

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

جامعة أبي بكر بلقايد - تلمسان

Université Aboubakr Belkaïd – Tlemcen –

Faculté de TECHNOLOGIE



THESE

Présentée pour l'obtention du **grade de DOCTORAT 3^{ème} Cycle**

En : Télécommunication

Spécialité : Systèmes et Réseaux de Télécommunication

Par : Hamlili Heyem

Sujet

Développement de nouvelles techniques de modulation, de codage et de détection pour les systèmes de communications OFDM dans un environnement à bruits impulsifs α -stables symétriques (AWS α SN)

Soutenue publiquement, le 30 / 06 / 2020, devant le jury composé de :

Mr Seddiki Omar	Professeur	Univ. Tlemcen	Président
Mr Kameche Samir	Professeur	Univ. Tlemcen	Directeur de thèse
Mr Abdelmalek Abdelhafid	MCB	Univ. Tlemcen	Co- Directeur de thèse
Mme Slimane Zohra	MCA	Univ. Ain Temouchent	Examineur 1
Mr Irid Sidi Mohammed Hadj	MCA	Univ. Tlemcen	Examineur 2

ملخص

في نظرية الاتصالات ، ساهم افتراض الضوضاء الغوسية في تبسيط تصميم أنظمة الاتصالات إلى حد كبير. ومع ذلك ، فإن النموذج الغوسي يصبح غير مناسب لأنظمة الاتصالات، حيث تكون بيئة الضوضاء مندفعة بطبيعتها. هذا هو الحال على سبيل المثال ، الاتصالات عالية التردد، الاتصالات تحت البحر والاتصالات ذات النطاق العريض بواسطة التيار الناقل (PLC). توزيعات α -stable المتناظرة ، والتي هي توزيعات غير غوسية مع تباين غير محدود ، تسمح نمذجة أفضل للضوضاء الاندفاعية. هذه الفرضية مبررة بنظرية الحد المركزي المعممة. هذه الأطروحة جزء من هذا السياق وتهدف إلى تطوير تقنيات جديدة للتشكيل ، التشفير والكشف في أنظمة الاتصالات OFDM ، حيث سيتم نمذجة الضوضاء بواسطة توزيعات α -stable متناظرة (AWS α SN).

في هذا السياق ، قمنا بالتحقيق في العديد من التقنيات للتغلب على القيود الشديدة لقناة AWS α SN وبالتالي تحسين جودة الإرسال. تستند هذه التقنيات بشكل خاص إلى التشفير التلافي مع فك تشفير Viterbi دون المستوى الأمثل ، والترشيح التكيفي وتقنية AMC المطبقة على القنوات الفرعية OFDM.

تم تقييم أداء هذه الطرق من خلال معالجة سيناريوهات مختلفة لضوضاء S α S. أولاً ، نظرنا في حالة أوساط ذات الاندفاع المتوسط ، ومن ثم الحالة التي يكون فيها الضوضاء في غاية الاندفاع . يتم تطبيق المخطط المقترح على نظام OFDM في قناة Rayleigh. يتم تحليل عمليات الإرسال باستخدام مجموعات مختلفة من مخططات التشكيل الرقمي (BPSK ، QPSK ، 16-QAM ، 64-QAM) ومعدلات الشفرة التلافيفية (2/1 ، 3/2 ، 4/3). تُظهر نتائج المحاكاة كفاءة حلولنا ، ولا سيما التقنية الهجينة ، لإلغاء الضوضاء وتحسين أداء BER حتى في حالة الضوضاء النبضية القوية.

الكلمات المفتاحية: OFDM، الضوضاء النبضية ، التوزيع المستقر α ، الترميز التلافي، فك تشفير Viterbi ، التشكيل ، الكشف ، الترشيح التكيفي ، AMC ، BER ، سرعة التدفق ، MSE.

Résumé

En théorie des communications, l'hypothèse d'un bruit à distribution gaussienne a permis de simplifier considérablement la conception des systèmes de communication. Cependant, le modèle gaussien devient inapproprié pour les systèmes de communications où l'environnement de bruit est de nature impulsive. C'est le cas, par exemple, des communications hautes fréquences, des communications sous-marines et des communications large bande par courant porteur (PLC). Les distributions α -stables symétriques, qui sont une variante des distributions non gaussiennes à variance infinie, permettent de modéliser mieux les bruits impulsifs. Cette hypothèse est justifiée par le biais du théorème de la limite centrale généralisé. Ce travail de thèse s'inscrit dans ce contexte et a pour objectif le développement de nouvelles techniques de modulation, de codage et de détection dans le contexte des systèmes de communications basés sur l'OFDM, où le bruit sera modélisé par des distributions α -stables symétriques (AWS α SN).

