de saturation)** : Dans cette zone, la puissance de sortie (courbe AM/AM) ne varie quasiment plus quel que soit la puissance d'entrée (zone de saturation). Les dégradations sont à leur plus haut niveau dans cette zone. [48]

### III.5.3 Les Paramètres d'Intérêt d'un Amplificateur de Puissance

L'amplificateur est un composant actif, alimenté par un signal continu dont la puissance est  $P_{dc}$  afin d'augmenter la puissance du signal de l'entrée  $P_e$ . Idéalement la puissance de sortie égale à la somme de la puissance d'entrée et de l'alimentation. Pratiquement il en résultera une perte d'énergie dû à l'imperfection de ces composantes. Ce bilan énergétique des puissances est montré par La Figure III.6. On peut noter d'après cette figure que par principe de la conservation d'énergie en physique on a :

$$P_e + P_d = P_s + P_{diss} \quad (III.12)$$

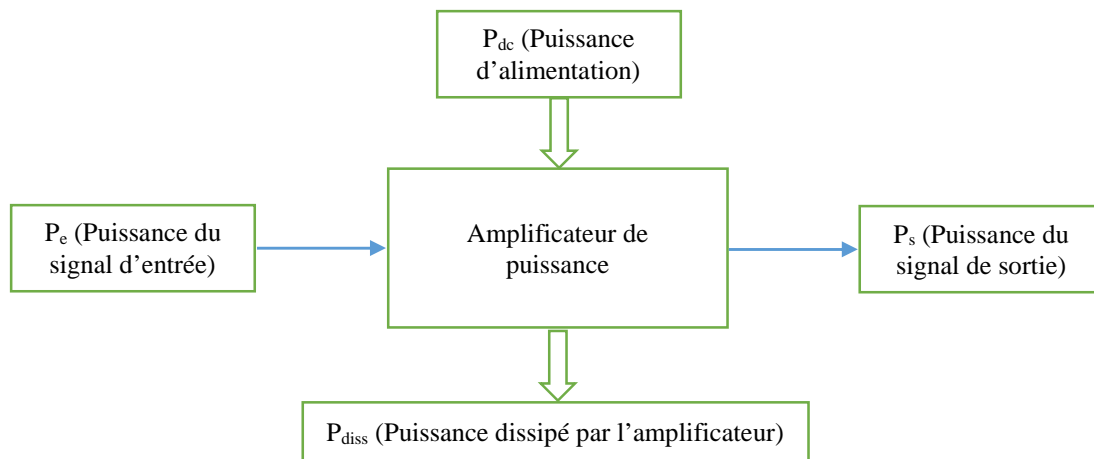


Figure III.6 : Bilan Energétique d'un Amplificateur de Puissance

Le rendement est un paramètre qui permet d'évaluer le transfert de la puissance  $P_{dc}$  en une puissance  $P_s$ . deux types de rendement peuvent être utilisés pour quantifier la consommation énergétique "utile" de l'amplificateur, et donc son efficacité énergétique. Les équations suivantes donnent les différentes manières de quantifier l'efficacité énergétique :

- **Le Rendement en Puissance** : Il est exprimé par le rapport entre la puissance de sortie et la puissance fournie. Ainsi, du fait que la puissance d'entrée est incluse dans la puissance de sortie, ce paramètre ne permet pas de quantifier l'efficacité énergétique de l'amplificateur de puissance, c'est à dire le rapport entre la puissance réellement ajoutée ( $P_s - P_e$ ) et la puissance consommée :

$$\eta = \frac{P}{P} \quad (\text{III.13})$$

- **Le Rendement en Puissance Ajoutée** : Il est exprimé par le rapport entre la puissance ajoutée et la puissance fournie. Il permet donc de quantifier l'efficacité énergétique de l'amplificateur contrairement au cas précédent :

$$\eta_1 = \frac{P - P}{P} = 1 - \frac{P}{P} \quad (\text{III.14})$$

Le bilan énergétique présenté dans la Figure III.6 ne tient pas compte du point de fonctionnement de l'amplificateur qui peut aussi renseigner sur l'efficacité énergétique de l'amplificateur. Ce point de fonctionnement est généralement défini à partir du "recul de puissance", un mot qui est souvent connu sous le nom de Input Back Off (IBO) en anglais, il fait partie des paramètres clés d'un amplificateur de puissances. A ce paramètre, nous pouvons ajouter l'Output Back Off (OBO) qui désigne la "puissance de recul de sortie" et le rendement énergétique qui sont aussi des paramètres clés de l'amplificateur. L'IBO permet à l'amplificateur de prendre du recul (sa zone de fonctionnement voir Figure III.5) par rapport au point de compression à 1dB ou bien par rapport à sa puissance de saturation afin de fonctionner dans la zone linéaire. Par conséquent, l'IBO permet aussi de renseigner sur le rendement énergétique de l'amplificateur.

Avec les notations définies sur la Figure III.5, l'IBO est défini comme étant le rapport entre la puissance de saturation à l'entrée et la puissance d'entrée initiale du signal. Autrement dit, il est exprimé par l'équation suivante:



$$\text{IBO} = \frac{P_{s,1dB}}{P_e} \quad \text{en linéaire} \quad \text{ou} \quad \text{IBO} = P_{\text{sat},e} - P_e \quad \text{en dB} \quad (\text{III.15})$$

Dans certains cas, le IBO est défini comme étant le rapport entre la puissance d'entrée ramenée au point de compression à 1dB et la puissance d'entrée du signal.

$$\text{IBO} = \frac{P_{e,1dB}}{P_e} \quad \text{en linéaire} \quad \text{ou} \quad \text{IBO} = P_{e,1dB} - P_e \quad \text{en dB} \quad (\text{III.16})$$

L'OBO, est défini comme étant le rapport entre la puissance de sortie à la saturation et la puissance de sortie du signal comme l'indique l'équation suivante:

$$\text{OBO} = \frac{P_{s,s}}{P_s} \quad \text{en linéaire} \quad \text{ou} \quad \text{IBO} = P_{\text{sat},s} - P_s \quad \text{en dB} \quad (\text{III.17})$$

De même dans certains cas, l'OBO est défini comme étant le rapport entre la puissance de sortie si l'amplificateur avait fonctionné au point de compression à 1dB et la puissance d'entrée du signal si l'amplificateur avait fonctionné au point de fonctionnement défini par la puissance initiale du signal d'entrée :

$$\text{IBO} = \frac{P_{s,1dB}}{P_s} \quad \text{en linéaire} \quad \text{ou} \quad \text{IBO} = P_{s,1dB} - P_s \quad \text{en dB} \quad (\text{III.18})$$

A partir de ces équations précédentes on remarque que :

- Plus l'IBO est grand, plus l'amplificateur s'approche de sa zone de linéarité, et donc est surdimensionné.
- Plus le PAPR du signal d'entrée est grand, plus l'IBO requis pour faire fonctionner l'amplificateur dans sa zone linéaire est grand.
- L'OBO donne la puissance perdue associée à chaque valeur de l'IBO.

La Figure III.7 [48] donne la courbe AM/AM ainsi que la courbe du rendement énergétique de l'amplificateur de puissance.

D'après cette Figure on remarque que le surdimensionnement de l'amplificateur de puissance entraîne un fonctionnement non efficace en termes de consommation d'énergie de l'amplificateur de puissance. En effet, on remarque que plus le recul de puissance (IBO) est grand, plus l'amplificateur fonctionnera dans sa zone linéaire qui est la zone où le rendement de l'amplificateur est faible. On note aussi que la Zone 2 (en particulier le point de fonctionnement à 1dB) est une zone tampon permettant de faire un compromis entre rendement énergétique et dégradation du signal. [48]

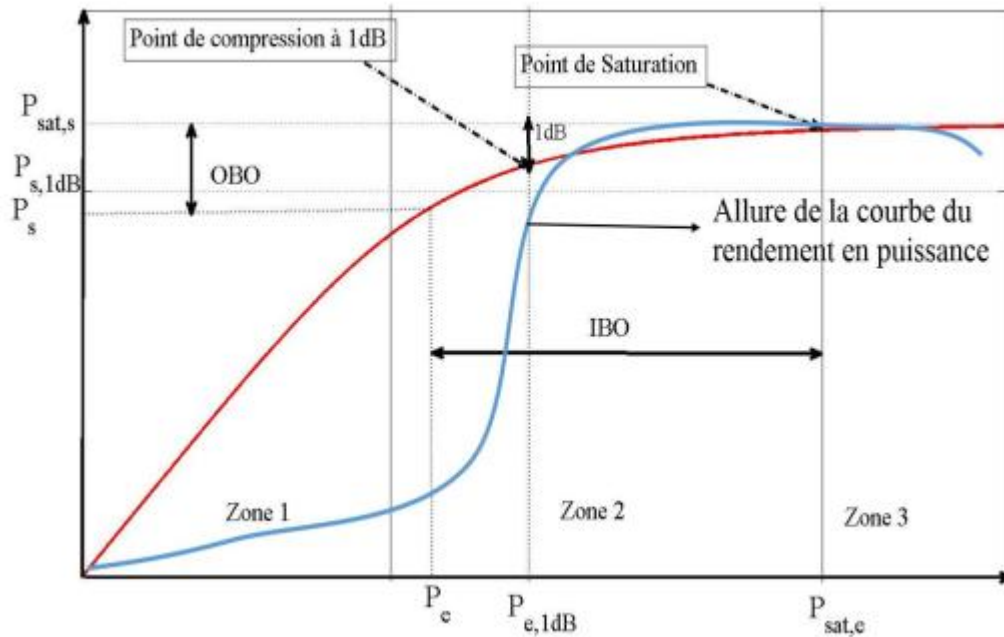


Figure III.7 : Les Paramètres d'Intérêt d'un Amplificateur de Puissance

L'IBO et l'OBO sont des paramètres caractérisant la zone de la fonction de transfert AM/AM de l'amplificateur dans laquelle il est utilisé. Plus ils sont faibles, plus on s'approche de la zone de saturation de l'amplificateur et on verrait apparaître des distorsions. Dans ce cas, le seul avantage serait le rendement énergétique obtenu qui est très important pour le bilan énergétique.

En effet, le rendement d'un amplificateur analogique des classes A, B, AB, et C qui sont les plus utilisés, est donné par l'équation (III.19), où  $\theta$  représente l'angle de conduction du courant du drain. On peut ainsi observer que lorsque l'OBO est faible, c'est à dire  $P_s$  élevée, on a bien un rendement  $\eta$  important.

$$\eta = \frac{\theta - s_1(\theta) c(\theta)}{2(s(\theta) - \theta c(\theta))} \frac{1}{O} \quad (III.19)$$

Par contre, lorsque l'OBO est élevé, la puissance de sortie est faible. On s'éloigne donc du point de compression de l'amplificateur en se rapprochant d'avantage de sa zone linéaire. De très faibles distorsions du signal apparaissent, voir aucunes. On cherchera toujours à adopter un OBO élevé en effectuant un recul d'entrée (IBO) important. Mais ce choix n'est pas sans conséquence car comme on peut le voir avec

l'équation (III.19) le rendement serait très faible. Dans ce cas, l'amplificateur consommerait plus d'énergie inutilement. [49]

### III.6 Problème de PAPR

Pour utiliser un amplificateur de puissance on se place généralement dans sa zone linéaire à une certaine hauteur de son point de compression. Cela se traduit par le choix du niveau de puissance du signal d'entrée que l'on souhaite amplifier.

En effet, nous avons déjà vu que des distorsions apparaissent lorsqu'un signal est amplifié dans une zone proche de la zone de saturation de l'amplificateur. La solution simple, adoptée pour éviter ce phénomène est d'amplifier le signal dans la zone linéaire de l'amplificateur en adoptant un recul d'entrée (IBO) important. Cependant l'un des inconvénients majeurs de cette opération, est la baisse du rendement énergétique de l'amplificateur.

Typiquement, cela se traduit dans les téléphones mobiles, par une plus forte consommation de la batterie qui s'épuiserait plus vite. Un choix judicieux du point de fonctionnement (IBO, OBO) doit donc être trouvé afin d'assurer un fort rendement et une absence de distorsions.

Le compromis dépend intrinsèquement de la nature du signal à l'entrée de l'amplificateur. En effet lorsque le signal d'entrée possède de fortes excursions autour de sa moyenne, il sera risqué d'amplifier le signal dans une zone proche de la zone de saturation. Par contre lorsque ses excursions sont faibles, l'amplification de signal dans la zone critique n'entraînerait pas de distorsions et permettrait d'obtenir un grand rendement. C'est pour cela que la notion de PAPR a été introduite comme critère de choix du point de fonctionnement (IBO, OBO). [49]

Ainsi, La notion de PAPR est très importante dans les systèmes de communications. Il est directement lié à la consommation énergétique des amplificateurs de puissance dans les émetteurs radio mobile et représente également un indicateur du risque de distorsion du signal par l'amplification.

