



N° d'ordre

THESE DE DOCTORAT



Présentée devant L'Université Djillali Liabes de Sidi- Bel-Abbes
Faculté de Génie Electrique
Département de Télécommunications
Laboratoire : Télécommunications et de Traitement Numérique du Signal

Pour l'obtention du Diplôme de Doctorat en Sciences
Spécialité : Télécommunications

Par Mr. **BENDELHOUM Mohammed Sofiane**

Évaluation des performances des images compressées par l'algorithme TOD-SPIHT, et transmises via le système MC-CDMA

Soutenu le : 13 /12/ 2018

Devant les membres du jury composé de :

M. BOUZIANI Merahi	Pr	Président	UDL-SBA
M. DJEBBARI Ali	Pr	Directeur de thèse	UDL-SBA
M. MESSADI Mohammed	MCA	Examineur	Université de Tlemcen
M. DJEBBARI Abdelghani	MCA	Examineur	Université de Tlemcen

Année Universitaire : 2018-2019

Remerciements

Du plus profond de moi-même et comme toujours, je remercie pleinement **DIEU** le Tout Puissant de m'avoir aidé et guidé à réaliser le présent travail. Rien n'a de finalité sans la Puissance, ni la Bonté et la Volonté de DIEU : **ALLAH**

Ce travail, réalisé au sein du Laboratoire de recherche « Télécommunications et Traitement Numérique du Signal (LTTNS) » A l'Université DJILLALI LIABES de Sidi Bel Abbes, est le fruit de plusieurs années de travail ; Il n'aurait, sans doute, pas pu aboutir sans l'aide et le soutien de nombreuses personnes que je tiens à remercier vivement.

J'exprime toute ma gratitude et mes remerciements à Monsieur *DJEBBARI Ali*, Professeur à l'Université Djillali Liabes de Sidi Bel Abbes qui m'a proposé le thème de cette thèse et pour m'avoir fait confiance afin de mener à bien ce travail. Sa présence dans mon jury en tant que Directeur de Thèse m'honore à plus d'un titre.

Mes sincères remerciements s'adressent aussi à Monsieur *BOUZIANI Merahi*, Professeur à l'Université Djillali Liabes de Sidi Bel Abbes pour avoir accepté de présider le Jury de ma thèse.

Je remercie sincèrement Monsieur *MESSADI Mohammed*, Maître de conférence à l'Université Abou-Bekr Belkaïd de Tlemcen, pour l'intérêt qu'il a bien voulu porter à ce travail en acceptant de faire partie du jury.

Je remercie vivement Monsieur *DJEBBARI Abdelghani*, Maître de conférence à l'Université Abou-Bekr Belkaïd de Tlemcen, d'avoir accepté de rapporter ce travail.

Enfin, que ceux pour lesquels ma mémoire a été défaillante trouvent ici mes remerciements les plus chaleureux.

DEDICACES

Je dédie ce travail, consécration de mes études, et fruit d'un travail de longue haleine à :

Mes très regrettés grand père et grand-mère que DIEU les bénisse et les accueille dans son vaste paradis.

Mes très chers parents, qui ont tout fait pour m'encourager durant toutes mes études. Qu'ils trouvent ici l'expression de mes sentiments de reconnaissance et de gratitude.

*Ma femme et ma petite princesse **WISSEM** ; sans leur compréhension et leur patience, ce travail n'aurait jamais pu voir le jour.*

Mes beaux-parents et beaux-frères en témoignage de mon attachement affectif.

Ma sœur et mes deux frères.

Mes grands-parents.

*Les familles **Bounaceur et Frioui**.*

A mes chers neveux Rayane et Aymen ainsi que la petite Doha.

*A mon cher directeur de thèse Monsieur Le **Professeur DJEBBARI Ali**.*

A tous ceux qui m'ont aidé de près ou de loin dans mes travaux de recherches.

Résumé

Dans le cadre des communications radiofréquence, on s'intéresse au système combinant le système MC-CDMA ainsi que la Transformée en Ondelette Discrète (TOD) et le codeur SPIHT pour la transmission des images à débits variables. La thèse consiste à étudier en premier lieu l'optimisation du codage de source : déterminer l'ondelette la plus adéquate à implémenter avec le codeur SPIHT ; le PSNR et le MSSIM ont été adoptés comme paramètres de mesure de qualités des images compressées. En deuxième lieu, l'algorithme de compression et de codage ainsi obtenue TOD-SPIHT est combiné avec le système multi-porteuse à étalement de spectre de type MC-CDMA ; le BER a été utilisé pour évaluer les performances du système TOD-SPIHT-MC-CDMA et faire le lien entre le PSNR et le MSSIM des images reconstruites après transmission via un canal Gaussien. Plusieurs tests par simulations ont permis de valider l'efficacité de ce modèle et d'en évaluer ses performances.

Abstract

In the context of radio frequency communications, we are interested in the system combining the MC-CDMA system as well as the discrete wavelet (TOD) and the SPIHT encoder for transmitting variable bitrate images. The fundamental study of this thesis is first, the optimization of the source coding: Determine the most appropriate wavelet to implement with the SPIHT encoder; The PSNR and MSSIM were adopted as quality measurement parameters for compressed images. Secondly, the compression and coding algorithm obtained by TOD-SPIHT is combined with the MC-CDMA multi-carrier spectrum spreading system; BER was used to evaluate the performance of the TOD-SPIHT-MC-CDMA system and to link the PSNR to the MSSIM of the images rebuilt after transmission through a Gaussian channel. Several simulation tests have enabled the effectiveness of this model to be validated and its performance evaluated.

ملخص

في سياق اتصالات الاسلكية, نحن مهتمون في نظام الجمع بين نظام متعددة رمز تقسيم رموز الوصول MC-CDMA و تحويلات الموجات المنفصلة TOD و خوارزميه SPIHT لنقل الصور متغيرة التدفق. خلال الأطروحة قمنا أولاً باختبار و دراسة تحسين مصدر الترميز : تحديد الموجات الأكثر ملائمة مع التشفير SPIHT وقد اعتمدت المؤشرات PSNR و MSSIM بوصفها معلمات لقياس الجودة للصور المضغوطة. ثانياً, خوارزميه الضغط والترميز المتحصل عليها TOD-SPHIT يتم دمجها مع نظام MC-CDMA; وقد استخدمت BER لتقييم أداء النظام الشبكة TOD-SPHIT-MC-CDMA وجعل الصلة بين PSNR و MSSIM لصور التي أعيد بناؤها بعد نقلها عبر قناة Gaussien . وقد مكنت عدة إختبارات محاكاة من التحقق من فعالية هذا النموذج وتقييم أدائه.

Table des matières

Résumé.....	i
Abstract.....	ii
ملخص	iii
Liste des Figures.....	viii
Liste des Tableaux	xi
Liste des Abréviations	xiii
Introduction Générale	1
1. Théorie des ondelettes	4
1.1 Introduction.....	4
1.2 Analyse de Fourier.....	5
1.3 Transformée de Fourier rapide	5
1.4 La transformée en ondelette.....	6
1.4.1 Transformée en Ondelettes Continue	7
1.4.2 Transformée en ondelettes discrètes.....	11
1.4.3 Analyse Multirésolution	13
1.4.3.1 Définition et propriétés d'Analyse Multirésolution.....	14
1.4.3.2 Notion de Détails et d'Approximations.....	16
1.4.4 Fonction d'échelle	17
1.4.5 Relations de reconstruction et de décomposition.....	19
1.4.6 Algorithme de Mallat.....	20
1.4.6.1 Algorithme de décomposition.....	21
1.4.6.2 Algorithme de reconstruction.....	22
1.5 Transformée en ondelette bidimensionnelle séparable	23
1.5.1 Analyse multirésolution et ondelette bidimensionnelle séparable	23
1.5.2 Transformée rapide en ondelette bidimensionnelle	25
1.6 Conclusion	28

2. Techniques de Compression d'images	29
2.1 Introduction.....	29
2.2 Mesures de performance.....	29
2.2.1 Taux de compression	31
2.2.2 Entropie	31
2.2.3 Mesures de distorsion	32
2.2.3.1 Erreur Quadratique Moyenne (MSE).....	32
2.2.3.2 Rapport signal sur bruit crête (PSNR).....	32
2.2.3.3 L'indice de la Similarité Structurale (SSIM)	33
2.2.4 Temps de calcul	35
2.3 Méthode de compression sans pertes	35
2.3.1 Codeurs entropiques	35
2.3.2 Méthodes par dictionnaire adaptatif (Lempel-Ziv).....	37
2.3.3 Codage arithmétique	37
2.3.4 Codage RLC (Run Length Coding)	37
2.4 Méthode de compression avec pertes	38
2.4.1 Sous-échantillonnage.....	39
2.4.2 Codage par quantification	39
2.4.2.1 Quantification scalaire	40
2.4.2.2 Quantification vectorielle	41
2.4.3 Codage par prédiction.....	41
2.4.4 Codage par transformation	41
2.4.4.1 Transformation de Karhunen-loeve	42
2.4.4.2 Transformée en Cosinus discrète.....	43
2.4.4.3 Transformation LOT.....	44
2.4.4.4 Codage sous-bandes.....	44
2.5 L'algorithme de codage EZW	46
2.6 L'algorithme de codage SPIHT.....	47
2.7 Conclusion	51
3. Technique de Transmission MC-CDMA	52
3.1 Introduction.....	52
3.2 Techniques de modulations avancées	53
3.2.1 Techniques d'accès multiples	54

3.2.2 Formulation générale des systèmes d'accès multiples avec canal de transmission	56
3.3 Le canal de transmission	57
3.3.1 Le canal de propagation.....	57
3.3.1.1 La chaîne de transmission et ses distorsions	57
3.3.1.2 Le canal AWGN (Bruit Blanc Additif Gaussien)	58
3.3.1.3 Le canal trajets multiples	58
3.3.1.3.1 Propagation en espace libre	62
3.3.1.3.2 Modèle du canal multi-trajets	63
3.4 La modulation OFDM.....	66
3.4.1 Principe des modulations multi-porteuses.....	66
3.4.2 Le signal OFDM.....	66
3.4.3 Caractéristiques du signal OFDM.....	67
3.4.3.1 L'insertion de l'intervalle de garde	67
3.4.3.2 Interférence entre symboles (ISI)	69
3.4.3.3 Interférence entre sous porteuses (ICI)	70
3.5 L'Accès Multiple par Répartition de Codes (AMRC).....	72
3.6 Le système MC-CDMA	77
3.6.1 L'étalement par multi-porteuses classique.....	77
3.6.2 L'étalement par fréquences orthogonales	79
3.6.2.1 Le système MC-DS-CDMA (Multicarrier Direct Sequence CDMA).....	80
3.6.2.2 Le système MC-CDMA (Multicarrier CDMA)	81
3.6.3 Principes du système AMRC à porteuses multiples ou MC-CDMA	82
3.7 Modélisation du système MC-CDMA dans le cas d'une liaison descendante	84
3.8 Conclusion	86
4. Transmission d'images compressées.....	87
4.1 Introduction générale	87
4.2 Choix de la transformée en ondelettes optimale associé au codeur SPHIT	87
4.2.1 Choix du niveau de décomposition	88
4.2.2 Association des familles des ondelettes avec le codeur SPIHT	90
4.2.2.1 Ondelettes Orthogonales	90
4.2.2.1.1. Famille Daubechies.....	90
4.2.2.1.2. Famille Symelets.....	91
4.2.2.1.3. Famille Coiflets.....	92

4.2.2.2 Ondelettes Bi-orthogonales	93
4.2.2.2.1. Famille Bi-orthogonales	93
4.2.2.2.2. Familles Bi-orthogonales réversibles.....	94
4.2.2.2.3. Ondelette bi-orthogonale CDF9/7	95
4.2.2.3 Regroupement des principales ondelettes analysantes.....	96
4.3 Modèle MC-CDMA associé avec la TOD et le codeur SPIHT.....	98
4.4 Etude du système TOD-SPIHT-MC-CDMA dans le canal AWGN.....	101
4.4.1 Evaluation des performances du système TOD-SPIHT-MC-CDMA : Cas Mono-Utilisateur	102
4.4.2 Evaluation des performances du système TOD-SPIHT-MC-CDMA : Cas Multi-Utilisateurs.....	111
4.4.3 Mesure qualitative des images transmises via le système TOD-SPIHT-MC-CDMA	118
4.5 Conclusion	129
Conclusion Générale.....	130
Perspectives.....	133
Annexe A.....	134
Annexe B.....	143
Annexe C.....	147
Annexe D	154
Bibliographie	155

Liste des Figures

Figure 1.1 — Dilatation d’ondelette mère	9
Figure 1.2 — Translation d’ondelette mère	9
Figure 1.3 — Résolution temps fréquence obtenue par la transformée en ondelettes	12
Figure 1.4 — Représentation d’une fonction sur plusieurs niveaux	14
Figure 1.5 — L’arbre de décomposition d’ondelette d’un signal	16
Figure 1.6 — Paire de filtres miroir	16
Figure 1.7 — Principe de la cellule de décomposition	17
Figure 1.8 — Principe de la cellule de reconstitution	17
Figure 1.9 — Décomposition en cascade	22
Figure 1.10 — Reconstruction en cascade	23
Figure 1.11 — Exemple d’un triplé de fonctions ondelettes en 2D	25
Figure 1.12 — Décomposition en niveau 3 par ondelette 2D	25
Figure 1.13 — Principe de décomposition et de reconstruction de la transformation en ondelette 2D	27
Figure 2.1 — Exemple de codage de Huffman pour des symboles de probabilité $\{0.40, 0.20, 0.15, 0.15, 0.10\}$	36
Figure 2.2 — Classification des méthodes de codage	38
Figure 2.3 — Schémas de compression/décompression classique pour les images	39
Figure 2.4 — Quantification Scalaire (QS)	40
Figure 2.5 — Exemple de décomposition sous-bandes. H_0 : filtre passe bas, H_1 : filtre passe haut.	45
Figure 2.6 — Les relations entre les coefficients d’ondelettes dans différents sous bandes	47
Figure 3.1 — Transmission multi-accès sans canal de propagation	54
Figure 3.2 — Différentes techniques d’accès multiples	55
Figure 3.3 — Transmission multi-accès avec canal de propagation	57
Figure 3.4 — Transmission par trajets multiples	59
Figure 3.5 — Propagation en espace libre	62
Figure 3.6 — Système de communication avec un canal à bruit additif	62
Figure 3.7 — La réponse impulsionnelle temporelle du canal est fonction du retard et du temps.	64
Figure 3.8 — Schéma synoptique des modulations OFDM	68
Figure 3.9 — Spectre des différentes sous-porteuses	69
Figure 3.10 — Schéma transmission/réception d’un système OFDM	69
Figure 3.11 — Illustration de l’effet de l’intervalle de garde précédent chaque symbole OFDM ..	70
Figure 3.12 — Interférence inter-porteuse (ICI) en OFDM dans les domaines : (a) temporel et (b) fréquentiel dans le cas d’un canal à deux trajets	71
Figure 3.13 — Principe de l’étalement de spectre par séquence directe	73
Figure 3.14 — Schéma synoptique des modulations CDMA	74
Figure 3.15 — Différentes techniques utilisant le CDMA	75

Figure 3. 16 — Différentes techniques d'étalement de spectre	76
Figure 3. 17 — Schéma d'un codage CDMA par séquence directe (DS-SS-SS)	77
Figure 3. 18 — Spectre de puissance pour multi-porteuses classique	78
Figure 3. 19 — Schéma d'un émetteur MT-SS-SS	79
Figure 3. 20 — Schéma d'un émetteur MC-SS-SS	80
Figure 3. 21 — Schéma d'un émetteur MC-SS-SS	81
Figure 3. 22 — Spectre de puissance MC-SS-SS	81
Figure 3. 23 — Modulateur MC-SS-SS du $j^{\text{ième}}$ utilisateur avec $Lc = Nc$	82
Figure 3. 24 — Représentation d'une chaîne de communication utilisant la technique MC-SS-SS.	85
Figure 4. 1 — Variations du PSNR et MSSIM concernant chaque niveau de décomposition (ondelette db1).....	89
Figure 4. 2 — Variations du PSNR et MSSIM concernant chaque niveau de décomposition (ondelette bior1.3).....	89
Figure 4. 3 — Modèle TOD-SPIHT-MC-SS-SS a) Transmission, b) Réception.	98
Figure 4. 4 — Images naturelles (128×128).....	101
Figure 4. 5 — Images médicales (128×128).....	101
Figure 4. 6 — BER vs SNR pour l'image Lena : A) de dimension 128×128 ; B) de dimension 256×256, canal AWGN et Rc variable, cas Mono-Utilisateur.....	103
Figure 4. 7 — BER vs SNR pour l'image Cameraman : A) de dimension 128×128 ; B) de dimension 256×256, canal AWGN et Rc variable, cas Mono-Utilisateur.....	104
Figure 4. 8 — BER vs SNR pour l'image Barbara : A) de dimension 128×128 ; B) de dimension 256×256, canal AWGN et Rc variable, cas Mono-Utilisateur.....	105
Figure 4. 9 — BER vs SNR pour l'image IRM1 : A) de dimension 128×128 ; B) de dimension 256×256, canal AWGN et Rc variable, cas Mono-Utilisateur.....	106
Figure 4. 10 — BER vs SNR pour l'image IRM2 : A) de dimension 128×128 ; B) de dimension 256×256, canal AWGN et Rc variable, cas Mono-Utilisateur.....	107
Figure 4. 11 — BER vs SNR pour l'image IRM3 : A) de dimension 128×128 ; B) de dimension 256×256, canal AWGN et Rc variable, cas Mono-Utilisateur.....	108
Figure 4. 12 — BER vs SNR pour l'image Lena : A) de dimension 128×128 ; B) de dimension 256×256, canal AWGN et Rc variable, cas Multi-Utilisateur.....	112
Figure 4. 13 — BER vs SNR pour l'image Cameraman : A) de dimension 128×128 ; B) de dimension 256×256, canal AWGN et Rc variable, cas Multi-Utilisateur.	113
Figure 4. 14 — BER vs SNR pour l'image Barbara : A) de dimension 128×128 ; B) de dimension 256×256, canal AWGN et Rc variable, cas Multi-Utilisateur.....	114
Figure 4. 15 — BER vs SNR pour l'image IRM1 : A) de dimension 128×128 ; B) de dimension 256×256, canal AWGN et Rc variable, cas Multi-Utilisateur.....	115
Figure 4. 16 — BER vs SNR pour l'image IRM2 : A) de dimension 128×128 ; B) de dimension 256×256, canal AWGN et Rc variable, cas Multi-Utilisateur.....	116
Figure 4. 17 — BER vs SNR pour l'image IRM3 : A) de dimension 128×128 ; B) de dimension 256×256, canal AWGN et Rc variable, cas Multi-Utilisateur.....	117
Figure 4. 18 — Images Lena (128×128) reconstruites : Rc = 0.75 bpp.....	120
Figure 4. 19 — Images Cameraman (128×128) reconstruites : Rc = 0.75 bpp.....	120

Figure 4. 20 — Images Barbara (128×128) reconstruites : $R_c = 0.75$ bpp.....	121
Figure 4. 21 — Images Lena (256×256) reconstruites : $R_c = 0.5$ bpp.....	123
Figure 4. 22 — Images Cameraman (256×256) reconstruites : $R_c = 0.5$ bpp.	123
Figure 4. 23 — Images Barbara (256×256) reconstruites : $R_c = 0.5$ bpp.....	123
Figure 4. 24 — Images IRM1 (128×128) reconstruites : $R_c = 0.75$ bpp.....	125
Figure 4. 25 — Images IRM2 (128×128) reconstruites : $R_c = 0.75$ bpp.....	126
Figure 4. 26 — Images IRM3 (128×128) reconstruites : $R_c = 0.75$ bpp.....	126
Figure 4. 27 — Images IRM1 (256×256) reconstruites : $R_c = 0.5$ bpp.....	128
Figure 4. 28 — Images IRM2 (256×256) reconstruites : $R_c = 0.5$ bpp.....	128
Figure 4. 29 — Images IRM3 (256×256) reconstruites : $R_c = 0.5$ bpp.....	128

Liste des Tableaux

Tableau 4. 1 — Variations du PSNR pour différents niveaux de décomposition (ondelette db1)...	88
Tableau 4. 2 — Variations du MSSIM pour différents niveaux de décomposition (ondelette db1).	88
Tableau 4. 3 — Variations du PSNR pour différents niveaux de décomposition (ondelette bior1.3).	88
Tableau 4. 4 — Variations du MSSIM pour différents niveaux de décomposition (ondelette bior1.3).	89
Tableau 4. 5 — Variations du PSNR pour différentes ondelettes analysante ‘Daubechies’.	91
Tableau 4. 6 — Variations du MSSIM pour différentes ondelettes analysante ‘Daubechies’.	91
Tableau 4. 7 — Variations du PSNR pour différentes ondelettes analysante ‘Symelets’.	91
Tableau 4. 8 — Variations du MSSIM pour différentes ondelettes analysante ‘Symelets’.	92
Tableau 4. 9 — Variations du PSNR pour différentes ondelettes analysante ‘Coiflets’.	92
Tableau 4. 10 — Variation du MSSIM pour différentes ondelettes analysante ‘Coiflets’.	93
Tableau 4. 11 — Variations du PSNR pour chaque ondelette analysante ‘Bi-orthogonale’.	93
Tableau 4. 12 — Variation du MSSIM pour chaque ondelette analysante ‘Bi-orthogonale’.	94
Tableau 4. 13 — Variations du PSNR pour différentes ondelettes analysante ‘Bi-orthogonale réversible’.	94
Tableau 4. 14 — Variations du MSSIM pour différentes ondelettes analysante ‘Bi-orthogonale réversible’.	94
Tableau 4. 15 — Variations du PSNR pour différentes niveaux de décomposition (ondelette CDF9/7).	95
Tableau 4. 16 — Variation du MSSIM pour différentes niveaux de décomposition (ondelette CDF9/7).	95
Tableau 4. 17 — Variations du PSNR pour différentes ondelettes choisies.	96
Tableau 4. 18 — Variations du MSSIM pour différentes ondelettes choisies.	96
Tableau 4. 19 — Variations du PSNR pour différentes niveaux de décomposition (ondelette CDF9/7).	97
Tableau 4. 20 — Variations du MSSIM pour différentes niveaux de décomposition (ondelette CDF9/7).	97
Tableau 4. 21 — Paramètres de simulation du modèle TOD-SPIHT-MC-CDMA, canal de Gaussien.	102
Tableau 4. 22 — Temps de Simulation en second, système TOD-SPIHT-MC-CDMA, images 128×128.	110
Tableau 4. 23 — Temps de Simulation en second, système TOD-SPIHT-MC-CDMA, images 256×256.	111
Tableau 4. 24 — Valeurs du PSNR et MSSIM, image Lena (128×128) à différents Rc et SNR. ...	119
Tableau 4. 25 — Valeurs du PSNR et MSSIM, image Cameraman (128×128) à différents Rc et SNR.	119
Tableau 4. 26 — Valeurs du PSNR et MSSIM, image Barbra (128×128) à différents Rc et SNR.	119
Tableau 4. 27 — Valeurs du PSNR et MSSIM, image Lena (256×256) à différents Rc et SNR. ...	121

Tableau 4. 28 — Valeurs du PSNR et MSSIM, image Cameraman (256×256) à différents Rc et SNR..... 122

Tableau 4. 29 — Valeurs du PSNR et MSSIM, image Barbara (256×256) à différents Rc et SNR..... 122

Tableau 4. 30 — Valeurs du PSNR et MSSIM, image IRM1 (128×128) à différents Rc et SNR... 124

Tableau 4. 31 — Valeurs du PSNR et MSSIM, image IRM2 (128×128) à différents Rc et SNR... 124

Tableau 4. 32 — Valeurs du PSNR et MSSIM, image IRM3 (128×128) à différents Rc et SNR.. 125

Tableau 4. 33 — Valeurs du PSNR et MSSIM, image IRM1 (256×256) à différents Rc et SNR... 127

Tableau 4. 34 — Valeurs du PSNR et MSSIM, image IRM2 (256×256) à différents Rc et SNR... 127

Tableau 4. 35 — Valeurs du PSNR et MSSIM, image IRM3 (256×256) à différents Rc et SNR... 127

Liste des Abréviations

AMRC	Accès Multiple par Répartition de Codes
AMR	Analyse Multi résolution
AWGN	Additive White Gaussian Noise
BER	Bit Error Rate
BPSK	Binary Phase Shift Keying
bpp	bit par pixel
CDMA	Code Division Multiple Access
EZW	Embedded Zerotree Wavelet
DS-CDMA	Séquence Directe Code Division Multiple Access
DSP	Densité Spectrale de Puissance
DCT	Discret Cosine Transform
DWT	Discret Wavelet Transform
DFT	Discret Fourier Transform
FMQ	Filtres miroirs en quadrature
FDMA	Frequency division multiple access
FFT	Fast Fourier Transform
IFFT	Inverse Fast Fourier Transform
JPEG	Joint Photographic Experts Group
KLT	karhunen- Loeve Transform
ICI	Inter Carrier Interference
ISI	Inter Symbol Interference
IRM	Imagerie par Résonance Magnétique
LZW	Lempel-Ziv-Welch
MAI	Multiple Access Interference
MC-CDMA	Multi-Carrier Code Division Multiple Access
MSE	Mean Square Error
R	Rate
SSIM	Structural Similarity Index
TC	Taux de Compression
PSNR	Peak Signal to Noise Ratio
OFDM	Orthogonal Frequency Division Multiplexing
QV	Quantification Vectorielle
QS	Quantification Scalaire
SNR	Signal to Noise Ratio
SPIHT	Set Partitioning In Hierarchical Tree
TDMA	Time division multiple access
WCT	Wavelet Cosines Transform
ZF	Zero Forcing

Introduction Générale

A l'aube de ce troisième millénaire, les communications sans fil jouent un rôle essentiel dans notre vie quotidienne, Voiture, Smartphone, Voix, Vidéo et Appareils domotiques ... etc, sont de plus en plus équipés afin d'être connectés surtout depuis l'évolution des microprocesseurs et les systèmes d'exploitations qui facilitent la communication et la gestion entre les utilisateurs et les machines.

Bon nombre de systèmes de communication utilisent l'une des deux techniques sophistiquées connues sous le nom de multiplexage par répartition sur des fréquences orthogonales (OFDM) et d'accès multiple par répartition de code (CDMA) [1].

En premier lieu, l'OFDM (Orthogonal Frequency Division Multiplexing), est une technique de transmission Multi-porteuse numérique qui distribue les symboles codés numériquement sur plusieurs fréquences de porteuse afin de réduire le taux d'horloge de symbole pour obtenir la robustesse contre de longs échos dans un canal radio multi-chemin. Même si les spectres des différents supports se chevauchent, les informations peuvent être complètement récupérées sans aucune interférence d'autres supports. Cela peut être surprenant, mais d'un point de vue mathématique, c'est une conséquence de l'orthogonalité des fonctions de base de la série de Fourier [1].

En second lieu, le CDMA (Code Division Multiple Access), est un système d'accès multiple où plusieurs utilisateurs partagent le même médium physique, c'est-à-dire la même bande de fréquences en même temps. Dans un cas idéal, les signaux des utilisateurs individuels sont orthogonaux et les informations peuvent être récupérées sans interférence d'autres utilisateurs. Même si ce n'est qu'approximativement le cas ; le concept d'orthogonalité est tout à fait important pour comprendre comment le CDMA fonctionne. Il est dû au fait que les séquences pseudo-aléatoires sont approximativement orthogonales les unes aux autres ou, en d'autres termes, elles montrent de bonnes propriétés de corrélation [1].

Alors que le concept de OFDM a été connu depuis 1966 [2], il n'a atteint sa maturité suffisante pour l'emploi dans les systèmes standard que dans les années 1990. OFDM présente de nombreux avantages sur les schémas de modèles de familles séries les plus conventionnelles [3], bien qu'il soit naturel qu'il impose également un certain nombre d'inconvénients [4]. La nature de base d'un système CDMA est de répandre le signal sur une large bande passante; ainsi, on peut

prévoir que la fonction de transfert du canal présente des variations sur cette bande passante. L'opération de propagation de Séquence Directe (DS) c'est-à-dire la multiplication par le signal à large bande peut être considérée comme une méthode de modulation pour les communications furtives, et est en tant que tel principalement d'intérêt militaire. Le CDMA exploite la propagation pour atteindre la capacité de multi-accès. Chaque utilisateur est assigné à un code de propagation différent, qui détermine le signal à large bande celui-ci multiplié par les symboles d'information. Ainsi, de nombreux utilisateurs peuvent transmettre simultanément dans une large bande [5]. La combinaison de transmissions multi-porteuses OFDM avec accès multiple par répartition de code (CDMA) nous permet d'exploiter la diversité des fréquences inhérentes du canal à large bande en diffusant chaque symbole sur plusieurs supports [4]. Le résultat est le système MC-CDMA (Multi-Carrier Code Division Multiple Access).

En 1993, un certain nombre de techniques de transmission hybrides utilisant un amalgame d'accès multiple par répartition de code (CDMA) et de multiplexage par division de fréquence orthogonale (OFDM) ont été proposées [6,7], qui devraient combiner les avantages purs des techniques CDMA et OFDM. Un des résultats les plus importants des travaux de Shannon était que le codage de source et le codage de canal peuvent être traités séparément sans sacrifier la fidélité [8,9]. Traditionnellement, le codage de source et le codage de canal sont conçus séparément et ensuite mis en cascade ensemble [10]. Dans cette thèse nous avons deux contributions principales. La première contribution consiste à choisir et optimiser le type du codeur (codage de source) le plus approprié à la compression des images à base d'ondelettes. La deuxième contribution est la conception d'une architecture de communication flexible apte à transmettre les données générées par le compresseur ou codeur via un système MC-CDMA supportant des débits variables.

L'organisation du manuscrit est subdivisée en quatre chapitres, dont chacun aborde une thématique bien définie :

Le chapitre 1 de cette thèse décrit un ensemble d'outils mathématiques du traitement des signaux : "Transformée de Fourier", "Transformée en ondelette 1D", "Transformée en ondelette 2D".

Le chapitre 2 introduit les techniques de compressions d'images. Ces derniers sont divisés en deux méthodes : les méthodes de compression dites sans pertes (réversibles) et les méthodes de compressions dites avec pertes (irréversibles). Nous nous intéresserons aux procédés de compressions avec pertes et particulièrement au codeur de sous-bandes SPIHT (Set Partitioning In

Hierarchical Tree). Cet algorithme très efficace est performant, il permet une représentation progressive des images sous forme de coefficients d'ondelettes. Il donne des résultats meilleurs que ceux des codeurs existant. Pour mesurer de façon meilleure la qualité des images compressées, des paramètres d'évaluations tels que le PSNR (Peak Signal to Noise Ratio) et le MSSIM (Mean Structural Similarity Index) sont utilisés.

Le chapitre 3 présente les techniques combinant les modulations à porteuses multiples et à étalement de spectres. Les informations sont transmises simultanément sur le canal de propagation. Nous nous intéressons aux modulations multi-porteuses OFDM et aux techniques à Accès Multiple par Répartition de Code (AMRC) appelées aussi code division multiple accès (CDMA) et enfin à celles qui regroupent les techniques combinant les modulations à porteuses multiples et à étalement de spectre, le système MC-CDMA.

Dans le chapitre 4, nous proposons d'étudier une combinaison de codage source (codeur SIPHT) combiné au système MC-CDMA pour la transmission des images naturelles et médicales. Les performances du modèle retenu sont évaluées objectivement avec différents paramètres (PSNR, MSSIM, SNR et BER) dans un canal Gaussien.

Cette thèse se termine par une conclusion générale rappelant les travaux et les résultats obtenus, et elle est accompagnée de quelques perspectives.

Chapitre 1

Théorie des ondelettes

1.1 Introduction

Le traitement du signal a pour principal objet la description des signaux liés au monde réel dans un but de traitement, d'identification, de compression, de compréhension ou de transmission. Dans ce contexte, les transformations linéaires ont toujours joué un très grand rôle, et parmi ces dernières, la plus célèbre et la plus anciennement étudiée est la transformation de Fourier (1822). Cette transformation permet, comme chacun sait, d'explorer la composition fréquentielle du signal et par ses propriétés de lui appliquer facilement des opérateurs de filtrage. Lors de cette transformation le signal est décomposé sur un ensemble de signaux de «base» qui sont les cosinus et sinus ou l'exponentielle imaginaire, mais, très tôt dans l'histoire du traitement du signal, il est apparu que la décomposition obtenue n'était pas toujours la plus satisfaisante et la première transformation en ondelettes (le nom n'est pas encore utilisé) est proposée par Haar en 1910 ; il serait plus judicieux de parler alors de «paléo-ondelette». La transformée en ondelettes est un outil qui découpe les données, les fonctions ou les opérateurs en composantes fréquentielles suivant une résolution adaptée à l'échelle. Les précurseurs conscients de cette technique ont été des mathématiciens (Calderon 1964) des physiciens (Aslaken et Klauder en 1968, Paul en 1985), et surtout des ingénieurs (ou des chercheurs en sciences pour l'ingénieur) comme Esteban et Galand (1977), Smith et Barnwell (1986), Vetterli (1986), nous pourrions parler dans leur cas de «pré-ondelette». Mais le premier à avoir utilisé la méthode et le premier à avoir proposé le nom d'ondelettes fut Jean Morlet (1983). Le problème traité par Morlet était celui de l'analyse de données issues de sondages sismiques effectués pour des recherches géologiques ; ces données faites de nombreux transitoires sont particulièrement adaptées à une technique d'analyse conservant la notion de localisation de l'événement tout en fournissant une information sur son contenu fréquentiel ce qui est tout l'intérêt de ce type de transformation. Les résultats obtenus par Morlet et formalisés par le physicien Alex Grossmann ont rapidement éveillé l'attention de nombreux chercheurs et bientôt des bases mathématiques solides ont été mises en place faisant apparaître la notion de base orthogonale (Y. Meyer 1985), d'analyse multirésolution (S. Mallat

1989) et d'ondelettes à support compact (I. Daubechies 1988). Les ondelettes modernes étaient nées [11].

1.2 Analyse de Fourier

La transformée de Fourier a été développée initialement pour étudier les fonctions de durée finie, et étendue aux fonctions périodiques [12]. Ainsi le concept de transformation de Fourier (TF) est indispensable pour la compréhension du traitement du signal, du nom d'un mathématicien Français Jean Baptiste Joseph Fourier (1768-1830), la transformation de Fourier repose sur le principe suivant : quasiment toutes les fonctions sont décomposables en une somme de cosinus et de sinus à des fréquences différentes. Ainsi, lorsque l'on représente une fonction dans un repère Amplitude/Temps, la transformation de Fourier permet de la voir dans un repère Amplitude/Fréquence. On voit donc les composantes en fréquence d'un signal [13,14] appelés spectre du signal.

La transformée de Fourier du signal est calculée à l'aide de l'intégrale de Fourier est :

$$\hat{x}(w) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) e^{-jw t} dt \quad \text{Avec : } w = 2\pi f \quad (1.1)$$

Il est important de savoir que l'on peut repasser à la fonction d'origine à partir d'une transformée de Fourier en appliquant une transformation de Fourier inverse, la transformée inverse permet de reconstruire le signal à partir des sinusoïdes qui le constituent :

$$x(t) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \hat{x}(w) e^{jw t} dw \quad (1.2)$$

Pour que la transformée de Fourier existe, le signal doit être de carré sommable, c'est à dire d'énergie finie. Pour les signaux réels, cette condition est toujours remplie puisque la mesure est faite sur un temps fini [14,15].

Les avantages et les limitations de l'analyse Fourier sont présentés dans l'annexe A.

1.3 Transformée de Fourier rapide

Cet algorithme célèbre a été mis au point par Cooley et Tukey (Ingénieurs dans le centre de recherche d'IBM) au début des années 1960. Il a eu, du fait de son efficacité, un impact considérable sur le développement des applications en traitement numérique des signaux.

La transformée de Fourier rapide sépare les fréquences paires des fréquences impaires lors du calcul d'une transformée de Fourier discrète pour diminuer le nombre d'opérations.

Pour un signal x à N échantillons, la transformée de Fourier discrète s'écrit [13] :

$$x(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n) e^{-j2\pi kn/N} \quad , \text{ pour } 0 \leq k < N-1 \quad (1.3)$$

Le calcul de la transformée de Fourier par cette formule demande N^2 additions et multiplications complexes.

Or, un calcul simple montre que les coefficients de fréquence paire sont ceux de la transformée de Fourier du signal $N/2$ périodique.

$$x_p(n) = x(n) + x(n + N/2) \quad (1.4)$$

et que les coefficients de fréquence impaire sont ceux de la transformée de Fourier du signal;

$$x_i(n) = (x(n) - x(n + N/2)) e^{-2j\pi n/N} \quad (1.5)$$

En poussant le raisonnement par récurrence, on voit que le nombre d'opérations nécessaires au calcul de la transformée de Fourier par cette méthode est de l'ordre de $KN \log_2(N)$, où K est une constante indépendante de N [16].

C'est le principe de base de la transformée de Fourier rapide. Plusieurs variantes en existent, qui cherchent à minimiser K [16].

1.4 La transformée en ondelette

La plupart des signaux du monde réel ne sont pas stationnaires, et c'est justement dans l'évolution de leurs caractéristiques (statistiques, fréquentielles, temporelles, spatiales) que réside l'essentiel de l'information qu'ils contiennent. Les signaux vocaux et les images sont à ces titres exemplaires. Or l'analyse de Fourier propose une approche globale du signal, les intégrations sont faites de moins l'infini à plus l'infini, et toute notion de localisation temporelle (ou spatiale pour des images) disparaît dans l'espace de Fourier ; il faut donc trouver un compromis, une transformation qui renseigne sur le contenu fréquentiel tout en préservant la localisation afin d'obtenir une représentation temps/fréquence ou espace/échelle du signal [11].

La transformée en **ondelettes** est une technique d'analyse et de traitement du signal permettant une décomposition spectrale locale (dans l'espace ou dans le temps suivant qu'il s'agit

d'une série spatiale ou temporelle), ce qui n'est pas possible avec la transformée de Fourier classique. La transformée en ondelettes est ainsi particulièrement adaptée au traitement de signaux ou de champs, périodiques ou non, présentant des transitoires rapides, voire des discontinuités [17,18].

L'originalité de la transformée en ondelettes par rapport à la transformée de Fourier est d'utiliser des fonctions analysantes bien localisées, voire à support compact, ne présentant que quelques oscillations, et d'accéder ainsi à la décomposition en échelle (fréquence pour un signal temporel ou nombre d'onde pour un signal spatial), grâce à une dilatation (ou contraction) purement géométrique à partir d'une ondelette de départ dite ondelette 'mère'. Ceci permet d'adapter à chaque échelle la résolution dans l'espace physique et la résolution dans l'espace spectral de façon optimale par rapport au principe d'incertitude : ainsi à petite échelle la transformée en ondelettes est très précise en espace et imprécise en nombre d'onde, tandis qu'à grande échelle elle devient très précise en nombre d'onde mais perd alors la localisation spatiale. L'analyse en ondelettes se fait par produit de convolution entre le signal à analyser et la famille de fonctions obtenues par translation et dilatation à partir de l'ondelette 'mère'. La synthèse s'effectue également par un produit de convolution, cette fois-ci entre les coefficients d'ondelettes et cette même famille d'ondelettes analysatrices. On vérifie que la transformation en ondelettes conserve bien l'énergie (identité de Plancherel) : on peut donc calculer l'énergie soit dans l'espace physique, soit dans l'espace des coefficients d'ondelettes [17,18].

1.4.1 Transformée en Ondelettes Continue

La théorie de la transformée en ondelettes continue (TOC) a été faite par Grossmann et Morlet (1984/1985) en se fondant sur l'utilisation du groupe affine, groupe des translations et des dilatations, ceci dans la continuité des travaux de Calderon en théorie de l'interpolation. La transformée en ondelettes continue transforme un signal à une dimension, l'espace par exemple, en une fonction continue à deux dimensions, les positions auxquelles on accède par les translations b et les échelles auxquelles on accède par les dilatations a . Il y a donc redondance de l'information contenue dans les coefficients d'ondelettes, redondance propre à la transformée en ondelettes continue et que l'on n'a pas avec les ondelettes discrètes orthogonales [17,18].

A partir d'une fonction de base $\psi(t)$ appelée ondelette mère, on construit une famille de fonctions analysantes (ou ondelettes filles) :

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad a, b \in \mathbb{R} \text{ et } a \neq 0 \quad (1.6)$$

Nous avons donc deux paramètres en jeu [18] :

- Le facteur d'échelle (ou de dilatation) 'a', relié à la notion de fréquence (*d'échelle*).
- Le décalage 'b', relié à la notion de position temporelle.

Le facteur de normalisation $|a|^{-1/2}$ assure que l'énergie reste la même pour toute valeur de a et de b [19].

On définit alors les coefficients de la transformée en ondelettes d'un signal $x(t)$, comme étant les produits scalaires :

$$C_s(a,b) = \langle x(t), \psi_{a,b}(t) \rangle = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \psi^*\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (1.7)$$

$\psi_{a,b}^*$ est le complexe conjugué de $\psi_{a,b}$.

Ces coefficients mesurent, en un certain sens, les fluctuations du signal $x(t)$ autour du point $t = b$, à l'échelle fournie par a . D'après l'équation (1.6), en diminuant a , le support de $\psi_{a,b}$ réduit en temps et donc couvre une plage en fréquence plus grande et vice versa. Donc $1/a$ est proportionnel à une fréquence.

Pour un facteur d'échelle assez grand, la représentation des coefficients d'ondelettes en fonction de b , la position, donne une représentation de la forme générale de la fonction. Par contre un facteur d'échelle faible correspond à une représentation des singularités. Cette propriété de "microscope" est très utile pour l'étude de la régularité d'une fonction.

Pour tenir compte des hautes et des basses fréquences, on va tout simplement contracter ou dilater l'ondelette de référence. La figure 1.1 montre l'une des ondelettes, (l'ondelette Mexican Hat), avec différents facteurs de dilatation.

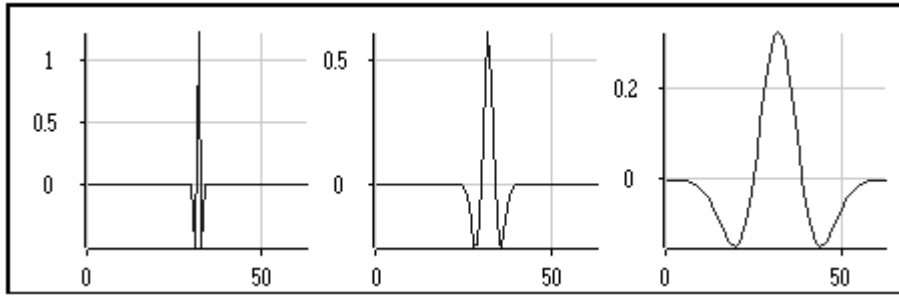


Figure 1.1 — Dilatation d'ondelette mère [14].

La transformée en ondelettes est un opérateur linéaire, invariant par translation, et par dilatation. Quelle que soit l'échelle et quel que soit l'endroit, l'analyse du signal se fait avec la même fonction. La transformée en ondelettes d'un signal n'est pas unique, elle dépend de l'ondelette mère utilisée [15].

La position de l'ondelette à une échelle donnée peut facilement être modifiée en décalant simplement l'ondelette :

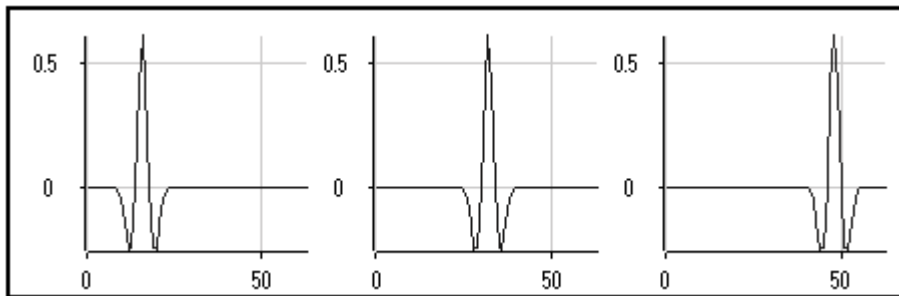


Figure 1.2 — Translation d'ondelette mère [14].

Plus ' a ' est grand, plus l'ondelette est dilatée. Par conséquent les grandes valeurs de ' a ' seront logiquement associées aux basses fréquences, les plus petites aux hautes fréquences. Le terme ' a ' est généralement positif.

On notera que la norme de $\psi_{a,b}(t)$ est conservée lors du changement de facteur d'échelle :

$$\begin{aligned}
 \|\psi_{a,b}\|^2 &= \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{1}{a} \left| \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \right|^2 dt \\
 &= \frac{1}{a} \int_{-\infty}^{+\infty} |\psi(x)|^2 a dx \\
 &= \|\psi\|^2
 \end{aligned} \tag{1.8}$$

L'ondelette mère $\psi(t)$ devra avoir une bonne localisation, donc à l'infini, une convergence rapide vers 0, et devra être oscillante. On demande que l'intégrale de $\psi(t)$ soit nulle et qu'il en soit de même pour les m premiers moments de $\psi(t)$. Cela s'écrit :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} t^k \psi(t) dt = 0 \quad \text{pour } 0 \leq k \leq m \quad (1.9)$$

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \psi(t) dt = \hat{\psi}(0) = 0 \quad (1.10)$$

On peut montrer que si la fonction analysante (l'ondelette) est correctement choisie, la transformation en ondelettes est inversible. Le signal $x(t)$ peut être reconstruit après double intégration suivant le facteur d'échelle a et le paramètre de translation b :

$$x(t) = \frac{1}{C_\psi} \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{1}{a^2} C_s(a, b) \psi_{a,b}(a, b) da db \quad (1.11)$$

Notons que la condition :

$C_\psi = \int_{-\infty}^{+\infty} |f^{-1}| |\hat{\psi}(f)|^2 df < \infty$ est une condition suffisante non pas nécessaire. Cette condition est utilisée juste pour la reconstitution du signal (transformation en Ondelette inverse).

Cette possibilité reste théorique car le calcul n'est possible que numériquement et sa convergence peut être très lente. Le coefficient C_ψ est une constante qui dépend du choix de l'ondelette et est donné par (Condition d'admission) :

$$C_\psi = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\hat{\psi}(w)|^2}{|w|} dw < +\infty \quad (1.12)$$

Cette condition se ramène le plus souvent à la condition exprimée par l'équation (1.6).

✓ Quelques propriétés

➤ Linéarité

La transformée en ondelettes est linéaire, c'est à dire :

$$C_{\alpha s_1 + \beta s_2}(a, b) = \alpha C_{s_1}(a, b) + \beta C_{s_2}(a, b) \quad \forall (\alpha, \beta) \in \mathbb{C}^2, \text{ et } \forall (s_1, s_2) \in L^2(\mathbb{R})^2 \quad (1.13)$$

➤ **Translation**

Une des propriétés importante de la transformée en ondelettes continue est l'invariance en translation :

$$C_{\tau_{b_0} s}(a, b) = C_s(a, b - b_0) \quad (1.14)$$

où $C_{\tau_{b_0} s}$ désigne la translation de S par le vecteur b_0 , c'est-à-dire $(\tau_{b_0} s)(t) = s(t - b_0)$.

➤ **Dilatation**

La transformée en ondelettes a également une propriété de dilatation. En effet, si la famille d'ondelettes est déterminée par l'équation (1.6) (avec une normalisation L^2), on obtient la relation suivante :

$$C_{\delta_k s}(a, b) = k^{-\frac{1}{2}} C_s(ka, kb) \quad \text{avec} \quad \delta_k s(t) = s(kt) \quad (1.15)$$

Afin de s'affranchir du facteur de dilatation $k^{-\frac{1}{2}}$, la normalisation L^1 de la famille d'ondelettes peut s'avérer extrêmement importante. En effet, ceci conduit à une propriété d'invariance en dilatation :

$$C_{\delta_k s}(a, b) = C_s(ka, kb) \quad (1.16)$$

1.4.2 Transformée en ondelettes discrètes

Dans la section précédente on a étudié la transformée en ondelette continue (continuité dans le plan temporel et le plan a, b), Donc le support d'une transformée continue est en théorie infini, cela peut être l'ensemble du plan R^2 [14,19].

Pourtant il est possible de démontrer que la reconstruction du signal original ne nécessite qu'un ensemble discret des valeurs de a et de b plutôt qu'un continuum aboutissant à une représentation non redondante du signal [19].

La Transformée en ondelettes Discrètes (TOD) décompose un signal selon un ensemble d'ondelettes (filles) déduites d'une ondelette (mère) de référence par des opérations de dilatation et de translation. L'utilisateur peut choisir ses jeux de facteurs de dilatation et de décalage de façon libre [14].

On utilise deux entiers m et n , ou :

- m correspond au pas de l'échelle discret.
- n correspond au pas de translation discrète.

Tel que :

$$a = a_0^m \text{ et } b = n b_0 a_0^m \quad (1.17)$$

Où : a_0 et b_0 sont les largeurs des pas de l'échelle et la translation respectivement.

La famille d'ondelette sera obtenue par la relation :

$$\begin{aligned} \psi_{m,n}(t) &= |a|^{-1/2} \psi\left(\frac{t - n b_0 a_0^m}{a_0^m}\right) \\ &= |a|^{-1/2} \psi(a_0^{-m} t - n b_0) \end{aligned} \quad (1.18)$$

La transformée en ondelette du signal $x(t)$ est :

$$\begin{aligned} W_{\psi,s}(m,n) &= |a_0|^{-m/2} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \psi(a_0^{-m} t - n b_0) dt \\ &= \langle x, \psi_{m,n} \rangle \end{aligned} \quad (1.19)$$

Il est à noter que la TOD est définie pour les valeurs d'échelle positives ($a_0 > 0$ et $b_0 > 0$). En pratique, on travaille avec $a_0 = 2$ pour réduire la taille des fenêtres en 2 et b_0 égal à 1 pour que l'indice de translation n soit en accord avec la largeur b de translation.

$$\psi(t)_{m,n} = 2^{-m/2} \psi(2^{-m} t - n) \quad (1.20)$$

La figure 1.3 montre la résolution temps fréquence obtenue par cette famille d'ondelettes ($a_0 = 2, b_0 = 1$).

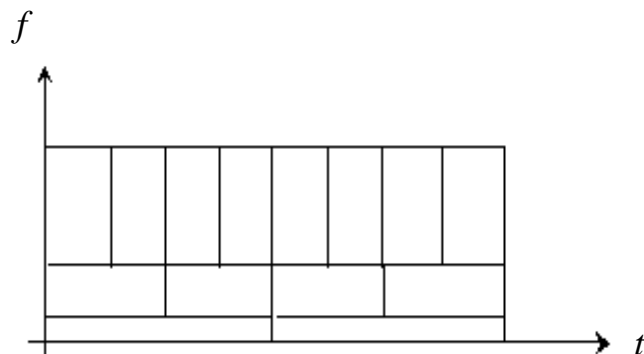


Figure 1.3 — Résolution temps fréquence obtenue par la transformée en ondelettes [19].

Pour calculer la transformée e-n ondelettes d'une fonction en différents points dans le plan temps-échelle, il n'est pas nécessaire de connaître les valeurs de la fonction sur l'ensemble de l'axe des temps. Il suffit simplement de connaître les valeurs de la fonction aux temps où l'ondelette est différente de zéro [15]. La reconstitution du signal sera obtenue en changeant le double intégral par une double sommation dans l'équation (1.11) :

$$x(t) = \sum_{m=0}^{+\infty} \sum_{n=0}^{+\infty} w_{\psi} x(m, n) a_0^{-m/2} \psi(a_0^{-m} t - n b_0) \quad (1.21)$$

Une représentation telle que celle introduite par l'équation précédente apparaît naturellement dans le contexte d'*analyse multirésolution* (AMR) [19].

Des exemples d'ondelettes orthogonales et biorthogonales sont donné dans l'annexe A.

1.4.3 Analyse Multirésolution

Il existe deux façons d'introduire les ondelettes : l'une à travers la transformation ondelette continue (présentée dans la section 1.4), l'autre au travers l'analyse multirésolution. En effet, afin d'assurer une représentation non-redondante du signal et la possibilité de le reconstruire parfaitement à partir de sa décomposition, Mallat et Meyer ont mis au point en 1989 un outil très efficace et très flexible qui a engendré depuis un nombre impressionnant d'applications: *l'analyse multirésolution*. Grâce à ce concept il a été possible l'implémentation pratique de la décomposition en ondelette [20].

Pour trouver une base d'ondelettes dans laquelle il sera possible de décomposer le signal $x(t)$ appartenant à $L^2(\mathbb{R})$, l'analyse multirésolution dans $L^2(\mathbb{R})$ peut être utilisée. Une telle analyse consiste à employer, une gamme très étendue d'échelles pour analyser le signal. A chaque échelle, le signal sera remplacé par l'approximation la plus adéquate que l'on puisse y tracer. En allant des échelles les plus grossières vers les échelles les plus fines, on accède à des représentations de plus en plus précises du signal donné. L'analyse s'effectue donc en calculant ce qui diffère d'une échelle à l'autre, c'est-à-dire les détails. Pour illustrer ces propos, voici la figure suivante [15] :

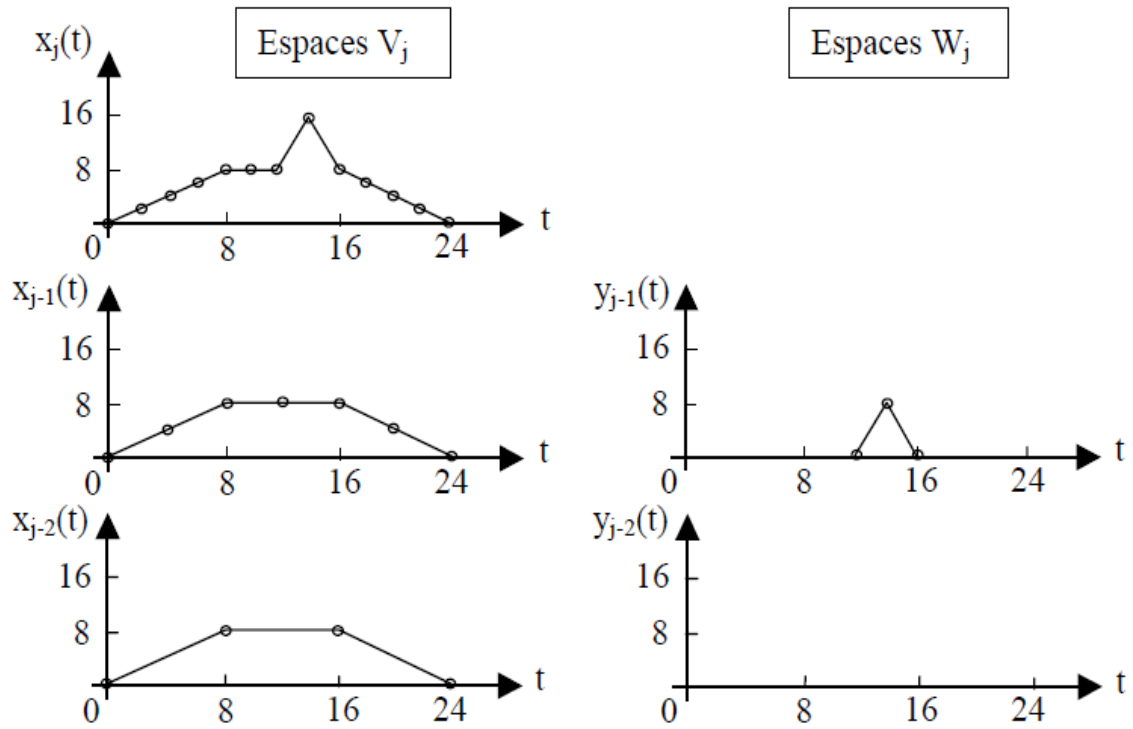


Figure 1.4 — Représentation d'une fonction sur plusieurs niveaux [15].

Sur la figure 1.4, les fonctions $x_j(t)$ à gauche et $y_j(t)$ à droite appartiennent respectivement aux sous espaces V_j (approximations) et W_j (détails), où $j \in \mathbb{Z}$, représente l'échelle à laquelle on se place pour analyser le signal.

Les sous espaces V_j sont engendrés par les bases $\phi_{j,k}(t) = 2^{j/2} \phi(2^j t - k)$, $k \in \mathbb{Z}$ et les sous espaces W_j par les bases $\psi_{j,k}(t) = 2^{j/2} \psi(2^j t - k)$, $k \in \mathbb{Z}$. En d'autres termes, les fonctions $x_j(t)$ et $y_j(t)$ sont représentées respectivement comme des combinaisons linéaires de $\phi_{j,k}(t)$ et $\psi_{j,k}(t)$.

Les bases $\phi_{j,k}(t)$ et $\psi_{j,k}(t)$ sont respectivement nommées fonctions d'échelles et ondelettes.

1.4.3.1 Définition et propriétés d'Analyse Multirésolution

Une analyse multirésolution est une séquence $V_0 \subset V_1 \subset \dots \{V_j\}_{j \in \mathbb{Z}}$ d'espaces de Hilbert fermés et emboîtés ayant les propriétés suivantes [21,22] :

$$1. \forall (j,k) \in \mathbb{Z}^2, x(t) \in V_j \Leftrightarrow x(2^{-m}t - k) \in V_j \quad (1.22)$$

$$2. \forall j \in \mathbb{Z}, V_{j+1} \subset V_j \quad (1.23)$$

$$3. \forall j \in \mathbb{Z}, \quad x(t) \in V_j \Leftrightarrow x(2t) \in V_{j+1} \quad (1.24)$$

$$4. \bigcup_{j=-\infty}^{\infty} V_j = L^2(\mathbb{R}) \quad (1.25)$$

$$5. \bigcap_{j=-\infty}^{\infty} V_j = \phi \quad (1.26)$$

6. Il existe $\theta \in V_0$ telle que $\{\theta(t-n)\}_{n \in \mathbb{Z}}$ soit une base de Riesz de V_0 .

Les sous espaces W_j sont définis comme étant les compléments V_j de dans V_{j+1} :

$$V_j \oplus W_j = V_{j+1} \quad (1.27)$$

$$V_j \cap W_j = \phi \quad (1.28)$$

j s'appelle la résolution et représente le niveau d'analyse de la fonction x , l'approximation dans V_j de x est deux fois plus fine que celle dans V_{j-1} , mais deux fois moins bonne que celle dans V_{j+1} [23].

Pour une meilleure compréhension, donnons les interprétations intuitives de ces propriétés [20] :

- La première (relation 1.22) montre que V_{j+1} est l'image de V_j par une dilatation d'un facteur 2, autrement dit, il existe une grille fréquentielle sous-jacente en progression géométrique.
- La deuxième propriété (relation 1.23) montre que pour tout j , V_{j+1} est un sous-espace de V_j , ce qui revient à dire qu'un signal bas résolution est aussi un signal à haute résolution.
- Les relations 1.26 et, respectivement, 1.27 montrent que l'intersection des V_j est *réduite* à 0 dans $L^2(\mathbb{R})$, (à résolution minimale, on perd toute l'image) et que la réunion des V_j est *dense* dans $L^2(\mathbb{R})$, (à la résolution infinie, on reproduit parfaitement tous les signaux).
- La condition (1.24) assure que les espaces V_m correspondent à différentes résolutions tandis que l'invariance par translation :

$$x \in V_m \rightarrow x(2^{-m}t - n) \in V_m, \quad \forall n \in \mathbb{Z} \quad (1.29)$$

est une conséquence de la relation 1.22.