Dans ce cadre, nous avons investigué plusieurs techniques permettant de surmonter les contraintes sévères d'un canal AWS α SN et d'améliorer ainsi la qualité de la transmission. Ces techniques sont basées notamment sur le codage convolutionnel à décodage de Viterbi sous-optimal, le filtrage adaptatif et la technique AMC appliquée aux sous-canaux OFDM.

Les performances de ces approches ont été évaluées en traitant différents scénarios de bruit S α S. Premièrement, nous avons considéré le cas des milieux moyennement impulsifs, et par la suite le cas où le bruit est très impulsif. Le schéma proposé est appliqué au système OFDM dans un canal d'évanouissement de Rayleigh. Les transmissions sont analysées selon différentes combinaisons de schémas de modulation numérique (BPSK, QPSK, 16-QAM, 64-QAM) et de taux de code convolutionnels (1/2, 2/3, 3/4). Les résultats de la simulation montrent l'efficacité de nos solutions, en particulier la technique hybride, pour l'annulation du bruit et l'amélioration des performances du BER même dans le cas d'un fort bruit impulsif.

Mot clés : OFDM, Bruit impulsif, distribution α -stable, Codage de convolution, Décodage de Viterbi, Modulation, Détection, Filtrage adaptatif, AMC, BER, Débit binaire, MSE.

Abstract

In communications theory, the assumption of Gaussian distribution noise has greatly simplified the design of communication systems. However, the Gaussian model becomes inappropriate for communications systems where the noise environment is impulsive in nature. This is the case, for example, of high frequency communications, underwater communications and LPC broadband communications. Symmetrical α -stable distributions, which are a variant of non-Gaussian distributions with infinite variance, allow better modeling of impulsive noise. This assumption is justified by the generalized central limit theorem. This thesis fits into this context and aims to develop new modulation, coding and detection techniques in the OFDM communications systems, where noise will be modeled by symmetric α - stable distributions (AWS α SN).

In this setting, we investigated several techniques to overcome the severe constraints of an AWS α SN channel and thus improve the quality of the transmission. These techniques are based in particular on convolutional coding, sub-optimal Viterbi decoding, adaptive filtering and the AMC technique applied to OFDM subchannels.

The performances of these approaches have been evaluated by treating different SaS noise scenarios. First, we considered the case of medium-impulsive environment, and subsequently the case where the noise is very impulsive. The proposed scheme is applied to the OFDM system in a Rayleigh fading channel. Transmissions are analyzed using different combinations of digital modulation schemes (BPSK, QPSK, 16-QAM, 64-QAM) and convolutional code rates (1/2, 2/3, 3/4). The simulation results show the effectiveness of our solutions, in particular the hybrid technique, for canceling noise and improving BER performance even in the case of strong impulsive noise.

Keywords: OFDM, Impulsive noise, α -stable distribution, Convolutional coding, Viterbi decoding, Modulation, Detection, Adaptive filtering, AMC, BER, Bit rate, MSE.

Remerciement

Au nom d'Allah le Très Miséricordieux, le Tout Miséricordieux,
à qui je dois tout,

Ma thèse a été réalisée, au laboratoire de recherche STIC (Systèmes et Technologies de l'Information et de la communication), Tlemcen. C'est l'aboutissement, de plusieurs années de travail acharné, afin de développer le thème proposé dans les règles de l'art et de la science, en proposant des solutions efficaces. Je souhaiterais rendre hommage et remercier du fond du cœur, toutes les personnes qui m'ont aidé de loin ou de près afin de mener à bien ce travail.

Je tiens à exprimer ma très profonde gratitude à mon directeur de thèse Monsieur KAMECHE Samir, professeur à l'université de Tlemcen qui n'a ménagé aucun effort pour me prendre en charge pour la réalisation de ce travail, et aussi pour la patience infinie qu'il a su éprouver à mon égard durant les périodes les plus critiques de ma thèse. Outre ses qualités scientifiques indéniables, j'ai beaucoup apprécié son humilité, sa générosité et sa grande bienveillance.