#### III.6.1 Définition du PAPR

Le PAPR d'un signal  $x(t)$  ou « Peak to Average Power Ratio » est une variable aléatoire, qui présente un paramètre pratique permettant de quantifier la sensibilité de

ce signal vis-à-vis de l'amplification. Il est par définition le rapport entre la puissance maximale du signal  $x(t)$  et sa puissance moyenne (Fig. III.8) sur un temps donné. Cette quantité indique l'amplitude des excursions autour de la valeur du signal d'entrée. Il permet ainsi de déterminer le bon recul d'entrée (IBO) à adopter afin d'assurer que les plus grandes excursions du signal soient loin de la zone de saturation [50]

$$P = \frac{\max_{0 \leq t \leq T} (x(t)^2)}{\frac{1}{T} \int_0^T x(t)^2 dt} \quad (III.20)$$

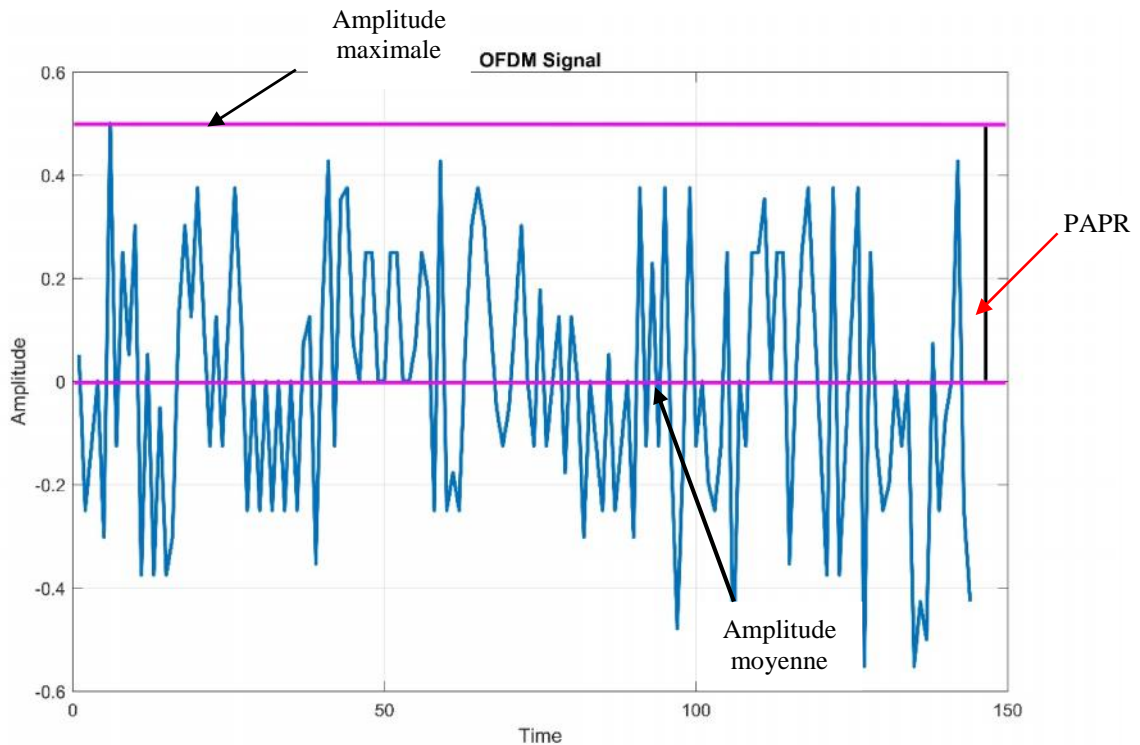


Figure III.8 : Présentation du PAPR à partir d'un Signal Multi-Porteuse

Un signal à faible PAPR possède de faibles excursions autour de sa valeur moyenne, on peut ainsi choisir un point de fonctionnement proche du point de compression sans risquer d'obtenir des distorsions et en garantissant un rendement plus élevé. Par contre un signal à fort PAPR possède des excursions très importantes autour de sa moyenne. Pour ces signaux le choix d'un point de fonctionnement très éloigné de la zone de saturation de l'amplificateur s'impose. Ce choix est très préjudiciable car le rendement obtenu sera très médiocre.

### III.6.2 CCDF de PAPR

Pour contourner le problème, on utilise en général des méthodes numériques pour estimer le PAPR. La technique la plus répandue est celle de la CCDF (Complementary Cumulative Distribution Function). [49], [54]. La CCDF correspond à la probabilité pour que le PAPR soit supérieur à une certaine valeur  $P_{APR0}$  :  $P_r(PAPR > PAPR_0)$  [49]. La CCDF de PAPR est un paramètre utile pour analyser le PAPR, qui est définie comme la probabilité que le PAPR du signal discret  $x[k]$  qui dépasse au-delà d'un seuil donné qui est désigné par  $\gamma$  (en dB) : [50], [49], [54],[57]

$$C = P \{P \geq \gamma\} \quad (III.21)$$

La CCDF du PAPR pour un signal  $x_n$  en bande de base peut être approchée par la relation suivante [56]:

$$P \{P_{[x]} \geq \gamma\} = 1 - (1 - e^{-\gamma})^N \quad (III.22)$$

Cette relation est seulement valable pour des facteurs de sur-échantillonnage  $L = 1$ . Un PAPR calculé de cette manière ne reflète cependant pas la réalité car des pics d'amplitude ont pu être ignorés. Pour avoir une meilleure estimation des variations du signal, il faudrait encore plus d'échantillons du signal, donc un facteur de sur-échantillonnage plus grand. Pour des facteurs de sur-échantillonnage supérieurs à 4, on trouve également dans la littérature des approximations de la CCDF du PAPR. Nous considérons une approximation de la CCDF du PAPR par la relation suivante [55] :

$$P \{P_{[x]} \geq \gamma\} \approx 1 - (1 - e^{-\gamma})^{\tau_2 N^\mu} \quad (III.23)$$

$\tau_2 = \left(\frac{5.1}{\sqrt{e}}\right)^\mu e^{-0.5}$  et  $\mu = 1.07$ .  $\mu$  est une constante.

La Figure III.9 montre la CCDF du PAPR pour plusieurs valeurs du facteur de sur échantillonnage ainsi que la CCDF théorique obtenue grâce à l'équation (III.23). Le système simulé a  $N = 64$  sous-porteuses et les données sont modulées 4-QAM. A partir de cette figure, on peut se rendre compte premièrement que le facteur de sur-échantillonnage influe la mesure du PAPR pour  $L < 4$ . Pour les simulations, il vaut mieux choisir  $L \geq 4$ . Deuxièmement, en traçant la CCDF théorique, on montre que l'équation (III.23) est une bonne approximation. [50],

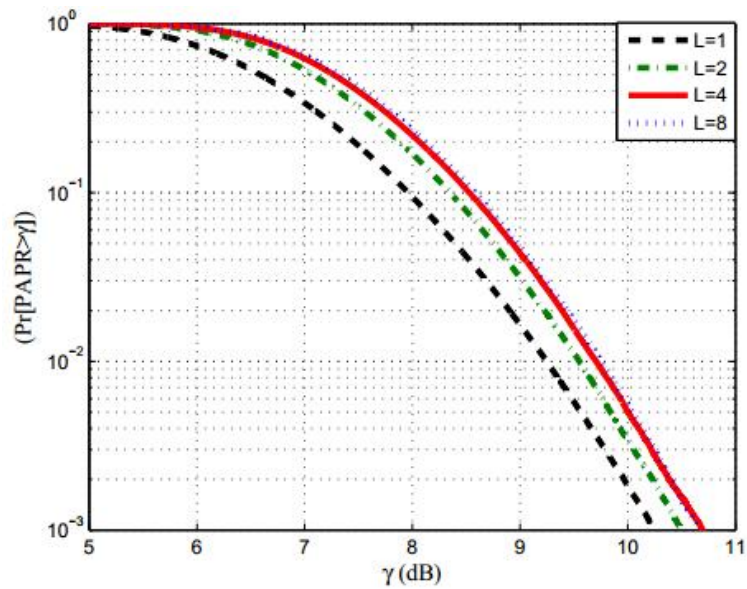


Figure III.9 : CCDF du PAPR de 64-tone FBMC/OQAM

### III.6.3 Techniques de Réduction de PAPR

La réduction du PAPR consiste à réduire la dynamique du signal à amplifier afin de permettre une amplification le plus près possible de la zone de saturation où le rendement énergétique est meilleur. Un nombre considérable de méthodes de réduction du PAPR existe dans la littérature. Elles sont classées en trois catégories : les méthodes de codage, les méthodes probabilistes et les méthodes d'ajout de signal. [48], [51]

#### III.6.3.1 Les Techniques De Codage

Les techniques de Codage font partie des premières solutions proposées pour la réduction du PAPR. Les techniques de codage consistent à utiliser un codeur particulier afin d'éviter d'envoyer des signaux à fort PAPR. Elles agissent en général sur le flux binaire avant le module de mapping. Ces méthodes exigent généralement un récepteur adapté et donc ne sont pas à compatibilité descendante la Figure III.10 définit la technique de codage pour la réduction de PAPR. [48]

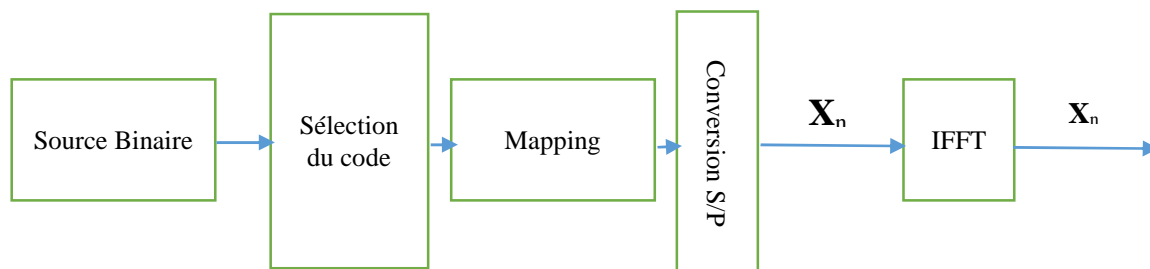


Figure III.10 : techniques de codage pour la réduction du PAPR

### III.6.3.2 Les Techniques Probabilistes

Ces méthodes sont basées sur des représentations diverses d'un symbole (en fonction de la phase, l'amplitude et/ou la position des sous-porteuses), et donc consistent à choisir la meilleure représentation, celle donnant un PAPR acceptable. Il s'agit principalement des techniques basées sur la méthode SLM (Selective Mapping) et la méthode PTS (Partial Transmit Sequences). Il y a également le RH (Random Phasor) et bien d'autres techniques. [48]

#### III.6.3.2.1 La Technique Selective Mapping (SLM)

La technique SLM, Sélective (ou encore Selected) Mapping, consiste à faire des rotations de phase  $\Phi$  sur plusieurs versions d'un même signal avant de transmettre la version qui a le plus faible PAPR. Comme le montre la Figure III.11, cette technique requiert la répétition du processus de modulation, notamment l'algorithme IFFT. Le nouveau symbole OFDM dans le domaine fréquentiel obtenu après pondération (rotation de phases) s'écrit :

$$X^{(u)} = X \cdot \Phi^u \quad (\text{III.24})$$

On obtient ainsi  $U$  versions différentes du signal OFDM initial.

Finalement, le signal OFDM temporel transmis s'écrit :

$$x^{(u^*)} = \text{IFFT} (X^{(u^*)}) \quad (\text{III.25})$$

Où  $u^*$  est l'indice correspondant à la version dont le PAPR est le plus faible. La valeur de  $u^*$  sera alors transmise au récepteur pour la reconstruction du signal initial.

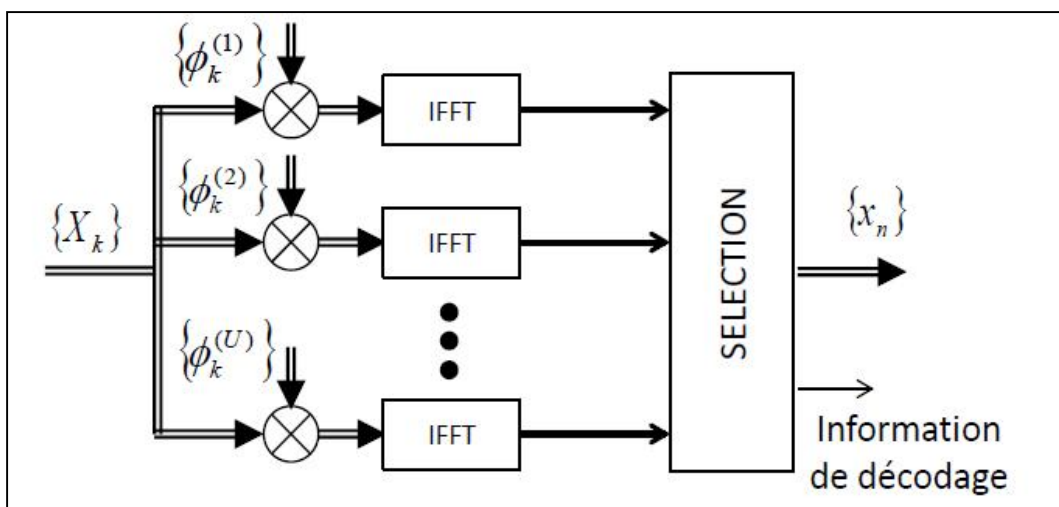


Figure III.11 : Principe de Base de la Technique SLM

### III.6.3.2.2 La Technique Partial Transmit Sequences (PTS)

La technique PTS est basé sur le même principe que le SLM. La manière dont les symboles OFDM sont partitionnés en sous-blocs détermine la performance et la complexité de la technique PTS. L'inconvénient majeur du PTS réside dans la complexité de la recherche du vecteur de pondération pour minimiser le PAPR. Avec le même nombre de blocs IFFT, le PTS est plus complexe que le SLM.