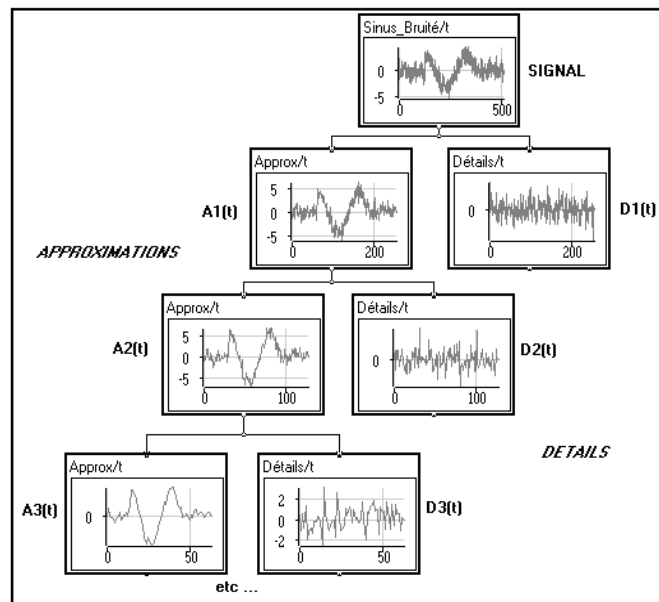


Figure 1.5 — L'arbre de décomposition d'ondelette d'un signal [14].

1.4.3.2 Notion de Détails et d'Approximations

Le principe de base de la TOD, est de séparer le signal en deux composantes, l'une représentant l'allure générale du signal, l'autre représentant ses détails. L'allure générale d'une fonction est représentée par ses basses fréquences, les détails par ses hautes fréquences.

Pour séparer les deux, nous avons donc besoin d'une paire de filtres : un filtre passe-bas pour obtenir l'allure générale (aussi appelée *approximation* ou *moyenne*), et un filtre passe-haut pour estimer ses *détails*, c'est-à-dire les éléments qui varient rapidement. Pour ne pas perdre d'information, ces deux filtres doivent bien sûr être *complémentaires* : Les fréquences coupées par l'un doivent être conservées par l'autre. On dit que les deux filtres forment une paire de filtres miroirs en *quadrature* [14].

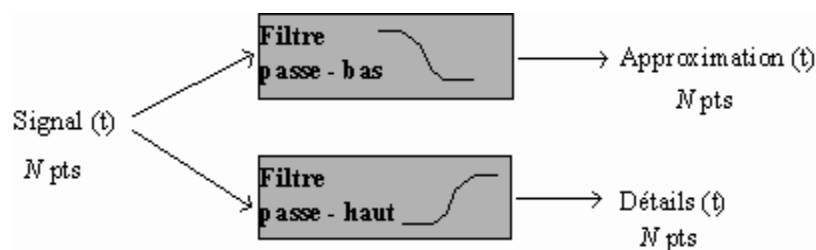


Figure 1.6 — Paire de filtres miroir [14].

Si nous nous arrêtons là, nous multiplions par 2 la quantité d'informations. En effet, si le signal à traiter possède N points, le signal d'approximation et le signal de détails feront également N points chacun, soit $2.N$ en tout.

Pour y remédier, le filtre passe-bas est choisi de telle sorte que sa fréquence de coupure soit $F_e/4$, où F_e est la fréquence d'échantillonnage du signal, c'est le *sous-échantillonnage*. Le signal d'approximation et le signal de détails, on se ramène à deux signaux de longueur $N/2$, soit N points en tout, Pas de changement dans la quantité d'informations. Une étape élémentaire de la TOD, peut donc se schématiser de la façon suivante :

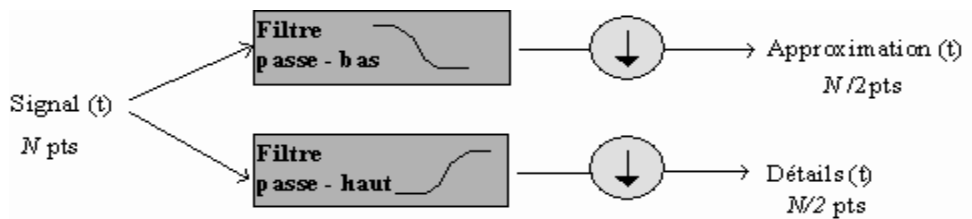


Figure 1. 7 — Principe de la cellule de décomposition [14].

Où le symbole \downarrow représente l'opération de *sous-échantillonnage* : on ne prend qu'un point du signal sur deux.

Pour revenir au signal de longueur N , il suffit simplement de *sur-échantillonner* le signal d'un facteur 2 à chaque itération, avant l'opération de filtrage. Pour cela, il suffit de doubler à chaque pas la longueur de l'approximation et du détail. On passe donc de l'approximation A_j à l'approximation A_{j+1} par l'opération suivante :

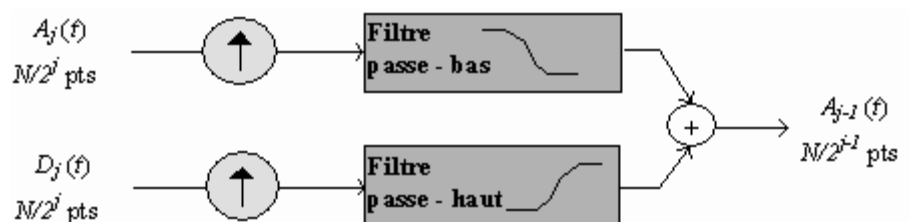


Figure 1. 8 — Principe de la cellule de reconstitution [14].

Où le \uparrow symbole représente l'opération de *sur-échantillonnage* afin de doubler sa longueur N .

1.4.4 Fonction d'échelle

L'analyse multirésolution commence normalement par la détermination d'une fonction de base $\phi(t)$ appelée Fonction d'échelle plutôt qu'avec l'ondelette-mère. Pour cela, définissons en premier lieu les opérateurs de translation T et de dilatation D [20].

$$T : L^2(\mathbb{R}) \rightarrow L^2(\mathbb{R})$$

$$f \rightarrow (Tf)(t) = f(t - 1) \tag{1.30}$$

T^n définit comme suit :

$$(T^n f)(t) = f(t - n) \quad n \in \mathbb{Z} \quad (1.31)$$

$$D : L^2(\mathbb{R}) \rightarrow L^2(\mathbb{R})$$

$$f \rightarrow (Df)(t) = 2^{-1/2} f(t/2) \quad (1.32)$$

D^m se définit comme suit :

$$(D^m f)(t) = 2^{-m/2} f(2^{-m} t) \quad m \in \mathbb{Z} \quad (1.33)$$

Df est la dilatation de f , tandis que $D^{-1}f$ est la compression de f .

Notons quelques propriétés de ces opérateurs :

$$\triangleright \langle Tf, Tg \rangle = \langle f, g \rangle \quad (1.34)$$

$$\triangleright \langle Df, Dg \rangle = \langle f, g \rangle \quad (1.35)$$

$$\triangleright T^* = T^{-1} \quad (1.36)$$

$$\triangleright D^* = D^{-1} \quad (1.37)$$

D'une façon générale, la dilatation de m fois et la translation de n fois d'une fonction $\phi(t)$ s'écrit :

$$\phi_{m,n}(t) = (D^m T^n \phi)(t) = 2^{-m/2} (T^n \phi)(2^{-m} t) = 2^{-m/2} \phi(2^{-m} t - n) \quad (1.38)$$

Pour $n \in \mathbb{Z}$ fixé, considérons que V_m est le sous-espace de $L^2(\mathbb{R})$ engendré par $\{\phi_{m,n}; n \in \mathbb{Z}\}$, autrement dit :

$$V_m = \left\{ f = \sum_n \phi_{m,n} u_n ; \|f\|^2 = \sum_n |u_n|^2 < \infty \right\} \quad (1.39)$$

on démontre que $\{\phi_{m,n}; n \in \mathbb{Z}\}$ est une base orthogonormée de V_m . Et comme :

$$\sum_n \phi_{m,n} u_n = D^m \sum_n \phi_n u_n \text{ et } \sum_n \phi_n u_n \in V_0, \text{ alors:}$$

$$V_m = \{D^m f; f \in V_0\} = D^m V_0, \quad m \in \mathbb{Z} \quad (1.40)$$

Remarquons que $V_{m+1} \subset V_m$ pour tout $m \in \mathbb{Z}$.

Ainsi, $D_\phi \in V_1$ et $V_1 \subset V_0$, alors $D_\phi \in V_0$. Par conséquent, on peut écrire que :

$$D_\phi = \sum h_n \phi_n = \sum h_n T^n \phi \quad (1.41)$$

Ou en opérant à gauche par D^{-1} , on obtient :

$$\phi(t) = D^{-1} \left(\sum h_n T^n \phi \right)(t) = \sqrt{2} \sum h_n \phi(2t - n) \quad (1.42)$$

$\phi(t)$ est une fonction d'échelle de l'analyse multirésolution. Elle vérifie l'équation (1.42) appelée équation d'échelle. Les propriétés importantes de la fonction d'échelle sont :

$$\int_{-\infty}^{\infty} \phi(t) dt = 1 \quad (1.43)$$

$$\|\phi(t)\|^2 = 1 \quad (1.44)$$

1.4.5 Relations de reconstruction et de décomposition

D'après la définition de l'analyse multirésolution, $\phi \in V_0 \subset V_1$ et $\psi \in W_0 \subset V_1$, il existe deux séquences $\{h_1[k]\} \in L^2$ et $\{g_1[k]\} \in L^2$ telles que la fonction d'échelle $\phi(t)$ et l'ondelette associée $\psi(t)$, à un niveau donné, peuvent être construites à partir de la fonction d'échelle au niveau juste au-dessus. Ces équations seront nommées : **relations de reconstruction**.

$$\phi(t) = \sum_k h_1[k] \phi(2t - k) \quad (1.45)$$

$$\psi(t) = \sum_k g_1[k] \phi(2t - k) \quad (1.46)$$

En général, $\forall j \in \mathbb{Z}$, la relation entre les sous espaces V_j , W_j et V_{j+1} est engendrée par les deux équations suivantes :

$$\phi(2^j t) = \sum_k h_1[k] \phi(2^{j+1} t - k) \quad (1.47)$$

$$\psi(2^j t) = \sum_k g_1[k] \phi(2^{j+1} t - k) \quad (1.48)$$

En prenant la transformée de Fourier des équations (1.45) et (1.46), on obtient :

$$\hat{\phi}(w) = H(z) \hat{\phi}\left(\frac{w}{2}\right) \quad (1.49)$$

$$\hat{\psi}(w) = G(z) \hat{\psi}\left(\frac{w}{2}\right) \quad (1.50)$$

Ou :

$$H(z) = \frac{1}{2} \sum_k h_1[k] z^k, \quad z = e^{\frac{-j\omega}{2}} \quad (1.51)$$

$$H(z) = \frac{1}{2} \sum_k h_1[k] z^k, \quad z = e^{\frac{-j\omega}{2}} \quad (1.52)$$

On admettra que $\hat{\phi}(0)=1$. En appliquant ce résultat à l'équation (1.49), on déduit :

$$H(1) = \frac{1}{2} \sum_k h_1[k] = 1 \quad \Rightarrow \quad \sum_k h_1[k] = 2 \quad (1.53)$$

L'ondelette se comportant comme un filtre passe-bande, $\hat{\psi}(0)=0$, à l'aide de l'équation (1.50), on obtient :

$$G(1) = \frac{1}{2} \sum_k g_1[k] = 0 \quad \Rightarrow \quad \sum_k g_1[k] = 0 \quad (1.54)$$

L'analyse multirésolution permet d'écrire : $V_1 = V_0 + W_0$, $\phi(2t) \in V_1$, $\phi(2t-1) \in V_1$. Il existe donc deux séquences $\{h_2[k]\} \in L^2$ et $\{g_2[k]\} \in L^2$ telles que :

$$\phi(2t) = \sum_k [h_2[-2k] \phi(t-k) + g_2[-2k] \psi(t-k)] \quad (1.55)$$

$$\phi(2t-1) = \sum_k [h_2[1-2k] \phi(t-k) + g_2[1-2k] \psi(t-k)] \quad (1.56)$$

En combinant ces deux relations, on obtient :

$$\phi(2t-n) = \sum_k [h_2[n-2k] \phi(t-k) + g_2[n-2k] \psi(t-k)] \quad \forall n, k \in \mathbb{Z} \quad (1.57)$$

Dans le cas général :

$$\phi(2^{j+1}t-n) = \sum_k [h_2[n-2k] \phi(2^j t-k) + g_2[n-2k] \psi(2^j t-k)] \quad (1.58)$$

Cette équation est nommée : **relation de décomposition.**

1.4.6 Algorithme de Mallat

Deux algorithmes principaux ont été mis en évidence : l'algorithme à trous et l'algorithme de Mallat. Le premier concerne des analyses multirésolution non orthogonales, le second est pratiquement le seul utilisé dans le cas des analyses multirésolution orthogonales et biorthogonales.

Seul l'algorithme de Mallat sera présenté par le biais de deux opérateurs, de décimation et d'interpolation, qui seront utiles pour comprendre cet algorithme.

1.4.6.1 Algorithme de décomposition

L'algorithme de décomposition (analyse) est très employé en traitement du signal. Il est aussi bien utilisé pour la compression de données que pour l'identification d'un signal (dans ce dernier cas, la reconstruction du signal n'est pas toujours utile). L'algorithme est basé sur la relation de décomposition (1.58).

Si la famille des $\phi_{j,k}$ et $\psi_{j,k}$, j et k décrivant \mathbb{Z} , est une base orthonormée de $L^2(\mathbb{R})$, alors un signal $x(t) \in L^2(\mathbb{R})$ se décompose suivant les différentes échelles j en une fonction d'approximation $x_j(t)$ et une fonction de détail $y_j(t)$ de la façon suivante :

$$x_{j+1}(t) \in V_{j+1} \quad \Rightarrow \quad x_{j+1}(t) = \sum_k a_{j+1}[k] \phi_{j+1,k}(t) \quad (1.59)$$

$$x_j(t) \in V_j \quad \Rightarrow \quad x_j(t) = \sum_k a_j[k] \phi_{j,k}(t) \quad (1.60)$$

$$y_j(t) \in W_j \quad \Rightarrow \quad y_j(t) = \sum_k d_j[k] \psi_{j,k}(t) \quad (1.61)$$

Avec :

$$a_j[k] = 2^{j/2} \int_{-\infty}^{\infty} s(t) \phi^*(2^j t - k) dt \quad \text{et} \quad d_j[k] = 2^{j/2} \int_{-\infty}^{\infty} s(t) \psi^*(2^j t - k) dt \quad (1.62)$$

L'analyse multirésolution exige que :

$$V_{j+1} = V_j + W_j \quad (1.63)$$

Donc :

$$x_{j+1}(t) = x_j(t) + y_j(t) \quad (1.64)$$

$$\sum_k a_{j+1}[k] \phi(2^{j+1} t - k) = \sum_k a_j[k] \phi(2^j t - k) + \sum_k d_j[k] \psi(2^j t - k) \quad (1.65)$$

On substitue la relation de décomposition suivante :

$$\phi(2^{j+1} t - n) = \sum_k \left\{ h_2[n-2k] \phi(2^j t - k) + g_2[n-2k] \psi(2^j t - k) \right\} \quad (1.66)$$

Dans l'équation (1.62) pour obtenir une équation où toutes les bases sont à l'échelle j . Après avoir inter-changé l'ordre des sommations et comparé les coefficients de $\phi(2^j t - k)$ et

$\psi(2^j t - k)$ de chaque côté de l'équation, la décomposition suivant l'algorithme de Mallat est obtenue :

$$a_j[k] = \sum_n h_2[n - 2k] a_{j+1}[n] \quad (1.67)$$

$$d_j[k] = \sum_n g_2[n - 2k] a_{j+1}[n] \quad (1.68)$$

Où la partie droite des équations (1.67) et (1.68) correspond à une décimation par 2 après convolution.

Les équations (1.67) et (1.68) montrent que les coefficients de la fonction d'échelle et de l'ondelette à l'échelle j , se calculent à partir de ceux de l'échelle immédiatement supérieure. En répétant ce processus, on obtient la décomposition en cascade suivante :

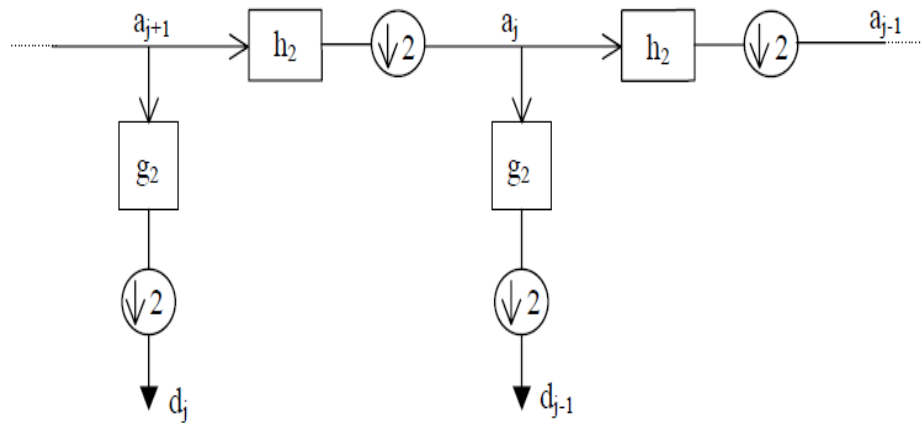


Figure 1.9 — Décomposition en cascade [15].

1.4.6.2 Algorithme de reconstruction

Il existe une unique transformation en ondelettes discrète inverse (synthèse), telle que le signal original peut être reconstruit parfaitement à partir de ses composantes à différentes échelles. L'algorithme de reconstruction est basé sur les relations de reconstruction (1.47) et (1.48). En substituant ces deux équations dans (1.65), on obtient :

$$\sum_k a_j[k] \sum_n h_1[n - 2k] \phi(2^{j+1} t - n) + \sum_k d_j[k] \sum_n g_1[n - 2k] \phi(2^{j+1} t - n) = \sum_n a_{j+1}[n] \phi(2^{j+1} t - n) \quad (1.69)$$

En comparant les coefficients de $\phi(2^{j+1} t - n)$ dans les deux membres de l'équation (1.70), la reconstruction suivant l'algorithme de Mallat est obtenue :

$$a_{j+1}[n] = \sum_k \{h_1[n - 2k] a_j[k] + g_1[n - 2k] d_j[k]\} \quad (1.70)$$

Le membre de droite de l'équation (1.70) correspond à une interpolation suivie d'une convolution.

L'algorithme de reconstruction peut être schématisé de la façon suivante :

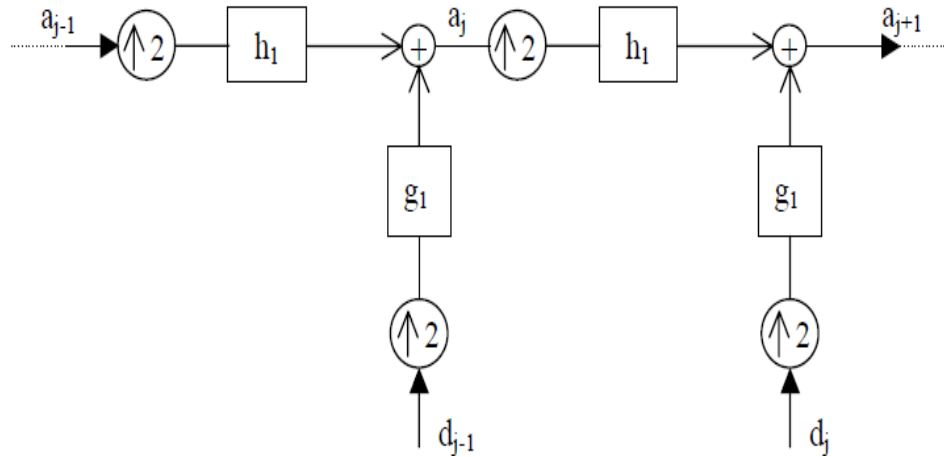


Figure 1. 10 — Reconstruction en cascade [15].

L'analyse Multirésolution permet d'analyser un signal en différentes bandes de fréquences, ce qui permet une vue de la plus fine à la plus grossière, elle permet d'introduire et de mieux comprendre les algorithmes rapides de décomposition et de reconstruction. Les relations de décomposition et de reconstruction sont essentielles pour le développement de ces algorithmes [15,24].

1.5 Transformée en ondelette bidimensionnelle séparable

1.5.1 Analyse multirésolution et ondelette bidimensionnelle séparable

L'analyse multirésolution de $L^2(\mathbb{R}^2)$ est obtenue en la définissant comme une suite de sous-espaces vectoriels V_j^2 de $L^2(\mathbb{R}^2)$ qui satisfont une simple extension des propriétés 1.25 et 1.26 dans le cas 1D. L'approximation du signal $f(x, y)$ à la résolution j s'obtient toujours en projetant orthogonalement $f(x, y)$ sur le sous-espace V_j^2 . Dans cette section on peut montrer qu'il existe une unique fonction d'échelle $\phi(x, y)$ dont l'ensemble des versions dilatées et translatées forme une base orthonormale de chaque sous-espace V_j [25,26,27,28].

$$\text{La famille des fonctions } \left\{ \phi_{j,k,l}(x, y) = 2^{-j} \phi(2^{-j}x - k, 2^{-j}y - l) \right\}_{(k,l) \in \mathbb{Z}^2} \quad (1.71)$$

est une base orthonormée de V_j . La construction de l'analyse multi résolution $(V_j^2)_{j \in \mathbb{Z}}$ de $L^2(\mathbb{R}^2)$ peut se faire en particulier par produit tensoriel d'une AMR $(V_j^1)_{j \in \mathbb{Z}}$ de $L^2(\mathbb{R})$:

$V_j^2 = V_j^1 \otimes V_j^1$, la fonction d'échelle $\phi(x, y)$ est alors également définissable sous forme d'un produit :

$$\phi(x, y) = \phi(x) \cdot \phi(y) \quad (1.72)$$

Où $\phi(x)$ est la fonction d'échelle de $(V_j^1)_{j \in \mathbb{Z}}$. L'analyse multi résolution de $L^2(\mathbb{R}^2)$ est alors dite séparable et elle a la particularité de mettre en évidence les orientations de direction verticale, horizontale et diagonale. Il est à noter également que la séparabilité adoptée par Mallat permet d'avoir un calcul plus rapide.

Les coefficients d'approximation s'obtiennent par projection sur la base des fonctions d'échelle :

$$A_{k,l}^j f = \langle f, \phi_{j,k,l} \rangle = \iint f(x, y) 2^{-j} \phi(2^{-j}x - k) \phi(2^{-j}y - l) dx dy \quad (1.73)$$

De même, on peut définir les échantillons de détail à la résolution j comme les coefficients résultants de la projection du signal sur W_j , le complément orthogonal de V_j et V_{j-1} . On peut de cette façon définir une base orthonormale de W_j en tradant et dilatant trois fonctions d'ondelettes 2D définies comme suit :

$$\begin{aligned} \psi^1(x, y) &= \phi(x) \psi(y), \\ \psi^2(x, y) &= \psi(x) \phi(y), \\ \psi^3(x, y) &= \psi(x) \psi(y) \end{aligned}$$

Ces fonctions sont vérifiées, si $\psi_{j,k,l}^i(x, y) = 2^{-j} \psi^i(2^{-j}x - k, 2^{-j}y - l)$. Alors $(\psi_{j,k,l}^1, \psi_{j,k,l}^2, \psi_{j,k,l}^3)_{(k,l) \in \mathbb{Z}^2}$ est une base orthonormée de W_j et $(\psi_{j,k,l}^1, \psi_{j,k,l}^2, \psi_{j,k,l}^3)_{(j,k,l) \in \mathbb{Z}^3}$ est une base orthonormée de $L^2(\mathbb{R}^2)$. Les bases d'ondelettes 2D sont obtenues par translations et dilatations de trois ondelettes élémentaires $\{\psi_D, \psi_V, \psi_H\}$ qui oscillent dans les directions horizontale, verticale, et diagonale. Ces ondelettes bidimensionnelles s'obtiennent par un produit séparable d'ondelettes monodimensionnelles. La figure 1.11 montre un exemple d'ondelettes 2D.

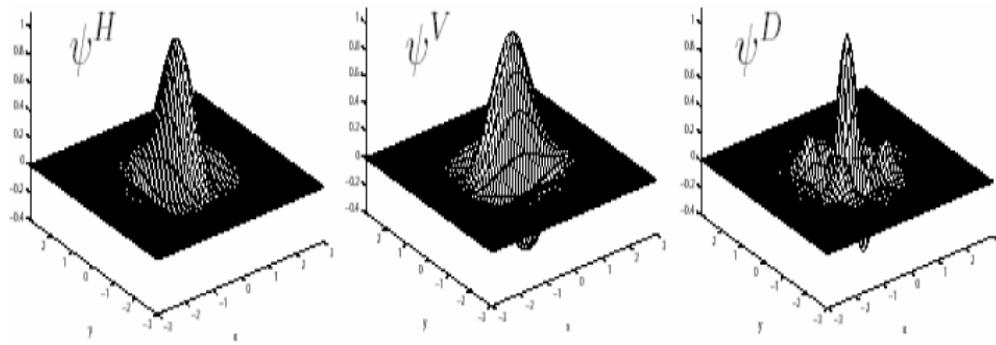


Figure 1.11 — Exemple d'un triplé de fonctions ondelettes en 2D [25].

La figure 1.12 donne un exemple de décomposition de l'image naturelle, par la transformée en ondelettes 2D.

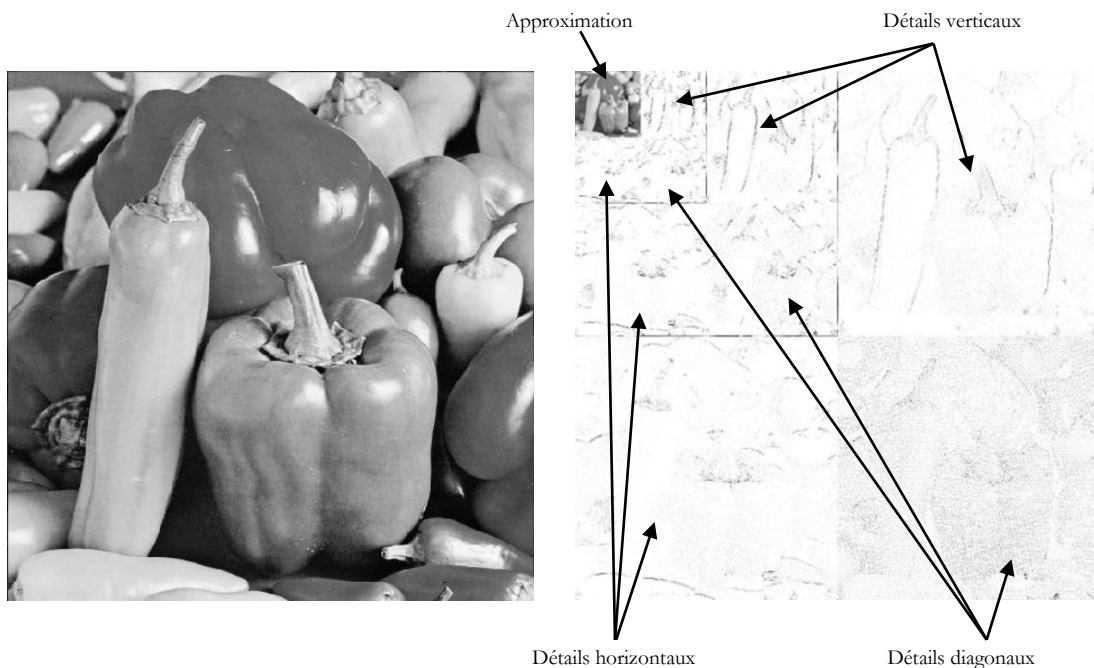


Figure 1.12 — Décomposition en niveau 3 par ondelette 2D [29].

1.5.2 Transformée rapide en ondelette bidimensionnelle

Le but de l'algorithme d'analyse multi-résolution est de calculer les coefficients de détails $D_j f$ ou coefficients d'ondelettes, à partir des différentes approximations. Les espaces V_j étant emboîtés, toute l'information contenue dans V_j est également contenue dans V_{j-1} [25,26,27,30].

Le signal des détails discret de $f(x, y)$ à la résolution j est alors caractérisé par le produit scalaire de $f(x, y)$ avec l'ensemble des vecteurs de la base définie par la relation $\psi_{j,k,l}^i(x, y) = 2^{-j} \psi^i(2^{-j}x - k, 2^{-j}y - l)$. En particulier si on considère $\psi_{j,k,l}^1$, $\psi_{j,k,l}^2$ et $\psi_{j,k,l}^3$

séparément, on voit que la différence d'information entre $A^{j-1}f$ et $A^j f$ est donnée par les trois images de détails suivantes :

$$D_j^1 f = \langle f(x, y), \psi_{j,k,l}^1(x, y) \rangle \quad (1.74)$$

$$D_j^2 f = \langle f(x, y), \psi_{j,k,l}^2(x, y) \rangle \quad (1.75)$$

$$D_j^3 f = \langle f(x, y), \psi_{j,k,l}^3(x, y) \rangle \quad (1.76)$$

Qui mettent en évidence les détails dans les directions : horizontale, verticale et diagonale respectivement. Il est clair que le signal approché et les différents signaux des détails à la résolution j^{-1} en 2D se calculent par filtrages séparables du signal à la résolution j suivant les deux axes. De plus leur taille est de $\frac{N}{2} \times \frac{N}{2}$ chacun si le signal $A^{j-1}f$ est de taille $N \times N$.

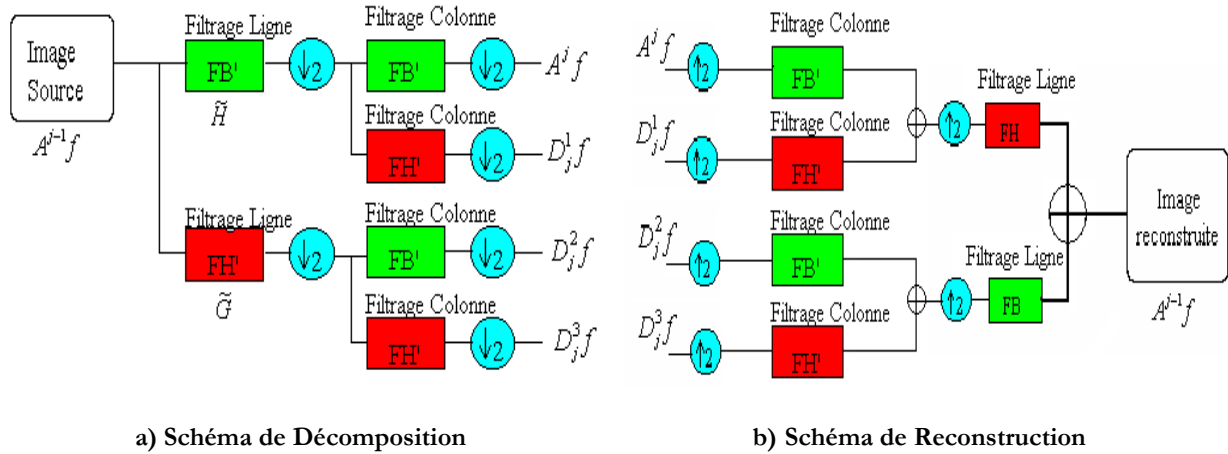
L'introduction des filtres \tilde{H} et \tilde{G} permet d'aboutir à partir des produits scalaires précédents, aux formules d'implémentation de l'analyse d'une image.

$$A_{k,l}^j f = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} \sum_{m=-\infty}^{+\infty} \tilde{h}(2k-n) \tilde{h}(2l-m) A_{n,m}^{j-1} f \quad (1.77)$$

$$D_{j,k,l}^1 f = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} \sum_{m=-\infty}^{+\infty} \tilde{h}(2k-n) \tilde{g}(2l-m) A_{n,m}^{j-1} f \quad (1.78)$$

$$D_{j,k,l}^2 f = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} \sum_{m=-\infty}^{+\infty} \tilde{g}(2k-n) \tilde{h}(2l-m) A_{n,m}^{j-1} f \quad (1.79)$$

$$D_{j,k,l}^3 f = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} \sum_{m=-\infty}^{+\infty} \tilde{g}(2k-n) \tilde{g}(2l-m) A_{n,m}^{j-1} f \quad (1.79)$$



\oplus : Convolution (ligne ou colonne) avec le filtre X

$\downarrow 2$: Conserver une ligne ou colonne sur deux

$\uparrow 2$: insérer une colonne de zéro entre deux lignes ou colonnes

Figure 1.13 — Principe de décomposition et de reconstruction de la transformation en ondelette 2D [25].

On remarque que l'algorithme de décomposition est le même que dans le cas 1D. En effet, l'algorithme unidimensionnel est appliqué successivement sur les lignes et les colonnes de l'image pour chaque type de coefficient (figure 1.13).

Cette constatation nous aide à comprendre la notion de détail vertical, horizontal et diagonal. $D_{j,k,l}^1 f$, par exemple, est obtenu par approximation sur les lignes, puis calculé à partir de coefficients d'ondelettes sur les colonnes. Ce sera donc le détail horizontal.

Comme dans le cas unidimensionnel, la reconstruction du signal se fait récursivement. Nous additionnons l'interpolation du signal approché $A^j f$ à la résolution j avec l'interpolation de chaque signal des détails $D_j^1 f$, $D_j^2 f$ et $D_j^3 f$ à la même résolution pour obtenir le signal approché à la résolution j^{-1} . Ce processus est ensuite répété jusqu'à arriver à $A_1 f$ qui est le signal discret originale.

Les filtres interpolateurs sont H et G , nous avons la formule de synthèse suivante :

$$\begin{aligned}
 A_{k,l}^{j-1} f &= \sum_{n=-\infty}^{+\infty} \sum_{m=-\infty}^{+\infty} h(k-2n)h(l-2m)A_{k,l}^j f + \\
 &\sum_{n=-\infty}^{+\infty} \sum_{m=-\infty}^{+\infty} [h(k-2n)g(l-2m)D_{j,k,l}^1 f + g(k-2n)h(l-2m)D_{j,k,l}^2 f + g(k-2n)g(l-2m)D_{j,k,l}^3 f]
 \end{aligned} \tag{1.80}$$

1.6 Conclusion

Le traitement du signal est une opération essentielle pour extraire l'information jugé utile pour l'utilisateur, on outre, elle permet de mettre en forme le signal pour mieux l'analysé, le filtré de parasite, le transmettre ou le stocké.

La plus célèbre technique utilisé est la transformée de Fourier (TF), cette dernière est très efficace dans le cadre des méthodes dite fréquentielles. Elle est surtout utiliser pour les signaux stationnaires. Cependant à cause des limites de cette transformation des techniques d'études temps-fréquences sont introduites, les transformations en ondelettes (TO), cette outil très performant en terme d'analyse des signaux vue qu'il ait possible de les traités dans les deux domaines fréquentielle et temporelles dans un environnement non-stationnaire.

Par la suite la transformé de Fourier est utiliser dans un modulateur (OFMA) dans une chaîne de communications MC-CDMA, par compte la transformation en ondelette discrète et sa version 2D est utilisé dans un codeur de sous-bandes (SPIHT) pour codé et compressé les images à transmettre.

Chapitre 2

Techniques de Compression d'images

2.1 Introduction

Dans notre vie quotidienne, la génération de données ne cesse d'augmenter ce qui pose problème lors de leur transmission, sauvegarde ou enregistrement ou encore de leur stockage.

Les techniques de compressions permettent une optimisation des ressources allouées aux utilisateurs. Ainsi, un gain important en temps et en espace est apporté.

Les méthodes de compressions sont essentiellement divisées en deux parties : les techniques dites sans pertes (réversibles) et les techniques avec pertes (irréversibles).

2.2 Mesures de performance

La compression d'une image numérique permet de réduire le nombre de bits qu'elle occupe. Les deux principes qui interviennent pour atteindre cet objectif sont la réduction de la redondance (n'introduisant pas de perte), et la représentation approximative de l'information contenue dans l'image (introduisant une perte).

Une image numérique est une matrice composée d'échantillons élémentaires appelés pixels. Nous appellerons M le nombre de lignes de l'image, et N le nombre de colonnes. La position d'un pixel sur la matrice image sera indiquée par son indice de ligne $m \in [0, M[$, et son indice de colonne $n \in [0, N[$. A chaque pixel d'une image monochrome, est associée une valeur numérique à laquelle correspond un niveau de gris. En général, le nombre de niveaux de gris est une puissance de deux. Par exemple, une image dont les pixels ont des niveaux de gris représentés avec des nombres allant de 0 à 255, soit 256 valeurs possibles, est codée sur 8 bits par pixel (bpp). Notons que par convention le niveau de gris '0' correspond à du noir, et le niveau '255' à du blanc. Le nombre de bits par pixels R est appelé 'débit'. On notera R_0 le débit de l'image originale avant compression, et R_c son débit après compression [31].

L'image originale est une matrice de pixels qui occupe au total :

$$B_o = M \cdot N \cdot R_o \text{ bits} \quad (2.1)$$

L'image comprimée ou compressée est une suite de bits qui occupe B_c bits. On voit que $R_c = B_c/(M \cdot N)$ correspond au nombre de bits moyens ramené au nombre de pixels. Cependant l'image comprimée n'est généralement pas physiquement composée de pixels. La décompression est nécessaire pour représenter l'image décomprimée sous forme de pixels visibles. L'image décompressée occupe alors la même place que l'image originale, mais elle peut avoir subi une distorsion due à la compression [31]. Par abus de langage, nous appellerons souvent par la suite 'image compressée' une image qui aura en réalité subi successivement l'opération de compression et l'opération inverse de décompression.

Les techniques irréversibles de compression modifient l'image en y introduisant une distorsion. Il faut donc évaluer le niveau de cette distorsion, qui permettra de contrôler la qualité des images reconstruites, d'évaluer et comparer les différentes approches. Dans la pratique, plusieurs techniques subjectives et objectives sont utilisées [25,32].

✓ **Techniques subjectives**

Les mesures de la qualité subjectives fait par des tests psychophysiques ou par des questionnaires avec notations réalisés par des professionnels de l'imagerie (radiologues par exemple). Dans ce cas, on demande à ces spécialistes de noter la qualité des images compressées (généralement sur une échelle de 1 à 5) selon que celles-ci leur permettent ou non d'effectuer un diagnostic (ou une mesure particulière d'organe) [25].

Les outils classiques d'analyse statistique (au minimum moyenne, écart-type) permettent ensuite d'interpréter les résultats et d'évaluer l'impact de la compression. Ces approches sont totalement ouvertes et ne reposent sur aucun standard (au contraire de l'approche suivante). Par ailleurs, contrairement aux images naturelles [33] ou à la vidéo [34], très peu d'études [35] ont été réalisées à notre connaissance pour proposer d'autres critères subjectives d'évaluation de la qualité spécifiques à l'imagerie [25].

✓ **Techniques objectives**

Les mesures objectives sont basées sur des critères mathématiques pour évaluer la qualité des images. Les critères de qualité utilisés pour mesurer les performances des instruments optiques sont, par exemple, le rapport signal/bruit (SNR), l'erreur quadratique moyenne (MSE) [25].

2.2.1 Taux de compression

En plus du débit R_c , une mesure courante pour déterminer le degré de compression obtenu est le taux de compression T_c . Il est défini par :

$$T_c(\%) = \frac{\text{nombre de bits codés}}{\text{nombre de bits de l'image originale}} \times 100 \quad (2.2)$$

Pour une même méthode de compression et un même T_c 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 T_c maximal qu'il est possible d'obtenir sans distorsion pour toute méthode de compression sur une image donnée [31].

Dans la pratique, on utilise plutôt le débit pour mesurer le pouvoir de compactage d'une méthode. Le débit est exprimé en bits par pixel :

$$RC(bpp) = \frac{\text{nombre de bits codés}}{\text{taille de l'image originale (nombre de pixels)}} \quad (2.3)$$

2.2.2 Entropie

L'entropie est une grandeur qui caractérise la quantité d'information que contient une image. Par exemple une image dont tous les pixels ont la même valeur contient très peu d'information car elle est extrêmement redondante, son entropie est faible. En revanche, une image dont tous les pixels ont une valeur aléatoire contient beaucoup d'information, son entropie est forte. Ceci est comparable à l'entropie en thermodynamique qui croît avec le désordre [31].

En pratique, l'entropie d'une image numérique est inversement liée à la probabilité d'apparition des niveaux de gris dans l'image. Plus une valeur de gris k est rare, plus sa probabilité d'apparition $p(k)$ est faible, et cela contribue à une entropie globale plus grande. Par définition, l'entropie d'ordre zéro H_0 est donnée par :

$$H_0 = - \sum_{k=0}^{2^R-1} p(k) \log_2 p(k) \text{ bpp} \quad (2.4)$$

L'utilisation du logarithme de base deux fait de H_0 le nombre de bits moyen par pixel nécessaire pour coder toute l'information contenue dans l'image. Une image codée avec R bits par pixels a en fait presque toujours une entropie d'ordre zéro inférieure à R . Dans sa théorie de

l'information applicable à tout signal y compris les images, Shannon a démontré un théorème qui indique qu'il est possible de coder (compresser) un signal d'entropie H avec H bpp, tout en obtenant une distorsion arbitrairement faible [8]. Par conséquent, l'entropie H_0 d'une image originale fournit le débit minimal qu'il est possible d'atteindre par compression pixel par pixel sans dégrader l'image, et par là même un taux de compression sans perte maximal.

2.2.3 Mesures de distorsion

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

2.2.3.1 Erreur Quadratique Moyenne (MSE)

La mesure de distorsion la plus couramment utilisée est l'Erreur Quadratique Moyenne (*EQM*). Ce critère se calcule comme la moyenne des carrés des écarts entre les pixels de l'image reconstruite et les pixels correspondants de l'image originale. La grande valeur de MSE (de l'anglais "Mean Square Error") signifie que l'image est de mauvaise qualité [25]. Le MSE est défini comme suit :

$$MSE = \frac{1}{M N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (I(i, j) - \hat{I}(i, j))^2 \quad (2.5)$$

Avec $I(i, j)$: représente l'image originale, $\hat{I}(i, j)$: représente l'image compressée. M et N sont le nombre de lignes et de colonnes.

2.2.3.2 Rapport signal sur bruit crête (PSNR)

On référence à l'erreur quadratique moyenne par rapport à la dynamique de l'image en décibels. On obtient un rapport signal sur bruit crête pour une image dénoté PSNR (peak SNR) [31]. La faible valeur du PSNR signifie que l'image est de mauvaise qualité [25]. Le PSNR est défini comme suit :

$$PSNR = 10 \log_{10} \left(\frac{(\text{Dynamique de l'image})^2}{MSE} \right) \quad (2.6)$$

Généralement une image est codée sur 8 bits. Elle est représentée par 256 niveaux de gris qui varient entre 0 et 255, l'étendu ou la dynamique de l'image est alors 255.

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 [31].

La mesure du PSNR donne une valeur numérique sur les dommages, mais elle ne décrit pas cette dégradation. Comme ils à étai remarquer dans [36,37], il ne représente pas tout à fait la qualité perçue par les observateurs humains.

De très nombreuses recherches visent à trouver des mesures objectives de distorsion qui prédisent suffisamment bien la qualité perceptuelle. Ces travaux ont apporté une connaissance sur les réponses du système visuel humain (dénomé HVS : Human Visual System) à certaines formes de dégradation. Il est de plus nécessaire de valider la mesure de distorsion à l'utilisation et l'usage qui sera fait des images décompressées [31].

2.2.3.3 L'indice de la Similarité Structurale (SSIM)

L'inconvénient de la MSE est qu'elle ne rend pas compte de la perte de qualité visuelle engendrée par la compression. Si tous les pixels d'une image étaient translatés, l'erreur quadratique serait très élevée, alors que la qualité visuelle serait parfaitement bonne. De plus, la MSE est une mesure globale sur toute l'image, qui gomme les variations locales. Par exemple dans une image médicale, si des détails anatomiques importants sont dégradés par la compression et si la majeure partie du reste de l'image est fidèlement restituée, alors la MSE est relativement faible mais, pour l'expert médical, cette image a une qualité diagnostique médiocre [31].

Pour les différentes applications où les images sont dégradées doivent éventuellement être examinées par des experts, l'évaluation traditionnelle reste insuffisante. Pour cette raison, des approches objectives sont nécessaires pour évaluer la qualité de l'image. Ensuite, nous évaluons un nouveau paradigme pour estimer la qualité des images, en particulier celles compressées par la transformée en ondelettes basé sur l'hypothèse que le système visuel humain (HVS) est fortement adapté pour extraire l'information structurale.

La similarité compare la luminosité, le contraste et la structure entre chaque paire de vecteurs, d'où l'indice de similarité structurale (*SSIM*) entre deux signaux x et y est donné par l'expression suivante [38,39] :

$$SSIM(x, y) = l(x, y) c(x, y) s(x, y) \quad (2.7)$$

La comparaison de la luminosité est déterminée par l'expression suivante :

$$l(x, y) = \frac{2 \mu_x \mu_y + C_1}{\mu_x + \mu_y + C_1} \quad (2.8)$$

Où l'intensité moyenne de signal x est donnée par : $\mu_x = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i$

$C_1 = (k_1 L)^2$ La constante $K_1 \ll 1$ et L indique la ligne dynamique de la valeur des pixels (255 pour une image en niveaux de gris codé sur 8 bits).

➤ La fonction de comparaison de contraste prend la forme suivante :

$$c(x, y) = \frac{2\sigma_x \sigma_y}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2} \text{ Avec : } \sigma_x = \sqrt{\mu_x(x^2) - \mu_x^2} : \text{l'écart-type du signal original } x.$$

$C_2 = (K_2 L)^2$, la constante $K_2 \ll 1$

➤ La fonction de comparaison de structure est donnée par l'expression suivante :

$$s(x, y) = \frac{\sigma_{xy} + C_3}{\sigma_x \sigma_y + C_3} = \frac{\text{cov}(x, y) + C_3}{\sigma_x \sigma_y + C_3} \quad \text{or} \quad \text{cov}(x, y) = \mu_{xy} - \mu_x \mu_y, C_3 = \frac{C_2}{2}$$

Alors, l'expression de l'indice de similarité structurelle devient :

$$SSIM(x, y) = \frac{(2\mu_x \mu_y + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)} \quad (2.9)$$

Finalement la mesure de qualité peut fournir une carte spatiale de la qualité de l'image locale, qui fournit plus d'informations sur la dégradation de qualité de l'image, ce qui est utile dans les différents applications de l'imagerie [25].

Pour l'application, on exige une seule mesure totale de la qualité de toute l'image qui est donnée par la formule suivante :

$$MSSIM(I, \hat{I}) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M SSIM(I_i, \hat{I}_i) \quad (2.10)$$

Où I et \hat{I} sont respectivement les images de référence et dégradée, I_i et \hat{I}_i sont les contenus des images à la $i^{ème}$ fenêtre locale.

M : le nombre total de fenêtres locales dans l'image.

Les valeurs de l' $MSSIM$ exposent une meilleure consistance avec l'apparence visuelle qualitative [25].

2.2.4 Temps de calcul

La contrainte du temps est un facteur essentiel dans l'évaluation des performances de toute méthode de compression, elle revient à calculer le temps pris par la compression et la décompression des images. Cette contrainte est plus au moins imposée selon l'application visée par la compression (transmission ou archivage). En effet, il serait dommage, dans une application de transmission, que le temps gagné par une réduction de la taille des données à transmettre soit inférieur au temps passé à la compression décompression [40]. Cette qualité sera cependant moins cruciale dans des applications visant l'archivage de données [25].

2.3 Méthode de compression sans pertes

Ces procédés ont été établis dans le cadre de la théorie de l'information. Elles se basent sur des méthodes de codage [41]. Ces méthodes s'intéressent à la présence ou non d'une distorsion ou perte d'information introduite par la compression [25]. Le taux de compression (TC) généralement atteint par les méthodes sans perte sur des images médicales par exemple, généralement atteint 2 jusqu'à 3.94% au maximum par les standards CALIC ou JPEG2000 [42,43,44].

2.3.1 Codeurs entropiques

Le but du codage entropique est de s'approcher le plus possible de l'entropie H_0 (équation 2.4) de la séquence de symboles, en affectant les codes les plus courts possibles aux symboles de probabilité élevée et vice versa. Ces systèmes sont conçus de manière à ce que les codes résultants, bien que de longueur variable, puissent être décodés de façon unique [25].

La première méthode de ce type a été l'algorithme de Shannon-Fano, résultant des réflexions sur la théorie de l'information de l'après-guerre. Après avoir classé par ordre de probabilité croissante les symboles, on les divise en deux parties dont la somme des probabilités est comparable. La première partie à un code débutant par 0, la deuxième partie par 1. On divise ensuite chaque partie de nouveau en deux et on rajoute de nouveau un 0 ou un 1, et ainsi de suite jusqu'à avoir des parties avec un seul symbole. Pour un symbole, le code résultant est constitué de la succession de 0 et 1 qui ont été affectés.

Le codage de Huffman [45] a rapidement remplacé le codage de Shannon-Fano car il est plus efficace. Le codage de Huffman a la particularité de produire des codes de préfixe unique, ce qui permet de les décoder sans ambiguïté. La façon de construire les codes binaires est différente de Shannon-Fano. On classe aussi par ordre de probabilité croissante les symboles. A l'inverse de la

technique précédente, on part des deux derniers symboles dont la probabilité est la plus faible, et on les groupe en une partie à laquelle on affecte la probabilité résultante. On reclasse l'ensemble de probabilités obtenues et on regroupe de nouveau les parties de plus faible probabilité. On construit ainsi un arbre jusqu'à ce qu'il ne reste plus que deux probabilités. On part de celles-ci pour construire les codes binaires des symboles, comme illustré sur un exemple dans la figure 2.1. La table des codes doit être transmise avec les symboles codés, afin de l'utiliser pour le décodage.

Pour une séquence de N symboles, un codeur de Huffman produit typiquement N codes dont la longueur est comprise entre 1 et N . En pratique, pour éviter que les tables de codes soient trop longues lorsque N est grand, on utilise des tables tronquées. On choisit une valeur convenable de $N_1 < N$ telle que les N_1 symboles les plus probables sont codés par la méthode de Huffman, et les symboles restant sont codés avec un préfixe suivi d'un code de longueur fixe.

Un deuxième inconvénient de la méthode de Huffman survient si la probabilité des symboles vient à changer. Le code fourni n'est plus optimal. Une amélioration consiste à modifier continuellement la statistique du flot de symboles au fur et à mesure qu'ils sont lus et codés. De cette manière, il n'est pas nécessaire de commencer par lire toute la séquence avant de commencer le codage. La modification du modèle de probabilités qui est apportée au codage doit évidemment fonctionner de la même manière au décodage.

Le codeur de Huffman est très couramment employé en compression d'image. Il constitue très souvent l'étape finale produisant le flot binaire code dans les méthodes par transformations.

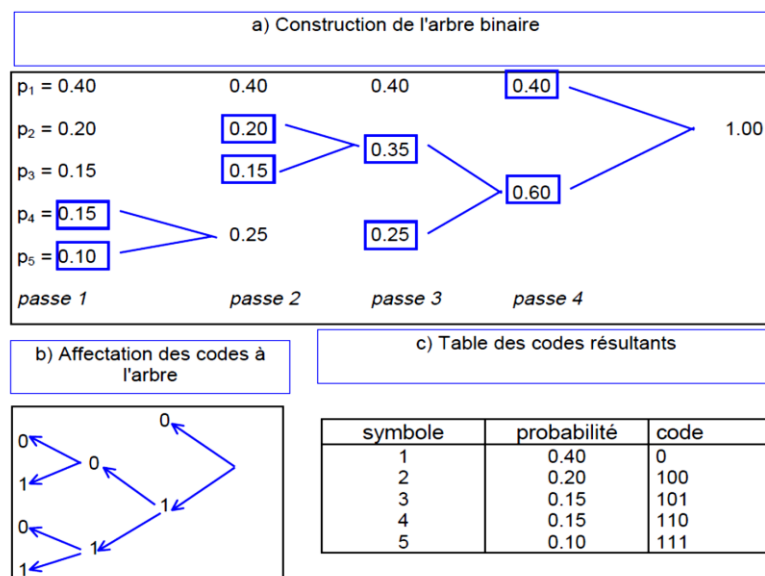


Figure 2. 1 — Exemple de codage de Huffman pour des symboles de probabilité {0.40, 0.20, 0.15, 0.15, 0.10} [25].

2.3.2 Méthodes par dictionnaire adaptatif (Lempel-Ziv)

Dans les méthodes par dictionnaire adaptatif, le codeur lit un groupe de symboles et recherche des équivalences avec des chaînes de symboles rencontrées dans un ensemble de symboles précédents. Le premier algorithme de ce type a été mis au point par Lempel et Ziv en 1977 [46], et a donné lieu au programme LZ77. Celui-ci lit un flot de symboles et cherche des chaînes équivalentes dans une fenêtre de 4Ko précédant le flot d'entrée. Les équivalences sont remplacées par des codes. Les programmes PKZIP et Lharc sont basés sur le système LZ77. Lempel et Zip ont développé une nouvelle version de leur algorithme en 1978, LZ78, où le dictionnaire est construit à partir de tous les symboles précédemment rencontrés et non par une fenêtre [47]. Le programme COMPRESS sous Unix utilise la méthode LZ78. Le succès de ces méthodes s'explique par la rapidité des calculs [25].

2.3.3 Codage arithmétique

Le codage arithmétique [48,49] est un codage utilisant un modèle statistique, tout comme le codeur de Huffman. Contrairement à ce dernier, il produit un code pour une séquence de symboles tout entière, et non pas un code par symbole. Chaque nouveau symbole lu modifie de façon incrémentale le code de sortie. Ce code de sortie est un nombre à virgule flottante compris entre 0 et 1, dont le nombre de chiffres après la virgule correspond au nombre de symboles. Contrairement à Huffman, il n'est pas obligatoire que chaque code ait un nombre entier de bits. Par exemple un symbole de probabilité 0.9 a pour entropie 0.15, mais Huffman affectera probablement un code de un bit (ou plus), et la séquence codée aura un nombre de bits plus long qu'en théorie.

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

2.3.4 Codage RLC (Run Length Coding)

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

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

l'encodage. Il réalise le codage s'il y a une répétition successive d'éléments (minimum égal à 4). Dans le cas contraire, il insert les bits contrôle (00) [25].

2.4 Méthode de compression avec pertes

Tout comme les méthodes sans pertes, les méthodes avec pertes peuvent avoir pour domaine de travail le plan spatial ou le plan des fréquences [25]. Les méthodes avec perte (lossy) ou irréversibles sont des méthodes qui tirent parti d'une corrélation (ou redondance) existante dans l'image. L'information perdue est due à l'élimination de cette redondance, ceci rend possible une compression plus importante. La perte d'information est toujours discutable et nous nous posons alors la question de la limite acceptable, cette limite est définie par le type d'application. La quantification est un des mécanismes utilisé dans les algorithmes de compression, qui produit des pertes d'information [25,50,51].

La figure 2.2 donne une classification des méthodes de compression avec ou sans pertes.

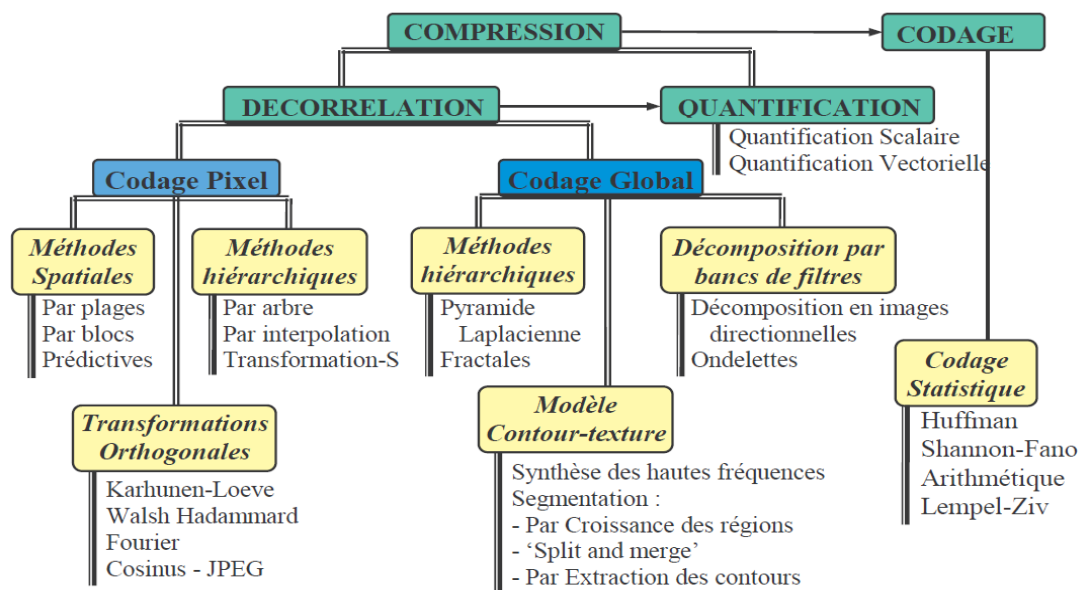


Figure 2. 2 — Classification des méthodes de codage [52].

La figure 2.3 représente le schéma général d'un système de compression avec perte.

Dans un premier temps, afin de mieux compresser l'information, la source est transformée en groupe de coefficients. Les transformations les plus utilisées, que ce soit pour les images fixes ou les séquences d'images, sont la Transformée en Cosinus Discrète (TCD), la Transformée en Ondelettes Discrète (TOD) ou la décomposition pyramidale [25].

Dans un second temps, les coefficients obtenus après la transformation sont quantifiés (tronqués). La phase de quantification introduit l'erreur dans le système de codage.

La dernière étape consiste à coder les coefficients quantifiés par le codage entropique.

2.4.1 Sous-échantillonnage

Le sous-échantillonnage consiste à ne conserver qu'une partie des données. Par exemple, si on ne stocke qu'un pixel de l'image sur deux, on obtient un CR de 4:1. L'image reconstruite s'obtient par interpolation, par exemple en remplaçant chaque pixel manquant par la moyenne de deux pixels adjacents. Cette méthode extrêmement simple est à employer avec précaution car la distorsion n'est pas contrôlée [31].