Je tiens aussi à remercier mon co-encadreur Monsieur ABDELMALEK Abdelhafid maître de conférences « B » à l'université de Tlemcen d'avoir été disponible à toutes mes sollicitations.

J'adresse mes très sincères remerciements à Monsieur SEDDIKI Omar, Professeur à l'Université Abou-Bekr Belkaïd de Tlemcen, pour l'intérêt qu'il a accordé à ce travail en acceptant de le juger et de présider le jury.

Mes remerciements les plus vifs s'adressent aussi aux membres du jury : Monsieur IRID Sidi Mohammed Hadj, Maître de conférences « A » à l'université de Tlemcen, Madame SLIMANE Zohra, Maître de conférences « A » à l'université de Ain Temouchent, qui m'ont fait l'honneur d'accepter d'examiner et d'évaluer ce travail.

J'exprime également ma gratitude à tous les enseignants qui ont contribué à ma formation scientifique et à tous les membres du laboratoire STIC pour leur admirable esprit d'équipe.

Pour terminer, J'adresse mon grand amour à mes parents, mon frère, ma sœur et mon conjoint. C'est grâce à leur amour et leurs sacrifices que cette thèse a été menée à bonne fin. Mon grand souhait dans cette vie, c'est de les voir toujours à côté de moi, en bonne santé, heureux et que la paix soit avec eux.

Table des matières

Résumé en arabe	i
Résumé	ii
Abstract	iii
Remerciements	iv
Table des matières	v
Acronymes	viii
Liste des figures	x
Liste des tableaux	xiii

Introduction Générale.....	2
----------------------------	---

Chapitre I : Bruit impulsif et distributions α -stables

I.1 Introduction.....	7
I.2 La modélisation de bruit impulsif	8
I.2.1 Middleton class A.....	8
I.2.2 Bernoulli-Gaussien.....	10
I.3 Les distributions α -stables.....	12
I.3.1 Les distributions α -stables symétriques	14
I.3.2 Diverses propriétés.....	17
I.3.3 Puissance géométrique.....	19
I.4 Conclusion	22

Chapitre II : Etude de la transmission OFDM dans le canal AWS α SN

II.1 Introduction	24
II.2 Les systèmes OFDM.....	24
II.2.1 Génération des symboles OFDM.....	25
II.2.2 Préfixe cyclique.....	27
II.3 Structure de la chaîne de transmission OFDM.....	27
II.3.1 Etage d'enrouillage.....	29
II.3.2 Codage canal	29
II.3.2.1 Représentations graphiques.....	32

II.3.3 Entrelacement	34
II.3.4 Modulation	34
II.3.5 FFT	36
II.3.6 Démodulation	37
II.3.7 Désentrelacement.....	37
II.3.8 Décodage de Viterbi	37
II.3.8.1 Algorithme de Viterbi à sortie douce SOVA	38
II.3.8.2 Décodage de Viterbi dans le cas de bruit SαS	39
II.3.9 Désembrouillage.....	41
II.4 Résultats de simulation	41
II.4.1 Performances en termes de taux d'erreur binaire	41
II.4.1 Performances en termes de débit	44
II.5 Conclusion	45

Chapitre III : Suppression du bruit impulsif par filtrage adaptatif

III.1 Introduction	48
III.2 Anatomie du cœur et l'Electrocardiogramme	49
III.2.1 Anatomie de cœur	49
III.2.2 L'activité électrique du cœur.....	50
III.2.3 Le signal électrocardiogramme	50
III.2.4 Détection du signal ECG.....	51
III.2.5 Les différents bruits présents dans l'ECG.....	54
III.3 Filtres adaptatifs	55
III.3.1 Applications des filtres adaptatifs	56
III.3.2 Structures de filtre adaptatif	59
III.4 Résultats de Simulations	65
III.4.1 Comparaison entre les différentes modélisations	65
III.4.2 Comparaison entre les différents algorithmes adaptatifs.....	67
III.4.3 Evaluation des performances en termes de MSE.....	68
III.5 Conclusion.....	69

Chapitre IV : CC-RLS-OFDM : Nouvelle technique Hybride de suppression de bruit SαS pour les transmissions OFDM