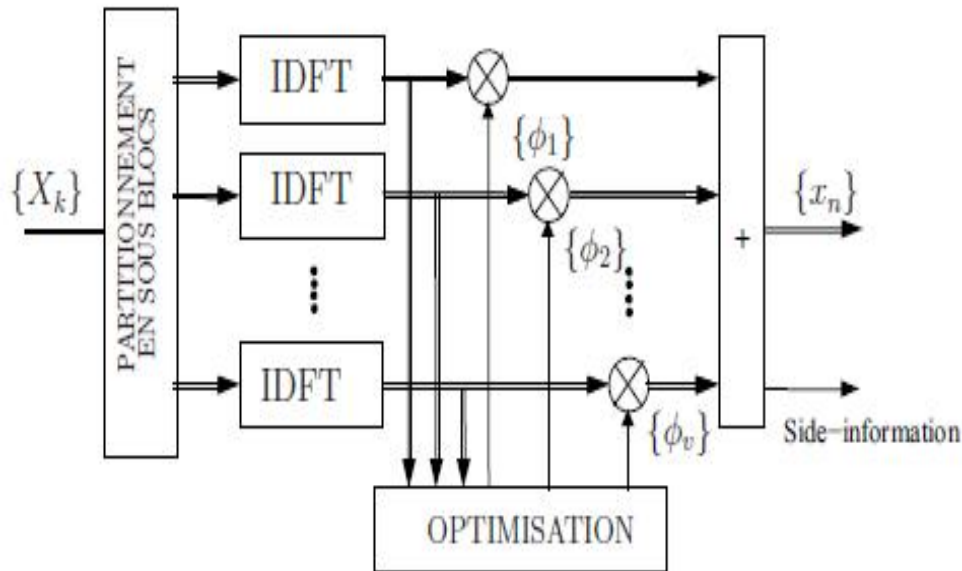


Figure III.12 : Principe de base de la technique PTS

### III.6.3.3 Les Méthodes de Suppression / Ajout du Signal

Les techniques dites d'ajout de signal : Comme leur nom l'indique, ces techniques consistent à ajouter un signal additionnel permettant d'atténuer les pics les plus élevés du signal d'intérêt. Ce signal additionnel est généralement obtenu via un problème d'optimisation offrant ainsi à ces techniques de fortes capacités de réduction du PAPR [48]. Parmi ces méthodes, on trouve des exemples comme l'écrêtage (clipping) et le filtrage, la Tone Reservation (TR), la Tone Injection (TI), l'Active Constellation Extension (ACE).

#### III.4.3.3.1 La Technique d'Ecrêtage (Clipping)

Dans un contexte d'amplification non-linéaire, le moyen le plus simple pour supprimer les pics est d'écrêter le signal à amplifier. Le signal écrêté  $y(t)$  s'exprime alors par la relation suivante :



$$y(t) = f_c \left( x(t) \right) = \begin{cases} x(t) & \text{s } (x(t)) \leq A_c \\ A_c e^{j(x)} & \text{s } (x(t)) > A_c \end{cases}, \quad \text{III.26}$$

Où :

- $\phi(x)$ : La phase du signal
- $f_c$  : La fonction d'écrêtage (de clipping)
- $A_c$  : Le Seuil d'écrêtage

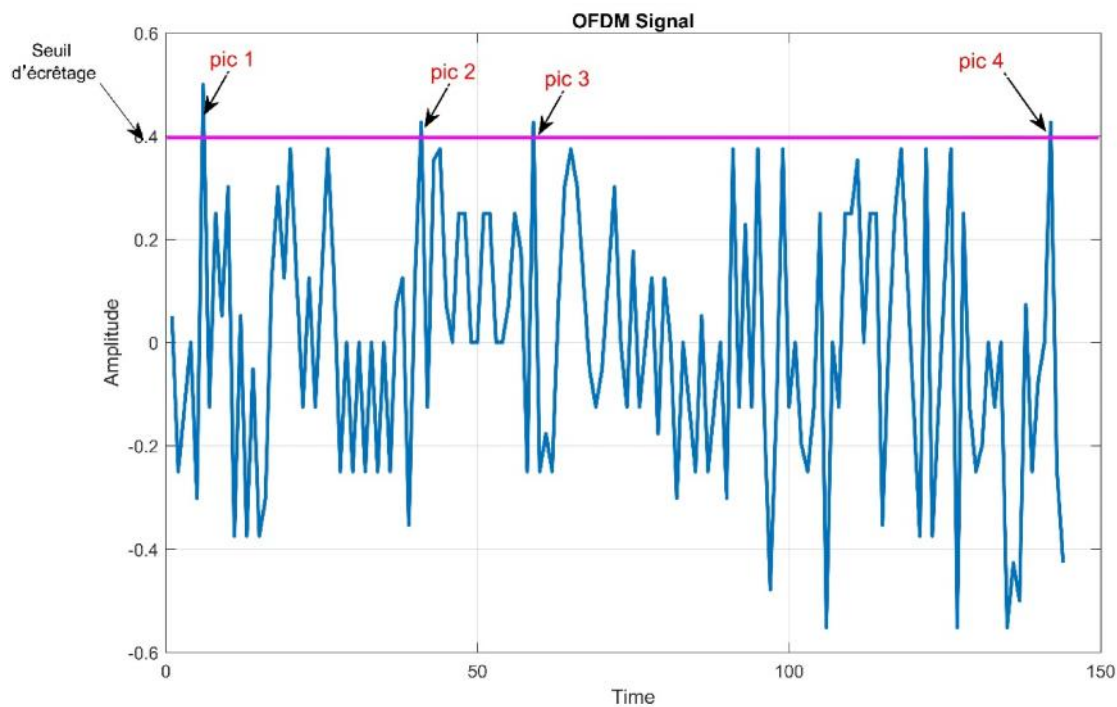


Figure III.13 : Principe de base de la technique d'écrêtage (Clipping)

### III.6.3.3.2 La Technique Tone Reservation (TR)

Dans cette technique, l'idée de base est de réserver quelques sous-porteuses qui seront utilisées pour la réduction du PAPR. Dans cette vision, l'émetteur et le récepteur se mettent d'accord sur le nombre et la position des sous-porteuses qui seront réservées pour le signal correcteur chargé de réduire le PAPR (la technique Tone Reservation (TR)). La Figure III.14 présente le schéma fonctionnelle de technique **Tone Reservation** pour la réduction de PAPR [52]

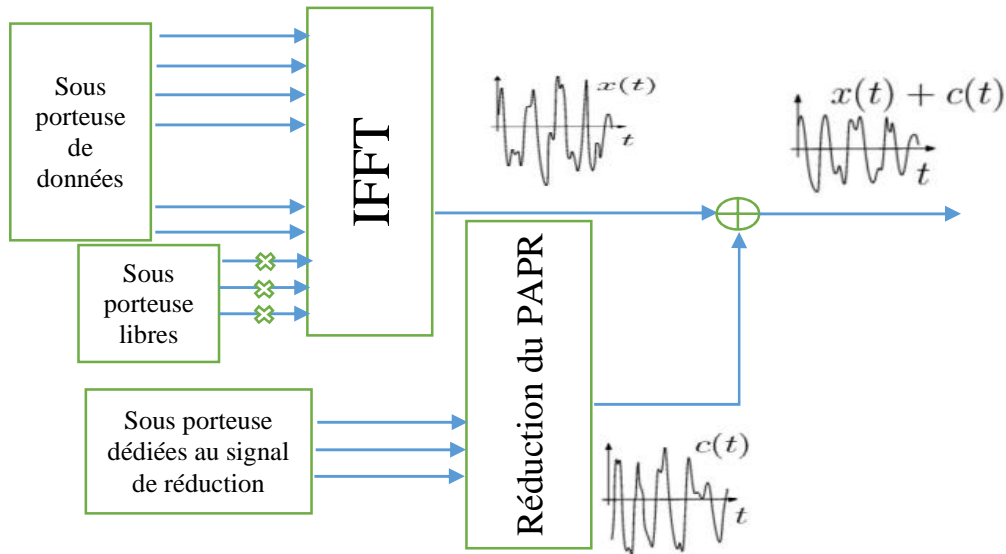


Figure III.14 : Principe de base de la tone reservation (TR)

### III.6.3.3.3 Les Techniques de Comanding

Les techniques de companding comme leur nom indique consistent à appliquer une compression en émission suivie d'une décompression en réception pour améliorer l'efficacité énergétique du système au niveau de l'amplificateur de puissance, c'est dire la fonction de compression aura pour but de réduire le PAPR du signal. Les méthodes de companding jouent soit sur la puissance moyenne en l'augmentant par ajout de signal sur les pic faibles du signal soit comme dans le cas du clipping, elles atténuent les pic les plus élevés du signal. Généralement les méthodes companding sont confrontées à un compromis entre performances en réduction du PAPR et dégradation du BER [48].

### III.6.4 Le Gain de Réduction du PAPR

C'est le critère le plus significatif. Il permet de quantifier l'efficacité de la technique en termes de pourcentage de réduction du PAPR initial. Sa valeur est estimée à un niveau de probabilité que le PAPR dépasse un certain seuil. Il est généralement calculé en se servant des courbes de CCDF comme le montre la Figure III.15 où  $x(t)$  est le signal initial et  $y(t)$  le signal après réduction du PAPR.

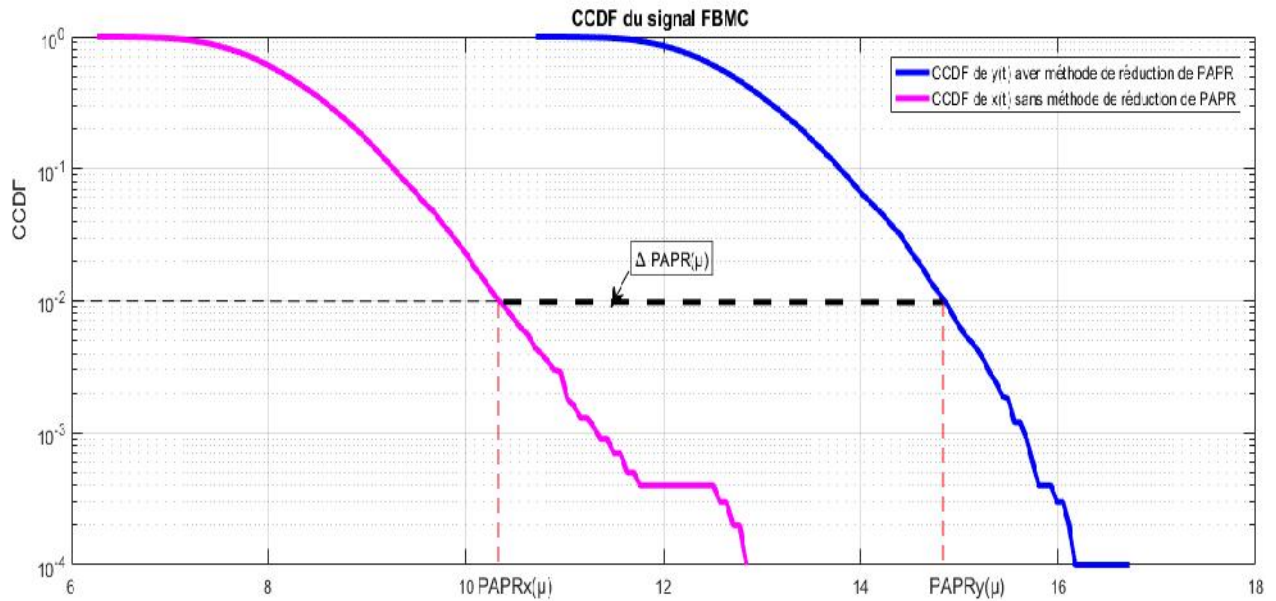


Figure III.15 : Mesure du Gain de Réduction du PAPR

### III.7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les différents éléments d'une chaîne de transmission numérique (codage de source, codage canal, modulation, canal de transmission, ...). Ensuite, nous avons mis l'accent sur le principe de modulation OFDM et le problème lié à cette technique telle que l'interférence entre symbole et l'interférence entre porteuse.

A la fin de ce chapitre, nous avons discuté le problème de PAPR lié avec les amplificateurs de puissance et les méthodes de réduction de PAPR pour le système de transmission OFDM

## Chapitre IV : Simulation de réseau $\mu$ -MNLT-OFDM proposé

### IV.1 Introduction

Les réseaux de capteurs sans fil multimédia (WMSN) ont connu une grande évolution et une grande applicabilité de nos jours. La transmission multimédia non traitée (Image, Audio et Vidéo) est toujours coûteuse en termes de capacité de stockage, de puissance de traitement et de la bande passante de transmission [58] [59]. Les applications de diffusion de contenu multimédia sur des réseaux de capteurs sans fil ont été progressivement populaires. L'obstacle majeur à la transmission d'images compressées sur le réseau WMSN est l'absence d'une architecture et de stratégies de traitement efficaces en énergie. La transmission d'images compressée sur WMSN [60] fortement perturbés conduit à des détériorations en termes de rendu visuel. Dans ce chapitre, nous proposons un schéma de transmission possédant une efficacité énergétique et une faible complexité afin d'améliorer la qualité de transmission d'images compressées par les méthodes EZW [35] (Embedded Zero-tree Wavelet) et SPIHT[61] (Set partitioning in hierarchical trees) dans le WMSN. La technique de multiplexage par répartition orthogonale de la fréquence (OFDM) est l'une des modulations la plus utilisée dans la couche physique des normes de communication sans fil. Parmi les exemples les plus connus, mentionnons la diffusion audio numérique DAB, la diffusion vidéo numérique terrestre (DVB-T), IEEE 802.11, IEEE 802.15.3a, IEEE 802.16 et HiperLAN /2. Le système proposé utilise la transformation non linéaire modifiée  $\mu$ , appelée  $\mu$ -MNLT.

### IV.2 Le Schéma $\mu$ -MNLT-OFDM Proposée

L'architecture du système de transmission que nous adoptons est représentée sur la Figure IV.1 [63]. Après l'acquisition de l'image par le camera, plusieurs opérations ont été appliquées pour garantir la meilleure QoS dans un canal de transmission sans introduire de perte de débit et à consommation de puissance réduite. Premièrement on applique sur l'image la transformation d'ondelette

orthogonale de type Bior4.4, en suite en quantifie les coefficients DWT par quantification scalaire d'unité [63].