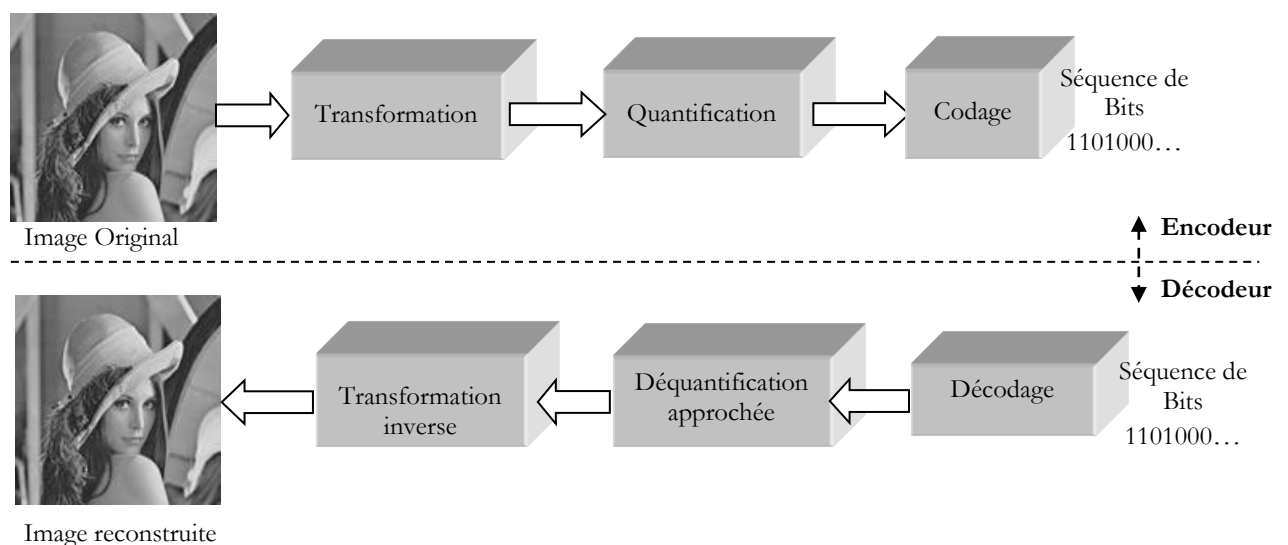


Figure 2.3 — Schémas de compression/décompression classique pour les images [25].

2.4.2 Codage par quantification

La quantification est l'une des sources de perte d'information dans le système de compression. Son rôle est en effet de réduire le nombre de bits nécessaire à la représentation de l'information. Elle est réalisée avec la prise en compte de l'aspect psycho-visuel (l'œil humain), ce qui permet de déterminer la distorsion tolérable à apporter au signal à coder. On distingue deux sortes de quantification : la quantification scalaire (QS) et la quantification vectorielle (QV).

2.4.2.1 Quantification scalaire

La quantification scalaire consiste à remplacer un nombre très grand de symboles par un nombre restreint de codes. C'est une opération irréversible très largement employée en compression [31]. D'une manière générale, on peut la définir comme étant l'association de chaque valeur réelle x , à une autre valeur q qui appartient à un ensemble fini de valeurs. La valeur q peut être exprimée en fonction de la troncature utilisée : soit par l'arrondi supérieur, l'arrondi inférieur, ou l'arrondi le plus proche [25].

On l'appelle le pas de quantification Δ . Il représente l'écart entre chaque valeur q . Arrondir la valeur x provoque une erreur de quantification, appelé le bruit de quantification.

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

1. Echantillonner X en sous-intervalles $\{[x_n, x_{n+1}[, n \in \{0 \dots N-1\}\}$
2. Associer à chaque intervalle $[x_n, x_{n+1}[$ une valeur q
3. Coder une donnée $x \in X$ par q si $x \in [x_n, x_{n+1}[$

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

La figure 2.4 montre l'exemple d'une QS.

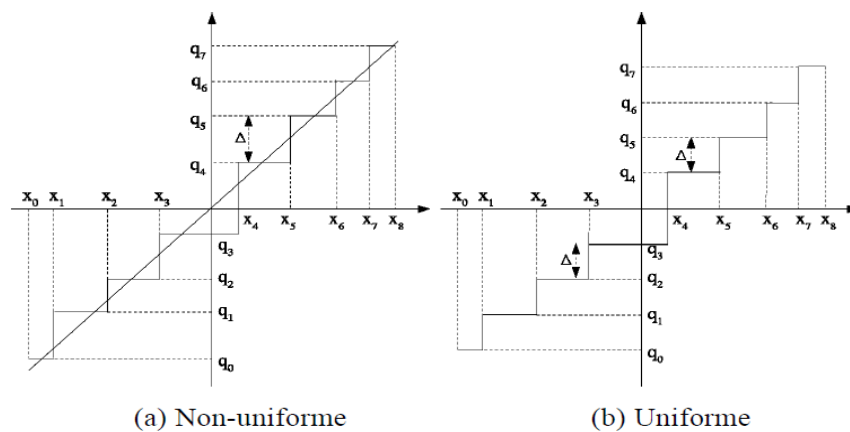


Figure 2. 4 — Quantification Scalaire (QS) [25].

2.4.2.2 Quantification vectorielle

La quantification vectorielle est plus complexe à mettre en œuvre car il faut préalablement engendrer un ensemble de vecteurs de référence appelé dictionnaire (code book), ce qui se fait à l'aide d'un algorithme d'apprentissage que l'on applique à un ensemble d'images. La quantification consiste alors à décomposer l'image en vecteurs de taille identique à ceux du dictionnaire, à rechercher pour chaque vecteur de l'image le plus proche dans le dictionnaire et à le remplacer par l'indice dans le dictionnaire du vecteur associé [25,32].

Il faut remarquer que la quantification vectorielle donne souvent de meilleurs résultats que la quantification scalaire [31]. Récemment, des méthodes de quantification donnant de meilleurs résultats que les deux techniques citées précédemment ont été introduites. En effet ces méthodes sont avantageuses grâce au contenu spatial de la transformée en ondelettes de l'image, ceci en quantifiant les coefficients par approximations successives à travers les sous bandes de même orientation [25].

2.4.3 Codage par prédiction

C'est la technique de compression la plus ancienne. On prédit la valeur du pixel à partir de la valeur précédemment codée. La prédiction peut se faire au moyen de l'histogramme de l'image. Seul l'écart entre la valeur réelle et la valeur prédite est quantifié puis codé et envoyé au décodeur. On peut réaliser la prédiction, au sein de l'image elle-même ainsi qu'entre images d'une séquence. Cette dernière est connue sous le nom de prédiction par compensation de mouvement [25]. Le codage par prédiction est utilisé dans le codage DPCM (Differential Pulse Code Modulation).

2.4.4 Codage par transformation

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. Ce sont des méthodes qui font appel successivement à plusieurs principes de compression [31]. Elles sont utilisées par des standards internationaux pour le codage des images fixes et de la vidéo (Le JPEG et le MPEG).

Le principe de la compression par transformation est de décomposer les pixels fortement corrélés de l'image en ensembles de coefficients spectraux partiellement décorrélés, dont l'énergie est concentrée dans un nombre restreint de coefficients. Ce compactage de l'énergie permet

d'affecter en priorité aux coefficients spectraux les plus énergétiques un nombre de bits plus élevé qu'aux autres.

Les méthodes par transformation suivent le schéma de fonctionnement présenté dans la figure 2.3.

L'application d'une transformation mathématique a pour but de décorréler les pixels, ce qui a pour effet en général de redistribuer l'énergie de l'image dans un nombre restreint des coefficients transformés. De cette façon, un grand nombre de coefficients transformés ont des très faibles valeurs, et peuvent être supprimés ou se voir allouer un nombre très faible de bits lors de l'étape suivante de quantification. La transformation fait passer d'un espace de nombres entiers, les pixels, à un espace de nombres flottants (voire de complexes) qui sont les coefficients du plan des fréquences, aussi appelé coefficients spectraux [31].

Les deux motivations principales à l'utilisation d'une transformation sont :

- ✓ L'obtention d'une représentation de l'image qui se prête bien à la quantification et au codage.
- ✓ La possibilité d'ajuster les erreurs de quantification selon la sensibilité au système visuel humain.

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.

De nombreuses transformations orthogonales existent comme : transformée de Karhunen-Loève, de Hadamard, transformée sinus, cosinus...etc.

2.4.4.1 Transformation de Karhunen-loeve

La transformée continue de Karhunen-Loève (KLT) a été développée par Karhunen [53] et Loève [54], Cette transformée est une série d'analyse spectrale pour la représentation d'un signal aléatoire donné [25,55], dont les fonctions de base orthogonales sont obtenues par les vecteurs propres de la matrice d'autocorrélation correspondante. Cette transformée est optimale en terme de compactage d'énergie. Si on décidait de ne garder qu'un nombre limité de coefficients transformés, les coefficients KLT sont ceux qui contiendraient la plus grande fraction de l'énergie totale par rapport à toutes les autres transformations possibles. Malheureusement la matrice de

transformation de la KLT est une fonction de l'image et il faut calculer la matrice de covariance de l'image pour obtenir la matrice de transformation T. De plus il n'existe pas d'algorithme de calcul rapide de la KLT. Pour ces raisons, la KLT est très peu utilisée malgré sa supériorité théorique [31]. On préfère des transformations qui sont indépendantes des images et qui ont des algorithmes rapides, tels que les transformations spectrales en ondelettes [25].

2.4.4.2 Transformée en Cosinus discrète

La transformation cosinus discrète (DCT : Discrete Cosine Transform) 1D d'un vecteur x de longueur N donne un autre vecteur y de N coefficients [31], selon la définition :

Avec $k = 1, 2, \dots, N-1$

$$y(k) = \frac{2}{N} c(k) \sum_{m=0}^{N-1} x(m) \cos \left[\pi \frac{(2m+1)k}{2N} \right]$$

$$c(0) = 1/\sqrt{2}$$

$$c(k) = 1 \quad k \neq 0$$
(2.11)

La transformation cosinus discrète (DCT) d'un bloc x de $N \times N$ pixels donne un autre bloc X_c de $N \times N$ coefficients, selon la définition :

$$X_c(k,l) = \frac{4}{N^2} c(k,l) \sum_{m=0}^{N-1} \sum_{n=0}^{N-1} x(m,n) \cos \left[\pi \frac{(2m+1)k}{2N} \right] \cos \left[\pi \frac{(2n+1)l}{2N} \right]$$
(2.12)

Avec : $k, l = 1, 2, \dots, N-1$

$$c(0,0) = 1/2$$

$$c(0,l) = c(k,0) = 1/\sqrt{2} \quad \text{pour } k \neq 0 \text{ et } l \neq 0$$

$$c(k,l) = 1 \quad \text{ailleurs}$$

Par convention pour toutes les transformations, on appelle composante continue DC (Direct Component) le coefficient $X_c(0,0)$. Ce coefficient est proportionnel au niveau de gris moyen de l'image ou du bloc avant transformation. On appelle composantes AC (Alternative Component) toutes les autres valeurs.

La transformation cosinus a été introduite par [56] et a fait l'objet de beaucoup d'études et d'applications de la compression dans tous les domaines d'imagerie, y compris le médical. Contrairement à la transformation KLT, la matrice de transformation DCT est complètement indépendante de l'image.

L'efficacité de la DCT en terme de compactage d'énergie a été comparée à celle de la KLT par [28] et [29]. En pratique, pour les images montrant une forte corrélation inter-pixels, l'efficacité

de la DCT est quasi-semblable à celle de la KLT [57] a démontré l'équivalence asymptotique des deux transformations.

Il existe de nombreux algorithmes rapides de calculs de la DCT, qui diminuent le nombre d'opérations nécessaires par rapport à une application brute de l'équation (2.10), souvent en passant par la FFT [58].

La DCT peut être calculée sur des blocs de l'image (transformation par bloc), ou sur l'image tout entière (transformation Full-Frame).

2.4.4.3 Transformation LOT

La transformation Lapped Orthogonal Transform (LOT) a été introduite pour pallier les effets de blocs qui apparaissent à faibles débits avec les méthodes à base de transformation par bloc [31]. Les coefficients spectraux sont calculés en utilisant une fenêtre de pixels qui débordent du bloc à calculer. Il ne s'agit pas de blocs qui se chevauchent, mais d'un mode de calcul qui utilise l'information contenue dans les pixels voisins du bloc en cours. Ce sont les vecteurs de base de la transformation qui chevauchent les blocs voisins. Souvent, ce chevauchement est de 50%, c'est à dire que pour transformer un bloc de $N \times N$ pixels, les vecteurs de base utilisés ont une taille de $(N+N/2) \times (N+N/2)$. En choisissant les vecteurs de base pour qu'ils s'annulent à leurs extrémités, la quantification des coefficients LOT ne peut pas générer de discontinuité au niveau des bords des blocs.

La transformation LOT a été introduite par [59,60] a proposé une structure LOT qui peut se calculer à partir de la DCT, ce qui a permis la mise au point d'un algorithme rapide.

2.4.4.4 Codage sous-bandes

Le codage sous-bandes (SBC) utilise également une représentation assimilable à une représentation par transformation de l'image. Celle-ci est filtrée de façon à générer un ensemble de sous-images ou sous-bandes, qui contiennent chacune une gamme limitée des fréquences de l'image de départ. Les sous-images étant de bande de fréquence limitée, il est possible de les sous-échantillonner [31]. La figure 2.5 montre la décomposition d'une image en quatre sous-bandes, la première correspondant aux basses fréquences (approximation de l'image), la deuxième aux hautes fréquences colonnes (détails horizontaux), la troisième aux hautes fréquences lignes (détails verticaux), la quatrième aux hautes fréquences lignes et colonnes (détails diagonaux). Après décomposition en sous-bandes et sous-échantillonnage, les sous-images résultantes sont codées

avec des stratégies adaptées à leur contenu énergétique. Tout comme les méthodes par transformation, on tend à privilégier les basses fréquences qui sont riches en énergie, et à coder plus grossièrement les hautes fréquences en prenant en compte la sensibilité de l'œil humain. Les méthodes de codage couramment employées sur les sous-bandes sont la DPCM pour la sous-bande basse fréquence, et la quantification vectorielle pour les autres sous-bandes [61].

Les deux éléments clés d'un schéma de codage sous-bandes sont :

- Le choix des bancs de filtres pour la décomposition sous-bandes.
- Le choix de(s) la technique(s) de codage appliquée(s) aux sous-bandes.

Un avantage du codage sous-bandes réside dans la possibilité de transmission progressive, qui permet de reconstruire l'image comprimée en basse résolution (la sous-bande basse fréquence) et d'ajouter progressivement les sous-images de détail si l'utilisateur désire plus de finesse.

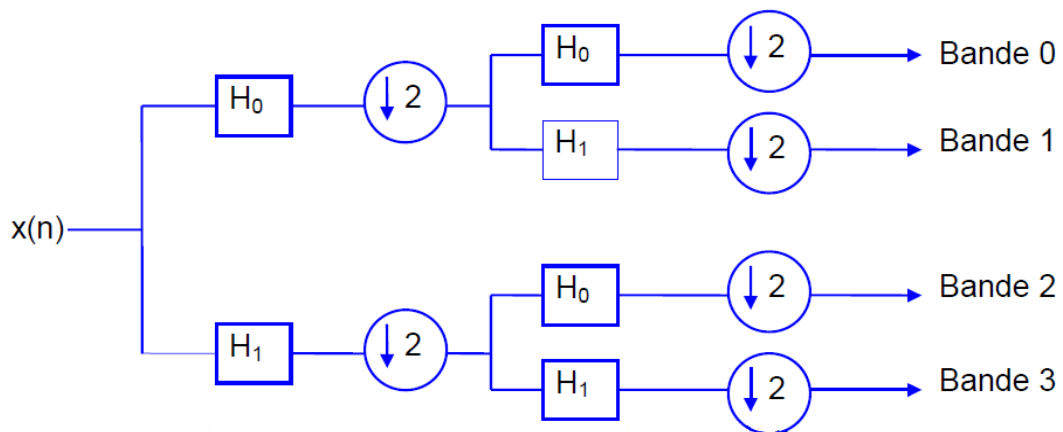


Figure 2.5 — Exemple de décomposition sous-bandes. H_0 : filtre passe bas, H_1 : filtre passe haut [31].

La décomposition en ondelettes est une extension de la décomposition en sous-bandes, avec une manière particulière de choisir les filtres. La décomposition en ondelettes aboutit à une image de détails, et une image basse résolution. Cette dernière est à nouveau décomposée en une image de détail et une image basse résolution, et ainsi de suite. Plus on avance dans la décomposition, plus l'échelle de "grossissement" est importante, et plus les fréquences sont basses. Les sous-images ainsi obtenues peuvent être codées avec des stratégies différentes. La méthode de décomposition en ondelettes présente des qualités dites de "régularité" des filtres de décomposition qui sont plus avantageuses que celles des filtres usuels de décomposition sous-bandes. De plus, les filtres générés par des ondelettes préservent l'avantage de transmission progressive. Ces atouts expliquent l'engouement que rencontrent actuellement les ondelettes dans la communauté universitaire de la compression des images.

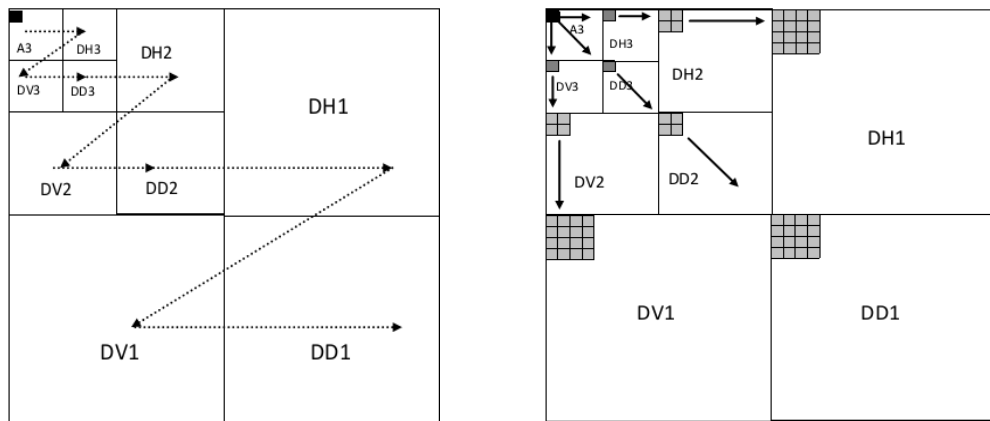
2.5 L'algorithme de codage EZW

C'est le premier codeur en sous-bande par « zerotree » à avoir été introduit par Shapiro [35]. L'idée c'est de trouver le meilleur ordre de transmission progressive des coefficients de représentation en ondelettes sur l'image codée tout en apportant d'excellentes performances débit/distorsion par rapport à la norme JPEG [25].

Il procède au regroupement des coefficients non significatifs sous forme d'arbre de zéros (*zerotree*). La structure *zerotree* permet de détecter les zones de l'image qui ne contiennent pas d'information significative et sont codées ensuite en arbre. L'algorithme EZW peut être résumé en trois étapes, comme suit :

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

L'hypothèse principale de ce codeur est la suivante : si un coefficient d'ondelette à une certaine échelle est non significatif pour un seuil T donné, alors tous les coefficients aux échelles plus fines ayant la même orientation ont une forte probabilité d'être non significatifs pour le seuil T (un détail « d » est dit insignifiant pour un seuil T si $T < |d|$). Cette hypothèse, si elle est vérifiée, permet de coder l'ensemble des coefficients d'un arbre (tel que représenté dans la figure 2.6-B) à l'aide d'un seul symbole. L'arbre est alors dit arbre de zéros car tous ses coefficients sont insignifiants par rapport au seuil T courant. Le codeur EZW opère un codage itératif en plans de bits en utilisant des pas de quantification dyadiques de type $T_i = \frac{T_{i-1}}{2}$ et en mettant à jour des listes de signifiante et de raffinement. L'avantage de l'algorithme EZW est de faire la transmission progressive d'image puisque le décodeur peut s'arrêter au niveau de n'importe quelle suite de bits. De surcroît nous aurons une meilleure image reconstruite avec cette suite de bits tronquée. Cet algorithme présente en plus l'avantage de ne nécessiter ni phase d'apprentissage, ni dictionnaire, ni l'information sur l'image source [25].



A- Ordre de parcours des coefficients.

B- Modèle de dépendances inter-bandes pour l'EZW 2D.

Figure 2. 6 — Les relations entre les coefficients d'ondelettes dans différents sous bandes [25].

2.6 L'algorithme de codage SPIHT

L'algorithme SPIHT (Set Partitioning In Hierarchical Tree), proposé par Said et Pearlman [62] en 1996 est une amélioration du schéma de codage EZW. Utiliser pour la compression avec [62] et sans perte [63]. Il a été étendu aux images 3D pour la vidéo [64] et pour la compression d'images volumiques [65]. Il repose sur les mêmes concepts : codage progressif par plans de bits et utilisation des dépendances hiérarchiques qu'entretiennent les coefficients d'une pyramide de décomposition 2D (sous-bandes). Cependant, un nouveau protocole de dépendance entre les coefficients est défini [25]. La modification majeure de SPIHT par rapport à EZW réside dans la mise à jour d'une 3^{ème} liste permettant de créer des ensembles non significatifs de grande taille [25]. Ces ensembles non significatifs permettent de connaître l'état d'une descendance même si le coefficient n'est pas la racine d'un zéro-tree. Le SPIHT effectue un partitionnement récursif de l'arbre de manière à déterminer la position des coefficients significatifs dans la descendance du coefficient considéré. Tout comme EZW, SPIHT utilise une passe de description des coefficients significatifs et une passe de raffinement. Enfin, du fait de sa meilleure modélisation de la significativité des coefficients, l'algorithme SPIHT offre une meilleure efficacité de codage que EZW [66].

Les coefficients de la sous-bande de plus basse fréquence (A3 en figure 2.6-B) sont regroupés par quatre, et pour chaque groupe, la descendance est comme suit :

Un des quatre coefficients (A3 en figure 2.6-B) n'admet pas des descendants, alors que les trois autres (en gris, figure 2.6-B) ont quatre descendants chacun. Pour les autres sous-bandes, comme dans le cas de l'EZW, chaque coefficient admet quatre descendants.

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

- $D(i,j)$: Ensemble de tous les descendants du pixel (i,j) .
- $O(i,j)$: Ensemble de coordonnées des descendants directs du pixel (i,j) .
- $L(i,j)$: Ensemble défini comme étant $D(i,j)-O(i,j)$.

✓ **Algorithme SPIHT [25]**

L'algorithme est cependant plus sophistiqué : contrairement à l'algorithme EZW qui n'utilise qu'un seul ensemble décrivant la signifiante des coefficients, le SPIHT utilise trois listes, de coefficients signifiants (LSP), de coefficients insignifiants (LIP) et d'ensembles insignifiants (LIS). Les entrées de chacune des listes sont les coordonnées (i,j) dans la matrice image, qui représentent des pixels individuels dans le cas des listes LIP et LSP et l'ensemble de descendants $D(i,j)$ ou $L(i,j)$ dans le cas de la liste LIS [25,31].

Pour préciser la relation entre la comparaison des amplitudes à un seuil n et le message en bits envoyé, on utilise la fonction : $S_n(\Gamma) = \begin{cases} 1, & \text{si } \max_{(i,j) \in \Gamma} \{|c_{i,j}|\} \geq 2^n \\ 0, & \text{si non} \end{cases}$

Avec $c_{i,j}$ qui représente le coefficient de coordonnées (i, j) et $S_n(\Gamma)$ indique la signifiante de l'ensemble de coordonnées Γ .

Même principe que l'EZW, on utilise une passe pour la description des coefficients significatifs et une passe de raffinement. L'algorithme SPIHT se déroule comme suit [25,67] :

1. Initialisation

Calcul du seuil : $n = \lceil \log_2(\max_{(i,j)} |C_{i,j}|) \rceil$

La liste des coefficients significatifs est initialement vide ($LSP = \emptyset$), tandis que la liste de coefficients insignifiants contient les racines de chaque arbre (coefficients de la bande basse) et la liste d'ensembles insignifiants.

LIP représente les coordonnées de tous les coefficients de la sous-bande de plus basse fréquence. Elle contient les racines de chaque arbre (coefficients de la bande basse). LIS = Les coordonnées de sous-bandes de plus basse fréquence admettant des descendants. Elle contient l'ensemble des descendants de chaque arbre.

2. Passe de test de signifiante

Cette partition initiale est segmentée récursivement au moyen de deux règles. Si un ensemble de descendants d'un nœud est significatif, il est séparé en quatre coefficients fils directs de ce nœud, et l'ensemble des autres descendants.

a. Pour chaque entrée (i, j) dans LIP faire :

- ✓ Calculer $S_n(i,j)$.
- ✓ Si $S_n(i,j) = 1$ alors, déplacer (i,j) vers LSP et envoyer le signe de $c_{i,j}$.

b. Pour chaque entrée dans LIS faire :

b.1 si l'entrée est de type A alors,

- Envoyer $S_n(D(i,j))$.
- Si $S_n(D(i,j)) = 1$ alors,
 - Pour chaque $(k,l) \in O(i,j)$ faire :
 - Envoyer $S_n(k,l)$.
 - Si $S_n(k,l) = 1$ alors : ajouter (k,l) à LSP et envoyer le signe de $c_{k,l}$.
 - Si $S_n(k,l) = 0$ alors : ajouter (k,l) à la fin de LIP.

- Si $L(i,j) = \emptyset$, alors déplacer (i,j) à la fin de LIS comme une entrée de type B, ensuite aller à l'étape b.2. Sinon retirer l'entrée (i,j) de LIS.

b.2 Si l'entrée est de type B alors,

- Envoyer $S_n(L(i,j))$.
- Si $S_n(L(i,j)) = 1$ alors :
 - Ajouter chaque $(k,l) \in O(i,j)$ à la fin de LIS comme entrée de type A.

- Retirer (i,j) de LIS.

3. Passe de raffinement

Pour chaque entrée (i,j) dans la liste LIP, à l'exception de ceux trouvés par la dernière passe de test de significiance, envoyer le n^{ieme} bit le plus significiant de $|c_{i,j}|$.

Comme dans EZW, la passe de raffinement consiste à coder progressivement les bits de poids faibles des coefficients significatifs.

4. Réitération : Décrémenter n par 1 et passer à l'étape 2.

Un exemple d'application de cet algorithme sur une matrice de test est présenté dans l'annexe B.

Le SPIHT a connu un grand succès dans le domaine de la recherche, notamment en imagerie médicale [25,68]. Il a été étendu :

- Pour la compression d'images médicales volumiques [69], et amélioré afin de faciliter l'accès aléatoire [70]
- Pour le codage de région d'intérêt [71,72].
- Pour la télémédecine afin de pouvoir transmettre des images à différentes résolutions [73].
- Pour la compression d'images médicales à l'aide d'un modèle psycho-visuel humain [74] et pour la compression presque sans perte [75,76].

2.7 Conclusion

Ce chapitre a eu pour but d'introduire les techniques de compression d'image. Pour cela il existe deux manières de comprimer les images; les méthodes de compression dites sans pertes (réversibles) et les méthodes de compressions dites avec pertes (irréversibles).

Pour la première technique nous pouvons récupérer les images originales sans aucun problème, mais le taux de compression reste très faible (2 à 3%). Tandis que pour la deuxième technique nous récupérons des images approximatives par rapport aux originales, mais le taux de compression est très élevée.

Pour estimer et évaluer la qualité des techniques de compression utilisées, des paramètres mathématiques tels que le PSNR et des paramètres visuels comme le MSSIM existent. De plus le temps de calcul est un autre paramètre qui permet de faire la différence lors du choix entre les techniques de compression à utiliser.

Nous nous intéresserons aux techniques de compression avec perte, plus exactement celle utilisant les ondelettes. En accord avec la littérature le codeur SPIHT semble un candidat adéquat pour la compression des images naturelle ou médicale. Par la suite il sera utilisé en amont dans une chaîne de communication MC-CDMA sans fils.

Chapitre 3

Technique de Transmission MC-CDMA

3.1 Introduction

Au cours des vingt dernières années de nombreuses solutions de communications numériques ont vu le jour. Les traditionnels systèmes de transmission « série » pour lesquels les informations à transmettre sont émises successivement au cours du temps ont été mis en concurrence avec de nouvelles approches dans lesquelles les informations sont transmises simultanément. Par analogie, on peut alors parler de transmission « parallèle ». Ces nouvelles approches ont été imaginées afin, soit de mieux exploiter le canal de propagation (OFDM; Orthogonal Frequency Division Multiplex [77]), soit de mieux tirer profit d'un ensemble de ressources de transmission dans un contexte d'accès multiutilisateurs (CDMA ; Code Division Multiple Access [78]). Actuellement, ces différentes méthodes ont tendance à se fusionner (MC-CDMA; Multi-Carrier Code Division Multiple Access [79]) et à intégrer une dimension spatiale (MIMO; Multiple Input, Multiple Output [80]) afin d'obtenir les meilleures efficacités de transmission possible.

Ces différentes solutions ont été décrites, soit comme des mécanismes d'accès multiples dont l'abréviation anglaise se termine par la lettre «A» pour signifier « Access », soit comme des techniques de multiplexage avec l'abréviation «M» pour signifier « Multiplex ». Ainsi l'OFDM dont il va être fait mention dans ce chapitre est en général présentée comme une technique de multiplexage plutôt que comme une technique d'accès proprement dite.

Cette dissociation sémantique a tendance à opposer ces différentes méthodes et à les spécialiser pour certains contextes de transmission. Or il apparaît qu'il n'y a ni oppositions, ni domaines réservés à ces différentes solutions et qu'elles peuvent toutes être adaptées à n'importe quel contexte.

3.2 Techniques de modulations avancées

Avant d'entamer les systèmes OFDM, CDMA et le MC-CDMA faisons quelques rappels sur la transmission numérique. Soit l'expression générale de l'enveloppe complexe d'un signal numérique à transmettre [81] :

$$x(t) = \sum_{q=-\infty}^{+\infty} d_q \psi(t - qT), \quad d_q = b_q + jc_q \quad (3.1)$$

Avec :

La fonction $\psi(t)$ est une forme d'onde qui est prise en considération dans l'intervalle $[0, T[$ puisque t doit vérifier la relation : $qT \leq t < (q+1)T$ [82].

b_q et c_q : symboles supposés non corrélés. A chaque ensemble de n élément binaire issu du message, on associe un symbole b_q , respectivement c_q , qui prennent leurs valeurs dans un alphabet \mathcal{A} à $2M$ éléments $\mathcal{A} = \{\pm V, \pm 3V, \pm(2p+1)V, \dots, \pm(2M-1)V\}$ avec $M = 2^n$. Ces n digits proviennent du découpage en paquets de n digits du train binaire issu du codeur [82].

Les types de modulation les plus fréquemment rencontrés sont les suivants [82] :

- Modulation par Déplacement d'Amplitude MDA (*Amplitude Shift Keying ASK*).
- Modulation par Déplacement de Phase MDP (*Phase Shift Keying PSK*).
- Modulation par Déplacement de Phase Différentiel MDPD (*Differential Phase Shift Keying DPSK*).
- Modulation d'amplitude de deux porteuses en quadrature MAQ (*Quadrature Amplitude modulation QAM*).
- Modulation par Déplacement de Fréquence MDF (*Frequency Shift Keying FSK*).

Les symboles b_q et c_q sont indépendantes et identiquement distribuées (i-i-d) sur l'alphabet \mathcal{A} , leurs moyennes sont nulles et leurs variances sont égales à [81,83] :

$$\sigma_b^2 = \sigma_c^2 = \frac{2}{M} \sum_{p=0}^{\left(\frac{M-1}{2}\right)} (2p+1)^2 \quad (3.2)$$

Après sommation, on aura :

$$\sigma_b^2 = \sigma_c^2 = \frac{M^2 - 1}{3} \quad (3.3)$$

$$\psi(t) = p_T(t) * g_0(t) = \delta(t) * p_T(t) * g_0(t) = \delta(t) * g_e(t) \quad (3.4)$$

$g_0(t)$ Réponse impulsionnelle du filtre d'émission de mise en forme, exemple filtre 1/2 Nyquist.

$p_T(t) * g_0(t)$ Réponse impulsionnelle du filtre d'émission équivalent supposé adapter au filtre de réception.

T Temps symbole, $T = n T_b$, T_b durée d'un bit.

$p_T(t)$ Fonction porte de durée T et d'amplitude N .

Si maintenant, on veut transmettre plusieurs signaux de plusieurs utilisateurs (figure 3.1) on a :

$$x(t) = \sum_{j=0}^{N_u-1} x_j(t) \quad \text{avec} \quad x_j(t) = \sum_{q=-\infty}^{+\infty} d_{qj} \cdot \delta(t - qT) * g_e(t) \quad (3.5)$$

N_u étant le nombre des utilisateurs

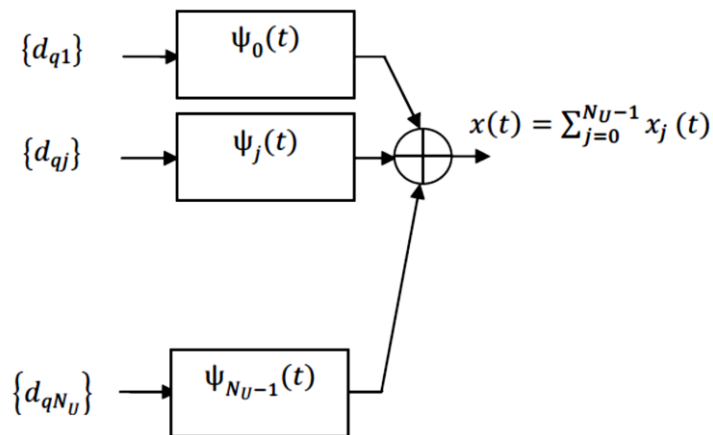


Figure 3. 1 — Transmission multiaccès sans canal de propagation [83].

De l'expression (3.5), plusieurs méthodes existent pour transmettre les différents utilisateurs, ces méthodes sont appelées les techniques d'accès multiples figure 3.2.

3.2.1 Techniques d'accès multiples

Dans la figure 3.2, nous présentons les différentes techniques d'accès multiples. Les systèmes d'accès multiples sont caractérisés par les points suivants [82]:

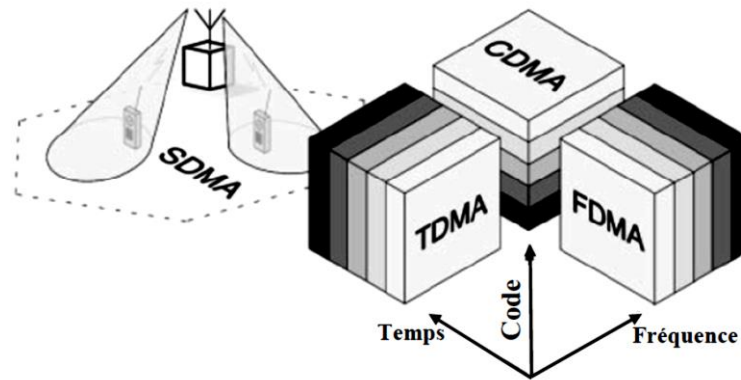


Figure 3. 2 — Différentes techniques d'accès multiples [83].

Les systèmes d'accès multiples sont basés sur l'orthogonalité des signaux.

Le signal radioélectrique est fonction de la fréquence, du temps et du code de l'utilisateur :

$$s(f, t, c) = s(f, t) c(t) \quad (3.6)$$

$s(f, t)$ est la fonction de la fréquence et du temps, $c(t)$ est la fonction du code.

- Utilise différentes fréquences pour transmettre un signal : FDMA (Frequency Division Multiple Access).
- Intervalles de temps distincts (time slot) : TDMA (Time Division Multiple Access).
- Différent codes : CDMA (Code Division Multiple Access).
- Secteurs séparables spatialement : SDMA (Spatial Data Multiplexing Access).
- FDMA : Les différents utilisateurs partagent la même durée temporelle et sont séparés par des mêmes intervalles de bandes fréquentielles régulières Δf .
- TDMA : Les différents utilisateurs partagent la même bande fréquentielle et sont séparés par des mêmes intervalles de temps réguliers $\Delta t = T_s$.
- CDMA : Les différents utilisateurs partagent la même durée temporelle et la même bande fréquentielle et sont séparés par des codes orthogonaux.
- SDMA : Dans cette technique on attribue à chaque utilisateur (ou groupe d'utilisateurs) un secteur qui lui est propre. Le faisceau radioélectrique est dirigé uniquement vers l'utilisateur j considéré à l'aide de coefficients de pondérations d'un système à base de réseau d'antennes adaptatif (intelligent).

Pour encore augmenter le nombre d'utilisateur par bande de fréquence ou par intervalle de temps, par code ou par espace on peut combiner les différents types d'accès, exemple FDMA+TDMA, FDMA+CDMA, FDMA+SDMA, TDMA+SDMA, TDMA+CDMA, CDMA + SDMA....., FDMA+TDMA+SDMA,....

3.2.2 Formulation générale des systèmes d'accès multiples avec canal de transmission

Avec un canal de transmission nous pouvons écrire :

$$r(t) = x(t) * h(\tau, t) + b(t) = \sum_{q=-\infty}^{+\infty} d_q \cdot \delta(t - qT) * g_e(t) * h(\tau, t) + b(t) \quad (3.7)$$

Si on a plusieurs utilisateurs figure 3.3, le signal reçu $r(t)$ peut-être celui d'une station de base et les $x_j(t)$ sont des stations mobiles, l'expression du signal reçu est de la forme :

$$\begin{aligned} r(t) &= \sum_{j=0}^{N_u-1} x_j(t) * h_j(\tau, t) + b(t) \\ &= \sum_{j=0}^{N_u-1} \sum_{q=-\infty}^{+\infty} d_{qj} \cdot \delta(t - qT) * g_{ej}(t) * h_j(\tau, t) + b(t) \\ &= \sum_{j=0}^{N_u-1} \sum_{q=-\infty}^{+\infty} d_{qj} \cdot \delta(t - qT) * \psi_j(\tau) + b(t) \end{aligned} \quad (3.8)$$

Avec :

$$\psi_j(\tau) = g_{ej}(t) * h_j(\tau, t),$$

$g_{ej}(t)$ Réponse impulsionnelle du filtre d'émission adapté au filtre de réception $g_{rj}(t)$

$b(t)$ Bruit blanc aditif gaussien de moyenne nulle et de variance σ_b^2

N_u Le nombre des utilisateurs.

$h(\tau, t)$ Canal de transmission de réponse impulsionnelle.

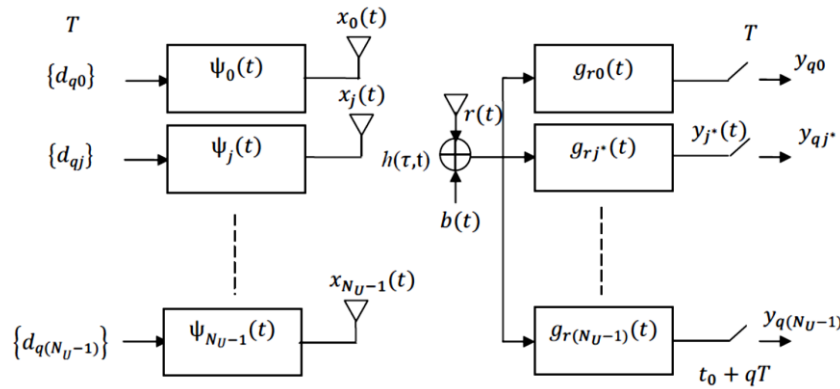


Figure 3.3 — Transmission multiaccès avec canal de propagation [83].

3.3 Le canal de transmission

La terminologie "canal de transmission" n'a pas toujours la même signification et varie suivant que l'on se place du point de vue de la propagation, de la théorie de l'information ou de la théorie des communications. Pour ce qui nous concerne, la notion de canal de transmission est associée à toutes les sources de perturbations affectant le signal émis, à savoir, le milieu physique utilisé pour la transmission ainsi que les équipements d'émission et de réception, telles que les fonctions d'amplification, de transposition en fréquence ou encore les antennes d'émission et de réception [84].

3.3.1 Le canal de propagation

Le canal de propagation décrit le support physique de la transmission reliant l'émetteur au récepteur. Il est le principal élément de la chaîne de communication introduisant des perturbations affectant le signal émis. De nature différente, le support peut être un câble (bifilaire, coaxial, ...), une fibre optique, l'espace libre, etc. La modélisation du canal de propagation est une étape complexe et essentielle dans la compréhension et la réalisation d'une chaîne de communication numérique.

3.3.1.1 La chaîne de transmission et ses distorsions

La qualité d'une transmission, évaluée par le Taux d'Erreurs Binaires (Teb ou Ber pour Bit Error Rate), permet de juger de l'importance des dégradations subies par le message numérique. Ces dégradations dépendent à la fois du canal de propagation, mais aussi des imperfections de la chaîne de transmission, telles que le bruit additif thermique, les non-linéarités des amplificateurs de puissance ou encore les instabilités des oscillateurs locaux utilisés lors des transpositions de fréquences.

3.3.1.2 Le canal AWGN (Bruit Blanc Additif Gaussien)

Le modèle du canal AWGN est composé d'un bruit blanc Gaussien ajouté dans le médium à l'onde modulée. Un bruit blanc Gaussien est un processus aléatoire stationnaire puisqu'il est indépendant du signal transmis. La spécificité d'un bruit blanc réside dans l'uniformité de sa densité spectrale de puissance qui vaut N_0 sur toute la bande de fréquences. C'est un bruit thermique provenant principalement de l'agitation des électrons au sein des équipements électroniques de réception. Il est dit blanc car l'ensemble de ses composantes fréquentielles sont d'égales amplitudes dans une bande de fréquences s'étendant jusqu'à 10^{13} Hz [84]. Du fait de sa largeur de bande théoriquement infinie, il est difficile d'exprimer le bruit blanc, c'est pourquoi l'on suppose que le bruit sommé au signal d'entrée du récepteur a été filtré par un filtre idéal, de largeur de bande très grande devant la bande utile. Le bruit blanc peut être rendu Gaussien par une distribution gaussienne [85,86]. Ainsi, le bruit doit suivre la loi normale, ou loi de Gauss, régie par la densité spectrale suivante :

$$p(\mathbf{x}) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (3.9)$$

Avec :

$p(\mathbf{x})$: est la densité spectrale d'un bruit blanc gaussien.

μ : est la valeur moyenne de la variable aléatoire x .

σ^2 : représente la variance, $\sigma^2 = \frac{N_0}{2}$.

3.3.1.3 Le canal trajets multiples

Le canal de transmission radio-mobile est un des moyens de communication les plus variables et les plus incontrôlables. En parcourant un trajet entre l'émetteur et le récepteur (figure 3.4) les ondes radioélectriques sont sujettes aux nombreuses irrégularités de morphologie, de caractéristiques électromagnétiques, de température, d'humidité du milieu traversé ayant un effet de dégradation sur la qualité du signal. Pour cela, les transmissions hertziennes ont pour propriété de fluctuer en temps et en espace, souvent avec des variations très importantes dues à plusieurs phénomènes de propagation. Le canal de propagation radioélectrique entre une station fixe et une station mobile est caractérisé par l'existence de trajets multiples [83].

Dans les systèmes de radiocommunication, le signal transmis va emprunter des trajets différents avant d'arriver au récepteur. Dans certains cas, le signal suit un trajet direct sans rencontrer d'obstacle. Par contre dans la majorité des cas, les composantes du signal subissent des phénomènes de réflexion, de diffraction et de diffusion [87] (sol, les bâtiments, les voitures, les murs... etc), La figure 3.4 illustre ces phénomènes. Ces trajets multiples ont des longueurs physiques différentes. Ainsi, le signal issu de chaque trajet arrive avec une amplitude et un retard propre au trajet. Ces échos induisent un étalement temporel du signal donnant lieu à un phénomène d'interférence entre symboles transmis [88].

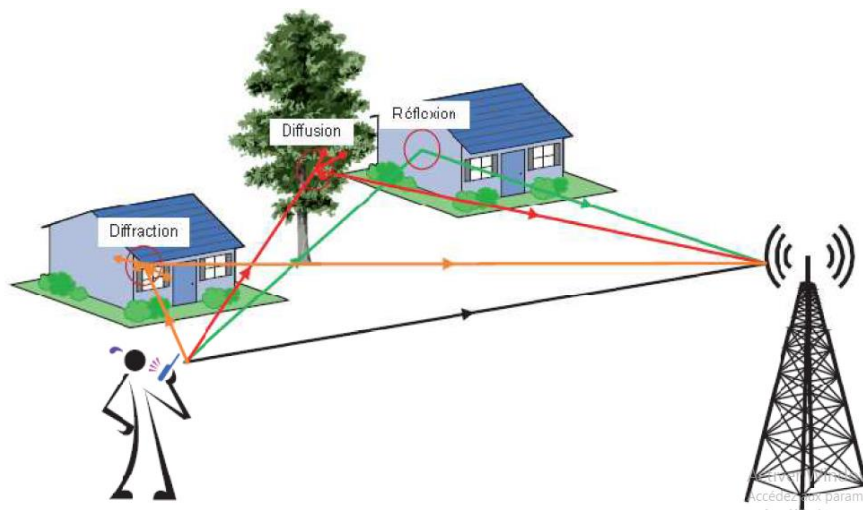


Figure 3. 4 — Transmission par trajets multiples [89].

➤ **Effet positif des multi-trajets**

Le principal avantage des trajets multiples est de permettre aux communications d'avoir lieu dans les cas où l'émetteur et le récepteur ne sont pas en visibilité directe. Dans ce cas les trajets multiples permettent aux ondes radio de "franchir" les obstacles (montagnes, bâtiments, tunnels,...) et donc d'assurer une certaine continuité de la couverture radio.

➤ **Aspect négatif des trajets multiples**

Les trajets multiples sont également à l'origine de plusieurs problèmes dont les principaux sont :

✓ **L'obstruction**

L'obstruction apparaît quand un trajet radio est obstrué par un ou plusieurs objets (obstacles naturels ou construits par l'homme). L'onde résultante subit une perte de puissance

correspondante au mécanisme de propagation impliqué (qui peut être la réflexion, la diffraction ou la diffusion).

✓ **La dispersion des retards** (Delay spread)

Les trajets réfléchis sont généralement plus longs que le trajet direct c'est-à-dire qu'ils atteignent l'émetteur plus tard que le trajet direct. Les signaux provenant de la même émission arrivent donc au niveau de l'émetteur avec des retards différents.

✓ **Evanouissements** (ou fading) **de Rayleigh**

Après réflexion sur un obstacle, l'onde radio peut être altérée en phase et en amplitude. Le phénomène d'évanouissements ou de fading résulte des variations temporelles des phases. Celles-ci peuvent résulter de signaux multiples s'ajoutant de façon destructive au niveau du récepteur. Dans ce cas, l'amplitude du signal reçu résultant sera très faible ou pratiquement nul. Les signaux multiples reçus peuvent également s'additionner de façon constructive et le signal reçu résultant est alors plus puissant que le signal du seul trajet direct.

✓ **Décalage en fréquence** (Doppler shift)

L'effet Doppler est un phénomène dû au déplacement de la station mobile par rapport à la station de base. Il entraîne une variation dans la fréquence du signal reçu appelée décalage Doppler. Ce décalage en fréquence dépend essentiellement de deux facteurs : la direction de déplacement et la vitesse du récepteur par rapport à l'émetteur.

Chaque trajet possède un décalage Doppler fréquentiel de la forme [83,89] :

$$f_d = f_m \cos \theta \quad (3.10)$$

Où θ est l'angle entre la direction du mobile et la direction du trajet considéré, avec :

$$f_m = \frac{v}{\lambda} \quad (3.11)$$

Où θ représente la vitesse du mobile et λ la longueur d'onde de la porteuse. Le décalage Doppler peut être positif ou négatif selon les valeurs de θ . Les deux valeurs extrêmes $+$ ou $-f_m$ sont obtenues lorsque l'onde se propage dans la direction du mobile ou dans la direction opposée. Dans les environnements multi-trajets, chaque trajet du signal subit un décalage Doppler différent caractérisé par l'angle θ . Par conséquent, le signal reçu est formé de composantes possédant des décalages fréquentiels différents compris entre $f_c - f_m$ et $f_c + f_m$, dont la combinaison crée un élargissement du spectre. L'étalement Doppler est défini comme étant la largeur du spectre de

puissance Doppler, obtenu par transformée de Fourier de la fonction d'autocorrélation de la réponse impulsionnelle du canal. Si nous considérons des diffuseurs uniformément distribués en direction d'arrivée sur $[0, 2\pi]$, alors le spectre de puissance du champ électrique vertical a la forme suivante :

$$S(f) = \frac{3\sigma}{2\pi f_m} \frac{1}{\sqrt{1 - \left(\frac{f - f_c}{f_m}\right)^2}} \quad (3.12)$$

Avec $f_c - f_m < f < f_c + f_m$ où f_m est le décalage Doppler maximum, f_c est la fréquence porteuse et σ est la puissance moyenne du signal reçu par une antenne isotrope.

Les effets de l'étalement Doppler sont négligeables tant que la largeur de bande du signal transmis en bande de base est beaucoup plus grande que la largeur du spectre de puissance Doppler.

✓ La dispersion spatiale : l'étalement angulaire

L'étalement angulaire est un paramètre qui décrit la dispersion des directions des trajets au départ ou à l'arrivée respectivement de l'émetteur ou au récepteur. A la station de base, l'étalement des angles d'arrivée est généralement faible. La diffusion locale autour du mobile est le principal facteur de propagation multi trajets. Comme le rapport entre la distance séparant le mobile de la station de base (plusieurs kilomètres) et le rayon des diffuseurs (à peu près 100 longueurs d'onde) est souvent grand, le secteur angulaire dans lequel les signaux multi trajets arrivent est petit. Par contre, l'étalement angulaire dans un milieu fermé (indoor) est relativement grand à cause des multiples réflexions et de la faible distance entre le mobile et la station de base.

La dispersion spatiale génère un fading (évanouissement) sélectif en espace. La sélectivité spatiale est caractérisée par la distance de cohérence qui représente la séparation spatiale pour laquelle les signaux reçus sur deux antennes restent fortement corrélés. Cette distance de cohérence est inversement proportionnelle à l'étalement angulaire : plus l'étalement angulaire est grand, plus la distance de cohérence est petite.

3.3.1.3.1 Propagation en espace libre

La propagation en espace libre se produit lorsque l'émetteur a une vue directe et dégagée de tout obstacle du récepteur (figure 3.5). Ce type de propagation est qualifié, également, par propagation en vue directe ou LOS (Line Of Sight) [14].

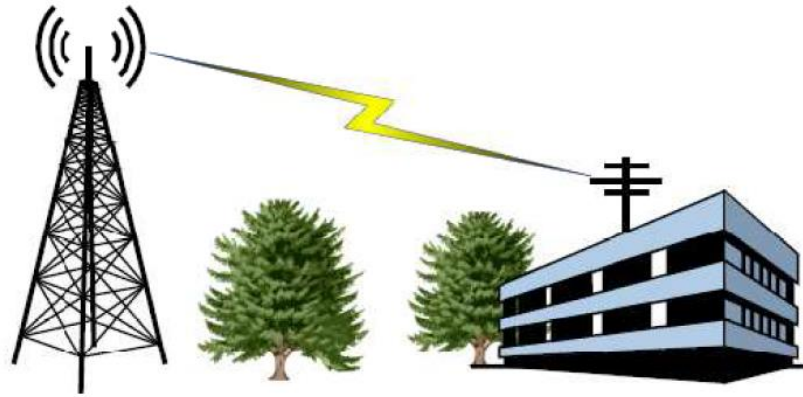


Figure 3. 5 — Propagation en espace libre [90].

Un système de communication respectant ces spécifications peut être schématisé comme le montre la figure 3.6. A la réception, la puissance du signal subit une atténuation A inversement proportionnelle au carré de la fréquence de travail ainsi qu'à la distance séparant l'émetteur et le récepteur. D'après l'équation de transmission de FRIIS, la puissance reçue s'écrit de la manière suivante :

$$P_r = \frac{P_e G_e G_r \lambda^2}{(4\pi d)^2} \text{ (Watt)} \quad (3.13)$$

Où G_e et G_r sont respectivement les gains des antennes à l'émission et à la réception exprimés en dB, d est la distance entre les deux antennes exprimée en mètre, et λ est la longueur d'onde en mètre.

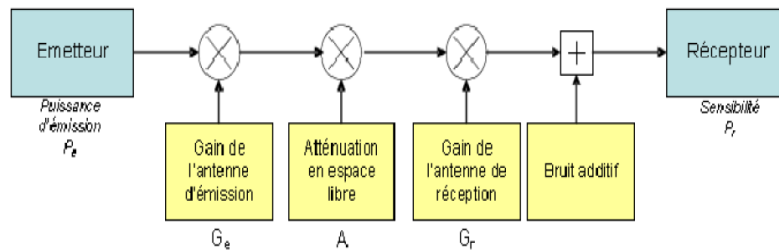


Figure 3. 6 — Système de communication avec un canal à bruit additif [90].

L'atténuation donnée par le rapport entre la puissance P_e du signal émis et la puissance P_r du signal reçu s'écrit [90] :

$$A = \frac{1}{G_e G_r} \frac{(4\pi d)^2}{\lambda^2} \text{ (dB)} \quad (3.14)$$

λ est reliée à la fréquence de travail f_p par la relation suivante : $\lambda = c / f_p$ avec c célérité de la lumière (3.10^8 m/sec).

3.3.1.3.2 Modèle du canal multi-trajets

En général, un canal multi-trajets aura L trajets différents et pour chacun d'eux la réponse impulsionnelle complexe en bande de base est de la forme [83,91] :

$$\alpha_l(t) \delta(\tau - \tau_l(t)) \quad (3.15)$$

Où $\alpha_l(t)$ est l'amplitude associée au retard τ_l , $\tau_l = l \Delta_t$ est le retard de propagation et $\delta(\cdot)$ est une impulsion de Dirac.

La réponse impulsionnelle du canal complexe sera modélisée comme la somme de toutes les réponses des L trajets différents (figure 3.7).

$$h(\tau, t) = \sum_{l=0}^{L-1} \alpha_l(t) \delta(\tau - \tau_l(t)) \quad (3.16)$$

Et pour la transformée de Fourier,

$$H(f, t) = \sum_{l=0}^{L-1} \alpha_l(t) e^{-j2\pi f \tau_l(t)} \quad (3.17)$$

$$\alpha_l(t) = \rho_l e^{-j2\pi f_0 \tau_l(t)} \quad (3.18)$$

f_0 la fréquence porteuse.

$\tau_l(t) = (v_m / c) t$ avec $f_d = f_0 (v_m / c)$ la fréquence Doppler.

ρ_l amplitude associée au trajet l .

$\gamma_l(t) = -2\pi f_0 \tau_l(t)$ est le déplacement de la phase introduit par le trajet de propagation l .

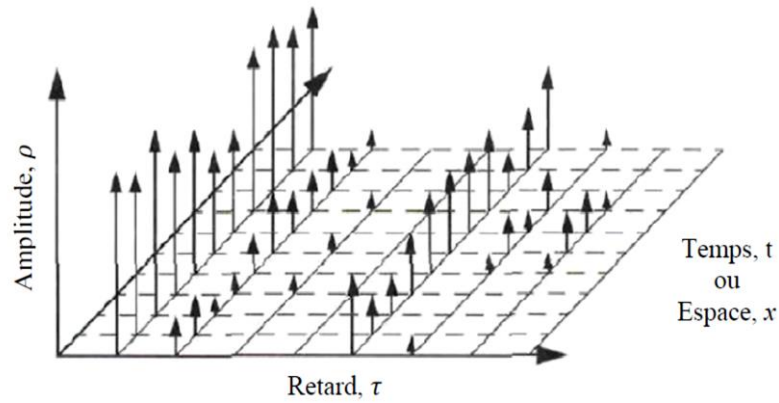


Figure 3. 7 — La réponse impulsionnelle temporelle du canal est fonction du retard et du temps [83].

Cette représentation concerne généralement les variations à petites échelles du signal. Dans ce cas, les coefficients $\alpha_l(t)$ représentent les variations rapides du signal et suivent une distribution de Rayleigh ou de Rice selon qu'il y a ou non un trajet direct entre l'émetteur et le récepteur.

Le cas échéant, la variation temporelle du canal doit prendre en considération l'effet Doppler associé au trajet de propagation l .

Tous les paramètres de la réponse impulsionnelle d'un canal multi-trajets sont donc des fonctions aléatoires du temps indépendants dû à un environnement variable dans le temps.

B.1 Le Canal de Rice

Si l'endroit est dégagé, le canal de Rice est un canal idéal. En présence d'un trajet direct dominant, nous avons [83,92,93] :

$$p(\alpha_l) = \frac{\alpha_l}{\sigma_{\alpha_l}^2} \exp\left(-\frac{\alpha_l^2 + A^2}{2\sigma_{\alpha_l}^2}\right) J_0\left(\frac{A\alpha_l}{\sigma_{\alpha_l}^2}\right), \quad A \geq 0, \alpha \geq 0 \quad (3.19)$$

A est la puissance du signal reçu dominant ou du trajet direct.

$K = A^2 / 2\sigma^2$ est appelé facteur de Rice, c'est le rapport entre la composante dominante de la puissance reçue et la variance de la puissance de tous les trajets combinés.

$J_0(\cdot)$ est la fonction de Bessel modifiée d'ordre 0.

Nous constatons que si $A \rightarrow 0$ nous aurons un canal de Rayleigh.

B.2 Le Canal de Rayleigh

La distribution de Rayleigh est fréquemment utilisée dans le modèle multi-trajets avec la non visibilité du trajet direct, sa densité de probabilité est donnée par [83,92,93] :

$$p(\alpha_l) = \frac{\alpha_l}{\sigma_{\alpha_l}^2} \exp\left(-\frac{\alpha_l^2}{2\sigma_{\alpha_l}^2}\right), \alpha \geq 0 \quad (3.20)$$

La phase θ de $\alpha_l(t)$ est une variable aléatoire uniformément distribuée sur l'intervalle $[-\pi, \pi]$

$$p(\theta_{\alpha_l}) = \frac{1}{2\pi}, -\pi \leq \theta \leq \pi \quad (3.21)$$

σ_{α_l} et $\sigma_{\alpha_l}^2$ (Variance) sont respectivement la tension et la puissance moyenne temporelle du signal reçu avant détection.

Les trajets multiples sont à l'origine de la dispersion temporelle et l'effet Doppler provoque la dispersion fréquentielle. On introduit deux paramètres relatifs à ces dispersions :

- **La bande de cohérence B_c**

Il s'agit de l'écart fréquentiel minimal sur lequel les caractéristiques du canal sont corrélées. Ainsi, deux sinusoides dont l'écart fréquentiel est supérieur à B_c seront différemment affectés par le canal. Cette grandeur est environ l'inverse de l'étalement temporel du canal.

- **Le temps de cohérence T_c**

C'est la durée sur laquelle les caractéristiques du canal de transmission demeurent quasiment constantes. Cette grandeur est environ l'inverse de l'étalement fréquentiel du canal. Ces paramètres sont utilisés pour classer les canaux. On note B la bande occupée par le signal à transmettre et T_s la durée d'un symbole. On distingue alors quatre cas de figures :

1. Si $B \ll B_c$: toutes les composantes fréquentielles du signal subissent la même atténuation et le canal est dit **non sélectif en fréquence**.

2. Si $B \gg B_c$: les différentes composantes fréquentielles du signal subissent des atténuations différentes et le canal est dit **sélectif en fréquence**.

3. Si $T_s \ll T_c$: les caractéristiques du canal ne varient pas pendant la durée de transmission du symbole et le canal est dit **non sélectif en temps**.

4. Si $T_s \gg T_c$: les caractéristiques du canal varient pendant la durée de transmission du symbole et le canal est dit **sélectif en temps**.