IV.1 Introduction.....	71
IV.2 Technique proposée	71
IV.2.1 Description du système	73

IV.2.2 Estimation des sous-canaux	73
IV.2.3 Estimation de l'exposant caractéristique α	75
IV.2.4 Modulation et codage adaptative	75
IV.3 Résultats et évaluation des performances.....	76
IV.3.1 Performances en termes de taux d'erreur binaire.....	77
IV.3.2 Performances en termes de débit.....	84
IV.4 Conclusion	85
Conclusion Générale et Perspectives	87
Références Bibliographiques.....	91
Productions scientifiques.....	99

Table des matières

Résumé en arabe	i
Résumé	ii
Abstract	iii
Remerciements	iv
Table des matières	v
Acronymes	viii
Liste des figures	x
Liste des tableaux	xiii

Introduction Générale.....	2
----------------------------	---

Chapitre I : Bruit impulsif et distributions α -stables

I.1 Introduction.....	7
I.2 La modélisation de bruit impulsif	8
I.2.1 Middleton class A	8
I.2.2 Bernoulli-Gaussien.....	10
I.3 Les distributions α -stables.....	12
I.3.1 Les distributions α -stables symétriques	14
I.3.2 Diverses propriétés.....	17
I.3.3 Puissance géométrique.....	19
I.4 Conclusion	22

Chapitre II : Etude de la transmission OFDM dans le canal AWSaSN

II.I Introduction	24
II.2 Les systèmes OFDM.....	24
II.2.1 Génération des symboles OFDM.....	25
II.2.2 Préfixe cyclique	27
II.3 Structure de la chaîne de transmission OFDM.....	27
II.3.1 Etage d'enrouillage.....	29
II.3.2 Codage canal	29
II.3.2.1 Représentations graphiques.....	32

II.3.3 Entrelacement	34
II.3.4 Modulation	34
II.3.5 FFT	36
II.3.6 Démodulation	37
II.3.7 Désentrelacement.....	37
II.3.8 Décodage de Viterbi	37
II.3.8.1 Algorithme de Viterbi à sortie douce SOVA	38
II.3.8.2 Décodage de Viterbi dans le cas de bruit SαS	39
II.3.9 Désembrouillage.....	41
II.4 Résultats de simulation	41
II.4.1 Performances en termes de taux d'erreur binaire	41
II.4.1 Performances en termes de débit	44
II.5 Conclusion	45

Chapitre III : Suppression du bruit impulsif par filtrage adaptatif

III.1 Introduction	48
III.2 Anatomie du cœur et l'Electrocardiogramme	49
III.2.1 Anatomie de cœur	49
III.2.2 L'activité électrique du cœur.....	50
III.2.3 Le signal électrocardiogramme	50
III.2.4 Détection du signal ECG.....	51
III.2.5 Les différents bruits présents dans l'ECG.....	54
III.3 Filtres adaptatifs	55
III.3.1 Applications des filtres adaptatifs	56
III.3.2 Structures de filtre adaptatif	59
III.4 Résultats de Simulations	65
III.4.1 Comparaison entre les différentes modélisations	65
III.4.2 Comparaison entre les différents algorithmes adaptatifs.....	67
III.4.3 Evaluation des performances en termes de MSE.....	68
III.5 Conclusion.....	69

Chapitre IV : CC-RLS-OFDM : Nouvelle technique Hybride de suppression de bruit SαS pour les transmissions OFDM

IV.1 Introduction.....	71
IV.2 Technique proposée	71
IV.2.1 Description du système	73

IV.2.2 Estimation des sous-canaux	73
IV.2.3 Estimation de l'exposant caractéristique α	75
IV.2.4 Modulation et codage adaptative	75
IV.3 Résultats et évaluation des performances.....	76
IV.3.1 Performances en termes de taux d'erreur binaire.....	77
IV.3.2 Performances en termes de débit.....	84
IV.4 Conclusion	85
Conclusion Générale et Perspectives	87
Références Bibliographiques.....	91

Acronymes

A

AMC	Adaptive Modulation and Coding
ASK	Amplitude Shift Keying
AWGN	Additif White Gaussian Noise
AWS α SN	Additive White Symmetric α -Stable Noise