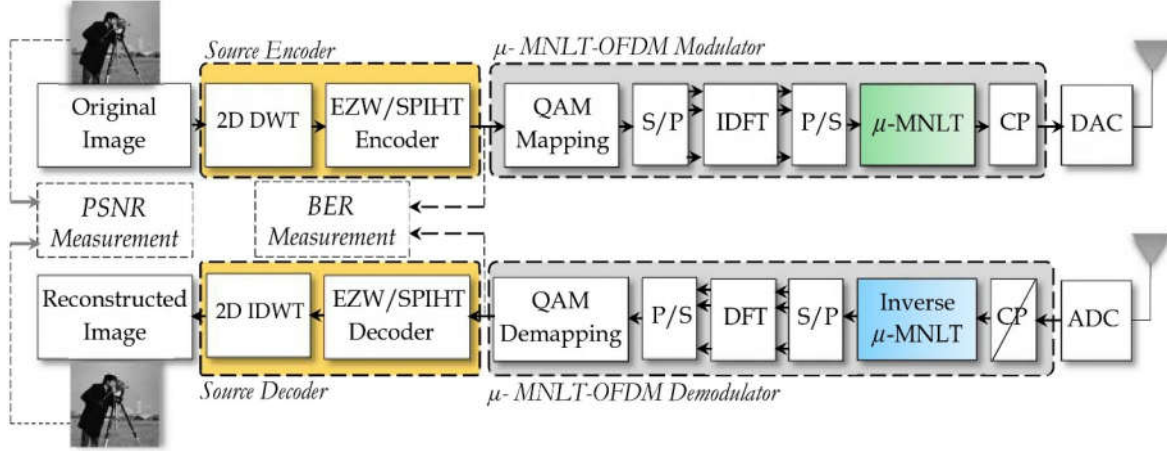


Figure IV.1 : L'architecture du système de transmission

Les valeurs quantifiées sont codées par le codage EZW et le codage SPIHT. Les bits binaires à la sortie de codeur seront modulés par la modulation 4-QAM. Après la conversion série-parallèle (S / P) et la transformée de Fourier inverse (IDFT), le signal OFDM à temps discret  $X = [x_0, x_1, \dots, x_{N-1}]$  est exprimé comme suit :

$$x_k = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} X_n \exp(j2\pi/N)nk \quad \text{IV.1}$$

Où  $j = \sqrt{-1}$ ,  $N$  est le nombre de sous-porteuses,  $X = [X_0, X_1, \dots, X_{N-1}]$  désigne le vecteur de symboles complexes à l'entrée de l'IDFT et  $k \in [0, N-1]$  est l'indice des échantillons temporelles du signal OFDM. Dans un système OFDM typique, après avoir ajouté le CP et la conversion P/S, le signal OFDM résultant est transmis à travers un DAC qui convertit le signal numérique en une forme analogique. Cependant, dans le système  $\mu$ -MNLT-OFDM proposé, avant la procédure DAC, le vecteur OFDM  $x = [x_0, x_1, \dots, x_{N-1}]^T$  est transformé à un autre vecteur  $y = [y_0, y_1, \dots, y_{N-1}]$  à travers la transformation  $\mu$ -MNLT. Les composantes du vecteur  $y$  sont données par [63]

$$y = \frac{K_{AF}}{\log(1+\mu)} \times \log \left( 1 + \mu \frac{|x_k|}{K_{AF}} \right) \times \text{sgn}(x_k) \quad \text{IV.2}$$

Où  $x_k$  désigne le signal d'entrée instantané du compresseur  $\mu$ -MNLT,  $\text{sgn}(\cdot)$  est la fonction de signe, et  $K_{AF}$  est le facteur d'ajustement d'amplitude de crête du compresseur  $\mu$ -MNLT donné par

$$K_{AF} = Fp \times \max_{0 \leq k \leq N-1} [|x_k|^2] \quad \text{IV.3}$$

Le paramètre  $Fp$  introduit dans la caractéristique de transfert  $\mu$ -MNLT peut être obtenu par l'expression

$$Fp = \frac{V_\mu}{\max_{0 \leq k \leq N-1} [|x_k|^2]} \quad \text{IV.4}$$

Où  $V_\mu$  indique l'amplitude de crête du  $\mu$ -MNLT.

### IV.3 Paramètre $\mu$ Optimale

Dans cette section la valeur  $\mu$  optimale basée sur une stratégie de transmission d'image sur le système  $\mu$ -MNLT-OFDM [63] proposé

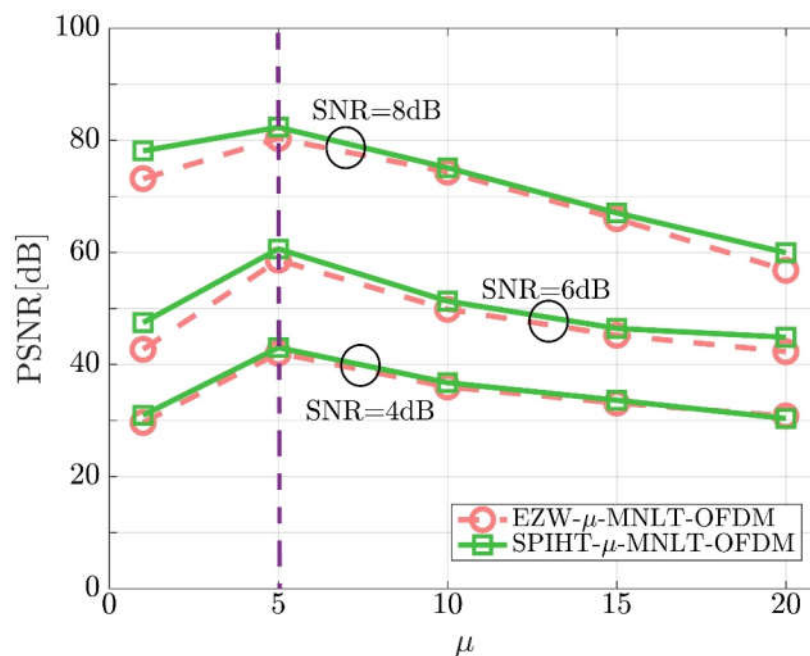


Figure IV.2 : Variation du PSNR de l'Image Compressée et Transmis par le Système  $\mu$ -MNLT-OFDM, en Fonction de  $\mu$ .

La figure IV.2 montre les performances PSNR de l'image Cameraman compressée par deux méthode EZW et SPIHT en fonction du paramètre  $\mu$  pour trois

valeurs de SNR (SNR=4, 6 et 8dB). Les bits à la sortie du bloc codage seront modulés par modulation 4-QAM et ensuite transmises sur le système  $\mu$ -MNLT-OFDM proposé. On trouve que la valeur optimale de  $\mu$  pour obtenir une meilleure performance PSNR égale 5 pour les deux techniques de codage EZW et SPIHT

#### IV.4 La Fonction de Transfert $\mu$ -MNLT

La figure IV.3 montre la relation entre le signal d'entrée et le signal de sortie du compresseur  $\mu$ -MNLT en fonction du paramètre de profil  $F_p$  pour la valeur  $\mu = 5$ . Le rôle de  $\mu$ -MNLT est de compresser les signaux d'amplitude plus élevée et d'amplifier les signaux d'amplitude inférieure suivant le paramètre  $F_p$ , ainsi que elle améliore la résolution de quantification des signaux de faible amplitude et des signaux de grande amplitude. La différence entre  $\mu$ -MNLT et  $\mu$ -Law est illustrée dans [62]. Du côté du récepteur, après le bloc l'ADC, le signal discret peut être reconstruit en utilisant une transformée inverse de  $\mu$ -MNLT.

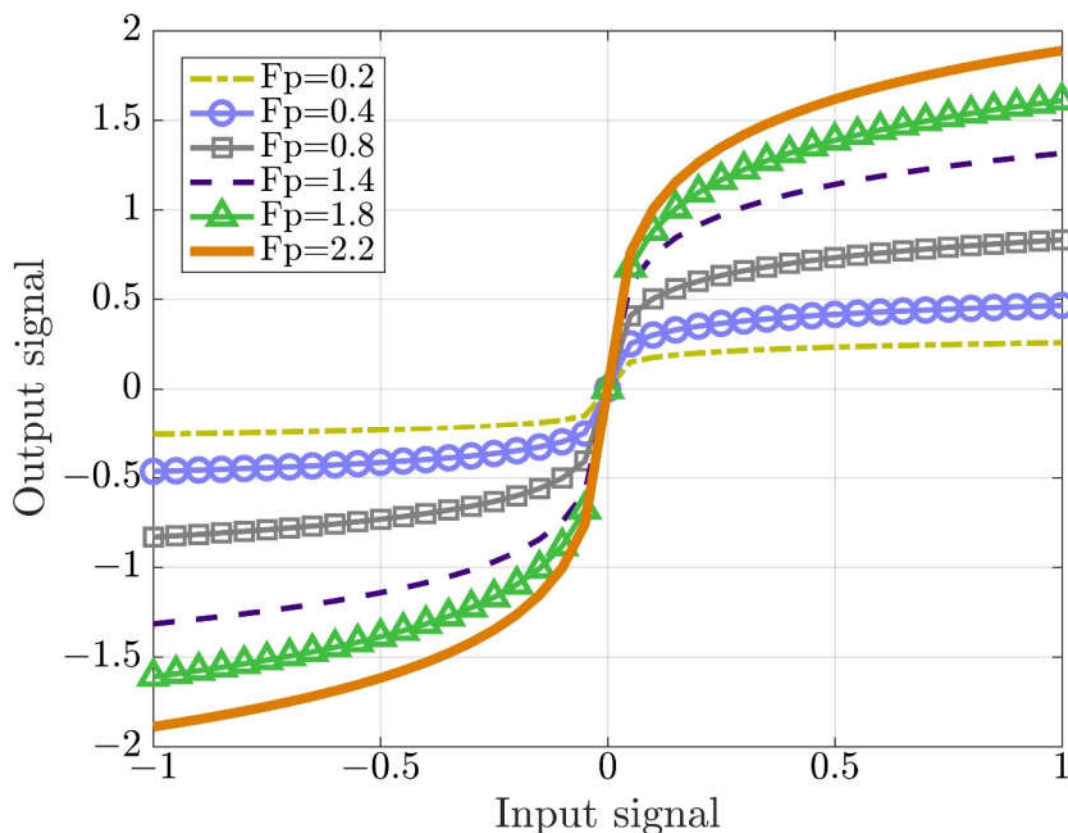


Figure IV.3 : La Relation entre le Signal d'Entrée et le Signal de Sortie du  $\mu$ -MNLT en Fonction du Paramètre  $F_p$  pour  $\mu = 5$

## IV.5 Résultats de Simulation

### IV.5.1 Gain en PSNR

Les performances du système de transmission proposé sont évaluées en termes de PSNR. Comme décrit dans le chapitre I. Les performances moyennes en termes de PSNR sont présentées sur la figure IV.4. Le Tableau. IV.1 présente le gain en termes de PSNR pour les images de Cameraman, Lena, Barbara, Baboon, Peppers et Boat.

Tableau IV.1 : PSNR des images reconstruites à SNR = 8 dB

Image	PSNR [dB]			
	Conventional OFDM		$\mu$ -MNLT-OFDM	
	EZW	SPIHT	EZW	SPIHT
Cameraman	53.74	53.33	80.34	83.98
Lena	53.28	54.08	80.10	83.52
Barbara	53.28	54.08	80.10	83.52
Baboon	53.54	54.18	78.80	79.21
Peppers	53.09	54.19	80.15	83.62
Boat	53.44	54.37	80.29	84.06



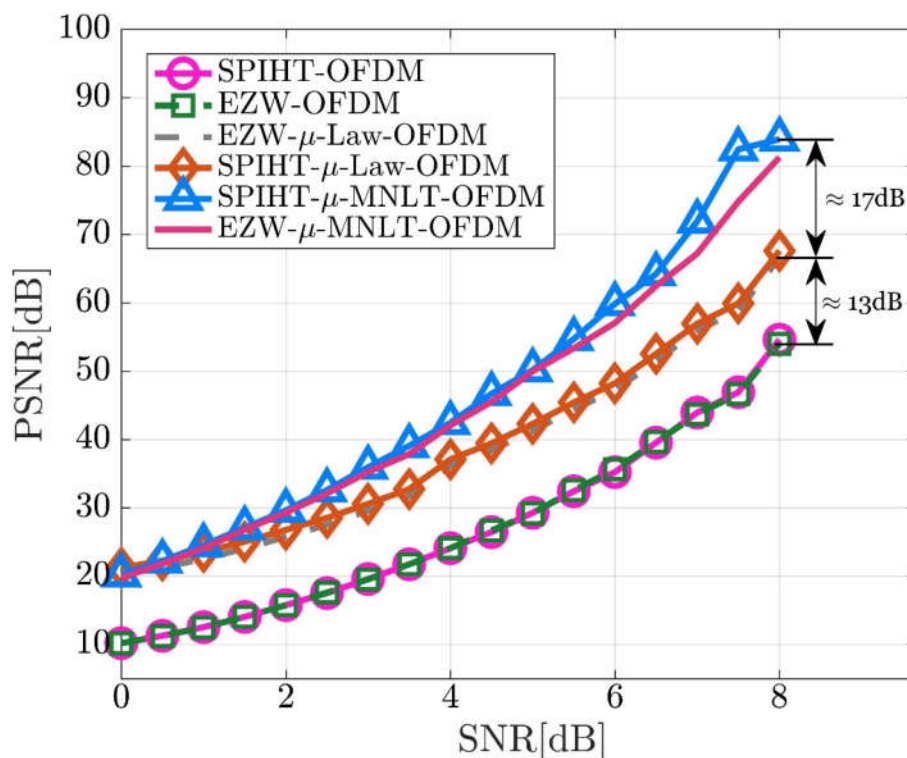


Figure IV.4 : variation de PSNR de l'image caméraman reçu par deux systèmes de transmission : OFDM conventionnel et  $\mu$ -MNL-OFDM-FFT