- **La notion de diversité**

La diversité se définit par la présence en réception de plusieurs répliques indépendantes d'une même information. Les grandeurs D_t et D_f représentent respectivement l'ordre de diversité temporelle et fréquentielle. Ces grandeurs correspondent à l'ordre de diversité utilisée lors de la transmission d'un signal d'une trame de durée T , trame de signaux de durée T_s , et leurs expressions sont les suivantes :

$$D_t = \frac{T_{trame}}{T_c} \quad (3.22)$$

$$D_f = \frac{B_s}{B_c} \quad (3.23)$$

3.4 La modulation OFDM

3.4.1 Principe des modulations multi-porteuses

Les modulations multi-porteuses OFDM ont été conçues sur le principe suivant : en émission, le signal fréquentiel est transmis sur un certain nombre N d'exponentielles complexes à des fréquences différentes appelées sous-porteuses. On répartit ainsi un flux binaire (ou de symboles) à un rythme T_d sur l'ensemble de sous-porteuses ayant chacune un débit réduit. Comparativement à un système mono-porteur, la durée utile de transmission d'un symbole est multipliée par N . On obtient ainsi un symbole OFDM de durée utile $T_s = N.T_d$ ce qui permet d'avoir un temps symbole plus grand que le délai maximal de l'étalement du canal limitant ainsi l'interférence entre symboles (IES). En réception, une opération inverse est réalisée en utilisant des mises en forme adaptées à celles de transmission. Dans le cas d'exponentielles complexes, on utilise la Transformée de Fourier Discrète Inverse (IFFT) en émission et la Transformée de Fourier Discrète (FFT) en réception [94].

3.4.2 Le signal OFDM

Les modulations à porteuses multiples ont pour principe de répartir des symboles complexes C_k sur N sous-porteuses. Les symboles complexes C_k sont issus d'un alphabet fini correspondant à une modulation donnée. L'expression du signal OFDM sur l'intervalle temporel $[0, T_s[$ peut s'exprimer comme [95]:

$$x(t) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} C_k e^{j2\pi k \Delta f t}, \quad 0 \leq t \leq T_s \quad (3.24)$$

Où C_k est le symbole numérique, qui a été choisi de l'ensemble de constellation de la modulation numérique de technique M-QAM, modulé par la $k^{\text{ème}}$ sous porteuse, Δf est la différence de fréquence entre les sous-porteuses et il est mis à $1/T_s$ afin de produire des sous porteuses orthogonales et T_s est la durée de symbole OFDM. Nous avons vu qu'un signal OFDM peut être produit par une opération de transformée de Fourier rapide inverse (IFFT) suivie d'une conversion numérique analogique. Autrement dit, on peut remplacer la variable t en (3.24) par la variable n/N , nous obtenons la relation suivante :

$$x(n/N) = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{k=0}^{N-1} C_k e^{j2\pi k \Delta f \frac{n}{N}}, \quad 0 \leq n \leq N-1 \quad (3.25)$$

Où le terme de droite dans l'équation (3.25) est exactement l'opération IFFF. Donc, elle peut être réécrite sous la forme :

$$x(n) = \text{IFFT}(C_0, C_1, \dots, C_{N-1}) \quad (3.26)$$

3.4.3 Caractéristiques du signal OFDM

3.4.3.1 L'insertion de l'intervalle de garde

Les perturbations du canal de propagation induisent la perte d'orthogonalité entre les sous-porteuses et entre autre l'apparition d'interférences entre symboles, ou ISI (pour Inter Symbol Interférence), dues aux trajets multiples. Afin d'éliminer ces interférences, une solution simple consiste à accroître le nombre N de sous-porteuses pour augmenter la durée du symbole T_s . Cependant cette technique se heurte à différentes contraintes. Le temps de cohérence du canal, l'effet Doppler ou les contraintes technologiques, tel que le bruit de phase des oscillateurs, limitent l'emploi de cette technique. Une autre technique permet d'annuler ces ISI. En effet, l'ajout d'un intervalle de garde d'une durée T_g , supérieure ou égale à l'étalement t_{max} de la réponse impulsionnelle du canal, précédant le symbole OFDM à émettre permet de supprimer ces interférences. Dès lors, la partie utile T_s de chaque symbole OFDM ne sera plus affectée par les ISI. La durée totale T_{tot} du symbole OFDM se voit donc augmentée et devient égale à $T_g + T_s$. La mise en œuvre de cette technique conduit donc à une perte en efficacité spectrale n_g et en puissance I_g . Ces pertes peuvent s'exprimer comme suit [20]:

$$n_g = \frac{T_g}{T_g + T_s} \quad (3.27)$$

$$I_g = 10 \log \frac{T_g}{T_g + T_s} \quad (3.28)$$

En supposant que T_g est égale à 25% de T_s , la perte en efficacité spectrale est de 20%. L'insertion de l'intervalle de garde, se fait au début du symbole OFDM et est une copie de la fin de ce même symbole. Cette solution permet de s'affranchir des termes d'ICI. En effet, le choix d'un intervalle de garde nul annulerait l'ISI. Néanmoins, en présence de trajets multiples, le nombre des périodes de répliques retardées de chacune des sous-porteuses contenues dans la partie utile T_s de chaque symbole OFDM n'est plus entier. Par conséquent, ce phénomène provoque un élargissement du spectre des sous-porteuses correspondantes et l'apparition d'ICI, induites par la perte d'orthogonalité entre ces sous-porteuses.

En réception, la suppression de l'intervalle de garde permet de restituer l'orthogonalité entre les sous-porteuses. De plus, comme l'intervalle de garde est la recopie des échantillons de fin de symbole OFDM, cet intervalle peut également être exploité en réception pour la synchronisation temporelle du signal OFDM

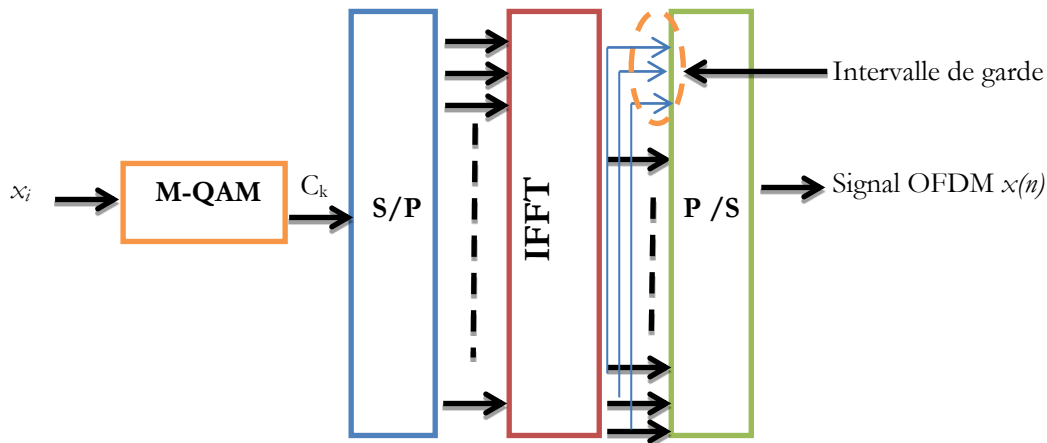


Figure 3. 8 — Schéma synoptique des modulations OFDM [96].

La figure 3.8 montre que l'espace entre chaque sous-porteuse $1/T_s$ lorsque le spectre d'une sous-porteuse est maximal permet d'annuler le spectre de toutes les autres : C'est la condition d'orthogonalité (Orthogonal d'OFDM). Cette condition d'orthogonalité permet d'avoir un recouvrement entre les spectres des différentes sous-porteuses, et malgré ceci d'éviter les interférences entre sous-porteuse si l'échantillonnage est fait précisément à la fréquence d'une sous-porteuse [97].

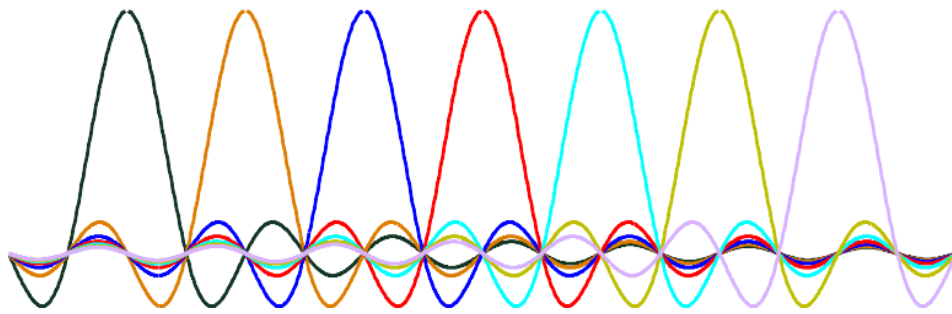


Figure 3. 9 — Spectre des différentes sous-porteuses [96].

La figure 3.9 quant à elle, montre que la bande en fréquence est occupée de façon optimum. La bande occupée est à peu près $B = N/T_s$ (en excluant les lobes secondaires de part et d'autre de la bande), chaque sous-porteuse occupant à peu près $1/T_s$ [96].

La figure 3.10 présente le schéma bloc d'un système OFDM (émission/réception).

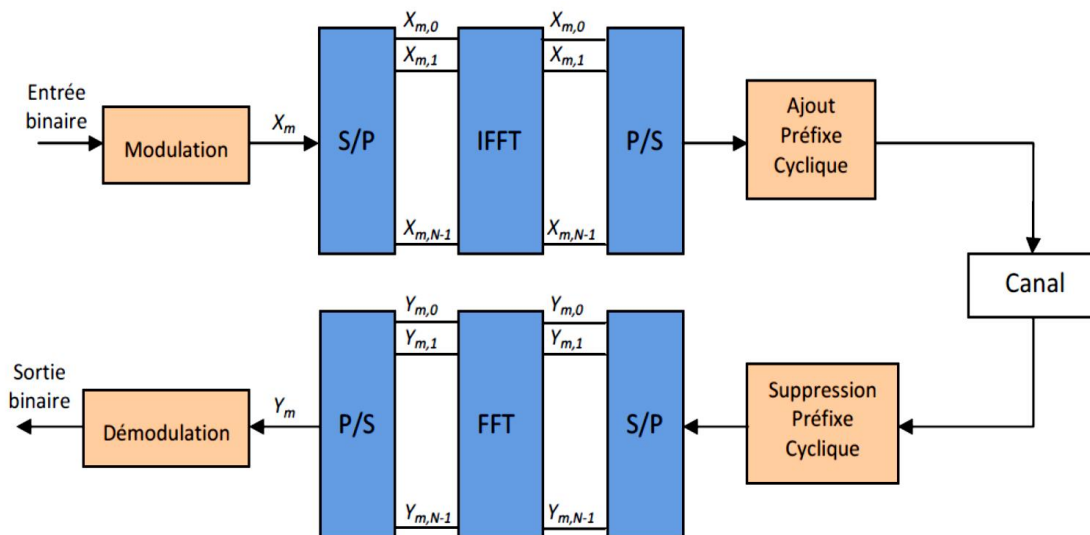


Figure 3. 10 — Schéma transmission/réception d'un système OFDM [90].

3.4.3.2 Interférence entre symboles (ISI)

Plusieurs mécanismes sont donc présents dans une transmission OFDM pour réduire les erreurs. L'intervalle de garde réduit les interférences entre deux symboles OFDM, dues aux trajets multiples. L'intervalle de garde est un délai introduit entre la transmission de deux symboles OFDM consécutifs afin d'absorber l'étalement des retards dus aux trajets multiple [98], dont la durée T_g doit être supérieure au retard maximum des signaux issus des trajets indirects. L'insertion de ce préfixe est présentée par la figure 3.11. La partie utile de durée T_u de chaque symbole OFDM ne sera alors pas affectée par l'ISI [85].

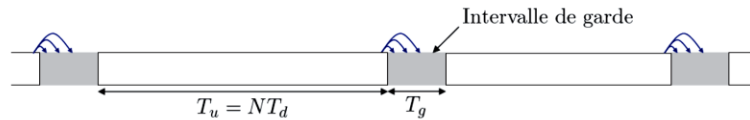


Figure 3. 11 — Illustration de l'effet de l'intervalle de garde précédant chaque symbole OFDM [85].

Avec :

T_g : la durée de l'intervalle de garde et $T_s = T_u + T_g$: la durée de chaque symbole OFDM.

Après l'insertion de l'intervalle de garde, l'espacement entre les sous-porteuses reste égal à $\Delta f = 1/T_u$ alors que la durée des symboles OFDM est augmentée à $T_s = T_u + T_g$ entraînant une perte d'orthogonalité entre les sous-porteuses. Cette orthogonalité peut être restaurée en réception sous réserve que durant le fenêtrage rectangulaire de durée T_u sur laquelle est appliquée la FFT, le nombre de périodes de chacun des signaux sinusoïdaux composant le signal OFDM soit entier.

Il existe deux techniques permettant de restaurer l'orthogonalité entre les sous-porteuses en réception. La première, appelée (préfixe cyclique : CP-OFDM) consiste à ajouter de la redondance au signal temporel à émettre, on place dans cet intervalle de garde une copie de la fin du symbole OFDM à transmettre [22] et la seconde, appelée (Zero Padding : ZP-OFDM) consiste quant à elle à insérer des échantillons de valeur nulle entre les symboles OFDM [99].

En pratique on choisit pour la taille de cet intervalle de garde une durée de l'ordre du quart de celle d'un symbole OFDM, ce qui représente un bon compromis entre diminution des erreurs et perte de débit utile.

3.4.3.3 Interférence entre sous porteuses (ICI)

Si le préfixe inséré au début d'une trame OFDM est muet (sans aucun signal), des interférences inter porteuses vont se produire. Pour expliquer ce phénomène, il est beaucoup plus facile de raisonner dans le domaine fréquentiel plutôt que dans le domaine temporel, non échantillonné. Prenons donc l'exemple d'une transmission OFDM à N sous-porteuses à travers un canal à deux trajets, dont le retard du trajet indirect est δ , inférieur à la longueur du préfixe T_g . La durée d'une trame OFDM sans son préfixe est, comme précédemment, notée T_u [85]. Observons sur la figure 3.12, les chronogrammes de deux "voies" particulières, correspondant aux sous-porteuses de fréquences respectives f_k et f_{k+1} .

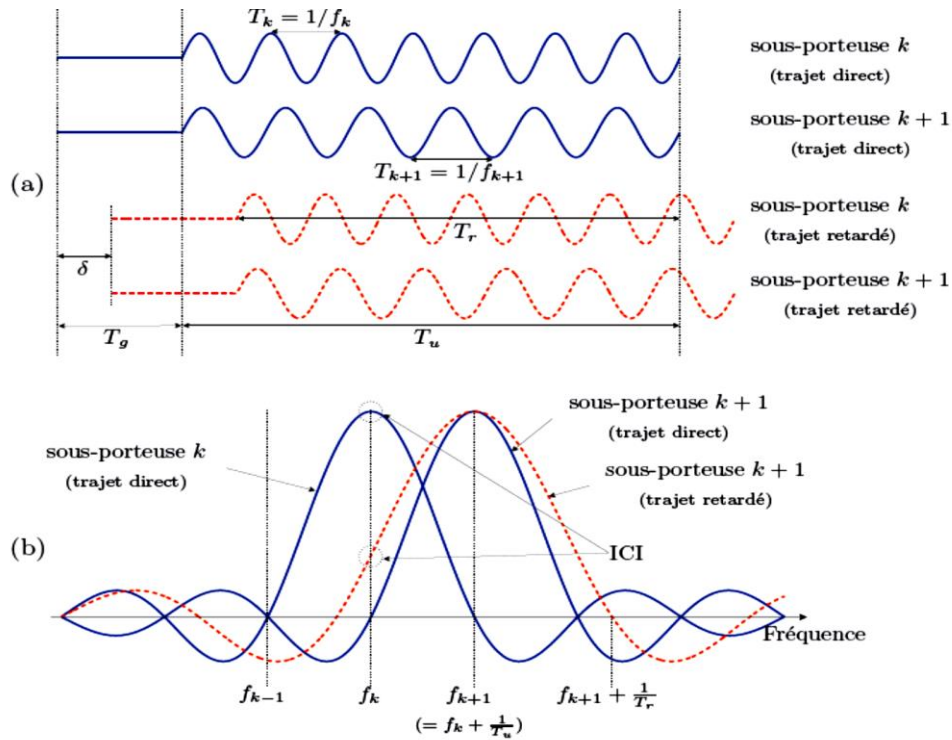


Figure 3.12 — Interférence inter-porteuse (ICI) en OFDM dans les domaines : (a) temporel et (b) fréquentiel dans le cas d'un canal à deux trajets [85].

Dans la figure 3.12 (a), les signaux k et $k+1$ issus soit du trajet direct, soit du trajet réfléchi sont représentés en fonction du temps. Il est important de noter que le décalage δ , dû au retard de trajet, modifie notablement l'allure du signal dans la fenêtre d'observation, de largeur T_u , liée à la référence d'horloge, puisque la sinusoïde n'est présente que sur une durée T_r [99,100].

En réception, après suppression du préfixe, on réalise la FFT sur la durée T_u de la trame OFDM, correspondant à la fenêtre visualisée sur la figure 3.12 (a).

Pour le trajet direct, la transformée de Fourier d'une sinusoïde de fréquence f_k , convoluée par la fonction porte de largeur T_u , correspondra à un sinus cardinal s'annulant aux fréquences $f_k \pm (1/T_u)$, comme cité au paravent. Il en est de même pour la sous-porteuse f_{k+1} .

Pour le trajet indirect, les signaux ayant subi une ou plusieurs réflexions, donc décalés dans le temps, la sinusoïde n'est présente que sur une durée $T_r < T_u$. Ceci entraînera une modification de la fonction caractérisant le contenu spectral de puissance du signal, dont les passages par zéro se produiront donc pour des valeurs différentes de celles associées au trajet direct. Les diverses courbes de la figure 3.12 (b) mettent clairement ce problème en évidence. Lors de l'échantillonnage, il n'y aura plus d'orthogonalité entre les sous-porteuses et on retrouvera des informations d'une sous-porteuse sur l'autre.

Afin d'éviter ces interférences, le préfixe ne doit pas être muet, mais être la recopie des L derniers symboles de la trame OFDM. On parle dans ce cas de préfixe cyclique. L'avantage de cette recopie est que chaque signal, issu d'un trajet multiple, possèdera toujours un nombre entier de sinusoides sur la durée T_n [100].

Dans le domaine fréquentiel et grâce au préfixe cyclique, la sommation des signaux de la sous-porteuse f_k issus des divers trajets ne détruit donc pas l'orthogonalité des sous porteuses, mais introduit seulement un déphasage. La valeur de L est choisie de telle façon que la durée des L symboles soit supérieure au retard maximum entre trajets.

Les avantages et les limites de l'OFDM sont abordés en Annexe C.

3.5 L'Accès Multiple par Répartition de Codes (AMRC)

La technique à Accès Multiple par Répartition de Code (AMRC), est une technique de multiplexage plus récente que le TDMA et FDMA. Dans cette technique, les utilisateurs partagent le même espace fréquentiel et transmettent sur les mêmes intervalles temporels. L'AMRC [94] connu en anglais sous le nom « Code Division Multiple Access (CDMA) » est une technique de transmission dans laquelle une séquence pseudo-aléatoire indépendante des données est utilisée pour étaler l'énergie du signal sur une bande de fréquence plus grande que celle des données. En réception, le signal est désétalé en utilisant une réplique synchronisée de la séquence aléatoire. La présentation traditionnelle du CDMA consiste en la multiplication des symboles de données par une séquence pseudo-aléatoire comme le montre la figure 3.13.

Avec la méthode CDMA, tous les utilisateurs ont accès simultanément à la totalité de la bande passante, ils sont distingués à la réception grâce à des codes distincts pour chacun d'entre eux. Cette technique permet de multiplexer des informations sur un seul support de manière synchrone ou asynchrone. Il s'agit dans ce cas, d'affecter à chaque émetteur un code qui lui permet de transmettre des informations en évitant d'interférer avec les messages provenant d'autres utilisateurs. La réduction des interférences d'accès multiple (IAM) n'est obtenue que dans le cas de l'utilisation de séquences de codes strictement orthogonaux.

L'étalement de spectre a fait son apparition vers les années 1940. En effet, grâce à sa résistance aux interférences, il permet de combattre des brouilleurs. Cependant, aucune information n'a été dévoilée à cette époque à cause des utilisations en domaine militaire. Le brevet

d'invention a été déposé par les deux acteurs de Hollywood « Hedy Lamarr » et « George Antheil » en juin 1941.

Dans une liaison descendante, la station de base émet d'une façon synchrone des données à N_u utilisateurs communicants. Chaque symbole de donnée $a_{l,m}$ d'un utilisateur m à l'instant l_t_s est tout d'abord étalé par la séquence d'étalement C_m de longueur N_c choisie généralement à partir d'un ensemble de codes orthogonaux. Les symboles étalés des différents utilisateurs sont alors additionnés pour permettre une liaison d'un point en multi point. Les séquences pseudo-aléatoires utilisées sont généralement périodiques de période $t_s = N_c \times T_c$ où T_c est la période des chips. Le signal numérique étalé d'un utilisateur m s'écrit après sa mise en forme comme :

$$d_m(t) = \sum_l \sum_{k=0}^{N_c-1} \sqrt{p_m} a_{l,m} c_m[k] v(t-lt_s - kT_c) \quad (3.29)$$

Où p_m est la puissance de l'utilisateur m , $v(t)$ est la fonction de mise en forme du symbole transmis, $c_m[k]$ est le $k^{\text{ème}}$ chip de durée T_c de la séquence C_m de l'utilisateur m supposée à énergie normalisée.

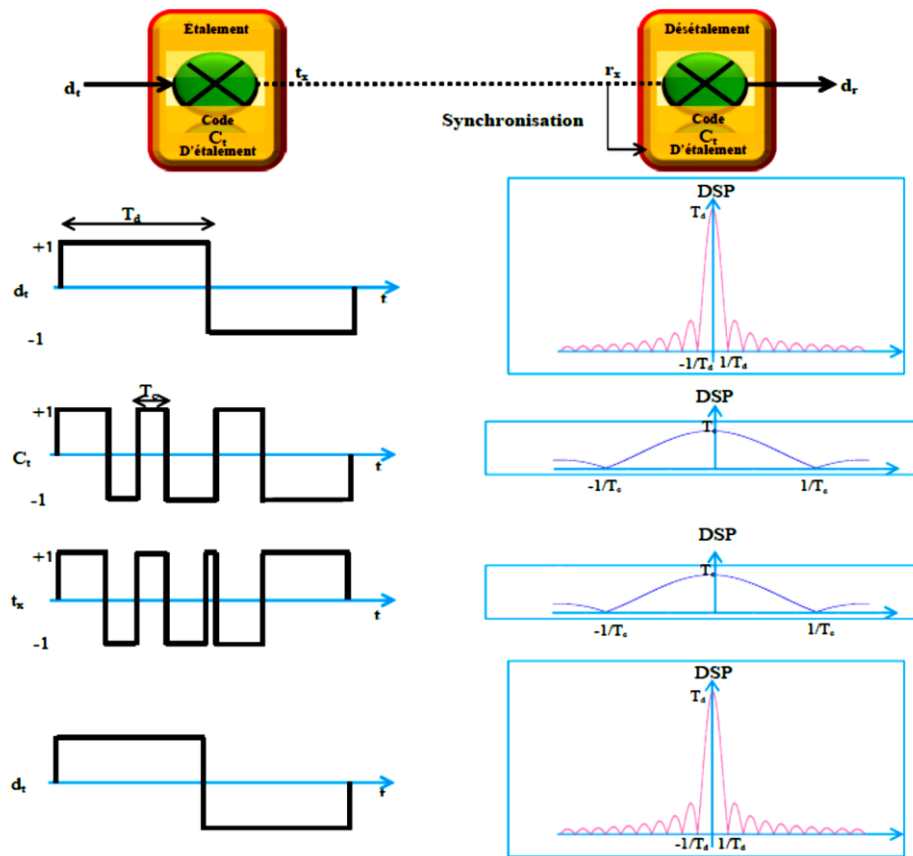


Figure 3. 13 — Principe de l'étalement de spectre par séquence directe [96].

Le signal émis à travers le canal de transmission en liaison descendante s'écrit alors comme une superposition des signaux des différents utilisateurs :

$$x(t) = \sum_l \sum_{k=0}^{N_c-1} \sum_{m=0}^{N_u-1} \sqrt{p_m} a_{l,m} c_m[k] v(t-lt_s - kT_c) \quad (3.30)$$

En réception, le synoptique simplifié du récepteur élémentaire en CDMA d'un utilisateur m comprend principalement la fonction de désétalement. Celle-ci consiste à multiplier le signal reçu par le code conjugué synchronisé et d'intégrer ce produit sur une durée symbole pour former la variable de décision nécessaire pour la détection de chaque symbole.

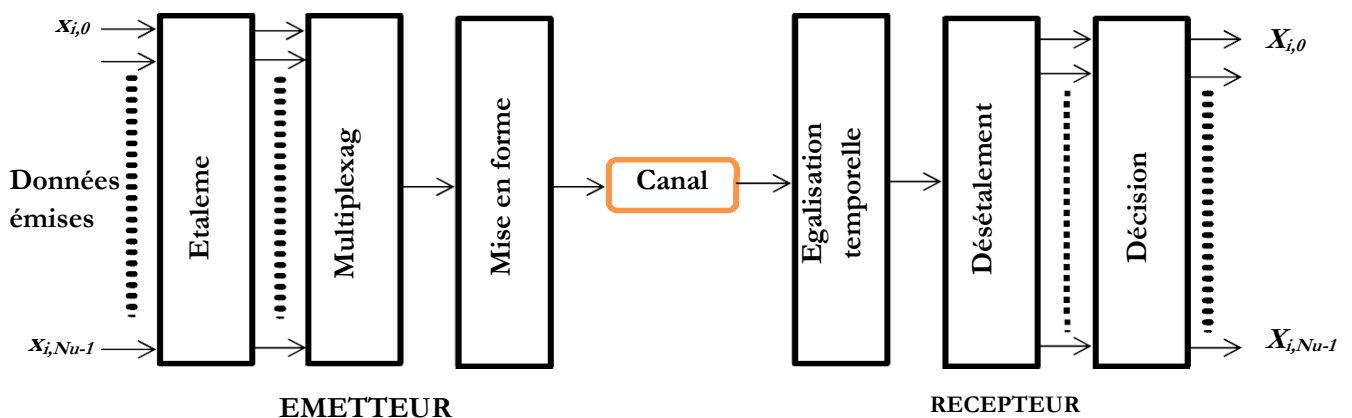


Figure 3. 14 — Schéma synoptique des modulations CDMA [96].

Le CDMA, étant une méthode de multiplexage à étalement de spectre, le brouillage efficace doit se faire sur toute la bande de fréquence utilisée, ce qui n'est pas envisageable car cela consommerait une puissance colossale. Dans les applications civiles, la résistance à un brouillage intentionnel n'est pas un critère déterminant dans le choix de la technologie de multiplexage. On cherche cependant à rendre le système de communication résistant à des interférences non volontaires : les interférences entre utilisateurs, les interférences liées à des phénomènes de réflexion et la présence d'un bruit additif. Le premier type d'interférences est bien toléré par le CDMA, par construction, puisque les codes utilisés sont faiblement corrélés.

La figure 3.15 présente la technique CDMA utilisant différentes techniques d'étalement de spectre ainsi que des techniques hybrides comme le MC-CDMA.

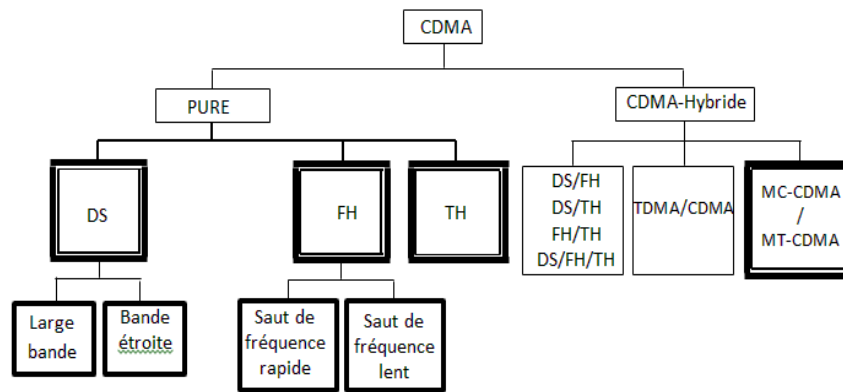


Figure 3. 15 — Différentes techniques utilisant le CDMA [83].

- **Étalement de spectre avec saut de fréquence**

L'étalement de spectre avec saut de fréquence FH-SS (Frequency Hopping Spread Spectrum) est une technique d'étalement de spectre basée sur le saut de fréquence [101], dans laquelle la bande est divisée en canaux ayant chacun une largeur de bande fixe. Pour transmettre des données, l'émetteur et le récepteur s'accordent sur une séquence de sauts précise qui sera effectuée sur ces sous-canaux. En effet, les sauts de fréquence ont lieu dans une région spectrale finie. Le message à transmettre de période est placé sur une porteuse de fréquence f_c dont la valeur se trouve comprise dans la région spectrale finie. Tous les intervalles de temps T_s , la fréquence porteuse prend une nouvelle valeur (toujours comprise dans la région spectrale finie). La valeur de la nouvelle fréquence porteuse est déterminée par un code « pseudo-aléatoire ». Si la longueur du code est L_c , le synthétiseur devra fournir $2L_c$ fréquences différentes. Les utilisateurs dans un réseau FH-SS transmettent de façon simultanée et on doit faire en sorte que leurs sauts respectifs ne se fassent pas vers la même fréquence afin d'éviter autant que possible les collisions. Le gain de traitement dans un système FH-SS dépend du nombre total de sauts de fréquences sur la région spectrale finie et du nombre de sauts de fréquence pendant la durée d'un symbole d'information.

- **Étalement de spectre avec saut de temps**

L'étalement de spectre avec saut de fréquence n'est pas la seule technique utilisée dans les systèmes de radiocommunication mobile. Une autre technique consiste à étaler le spectre par saut de temps [102] : le système de communication qui en résulte est appelé système d'étalement de spectre à saut de temps (Time Hopping Spread Spectrum, TH-SS). Contrairement aux deux systèmes de l'étalement de spectre avec séquence directe et avec saut de fréquence, dans un

système TH-SS la transmission de données se fait par l'intermédiaire de sauts de temps, où le signal est transmis de manière discontinue sous forme de salves brèves.

En effet, les durées des salves sont déterminées par le code d'étalement. Pour transmettre des données, l'émetteur et le récepteur s'accordent sur un temps de saut précis. La figure 3.16 présente les différentes techniques d'étalements de spectre. La technique DS-SS est la plus répandue.

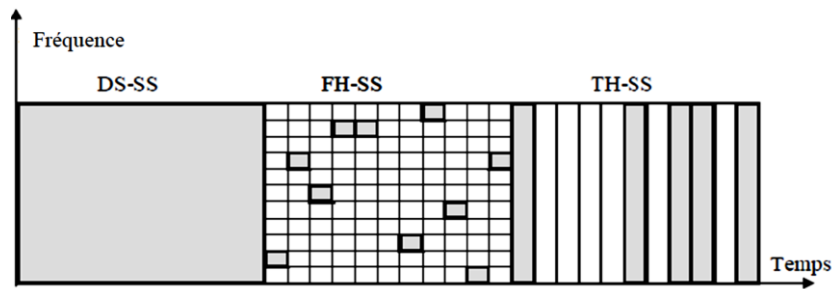


Figure 3.16 — Différentes techniques d'étalement de spectre [88].

- **Étalement de spectre à séquence directe**

Dans le CDMA à séquence directe (DS-SS), les données associées à un utilisateur sont modulées en phase, en fréquence ou en amplitude [103]. Le signal résultant est par la suite codé par une séquence de code, par exemple une séquence pseudo aléatoire, puis superposé aux autres signaux traités de la même manière.

Dans la figure 3.17, un signal binaire $x(t)$ est codé par une séquence pseudo aléatoire ou Pseudo Noise (PN) $Pn(t)$. Le résultat de ce codage est représenté par le signal $g(t)$. Ce dernier est superposé aux signaux des autres utilisateurs, ayant subi un traitement similaire, il est transporté par le canal de transmission. Le codage des données s'effectue donc de manière directe, sans faire intervenir d'autres paramètres comme la fréquence ou la longueur d'onde.

L'étalement de spectre par séquence directe peut être formulé à l'aide d'une convolution avec le code. L'avantage de cette formulation est la possibilité de représenter toute la chaîne de transmission par une cascade de filtres linéaires excités par une séquence impulsionnelle de symboles. De même le canal de propagation n'apportera qu'un filtre supplémentaire à la séquence de symboles émis.

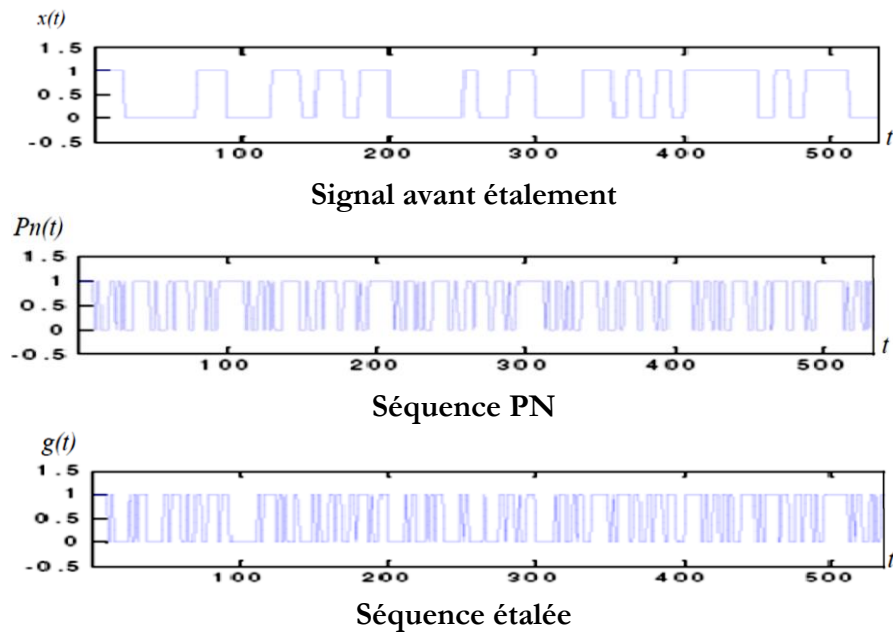


Figure 3.17 — Schéma d'un codage CDMA par séquence directe (DS-CDMA) [83].

Les avantages et les limites de la CDMA sont présentés en Annexe C.

3.6 Le système MC-CDMA

Parmi les trois techniques combinant les modulations à porteuses multiples et l'étalement de spectre, le système MC-CDMA est de loin le plus étudié. Depuis son apparition en 1993, le MC-CDMA a tout d'abord fait l'objet de nombreuses comparaisons avec des systèmes utilisant la technique DS-CDMA [28-34]. Ces comparaisons ont largement démontré la supériorité des systèmes MC-CDMA vis-à-vis des systèmes DS-CDMA [84].

Le système MC-CDMA est une combinaison entre le système CDMA et les techniques multi-porteuses. On peut distinguer deux grandes familles de systèmes combinant l'étalement de spectre et les techniques multi-porteuses [83,104]:

- L'étalement par multi-porteuses classique.
- L'étalement par fréquences orthogonales.

3.6.1 L'étalement par multi-porteuses classique

Lorsque le canal radio mobile s'avère être très hostile en terme d'évanouissements et de dispersion, l'étalement par multi-porteuses semble être la solution [105]. Il consiste à répartir les données sur différents sous-canaux de petites tailles qui se comportent comme des systèmes

CDMA autonomes. Chaque canal est alloué sur une porteuse différente, d'où le nom de la technique.

Deux cas de figures peuvent se présenter :

- Le système multi-porteur à fréquence de chip faible,
- Le système MT-CDMA (Multi-tone CDMA).

➤ **Le système multi-porteur à fréquence de chip faible**

Cette technique a été adoptée dans le cadre du projet CDMA2000. Elle consiste à transmettre plusieurs canaux de largeur raisonnable sur des porteuses différentes. On essaye ici d'éviter tout recouvrement spectral comme le montre le cas limite de la figure 3.18.

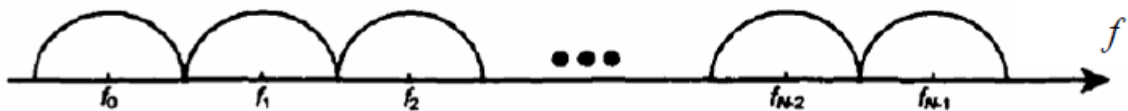


Figure 3. 18 — Spectre de puissance pour multi-porteuses classique [83].

Cette technique présente plusieurs avantages par rapport à la technique d'étalement large bande par séquence PN. On peut en effet exploiter les différentes porteuses en utilisant plusieurs antennes au niveau de la base [83,106].

- Le traitement en parallèle plutôt qu'en série comme dans l'étalement par séquence directe permet de réduire la vitesse de traitement et donc la consommation des appareils,
- Si on utilise des canaux de largeur raisonnable on peut limiter l'interférence inter symbole (ISI) et même inter chip (ICI). Néanmoins, cette technique a pour inconvénients :
 - ✓ La nécessité de traitement numérique en parallèle sur chaque porteuse,
 - ✓ La nécessité d'employer une banque de filtre à la réception.
 - ✓ L'efficacité spectrale est moyenne,
 - ✓ Il s'avère plus difficile de synchroniser les sous-porteuses.
 - ✓ Il en résulte une sensibilité accrue à l'effet Doppler.

➤ Le système MT-CDMA (Multitone CDMA)

Afin d'améliorer l'efficacité spectrale du système multi-porteuses, une technique d'étalement large bande a été suggérée mais reste peu employée pour des raisons de mise en œuvre coûteuse [83,107].

Ce procédé consiste à exploiter le plus grand nombre de séquences PN disponibles en émettant sur chaque porteuse des signaux de largeur de bande très grande. Pour porteuses, ce sont les séquences PN qui seront utilisées à la réception (figure 3.19).

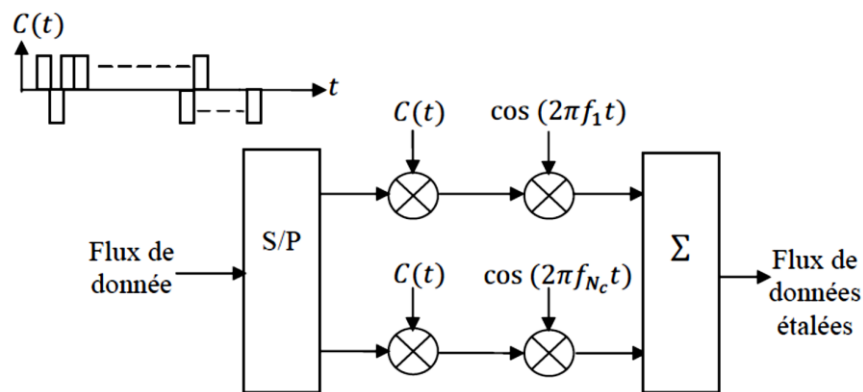


Figure 3. 19 — Schéma d'un émetteur MT-CDMA [83].

L'emploi de séquences PN plus longues que celles du système multi-porteuses à fréquence de chip faible, permet de diminuer l'interférence inter-usagers puisque les séquences aléatoires seront plus efficaces. Néanmoins, ce système souffre d'une interférence entre les porteuses et il est pratiquement indispensable d'employer une technique d'égalisation par récepteur RAKE sur chaque porteuse, ce qui complique de manière considérable le dispositif [83].

3.6.2 L'étalement par fréquences orthogonales

L'idée novatrice de l'OFDM par rapport au multi-porteuses classique est que les différentes porteuses sont orthogonales les unes par rapport aux autres. On entend par ceci qu'à la réception, l'intégration sur une période de chip exclut, dans le cas idéal de synchronisation, toute interférence entre les porteuses.

$$\int_0^{T_c} \cos(w_i t + \phi_i) \cos(w_j t + \phi_j) dt = 0, i \neq j \quad (3.31)$$

Afin de bénéficier en plus des avantages des techniques d'étalement de spectre, il est possible de mettre au point des méthodes hybrides OFDM-CDMA. Les performances des dispositifs à fréquences orthogonales semblent convaincantes : Fazel, Kaiser et Schnell, qui ont montré par

simulation, lors de leurs recherches au sein du projet européen RACE CODIT, que la méthode hybride OFDM-CDMA serait plus efficace que le DS-CDMA [95].

On peut distinguer deux grandes familles de systèmes d'étalement à porteuses orthogonales [108] :

- Le Système MC-DS-CDMA (Multicarrier Direct Sequence CDMA).
- Le Système MC-CDMA (Multicarrier CDMA).

3.6.2.1 Le système MC-DS-CDMA (Multicarrier Direct Sequence CDMA)

L'étalement sur les différentes porteuses orthogonales est réalisé de manière classique, par multiplication par une séquence pseudo-aléatoire de fréquence de chip élevée qui vérifie la relation suivante :

$$\Delta f = \frac{1}{T_C} = \frac{L_C}{N_C T_b} = \frac{L_C}{T_S} \quad (3.32)$$

Où Δf représente l'écart entre les porteuses, T_S est la durée symbole MC-DS-CDMA sur chaque sous porteuse, T_C la période de chip, N_C le nombre de porteuses, L_C la longueur des séquences PN et T_b est la durée d'un bit en entrée du système.

L'information à transmettre n'est pas nécessairement dupliquée sur toutes les porteuses et on peut utiliser un convertisseur série/parallèle en début de chaîne comme le montre la figure 3.20.

Cette technique permet de réduire, voire d'éliminer l'interférence inter-chip de manière efficace et l'utilisation de la transformée de Fourier permet d'accomplir l'étalement de manière numérique, sans avoir recours à des filtres analogiques [83].

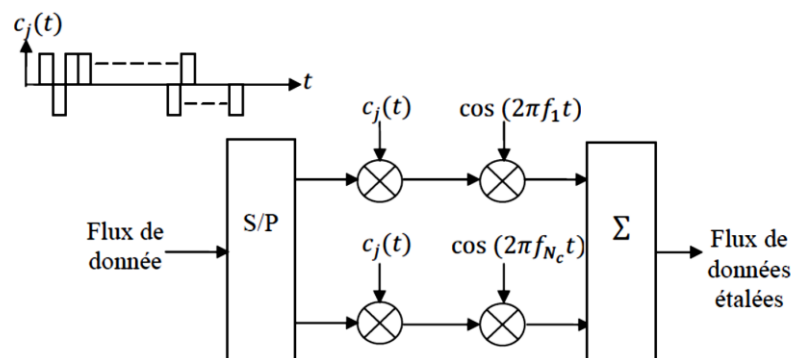


Figure 3. 20 — Schéma d'un émetteur MC-DS-CDMA [83].

3.6.2.2 Le système MC-CDMA (Multicarrier CDMA)

Cette technique qui nous intéresse dans notre travail de recherche; a été introduite en 1993 [109]. Les différentes porteuses sont orthogonales et la séquence PN qui permet de différencier les différents usagers est de longueur égale au nombre de porteuses. En effet chaque chip de la séquence PN est appliqué à une porteuse comme le montre la figure 3.21. Les différentes porteuses véhiculent la même séquence d'information.

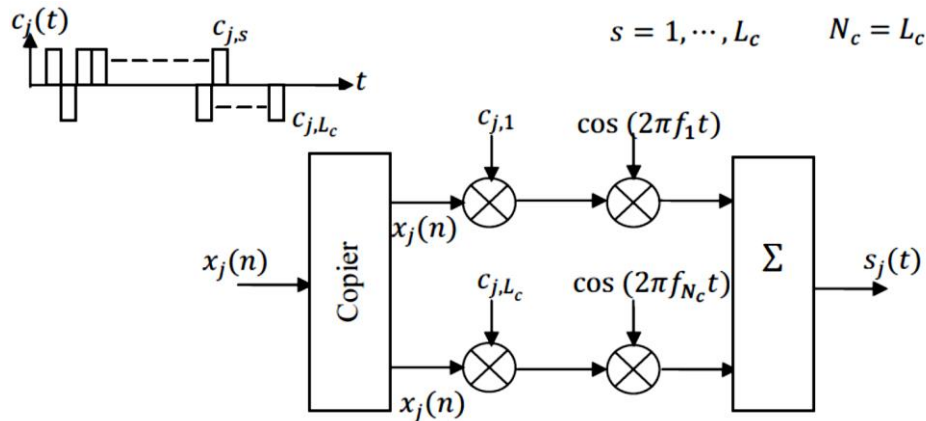


Figure 3. 21 — Schéma d'un émetteur MC-CDMA [83].

Avec cette méthode, le signal est, en quelque sorte, combiné dans le domaine fréquentiel et il est aussi possible d'utiliser un convertisseur série/parallèle avant ce dispositif si le débit est très grand afin d'éliminer l'interférence inter-symbole et même inter-chip.

La figure 3.22 représente l'allure générale du spectre de puissance du système MC-CDMA qui se caractérise par un nombre conséquent de porteuses très rapprochées. Pour ces avantages, telle que l'efficacité spectrale améliorée et l'élimination de l'interférence inter-chip grâce à des largeurs de bande très petites, ce procédé a été adopté potentiellement pour la 4^{ème} génération et plus pour les réseaux de téléphonies mobile [83].

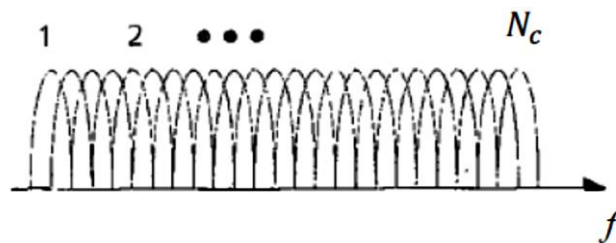


Figure 3. 22 — Spectre de puissance MC-CDMA [83].

3.6.3 Principes du système AMRC à porteuses multiples ou MC-CDMA

Le signal MC-CDMA est issu de la concaténation des opérations d'étalement de spectre par séquence directe et de la modulation à porteuses multiples. Le modulateur MC-CDMA étale les données d_j de chaque utilisateur j dans le domaine fréquentiel [110]. L'étalement se réalise par la multiplication des données d_j par chacun des éléments du code c_j d'étalement associé.

La figure 3.23 représente le modulateur MC-CDMA dans le cas où le code d'étalement a une longueur L_C égale au nombre de sous-porteuses N_C .

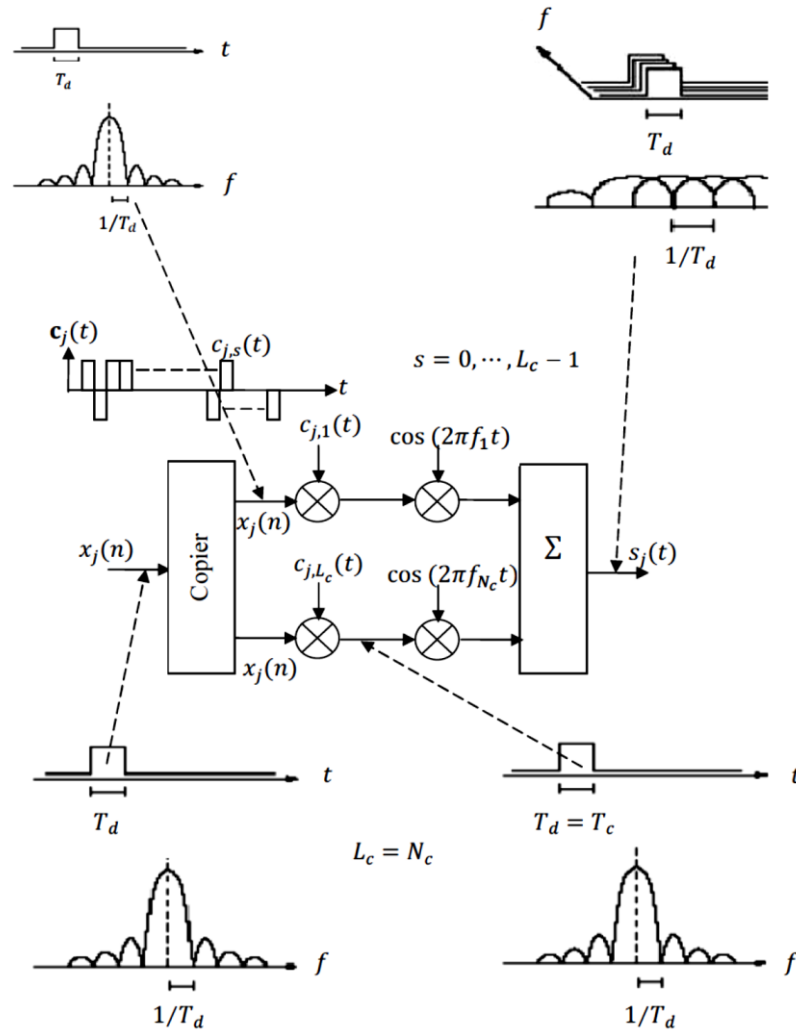


Figure 3. 23 — Modulateur MC-CDMA du $j^{\text{ième}}$ utilisateur avec $L_C = N_C$ [83].

Sous l'hypothèse de L_C égale à N_C , l'expression du signal émis sur $[0, T_S [$ en fréquence intermédiaire, en sortie du modulateur est donnée par la relation [111] :

$$S_j(t) = \frac{1}{\sqrt{N_C}} \sum_{p=0}^{N_C-1} \Re \left\{ d_j c_{k,j} \prod(t) e^{2j\pi f_p t} \right\} \quad (3.33)$$

$$\text{Avec : } f_p = f_0 + \frac{p}{T_s}$$

L'étalement se faisant à la fréquence du signal à moduler, la durée T_s du symbole modulé reste égale à celle T_d du symbole x_j . Il en ressort un espacement entre sous-porteuses Δf donné par :

$$\Delta f = \frac{1}{T_s} = \frac{1}{T_d} \quad (3.34)$$

L'enveloppe complexe signal modulé X_j , échantillonné à $\frac{T_s}{N_c}$ est donc égale à [83] :

$$X_j \left(\frac{nT_s}{N_c} \right) = \frac{d_j}{\sqrt{N_c}} \sum_{p=0}^{N_c-1} c_{p,j} e^{2j\pi n \frac{p - \frac{N_c}{2}}{N_c}} = (-1)^x x_j \sum_{p=0}^{N_c-1} \frac{c_{p,j}}{\sqrt{N_c}} e^{2j\pi n \frac{p}{N_c}} \quad (3.35)$$

Tout comme le signal OFDM, le signal MC-CDMA peut être généré par une transformée de Fourier discrète (TFD) inverse effectuée sur les chips du code d'étalement. Ainsi, le choix des codes d'étalement est fondamental. En effet, de trop grandes variations de l'enveloppe complexe du signal modulé sont délicates à traiter pour les amplificateurs radiofréquence de puissance [112].

La description du modulateur MC-CDMA repose ici sur l'hypothèse L_c égale à N_c . Cependant, le plus souvent, des combinaisons sont proposées pour différentes valeurs de L_c et N_c . De plus, les techniques présentées précédemment pour combattre les ISI et les ICI, à savoir l'ajout d'intervalle de garde et le zero-padding, sont toujours utilisables dans notre cas de figure. Dès lors, nous distinguerons le nombre de sous-porteuses utiles N_{cu} , sur lesquelles les données sont émises, du nombre de sous-porteuses totales correspondant au nombre de points de la TFD.

Ainsi, l'agencement de la longueur des codes et du nombre de sous-porteuses permet le dimensionnement de système MC-CDMA adaptés à de nombreux cas de figures.

Les avantages et les limites de la MC-CDMA sont présentés en Annexe C.

3.7 Modélisation du système MC-CDMA dans le cas d'une liaison descendante

La chaîne de radiocommunications illustrée par la figure 3.24 représente l'organisation générale d'une liaison descendante synchrone entre un émetteur et N_U terminaux mobiles basés sur la technique MC-CDMA. La conversion série-parallèle au sein de l'émetteur montre que chaque sous-porteuse est modulée par les données de chaque utilisateur multipliées par chacun des chips de leur séquence d'étalement.

Afin de remédier aux perturbations introduites par le canal de transmission, il est nécessaire de mettre en œuvre un dispositif d'égalisation. Deux catégories de détecteurs existent, les détecteurs mono-utilisateurs et les détecteurs multi-utilisateurs [113]. Dans le premier cas, seule la séquence de l'utilisateur considéré est supposée connue, les interférences liées aux autres utilisateurs étant alors considérées comme des brouilleurs. Dans l'autre cas, les séquences de tous les utilisateurs sont connues, les interférences d'accès multiples sont alors considérées comme des signaux déterministes et non plus comme aléatoires. Ainsi, dans le cas où N_U utilisateurs sont actifs, le signal reçu peut s'exprimer par [83] :

$$r(t) = (h * s)(t) + b(t) \quad (3.36)$$

$$r(t) = \frac{1}{\sqrt{N_c}} \sum_{l=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{N_u-1} \sum_{p=0}^{N_c-1} \beta_l(t) e^{j(2\pi\nu_l t + \theta_l(t))} x_j c_{p,j} e^{2j\pi \left(p - \frac{N_c}{2}\right) \frac{t - \tau_l}{T_s}} + b(t) \quad (3.37)$$

$\theta_l(t) = -2\pi\nu_l\tau_l(t)$ est le déplacement de la phase introduit par le trajet de propagation l .

Nous supposons un dimensionnement adéquat du système étudié. Ainsi, la durée de l'intervalle de garde T_g (ou préfixe cyclique T_{p0}) sera suffisante, garantissant l'absence d'interférences entre symboles et entre sous-porteuses. De plus, la durée du symbole MC-CDMA sera suffisante afin de considérer le canal comme invariant sur toute la durée de ce symbole, ainsi que l'absence de sélectivité fréquentielle sur chaque sous-porteuse. Ensuite, l'indépendance des processus aléatoires affectant chaque sous-porteuse sera garantie par les entrelacements temporel et fréquentiel. Sous ces hypothèses, l'équivalence temps-fréquence permet la modélisation du canal dans le domaine fréquentiel par un ensemble de N_c coefficients h_p , égaux à $\rho_p e^{i\varphi_p}$, affectant chaque sous-porteuse p , indépendants et constants sur la durée $T_s + T_g$ d'un symbole.

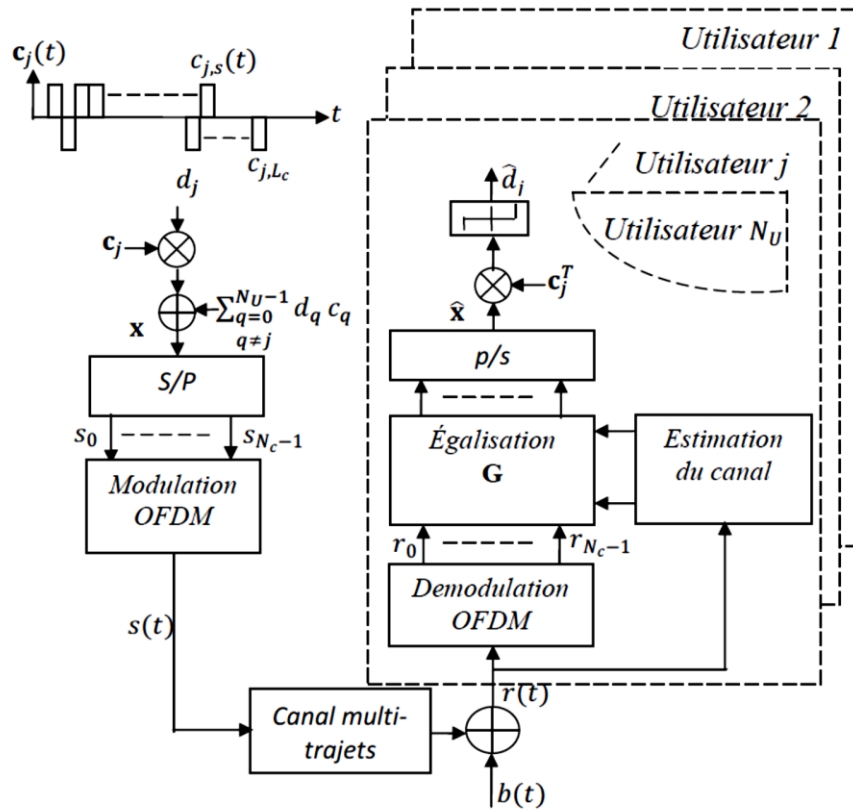


Figure 3.24 — Représentation d'une chaîne de communication utilisant la technique MC-CDMA [83].

Enfin, nous prendrons L_c égal à N_c . Ainsi, après les opérations de filtrage, de transposition en bande de base, d'échantillonnage et de suppression de l'intervalle de garde, l'expression d'un symbole MC-CDMA reçu peut s'écrire [114] :

$$r = HC_X + b \quad (3.38)$$

r , désigne un vecteur constitué des valeurs reçues de chaque sous-porteuse :

$$r = [r_0, \dots, r_{N_c-1}]^T \quad (3.39)$$

La matrice H représente la matrice des coefficients complexes du canal de taille $N_c \times N_c$.

Les hypothèses précédemment formulées sur le bon dimensionnement du système permettent de considérer cette matrice comme diagonale :

$$H = \begin{bmatrix} h_0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & h_0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & h_{N_c-1} \end{bmatrix} \quad (3.40)$$

La matrice C représente les codes d'étalement. L'opération d'étalement peut ainsi être représentée comme la multiplication de la matrice C par le vecteur d , constitué des données de chaque utilisateur. On a donc :

$$C = \begin{bmatrix} C_0 & \dots & C_{N_u-1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} C_{0,0} & C_{0,1} & \dots & C_{0,N_U-1} \\ C_{1,0} & C_{1,1} & \dots & C_{1,N_U-1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ C_{L_c-1,0} & C_{L_c-1,1} & \dots & C_{L_c-1,N_U-1} \end{bmatrix} \quad (3.41)$$

Avec :

$$C_j = [C_{0,j}, C_{1,j}, \dots, C_{L_c-1,j}]^T \quad \text{et} \quad d = [d_0, \dots, d_{N_U-1}]^T$$

$$b = [b_0, \dots, b_{N_c-1}]^T$$

Le vecteur b représente les N_c composantes du bruit affectant chaque sous-porteuse et modélisables comme étant des processus gaussiens additifs.

En réception, la structure des détecteurs présentés, ci-dessous, repose sur l'utilisation d'un étage d'égalisation, suivi des opérations de désétalement selon la séquence de l'utilisateur considéré, et enfin la démodulation binaire. Les performances atteintes avec les détecteurs multi-utilisateurs sont meilleures que celles des détecteurs mono-utilisateurs [83].

Les détecteurs sont présentés en Annexe C.

3.8 Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre les techniques d'accès multiples et les techniques de modulation avancées. Nous avons rappelé les techniques multi-utilisateurs comme la TDMA et la FDMA sur bande de base ainsi que sur fréquence porteuse. Le principe de la modulation à accès multiple par répartition de code connue sous le nom de CDMA a été étalé. Cette technique est à la base des systèmes de la 3^{ème} génération de téléphonie mobile.

Deux techniques de base qui étaient envisagées pour la 4^{ème} génération ont été présentées : l'OFDM qui offre une grande flexibilité d'allocation de ressources sur les différentes sous-porteuses et le CDMA qui offre une grande robustesse vis à vis des brouilleurs ainsi qu'une simplicité de gestion de l'accès multiple. En combinant ces deux méthodes d'une façon ou d'une autre, on pourrait alors bénéficier des avantages de chacune d'elles. C'est le MC-CDMA.