B

BER	Bit-Error-Rate
BM	Branch Metric
BPSK	Binary Phase Shift Keying

C

CC	Code de Convolution
CCE	Code Correcteur d'Erreur
CF	Characteristic Function
CLT	Central Limit Theorem
CS	Compressed Sensing
CP	Cyclic Prefix
CPL	Courant Porteur en Ligne

D

DSP	Digital Signal Processor
-----	--------------------------

E

ECG	Eelectrocardiogramme
-----	----------------------

F

FFT	Fast Fourier Transform
FM	Frequency Modulation
FPGA	Field Programmable GateArray
FSK	Frequency Shift Keying

G

GBG	Gaussian-Bernoulli-Gaussian
GCLT	Generalized Central Limit Theorem
GGD	Generalized Gaussian Distribution
GSNR	Geometric Signal to Noise Ratio

I

IEEE	Institute of Electrical and Electronics Engineers
IFFT	Inverse Fast Fourier Transform
IG	Intervalle de Garde
IID	Independent and Identically Distributed
ISI	Inter Symbol Interference

L

LDPC	Low Density Parity Check
LLR	Log Likelihood Ratio
LMS	Least Mean Square
LTE	Long Term Evolution

M

MAP	Maximum A Posteriori
MIMO	Multiple Input Multiple Output

ML	Maximum Likelihood
MSE	Mean Square Error
N	
NLMS	Normalized Least Mean Square
O	
OFDM	Orthogonal Frequency Division Multiplexing
OSTBC	Orthogonal Space Time Bloc Code
P	
PAPR	Peak-to-Average Power Ratio
PDF	Probability Density Function
PLC	Power Line Communication
PSD	Power Spectral Density
R	
RLS	Recursive least squares
Q	
QAM	Quadrature Amplitude Modulation
QPSK	Quadrature Phase Shift Keying
S	
S α S	Symmetric alpha stable
SNR	Signal to Noise Ratio
SOVA	Soft Output Viterbi Algorithm
SSRLS	State Space Recursive Least Squares
V	
VLSI	Very Large Scale Integration

Liste des Figures

Chapitre I

Figure I.1. Exemple de mesure d'impulsion de bruit	7
Figure I.2. PDF de bruit de classe A pour différentes valeurs de A et $\Gamma=0,001$	9
Figure I.3. Bruit impulsif généré par le modèle Middleton.....	10
Figure I.4. a) Modèle de bruit de classe A à deux états et b) Modèle de bruit Bernoulli-Gaussien.....	11
Figure I.5. Bruit impulsif généré par le modèle Bernoulli-Gaussien.....	12
Figure I.6. PDF $f_X(x)$ de différents valeur de α , $\gamma = 1$, $\delta = 0$ pour $\beta \in \{1, 0, -1\}$	14
Figure I.7. PDF $f_X(x)$ de différents valeur de α , $\beta = 0$, $\gamma = 1$ pour $\delta \in \{-2, 1, 3\}$	16
Figure I.8. PDF $f_X(x)$ de différents valeur de α , $\beta = 0$, $\delta = 0$ pour $\gamma \in \{2, 3, 6\}$	16
Figure I.9. Une vue rapprochée des queues des α -stable.....	17
Figure I.10. Bruit impulsif généré par des distributions α -stable.....	21

Chapitre II

Figure II.1. Représentation fréquentielle-temporelle du signal OFDM	25
Figure II.2. Schéma de principe du modulateur OFDM.....	26
Figure II.3. Principe du préfixe cyclique.....	27
Figure II.4. Schéma bloc d'un système OFDM.....	28
Figure II.5. Principe de l'embrouilleur.....	29
Figure II.6. Schéma bloc d'un codeur de convolution.	30
Figure II.7. Schéma principe du code de convolution bloc	31
Figure II.8. Représentation graphique de code de convolution.....	33
Figure II.9. Exemple d'un entrelaceur.....	34
Figure II.10. Exemples de constellation QPSK.....	35
Figure II.11. Constellation 16-QAM.....	36
Figure II.12. Comparaison de performance en termes de BER d'un système OFDM pour différents valeur de α	42

Figure II.13. Comparaison de performance en termes de BER d'un système OFDM dans un environnement très impulsif $\alpha=1,2$	44
Figure II.14. Comparaison de performance en termes de débit d'un système OFDM pour différents valeur de α	45