Sur la figure IV.4, le PSNR est tracé en fonction de SNR. Les résultats obtenus par le système proposés  $\mu$ -MNL-OFDM sont représentés et comparés par le système OFDM classique. Les avantages du  $\mu$ -MNL-OFDM proposé sont nettement visibles. En effet, un gain en PSNR moyen presque 15 dB est obtenu par rapport à l'OFDM classique. Les résultats montrent que la transmission d'images compressée par la méthode EZW et SPIHT basée sur un schéma proposé surpasse le schéma OFDM conventionnel dans différents valeurs de SNR. En augmentant la valeur de SNR à 8 dB, le système proposé peut atteindre une amélioration d'environ 30 dB pour les techniques de codage EZW et SPIHT. Il peut être noté que ce gain PSNR dans l'image de caméraman est valable pour toutes les images en niveaux de gris testées comme mentionné dans le Tableau IV.1. En plus la technique de codage SPIHT reste plus performante par rapport au codage EZW

### IV.5.2 Performances en BER

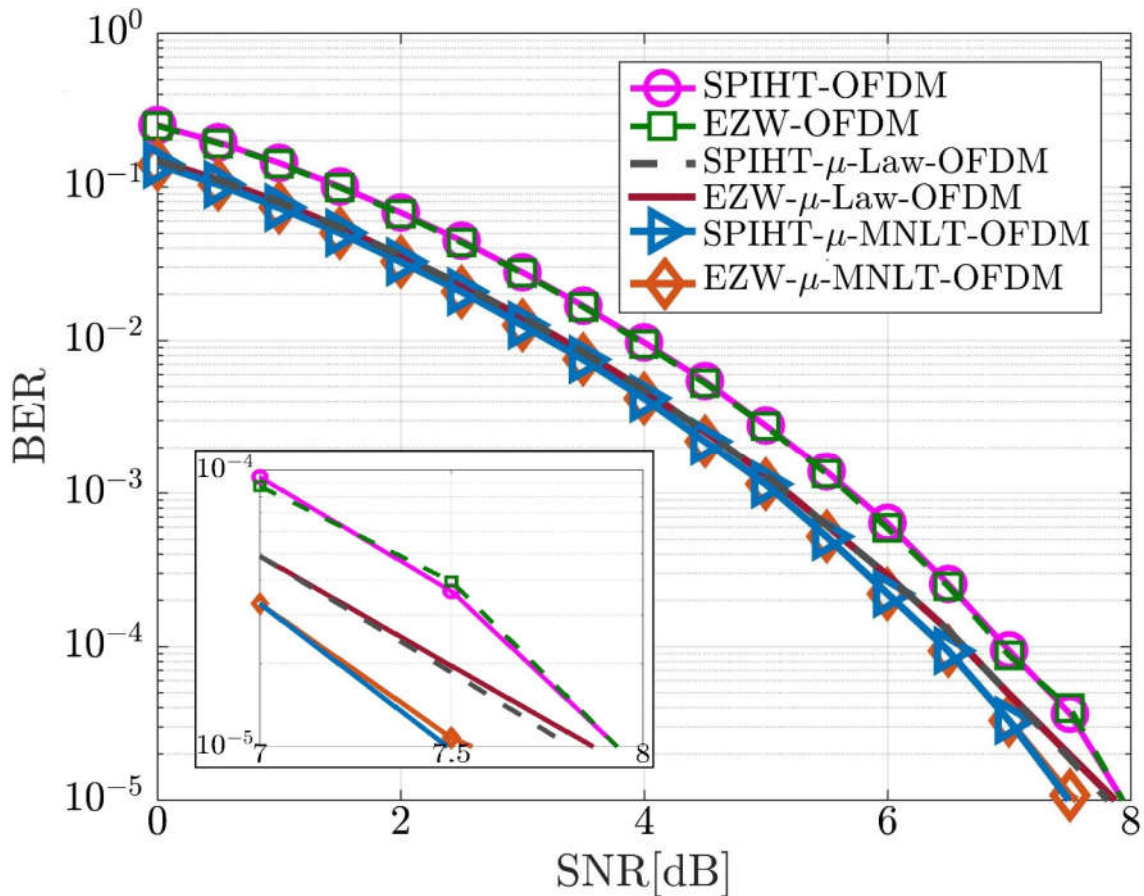


Figure IV.5 : BER de l'OFDM classique et la méthode  $\mu$ -MNLT OFDM proposés pour la transmission de l'image compressée pour le codage SPIHT et EZW.

La figure IV.5 illustre la performance BER du système OFDM conventionnel et le système proposé  $\mu$ -MNLT-OFDM pour la transmission d'image de caméraman compressée par la méthode EZW et SPIHT. Comme on peut le constater, le système  $\mu$ -MNLT proposé est mieux que le système OFDM conventionnel en termes de BER. Ainsi le système  $\mu$ -MNLT-OFDM peut donner une amélioration de 0.5dB en SNR pour un  $BER = 10^{-4}$

### IV.5.3 Performances en PAPR

La Figure IV.6 montre la variation du CCDF en fonction de PAPR dans deux système compression EZW/SPIHT et deux système de transmise  $\mu$ -MNLT OFDM proposés et OFDM classique.

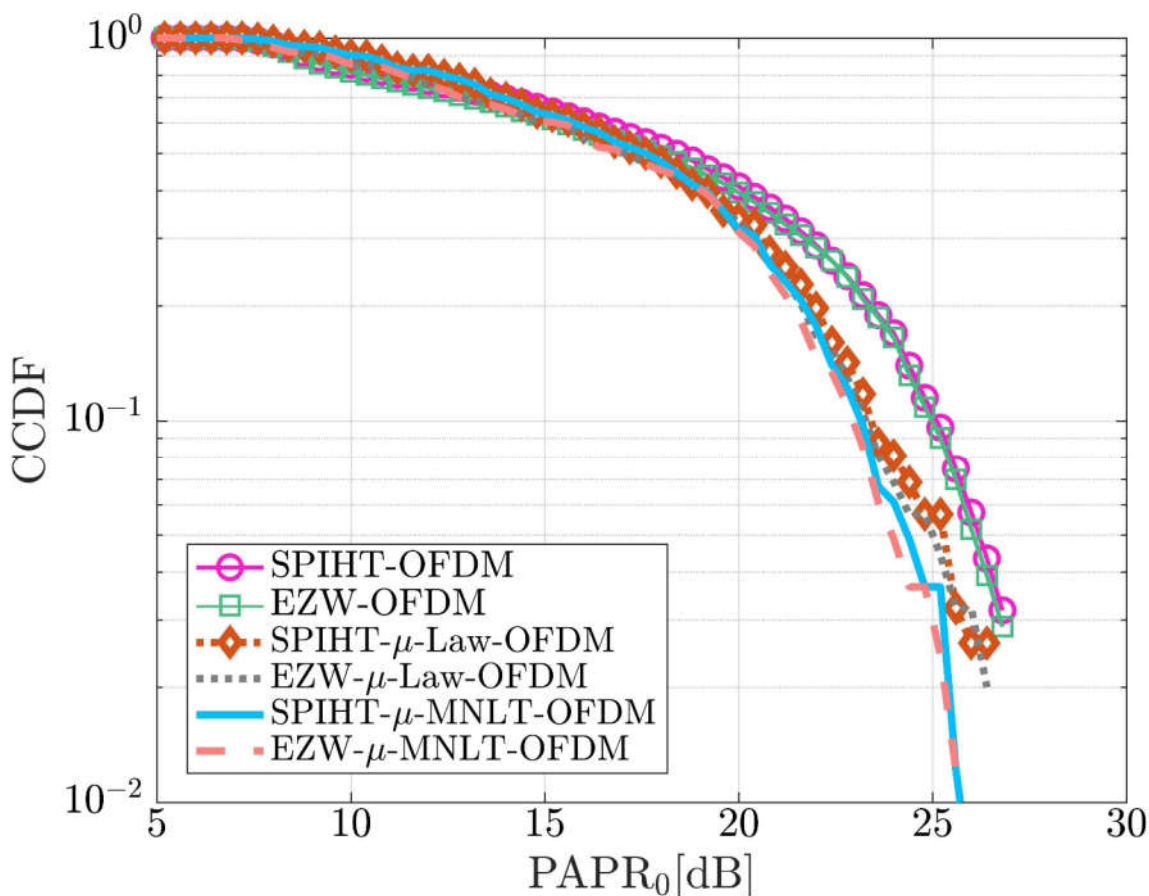


Figure IV.6 : CCDF de schémas conventionnels OFDM et  $\mu$ -MNLT-OFDM avec les méthodes de compression d'images basées sur EZW et SPIHT.

On remarque qu'une réduction du PAPR d'environ 2,3 dB (mesurée CCDF =  $10^{-1}$ ) a été obtenue par rapport au schéma OFDM original pour les deux techniques de compression EZW et SPIHT. Cette performance est très appropriée pour les WMSN avec la présence d'une amplification non linéaire.

#### IV.5.4 Analyse Visuelle

Les figures IV. 7b-7e présentent une comparaison visuelle entre des images reconstruites de cameraman transmises sur un canal AWGN à SNR = 1,8 dB. L'image de cameraman originale est compressée en utilisant EZW ou SPIHT, et transmise par les deux systèmes OFDM et  $\mu$ -MNLT OFDM. Les valeurs correspondantes de PSNR obtenues pour les quatre combinaisons: EZW-OFDM, SPIHT-OFDM, EZW- $\mu$ -MNLT-OFDM et SPIHT- $\mu$  MNLT-OFDM sont de 14,067 dB, 14,045 dB, 26,796 dB et 27,054 dB,

respectivement. Les exemples présentés montrent des gains en PSNR de 12,729 dB et 13,009dB pour EZW-OFDM/EZW- $\mu$ -MNLT-OFDM et SPIHT-OFDM/ SPIHT- $\mu$  MNLT-OFDM respectivement. Ces résultats confirment l'efficacité du système proposé dans la qualité de transmission des images compressées EZW / SPIHT dans les WMSN basés sur OFDM



a (Image originale)



(b)



(c)

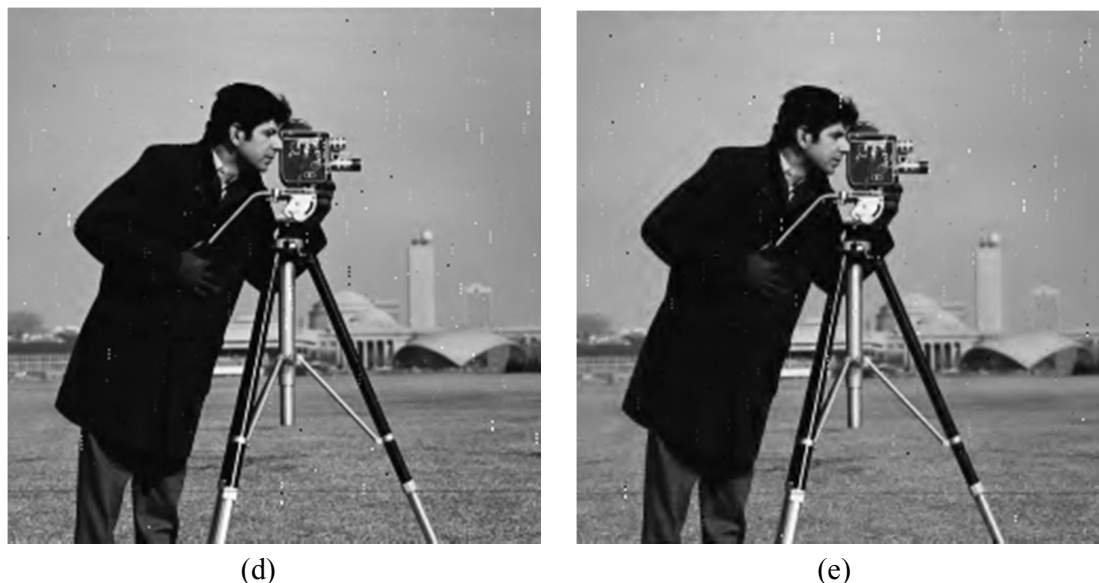
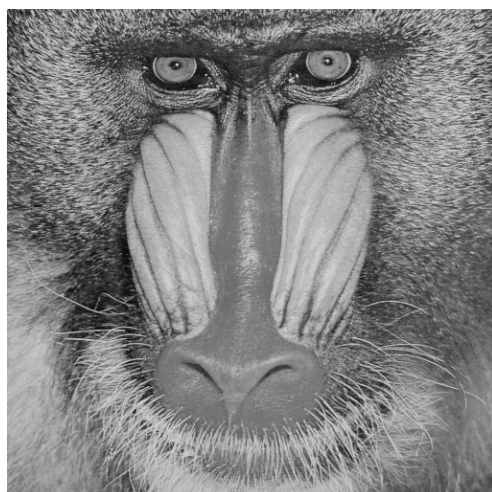
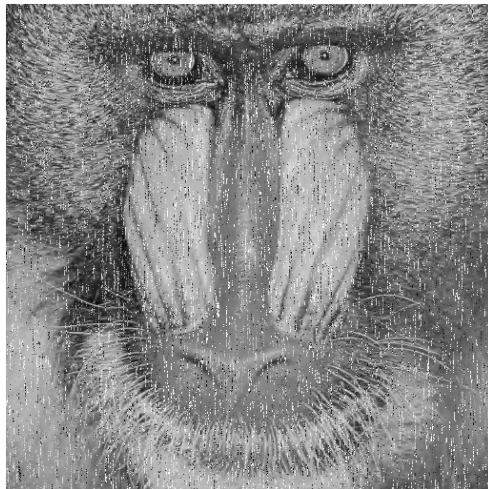


Figure IV.7 : Images de cameramen reconstruites dans les cas: (b) EZW-OFDM (PSNR = 14,067 dB), (c) SPIHT-OFDM (PSNR = 14,045 dB), (d) EZW- $\mu$ -MNLT-OFDM (PSNR = 26,796 dB), et (e) chaînes SPIHT- $\mu$ -MNLT-OFDM (PSNR = 27,052 dB), respectivement.