Chapitre 4

Transmission d'images compressées

4.1 Introduction générale

La transmission des données multimédia, images et vidéo est un grand challenge pour la communauté scientifique surtout dans les communications sans fils. Le système MC-CDMA est considéré comme un avancement dans le système de communication mobile. Considérée comme la technologie des communications des prochaines générations, les signaux peuvent être facilement transmis et reçus en utilisant le dispositif de (FFT) sans augmenter la complexité de l'émetteur et du récepteur.

La compression de données ou d'images est une étape cruciale dans les systèmes de communications car elle permet une optimisation des ressources allouées aux utilisateurs. Ainsi, un gain important en temps et en espace est apporté. Le codeur SPIHT est considéré comme l'un des algorithmes de compression d'image à base d'ondelettes les plus efficaces disponible dans la littérature [62,115]. Il est capable de compresser des images sans perte ainsi qu'avec pertes.

Dans ce chapitre, nous nous proposons d'étudier une combinaison de codage source (codeur SPIHT) avec la technique de communication MC-CDMA (dénommé TOD-SPIHT-MC-CDMA) pour la transmission des images naturelles et médicales. Les performances du modèle proposé sont évaluées objectivement avec différents paramètres PSNR, MSSIM, SNR et BER dans un canal Gaussien.

4.2 Choix de la transformée en ondelettes optimale associé au codeur SPHIT

En réponse au choix délicat du type d'ondelette le mieux adapté aux codeurs SPIHT et afin de valoriser la puissance de l'algorithme de compression des images SPIHT, nous essayerons d'appliquer un grand nombre d'ondelettes discrètes (orthogonales et bi-orthogonales) dans l'analyse de la fameuse image Lena. En premier lieu, nous allons chercher le meilleur niveau de décomposition des ondelettes analysantes, celles qui nous donnent les meilleurs résultats de simulations en termes de PSNR et MSSIM. Ces résultats seront pris en considération par la suite

dans la compression des images utilisées. En second lieu, nous chercherons le type d'ondelette le plus apte à donner les meilleurs résultats à associer au codeur SPIHT.

4.2.1 Choix du niveau de décomposition

Appliquons deux types d'ondelettes : ondelette Daubechies 'db1' (ondelette orthogonale) et l'ondelette bi-orthogonales 'bior1.3', la décomposition de l'image originale Lena de taille (128×128) avec différents bits rates R_c (bpp : bits par pixel) se fait sur sept niveaux dont chaque niveau de décomposition sera calculé par le PSNR et le MSSIM pour cette même image.

Les tableaux 4.1 - 4.4 montrent les résultats de simulation pour l'ondelette 'db1' et 'bior1.3' sur les 7 niveaux de décomposition pour les paramètres PSNR et MSSIM à différents R_c .

R_c (bpp)	Niveau 1	Niveau 2	Niveau 3	Niveau 4	Niveau 5	Niveau 6	Niveau 7
0,125	34,34	29,09	28,22	29,05	29,59	30,10	30,20
0,25	31,77	28,26	28,16	30,48	30,63	30,75	30,78
0,50	29,06	28,13	30,43	31,69	31,94	32,08	31,95
0,75	28,22	27,02	31,57	32,51	32,83	32,85	32,94
1	28,22	28,40	32,35	33,95	34,18	34,15	34,30
1,5	28,22	30,07	34,95	36,92	37,06	37,43	37,23
2	28,13	31,64	38,12	39,98	40,25	40,48	40,56

Tableau 4. 1 — Variations du PSNR pour différents niveaux de décomposition (ondelette db1).

R_c (bpp)	Niveau 1	Niveau 2	Niveau 3	Niveau 4	Niveau 5	Niveau 6	Niveau 7
0,125	0,040	0,215	0,243	0,430	0,553	0,572	0,576
0,25	0,118	0,261	0,374	0,611	0,662	0,670	0,674
0,5	0,261	0,313	0,585	0,764	0,788	0,793	0,794
0,75	0,32	0,437	0,751	0,834	0,851	0,855	0,856
1	0,32	0,496	0,822	0,884	0,896	0,897	0,898
1,5	0,32	0,633	0,913	0,938	0,942	0,943	0,943
2	0,377	0,778	0,950	0,967	0,969	0,969	0,970

Tableau 4. 2 — Variations du MSSIM pour différents niveaux de décomposition (ondelette db1).

R_c (bpp)	Niveau 1	Niveau 2	Niveau 3	Niveau 4	Niveau 5	Niveau 6	Niveau 7
0,125	34,40	29,10	28,19	29,58	30,11	30,15	29,86
0,25	31,85	28,28	28,16	30,47	30,74	30,96	30,81
0,5	29,10	28,18	30,45	31,56	31,73	31,90	31,79
0,75	28,25	27,14	31,29	32,37	32,39	32,56	32,50
1	28,25	28,48	32,16	33,70	33,92	34,04	33,95
1,5	28,25	29,97	34,57	36,56	36,92	37,02	37,03
2	28,16	31,61	37,93	39,70	39,89	40,01	40,02

Tableau 4. 3 — Variations du PSNR pour différents niveaux de décomposition (ondelette bior1.3).

Rc (bpp)	Niveau 1	Niveau 2	Niveau 3	Niveau 4	Niveau 5	Niveau 6	Niveau 7
0,125	0,040	0,216	0,237	0,422	0,538	0,556	0,558
0,25	0,117	0,263	0,365	0,604	0,639	0,655	0,659
0,5	0,262	0,314	0,590	0,751	0,773	0,778	0,779
0,75	0,321	0,437	0,738	0,817	0,832	0,834	0,835
1	0,321	0,506	0,811	0,878	0,884	0,888	0,889
1,5	0,321	0,627	0,907	0,933	0,938	0,939	0,939
2	0,377	0,771	0,947	0,962	0,966	0,966	0,966

Tableau 4. 4 — Variations du MSSIM pour différents niveaux de décomposition (ondelette bior1.3).

Pour une meilleure exploitation des résultats obtenus, nous allons les regrouper sous forme de tracés (voir figure 4.1 et 4.2).

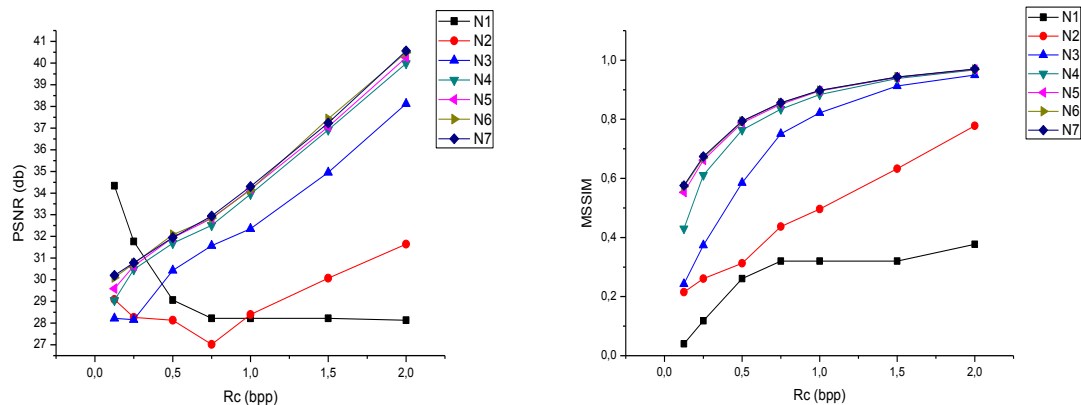


Figure 4. 1 — Variations du PSNR et MSSIM concernant chaque niveau de décomposition (ondelette db1).

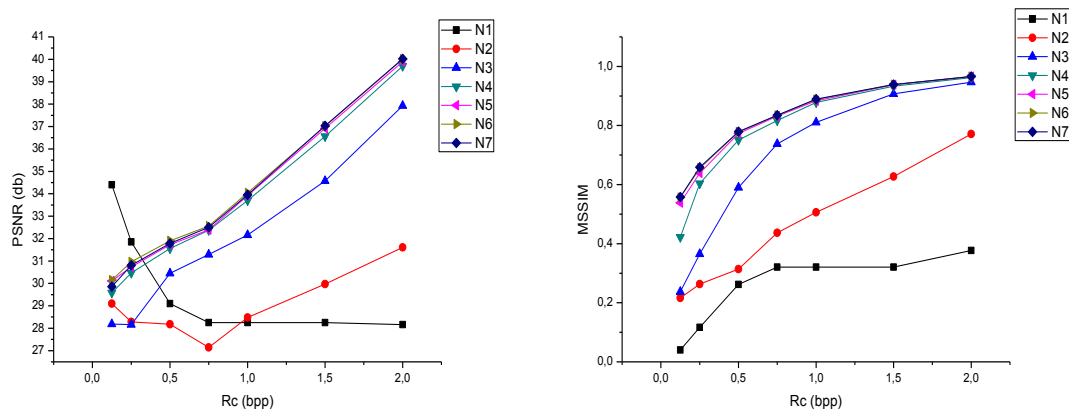


Figure 4. 2 — Variations du PSNR et MSSIM concernant chaque niveau de décomposition (ondelette bior1.3).

A partir de la figure 4.1, nous remarquons que les deux premiers niveaux de décomposition (1 et 2) donnent les plus faibles valeurs du PSNR comparés aux autres niveaux. A l'exception du 1^{er} niveau ou nous obtenons un PSNR élevé (34,34 dB et 31,73 dB) comparé aux autres résultats pour les mêmes Rc (0,125 bpp et 0,25 bpp) mais avec une qualité d'images résultantes très mauvaise (MSSIM (0,040 et 0,118)) très faibles). Dans le graphe des variations du MSSIM, et

suivant les différents niveaux de décomposition, nous remarquons que les valeurs obtenues augmentent avec l'augmentation des niveaux de décomposition: plus ces derniers sont élevés et plus la qualité visuelle de l'image est bonne surtout pour le 6^{ème} et le 7^{ème} niveau. Notre choix se portera sur le niveau 7 de décomposition, car il présente les meilleurs résultats par rapport aux autres résultats obtenus.

Les mêmes remarques sont à noter dans le cas des variations du PSNR ainsi que dans celui de l'ondelette bior1.3. De plus les meilleurs résultats d'analyses sont donnés dans le 6^{ème} niveau de décomposition. Par contre, pour les variations du MSSIM, le 7^{ème} niveau de décomposition donne les meilleurs résultats en relation avec les autres données de simulation.

Il est à noter que le PSNR (mesure de la variation de distorsion) ne peut à lui seul nous informer de la qualité d'image compressée, en conséquence nous avons rajouté le paramètre MSSIM qui nous informe sur la qualité visuelle de l'image résultante.

Selon les résultats obtenus par les différentes valeurs du PSNR, MSSIM, le 7^{ème} niveau de décomposition donne les meilleurs résultats de compression ; soit par l'ondelette orthogonale 'db1' ou bien par l'ondelette bi-orthogonale 'bior1.3'. Par la suite seul le niveau de décomposition 7 sera utilisé dans la compression SPIHT à base d'image 128×128 ou le niveau de décomposition maximal est atteint. L'approximation de l'image originale est concentrée dans un seul pixel de l'image décomposée.

4.2.2 Association des familles des ondelettes avec le codeur SPIHT

Nous appliquerons différentes familles d'ondelettes discrètes orthogonales et bi-orthogonales associées au codeur de sous bandes SPIHT, toujours avec le niveau de décomposition 7, et suivant les différents paramètres de caractérisation à savoir : PSNR et MSSIM nous choisirons l'ondelette analysante la plus adéquate à associer au codeur SPIHT (celle qui nous donne les meilleurs résultats de compression et de qualité visuelle de l'image résultante. Elle sera prise en considération pour la transmission des images à travers le système MC-CDMA).

4.2.2.1 Ondelettes Orthogonales

4.2.2.1.1. Famille Daubechies

Nous appliquerons l'algorithme SPIHT associé à la transformée d'ondelettes discrètes (TOD) avec différentes ondelettes analysantes Daubechies « db ». Les tableaux 4.5 et 4.6 montrent les valeurs du PSNR et MSSIM pour différentes ondelettes Daubechies à différent Rc.

Rc (bpp)	db1	db2	db3	db4	db5	db6	db7	db8	db9	db10	db11
0,125	30,20	30,00	30,33	30,13	30,40	30,02	30,33	30,18	30,14	30,25	30,21
0,25	30,80	30,75	30,81	30,80	30,98	30,72	30,96	30,76	30,98	30,79	30,77
0,5	32,00	32,26	32,36	32,44	32,44	32,32	32,44	32,25	32,25	32,25	32,09
0,75	32,90	33,80	33,97	34,21	34,28	33,95	34,17	33,97	33,89	34,01	33,80
1	34,30	35,15	35,41	35,68	35,69	35,35	35,67	35,35	35,35	35,50	35,19
1,5	37,20	38,62	39,01	39,33	39,49	39,12	39,48	39,04	38,96	39,26	38,79
2	40,60	42,15	42,72	42,95	43,13	42,82	43,08	42,49	42,46	42,82	42,27

Tableau 4.5 — Variations du PSNR pour différentes ondelettes analysante ‘Daubechies’.

Rc (bpp)	db1	db2	db3	db4	db5	db6	db7	db8	db9	db10	db11
0,125	0,576	0,608	0,643	0,616	0,658	0,623	0,646	0,635	0,641	0,626	0,635
0,25	0,674	0,716	0,734	0,724	0,742	0,721	0,735	0,719	0,746	0,717	0,726
0,5	0,794	0,828	0,838	0,831	0,839	0,835	0,835	0,826	0,829	0,824	0,818
0,75	0,856	0,889	0,896	0,896	0,901	0,891	0,895	0,886	0,890	0,887	0,886
1	0,898	0,921	0,927	0,925	0,930	0,920	0,926	0,918	0,917	0,920	0,915
1,5	0,943	0,960	0,962	0,964	0,965	0,961	0,964	0,960	0,959	0,961	0,957
2	0,970	0,977	0,980	0,980	0,981	0,980	0,980	0,978	0,978	0,979	0,977

Tableau 4.6 — Variations du MSSIM pour différentes ondelettes analysante ‘Daubechies’.

L'ondelette qui paraît être la plus intéressante à ce niveau est « db5 » car elle donne les meilleures valeurs sur l'ensemble (PSNR, MSSIM) comparées à celles données par les autres ondelettes analysantes. A l'exception de l'ondelette db9 (cas où Rc = 0,25 bpp nous avons un MSSIM=0,746). Nous restreindrons donc notre choix sur les ondelettes analysantes « db5 » en ce qui concerne la famille d'ondelettes Daubechies. La même procédure effectuée pour le choix de l'ondelette analysante pour la famille Daubechies sera reproduite par la suite dans le cas des autres familles d'ondelettes orthogonales et bi-orthogonales.

4.2.2.1.2. Famille Symelets

Le calcul du PSNR et MSSIM concernant les ondelettes de la famille Symelets est donné par les tableaux 4.7 et 4.8.

Rc (bpp)	sym1	sym2	sym3	sym4	sym5	sym6	sym7	sym8	sym9	sym10	sym11
0,125	30,20	30,00	30,33	30,07	30,21	30,28	30,32	30,22	30,23	30,16	30,32
0,25	30,78	30,75	30,81	30,82	31,14	30,89	30,95	30,98	31,08	30,99	30,87
0,5	31,95	32,26	32,36	32,35	32,55	32,49	32,54	32,53	32,64	32,54	32,47
0,75	32,94	33,80	33,97	34,10	34,39	34,23	34,25	34,34	34,45	34,36	34,30
1	34,30	35,41	35,41	35,66	35,88	35,72	35,72	35,88	35,94	35,90	35,68
1,5	37,23	38,62	39,01	39,32	39,64	39,56	39,48	39,60	39,68	39,57	39,42
2	40,56	42,15	42,72	42,92	43,18	43,20	43,10	43,29	43,30	43,24	42,93

Tableau 4.7 — Variations du PSNR pour différentes ondelettes analysante ‘Symelets’.

Rc (bpp)	sym1	sym2	sym3	sym4	sym5	sym6	sym7	sym8	sym9	sym10	sym11
0,125	0,576	0,608	0,643	0,650	0,638	0,660	0,645	0,657	0,648	0,655	0,641
0,25	0,674	0,716	0,734	0,740	0,750	0,742	0,739	0,749	0,746	0,751	0,733
0,5	0,794	0,828	0,838	0,843	0,848	0,844	0,847	0,846	0,849	0,848	0,839
0,75	0,856	0,889	0,896	0,899	0,906	0,899	0,900	0,900	0,907	0,902	0,900
1	0,898	0,921	0,927	0,928	0,933	0,930	0,928	0,931	0,932	0,931	0,927
1,5	0,943	0,960	0,962	0,965	0,967	0,965	0,964	0,965	0,967	0,965	0,963
2	0,970	0,977	0,980	0,980	0,982	0,981	0,981	0,981	0,982	0,982	0,980

Tableau 4.8 — Variations du MSSIM pour différentes ondelettes analysante ‘Symelets’.

Selon les résultats donnés dans le tableau 4.7 des variations du PSNR de la famille des ondelettes Symelets, l'ondelette analysante Sym9 semble donné de bons résultats concernant les valeurs du PSNR, excepté dans deux cas d'ondelette Sym3 ($R_c = 0,125$ bpp nous avons un PSNR = 30,33 dB) et Sym5 ($R_c = 0,25$ bpp le PSNR = 31,14 dB) où ces derniers sont légèrement supérieurs à celle donnée par sym9 ($R_c = 0,125$ bpp le PSNR = 30,23 dB et pour $R_c = 0,25$ bpp le PSNR = 31,08 dB).

Pour la variation du MSSIM, l'ondelette Sym9 donne de bons résultats (excepté dans deux cas; l'ondelette Sym6 ($R_c = 0,125$ bpp nous avons un MSSIM = 0,660) et l'ondelette Sym10 ($R_c = 0,25$ bpp le MSSIM = 0,751)). L'ondelette analysante « Sym9 » donne à la fois pour le PSNR et le MSSIM un grand nombre de meilleurs résultats, cette dernière sera considérée comme la plus apte à utiliser avec l'algorithme SPIHT dans la compression des images pour la famille Symelets.

4.2.2.1.3. Famille Coiflets

Le calcul du PSNR et MSSIM concernant les ondelettes Coiflets est donné par les tableaux 4.9 et 4.10.

Rc (bpp)	Coif1	Coif2	Coif3	Coif4	Coif5
0,125	30,16	30,42	30,38	30,25	30,40
0,25	30,87	31,02	30,90	30,91	30,84
0,5	32,33	32,51	32,45	32,50	32,49
0,75	33,92	34,31	34,43	34,26	34,44
1	35,33	35,69	35,92	35,77	35,93
1,5	38,69	39,41	39,68	39,54	39,70
2	42,35	43,08	43,40	43,32	43,45

Tableau 4.9 — Variations du PSNR pour différentes ondelettes analysante ‘Coiflets’.

Rc (bpp)	Coif1	Coif2	Coif3	Coif4	Coif5
0,125	0,622	0,654	0,650	0,637	0,664
0,25	0,724	0,749	0,739	0,737	0,743
0,5	0,832	0,849	0,847	0,843	0,841
0,75	0,893	0,902	0,903	0,901	0,904
1	0,925	0,931	0,932	0,929	0,933
1,5	0,961	0,965	0,966	0,966	0,966
2	0,978	0,981	0,982	0,982	0,982

Tableau 4. 10 — Variation du MSSIM pour différentes ondelettes analysante ‘Coiflets’.

Dans le cas de la famille Coiflet ; les ondelettes qui paraissent nous intéresser sont : Coif2 et Coif5 car ce sont-elles qui donnent les meilleurs résultats pour les paramètres de variation PSNR et le MSSIM. Pour ce dernier (MSSIM) l'ondelette Coif5 donne beaucoup plus de bonnes valeurs que celles données par l'ondelette Coif2. Nous pouvons dire que « Coif5 » reflète les meilleurs résultats concernant la famille Coiflets.

4.2.2.2 Ondelettes Bi-orthogonales

4.2.2.2.1. Famille Bi-orthogonales

Pour les ondelettes bi-orthogonales, le nombre des moments nuls des filtres de décomposition n'est pas forcément égal à celui des filtres de reconstruction [14]. Cette différence entre le type d'ondelettes orthogonales et d'ondelettes bi-orthogonales entraînera forcément une différence dans le calcul du PSNR et MSSIM. Les tableaux 4.11 et 4.12 donnent les résultats du calcul PSNR et MSSIM lors de l'application des ondelettes bi-orthogonales.

Rc (bpp)	bior1.1	bior1.3	bior1.5	bior2.2	bior2.4	bior2.6	bior2.8	bior3.1	bior3.3	bior3.5	bior3.7	bior3.9	bior4.4	bior5.5	bior6.8
0,125	30,20	29,86	29,50	30,00	30,01	29,93	29,91	28,08	29,32	29,86	29,64	29,69	30,44	30,06	30,37
0,25	30,78	30,81	30,57	31,36	31,26	31,21	31,18	29,28	30,46	30,87	30,84	30,81	31,17	30,92	31,14
0,5	31,95	31,79	31,66	32,88	32,72	32,57	32,54	30,90	31,96	32,18	32,28	32,34	32,73	32,01	32,82
0,75	32,94	32,50	32,37	34,45	34,41	34,32	34,21	32,18	33,33	33,68	33,77	33,76	34,72	34,07	34,64
1	34,30	33,95	33,78	36,04	35,98	35,87	35,73	33,62	34,77	35,01	35,11	35,11	36,37	35,49	36,39
1,5	37,23	37,03	36,81	39,28	39,11	38,98	38,92	36,52	37,80	38,13	38,10	38,11	40,07	39,35	40,16
2	40,56	40,02	39,72	42,68	42,64	42,49	42,42	39,86	41,15	41,45	41,54	41,58	43,75	43,21	43,80

Tableau 4. 11 — Variations du PSNR pour chaque ondelette analysante ‘Bi-orthogonale’.

Rc (bpp)	bior1.1	bior1.3	bior1.5	bior2.2	bior2.4	bior2.6	bior2.8	bior3.1	bior3.3	bior3.5	bior3.7	bior3.9	bior4.4	bior5.5	bior6.8
0,125	0,576	0,558	0,547	0,669	0,664	0,659	0,656	0,465	0,580	0,623	0,626	0,621	0,668	0,636	0,666
0,25	0,674	0,659	0,643	0,765	0,759	0,754	0,750	0,633	0,706	0,725	0,728	0,728	0,762	0,742	0,762
0,5	0,794	0,779	0,774	0,857	0,854	0,851	0,850	0,776	0,828	0,835	0,835	0,837	0,857	0,829	0,855
0,75	0,856	0,835	0,832	0,907	0,908	0,906	0,904	0,856	0,886	0,895	0,894	0,894	0,912	0,894	0,910
1	0,898	0,889	0,882	0,938	0,937	0,936	0,935	0,900	0,927	0,928	0,929	0,931	0,941	0,921	0,939
1,5	0,943	0,939	0,935	0,968	0,968	0,967	0,966	0,949	0,961	0,962	0,963	0,963	0,969	0,963	0,970
2	0,970	0,966	0,963	0,981	0,982	0,981	0,980	0,971	0,977	0,978	0,979	0,979	0,983	0,981	0,984

Tableau 4.12 — Variation du MSSIM pour chaque ondelette analysante 'Bi-orthogonale'.

Pour la famille bi-orthogonales, les ondelettes analysantes retenues sont : bior2.2, bior2.4 et bior6.8 car les résultats des variations du PSNR et le MSSIM obtenus sont supérieurs à ceux données par les autres ondelettes analysantes. Pour le cas des ondelettes bi-orthogonales, les ondelettes analysantes « bior2.2 », « bior4.4 » et « bior6.8 » paraissent des candidates adéquates pour la compression des images à base de l'algorithme SPIHT.

4.2.2.2.2. Familles Bi-orthogonales réversibles

Les tableaux 4.13 et 4.14 donnent les résultats du calcul PSNR et MSSIM lors de l'application des ondelettes bi-orthogonales réversibles.

Rc (bpp)	rbio1.1	rbio1.3	rbio1.5	rbio2.2	rbio2.4	rbio2.6	rbio2.8	rbio3.1	rbio3.3	rbio3.5	rbio3.7	rbio3.9	rbio4.4	rbio5.5	rbio6.8
0,125	30,20	30,47	30,42	29,07	29,73	29,82	29,81	27,40	27,84	28,52	28,89	28,81	29,82	30,05	30,23
0,25	30,78	31,24	31,11	29,75	29,98	30,19	30,36	27,34	28,23	28,62	28,94	28,73	30,75	31,14	30,82
0,5	31,95	32,65	32,54	30,84	31,32	31,42	31,44	27,55	28,73	29,68	29,90	29,81	32,10	32,29	32,28
0,75	32,94	34,25	34,36	31,41	32,96	33,21	33,28	27,64	29,08	29,94	30,70	30,92	33,66	33,76	34,07
1	34,30	35,79	35,88	32,98	34,03	34,23	34,23	27,92	30,15	31,37	31,72	31,80	35,00	35,22	35,56
1,5	37,23	39,43	39,52	35,6	37,67	38,13	38,25	28,04	30,98	33,64	34,42	34,80	38,57	38,42	39,31
2	40,56	43,14	43,19	38,27	40,84	41,65	41,87	28,78	34,41	35,69	36,16	36,82	41,93	41,80	43,05

Tableau 4.13 — Variations du PSNR pour différentes ondelettes analysante 'Bi-orthogonale réversible'.

Rc (bpp)	rbio1.1	rbio1.3	rbio1.5	rbio2.2	rbio2.4	rbio2.6	rbio2.8	rbio3.1	rbio3.3	rbio3.5	rbio3.7	rbio3.9	rbio4.4	rbio5.5	rbio6.8
0,125	0,576	0,660	0,655	0,422	0,570	0,602	0,599	0,040	0,225	0,357	0,460	0,459	0,609	0,635	0,647
0,25	0,674	0,759	0,754	0,556	0,636	0,668	0,683	0,053	0,332	0,435	0,496	0,484	0,703	0,736	0,729
0,5	0,794	0,861	0,854	0,707	0,771	0,784	0,785	0,112	0,477	0,615	0,656	0,652	0,815	0,829	0,828
0,75	0,856	0,910	0,908	0,762	0,853	0,864	0,866	0,136	0,548	0,653	0,727	0,749	0,878	0,886	0,892
1	0,898	0,936	0,933	0,844	0,888	0,893	0,895	0,234	0,684	0,783	0,804	0,811	0,914	0,923	0,924
1,5	0,943	0,967	0,967	0,912	0,945	0,950	0,952	0,276	0,766	0,864	0,887	0,898	0,959	0,961	0,964
2	0,970	0,981	0,980	0,951	0,968	0,972	0,973	0,432	0,888	0,919	0,925	0,931	0,975	0,977	0,980

Tableau 4.14 — Variations du MSSIM pour différentes ondelettes analysante 'Bi-orthogonale réversible'.

Selon les résultats obtenus (tableau 4.13) des variations du PSNR de la famille d'ondelette bi-orthogonales réversibles, les ondelettes qui nous intéressent sont rbio1.3 et rbio1.5, mais en

analysant les résultats du tableau 4.14 du MSSIM, l'ondelette analysante rbio1.3 donne un ensemble des résultats, bien meilleur comparé aux autres ondelettes de la famille bi-orthogonales réversibles. Nous remarquons de même que l'ondelette analysante rbio3.1 n'est pas adéquate à la compression des images à base de l'algorithme SPIHT étant donné que les deux paramètres d'évaluations PSNR et MSSIM sont très faibles (pour une bonne qualité d'image compressé, les spécialistes de compression estiment qu'il faut avoir un PSNR égal ou supérieur à 30 dB) en comparaison aux autres valeurs obtenues. Pour le cas des ondelettes bi-orthogonales réversibles, l'ondelette analysante « rbio1.3 » semble une bonne candidate pour la compression des images à base du codeur SPIHT.

4.2.2.2.3. Ondelette bi-orthogonale CDF9/7

Comme pour le cas des ondelettes analysantes db1 et bior1.3, nous appliquerons l'ondelette : Cohen-Daubechies-Feauveau 'CDF9/7' (ondelette bi-orthogonale) toujours avec l'image Lena de taille (128×128), la décomposition se fait sur sept niveaux et pour chaque niveau de décomposition nous calculerons le PSNR et MSSIM pour cette même image. Les tableaux 4.15 et 4.16 montrent les résultats de simulation pour l'ondelette 'CDF9/7' sur les 7 niveaux de décompositions.

Rc (bpp)	Niveau 1	Niveau 2	Niveau 3	Niveau 4	Niveau 5	Niveau 6	Niveau 7
0,125	34,78	29,56	28,17	29,36	30,36	30,41	30,39
0,25	32,07	28,66	28,09	30,85	31,15	31,49	31,38
0,50	29,34	28,35	30,50	32,64	32,75	32,91	32,68
0,75	28,51	27,31	32,33	34,53	35,05	35,04	35,06
1	28,51	28,73	34,09	36,16	36,76	36,97	37,02
1,5	28,51	30,23	37,64	39,93	40,56	40,76	40,79
2	28,29	32,17	41,22	43,56	44,07	44,13	44,26

Tableau 4. 15 — Variations du PSNR pour différentes niveaux de décomposition (ondelette CDF9/7).

Rc (bpp)	Niveau 1	Niveau 2	Niveau 3	Niveau 4	Niveau 5	Niveau 6	Niveau 7
0,125	0,045	0,237	0,254	0,468	0,649	0,674	0,679
0,25	0,136	0,290	0,433	0,710	0,760	0,772	0,775
0,5	0,298	0,345	0,680	0,842	0,862	0,867	0,868
0,75	0,365	0,510	0,826	0,905	0,915	0,917	0,917
1	0,365	0,581	0,892	0,937	0,944	0,945	0,945
1,5	0,365	0,714	0,952	0,969	0,972	0,973	0,973
2	0,422	0,826	0,975	0,983	0,985	0,986	0,986

Tableau 4. 16 — Variation du MSSIM pour différentes niveaux de décomposition (ondelette CDF9/7).

A partir des résultats obtenus en termes de PSNR et MSSIM relatifs à l'ondelette CDF9/7, nous pouvons déduire que le niveau 7 donne de bons résultats concernant la compression d'image à base du codeur SPIHT.

4.2.2.3 Regroupement des principales ondelettes analysantes

Nous regrouperons les résultats de l'analyse de compression d'image Lena 128×128 (PSNR, MSSIM) dans un même Tableau pour l'essentiel des ondelettes analysantes à savoir : famille d'ondelette Daubechies (db5) ; famille d'ondelette Symlets (Sym9) ; famille d'ondelette Coiflets (Coif5), famille d'ondelette bi-orthogonales (bior2.2, bior4.4 et bior6.8) ; famille d'ondelette bi-orthogonales réversible (rbio1.3) et enfin l'ondelette CDF9/7. Les tableaux 4.17 et 4.18 regroupent les meilleurs résultats obtenus pour toutes les familles d'ondelettes étudiées.

Rc (bpp)	db5	Sym9	Coif5	bior2.2	bior4.4	bior6.8	rbio1.3	CDF9/7
0,125	30,40	30,23	30,40	30,00	30,44	30,37	30,47	30,39
0,25	30,98	31,08	30,84	31,36	31,17	31,14	31,24	31,38
0,5	32,44	32,64	32,49	32,88	32,73	32,82	32,65	32,68
0,75	34,28	34,45	34,44	34,45	34,72	34,64	34,25	35,06
1	35,69	35,94	35,93	36,04	36,37	36,39	35,79	37,02
1,5	39,49	39,68	39,70	39,28	40,07	40,16	39,43	40,79
2	43,13	43,30	43,45	42,68	43,75	43,80	43,14	44,26

Tableau 4. 17 — Variations du PSNR pour différentes ondelettes choisies.

Rc (bpp)	db5	Sym9	Coif5	bior2.2	bior4.4	bior6.8	rbio1.3	CDF9/7
0,125	0,658	0,648	0,664	0,669	0,668	0,666	0,660	0,679
0,25	0,742	0,746	0,743	0,765	0,762	0,762	0,759	0,775
0,5	0,839	0,849	0,841	0,857	0,857	0,855	0,861	0,868
0,75	0,901	0,907	0,904	0,907	0,912	0,910	0,910	0,917
1	0,930	0,932	0,932	0,938	0,941	0,939	0,936	0,945
1,5	0,965	0,967	0,966	0,968	0,969	0,970	0,967	0,973
2	0,981	0,982	0,982	0,981	0,983	0,984	0,981	0,986

Tableau 4. 18 — Variations du MSSIM pour différentes ondelettes choisies.

L'ondelette qui semble la plus intéressante est l'ondelette CDF9/7 : elle donne de bonnes valeurs du PSNR en comparaison avec l'ensemble des ondelettes utilisées (hormis l'ondelette rbio1.3 (Rc = 0,125 bpp avec un PSNR = 30,47 dB) et l'ondelette bior2.2 (Rc = 0,5 bpp, le PSNR = 32,88 dB)). Par contre pour l'ondelette CDF9/7 toutes les valeurs du MSSIM sont supérieures à celles obtenues par les autres ondelettes. Nous pouvons en conclure que les résultats obtenus sont très favorables au choix de l'ondelette optimale CDF9/7 à implémenter au codeur de sous-bande SPIHT [116,117] pour les images de dimensions 128×128.

➤ Cas des images de dimension 256×256

Pour le cas des images de taille 256×256, seule l'ondelette analysante CDF9/7 sera associée au codeur SPIHT. Comme pour le cas des images 128×128, nous allons utiliser l'image Lena (taille 256×256) pour rechercher le niveau de décomposition le mieux approprié pour la

compression des images de dimension 256×256 (en terme de PSNR et MSSIM) avec le codeur SPIHT. Les tableaux 4.19 et 4.20 montrent les résultats de simulation pour l'ondelette 'CDF9/7' sur les 8 niveaux de décompositions pour l'image Lena 256×256 .

Rc (bpp)	Niveau 1	Niveau 2	Niveau 3	Niveau 4	Niveau 5	Niveau 6	Niveau 7	Niveau 8
0,125	38,77	31,47	29,99	29,94	31,46	31,84	31,89	31,79
0,25	34,25	31,06	28,39	31,88	33,21	33,50	33,59	33,48
0,50	31,53	30,05	31,49	34,88	35,50	35,73	35,80	35,72
0,75	31,14	28,57	33,68	36,91	37,71	37,86	37,91	37,91
1	31,14	28,69	35,82	39,11	39,72	39,83	39,87	39,87

Tableau 4.19 — Variations du PSNR pour différentes niveaux de décomposition (ondelette CDF9/7).

Rc (bpp)	Niveau 1	Niveau 2	Niveau 3	Niveau 4	Niveau 5	Niveau 6	Niveau 7	Niveau 8
0,125	0,026	0,156	0,245	0,582	0,709	0,733	0,736	0,735
0,25	0,089	0,176	0,466	0,763	0,817	0,825	0,827	0,826
0,5	0,186	0,286	0,702	0,875	0,894	0,896	0,897	0,896
0,75	0,207	0,462	0,842	0,917	0,925	0,927	0,927	0,927
1	0,207	0,553	0,902	0,940	0,945	0,946	0,946	0,946

Tableau 4.20 — Variations du MSSIM pour différentes niveaux de décomposition (ondelette CDF9/7).

L'analyse des résultats (voir tableaux 4.19 et 4.20) permet de constater que le 7^{ème} niveau de décomposition donne des valeurs supérieures du PSNR, comparé à celles des autres niveaux (à l'exception du 1^{er} niveau où les valeurs du PSNR sont grandes pour les $R_c = 0,125$ et $0,25$ bpp mais la qualité de l'image décompressée est très mauvaise. Par compte pour le paramètre MSSIM les valeurs obtenues sont supérieures (cas des $R_c \leq 0,5$ bpp) ou égales (cas des $R_c \geq 0,75$ bpp) pour les niveaux 6^{ème} et 8^{ème} de décomposition. Notre choix se portera sur le 7^{ème} niveau de décomposition afin de réduire de deux étapes le calcul dans le processus de compression/décompression (une dans la phase de compression (décomposition) et l'autre dans la phase de décompression (reconstruction)) concernant les images de taille 256×256 pour l'ondelette CDF9/7 à associer avec le codeur SPIHT.

4.3 Modèle MC-CDMA associé avec la TOD et le codeur SPIHT

À l'heure actuelle, il y a une forte augmentation de la demande pour une transmission plus rapide et plus fiable des données multimédias. Lorsque ces derniers, sont en particulier des images, sont transférées via un canal, l'image est fortement dégradée en raison d'erreurs qui peuvent se produire, telles que les erreurs dues à évanouissement ou aux interférences d'accès multiple. La technique multi-porteuse MC-CDMA est considérée comme la technique la plus prometteuse pour une transmission efficace de données sans fil [118].

Le modèle de transmission des données (images) basé sur le système dénommée TOD-SPIHT-MC-CDMA s'effectue en quatre étapes :

- Une compression de données d'image utilisant un étage de codage TOD et SPIHT,
- Un étage de modulation BPSK,
- Un étage d'étalement utilisant les codes de Walsh (cas d'une transmission downlink).
- En fin, l'étage du modulateur OFDM (figure 4.3).

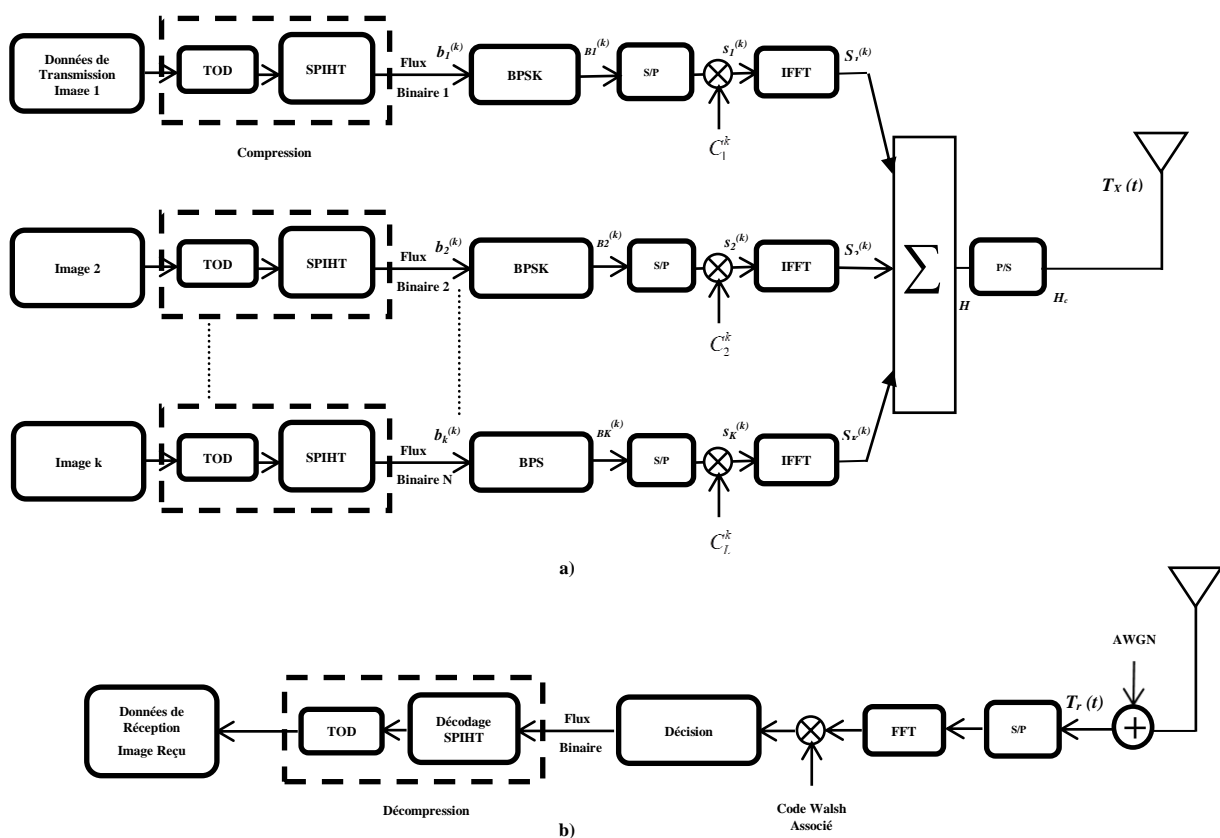


Figure 4. 3 — Modèle TOD-SPIHT-MC-CDMA a) Transmission, b) Réception.

Au niveau de l'émetteur, le flux de bits $(b_i^{(k)})$ généré après l'étape de compression est modulé BPSK $(B_i^{(k)})$, les bits modulés BPSK de chaque utilisateur $k = 1, \dots, K$, sont répartis par le code d'étalement correspondant, les codes de Walsh-Hadamard sont considérés. Dans le système de liaison descendante, les données de propagation de tous les utilisateurs actifs sont ajoutées de manière synchrone et mises en correspondance avec les sous-porteuses L_c [1]. La séquence $B_i^{(k)}$ est appliquée à un convertisseur série-parallèle et multipliée par le $k^{\text{ème}}$ code de Walsh $C_i^{(k)}$ d'étalement propre à l'utilisateur de longueur L [95,1]. Dans [119,1] il est confirmé que pour une liaison descendante le meilleur choix pour la minimisation de l'interférence à accès multiple, est celui des codes de Walsh-Hadamard. $C_i^{(k)} = (C_1^{(k)}, C_2^{(k)}, \dots, C_L^{(k)})^T$ (4.1)

Le temps d'horloge du code de propagation de série de Walsh $C_i^{(k)}$ avant la conversion de série en parallèle est [1]:

$$T_c = \frac{T_B}{L} \quad (4.2)$$

Où T_B est le temps bit.

La séquence obtenue après étalement peut être exprimée dans une notation vectorielle comme [1]:

$$s_i^{(k)} = B_i^{(k)} * C_i^{(k)} = (s_1^{(k)}, s_2^{(k)}, \dots, s_L^{(k)})^T \quad (4.3)$$

Ensuite, Le signal $s_i^{(k)}$ est modulé par un modulateur OFDM, le vecteur d'entrée de l'opération OFDM est statistiquement indépendant [1], le résultat est le signal $S_i^{(k)}$. L'avantage du modèle à canal fréquentiel est que les opérations IFFT et FFT pour OFDM et inverse OFDM peuvent être séparées et que le résultat est une multiplication à valeur complexe par les sous-porteuse [1]. Le confinement spectral des canaux est satisfaisant dans la mesure où l'on n'utilise pas le préfixe cyclique [120,95].

Le signal H résultant de l'addition du $S_i^{(k)}$ des K utilisateurs est :

$$H = \sum_{i=1}^K S_i^{(k)} \quad (4.4)$$

Le signal H est appliqué à un convertisseur parallèle-série. Le vecteur transmis T_X est donné par :

$$T_X = H_c + n \quad (4.5)$$

Où H_c est le vecteur donné et n est le vecteur de bruit AWGN.

Les étapes pour transmettre les données des images à l'aide du modèle TOD-SPIHT-MC-CDMA considéré peuvent être résumées comme suit :

1. Les données de l'image sont transformées par TOD 2D (l'ondelette CDF9/7) dans la même dimension que l'image originale.
2. Le résultat de l'étape 1 est associé à un codage SPIHT pour générer les trains de bits à transmettre avec différents débits R_c .
3. Nous supposons que tous les sous-canaux sont modulés de façon identique à l'aide de BPSK [121].
4. La caractéristique la plus importante de la séquence dans le système MC-CDMA est la propriété de corrélation croisée des codes utilisés. Le code orthogonal le plus couramment utilisé (dans une liaison descendante) est le code Walsh-Hadamard [122], qui est généré à l'aide de la transformation Hadamard définie comme :

$$C_1 = [1] \quad (4.6)$$

$$C_m = \begin{bmatrix} C_{m-1} & C_{m-1} \\ C_{m-1} & -C_{m-1} \end{bmatrix} \quad (4.7)$$

Cette transformée donne la matrice, C_m , pour la matrice $C_m = 2^m \times 2^m$ où m est un entier. Par exemple, considérons un cas de $m = 2$:

$$C_2 = \begin{bmatrix} C_1 & C_1 \\ C_1 & -C_1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & -1 & 1 & -1 \\ 1 & 1 & -1 & -1 \\ 1 & -1 & -1 & 1 \end{bmatrix} \quad (4.8)$$

5. Une étape de modulation OFDM est effectuée sur les données binaires pour les transmettre dans le canal Gaussien (AWGN).

Au récepteur, après l'étape de démodulation OFDM, Le signal reçu est multiplié par le code Walsh $C_i^{(k)}$ pour le $k^{\text{ème}}$ utilisateur. Ensuite, Une décision est effectuée sur le vecteur résultant pour obtenir les données binaires. Nous appliquons le décodage SPIHT puis l'inverse des transformations en ondelettes discrètes 2D (CDF9/7) utilisé pour obtenir à la réception les données de l'image transmise.

Finalement, l'image décompressée est obtenue au débit transmis R_c .

4.4 Etude du système TOD-SPIHT-MC-CDMA dans le canal AWGN

Dans la section suivante, nous utiliserons deux types d'images distingués, images naturelles : Lena, Cameraman et Barbara (figure 4.4), et images médicales : IRM1, IRM2 et IRM3 (voir figure 4.5), pour tester les performances de notre système de communication TOD-SPIHT-MC-CDMA.

Les images utilisées sont en niveau de gris, de dimension 128×128 ou 256×256 , codées sur 8 bits par pixel (bpp).



Figure 4. 4 — Images naturelles (128×128).



Figure 4. 5 — Images médicales (128×128).

Le nombre des sous-porteuses $N_p = 32$ est pris égal à la longueur L_c du code, chaque image aura son propre code de Walsh (tableau 4.21).

Le tableau 4.21 présente les différents paramètres de simulation du système TOD-SPIHT-MC-CDMA pour les images 128×128 ou 256×256 .

Paramètres de Simulations	Valeurs
Nombre L_c du code	32
Nombre des sous-porteuses N_p	32
Code d'étalement	Code orthogonaux de Walsh
Code Walsh, Image Lena	1 1 -1 -1 -1 -1 1 1 1 1 -1 -1 -1 -1 -1 1 1 1 1 -1 -1 -1 -1 -1 1 1 1 1 -1 -1 -1 -1
Code Walsh, Image Cameraman	1 -1 -1 1 -1 1 1 -1 1 1 -1 1 1 -1 1 1 -1 1 1 -1 1 1 -1 1 -1 1 1 -1 1 1 -1 1 1 -1
Code Walsh, Image Barbara	1 1 1 1 -1 -1 -1 -1 -1 -1 -1 -1 -1 1 1 1 1 1 1 1 1 -1 -1 -1 -1 -1 -1 -1 -1 1 1 1 1
Code Walsh, Image IRM1	1 1 -1 -1 1 1 -1 -1 1 1 1 -1 -1 1 1 1 -1 -1 -1 -1 1 1 1 -1 -1 1 1 1 -1 -1 1 1 -1
Code Walsh, Image IRM2	1 -1 -1 1 1 -1 -1 1 1 1 -1 -1 1 1 1 -1 -1 1 1 1 -1 -1 1 1 -1 -1 1 1 1 -1 1 1 -1
Code Walsh, Image IRM3	1 1 1 1 -1 -1 -1 -1 1 1 1 1 -1 -1 -1 -1 -1 -1 -1 1 1 1 1 -1 -1 -1 -1 1 1 1 1 -1
Modulation	BPSK
Environnement	AWGN

Tableau 4. 21 — Paramètres de simulation du modèle TOD-SPIHT-MC-CDMA, canal Gaussien.

4.4.1 Evaluation des performances du système TOD-SPIHT-MC-CDMA : Cas Mono-Utilisateur

Pour évaluer les performances du système TOD-SPIHT-MC-CDMA proposé, nous transmettons une seule image à la fois. Les performances du système en terme BER pour différents images et R_c sont données sur les figures 4.6 – 4.11.

- Cas des images naturelles
- Image Lena

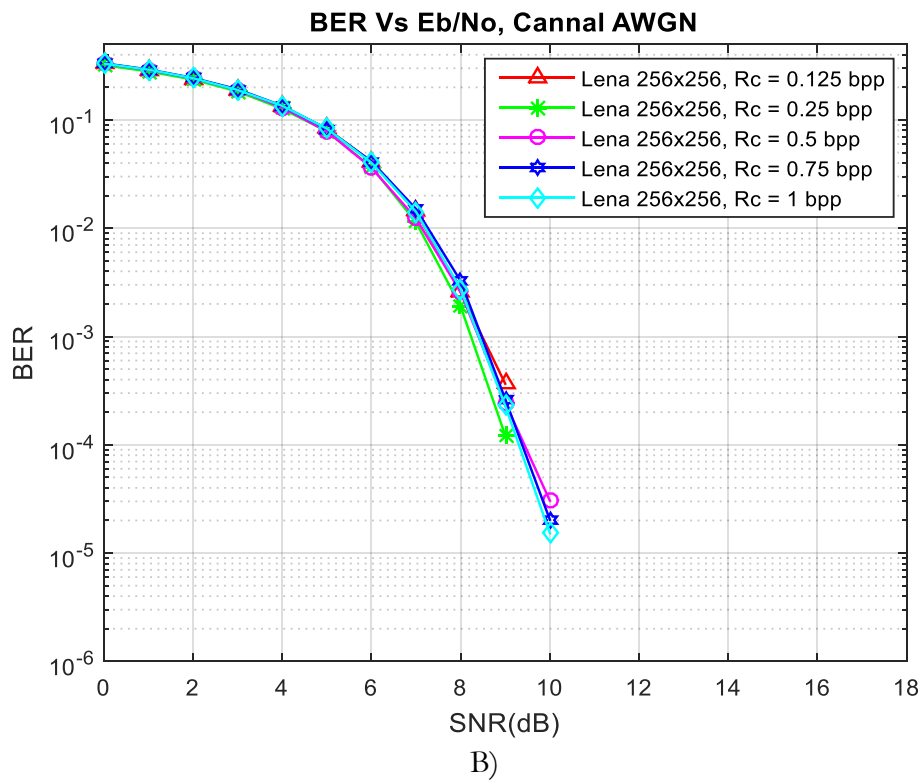
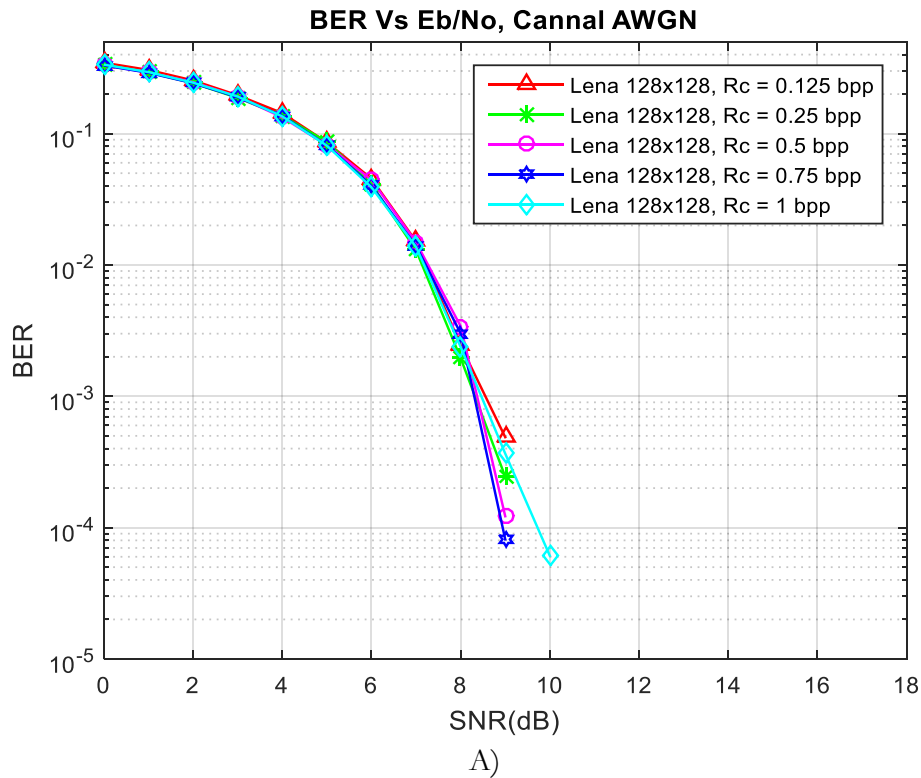


Figure 4. 6 — BER vs SNR pour l'image Lena : A) de dimension 128×128 ; B) de dimension 256×256, canal AWGN et Rc variable, cas Mono-Utilisateur.

➤ Image Cameraman

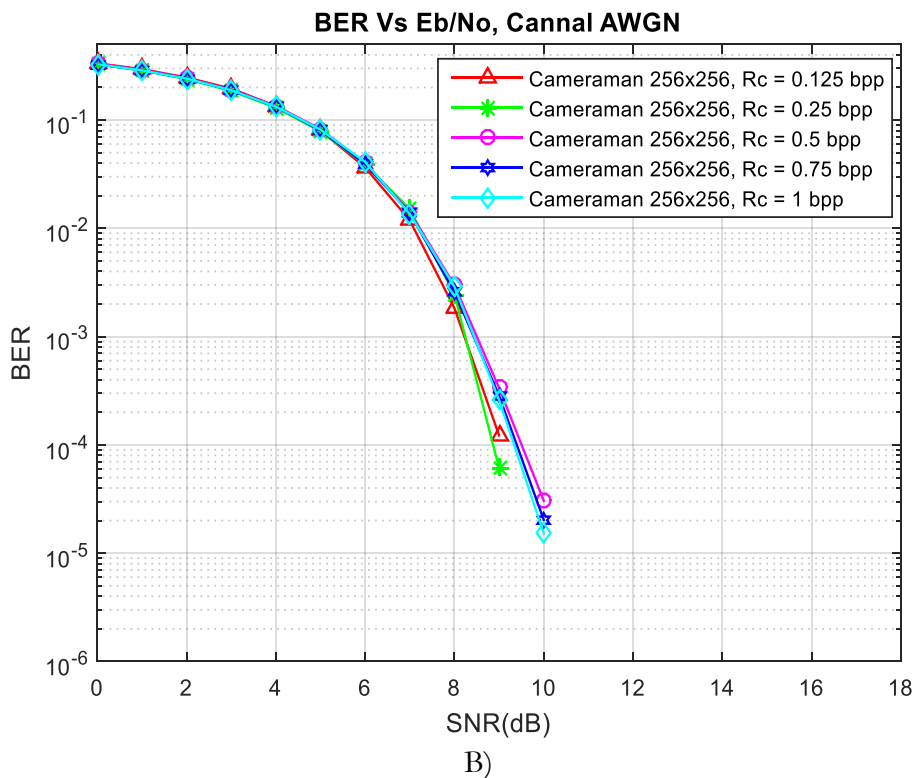
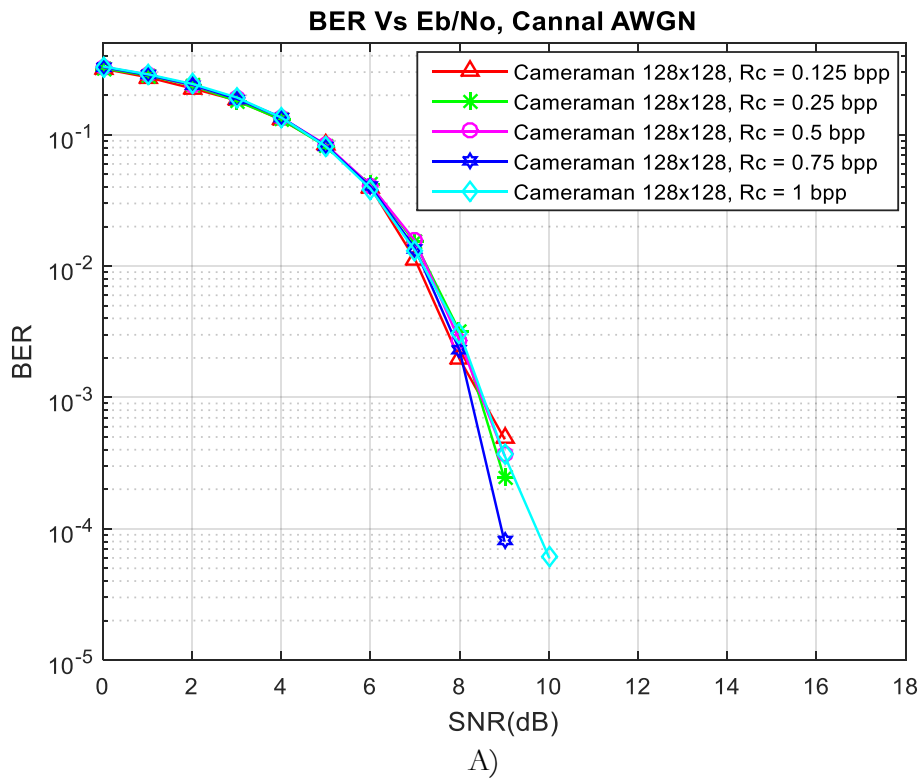


Figure 4.7 — BER vs SNR pour l'image Cameraman : A) de dimension 128×128 ; B) de dimension 256×256 , canal AWGN et R_c variable, cas Mono-Utilisateur.

➤ Image Barbara

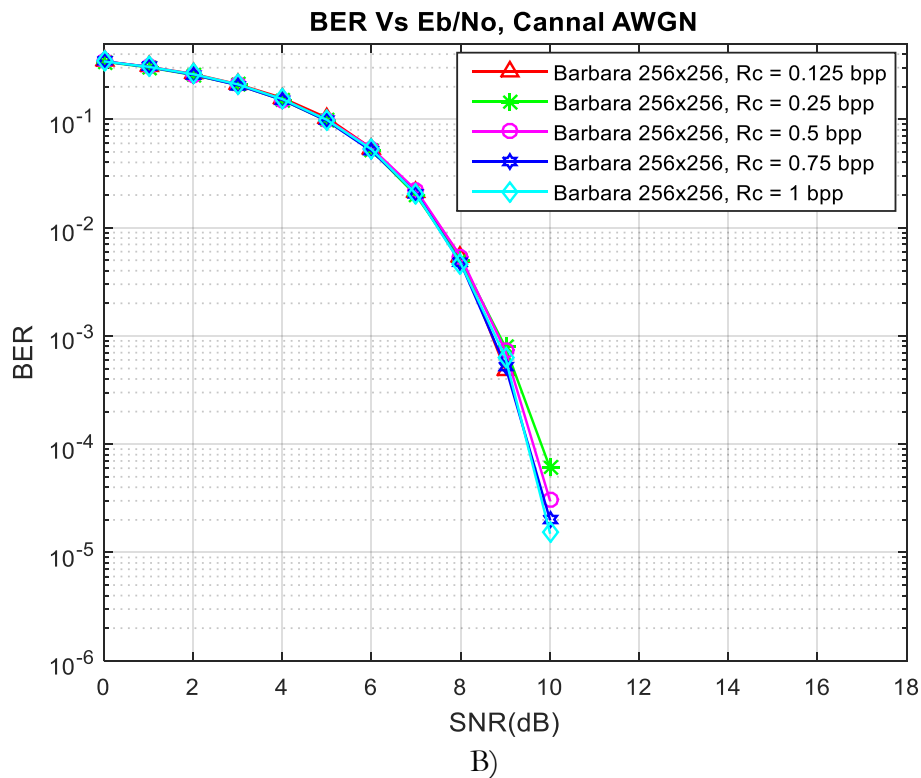
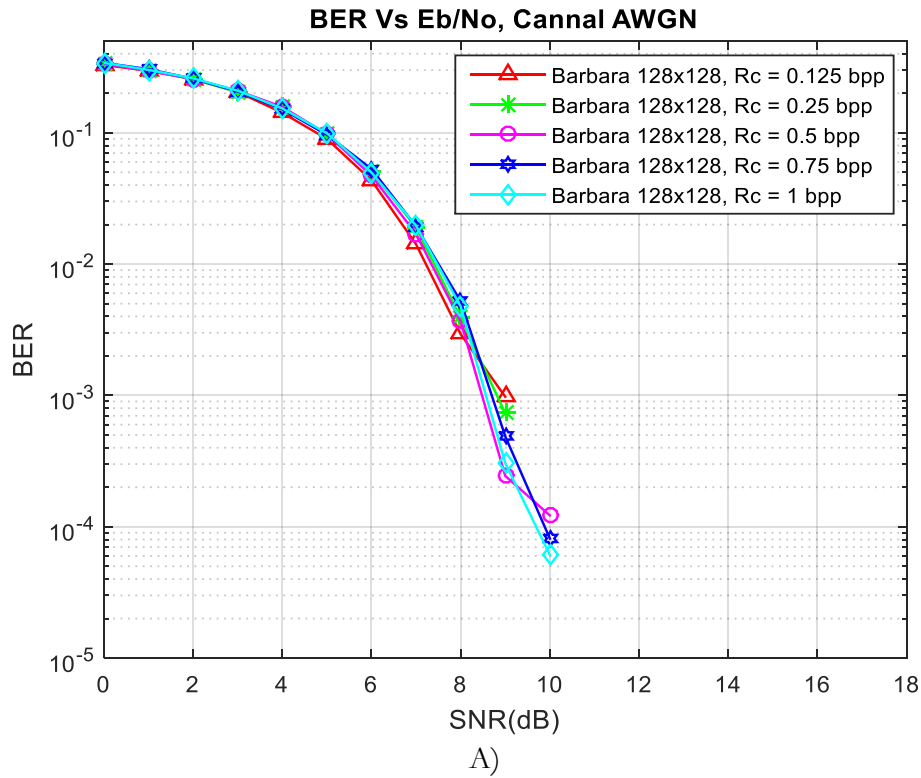


Figure 4. 8 — BER vs SNR pour l'image Barbara : A) de dimension 128×128 ; B) de dimension 256×256 , canal AWGN et R_c variable, cas Mono-Utilisateur.