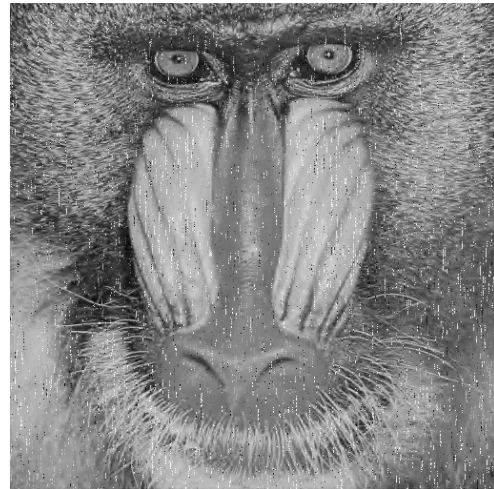
Les figures IV.8b-8e, IV.9b-9e et IV.10b-10e présentent une comparaison visuelle entre des images reconstruites de Baboon et Barbara transmises sur un canal AWGN à SNR = 2,5



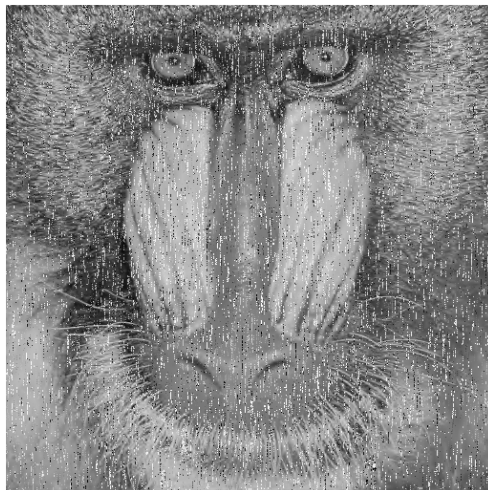
a (Image originale)



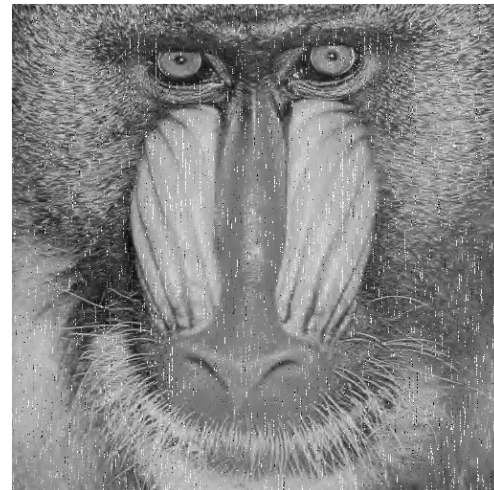
(b)



(c)



(c)

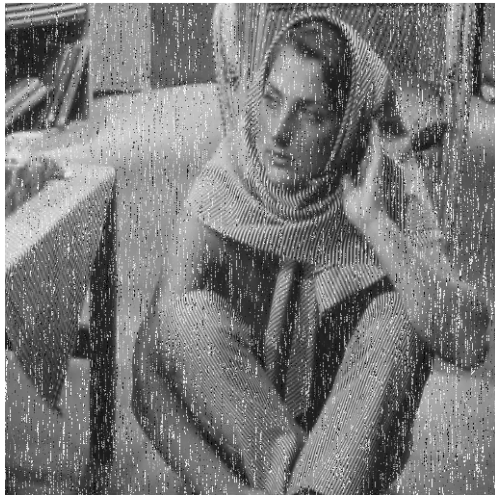


(d)

Figure IV.8 : Images de Baboon reconstruites dans les cas: (b) EZW-OFDM (PSNR = 18,029 dB), (c) EZW- $\mu$ -MNLT-OFDM (PSNR = 22,120 dB), (d) SPIHT-OFDM (PSNR = 18,019 dB), et (e) chaînes SPIHT- $\mu$ -MNLT-OFDM (PSNR = 22,121 dB), respectivement.



(a) Image originale



(b)



(c)

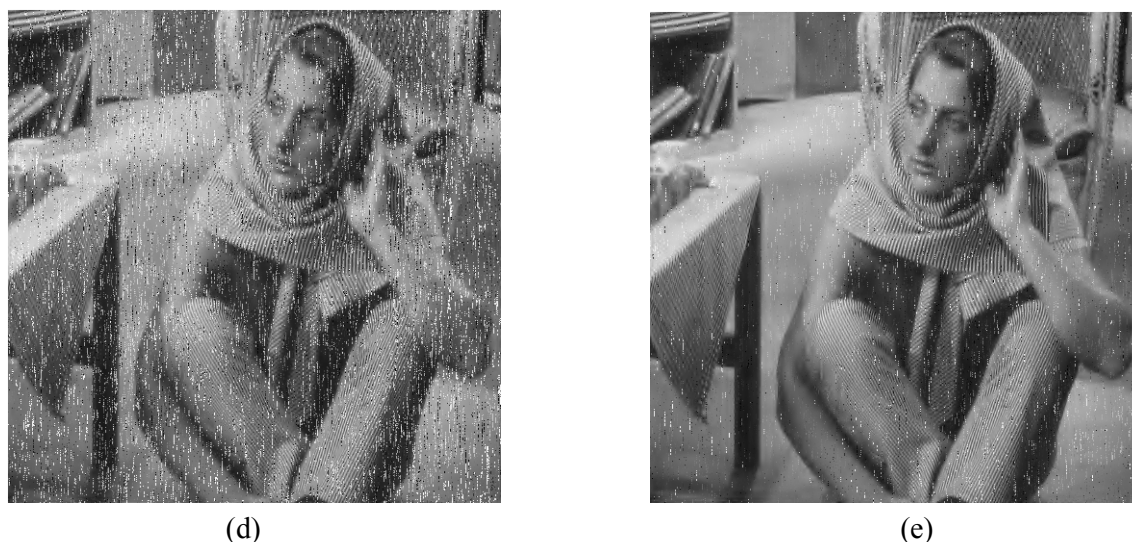


Figure IV.9 : Images de Barbara reconstruites dans les cas: (b) EZW-OFDM (PSNR = 17,543 dB), (c) EZW- $\mu$ -MNLT-OFDM (PSNR = 24,493 dB), (d) SPIHT-OFDM (PSNR = 17,453 dB), et (e) chaînes SPIHT- $\mu$ -MNLT-OFDM (PSNR = 25,094 dB), respectivement.

## VI.6 Le Système $\mu$ -MNLT-OFDM basée sur DCT

Les applications de transmission d'images actuelles exigent des transmissions toujours plus fiables et à très haut débit. Comme nous l'avons montré dans la partie précédents, l'intégration des techniques de décodage SPIHT et EZW permet d'assurer un gain en puissance tout en préservant une bonne QoS sur un système de transmission base sur le  $\mu$ -MNLT-OFDM en utilise la transformé de IDFT.

Dans cette partie, la nouvelle stratégie de transmission des images compressée par les méthodes de codage EZW ou SPIHT est d'utilisée la transformée IDCT pour assurer l'orthogonalité de la modulation OFDM (Chapitre II) en émission et la transformée DCT en réception. La figure IV.10 représentée l'architecture de système de transmission basée sur DCT.

Finalement, nous étudierons les performances de notre système de transmission. Le système proposé basé sur DCT sera également étudié dans le contexte de transmission d'images compressée par EZW et SPIHT.



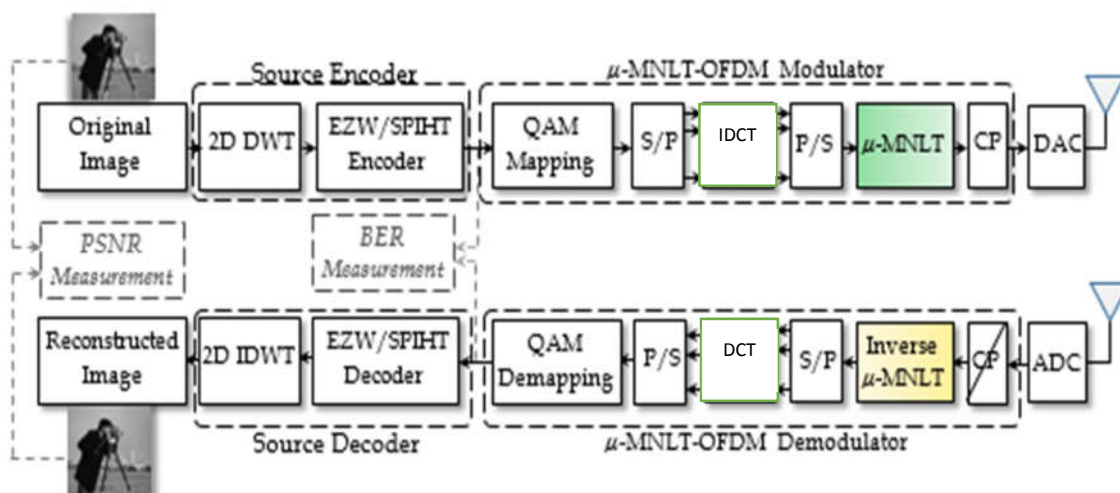


Figure IV.10: nouveau système de transmission d'image basé sur DCT

## IV.6.1 Résultats de Simulation

### IV.6.1.1 Gain en PSNR

Les performances du système de transmission proposé sont évaluées en termes de PSNR. Comme décrit dans le chapitre I. Les performances moyennes en termes de PSNR sont présentées sur la figure IV.11.

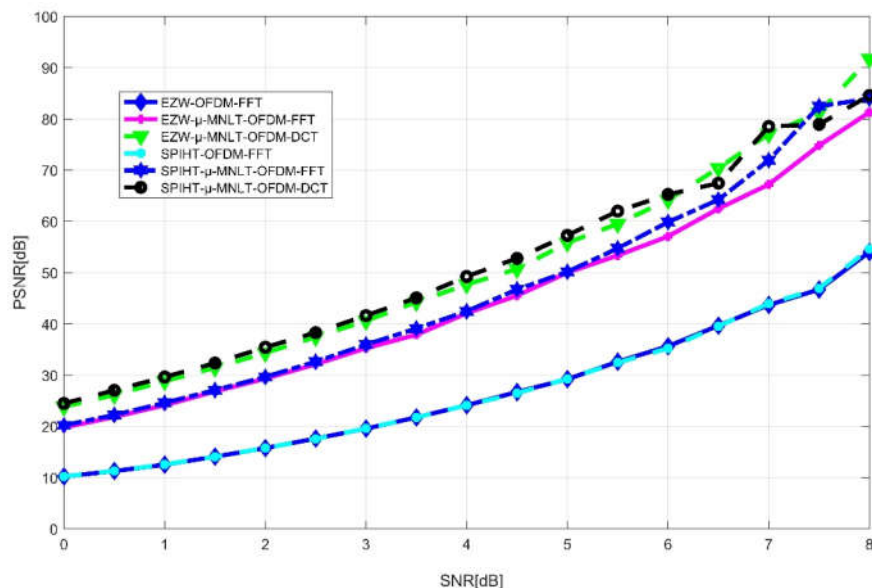


Figure IV.11 : variation de PSNR de l'image caméraman reçu par trois systèmes de transmission : OFDM conventionnel,  $\mu$ -MNLT-OFDM-FFT et  $\mu$ -MNLT-OFDM-DCT.

La figure IV.11 représente la relation de PSNR en fonction de SNR pour les différents systèmes :  $\mu$ -MNLT-OFDM basée sur DCT, OFDM classique et  $\mu$ -MNLT-OFDM basée sur DFT.

Les avantages du  $\mu$ -MNLT-OFDM-DCT proposé sont nettement visibles. En effet, un gain en PSNR moyen presque 23 dB est obtenu par rapport à l'OFDM classique. Les résultats montrent que la transmission d'images compressées par la méthode de codage EZW et SPIHT utilisées par le système proposé mieux que le système OFDM conventionnel et  $\mu$ -MNLT-OFDM-DFT dans différents valeurs de SNR. En augmentant la valeur de SNR à 8 dB, le système  $\mu$ -MNLT-OFDM-DCT proposé peut atteindre une amélioration d'environ 37 dB pour les techniques de codage EZW et SPIHT. En plus la technique de codage SPIHT reste plus performante par rapport au codage EZW

#### **IV.6.1.2 Performances en BER**

La figure IV.12 illustre la performance BER du système OFDM conventionnel, les systèmes  $\mu$ -MNLT-OFDM-DFT et le système proposé  $\mu$ -MNLT-OFDM-DCT pour la transmission d'image de caméraman compressée par la méthode EZW et SPIHT. Comme on peut constater, le système  $\mu$ -MNLT-OFDM-DCT est mieux que le system OFDM conventionnel en terme BER. Ainsi le système  $\mu$ -MNLT-OFDM-DCT peut donner une amélioration de 0.25dB en SNR pour un  $BER = 10^{-4}$  par rapport le système MNLT-OFDM-DFT

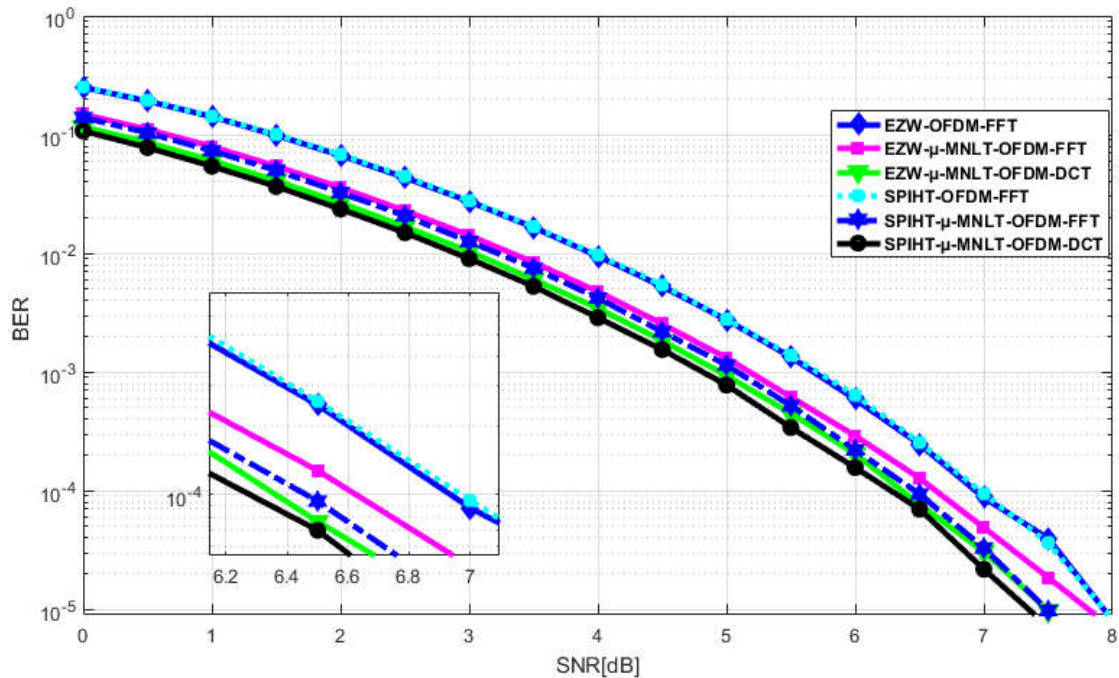


Figure IV.12 : BER de l'OFDM classique, le schéma  $\mu$ -MNLT OFDM-DFT et le schéma  $\mu$ -MNLT OFDM-DCT proposés pour la transmission de l'image compressée pour le codage SPIHT et EZW.

#### IV.6.1.3 Performances en PAPR

La Figure IV.13 montre la variation du CCDF en fonction de PAPR dans deux méthode de compression EZW/SPIHT et trois système de transmise  $\mu$ -MNLT-OFDM-DCT proposés,  $\mu$ -MNLT-OFDM- DFT et OFDM classique.

On remarque que une réduction du PAPR d'environ 3,3 dB (mesurée CCDF =  $10^{-1}$ ) a été obtenue par rapport au schéma OFDM original pour les deux technique de compression EZW et SPIHT. Cette performance est très appropriée pour les WMSN avec la présence d'une amplification non linéaire.

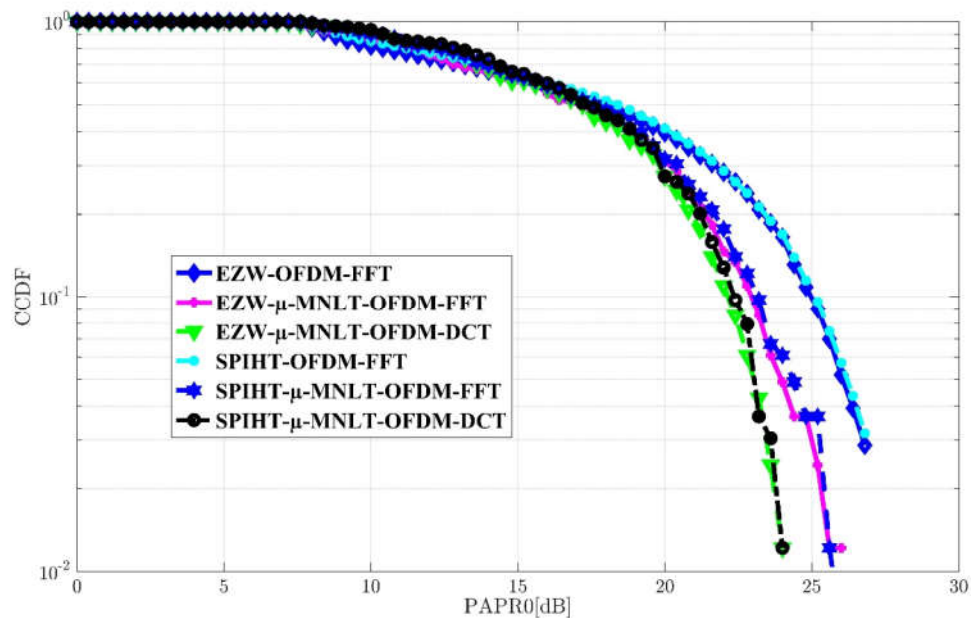


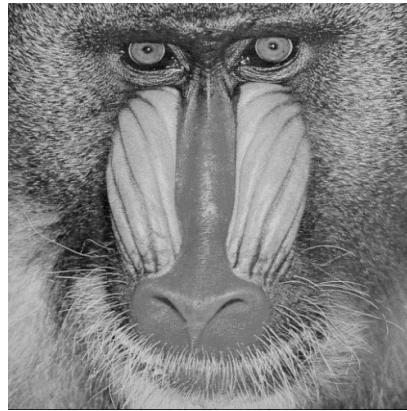
Figure IV.13 : CCDF de schémas conventionnels OFDM et  $\mu$ -MNLT-OFDM-DFT et le schéma  $\mu$ -MNLT OFDM-DCT proposés pour la transmission de l'image compressée pour le codage SPIHT et EZW.

#### IV.6.1.4 Performances visuelle

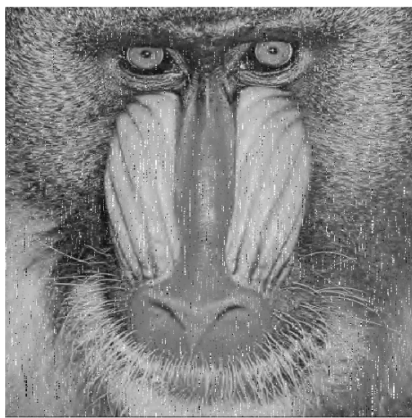
Pour la comparaison en termes de qualité subjective des images reconstruites compressée par les algorithmes EZW et SPIHT, et Transmise par le système OFDM conventionnel, le système  $\mu$ -MNLT-OFDM-FFT et le système  $\mu$ -MNLT-OFDM-DCT. Par conséquent, nous présentons les images reconstruites par les différents systèmes. Les figures IV.14, IV.15 et IV.16 montre la qualité visuelle des images BARBARA, BABOON et LENA respectivement, transmises sur un canal AWGN à SNR = 2,5 dB. Le Tableau. IV.2 présente le gain en termes de PSNR pour les images de Barbara, Baboon, Lena, pur un SNR=2.5dB. Ces résultats confirment l'efficacité du nouveau système proposé  $\mu$ -MNLT-OFDM-DCT dans la qualité de transmission des images compressées EZW / SPIHT dans les WMSN basés sur OFDM-DCT

Tableau IV.2: PSNR des images reconstruites à SNR = 2.5 dB

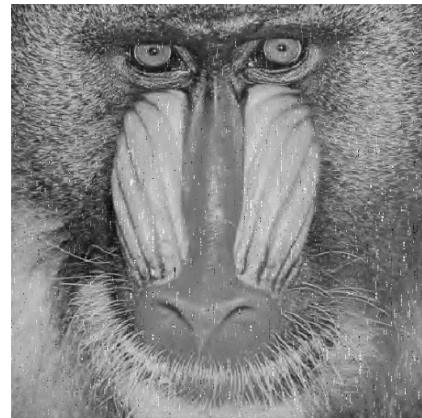
PSNR		Images		
		BARBAR	BABOON	LENA
OFDM-FFT	EZW	17,5652	18,0477	17,6831
	SPIHT	17,7076	18,0082	17,8581
OFDM-DCT	EZW	21,1651	21,1084	21,4899
	SPIHT	21,4780	21,3310	21,4057
$\mu$ -MNL T- OFDM-FFT	EZW	24,2494	21,9458	28,4966
	SPIHT	25,3090	22,3058	28,9855
$\mu$ -MNL T- OFDM-DCT	EZW	27,2050	24,1591	33,3680
	SPIHT	28,1292	24,4074	34,0856



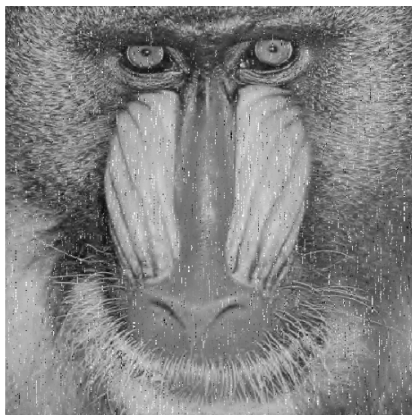
(a) image originale



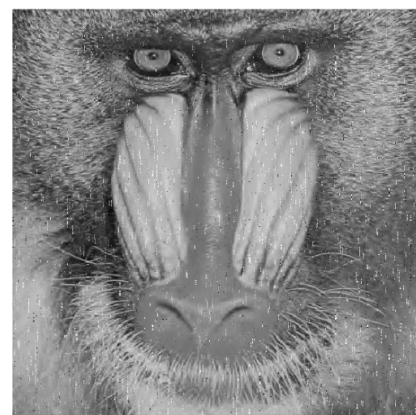
(b)



(c)



(d)



(e)

Figure IV.14 : Images de Baboon reconstruites dans les cas:  
(b) EZW- $\mu$ -MNLT-OFDM-FFT, (c) EZW- $\mu$ -MNLT-OFDM-DCT  
(d) SPIHT- $\mu$ -MNLT-OFDM-FFT et (e) SPIHT- $\mu$ -MNLT-OFDM-DCT.



(a) image originale



(b)



(c)



(d)



(e)

Figure IV.15 : Images de BARBARA reconstruites dans les cas:  
(b) EZW- $\mu$ -MNLT-OFDM-FFT, (c) EZW- $\mu$ -MNLT-OFDM-DCT  
(d) SPIHT- $\mu$ -MNLT-OFDM-FFT et (e) SPIHT- $\mu$ -MNLT-OFDM-DCT.



(a) image originale



(b)



(c)



(d)



(e)

Figure IV.14 : Images de LINA reconstruites dans les cas:  
(b) EZW- $\mu$ -MNLT-OFDM-FFT, (c) EZW- $\mu$ -MNLT-OFDM-DCT  
(d) SPIHT- $\mu$ -MNLT-OFDM-FFT et (e) SPIHT- $\mu$ -MNLT-OFDM-DCT.



## IV.7 Conclusion

Dans ce chapitre on a présenté deux systèmes de communication efficaces pour la transmission d'images compressées EZW / SPIHT dans les réseaux de capteurs multimédia sans fil basés sur la modulation OFDM tels que IEEE 802.11, IEEE 802.15.3a et HiperLAN / 2. Les systèmes proposés exploitent la technique  $\mu$ -MNLT de complexité algorithmique inférieure afin d'améliorer la couche physique. Les résultats de la simulation vérifient que les systèmes  $\mu$ -MNLT-OFDM-DFT et  $\mu$ -MNLT-OFDM-DCT peuvent atteindre une amélioration significative en termes de la réduction du PAPR et augmentation du PSNR sans dégradation des performances du BER. Ces améliorations démontrent que l'application de ces systèmes à la transmission d'images compressées dans des WMSN peut être très avantageuse.

# Conclusion générale

Le travail présenté dans cette thèse a été consacré à l'étude de la transmission d'images compressée à travers des canaux bruités. L'objectif de cette étude est l'optimisation de la qualité globale d'une chaîne de transmission des images compressées tout en minimisant l'impact des perturbations, liées à la transmission, sur la qualité des données reconstruites. Ainsi, des solutions optimisées prenant en compte, conjointement, la nature de compression et les contraintes du canal ont été proposées pour garantir la qualité de service.

Nous avons proposé dans cette thèse un système de transmission robuste pour les images compressées, en intégrant dans la chaîne de transmission une nouvelle technique appelée  $\mu$ -MNLT. La technique proposée est intégrée dans la couche physique d'un réseau de capteurs multimédias sans fil.

Dans le premier chapitre nous avons introduit, dans un premier temps, des notions de base sur le traitement d'images telle que la définition de l'image, la numérisation d'image. Nous avons ensuite présenté les caractéristiques d'image numérique, les méthodes de filtrage d'image pour minimiser le bruit. Le chapitre est clôturé par l'introduction des règles générales des mesures des performances et de distorsion.

Dans le deuxième chapitre, nous avons présenté une classification des méthodes de compressions : Les Méthodes directes, qui sont des algorithmes de codage appliqués directement sur les pixels, dans le domaine spatial sans l'utilisation des opérations mathématiques, en générale elles sont basées sur la redondance des pixels. Les Méthodes indirect basées sur les transformations. Elles sont utilisées par des standards internationaux pour le codage des images fixes tel que : la transformée en cosinus pour le standard JPEG et la transformée d'ondelettes pour le standard JPEG2000. De plus, nous avons détaillé deux types de codage : EZW et SPIHT.

Le troisième chapitre de ce manuscrit a été réservé à la présentation des différents blocs constitutifs d'une chaîne de communication numérique (codage de source, codage canal, modulation,...etc.). Nous avons mis l'accent sur la technique de modulation OFDM qui sera utilisées dans la couche physique de réseau de capteurs sans fil, ainsi que les phénomènes liés au canal bruité. Nous avons aussi décrit le principe de l'amplificateur de puissance et le problème du PAPR . Des techniques de réduction de PAPR ont été présentées.