➤ Cas des images médicales

➤ Image IRM1

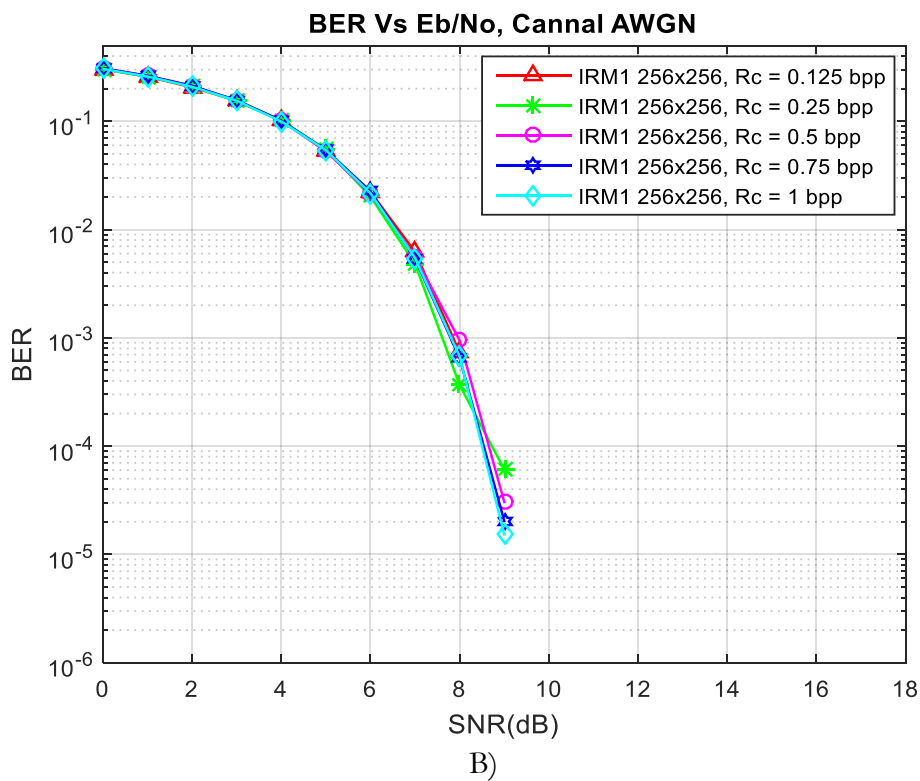
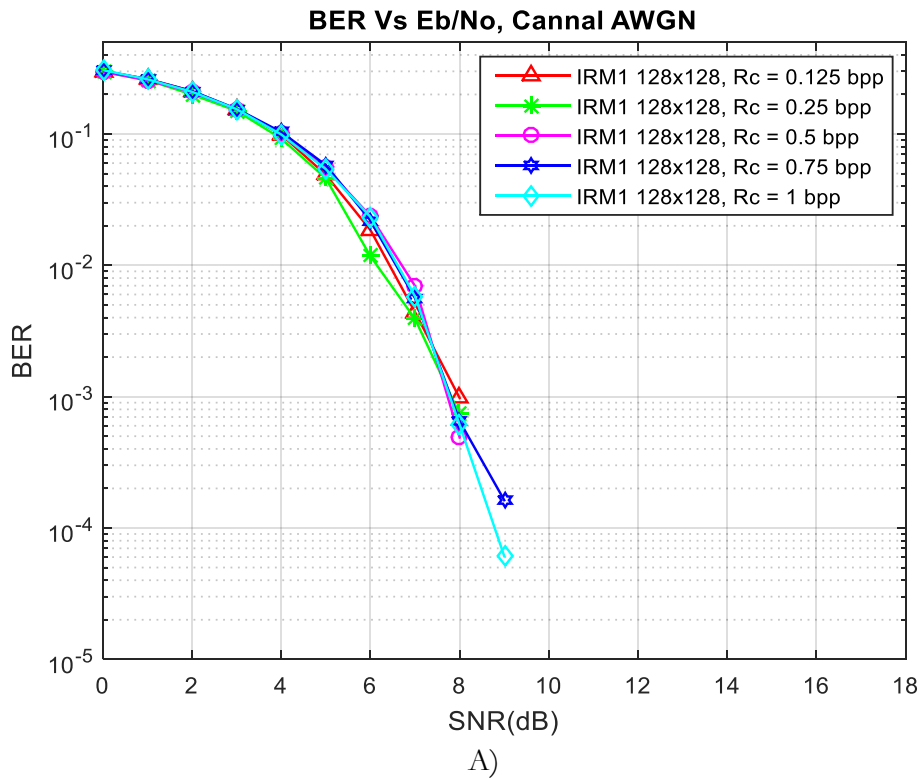


Figure 4. 9 — BER vs SNR pour l'image IRM1 : A) de dimension 128×128 ; B) de dimension 256×256, canal AWGN et Rc variable, cas Mono-Utilisateur.

➤ Image IRM2

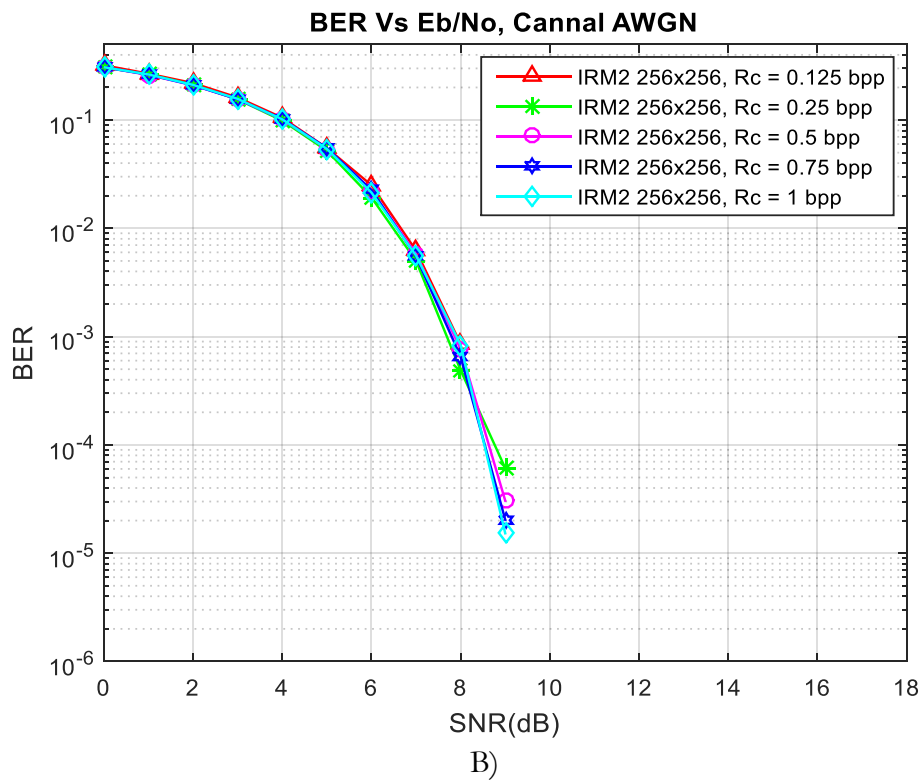
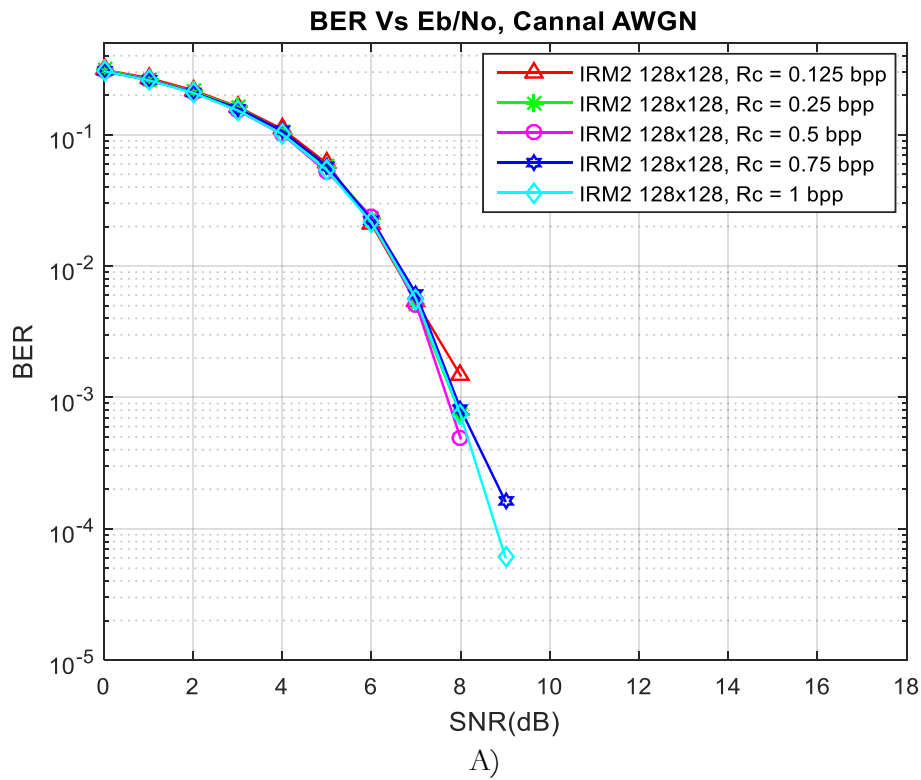


Figure 4. 10 — BER vs SNR pour l'image IRM2 : A) de dimension 128×128 ; B) de dimension 256×256 , canal AWGN et R_c variable, cas Mono-Utilisateur.

➤ Image IRM3

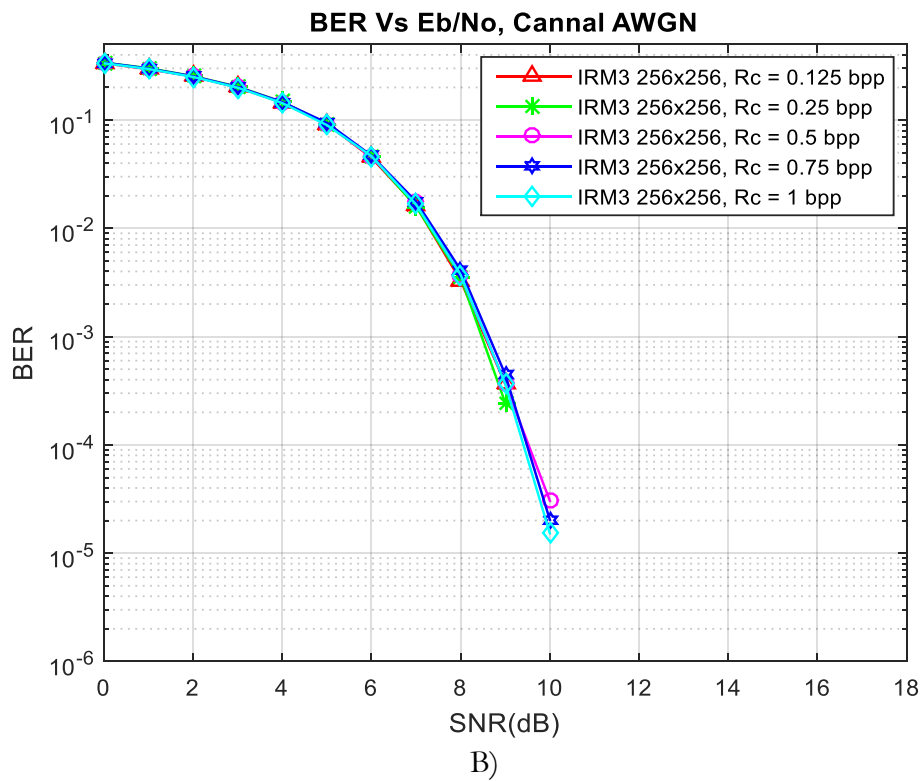
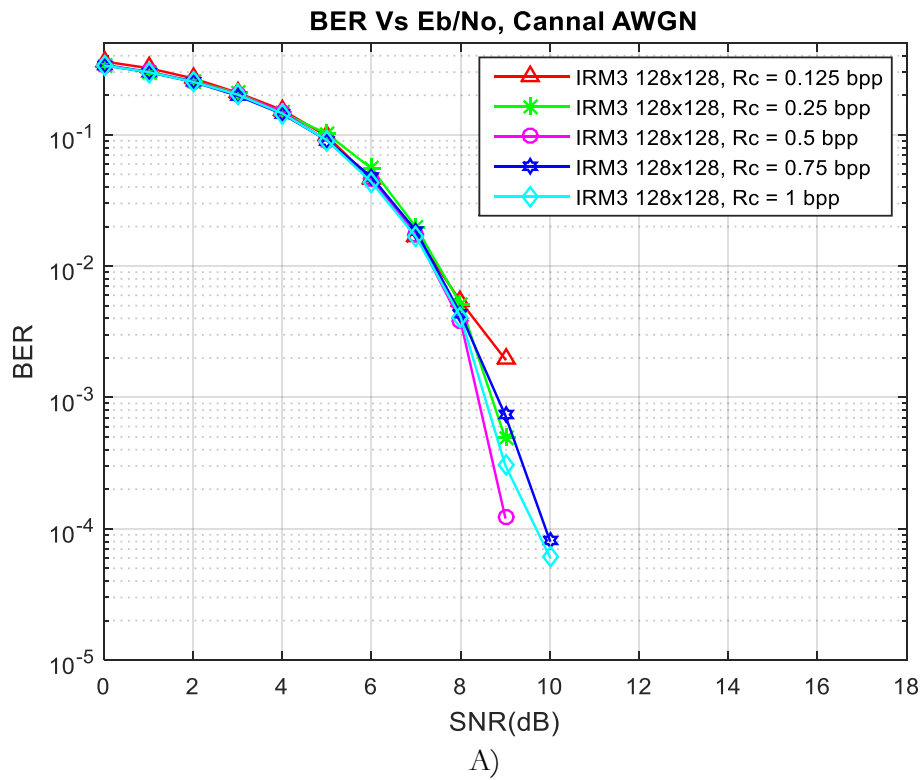


Figure 4. 11 — BER vs SNR pour l'image IRM3 : A) de dimension 128×128 ; B) de dimension 256×256 , canal AWGN et R_c variable, cas Mono-Utilisateur.

Les figures 4.6 - 4.11 montrent les BERs pour le modèle Mono-Utilisateur TOD-SPIHT-MC-CDMA proposé dans un canal AWGN pour les images naturelles (Lena, Cameraman et Barbara) et les images médicales (IRM1, IRM2 et IRM3) transmises avec différents Bit Rate (R_c) en liaison descendante.

Les paramètres de simulation du système sont représentés dans un graphique/tracé de BER par rapport à E_b/N_0 (dB), qui est l'énergie par bit par densité spectrale unilatérale du bruit [123,122]. Il définit le SNR par bit et constitue une mesure importante pour évaluer et comparer différents systèmes de communications numériques.

Dans le cas des images naturelles Lena et Cameraman (128×128), les figures 4.6 et 4.7 illustrant les variations du BER en fonction du SNR montre que pour les $R_c = 0,125$ bpp à 0,75 bpp, ces courbes atteignent le 9 dB avec une probabilité d'erreur BER comprise entre 10^{-4} et 10^{-5} , tandis que pour les $R_c = 1$ bpp nous avons besoin d'un SNR = 10 dB pour un BER de l'ordre 10^{-5} .

Cependant, pour l'image naturelle Barbara (128×128), la figure 4.8 montrant les variations du BER en fonction du SNR montre que pour les $R_c = 0,125$ et 0,25 bpp, ces courbes atteignent le 9 dB avec une probabilité d'erreur BER avoisinant les 10^{-4} , Alors que pour les $R_c \geq 0,5$ bpp nous aurons besoin d'un SNR = 10 dB pour un BER de l'ordre 10^{-4} à 10^{-5} .

Pour les images naturelles Lena et Cameraman (256×256), les variations du BER en fonction du SNR montrent que pour les $R_c = 0,125$ bpp et 0,25 bpp, ces courbes atteignent le 9 dB avec une probabilité d'erreur BER de l'ordre de 10^{-4} . Pour les $R_c \geq 0,5$ bpp les BERs obtenues sont de 10^{-5} pour un SNR = 10 dB. Tandis que pour l'image naturelle Barbara (256×256), nous avons besoin d'un SNR = 9 dB avec un BER approchant les 10^{-4} pour le $R_c = 0,125$ bpp. Par contre, pour les cas où les $R_c \geq 0,25$ bpp, un SNR = 10 dB est nécessaire avec un BER avoisinant les 10^{-5} .

Selon les représentations des figures 4.9 et 4.10 qui présentent les variations du BER en fonction du SNR pour les images médicales IRM1 et IRM2 (128×128). Ces courbes atteignent le 8 dB avec une probabilité d'erreur BER voisinant les 10^{-4} pour les $R_c \leq 0,5$ bpp, Cependant, pour les $R_c \geq 0,75$ bpp une exigence d'un SNR = 9 dB est nécessaire pour des BERs entre 10^{-4} et 10^{-5} .

Toutefois, pour l'image médicale IRM3 (128×128), la figure 4.11 montrant les variations du BER en fonction du SNR montre que pour les $R_c \leq 0,5$ bpp, les courbes atteignent un

SNR = 9 dB avec une probabilité d'erreur BER de l'ordre de 10^{-4} , Alors que pour les $R_c \geq 0.75$ bpp nous aurons besoin d'un SNR = 10 dB pour un BER de l'ordre 10^{-4} à 10^{-5} .

Tandis que pour les images médicales IRM1 et IRM2 (256×256), l'évolution des BERs en fonction des SNRs montre que pour un $R_c = 0,125$ bpp, les courbes indiquent un SNR = 9 dB avec une probabilité d'erreur BER voisinant les 10^{-4} . Pour les $R_c \geq 0.25$ bpp les BERs obtenues sont de 10^{-5} pour un SNR = 9 dB. En contrepartie, pour l'image médicale IRM3 (256×256), nous avons besoin d'un SNR = 9 dB avec un BER approchant les 10^{-4} . Par contre, pour les cas où les $R_c \geq 0.25$ bpp, un SNR = 10 dB est nécessaire avec un BER approchant les 10^{-5} .

Dans le cas des images naturelles, pour un SNR ≤ 6 dB (images de tailles 128×128) ou un SNR ≤ 7 dB (images de tailles 256×256) le système TOD-SPIHT-MC-CDMA se comportent de la même manière pour l'ensemble des bits transmis à différents R_c . Plus le SNR augmente (≥ 7 dB), plus les performances du modèle de transmission TOD-SPIHT-MC-CDMA augmente en terme des BERs. Ces mêmes observations sont à tenir en compte pour la transmission des images médicales de tailles 128×128 ou 256×256.

Les simulations du système de communication TOD-SPIHT-MC-CDMA sont effectuées en utilisant l'environnement MATLAB 2015 installé dans un PC Intel Core I5; 2.13 GHz et de 8,0 Go de RAM.

Les tableaux 4.22 et 4.23 présentent les valeurs des temps de simulations (en second) pour la transmission des images naturelles et médicales (taille 128×128 et 256×256) via le système TOD-SPIHT-MC-CDMA. Comme nous pouvons le constater les temps de simulation sont très faible, ils sont de l'ordre de quelque secondes.

Rc (bpp)	Lena	Cameraman	Barbara	IRM1	IRM2	IRM3
0,125	0,359	0,344	0,313	0,406	0,359	0,388
0,25	0,797	0,859	0,719	0,750	0,766	0,672
0,5	1,359	1,281	1,188	1,297	1,250	1,219
0,75	1,625	1,891	1,594	1,938	1,922	1,828
1	2.193	2.250	2,172	2,547	2,469	2,484

Tableau 4. 22 — Temps de Simulation en second, système TOD-SPIHT-MC-CDMA, images 128×128.

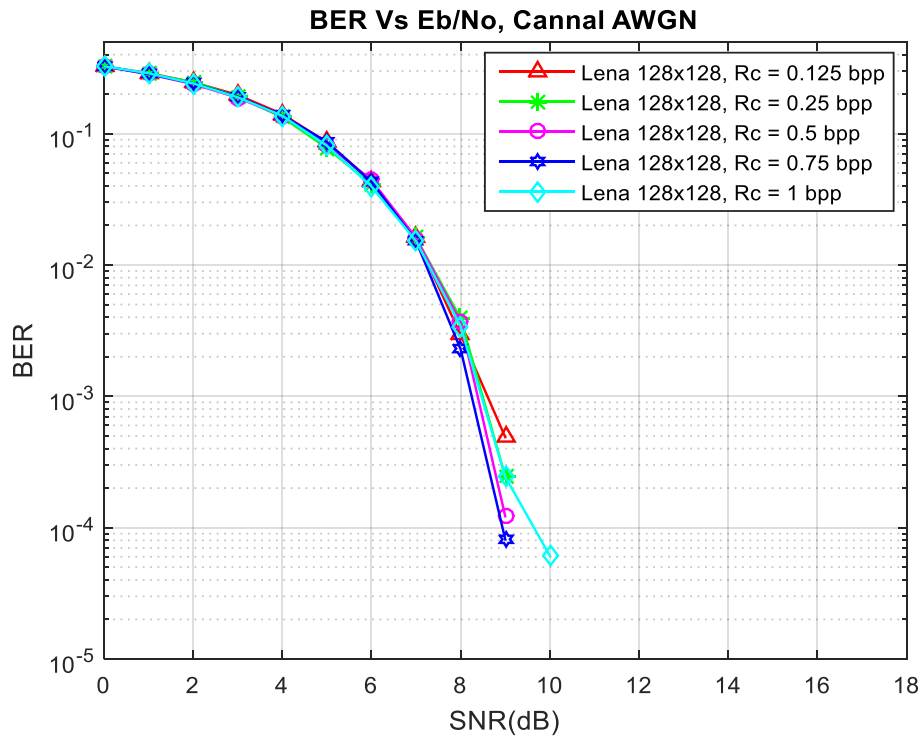
Rc (bpp)	Lena	Cameraman	Barbara	IRM1	IRM2	IRM3
0,125	1,090	1,091	1,094	1,391	1,328	1,406
0,25	2,141	2,063	2,109	2,703	2,828	2,672
0,5	3,828	3,766	4,125	4,797	4,781	4,578
0,75	5,703	5,697	5,891	6,688	6,813	6,359
1	7,797	8,422	8,359	8,844	8,922	8,453

Tableau 4. 23 — Temps de Simulation en second, système TOD-SPIHT-MC-CDMA, images 256×256.

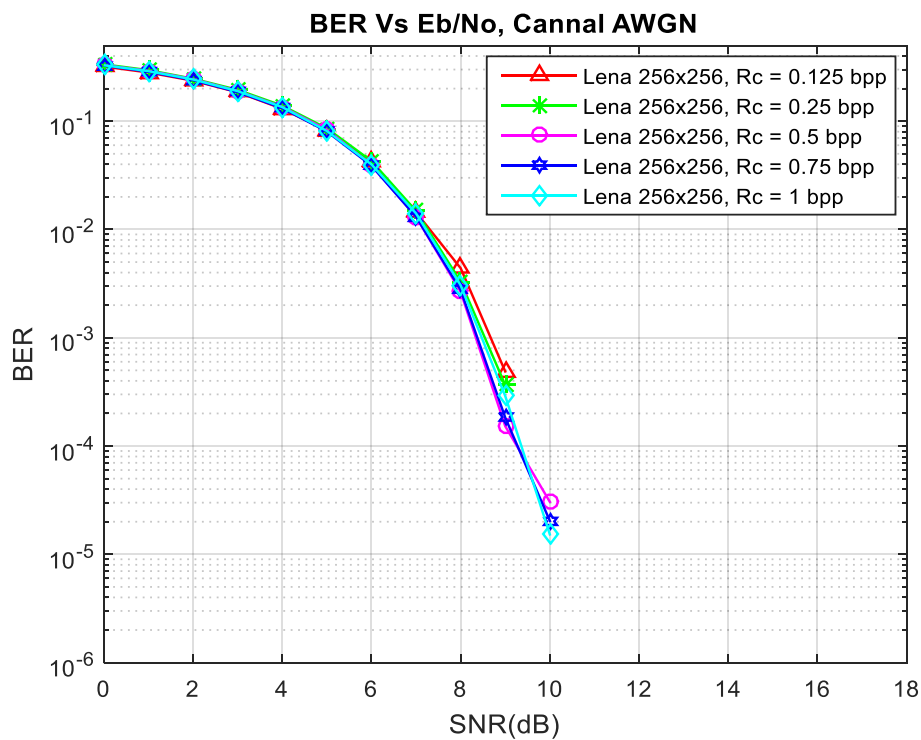
4.4.2 Evaluation des performances du système TOD-SPIHT-MC-CDMA : Cas Multi-Utilisateurs

Pour évaluer la robustesse et les performances du système TOD-SPIHT-MC-CDMA proposé. Deux images seront transmises simultanément dans la partie émission. Puis à la réception, les courbes des BERs en fonction du SNR pour une seule image seront tracées (voie descendante).

- Cas des images naturelles
- Image Lena



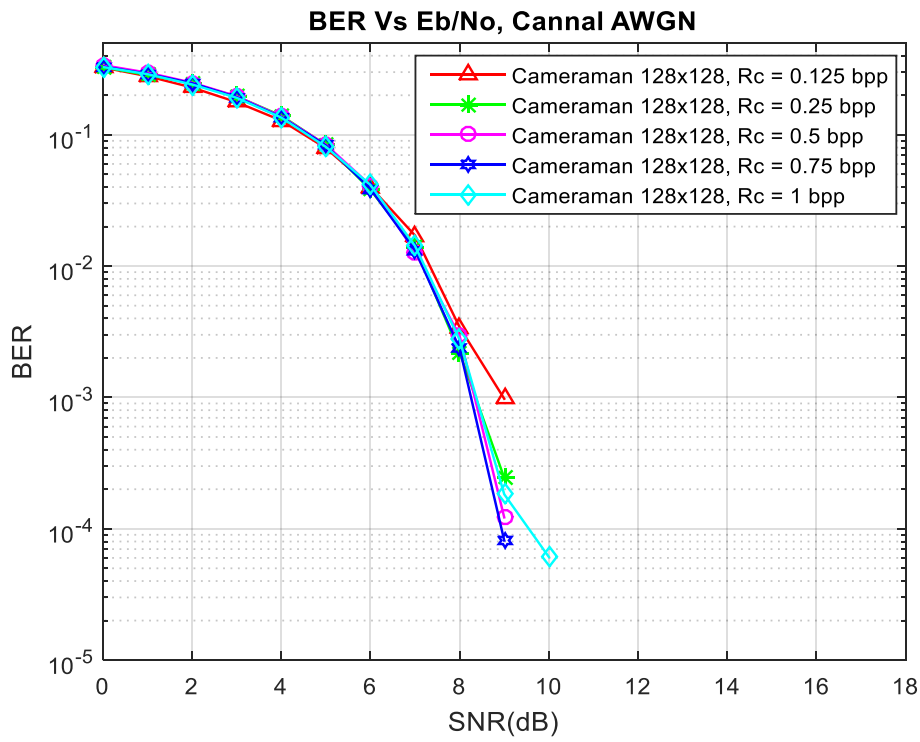
A)



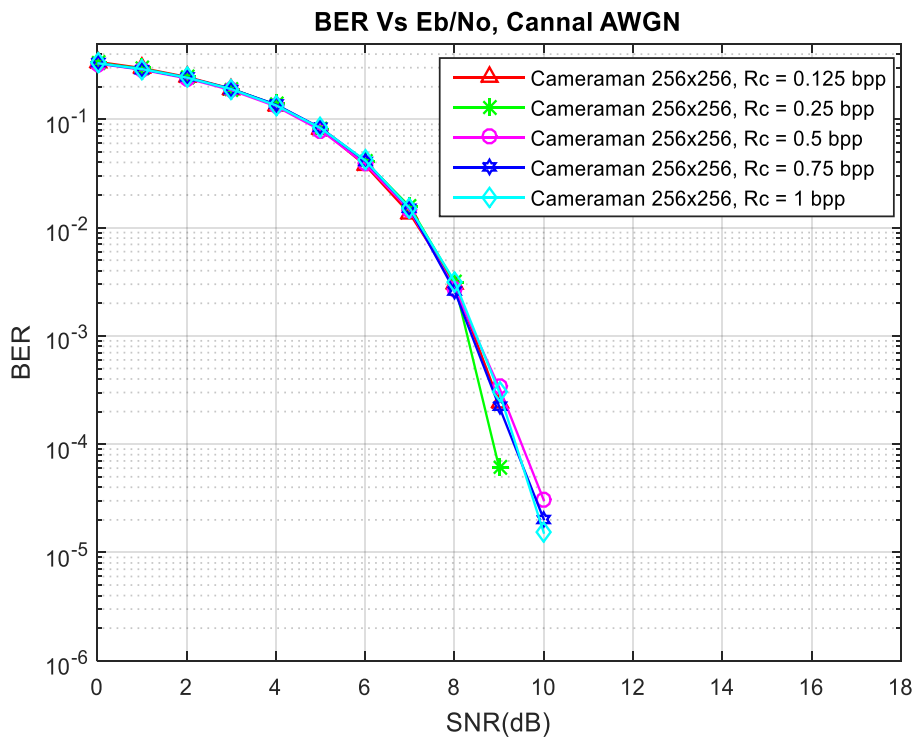
B)

Figure 4. 12 — BER vs SNR pour l'image Lena : A) de dimension 128×128 ; B) de dimension 256×256 , canal AWGN et Rc variable, cas Multi-Utilisateur.

➤ Image Cameraman



A)



B)

Figure 4. 13 — BER vs SNR pour l'image Cameraman : A) de dimension 128×128 ; B) de dimension 256×256 , canal AWGN et Rc variable, cas Multi-Utilisateur.

➤ Image Barbara

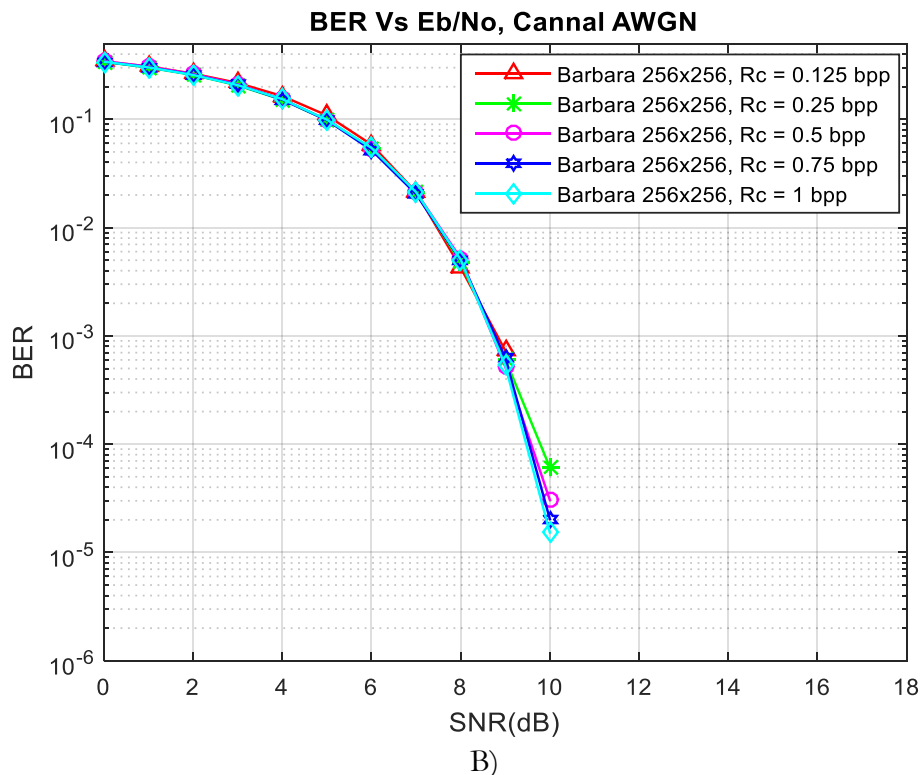
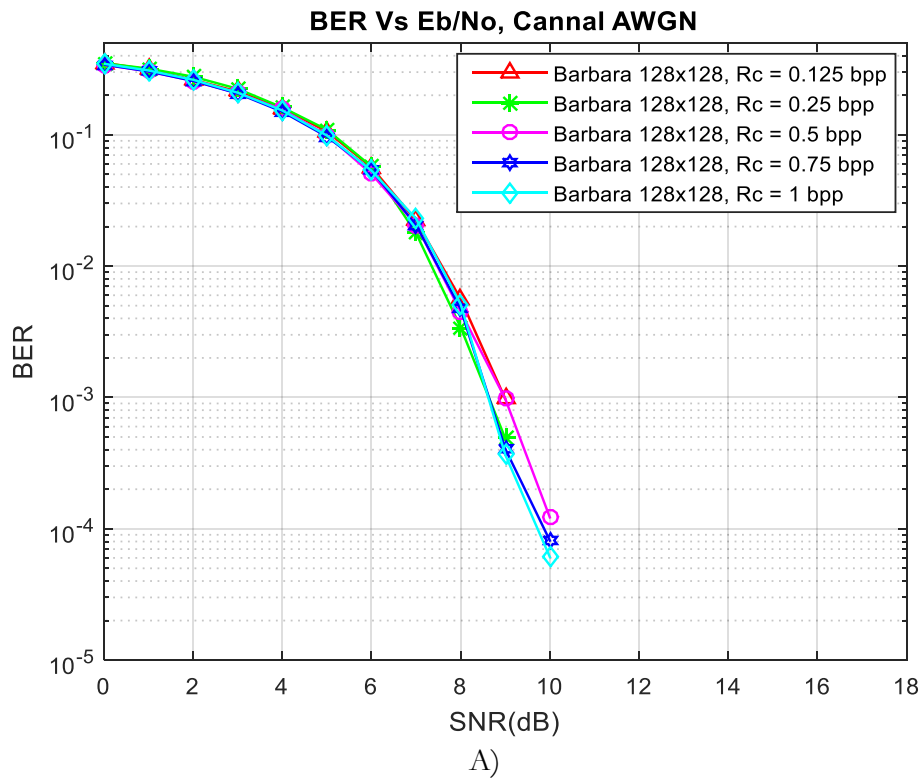


Figure 4. 14 — BER vs SNR pour l'image Barbara : A) de dimension 128×128 ; B) de dimension 256×256, canal AWGN et Rc variable, cas Multi-Utilisateur.

➤ Cas des images médicales

➤ Image IRM1

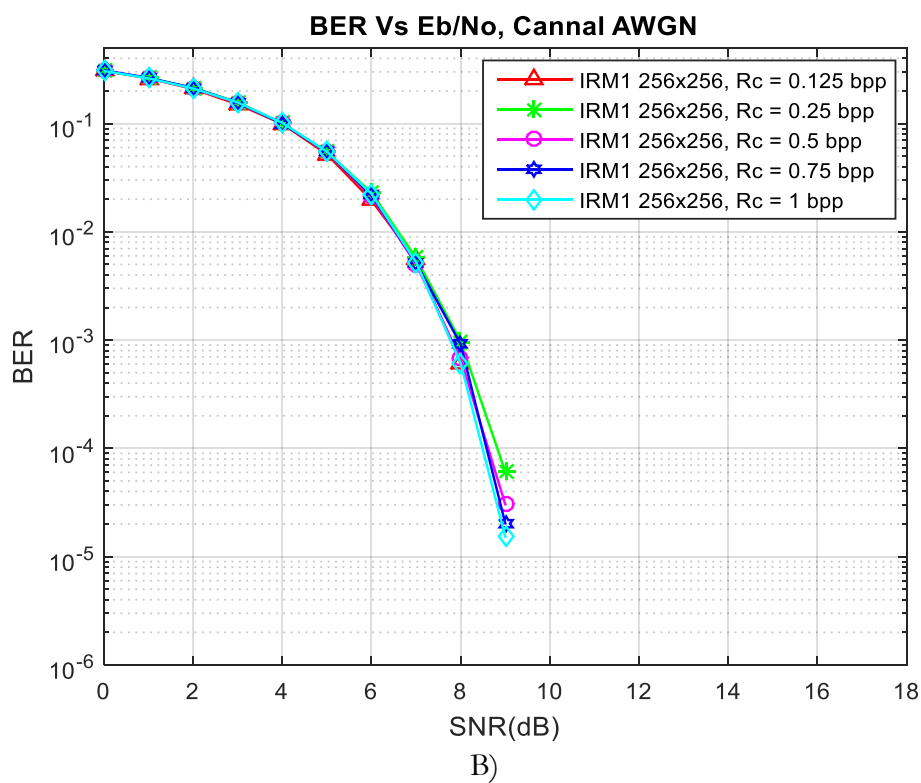
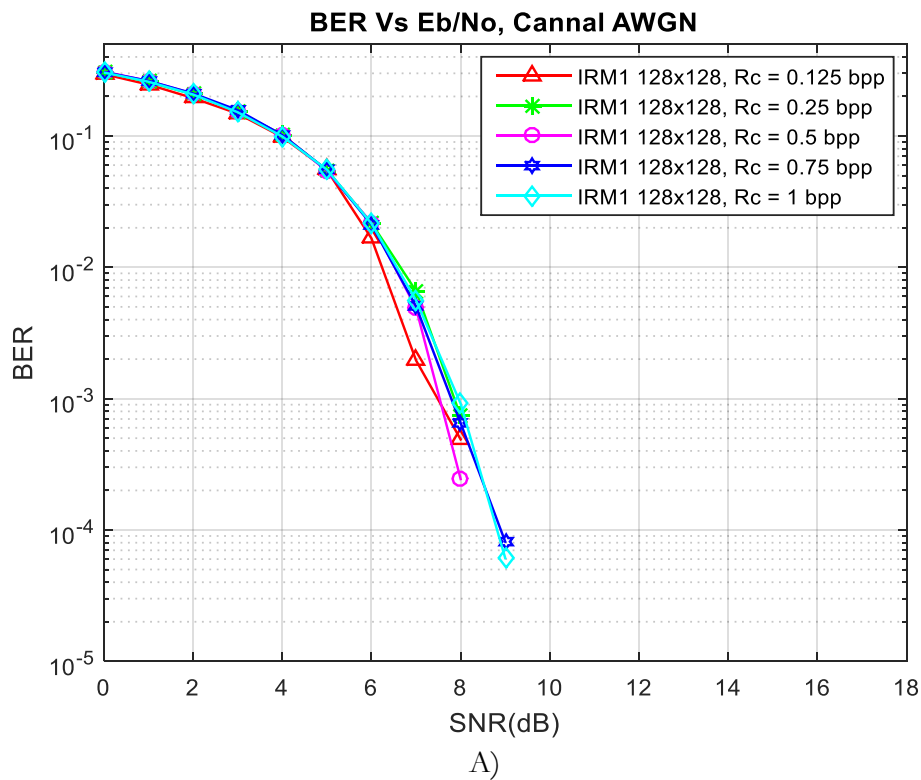


Figure 4. 15 — BER vs SNR pour l'image IRM1 : A) de dimension 128×128 ; B) de dimension 256×256, canal AWGN et Rc variable, cas Multi-Utilisateur.

➤ Image IRM2

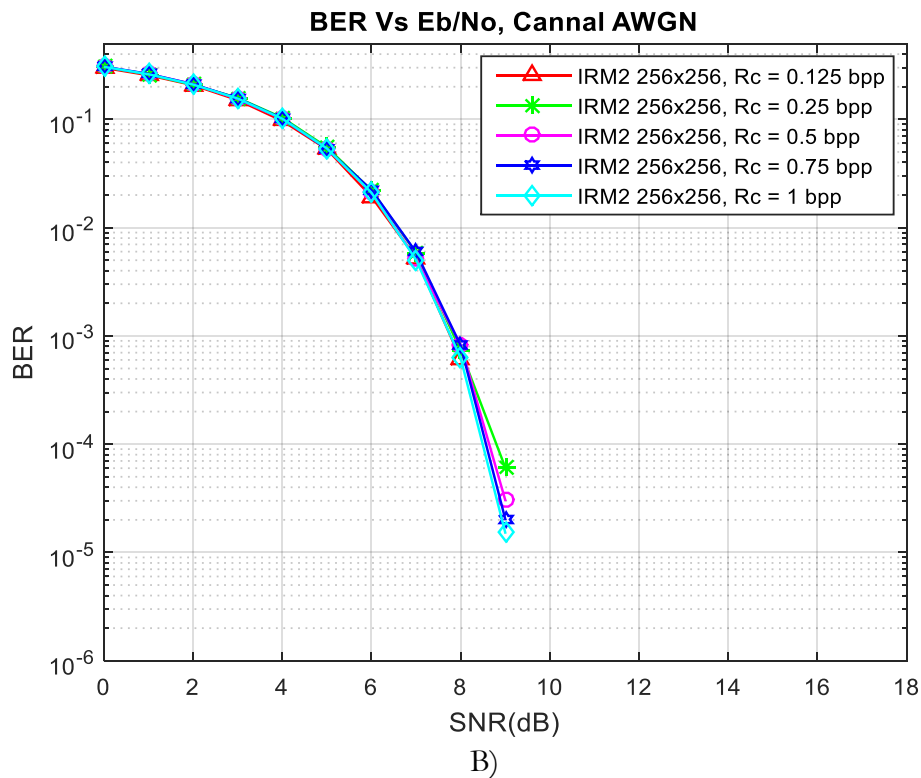
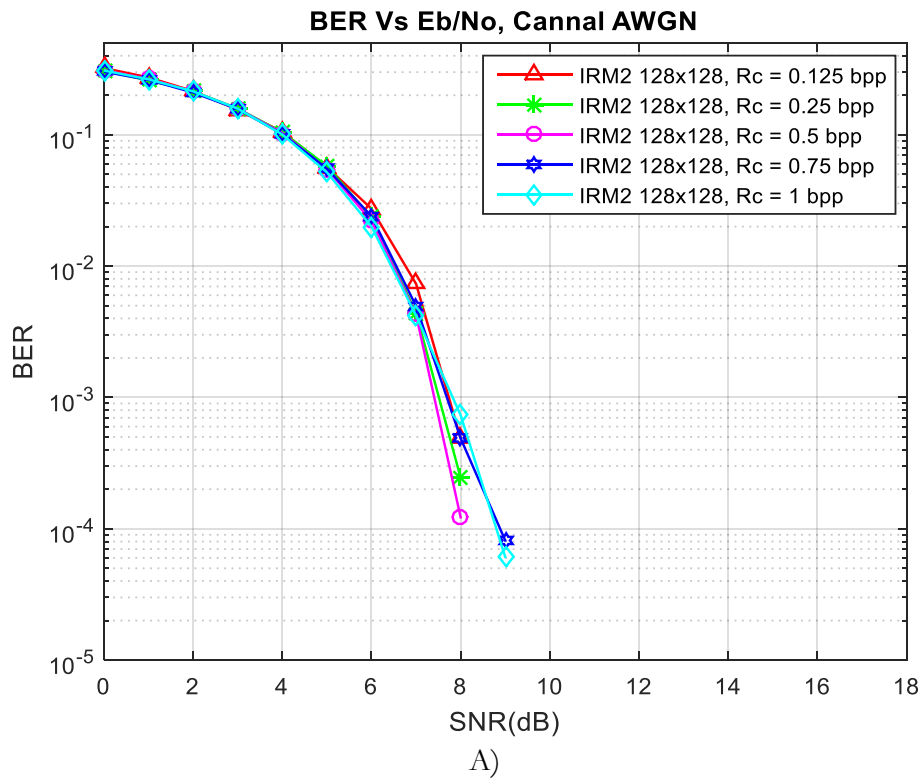


Figure 4. 16 — BER vs SNR pour l'image IRM2 : A) de dimension 128×128 ; B) de dimension 256×256, canal AWGN et Rc variable, cas Multi-Utilisateur.

➤ Image IRM3

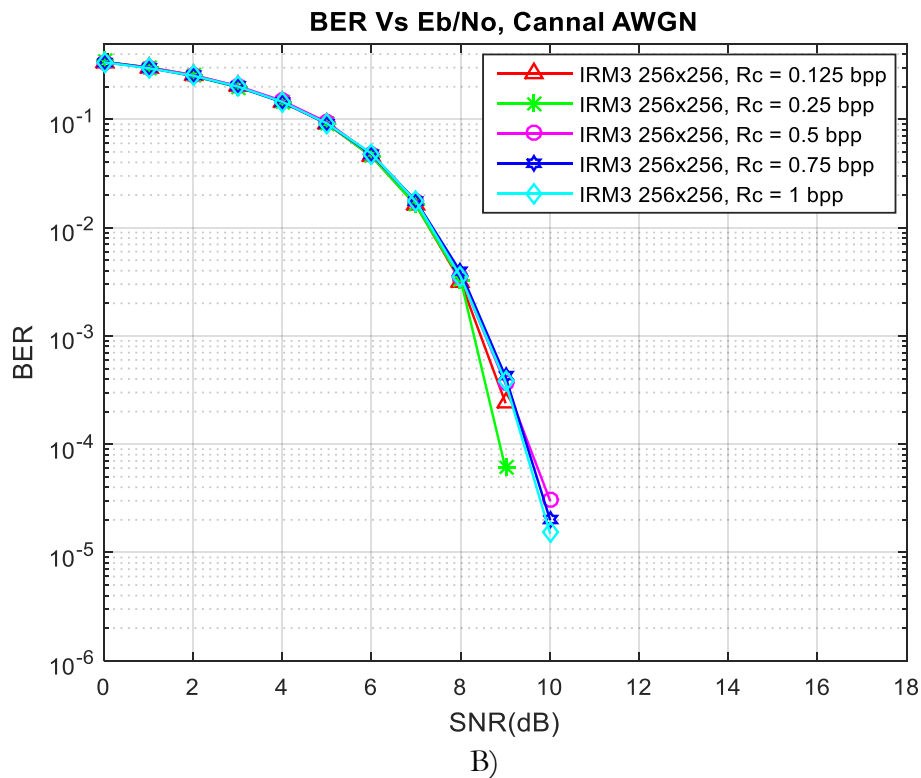
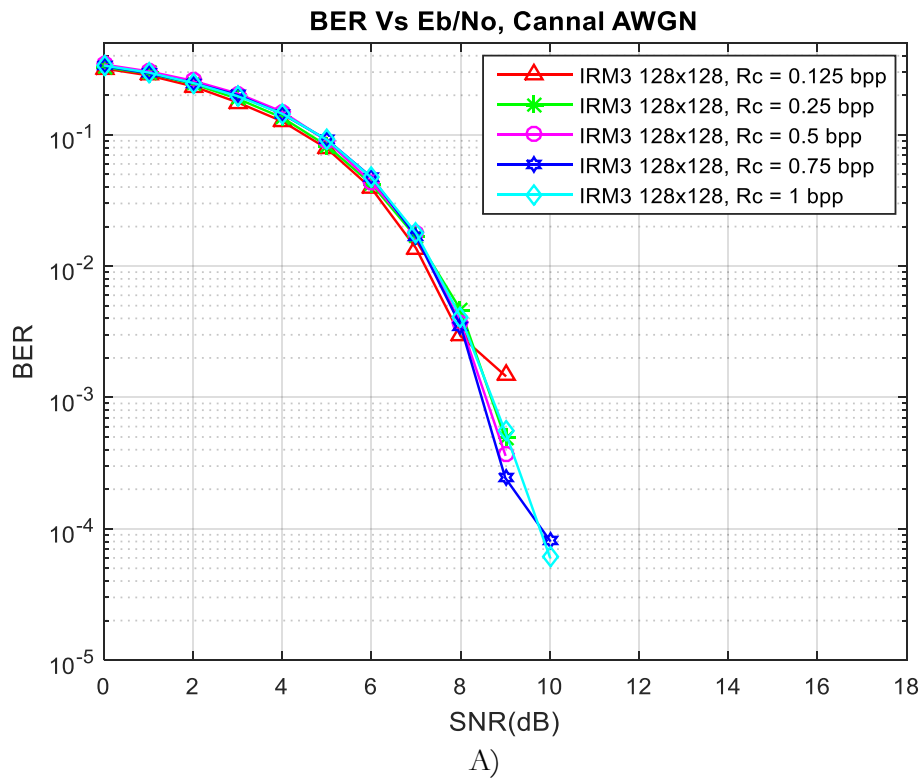


Figure 4. 17 — BER vs SNR pour l'image IRM3 : A) de dimension 128×128 ; B) de dimension 256×256, canal AWGN et Rc variable, cas Multi-Utilisateur.

Les figures 4.12 - 4.13 exposent les BERs performantes pour le modèle Multi-Utilisateur TOD-SPIHT-MC-CDMA proposé dans le canal AWGN pour les images naturelles (Lena, Cameraman et Barbara) et les images médicales (IRM1, IRM2 et IRM3) transmises avec différents Bit Rate (R_c) en voie descendante.

A partir des différentes figures obtenues des BERs en fonction du SNR, Nous avons le même comportement du système TOD-SPIHT-MC-CDMA proposé en termes de performance des BERs et du SNRs. Quel que soit le cas des transmissions des images utilisées (transmission Mono-utilisateur ou Multi-utilisateur) les courbes tracées des BERs sont presque analogues.

Nous remarquons que plus les valeurs des R_c augmentent et plus les performances du système TOD-SPIHT-MC-CDMA augmentent en termes de BER. Pour les faibles valeurs de $R_c \leq 0,25$ bpp les valeurs du BER voisine les 10^{-4} et pour les valeurs supérieurs à $R_c \geq 0,5$ bp, les valeurs sont de l'ordre de 10^{-5} . Pour les communications sans fils (typiquement la téléphonie (3G, 3G+, 4G)), il est recommandé d'avoir des BERs autour de 10^{-2} à 10^{-3} pour avoir une bonne performance des systèmes de transmissions [124]. Pour notre système de transmission les BERs obtenues sont supérieur ou égale à 10^{-4} , cela veut dire que le système proposée TOD-SPIHT-MC-CDMA donne des résultats très satisfaisants.

4.4.3 Mesure qualitative des images transmises via le système TOD-SPIHT-MC-CDMA

Dans cette section, plusieurs expériences ont été réalisées pour tester les performances et la robustesse des images transmises via le système MC-CDMA utilisant l'ondelette CDF9/7 et le codeur SPIHT. Six images sont utilisées Lena, Cameraman et Barba (images naturelles) et IRM1, IRM2 et IRM3 (images médicales); de résolution 128×128 ou 256×256 . L'image d'origine est comprimée avec différents débits R_c et transmise à différents SNRs pour un pas de 1db entre 6 dB et 10 dB. L'image transmise est reconstruite à différents SNRs et est estimée avec les paramètres PSNR et MSSIM.

➤ Cas des images naturelles

Les résultats de la simulation sont présentés dans les tableaux 4.24, 4.25 et 4.26 pour toutes les images (Lena, Cameraman et Barbara) de taille 128×128 .

Paramètre d'évaluation	R_c (bpp)	Sans Transmission	Transmission avec SNR (dB)				
			6	7	8	9	10
PSNR (db)	0,125	30,44	27,33	27,84	30,36	30,44	30,44
MSSIM		0,680	0,178	0,274	0,673	0,680	0,680
PSNR (db)	0,25	31,59	27,50	27,86	29,46	31,59	31,59
MSSIM		0,783	0,179	0,216	0,535	0,783	0,783
PSNR (db)	0,5	32,96	27,71	28,05	29,78	32,96	32,96
MSSIM		0,870	0,148	0,214	0,592	0,870	0,870
PSNR (db)	0,75	35,19	27,68	27,69	29,41	35,19	35,19
MSSIM		0,917	0,140	0,213	0,566	0,917	0,917
PSNR (db)	1	36,92	27,55	27,61	29,60	36,92	36,92
MSSIM		0,944	0,169	0,200	0,578	0,944	0,944

Tableau 4. 24 — Valeurs du PSNR et MSSIM, image Lena (128×128) à différents R_c et SNR.

Paramètre d'évaluation	R_c (bpp)	Sans Transmission	Transmission avec SNR (dB)				
			6	7	8	9	10
PSNR (db)	0,125	31,23	27,62	29,26	31,23	31,23	31,23
MSSIM		0,671	0,298	0,312	0,669	0,671	0,671
PSNR (db)	0,25	31,94	27,18	28,43	30,13	31,94	31,94
MSSIM		0,766	0,196	0,286	0,510	0,765	0,766
PSNR (db)	0,5	33,67	27,04	27,54	29,56	33,67	33,67
MSSIM		0,850	0,292	0,301	0,442	0,850	0,850
PSNR (db)	0,75	35,11	27,67	28,44	29,96	35,11	35,11
MSSIM		0,897	0,200	0,302	0,449	0,897	0,897
PSNR (db)	1	36,82	26,93	27,49	30,41	36,82	36,82
MSSIM		0,930	0,241	0,310	0,530	0,930	0,930

Tableau 4. 25 — Valeurs du PSNR et MSSIM, image Cameraman (128×128) à différents R_c et SNR.

Paramètre d'évaluation	R_c (bpp)	Sans Transmission	Transmission avec SNR (dB)				
			6	7	8	9	10
PSNR (db)	0,125	29,73	28,08	28,29	28,80	29,73	29,73
MSSIM		0,638	0,114	0,216	0,383	0,638	0,638
PSNR (db)	0,25	30,35	27,36	28,16	28,39	30,35	30,35
MSSIM		0,760	0,144	0,214	0,331	0,760	0,760
PSNR (db)	0,5	32,14	27,73	28,65	28,54	31,40	32,14
MSSIM		0,870	0,121	0,257	0,314	0,797	0,870
PSNR (db)	0,75	34,00	28,87	28,38	28,67	32,99	34,00
MSSIM		0,916	0,107	0,223	0,382	0,887	0,916
PSNR (db)	1	35,62	27,36	28,61	28,70	31,97	35,62
MSSIM		0,944	0,138	0,201	0,339	0,838	0,944

Tableau 4. 26 — Valeurs du PSNR et MSSIM, image Barbra (128×128) à différents R_c et SNR.

Les variations du PSNR et MSSIM augmentent proportionnellement avec le SNR, pour l'ensemble des images utilisées. Pour un SNR inférieur à 7 dB les images reçues ont une très mauvaise qualité (un faibles MSSIM) par rapport à celle ou le SNR est supérieur à 7 dB. Dès que le SNR est supérieur ou égale à 9 dB, les images reconstruites après réception et les images compressées (avant transmission) ont les mêmes valeurs du PSNR et MSSIM.

Dans le cas de l'image Lena, la qualité de l'image reconstruite commence à s'améliorer dès que la valeur du SNR = 8 dB, nous avons besoin d'un SNR = 9 dB pour une transmission fidèle des images avec les différents Rc utilisés (de 0,125 bpp jusqu'à 1 bpp). Les mêmes remarques sont à noter pour le cas de l'image Cameraman (à l'exception du cas ou le Rc = 0,125 bpp un SNR = 8 dB est suffisant pour transmettre l'image correctement).

Pour l'image Barbara un SNR = 9 dB est exigé pour transmettre les données avec une qualité d'image très acceptable pour les différents Rc utilisés (0,125 bpp à 1 bpp). Dans les cas des SNRs ≤ 8 dB, les images reçues sont très dégradées et de mauvaises qualités.

Des exemples d'images reconstruites naturelles (128×128) avec un Rc = 0,75 bpp sont présentés dans les figures 4.18 - 4.20 pour les images Lena, Cameraman et Barbara transmises à un SNR = 8, 9 et 10 dB.

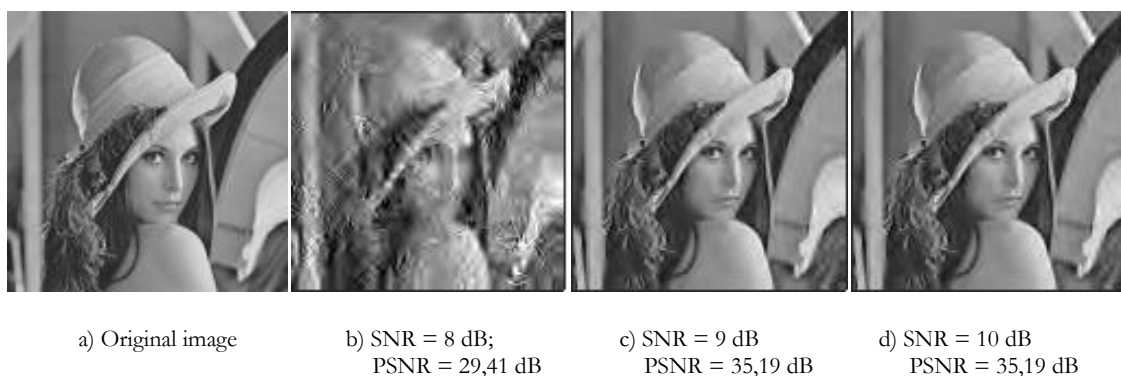


Figure 4. 18 — Images Lena (128×128) reconstruites : Rc = 0.75 bpp.