Dans le quatrième chapitre, qui constitue une contribution originale, nous avons proposé une amélioration de la couche physique d'un réseau de capteurs multimédia utilisée pour la transmission des images compressées. Nous avons montré, dans un premier temps, que la technique de transmission des images compressées par l'algorithme EZW/SPIHT sur la chaîne proposée  $\mu$ -MNLT-OFDM avec la transformé de Fourier (DFT) permet d'obtenir une amélioration considérables en termes de PSNR, BER et PAPR en comparaison avec un système de transmission traditionnel OFDM. Dans un deuxième temps, nous avons montré que le changement de la DFT par la transformée en cosinus discrète (DCT) dans la chaîne  $\mu$ -MNLT-OFDM a amélioré directement les performances PSNR, BER et PAPR.

Néanmoins, les algorithmes développées peuvent faire l'objet d'amélioration ultérieures et ce pour être en phase avec les nouvelles technique de transmission sans fil qui sont en évolution perpétuelle.

# Bibliographie

---

- [1] Richard Chbeir « Modélisation de la description d'images : Application au domaine médical » Thèse de doctorat, Institut National des Sciences Appliquées de Layon, France, Décembre 2001.
- [2] <https://www.emse.fr/spip/IMG/pdf/animage.pdf> (Mars 2018)
- [3] M. Benabdellah « Outils de compression et de cryptocompression : Applications aux images fixes et vidéo » Thèse de doctorat, Université Mohammed V-Agdal, Rabat, Maroc, 2007
- [4] Rafael C. Gonzalez, Richard E. "Woods Digital Image Processing", Third Edition Pearson Prentice Hall 2008
- [5] Jean-Marc Vézien « traitement des images et vision par machine » l'ESIEA
- [6] « Analyse de textures en traitement d'images » [ultra.sdk.free.fr](http://ultra.sdk.free.fr) mars 2008
- [7] Marie-Flavie Auclair Fortier, Djemel Ziou, Costas Armenakis, Shengrui Wang « Nouvelles perspectives en détection de contours : Textures et images multispectrales » vision interface '99', trois-Rivières, Canada, 19-21 May
- [8] <https://www.univ-orleans.fr> (Mars 2018)
- [9] Étienne Tisserand, Jean-François Pautex, Patrick Schweitzer, « Analyse et Traitement de Signaux Méthodes et applications au son et à l'image » 2<sup>eme</sup> édition DUNOD 2008
- [10] Hautiere, Nicolas; Aubert, Didier; Jourlin, Michel, « Mesure du contraste local dans les images, Application à la mesure de distance de visibilité par caméra embarquée », GRETSI, Saint Martin d'Hères, France, 2006, Traitement du Signal [Trait. Sign.], 2006, Vol. 23, N° 2, p. 145-158
- [11] Azeddine Beghdadi, Alain Le Negrate « Contrast Enhancement Technique Based on Local Detection of Edges », Computer Vision, Graphics, and Image Processing 46, 162-174 (1989)
- [12] Eli Peli « Contrast in complex images » J. Opt. Soc .Am.A, Vol.7, No.10, October 1990
- [13] M. Nicolas Signolle « Approches multiéchelles pour la segmentation de très grandes images : Application à la quantification de biomarqueurs en histopathologie cancérologique.» Thèse de doctorat, Université de Caen Basse-Normandie, France, 2009

- [14] Cherifi Daikha « Amélioration et Évaluation de la qualité des images » Thèse de doctorat, Université Mohamed Boudiaf, Oran, 2015
- [15] Patricia Beaurepaire, Epouse Beretta «Compression d'Images Appliquée aux Angiographies Cardiaques : Aspects Algorithmiques, évaluation de la Qualité Diagnostique» Thèse de doctorat, Ecole Doctorale des Sciences pour l'Ingénieur de Lyon, France. 1997
- [16] Cédric Valade « Compression d'images complexes avec pertes : application à l'imagerie Radar », Thèse de doctorat, Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications Paris, France, 2006
- [17] Jacob Ziv, Fellow, and Abraham Lempel « A Universal Algorithm for Sequential Data Compression » IEEE transactions on information theory, vol. it-23, no. 3, pp 337-343, May 1977.
- [18] Aaron D. Wyner, and Jacob Ziv « The Sliding-Window Lempel-Ziv Algorithm is Asymptotically Optimal» Proceedings of the IEEE VOL.82, Issue.6,pp. 872 - 877, Jun 1994.
- [19] Marcelo J. Weinberger, Jorma J. Rissanen, and Ronald B. Arps « Applications of Universal Context Modeling to Lossless Compression of Gray-Scale Images» IEEE transactions on image processing, vol. 5, no. 4, pp. 575-586, April 1996
- [20] Hocine Bekkouche « Synthèse de bancs de filtres adaptés, application à la compression des images » thèse de doctorat, Université Paris Sud - Paris XI, 2007
- [21] J. J. Rissanen « Generalized Kraft Inequality and Arithmetic Coding» IBM Journal of Research and Development, Volume. 20, Issue. 3, pp. 198 - 203, May 1976
- [22] An H. Willen, Radford M. Neal, and John G. Cleary « Arithmetic Coding for Data Compression» Communications of the ACM, Volume. 30, Issue. 6, PP. 520-540, June, 1987
- [23] O. Srinivasa Rao, and S.Pallam Setty «Comparative Study of Arithmetic and Huffman Data Compression Techniques for Koblitz Curve Cryptography» International Journal of Computer Applications Volume 14, No. 5, pp.45-49, January 2011
- [24] Yuval Fisher «Compression Fractale d'Images» Springer-Verlag London 1995
- [25] C. H. Messom, S.Demidenko, K.Subramaniam and G. Sen Gupta « Size/Position Identification in Real-Time Image Processing using Run Length Encoding» Instrumentation and Measurement Technology Conference, 2002. IMTC/2002. Proceedings of the 19th IEEE

- [26] Yann-Gaudeau «Contributions en compression d'images médicales 3D et d'images naturelles 2D» thèse de doctorat, Université Henri Poincaré, Nancy 1, France 2006.
- [27] N. Ahmed, T. Natarajan, and K. R. Rao « Discrete Cosine Transform » IEEE Transactions on Computers, Volume. C-23, Issue. 1, JANUARY 1974
- [28] Hanwoo Lee and Kevin M. Buckley « Heart Beat Data Compression Using Temporal Beats alignment and 2-D Transforms» Signals, Systems and Computers, Conference Record of the Thirtieth Asilomar Conference on, pp. 1224-1228, 1996.
- [29] Xavier Delaunay « Compression d'images satellite par post-transformées dans le domaine ondelettes » thèse de doctorat université de Toulouse, 2008
- [30] Charilaos Christopoulos, and Eric Majani «Jpeg 2000 Image Coding System» ISO/IEC JTC1/SC29 WG1, JPEG 2000 Editor Martin Boliek, 2000
- [31] Marc Antonini, Michel Barlaud, Pierre Mathieu, and Ingrid Daubechies « Image Coding Using Wavelet Transform » IEEE Transactions on Image Processing, vol. I, no 2 , pp.205-220, APRIL 1992
- [32] M. Barlaud, T. Gaidon, P. Mathieu, and J.C. Feauveau « Edge Detection Using Recursive Biortnogonal Wavelet Transform» Acoustics, Speech, and Signal Processing, International Conference on, Date of Conference: 14-17 April 1991, Canada
- [33] Zitouni Athmane « Ondelettes et techniques de compression d'images numérique» thèse de doctorat, Université Mohamed Khider Biskra, 2013
- [34] Ouafi Abdelkrim « Compression d'images avec pertes par codages imbriqués, Proposition d'une optimisation de l'algorithme EZW » thèse de doctorat, Université Mohamed Khider Biskra, 2009
- [35] Jerome M. Shapiro « Embedded Image Coding Using Zerotrees of Wavelet Coefficients » IEEE Transactions on Signal Processing, Volume. 41, Issue. 12, pp. 3445 - 3462 Dec 1993
- [36] Mallat, Stephane A Wavelet Tour of Signal Processing. 2nd ed. Academic Press. (1999).
- [37] Boukaache Abdennour « Compression d'images hautes définitions en utilisant une transformation hybride » Thèse de doctorat, Université 8 Mai 45 GUELMA 2012.
- [38] Maroua Mhamdi « Méthodes de transmission d'images optimisées utilisant des techniques de communication numériques avancées pour les systèmes multi-antennes » thèse de doctorat, Poitiers : Université de Poitiers, 2017

- [39] S. Hara and R. Parasad « OFDM for wireless communications systems ». Artech House, 2003
- [40] Désiré Guel « Etude de nouvelles techniques de réduction du " facteur de crête " (PAPR) à compatibilité descendante pour les systèmes multiporteuses ». Thèse de doctorat, université Rennes. Français, 2009
- [41] Fathi E. Abd El-Samie, Faisal S. Al-kamali, Azzam Y. Al-nahari, Moawad I. Dessouky, « SC-FDMA for Mobile Communications », Livre, CRC Press, Version électronique, 2013
- [42] Benyarou Mourad « Optimisation des systèmes multi-antennes appliqués aux systèmes MC-CDMA ». Thèse de doctorat, Université Abou Bakr Belkaid, Algérie, 2013.
- [43] T. Pollet, M. van Bladel and M. Moeneclaey « BER Sensitivity of OFDM Systems to Carrier Frequency Offset and Wiener Phase Noise », IEEE Transactions on Communications, Vol. 43, Issue. 234, pp. 191-193, 1995.
- [44] J. G. Proakis, « Digital communications », McGraw-Hill, 4e édition, 2001
- [45] R. Van Nee et R. Prasad « OFDM for Wireless Multimedia Communications », Artech House Publishers, 4e édition, 2000.
- [46] A. Peled and A. Ruiz «Frequency Domain Data Transmission using Reduced Computational Complexity Algorithms», IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 9-11 April 1980.
- [47] C. Berrou «Codes et turbo codes» Springer, 2006.
- [48] Mamadou Lamarana DIALLO, « Contribution aux Techniques dites d' Ajout de Signal pour la Réduction du Facteur de Crête des signaux OFDM », Thèse de doctorat Ecole doctorale Matisse juin 2016.
- [49] Yvon Sosthène YAMEOGO, « Etudes de nouvelles Techniques d'estimation et d'égalisation de canal adaptées au système SC-FDMA », Thèse de doctorat Université de Rennes1 2011
- [50] Sri Satish Krishna Shaitanya BULUSU, « Performance analysis and PAPR reduction Techniques for Filter Bank Multi-Carrier Systems with Non-linear power amplifiers », Thèse de doctorat École Doctorale Technologique et Professionnelle CEDRIC/LAETITIA avril 2016.
- [51] Charlotte Langlais, Yves Louët, Salim Haddad, and Nejla Mazouz, « Clipping noise mitigation with capacity approaching FEC codes for PAPR reduction of OFDM signals ». In Proceedings of Multi-Carrier Systems & Solutions (MC-SS), Herrsching, Allemagne, May 2011.

- [52] Jose Tellado-Mourello, « Peak to average power reduction for multicarrier modulation », PhD thesis, Stanford University, September 2000.
- [53] Olivier BERDER « Optimisation et stratégies d'allocation de puissance des systèmes de transmission multi-antennes », Thèse de doctorat Université de Bretagne Occidentale 2002
- [54] Badreddin Koussa « Optimisation des performances d'un système de transmission multimédia sans fil basé sur la réduction du PAPR dans des configurations réalistes », Thèse de doctorat Université de Poitiers 2014
- [55] Diallo momadou Lamarana and Policot Jcques « adaptive clipping for Deterministic Peak-to-verage Power Ration », third International conference on Telecommunication and Remote sensing, Luxembourg, Grand Duchy of Luxembourg 26-27 June 2014
- [56] Sajjad Hussain « Peak To Average Power Ratio Analysis And Reduction Of Cognitive Radio Signals », Thèse de doctorat Université Rennes 1, 2009
- [57] D. Abed, and A. Medjouri, « Discrete sliding norm transform-based 50% PAPR reduction in asymmetrically clipped optical OFDM systems for optical wireless communications » *Electronics Lett.*, vol. 51, no. 25, pp. 2128--2130, Dec. 2015.
- [58] S. M. Aziz, and D. -M. Pham, « Energy efficient image transmission in wireless multimedia sensor networks » *IEEE Comm. Lett.*, vol. 17, no. 6, pp. 1084--1087, Jun 2013
- [59] R. Banerjee, and S. Das Bit, « An energy efficient image compression scheme for wireless multimedia sensor network using curve fitting technique » *Wireless Networks*, June 2017
- [60] Y.M. Kim, J. Park, J. Lim, and J. Yoo, « An energy-efficient compression scheme for wireless multimedia sensor networks » *Multimedia Tools and Applications*, vol. 76, no. 19, pp. 19707--19722, Oct. 2017
- [61] A. Said, and W.A. Pearlman, « A new, fast, and efficient image codec based on set partitioning in hierarchical trees » *IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Technology*, vol. 6, no. 3, pp. 243--250, Jun 1996
- [62] X. Huang, J. Lu, J. Zheng, J. Chuang, and J. Gu, « Reduction of peak-to-average power ratio of OFDM signals with companding transform » *Electronics Lett.*, vol. 38, no. 8, pp. 506--507, Apr. 2001.
- [63] Ammar Bouchemel, Djamel Abed , Abdelkrim Moussaoui « Enhancement of Compressed Image Transmission in WMSNs Using Modified  $\mu$ -Nonlinear Transformation » *IEEE Communications Letters*, Vol. 22 , Issue. 5, pp. 934--937, May 2018