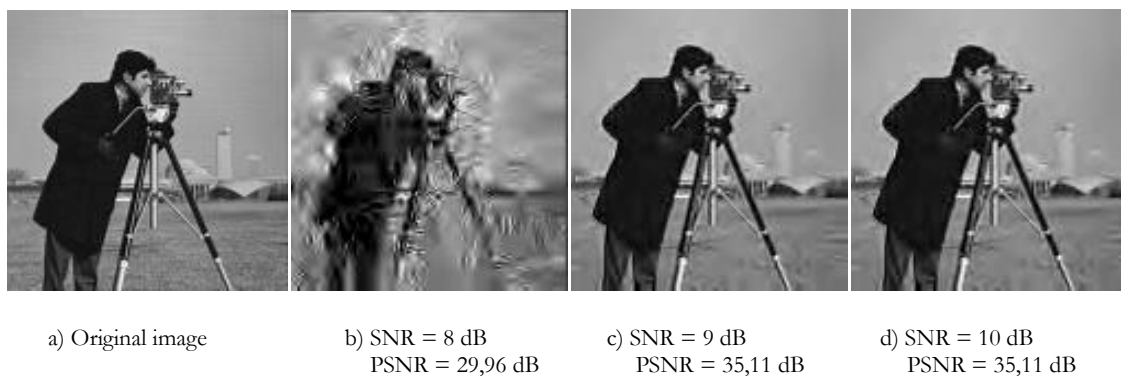


Figure 4. 19 — Images Cameraman (128×128) reconstruites : Rc = 0.75 bpp.

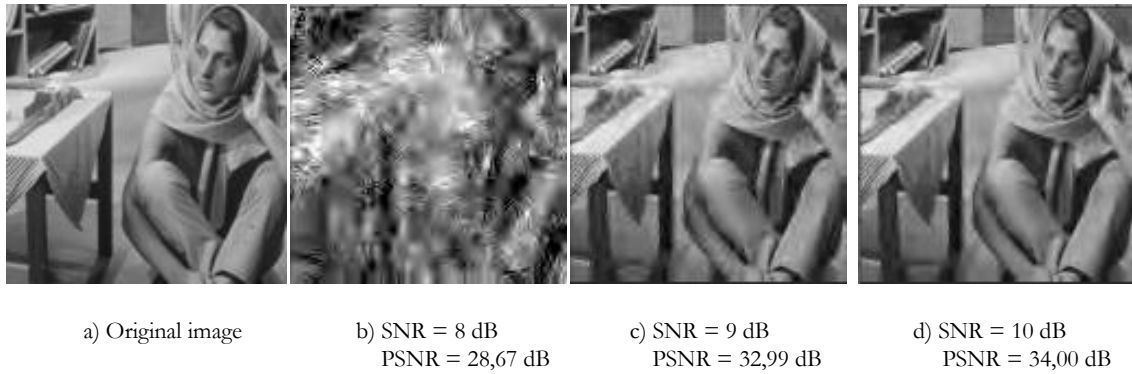


Figure 4. 20 — Images Barbara (128×128) reconstruites : $R_c = 0.75$ bpp.

Selon les données du tableau 4.24, 4.25 et 4.26, il est clair que pour transmettre les images naturelles avec une bonne qualité un $R_c \geq 0,5$ bpp est nécessaire ($MSSIM \geq 0,850$ et $PSNR \geq 33$ dB) ce qui équivaut à un taux de compression de 93,75 %.

Une évaluation visuelle des figures 4.18, 4.19 et 4.20 montre que les images récupérées ne sont pas les mêmes que les images originales avec SNR inférieur à 8 dB. Les meilleures valeurs du PSNR et MSSIM des images reconstruites sont obtenues à un SNR = 9 dB. Dans ces conditions, le système TOD-SPIHT-MC-CDMA proposé est considéré comme un système de communication parfait.

Les résultats de la simulation sont présentés dans les tableaux 4.27, 4.28 et 4.29 pour toutes les images (Lena, Cameraman et Barbara) de taille 256×256.

Paramètre d'évaluation	R_c (bpp)	Sans Transmission	Transmission avec SNR (dB)			
			7	8	9	10
PSNR (db)	0,125	31,89	28,27	29,34	31,89	31,89
MSSIM		0,736	0,228	0,468	0,736	0,736
PSNR (db)	0,25	33,59	28,36	28,86	33,59	33,59
MSSIM		0,827	0,229	0,417	0,827	0,827
PSNR (db)	0,5	35,80	28,69	28,98	34,84	35,80
MSSIM		0,897	0,261	0,390	0,872	0,897
PSNR (db)	0,75	37,91	27,68	28,82	32,06	37,91
MSSIM		0,927	0,222	0,325	0,726	0,927
PSNR (db)	1	39,86	27,98	28,80	32,25	39,86
MSSIM		0,946	0,201	0,309	0,738	0,946

Tableau 4. 27 — Valeurs du PSNR et MSSIM, image Lena (256×256) à différents R_c et SNR.

Paramètre d'évaluation	R_c (bpp)	Sans Transmission	Transmission avec SNR (dB)			
			7	8	9	10
PSNR (db)	0,125	32,25	28,97	30,14	32,25	32,25
MSSIM		0,736	0,345	0,534	0,736	0,736
PSNR (db)	0,25	33,34	28,58	29,74	33,32	33,34
MSSIM		0,804	0,298	0,412	0,804	0,804
PSNR (db)	0,5	35,03	28,61	29,78	33,03	35,03
MSSIM		0,881	0,258	0,400	0,794	0,881
PSNR (db)	0,75	36,93	28,35	29,37	32,65	36,93
MSSIM		0,930	0,313	0,400	0,759	0,930
PSNR (db)	1	39,31	28,40	29,53	32,17	39,31
MSSIM		0,952	0,302	0,380	0,705	0,952

Tableau 4. 28 — Valeurs du PSNR et MSSIM, image Cameraman (256×256) à différents R_c et SNR.

Paramètre d'évaluation	R_c (bpp)	Sans Transmission	Transmission avec SNR (dB)			
			7	8	9	10
PSNR (db)	0,125	30,17	27,42	28,12	30,05	30,17
MSSIM		0,582	0,157	0,207	0,569	0,582
PSNR (db)	0,25	30,68	27,56	28,07	29,86	30,68
MSSIM		0,690	0,156	0,203	0,534	0,690
PSNR (db)	0,5	31,89	27,87	28,26	29,42	31,89
MSSIM		0,799	0,155	0,208	0,478	0,799
PSNR (db)	0,75	32,93	28,03	28,19	29,31	32,93
MSSIM		0,862	0,138	0,220	0,474	0,862
PSNR (db)	1	34,18	27,77	28,42	28,84	34,18
MSSIM		0,898	0,135	0,204	0,318	0,898

Tableau 4. 29 — Valeurs du PSNR et MSSIM, image Barbara (256×256) à différents R_c et SNR.

Pour l'ensemble des images naturelles Lena, Cameraman et Barbara (256×256) nous avons besoin d'un SNR = 10 dB pour transmettre correctement ces derniers (excepté les cas où $R_c = 0,125$ bpp et 0,25 bpp, un SNR = 9 dB est suffisant (image Lena et Cameraman)).

Des exemples de réception d'images naturelles (256×256) avec un $R_c = 0,5$ bpp sont donnés dans les figures 4.21, 4.22 et 4.23 pour les images Lena, Cameraman et Barbara transmises à un SNR = 8, 9 et 10 dB.

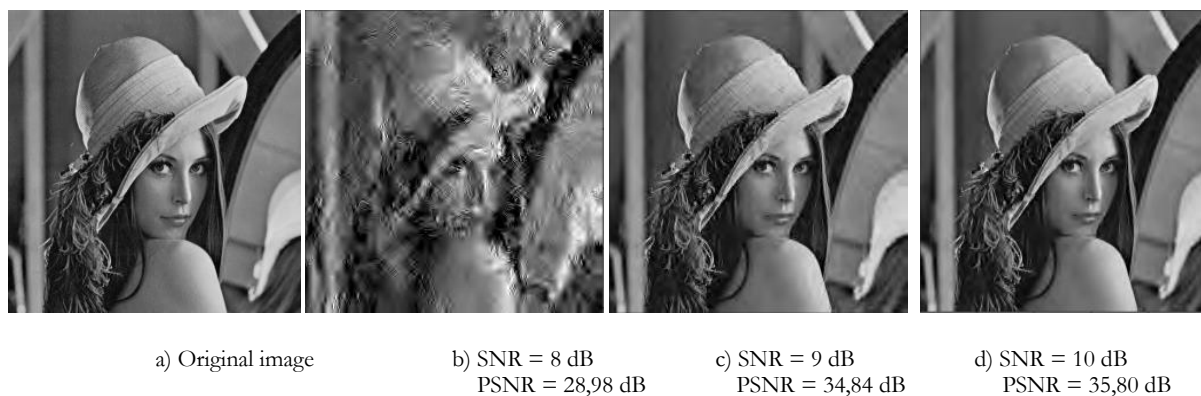


Figure 4. 21 — Images Lena (256×256) reconstruites : $R_c = 0.5$ bpp.

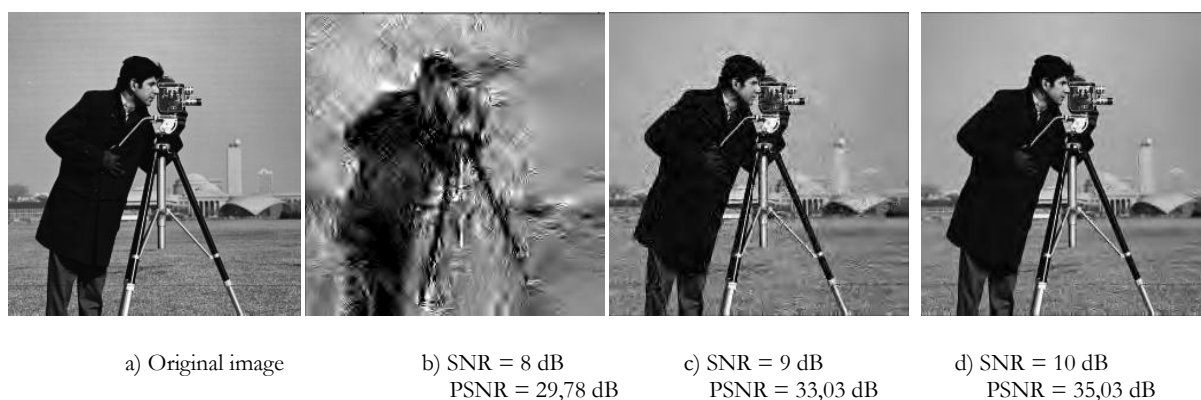


Figure 4. 22 — Images Cameraman (256×256) reconstruites : $R_c = 0.5$ bpp.

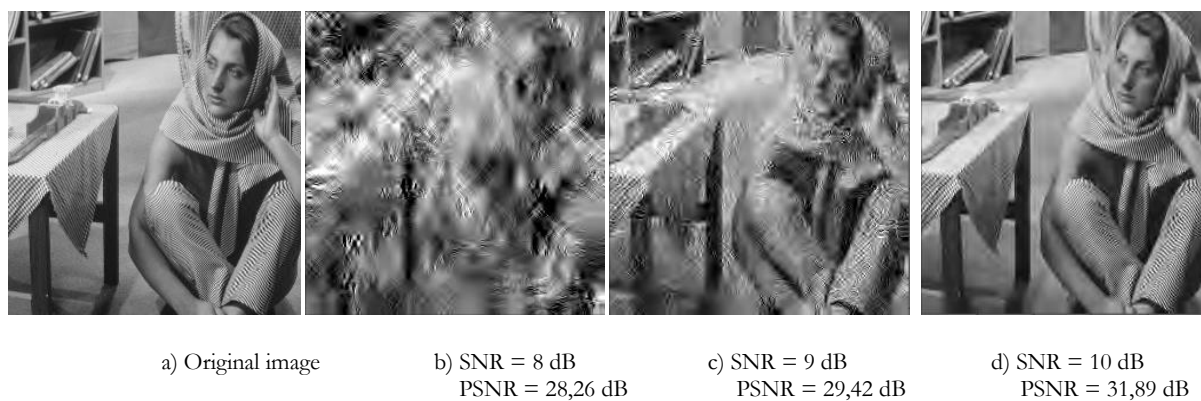


Figure 4. 23 — Images Barbara (256×256) reconstruites : $R_c = 0.5$ bpp.

En tenant compte des données du tableau 4.27, 4.28 et 4.29, il est clair que pour transmettre les images naturelles avec une bonne qualité un $R_c \geq 0,25$ bpp est nécessaire ($MSSIM \geq 0,800$ et $PSNR \geq 33$ dB) ce qui équivaut à un taux de compression de 96,88 %.

Pour le cas de l'image Barbara, il faut la transmettre avec un $R_c = 0,5$ bpp et plus ($MSSIM \geq 0,799$ et $PSNR \geq 31,89$ dB) ce qui équivaut à un taux de compression de 93,75 %.

Une évaluation visuelle des figures 4.21, 4.22 et 4.23 montre que les images récupérées ne sont pas les mêmes que les images originales si le SNR est inférieur à 9 dB. Les meilleures valeurs

du PSNR et MSSIM des images reconstruites sont obtenues à un SNR = 10 dB. Dans ces conditions, le système TOD-SPIHT-MC-CDMA présente des résultats acceptables.

➤ **Cas des images médicales**

Les résultats de la simulation sont présentés dans les tableaux 4.30, 4.31 et 4.32 pour toutes les images (IRM1, IRM2 et IRM3) de taille 128×128.

Paramètre d'évaluation	R_c (bpp)	Sans Transmission	Transmission avec SNR (dB)				
			6	7	8	9	10
PSNR (db)	0,125	29,85	28,01	28,74	29,85	29,85	29,85
MSSIM		0,545	0,187	0,282	0,545	0,545	0,545
PSNR (db)	0,25	30,42	28,82	28,92	30,42	30,42	30,42
MSSIM		0,669	0,199	0,370	0,669	0,669	0,669
PSNR (db)	0,5	31,64	28,19	28,71	31,29	31,64	31,64
MSSIM		0,783	0,176	0,340	0,750	0,783	0,783
PSNR (db)	0,75	32,67	27,94	28,77	31,65	32,67	32,67
MSSIM		0,852	0,184	0,285	0,796	0,852	0,852
PSNR (db)	1	33,83	28,17	28,44	30,71	33,83	33,83
MSSIM		0,890	0,167	0,330	0,712	0,890	0,890

Tableau 4. 30 — Valeurs du PSNR et MSSIM, image IRM1 (128×128) à différents R_c et SNR.

Paramètre d'évaluation	R_c (bpp)	Sans Transmission	Transmission avec SNR (dB)				
			6	7	8	9	10
PSNR (db)	0,125	29,48	28,05	28,94	29,48	29,48	29,48
MSSIM		0,546	0,145	0,267	0,546	0,546	0,546
PSNR (db)	0,25	30,02	27,45	28,60	30,02	30,02	30,02
MSSIM		0,695	0,129	0,313	0,695	0,695	0,695
PSNR (db)	0,5	31,41	27,60	28,42	31,41	31,41	31,41
MSSIM		0,822	0,132	0,271	0,822	0,822	0,822
PSNR (db)	0,75	32,43	27,87	28,48	30,81	32,43	32,43
MSSIM		0,877	0,119	0,447	0,786	0,877	0,877
PSNR (db)	1	33,59	27,68	28,63	30,05	33,59	33,59
MSSIM		0,912	0,110	0,402	0,694	0,912	0,912

Tableau 4. 31 — Valeurs du PSNR et MSSIM, image IRM2 (128×128) à différents R_c et SNR.

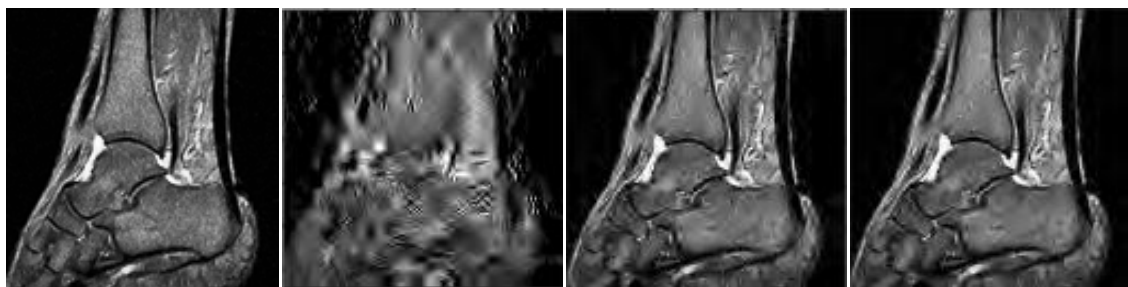
Paramètre d'évaluation	R_c (bpp)	Sans Transmission	Transmission avec SNR (dB)				
			6	7	8	9	10
PSNR (db)	0,125	30,13	28,10	28,96	28,60	30,13	30,13
MSSIM		0,527	0,183	0,366	0,396	0,527	0,527
PSNR (db)	0,25	30,59	27,93	28,50	28,60	30,59	30,59
MSSIM		0,630	0,166	0,218	0,312	0,630	0,630
PSNR (db)	0,5	31,64	27,58	28,14	28,53	31,64	31,64
MSSIM		0,746	0,156	0,183	0,266	0,746	0,746
PSNR (db)	0,75	32,51	27,45	28,09	31,66	32,48	32,51
MSSIM		0,829	0,135	0,190	0,345	0,827	0,829
PSNR (db)	1	34,29	27,84	27,95	29,03	33,00	34,29
MSSIM		0,881	0,173	0,212	0,385	0,833	0,881

Tableau 4. 32 — Valeurs du PSNR et MSSIM, image IRM3 (128×128) à différents R_c et SNR.

Dans le cas des images médicales IRM1 et IRM2, nous avons besoin d'un SNR = 8 dB pour transmettre nos données parfaitement dans le cas où les $R_c \leq 0,5$ bpp. Par contre, pour les $R_c \geq 0,75$ bpp une exigence d'un SNR = 9 dB est indispensable.

Pour l'image IRM3, une transmission correcte via le système TOD-SPIHT-MC-CDMA nécessite un SNR = 9 dB pour l'ensemble des R_c utilisés.

Des exemples d'images médicales reconstruites avec un $R_c = 0,75$ bpp sont présentées dans les figures 4.24, 4.25 et 4.26 pour les images IRM1, IRM2 et IRM3 transmises à un SNR = 7, 8 et 9 dB.



a) Original image

b) SNR = 7 dB
PSNR = 28,77 dB

c) SNR = 8 dB
PSNR = 31,65 dB

d) SNR = 9 dB
PSNR = 32,67 dB

Figure 4. 24 — Images IRM1 (128×128) reconstruites : $R_c = 0,75$ bpp.

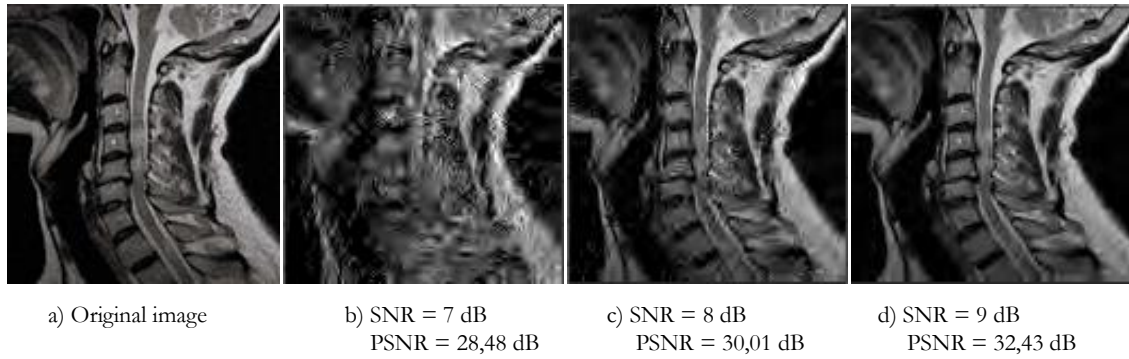


Figure 4. 25 — Images IRM2 (128×128) reconstruites : $R_c = 0.75$ bpp.

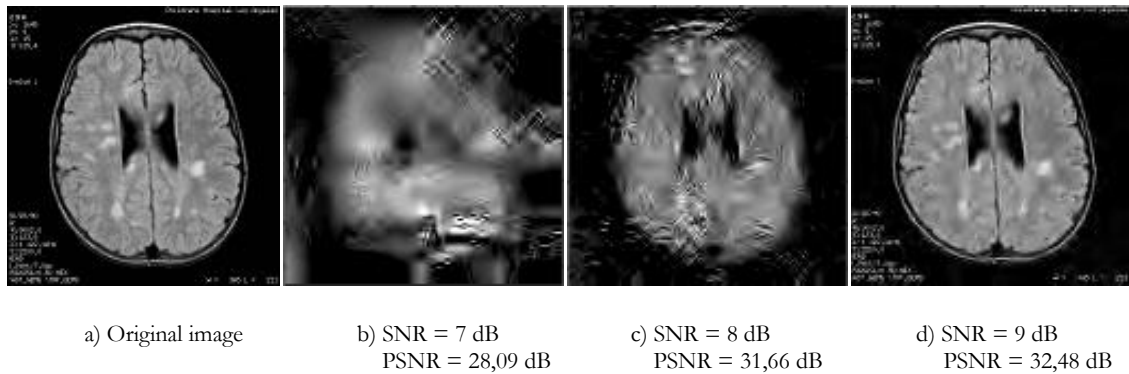


Figure 4. 26 — Images IRM3 (128×128) reconstruites : $R_c = 0.75$ bpp.

Selon les résultats obtenus dans les tableaux 4.30, 4.31 et 4.32, il semble judicieux de transmettre les images médicales avec un $R_c \geq 0,75$ bpp ($MSSIM \geq 0,830$ et $PSNR \geq 32$ dB) ce qui équivaut à un taux de compression de 90,63 % pour une bonne visualisation des images.

Une appréciation visuelle des figures 4.24, 4.25 et 4.26 montre que les images récupérées ne sont pas les mêmes que les images originales avec SNR inférieur à 8 dB. Les meilleures valeurs du PSNR et MSSIM des images transmises sont obtenues à un SNR = 9 dB. Dans ces conditions, le système TOD-SPIHT-MC-CDMA présente des résultats acceptables.

Les résultats de la simulation sont présentés dans les tableaux 4.33, 4.34 et 4.35 pour toutes les images (IRM1, IRM2 et IRM3) de taille 256×256.

Paramètre d'évaluation	R_c (bpp)	Sans Transmission	Transmission avec SNR (dB)			
			7	8	9	10
PSNR (db)	0,125	31,82	28,85	31,51	31,82	31,82
MSSIM		0,671	0,286	0,638	0,671	0,671
PSNR (db)	0,25	33,26	29,22	30,97	33,26	33,26
MSSIM		0,782	0,313	0,599	0,782	0,782
PSNR (db)	0,5	35,50	29,02	30,46	35,50	35,50
MSSIM		0,886	0,318	0,514	0,886	0,886
PSNR (db)	0,75	37,92	28,85	31,21	37,92	37,92
MSSIM		0,931	0,318	0,611	0,931	0,931
PSNR (db)	1	40,16	29,04	30,58	40,16	40,16
MSSIM		0,952	0,300	0,558	0,952	0,952

Tableau 4. 33 — Valeurs du PSNR et MSSIM, image IRM1 (256×256) à différents R_c et SNR.

Paramètre d'évaluation	R_c (bpp)	Sans Transmission	Transmission avec SNR (dB)			
			7	8	9	10
PSNR (db)	0,125	30,44	28,48	30,44	30,44	30,44
MSSIM		0,615	0,258	0,615	0,615	0,615
PSNR (db)	0,25	31,54	28,58	30,20	31,54	31,54
MSSIM		0,730	0,230	0,579	0,730	0,730
PSNR (db)	0,5	33,11	28,08	29,81	33,11	33,11
MSSIM		0,830	0,229	0,565	0,830	0,830
PSNR (db)	0,75	34,57	28,22	29,50	34,57	34,57
MSSIM		0,877	0,212	0,498	0,877	0,877
PSNR (db)	1	36,17	28,57	29,33	36,17	36,17
MSSIM		0,910	0,201	0,453	0,910	0,910

Tableau 4. 34 — Valeurs du PSNR et MSSIM, image IRM2 (256×256) à différents R_c et SNR.

Paramètre d'évaluation	R_c (bpp)	Sans Transmission	Transmission avec SNR (dB)			
			7	8	9	10
PSNR (db)	0,125	31,16	28,29	28,72	31,16	31,16
MSSIM		0,651	0,292	0,328	0,651	0,651
PSNR (db)	0,25	32,14	28,03	28,63	32,14	32,14
MSSIM		0,741	0,257	0,302	0,741	0,741
PSNR (db)	0,5	34,57	27,48	29,05	30,33	34,57
MSSIM		0,859	0,233	0,360	0,549	0,859
PSNR (db)	0,75	37,13	27,52	28,14	29,79	37,13
MSSIM		0,914	0,219	0,286	0,481	0,914
PSNR (db)	1	39,91	28,39	28,65	30,06	39,91
MSSIM		0,947	0,247	0,284	0,522	0,947

Tableau 4. 35 — Valeurs du PSNR et MSSIM, image IRM3 (256×256) à différents R_c et SNR.

Dans le cas des images médicales IRM1 et IRM2, nous avons besoin d'un SNR = 9 dB pour transmettre nos données parfaitement, (hormis le cas où $R_c = 0,125$ bpp, un SNR = 8 dB est suffisant (image IRM2)). Pour une transmission fidèle de l'image IRM3 à travers le système TOD-SPIHT-MC-CDMA, un SNR = 10 dB est nécessaire, (excepté le cas où $R_c = 0,125$ bpp et 0,25 bpp, un SNR = 9 dB est recommandé). Des exemples de réception des images médicales avec un $R_c = 0,5$ bpp sont donnés dans les figures 4.27, 4.28 et 4.29 pour les images IRM1, IRM2 et IRM3 transmises à un SNR = 8, 9 et 10 dB.



Figure 4. 27 — Images IRM1 (256×256) reconstruites : $R_c = 0.5$ bpp.

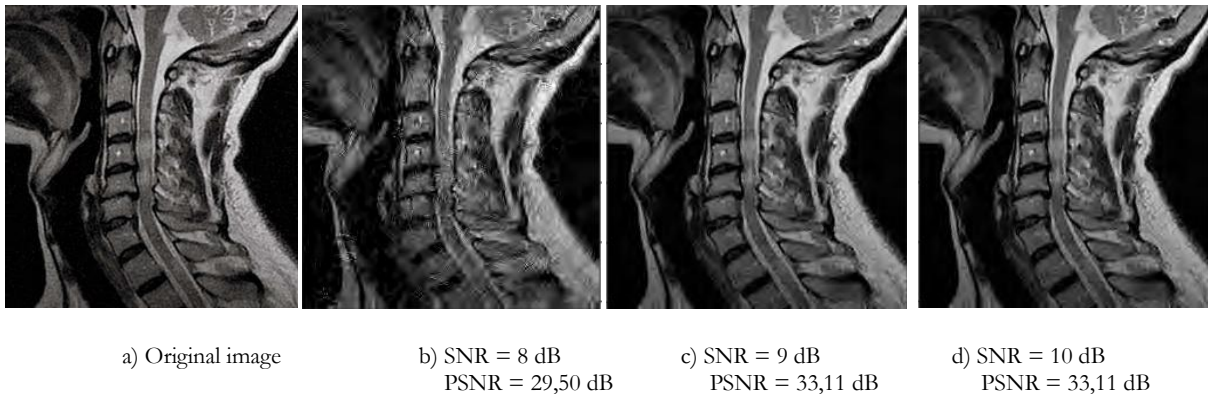


Figure 4. 28 — Images IRM2 (256×256) reconstruites : $R_c = 0.5$ bpp.

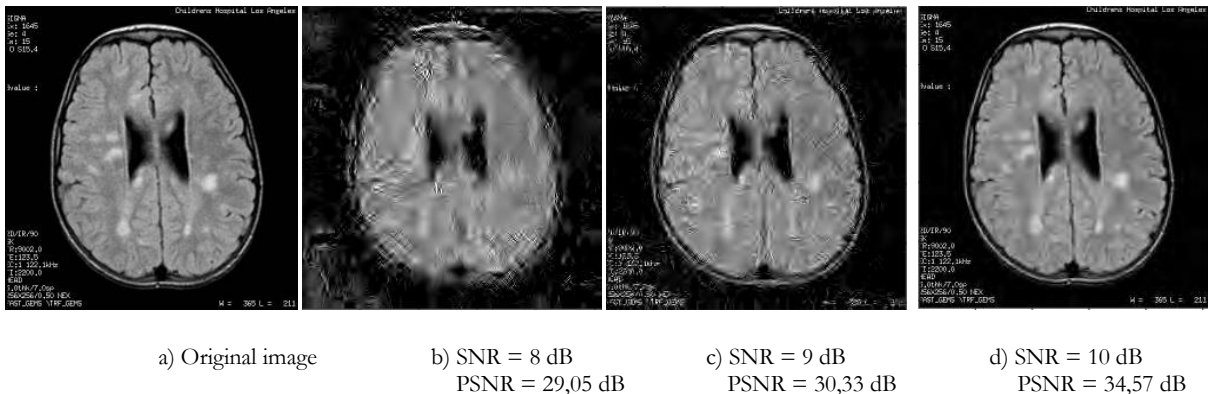


Figure 4. 29 — Images IRM3 (256×256) reconstruites : $R_c = 0.5$ bpp.

D'après les résultats acquis dans les tableaux 4.33, 4.34 et 4.35, il semble prudent de transmettre nos images médicales avec un $R_c \geq 0,5$ bpp ($MSSIM \geq 0,830$ et $PSNR \geq 33$ dB) ce qui équivaut à un taux de compression de 93,75 % pour une bonne qualité de visualisation des images.

Une appréciation visuelle des figures 4.27, 4.28 et 4.29 montre que les images reconstruites ne sont pas les mêmes que les images originales avec SNR inférieur à 8 dB (IRM1 et IRM2) et 9 dB (IRM3). Les meilleures valeurs du PSNR et MSSIM des images transmises sont obtenues à un $SNR = 10$ dB. Dans ces conditions, le système TOD-SPIHT-MC-CDMA présente des résultats acceptables.

4.5 Conclusion

Ce quatrième chapitre présente la chaîne de communication TOD-SPIHT-MC-CDMA proposée pour transmettre des données multimédia (image naturelles et médicales) sur une liaison descendante. En premier lieu, nous avons choisi selon la littérature le codeur SPIHT pour la compression des images. Ensuite un grand nombre d'ondelettes orthogonales et bi-orthogonales ont été implémentées et testées avec le compresseur SPIHT pour choisir celle qui est la plus apte à être utilisée avec ce dernier. Ensuite, nous avons présenté la structure du système TOD-SPIHT-MC-CDMA pour la transmission des images. Ce dernier a fait l'objet d'une évaluation de ces performances en termes de BERs et de SNRs.

Pour tester l'efficacité et la robustesse de la chaîne de communication TOD-SPIHT-MC-CDMA proposée, nous avons transmis des images naturelles et médicales à différents R_c et SNR. Les images reconstruites après transmission sont évaluées objectivement et comparées en termes de MSSIM et PSNR avec celles compressées (avant transmission).

L'ensemble des résultats obtenus par simulation montre que notre système TOD-SPIHT-MC-CDMA est très performant en termes de BER et SNR (transmission des images à faible SNR)

Conclusion Générale

Au cours de ces dernières années, les systèmes de communications radio fréquence ont littéralement envahi notre vie quotidienne. Presque toutes les personnes possèdent au moins un téléphone portable surtout les Smartphone avec la possibilité de communiquer via le réseau téléphonique, les points d'accès Wifi, Bluetooth ...etc. ainsi une génération importante de données multimédia a été développée.

De nombreuses techniques à accès multiples ont été élaborées ces dernières décennies pour mieux partager et atteindre le médium de communication. Ont succédé aux méthodes de multiplexage en temps, et en fréquence, les techniques d'accès multiples par code CDMA et aussi en fréquences orthogonales OFDMA. Ces dernières constituent aujourd'hui les pièces angulaires des dernières générations de téléphonie mobile 3G et 4G [125]. La combinaison de transmissions multi-porteuses OFDM avec accès multiples par répartition de code (CDMA) nous permet d'exploiter la diversité des fréquences inhérentes du canal à large bande en diffusant chaque symbole sur plusieurs supports [4]. Le résultat est le système MC-CDMA (Multi-Carrier Code Division Multiple Access).

Le travail abordé dans le cadre de cette thèse consiste à concevoir, modéliser et simuler la transmission de données multimédia (images naturelles et médicales) dans une chaîne de communications radio fréquence. Le système MC-CDMA est une technique des plus prometteuses pour transmettre des données à haut débit et à haute capacité en communications.

Comme le montrent les travaux de Shannon nous pouvons séparer en deux parties distinctes notre architecture de transport de service multimédia; le codage de source (codeur SPIHT) et le système de transmission MC-CDMA; de les traiter sans sacrifier la fidélité de notre système de communication [8,9].

En premier lieu, un large nombre d'ondelettes orthogonales et bi-orthogonales ont été testées au niveau du codeur SPIHT. Pour cela un choix du niveau de décomposition a été effectué pour les deux types de familles d'ondelettes sur les images naturelles et médicales de taille 128×128 et 256×256 , il s'avère que le 7^{ème} niveau de décomposition donne les meilleures performances en terme de PSNR et MSSIM. Ensuite pour chaque famille d'ondelettes utilisée, nous avons sélectionné celle qui présente les valeurs du PSNR et MSSIM les plus élevés; pour la famille d'ondelette "Daubechies", l'ondelette analysante « db5 » a été sélectionnée, pour la famille d'ondelette "Symelets", l'ondelette analysante « Sym9 » a été choisie, pour la famille d'ondelettes

"Coiflets", l'ondelette analysante « Coif5 » reflète de bons résultats, pour la famille d'ondelette "bi-orthogonales", les ondelettes analysantes « bior2.2 », « bior4.4 » et « bior6.8 » paraissent des candidates adéquates pour la compression des images à base de l'algorithme SPIHT, pour la famille d'ondelettes "bi-orthogonales réversibles", l'ondelette analysante « rbio1.3 » a été sélectionnée. Enfin, l'ondelette CDF9/7 sera aussi associée avec le codeur SPIHT. Notons ici que l'ondelette analysante rbio3.1 est une très mauvaise candidate à utiliser lors de la compression des images dans le compresseur SPIHT.

Après regroupement de l'essentiel des ondelettes analysantes pour l'ensemble des familles utilisées, nous avons conclu que l'ondelette CDF9/7 est très favorable à implémenter au codeur de sous-bande SPIHT pour les images naturelles et médicales de dimensions 128×128 et 256×256.

En second lieu, Nous proposons une architecture de communication apte à transmettre les données générées par le codeur SPIHT combiné avec le système MC-CDMA dénommée TOD-SPIHT-MC-CDMA. La structure proposée, au niveau de l'émetteur s'effectue en quatre étapes; une étape de compression des images permettant de générer les données binaires à transmettre, puis une de modulation BPSK est effectuée sur ces données, suivi d'un étalement de spectre en utilisant les codes orthogonaux de Walsh, une dernière étape de modulation OFDM est effectuée sur les données binaires pour les transmettre à travers un canal AWGN. Au niveau du récepteur, après l'étape de démodulation OFDM, Le signal reçu est multiplié par le code Walsh associé à chaque utilisateur. Ensuite, une décision est effectuée sur le vecteur résultant pour obtenir les données binaires. L'étape suivante consiste à décompresser les données avec le décodage SPIHT puis l'inverse des transformations en ondelettes discrètes 2D CDF9/7 est utilisé pour récupérer à la réception l'image transmise.

Pour évaluer les performances du système TOD-SPIHT-MC-CDMA proposé, les courbes des BERs en fonction du SNRs sont tracées (rappelons ici que l'ondelette analysante CDF9/7 est associée au codeur SPIHT pour la compression des images naturelles et les images médicales (taille 128×128 et 256×256)) avec différents R_c . Les valeurs des BERs obtenues sont comprises entre 10^{-4} et 10^{-5} ce qui est très satisfaisant pour les communications sans fils (une exigence de 10^{-2} à 10^{-3} pour les BERs est souhaitée). De plus, pour l'ensemble des images utilisées (dimension 128×128 et 256×256) un faible SNR permet d'obtenir une transmission parfaite des images compressées. Il y a lieu de noter, que les temps de simulation de la structure TOD-SPIHT-MC-CDMA sont très faibles (quelque secondes).

Ensuite, pour tester la performance et la robustesse des images transmises via l'architecture de communication proposée TOD-SPIHT-MC-CDMA, les images initiales sont compressées avec différents R_c et transmises à différents SNRs dans une plage entre 6 dB à 10 dB pour des pas de $SNR = 1$ dB. La qualité des images transmises et reconstruites à différents SNRs est qualifiée avec les deux paramètres le PSNR et le MSSIM.

Les résultats de simulation montrent que :

- Dans le cas des images naturelles de tailles 128×128 , un $R_c = 0,5$ bpp et un $SNR = 9$ dB sont nécessaires pour une bonne qualité des images transmises. Dans ce cas, seulement 6,25 % de données des images originales sont envoyées.
- Pour le cas des images médicales de tailles 128×128 , un $R_c = 0,75$ bpp et un $SNR = 9$ dB sont essentiels pour une bonne visualisation des images transmises. Avec ces conditions, uniquement 9,37 % des informations des images originales sont transmises.
- Pour le cas des images naturelles de tailles 256×256 , un $R_c = 0,25$ bpp et un $SNR = 9$ dB paraissent judicieux pour une bonne présentation des images transmises. En considérant ces exigences, seulement 3,12 % de données des images originales sont émises.
- Pour le cas des images médicales de tailles 256×256 , un $R_c = 0,5$ bpp et un $SNR = 9$ dB sont exigés pour une bonne exposition des images transmises. Tenant compte de ces remarques, uniquement 6,25 % de données des images originales sont envoyées.

Pour les images naturelles de dimensions 128×128 et 256×256 nous recommandons de les envoyer respectivement avec des bits rates $R_c = 0,5$ bpp et $0,25$ bpp avec un $SNR = 9$ db pour une bonne appréciation visuelle des images reconstruites. Par contre, dans le cas des images médicales de taille 128×128 et 256×256 , un $R_c = 0,75$ bpp et un $SNR = 9$ db serait judicieux pour envoyer les images avec une qualité acceptable. Néanmoins, pour les images médicales il serait souhaitable de laisser aux praticiens le choix des bits rates à envoyer. Avec toutes ces conditions réunies, nous pouvons avoir un système de communications à qualité acceptable.

Perspectives

Le travail effectué dans cette thèse peut être étendu dans les cas suivants :

- Cas du canal de Rayleigh à trajets multiples, le canal de Bran A, B, C, D et E.
- Implémentation d'autre codeur de sous bande tel-que le codeur EBCOT (Embedded Bit Plane Coding by Truncation).
- Adaptation aux images de grandes dimensions dites super résolutions.

Les travaux présentés dans cette thèse ont donné lieu à la publication suivante :

- Bendelhoum Mohammed Sofiane, Djebbari Ali, Boukli-Hacene Ismail, Taleb-Ahmed Abdelmalik. "An Improved Downlink MC-CDMA System for Efficient Images Transmission", *Journal of Telecommunications and Information Technology*, Vol.4, pp. 5-16, 2017.

Annexe A

Exemple de familles d'ondelettes

A.1 Avantage de l'analyse de Fourier

L'analyse de Fourier basée sur l'utilisation de la transformée de Fourier est incontournable en théorie et traitement des signaux pour de multiples raisons [126,14] :

- Technique universelle pour tous les signaux stationnaires.
- Les sinusoides sont des vecteurs propres de l'opérateur différentiel, cela permet à la transformée de Fourier de donner des indications sur la régularité globale du signal.
- L'universalité du concept de fréquence sur lequel elle repose, que ce soit dans des domaines s'intéressant à des ondes physiques (acoustiques, optiques...) ou reposant sur certaines périodicité d'événements (économie, biologie ...). Une description fréquentielle fournit un complément indispensable à la seule description temporelle qui est généralement insuffisante pour l'analyse.
- La structure mathématique elle-même de l'analyse de Fourier, qui se prête naturellement à des transformations communes comme le filtrage linéaire.

L'ensemble de ces avantages conduit au développement de nombreux d'algorithmes, de processeurs, d'appareils permettant une analyse fréquentielle, conférant ainsi à celle-ci une notoriété d'usage.

A.2 Limitation de l'analyse spectrale à base de transformée de Fourier

Malgré son immense succès, cette technique a plusieurs inconvénients [15]:

- **Manque de localisation temporelle** : En effet, l'analyse de Fourier permet de connaître les différentes fréquences existant dans un signal, c'est à dire son spectre, mais ne permet pas de savoir à quels instants ces fréquences ont été émises. Cette analyse donne une information globale et non locale, car les fonctions d'analyse utilisées sont des sinusoides qui oscillent indéfiniment sans s'amortir. Cette perte de localité n'est pas un inconvénient pour analyser des signaux stationnaires, mais le devient pour des signaux non stationnaires. Par exemple, des perturbations sur l'axe des temps de la fonction $x(t) = \sin(2\pi f_1 t) + \sin(2\pi f_2 t)$ influencent chaque point

sur l'axe fréquentiel (figure A.1), ce qui signifie que les moments où interviennent ces perturbations ne sont pas connues.

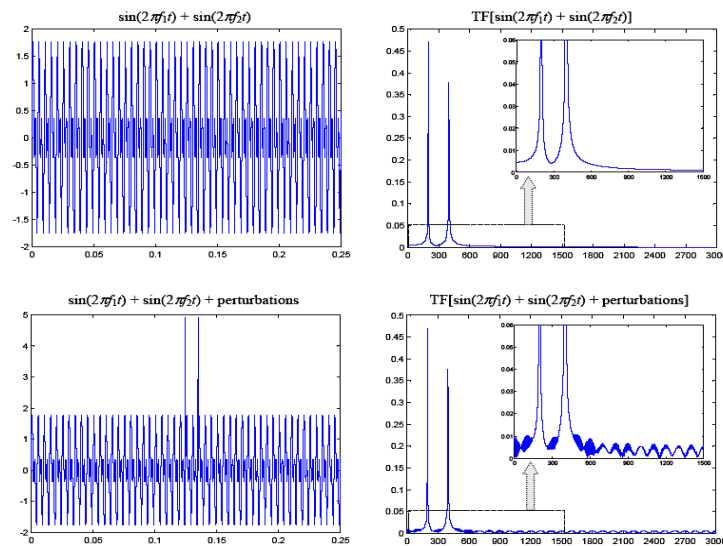


Figure A. 1 — Exemple de Transformée de Fourier sur un signal non perturbé $x(t) = \sin(2\pi f_1 t) + \sin(2\pi f_2 t)$ avec $f_1 = 200 \text{ Hz}$ et $f_2 = 400 \text{ Hz}$ puis perturbé aux instants $t_1 = 0.1249 \text{ msec}$ et $t_2 = 0.1349 \text{ msec}$ [126].

- La transformée de Fourier n'est pas l'outil adapté à l'étude de signaux dont la fréquence varie dans le temps (figure A.2). De tels signaux nécessitent la mise en place d'une analyse temps-fréquence qui permettra une localisation des périodicités dans le temps et indiquera donc si la période varie d'une façon continue.

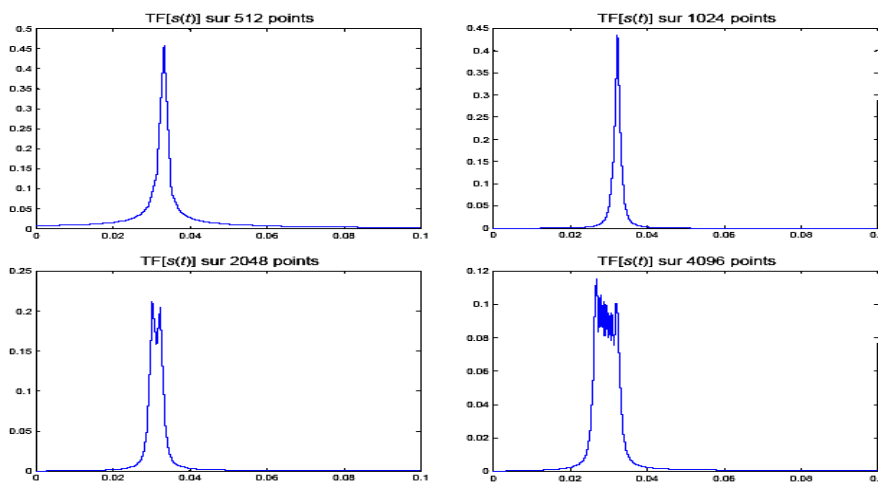


Figure A. 2 — Transformées de Fourier du signal $x(t) = (2\pi) / (30 + 0.001t)$ dont la fréquence varie dans le temps. Les Figures représentent la TF du signal sur les 512, 1024, 2048, 4096 premiers points du signal. La Figure en haut à gauche montre l'existence d'un pic tandis que celle en bas à droite montre l'existence d'une bande de fréquence très mal définie [126].

A.3 Exemple d'ondelettes

A.3.1 Ondelette de Haar

Un premier exemple d'ondelette est l'ondelette de Haar. La fonction d'échelle dans ce cas est $\phi_{haar} = \chi_{[0,1]}(t)$ et l'ondelette correspondante [19]:

$$\psi_{haar} = \chi_{[0,1/2]}(t) - \chi_{[1/2, 1]}(t) \quad (\text{A.1})$$

Dans la pratique, l'ondelette de Haar n'est pas beaucoup utilisée en raison de ses discontinuités.

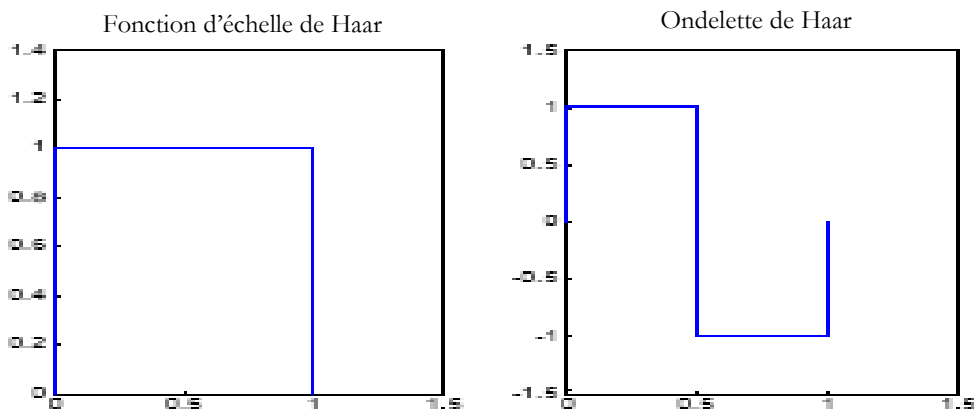


Figure A. 3 — Fonction d'échelle et ondelette de Haar [14].

A.3.2 Ondelette de Shannon

L'ondelette de Shannon :

$$\psi_{SH} = \frac{\sin 2 \pi t - \sin \pi t}{\pi t} \quad (\text{A.2})$$

dont la fonction d'échelle est $\phi_{SH} = \text{sinc}(\pi t)$, n'est pas beaucoup utilisée en raison de sa très faible décroissance à l'infini. En effet, ϕ_{SH} est très mal localisé en temps $\Delta\phi_{SH} = \infty$. La raison de cette mauvaise localisation en temps vient du fait que dans le domaine fréquentiel, $\hat{\phi}_{SH}(W)$ comporte deux discontinuités à $-\pi$ et π . En conséquence, dans le domaine temporel, la fonction décroît en $1/t$ et donc $\Delta\phi_{SH} = \infty$.

A.3.3 Ondelette de Meyer

Meyer a construit une fonction d'échelle (figure A.4) de telle sorte que sa transformée de Fourier soit lisse aux endroits de discontinuités de $\hat{\phi}_{SH}(W)$ (voir ondelette de Shannon). En temps, cela se traduit par une décroissance plus rapide à l'infini par rapport à Shannon. La fonction d'échelle et l'ondelette sont symétriques respectivement par rapport à 0 et $-1/2$. Les ondelettes de Meyer sont des ondelettes indéfiniment dérivables, de support infini. Leur implémentation se fait plutôt dans le domaine fréquentiel.

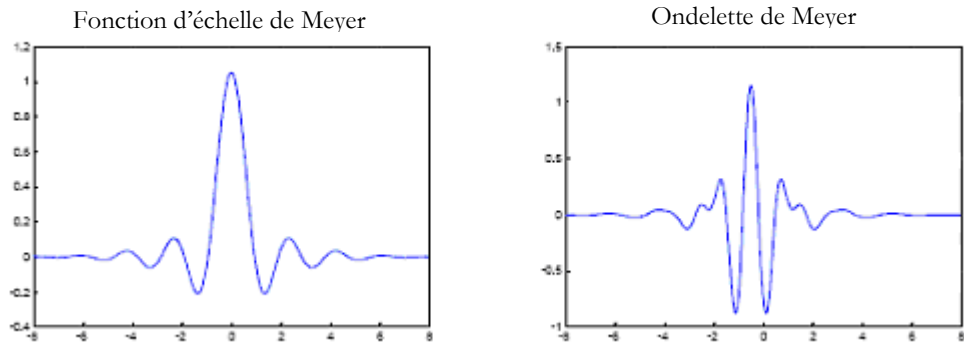


Figure A. 4 — Fonction d'échelle et ondelette de Meyer [14].

A.3.4 Ondelette de Daubechies

Les ondelettes de Daubechies sont probablement les plus utilisées en ce qui concerne les ondelettes orthogonales. Elles sont à support compact (les filtres H et G ont une réponse impulsionnelle finie donc les filtres h_1 et g_1 sont finis). Ces ondelettes seront notées dbN , où db est le symbole donné pour Daubechies, et N est le nombre de moments nuls de l'ondelette. Les ondelettes de Daubechies sont supportées sur un intervalle de longueur $2N-1$. Ces ondelettes présentent l'inconvénient de ne pas être symétriques ou antisymétriques, excepté quand $N = 1$ ce qui correspond à l'ondelette de Haar. La figure A.5 représente les fonctions d'échelles et ondelettes pour $N = 2$, $N = 4$, et $N = 8$.

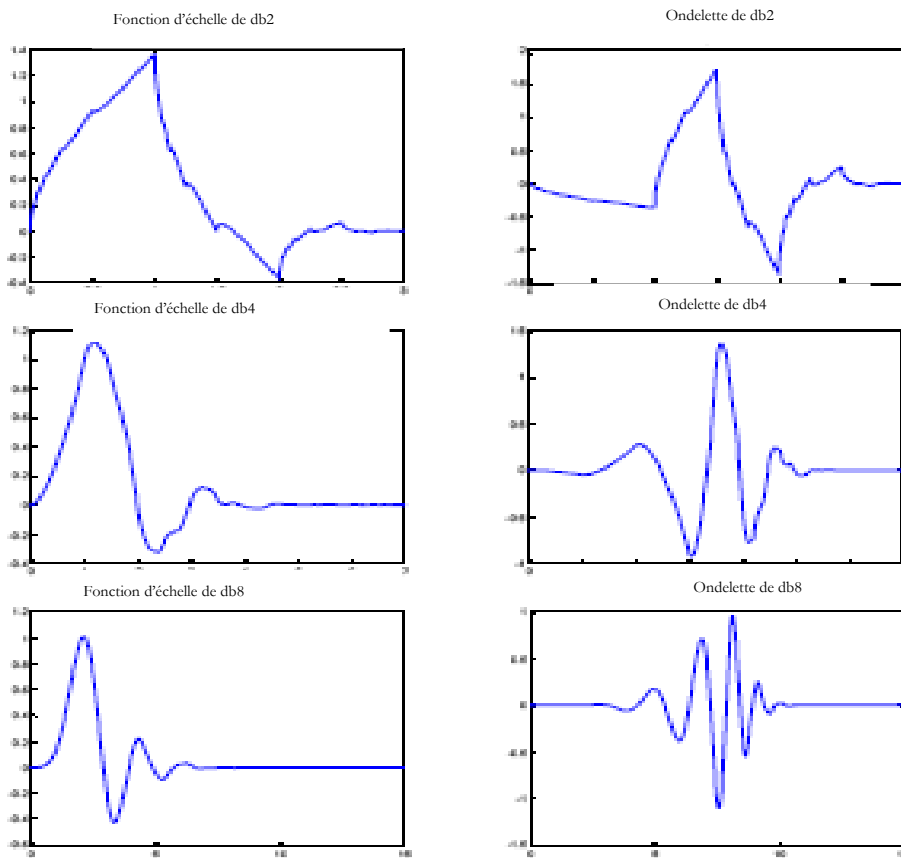


Figure A. 5 — Fonctions d'échelles et ondelettes de Daubechies pour $N = 2, 4, 8$ [14].

A.3.5 Symlets

Pour obtenir une ondelette symétrique ou antisymétrique, le filtre h_1 doit être symétrique ou antisymétrique par rapport au centre de son support ($\hat{h}_1(w)$ a une phase linéaire). Les symlets sont des ondelettes de Daubechies construites de telle sorte que la phase de $\hat{h}_1(w)$ soit la plus linéaire possible. Le support des symlets est $2N+1$. La figure A.6, représente la fonction d'échelle et l'ondelette pour $N = 8$. Une meilleure symétrie par rapport à l'ondelette de Daubechies ($N = 8$) peut être remarquée.

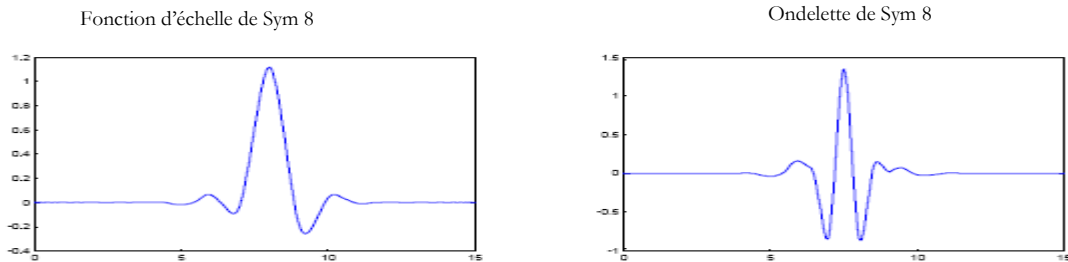


Figure A. 6 — Fonction d'échelle et ondelette Symlets pour $N = 8$ [14].

A.3.6 Coiflets

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

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \phi(t) dt = 1 \quad \int_{-\infty}^{+\infty} t^k \phi(t) dt = 0 \quad \text{pour} \quad 1 \leq k \leq N \quad (\text{A.4})$$

Le résultat est l'ondelette coiflets dont la taille du support est $3N-1$ au lieu de $2N-1$ pour une ondelette de Daubechies. La figure A.7, représente la fonction d'échelle et l'ondelette pour $N = 5$.

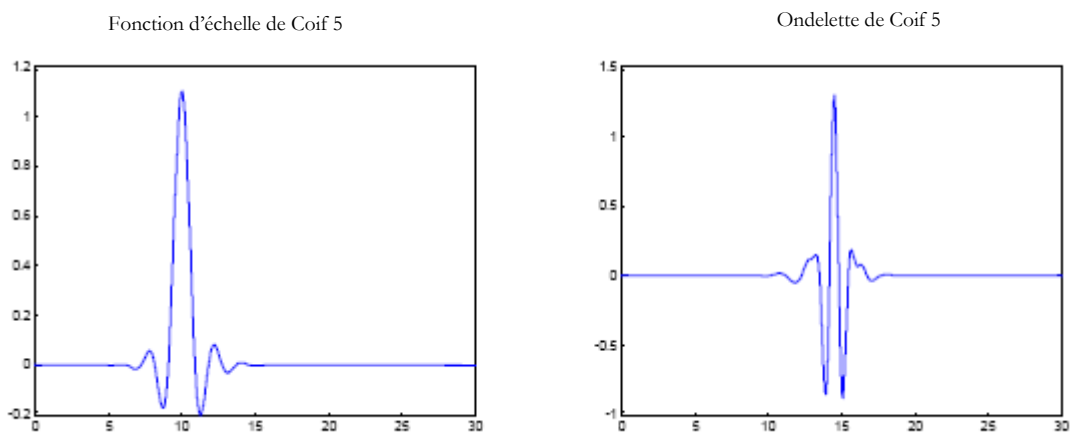


Figure A. 7 — Fonction d'échelle et ondelette Coiflets pour $N = 5$ [14].

A.3.7 Ondelettes biorthogonales

Les ondelettes biorthogonales se définissent de manière analogue aux ondelettes orthogonales, mais en partant de multirésolutions biorthogonales. On écrit les décompositions [13]:

$$\mathbf{V}_{j-1} = \mathbf{V}_j \oplus \mathbf{W}_j \quad \text{avec } \mathbf{W}_j \subset (\mathbf{V}_j^*)^\perp \quad (\text{A.4})$$

$$\mathbf{V}_{j-1}^* = \mathbf{V}_j^* \oplus \mathbf{W}_j^* \quad \text{avec } \mathbf{W}_j^* \subset (\mathbf{V}_j)^\perp \quad (\text{A.5})$$

De manière analogue au cas orthogonal, un signal $x(t) \in L^2(\mathbb{R})$ peut s'écrire :

$$x(t) = \sum_{j,n \in \mathbb{Z}} \langle x, \psi_{j,n}^* \rangle \psi_{j,n}(t) \quad (\text{A.6})$$

$$= \sum_{n \in \mathbb{Z}} \langle j, \phi_{j,n}^* \rangle \phi_{j,n}(t) + \sum_{k \leq j, n \in \mathbb{Z}} \langle x, \psi_{k,n}^* \rangle \psi_{k,n}(t) \quad (\text{A.7})$$

$$= \sum_{j,n \in \mathbb{Z}} \langle f, \psi_{j,n} \rangle \psi_{j,n}^*(t) \quad (\text{A.8})$$

$$= \sum_{n \in \mathbb{Z}} \langle j, \phi_{j,n} \rangle \phi_{j,n}^*(t) + \sum_{k \leq j, n \in \mathbb{Z}} \langle x, \psi_{k,n} \rangle \psi_{k,n}^*(t) \quad (\text{A.9})$$

✓ Équation d'échelle

Comme dans le cas orthogonal, $\psi(t)$ et $\phi(t/2)$ sont reliés par une équation d'échelle qui provient de l'inclusion de l'espace de détails dans la résolution plus grossière :

$$\frac{1}{\sqrt{2}} \psi(t/2) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} g[n] \phi(t-n) \quad (\text{A.10})$$

Deux exemples d'ondelettes sont donnée par la figure A.8 (bior 1.3 et bior 1.5) et la figure A.9 (rbio 2.6 et rbio 2.8) pour le cas d'ondelettes biorthogonale et ondelettes biorthogonales réversibles respectivement.

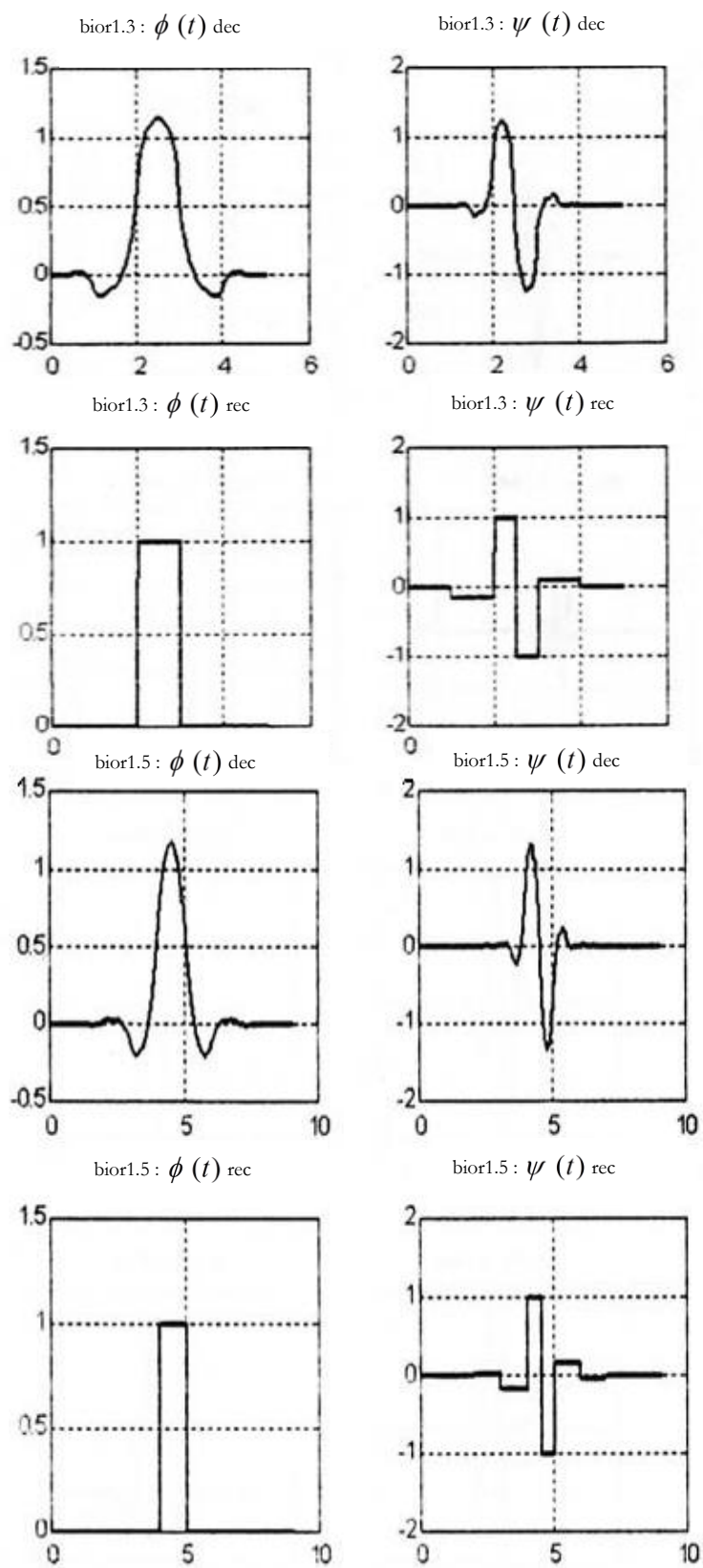


Figure A. 8 — Fonctions d'échelles et ondelettes biorthogonales pour bior1.3 et bior1.5 [14].

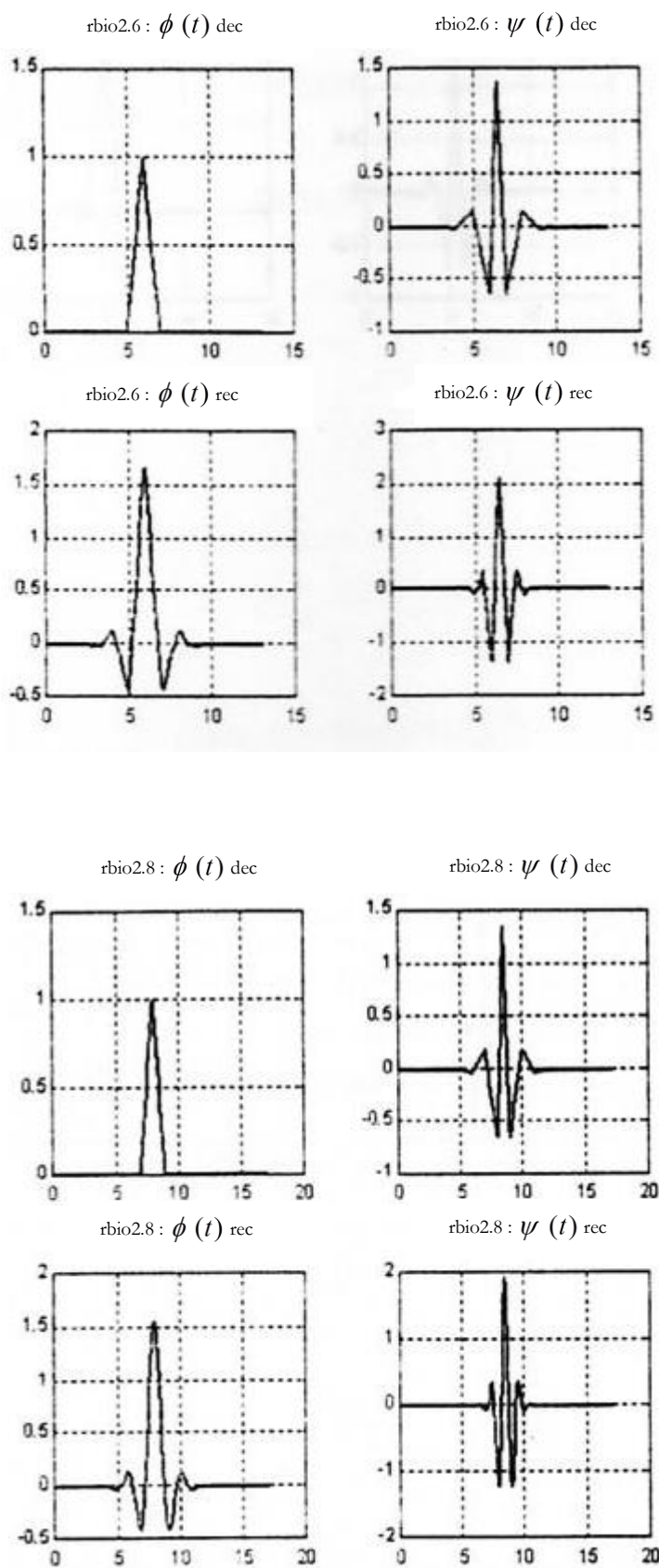


Figure A. 9 — Fonctions d'échelles et ondelettes biorthogonales réversibles pour bior2.6 et bior2.8 [14].

A.3.8 Ondelettes biorthogonales 9/7

Les ondelettes biorthogonales CDF9/7 font partie de la famille des ondelettes biorthogonales symétriques CDF (Cohen–Daubechies–Feauveau). Les filtres passe-bas associés aux ondelettes 9/7 possèdent ainsi $p=9$ coefficients à l'analyse, $p=7$ coefficients à la synthèse et sont décrits dans le Tableau A.1. Les ondelettes biorthogonales CDF9/7 sont illustrées en figure A.10 et possèdent $N = 4$ moments nuls à l'analyse et $\tilde{N} = 4$ à la synthèse.

Les ondelettes CDF9/7 possèdent un grand nombre de moments nuls pour un support relativement court. Elles sont de plus symétriques et très proches de l'orthogonalité. C'est une caractéristique importante en codage qui lui permet d'assurer que l'erreur de reconstruction soit très proche de l'erreur de quantification, en termes d'erreur quadratique moyenne. Antonini et Barlaud furent les premiers à montrer la supériorité de la transformée en ondelettes biorthogonale CDF9/7 pour la décorrélation d'images naturelles. Elle est depuis très utilisée en codage d'image et est utilisée par le codec JPEG-2000.

N	$h_0[n]$	$\tilde{h}_0[n]$
0	0.85269867900940	0.78848561640566
1	0.37740285561265	0.41809227322221
2	-0.11062440441842	-0.04068941760956
3	-0.02384946501938	-0.06453888262894
4	0.03782845550699	

Tableau A. 1 — Coefficients des réponses impulsionnelles symétriques des filtres passe-bas d'analyse $h_0 = [n]$ et de synthèse $\tilde{h}_0 = [n]$ associés à l'ondelette CDF 9/7 [25].

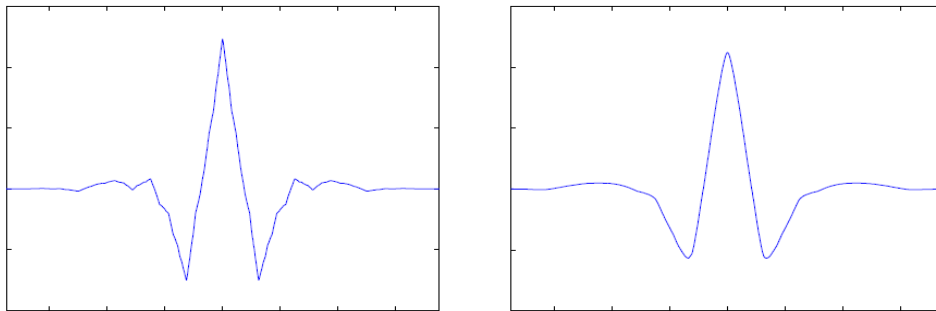


Figure A. 10 — Ondelette CDF 9/7 d'analyse ψ et sa duale $\tilde{\psi}$ [25].

Annexe B

Exemple d'algorithme de codage SPIHT [25]

Le codeur SPIHT est composé de deux passages. Le passage de commande et le passage d'amélioration. Dans le passage de commande SPIHT essaye de commander les coefficients selon leur grandeur. Dans le passage d'amélioration la quantification des coefficients raffinés. La commande et raffiner est faite relativement à un seuil. Le seuil est convenablement initialisé et sans interruption alors rendu plus petit avec chaque rond de l'algorithme. SPIHT maintient trois listes de coordonnées des coefficients dans la décomposition.

Ce sont la liste de Pixel insignifiants (LÈVRE « LIP »), la liste des Pixel significatifs (LSP) et la liste des ensembles insignifiants (LIS). Pour décider si un coefficient est significatif ou pas le SPIHT utilise la définition suivante :

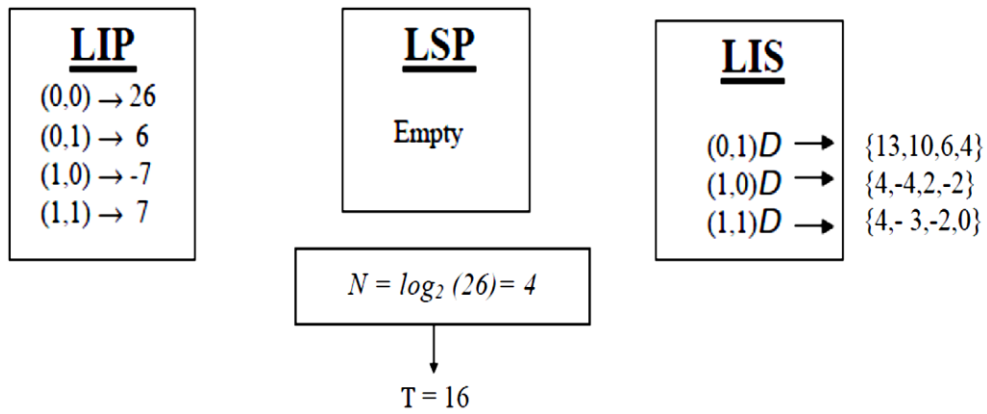
Un coefficient est considéré significatif à un certain seuil si sa grandeur est plus grande ou égale au seuil. En utilisant la notion d'importance de la LÈVRE « LIP », le LIS et le LSP peuvent être expliqués.

- La LÈVRE « LIP » contient des coordonnées des coefficients qui sont insignifiants au seuil courant.
- Le LSP contient des coordonnées des coefficients qui sont significatifs au même seuil.
- Le LIS contient des coordonnées des racines des arbres spatiaux de parent–enfants.

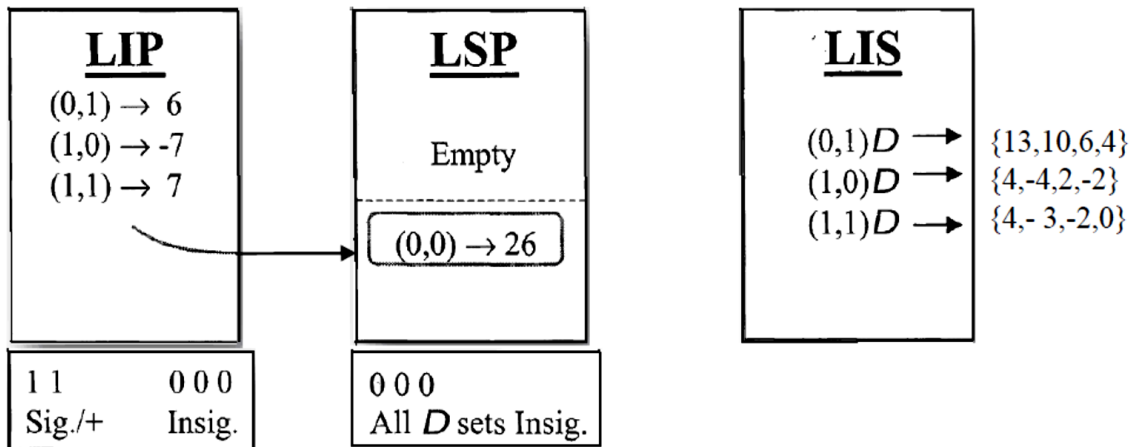
Exemple sur le codeur SPIHT

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

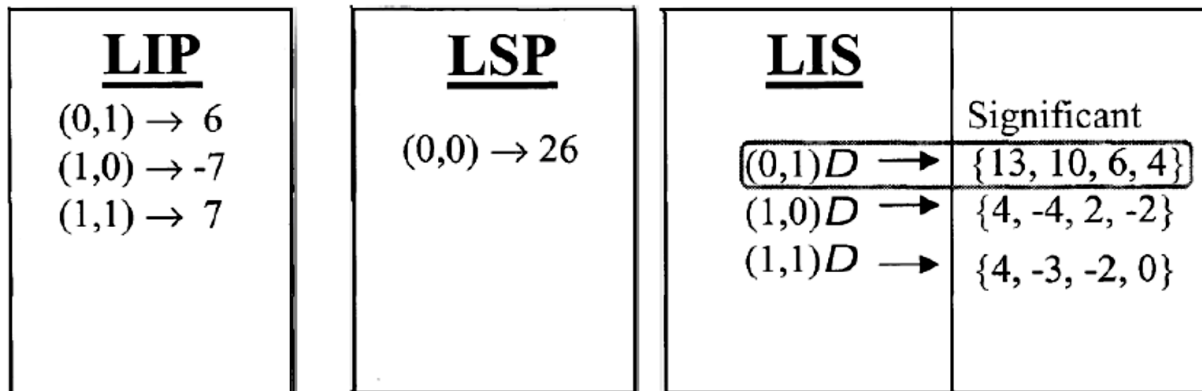
Initialisation



Après la première passe de tri

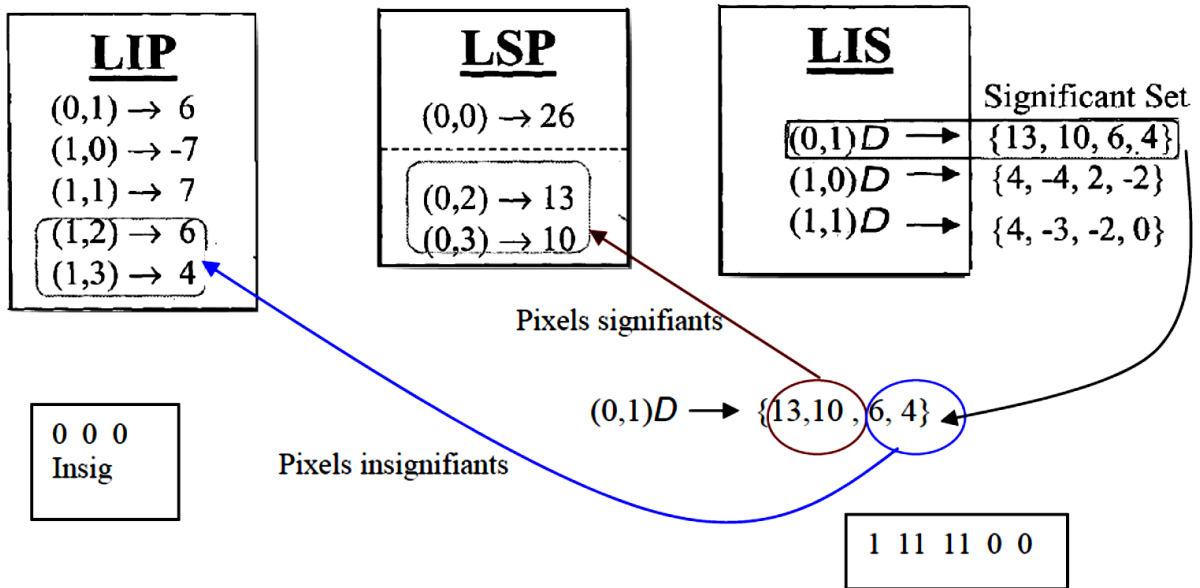


Après la première passe de raffinement



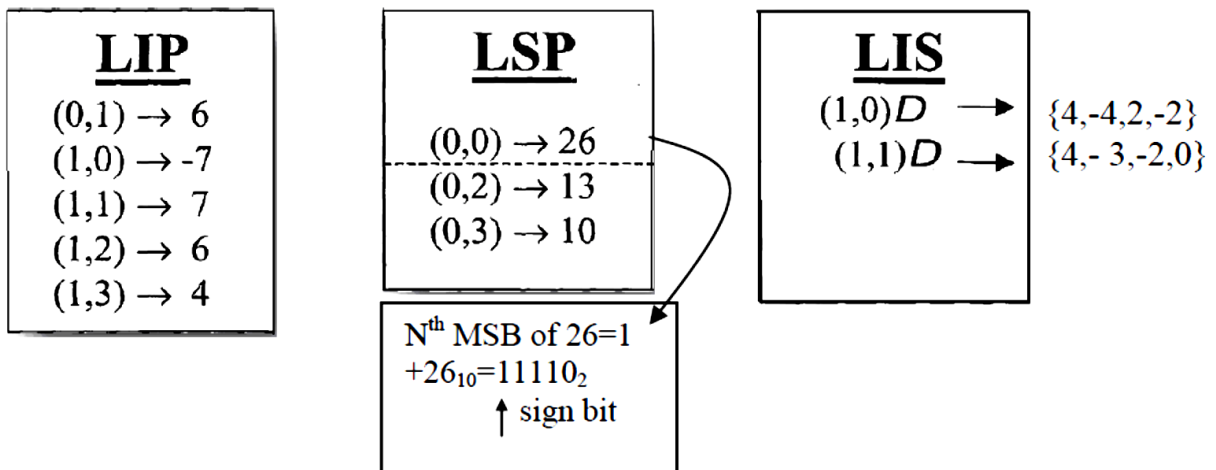
$N = 3; T = 8$

Pendant la seconde passe de tri



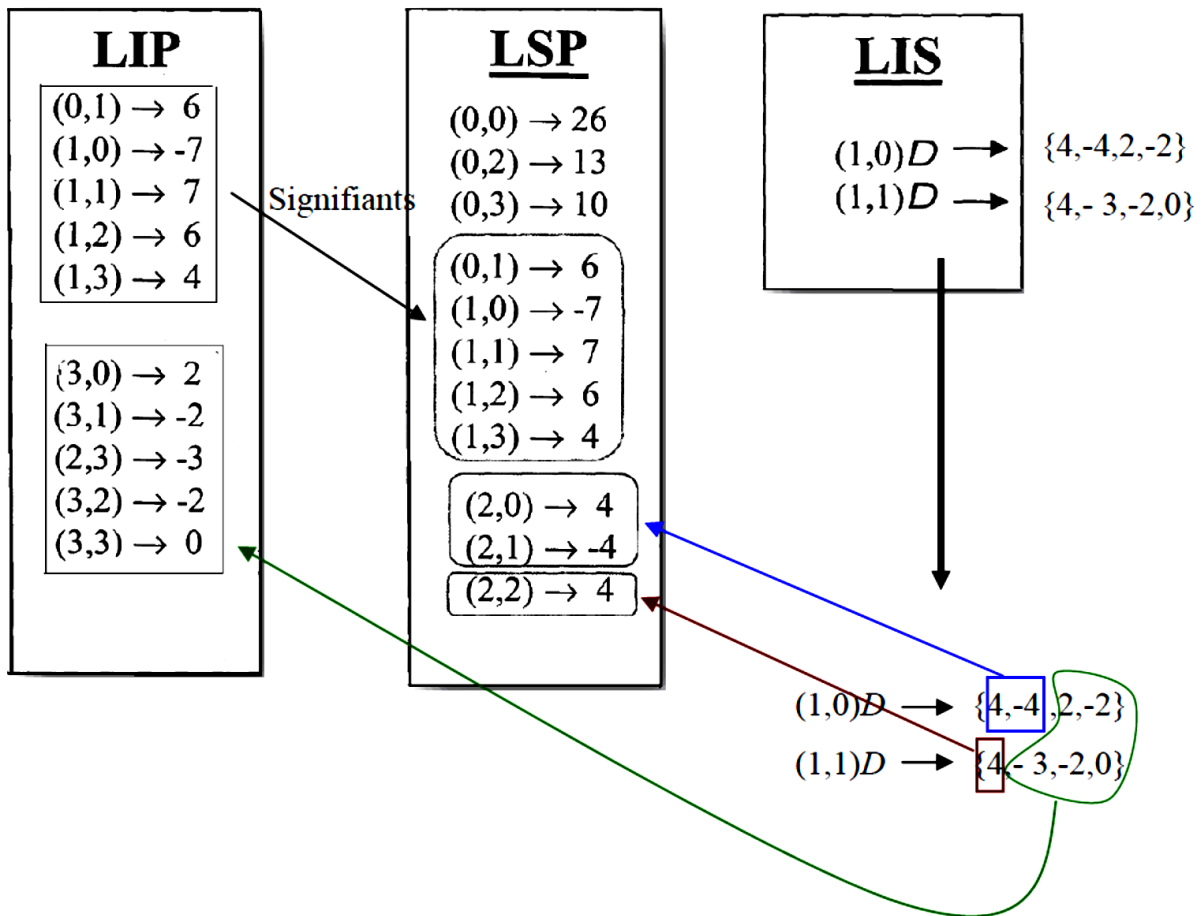
$N=3; T = 8$

Après la seconde passe de tri



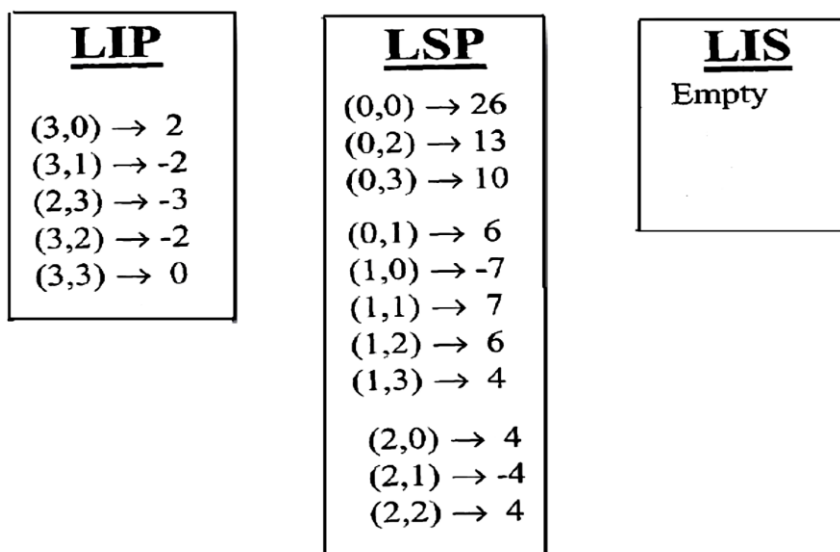
$T = 4$

Pendant la troisième passe de tri



T = 4

Après la troisième passe de tri



Annexe C

Avantages et limites de l'OFDM, CDMA et le MC-CDMA

C.1 Avantages et les limites de l'OFDM

Les nouvelles technologies se basant sur les modulations multi-porteuses orthogonales, présentent des avantages ainsi que des inconvénients [85].

C.1.1 Avantages de l'OFDM

- La robustesse des signaux OFDM aux canaux sélectifs en fréquence représente l'avantage principal de cette modulation. En effet, d'un point de vue fréquentiel, cette technique divise un canal large bande sélectif en fréquence en plusieurs sous-canaux à bande étroite non sélectifs avec une orthogonalité entre canaux très simples à égaliser. On peut tirer profit de la diversité fréquentielle en privilégiant les bonnes sous porteuses. Le principe du waterfilling (ou power loading) est alors utilisé : les sous porteuses qui ont un gain trop faible ne reçoivent pas de puissance.
- Les techniques multi-porteuses sont robustes au bruit impulsif puisque chaque sous-porteuse est affectée d'un bruit indépendant des autres sous-porteuses. Contrairement à la modulation mono-porteuse où le bruit peut affecter un certain nombre de symboles transmis, la perte d'un symbole dû à un bruit important n'affecte pas les autres symboles.
- Une égalisation numérique et un décodage simple et optimal grâce à l'utilisation de l'intervalle de garde (au prix d'une diminution du débit). De plus, l'utilisation de différents systèmes de codage correcteur d'erreur associés à un entrelacement entre fréquences permet d'atteindre les performances d'un canal sans écho.
- La modulation est réalisée par une transformée de Fourier inverse et la démodulation via une simple transformée directe.

C.1.2 Limites de l'OFDM

La modulation OFDM n'a pas que des avantages, mais elle a aussi des inconvénients :

- Un des principaux inconvénients est que les signaux OFDM ont une forte fluctuation d'enveloppe qui est caractérisée par le PAPR élevé en comparaison avec les modulations mono-porteuse. Un PAPR élevé rend les signaux OFDM très

sensibles aux non-linéarités des composants analogiques, en particulier celles de l'amplificateur de puissance [127,128]. Pourtant, pour des rendements élevés, les amplificateurs de puissance doivent fonctionner dans une zone dite non linéaire (ou de saturation), malheureusement, c'est dans cette zone que se présentent les non linéarités qui créent des distorsions des signaux à transmettre. Ces effets sont d'autant plus gênants quand les signaux à amplifier sont à PAPR élevés.

- L'intervalle de garde induit une perte d'efficacité spectrale.
- L'OFDM est également très vulnérable aux problèmes de synchronisation. Les erreurs de synchronisation induisent un déphasage sur les symboles reçus. Les techniques de compensation qui existent pour les modulations mono-porteuse sont mal adaptées aux modulations multi-porteuses et de nouvelles approches sont à l'étude.
- L'OFDM est également très délicate aux problèmes de décalage en fréquence (Frequency offset). Dans ce cas, le "Frequency offset" est dû aux différences de la fréquence entre les oscillateurs locaux de l'émission et de la réception, et engendre ainsi de l'interférence entre sous-porteuses qui peut détruire l'orthogonalité des sous-porteuses [128].
- Malgré ses nombreux avantages, la performance de l'OFDM est beaucoup moins satisfaisante dans un scénario de communication à grande mobilité, où l'effet Doppler joue un rôle important. Dans ce cas, les techniques traditionnelles, qui sont utilisées avec succès pour l'estimation de canal ou l'égalisation dans un environnement statique, fonctionneront de manière très dégradée [129].
- L'OFDM conventionnelle, utilise une forme d'onde rectangulaire parfaitement localisée en temps mais mal localisée en fréquence. Elle n'a pas été adoptée dans les communications radio mobiles vu sa sensibilité à la sélectivité temporelle (variations très rapides en temps) du canal de propagation, entraînée par le mouvement des stations mobiles. Le désir actuel d'utiliser cette technique dans les systèmes radio mobiles de 4^{ème} génération (4G) a motivé la recherche de nouvelles formes d'onde bien localisées en temps et en fréquence. L'OFDM/OQAM et l'OFDM sur-échantillonnées sont des techniques qui autorisent ce type de forme d'onde [130].

C.2 Avantages et les limites de la CDMA [85]

C.2.1 Avantages de la CDMA

- Le principal avantage de la CDMA est qu'il présente une protection excellente contre le bruit, les interférences et le piratage, ce qui l'a rendu particulièrement attrayant pour les applications militaires et les systèmes de localisation par satellites tels que GPS (Global Positioning System) où l'immunité à l'interférence et la sécurité sont des préoccupations majeures.
- Cette technique offre une flexibilité plus importante que les deux autres techniques (FDMA et TDMA). En effet, en situation d'utilisation intensive, un usager supplémentaire ne serait pas nécessairement bloqué. Mais bien sûr, son acceptation affectera la qualité de transmission des autres usagers.
- Du point de vue des réseaux cellulaires, la puissance des interférences peut être réduite en diminuant le taux de transmission de l'information vocale durant les périodes de silence. Cette particularité n'est pas exploitée avec les autres techniques.
- Pour la CDMA, l'utilisation de séquences d'étalement comme codes permettant de distinguer les différents utilisateurs donne plus d'avantage à exploiter simultanément l'ensemble de la bande de fréquence et les intervalles de temps. Il en résulte une meilleure gestion des ressources disponibles. Les conditions posées sur l'orthogonalité des séquences de code permettent de réduire les interférences entre utilisateurs.
- La DS-SS présente une grande résistance aux trajets multiples. Le système est d'autant plus robuste que les codes présentent de bonnes propriétés d'autocorrélation (autocorrélation proche du Dirac). Dans ce cas, les interférences entre les différents trajets seront réduites. De plus, les trajets multiples peuvent être combinés à la réception par utilisation d'un récepteur Rake (râteau) qui permet de combiner la contribution de chaque trajet et de combattre le phénomène d'évanouissement.
- L'approche est très robuste vis à vis des brouilleurs à bande étroite. Cela vient du fait que seulement une partie du signal souffre de l'action de ce bruit, tandis qu'un signal de bande étroite peut être complètement perdu si les spectres coïncident.
- Finalement, les partisans de la CDMA affirment qu'il est possible d'obtenir une capacité supérieure avec ce procédé qu'avec la technique TDMA.

C.4 Les Détecteurs

Les classifications des récepteurs MC-CDMA sont effectuées selon différents critères. Ces critères portent aussi bien sur la structure du récepteur (série, parallèle, à retour de décision, etc.) que sur la technique d'égalisation utilisée [84]. Ainsi, les récepteurs optimaux peuvent être différenciés des récepteurs sous-optimaux, les récepteurs linéaires des récepteurs non-linéaires, les récepteurs multi-utilisateurs des récepteurs mono-utilisateurs, etc.

Les détecteurs sont classés à base de la connaissance ou non, d'informations (matrice de corrélation des codes, amplitudes, retards relatifs etc.) sur chacun des utilisateurs. Ainsi, un détecteur sera qualifié de mono-utilisateur lorsque seule la séquence de l'utilisateur considéré sera connue. Les interférences d'accès multiple provenant des autres utilisateurs seront alors considérées comme des brouilleurs [84]. Dans le cas contraire, les détecteurs seront dits multi-utilisateurs. En s'appuyant sur la connaissance d'informations sur les différents utilisateurs, les détecteurs multi-utilisateurs cherchent, en utilisant au mieux le signal reçu et les informations dont ils disposent sur le canal, à retrouver la séquence émise par chacun d'entre eux. Les interférences d'accès multiple ne sont plus ici considérées comme des signaux aléatoires mais comme des signaux déterministes. Les récepteurs qui existent sont regroupés de la façon suivante [85]:

1) Détection mono-utilisateur

- ✓ Détecteur conventionnel (Le Rake).

2) Détection multi-utilisateurs

- ✓ Maximum de vraisemblance (MV ou ML : Maximum Likelihood).
- ✓ Détecteurs linéaires (ZF : Forçage à Zéro et MMSE : Minimisation de l'Erreur Quadratique Moyenne).
- ✓ Détecteurs non-linéaires (Détecteur à retour de décision : DFE, Successive Interference Cancellation : SIC en français annulateur d'interférence et enfin Parallel Interference Cancellation : PIC en français annulateur d'interférence).

Les techniques de détection multi-utilisateurs sont plus complexes à mettre en œuvre que les techniques de détection individuelle.

C.4.1 Le détecteur à combinaison et à restauration d'orthogonalité ZF

Le détecteur à combinaison et à restauration d'orthogonalité (CRO) ou (Orthogonality Restoring Combining ORC en anglais), aussi connu sous le nom de ZF (zéro forcing) permet

d'annuler totalement la dispersion apportée par le canal. Le coefficient d'égalisation appliqué sur chaque sous-porteuse est donné par [83]:

$$g_p = \frac{1}{h_p}, \quad \text{avec } h_p \neq 0 \quad (\text{C4.1})$$

Dans ce cas, l'expression de l'estimation de d_j devient :

$$\hat{d}_j = \sum_{p=0}^{N_c-1} c_{p,j}^2 x_j + \sum_{\substack{q=0 \\ q \neq j}}^{N_U-1} \sum_{p=0}^{N_c-1} c_{p,j} c_{p,q} x_q + \sum_{p=0}^{N_c-1} c_{p,j} \frac{1}{h_p} b_p \quad (\text{C4.2})$$

L'utilisation de codes d'étalement orthogonaux au niveau de l'émetteur garantit :

$$\sum_{s=0}^{L_c-1} c_{s,j} c_{s,q} = 0, \quad \forall j \neq q \quad (\text{C4.3})$$

Dès lors, le second terme de l'expression correspondant au terme de la MAI sera annulé.

L'expression devient alors :

$$\hat{x}_j = \sum_{p=0}^{N_c-1} c_{p,j}^2 x_j + \sum_{p=0}^{N_c-1} c_{p,j} \frac{1}{h_p} b_p \quad (\text{C4.5})$$

Les performances de cette technique, qui restaure l'orthogonalité des codes d'étalement, seront donc indépendantes du nombre d'utilisateurs. Son défaut est l'amplification du terme de bruit blanc lors d'évanouissements profonds, lorsque h_p tend vers 0. Dans ce cas, le bruit amplifié sur certaines porteuses va dégrader les performances globales du système. Afin de compenser cet effet, il est possible d'appliquer cette technique jusqu'à un certain seuil α .

Pour des amplitudes inférieures à ce seuil, on utilise une valeur de g_p fixe :

$$g_p = \begin{cases} \frac{1}{h_p} & \text{si } |h_p| > \alpha \\ \xi & \text{si } |h_p| \leq \alpha \end{cases} \quad (\text{C4.5})$$

C.4.2 Le détecteur à combinaison à erreur quadratique moyenne minimale MMSE

Le détecteur à combinaison à erreur quadratique moyenne minimale (EQMM) ou MMSE (Minimum Mean Square Error), offre un compromis entre la minimisation du terme d'interférences d'accès multiples et la maximisation du rapport signal à bruit. Elle est issue de l'application du filtre de Wiener. Le calcul du coefficient d'égalisation a pour but de minimiser l'erreur quadratique moyenne pour chaque sous-porteuse entre le signal émis et le signal égalisé [83,113]. Cette résolution conduit à l'expression des coefficients g_p :

$$g_p = \frac{h_p^*}{|h_p|^2 + \frac{1}{\nu_p}}, \text{ avec } \nu_p \neq 0 \quad (\text{C4.6})$$

Avec l'hypothèse d'un canal normalisé en puissance, $E[|h_p|^2] = 1$. Le coefficient ν_p est calculé à partir de l'estimation du rapport signal à bruit par sous-porteuse, induisant une complexité supplémentaire. Afin de s'affranchir de cette estimation, il est possible d'appliquer un coefficient ϵ , fixé en fonction du point limite de fonctionnement du système. Une technique hybride entre la technique ZF et MMSE existe, elle est appelée égalisation partielle et propose un compromis entre les deux techniques de restauration.

Annexe D

Base de Données des images médicales en niveau de gris

L'ensemble des images médicale utilisées pour les tests du système de transmission MC-CDMA cours de cette thèse (IRM1, IRM2 et IRM3), sont acquises de la base de données GE-SYSTEM présentées à l'adresse <http://www.gemedicalsystems.com>

Bibliographie

- [1] H Schulze and C Luders, *Theory and applications of OFDM and CDMA*.: John Wiley & Sons Ltd, 2005.
- [2] R, W Chang, "Synthesis of band-limited orthogonal signals for multichannel data transmission," *Bell Systems Technical Journal*, vol. 46, pp. 1775–1796, 1966.
- [3] L Hanzo, W Webb, and T Keller, *Single-and Multi-carrier Quadrature Amplitude Modulation*. New York, USA: John Wiley and IEEE Press, 2000.
- [4] L Hanzo and T Keller, *OFDM and MC-CDMA*.: John Wiley & Sons Ltd, 2006.
- [5] F. M Andreas, *Wireless Communications*.: Second Edition , John Wiley & Sons Ltd, 2011.
- [6] N Yee, J-P Linnartz, and G Fettweis, "Multicarrier CDMA in indoor wireless radio networks," *in PIMRC'93*, pp. 109–113, 1993.
- [7] K Fazel and L Papke, "On the performance of convolutionally-coded CDMA/OFDM for mobile communication system," *in PIMRC'93* , pp. 468–472, 1993.
- [8] C. E Shannon, "A mathematical theory of communication", *The bell System Technical Journal*," vol. 21, no. 3 , pp. 325-350, 1948.
- [9] C. E Shannon, "Coding theorems for a discrete source with a fidelity criterion," *IRE Nat. Conv. Rec* , pp. 142-163, 1959.
- [10] L Hanzo, M Münster, B Choi, and T Keller, *OFDM and MC-CDMA for Broadband Multi-user Communications, WLANs and Broadcasting*.: John Wiley and IEEE Press, 2003.
- [11] Truchetet. F, *Ondelettes pour le signal numérique*.: Editions Hermes , 1998.
- [12] J Leroux, *Cour de traitement de signal*.: <http://www.essi.fr/~leroux/courssignal/node1.html>. Consulté le 27/01/2014.
- [13] S Mallat, *A wavelet tour of signal processing*.: Academic Pres AP, Third Edition, 2008.
- [14] M. S Bendelhoum and S. M Debbal, *Traitement de signaux phonocardiogrammes*.: Omn. Univ. Europ, 2011.
- [15] M Brishoual, "Reconstruction de données : Application à la dosimétrie des radiotéléphones," *Thèse de Doctorat, Institut National des Sciences Appliquées de Rennes*, 2001.
- [16] W James, Cooley, W John, and Tukey, "An Algorithm for the Machine Calculation of Complex Fourier Series ," *Mathematics of Computation*, vol. 19, no. 90, pp. 297-301, 1965.

- [17] T Philipovitch, "Transformée en ondelettes continue et application à la turbulence," *Thèse de doctorat, Ecole Normale Supérieure*, 1994.
- [18] M. S Bendelhoum, "Etude de paramètres de discrimination des signaux Phonocardiogrammes," *Mémoire de Thèse, Université Abou Bakr Belkaid, Tlemcen*, 2008.
- [19] L Claustres, "Modélisation de la Fonction de Distribution de la Réflectance Bidirectionnelle par ondelettes pour le rendu physiquement réaliste," *Thèse de Doctorat, Université Paul Sabatier*, 2003.
- [20] A Quinquis and C Ioana, "Représentations temps-fréquence et temps-échelle", Centre de Recherche "Extraction et Exploitation de l'Information en Environnements Incertains," *ENSIETA, Brest France* , 2002.
- [21] N Ferlay, "Analyse multi-résolution du transfert radiatif en milieu hétérogène : application de la méthode de Galerkin-Ondelette à l'Equation du Transfert Radiatif," 2003.
- [22] S Rakotoniaina, "Analyse temps-fréquence,".
- [23] O Le Cadet, "Méthodes d'ondelettes pour la segmentation d'images. Applications à l'imagerie médicale et au tatouage d'images," *Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Grenoble* , 2004.
- [24] R Benzid, "Ondelettes et Statistiques d'ordre Supérieur Appliquées aux Signaux Uni et Bidimensionnels," *Thèse de Doctorat, Université de Batna* , 2005.
- [25] I Boukli-Hacene, "Compression d'images médicales par ondelettes de seconde génération," *Thèse de doctorat, Université Abou Bekr Belkaid, Tlemcen*, 2014.
- [26] E. B Bouchereau, "Analyse d'images par transformées en ondelettes : Application aux images sismiques," *Thèse de doctorat, Université Joseph Fourier, Grenoble 1* , 1997.
- [27] J. W Kouomou, "Ondelettes et application en imagerie et calcul de surface," *Thèse de doctorat, Université Joseph Fourier, Grenoble 1*, 1993.
- [28] P Ravier, *Cours d'ondelettes.*: Espeo-université d'Orléans, 2000.
- [29] F Dufaux, *Compression d'images par ondelettes.*: Telecom ParisTech, 2011.
- [30] Y Meyer, *Ondelettes et Opérateurs*. Paris: Tome 1. Hermann, 1990.
- [31] P Beaurepaire, "Compression d'images appliquée aux angiographies cardiaques : Aspects algorithmiques, évaluation de la qualité diagnostique," *Thèse de doctorat, Institut National de Sciences Appliquées de Lyon*, 1997.
- [32] A CziHÓ, "Quantification vectorielle et compression d'image. Application à l'imagerie médicale

- , " *Thèse de doctorat, Université de Rennes1*, 1999.
- [33] P Le callet and D Barbara, "Modèle de perception couleur: application à l'évaluation de la qualité," *Traitement du signal*, vol. 21, pp. 461-477, 2004.
- [34] P Le Callet, C Viard-Gaudin, and D Barba, "A convolutional neural network approach for objective video quality assessment," *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2006.
- [35] A Przelaskowski, "Vector quality measure of lossy compressed medical images vector quality measure of lossy compressed medical images," *Computers in Biology and Medecine* , 2003.
- [36] Z Xiong, K Ramchandran, and M Orchard, "Space frequency quantization for wavelet image coding," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 6, no. 5, pp. 677–693, 1997.
- [37] K. N Navas, M Aravind, and M Sasikumar, "A Novel Quality Measure for Information Hiding in Images," *IEEE proceding*, 2008.
- [38] M Doaa and F Abou-Chadi, "Image Compression Using Block Truncation Coding," *Journal of Selected Areas in Telecommunications (JSAT)*, pp. 9-13, 2011.
- [39] W. S Geisler and M. S Banks, *Visual performance in Handbook of Optics.:* M. Bass, (ed.): 'McGraw-Hill, 1995.
- [40] Lingrand. D, *Introduction au traitement d'images*. Paris: Edition Vuibert, 2004.
- [41] I Alexandru and et al, *Algorithmes et techniques de compression.:* Editura Orizonturi Politehnice, 2002.
- [42] P Roos and M. A Viegaver, "Reversible Image Data Compression Based on HINT Decorrelation and Arithmetic Coding," *SPIE Medical Imaging*, vol. 1444, pp. 283-290, 1991.
- [43] J Lienard, "Compression Réversible d'Images Angiographiques Numérisées," *Thèse de doctorat, Université Paris XI* , 1995.
- [44] V Nzomigni, "Compression sans Perte de Séquences d'Images Biomédicales," *Thèse de doctorat, Université de Rennes I*, 1995.
- [45] D. A Huffman, "A method for the Construction of Minimum Redundancy Codes," *Proc. Institute of Radio Engineers*, vol. 40, no. 9, pp. 1089-1101, 1952.
- [46] J Ziv and A Lempel, "A Universal Algorithm for Sequential Data Compression," *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol. 23, no. 3, pp. 337-343, 1977.
- [47] J Ziv and A Lempel, "Compression of Individual Sequences via Variable Rate Coding," *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol. 24, no. 5, pp. 530-536, 1978.

- [48] J. J Rissanen, "Generalized Kraft Inequality and Arithmetic Coding," *IBM J. Res. Dev*, vol. 20, pp. 198-203, 1976.
- [49] I. H Witten, R. M Neal, and J. G Cleary, "Arithmetic Coding for Data Compression," *Communications of the ACM*, vol. 30, no. 6, pp. 520-540, 1987.
- [50] J. M. M Rodrigues, "Transfert sécurisé d'images par Combinaison de techniques de Compression, cryptage et marquage," *Thèse de doctorat, Université Montpellier II*, 2006.
- [51] T Totozafiny, "Compression d'Images Couleur pour Application à la Télésurveillance Routière par Transmission Vidéo à très bas Débit," *Thèse de doctorat, Université de Pau et Des Pays de L'Adour*, 2007.
- [52] C Cavaro-Menard, *Codage, Compression et Echanges d'images*. France: Service de Médecine Nucléaire et de Biophysique - CHU d'Angers.
- [53] K Karhunen, *Über Lineare Methoden in der Wahrscheinlich-Keitsrechnung.*: Annales Academiae Scientiarum Fennicae, Ser. A137, 1947.
- [54] M Loève, *Fonctions Aléatoires de Second Ordre*. Paris : Processus stochastiques et Mouvement Brownien, P. Lévy, Ed. Hermann, 1948.
- [55] V Bristanak, P Yip, and K. R Rao, *Discrete cosine and sine transforms.*: Elseiver, Amsterdam, 2007.
- [56] N Ahmed, T Natarajan, and K. R Rao, "Discrete Cosine Transform," *IEEE Trans. on Computers*, vol. C-23, pp. 90-93, 1974.
- [57] K. R Rao and P Yip, *Discrete Cosine Transform-Algorithms, Advantages, Applications.*: New York : Academic Press, 1990.
- [58] N Madihally and A Peterson, "On the Computation of Discrete Cosine Transform," *IEEE Trans. Com*, vol. 26, no. 6, pp. 934-936, 1978.
- [59] P. M Cassereau, D. H Staelin, and G Dejager, "Encoding of Images Based on a Lapped Orthogonal Transform," *IEEE Trans. Com*, vol. 37, no. 2, pp. 189-193, 1989.
- [60] H.S Malvar and D. H Staein, "The LOT : Transform Coding Without Blocking Effects," *IEEE Trans. Acoust. Speech Signal Processing*, vol. 37, no. 4, pp. 553-559, 1989.
- [61] M Barlaud and et al, "Pyramidal Lattice Vector Quantization for Multiscale Image Coding ," *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 3, no. 4, pp. 367-381, 1994.
- [62] A Said and W. A Pearlman, "A new, fast and efficient image codec based on set partitioning in hierarchical trees," *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, vol. 6, no. 3, pp. 243-250 , 1996.

- [63] A Said and W Pearlman, "An Image Multiresolution Representaion for Lossless and Lossy Compression," *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 5, pp. 1303-1310, 1996.
- [64] B- Kim and Pearlman, W. A , "An Embedded Wavelet Video Coder Using Three-Dimensional Set Partitioning in Hierarchical Trees," *IEEE Data Compression Conference*, pp. 251-260, 1997.
- [65] Y.S Kim and W.A Pearlman, "Lossless volumetric Image Compression," *in applications of Digital Image Processing XXII, Proceedings of SPIE*, vol. 3808, pp. 305-312, 1999.
- [66] P Gregoire, "Ondellettes et décomposition spatio-temporelles avancées; application au codage vidéo scalable," Paris, 2006.
- [67] Sjöblom. E, "Compression of Medical Image Stacks using Wavelets and Zero-Tree Coding," *Mémoire de Master, Division of Image Coding, Department of Electrical Engineering, Linköping University*, 2002.
- [68] T Jonathan, "Techniques avancées pour la compression d'images médicales ," *Thèse de doctorat, Université de Rennes 1*, 2011.
- [69] X Zixiang and et al, "Progressive codeing of medical volumetric data using three-dimensional integer wavelet packet transform," *Multimedia Signal Processing, 1998 IEEE Second Workshop on* , pp. 553-558 , 1998.
- [70] C Sungdae and et al, "Lossless compression of volumetric medical images with improved three-dimensional spiht algorithm ," *Journal of Digital Imaging*, vol. 17, no. 1, pp. 57-63, 2004.
- [71] A Abu-Hajar and R Sankar, "Integer-to-integer shapae adaptive wavelet transform for region of interest image coding," *In Digital Signal Processing Workshop,2002 and the 2nd Signal processing Education Workshop. Proceeding of 2002 IEEE 10th*, pp. 94-97, 2002.
- [72] A Abu-Hajar and R Sankar, "Region of interest coding using Partial spiht," *In Acoustics, Speech, and Signal Processing, 2004. Proceedings (ICASSP'04),IEEE International Conference on*, vol. 3, pp. 657-60 , 2004.
- [73] H Wen-Jyi, C Ching-Fung, and L Kuo-Jung, "Scalable medical data compression and transmission using wavelet transform for telemedicine application," *Information Technology in biomedicine, IEEE transactions on*, vol. 7, no. 1, pp. 54-63, 2003.
- [74] B Prabhakar and M Ramasubba Reddy, "HVS scheme for dicom image compression: Design and comparative performance evaluation," *European Journal of Radiology*, vol. 635, no. 1, pp. 128-135, 2007.
- [75] S Yea, S Cho, and W. A Pearlman, "Integrated lossy, near-lossless, and lossless compression of medical volumetric data," *In Proc. SPIE5685, editor, Image and Video Communications and Processing 2005 , Sumposium on Electronic Imaging*, vol. 2, pp. 151-159, 2005.

- [76] S Yea, S Cho, and W.A Pearlman, "A wavelet-based two-stage near-lossless coder," *Image Processing, IEEE Transactions on*, vol. 15, no. 11, pp. 3488-3500, 2006.
- [77] R Vanne and P Ramjee, *OFDM for Wireless Multimedia Communications.*: Artech House Publishers, 2000.
- [78] A. J Viterbi, *CDMA Principles of Spread Spectrum Communication.*: Addison-Wesley Wireless Communications Series, 1998.
- [79] L Hanzo and et al, *OFDM and MC-CDMA for Broadband Multi-user Communications.*: WLAN and Broadcasting, Wiley, 2004.
- [80] P Guguen and G Elzein, *Les techniques multi-antennes pour les réseaux sans fil.*: Hermès, 2004.
- [81] B Gerard and C Maurice, *Traitement numérique du signal.*: Hermès , 1998.
- [82] P Kadionik, *Bases de transmissions numériques-modulations numériques.* Bordeaux: Ecole Nationale Supérieure Electronique, Informatique et Radiocommunication, 2000.
- [83] M Benyarou, "Optimisation des systèmes multi-antennes : appliqués aux systèmes MC-CDMA," *Thèse de Doctorat, Université de Tlemcen*, 2013.
- [84] S Nobilet, "Étude et optimisation des techniques MC-CDMA pour les futures générations de systèmes de communications hertziennes," *Thèse de Doctorat, Institut National des Sciences Appliquées*, 2003.
- [85] N Larbi, "Détection multiutilisateurs dans le contexte de communication mobile : Exploitation de la combinaison OFDM/CDMA," *Thèse de Doctorat, Université d'Oran Mohamed Boudiaf*, 2015.
- [86] C Guilleminot, "Etude et intégration numérique d'un système multi-capteurs AMRC de télécommunication basé sur un prototype virtuel utilisant le langage de haut niveau VHDL-AMS," *Thèse de Doctorat, Université de Toulouse*, 2005.
- [87] T Sami, *Réseaux Mobiles.* Paris: Editions HERMES, 1997.
- [88] Y Mazen, "Modélisation, simulation et optimisation des architectures de récepteur pour les techniques d'accès W-CDMA," *Thèse de Doctorat, Université de Paul Verlaine-Metz*, 2009.
- [89] T Cover and J Thomas, *Elements of information theory.*: USA : Wiley Interscience, 2006.
- [90] H Zerrouki, "Cross-Layer design et acces multiple dans les réseaux sans fil MIMO : Application au réseau WIMAX," *Thèse de Doctorat, Université de Tlemcen*, 2013.
- [91] B Sklar, *Digital Communications Fundamentals and Applications.* New Jersey: Second edition, prentice-hall PTR, Upper Saddle River , 2001.

- [92] G. Proakis John, *Digital communications.*: Third Edition, McGraw-Hill , 1995.
- [93] K Yu and B Ottersen, "Models for MIMO propagation channels a review," *Special issue on adaptive antennas and MIMO systems, Wiley Journal on Wireless Communications and mobile computing*, vol. 2, no. 7, pp. 653-666, 2002.
- [94] A Massiani, "Prototypage de Systèmes Haut Débit combinant étalement de Spectre, Multi-porteuses et Multi-antennes ," *Thèse de Doctorat, Institut National des Sciences Appliquées*, 2005.
- [95] K Fazel and S Kaiser, *Multi-Carrier and Spread Spectrum Systems.*: New York: John Wiley & Sons, 2008.
- [96] H Merah, "Conception d'un MODEM de la quatrième génération (4G) des réseaux de mobiles à base de la technologie MC-CDMA," *Mémoire de Thèse, Université Ferhat Abbas, Setif*, 2012.
- [97] K Andjelko and R-D Snjezana, "Analysis of Measurement Results of DVB-T Signals in Croatia," *53rd International Symposium ELMAR*, pp. 277-280 , 2011.
- [98] H. A Tai, "Application des techniques multi-porteuses de type OFDM pour les futurs systèmes de télécommunications par satellite ," *Thèse de Doctorat, Institut National Polytechnique de Toulouse* , 2009.
- [99] E Gueguen, "Etude et optimisation des techniques UWB haut dé bit multi-bandes OFDM ," *Thèse de Doctorat, Institut National des Sciences Appliquées de Rennes* , 2009.
- [100] V Dégardin, "Thèse de Doctorat, Université des Sciences et Technologies de Lille ," *Analyse de la faisabilité d'une transmission de données haut débit sur le réseau électrique basse tension*, 2002.
- [101] R. L Peterson, R. E Ziemer, and D. E Borth, "Introduction to Spread Spectrum Communications," *Upper Saddle River, NJ : Prentice Hall* , 1995.
- [102] R. E Zeimer and R. L Peterson, *Digital Communications and Spread Spectrum Systems.*: New York : Macmillan, 1985.
- [103] R Prasad, *CDMA for Wireless Personal Communications.*: Norwood, MA : Artech House, 1996.
- [104] B.R Saltzberg, "Performance of an efficient Parallel Data Transmission System," *IEEE Trans.Comun* , vol. com-15, pp. 805-811, 1967.
- [105] A. N Akansu and et al, "Orthogonal trans-multiplexer communications : A review," *IEEE Trans. Signal Processing*, vol. 4, pp. 979-995 , 1998.
- [106] S Kaiser, "Trade-off between Channel Coding and Spreading in Multi-Carrier CDMA ," *in IEEE Spread Spectrum Techniques and Applications Proceedings*, vol. 5, 1996.

- [107] M Debbah, "Linear Precoders for Wireless OFDM Communications," *Rapport de these, 2002 Conference on Communication, Control and Computing*, 2001.
- [108] S. B Weinstein and P Mebert, "Data transmission by frequency division multiplexing," *IEEE Trans. Commun*, vol. com-19, pp. 628-34 , 1971.
- [109] J. A Bingham, "Multicarrier modulation for data transmission : An idea whose time come ," *IEEE Commu. Mag*, vol. 28, pp. 5-14, 1990.
- [110] J. M Cioffi and et al, "MMSE decision feedback equalizer and coding-Parts I and II," *IEEE Trans. Commun*, vol. 43, pp. 2582-2604, 1995.
- [111] F Zheng and S. K Barton, "One-shot near-far resistant CDMA detection in multipath fading channels an O3BPSK based system," *in Proceedings of the 1995 IEEE Vehicular Technology Conference*, vol. 1, pp. 489–493, 1995.
- [112] M., et al Debbah, "MMSE Analysis of Certain Large Isometric Random Precoded Systems ," *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 49, no. 5, pp. 1293-1311, 2003.
- [113] A Peled and A Ruiz, "Frequency domain data transmission using reduced computational complexity algorithms," *Acoustics, Speech, and Signal Processing, IEEE International Conference on ICASSP '80*, pp. 964-967 , 1980.
- [114] W. G Teich and et al, "Iterative detection algorithms for extended MC-CDMA," *Spread Spectrum Techniques and Applications, Proceedings IEEE 5th International Symposium on*, vol. 1, pp. 184 -188, 1998.
- [115] A Bouridane, F Khelifi, A Amira, and et al, "A very low bit-rate embedded color image coding with SPIHT," *Proc.IEEE Int. Conf. Acoust. Speech Signal Process* , pp. 689–692, 2004.
- [116] T Vijayakumar and S Ramachandran, "Performance analysis of DWT-SPIHT Algorithm for Medical Image Compression with Uniform Aspect Ratio," *International Journal of Computer Applications* , vol. 67, no. 13, pp. 33-43, 2013.
- [117] I Boukli-Hacene, M Beladghem, and A Bessaid, "Lossy Compression Color Medical Image Using CDF Wavelet Lifting Scheme ," *I.J. Image, Graphics and Signal Processing*, pp. 53-60, 2013.
- [118] J Shikha and A Diwakar, "Performance Evaluation of Image Transmission over MC-CDMA System using two Interleaving Schemes," *International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics (ICACCI)* , pp. 1341- 1347, 2014.
- [119] S Nobilet, J. F Helard, and D Mottier, "Spreading sequences for uplink and downlink MC-CDMA systems : PAPR and MAI minimization," *European Transactions on Telecommunications* , vol. 13, pp. 465–474, 2002.
- [120] A Gupta, P Nigam, and V Chaurasia, "Removal of Cyclic Prefix in Adaptive OFDM for Dynamic Spectrum Access using DWT and WT," *International Journal of Engineering Sciences & Research*

- Technology* , pp. 1187-1191, 2014.
- [121] T. H Oh and G. T Kim, "Image transmission through MC-CDMA channel: an image quality evaluation," *Int. J. Wavelets Multiresolut Inf. Process*, vol. 6, no. 6, pp. 827–849, 2008.
- [122] R. C Gonzalez and R. E Woods, *Digital image processing.*: Pearson-Prentice Hall, 2005.
- [123] H Keang-Po and M. K Joseph, "Image transmission over noisy channels using multicarrier modulation," *Signal Processing : Image Communication*, pp. 159-169, 1997.
- [124] M Diouf, "Conception Avancée des codes LDPC binaires pour des applications pratiques," *Thèse de doctorat, Université Cergy Pontoise & Université Cheikh Anta Université Joseph Fourier*, 2015.
- [125] G Fumat, "Étude et génération de formes d'ondes ad hoc pour les communications. Une approche algébrique pour l'étude de l'efficacité spectrale et la réduction du PAPR dans TDCS," *Thèse de doctorat, Université de Toulouse*, 2011.
- [126] M Bachiri, "Etude de la distribution d'énergie Temp-Fréquence du Signal électrocardiogramme (ECG) en vue d'une classification de pathologies," *Mémoire de Thèse, Université Abou Bakr Belkaid, Tlemcen*, 2006.
- [127] D Guel, "Etude de nouvelles techniques de réduction du «facteur de crête» à compatibilité descendante pour les systèmes multi-porteuses," *Thèse de Doctorat, Université de Rennes 1*, 2009.
- [128] A Latif, "Hybrid QAM - FSK (HQFM) OFDM transceiver with low PAPR," *Thèse de Doctorat, Ghulam Ishaq Khan Institute of Engineering Sciences & Technology*, 2009.
- [129] H Hijazi, "Estimation de canal radio-mobile à évolution rapide dans les systèmes à modulation OFDM ," *Thèse de Doctorat, Institut Polytechnique de Grenoble*, 2008.
- [130] A Skrzypczak, "Contribution à l'étude des modulations multi-porteuses OFDM/OQAM et OFDM suréchantillonnées," *Thèse de Doctorat, Université de Rennes 1*, 2007.
- [131] Y Nasser, "Sensibilité des systèmes OFDM-CDMA aux erreurs de synchronisation en réception radio mobile," *Thèse de Doctorat, Université de Grenoble*, 2006.