Chapitre III

Figure III.1. Schéma générale du cœur	49
Figure III.2. L'activité électrique du cœur	50
Figure III.3. Les dérivations périphériques (a) bipolaire (b) unipolaire.....	52
Figure III.4. Les dérivations précordiales.....	52
Figure III.5. L'activité électrique du cœur	53
Figure III.6. Schéma général de filtre adaptatif.....	56
Figure III.7. Principe de l'identification.....	57
Figure III.8. Principe de l'égalisation de canal.....	58
Figure III.9. Principe de l'annulation d'interférence.....	58
Figure III.10. Principe de la prédiction linéaire	59
Figure III.11. Filtre transversal adaptatif.....	60
Figure III.12. Filtre linéaire adaptatif.....	61
Figure III.13. Comparaison du signal ECG bruyant.....	66
Figure III.14. Zoom sur la figure III.13 (c)	67
Figure III.15. Le modèle de simulation adopté pour filtrer le bruit impulsif du signal ECG.....	67
Figure III.16. Comparaison du signal ECG récupéré avec RLS et NLMS	68
Figure III.17. Comparaison de MSE de filtres adaptatifs.....	69

Chapitre IV

Figure IV.1. Schéma bloc de la technique CC-RLS-OFDM.....	72
Figure IV.2. Le schéma de CE adaptatif	74
Figure IV.3. L'algorithme de la AMC proposé	76
Figure IV.4. BER vs GSNR avec $L=16$ pour différents valeur de λ	78
Figure IV.5. BER vs GSNR avec $\lambda = 0,99999$ pour différents valeur de L	78
Figure IV.6. BER vs GSNR du système non-codé pour différents valeur de α	79
Figure IV.7. BER vs GSNR du système codé pour différents valeur de α	80

Figure IV.8. BER vs GSNR du système proposé CC-RLS-OFDM pour différents valeur de α	80
Figure IV.9. BER vs GSNR du système CC-OFDM pour $\alpha=1,5$	81
Figure IV.10. BER vs GSNR du système CC-RLS-OFDM pour $\alpha=1,5$	82
Figure IV.11. BER vs GSNR du système CC-OFDM pour $\alpha=1,2$	83
Figure IV.12. BER vs GSNR du système CC-RLS-OFDM pour $\alpha=1,2$	83
Figure IV.13. Débit vs GSNR du système CC-RLS-OFDM pour $\alpha=1,2$	84

Liste des Tableaux

Tableau III.1. Résumé de l'algorithme LMS	62
Tableau III.2. Résumé de l'algorithme NLMS	63
Tableau III.3. Résumé de l'algorithme RLS	64
Tableau III.4. Paramètres de simulation de différents bruits impulsifs	65
Tableau IV.1. Les différents taux de codage / schémas de modulation	75
Tableau IV.2. Paramètres de simulation du système OFDM	77

Introduction Générale

Introduction Générale

Les systèmes de multiplexage par répartition orthogonale de la fréquence (OFDM) sont de plus en plus utilisés dans les nouvelles normes sans fils émergentes. En tant qu'approche des communications dans le domaine fréquentiel, l'OFDM présente des avantages importants en ce qui concerne la nature sélective en fréquence des canaux de communication sans fil à haut débit. Alors que les besoins de fonctionnement avec des débits de données plus élevés deviennent de plus en plus pressants, les systèmes OFDM se sont imposés comme une solution efficace de normes de couche physique sans fil [1], [2]. Des recherches sur leurs performances et leur efficacité spectrale ont été minutieusement étudiées pour divers canaux d'atténuation et de bruit gaussien.

Les communications OFDM sont aussi perturbées par un bruit de nature impulsif qui affecte sévèrement le signal d'intérêt. Ce bruit est caractérisé par une fréquence d'apparition aléatoire ce qui le rend imprévisible. Le modèle AWGN constitue une bonne approximation de l'effet cumulatif du phénomène de production de bruit aléatoire rencontré dans les scénarios de communication pratiques [1], [2]. Si toutefois le bruit est de nature impulsive, c'est-à-dire que les amplitudes d'échantillons de bruit subséquents présentent de fortes déviations (pics), le modèle AWGN ne fonctionne pas aussi bien [3], [4]. Par conséquent, les techniques optimisées pour AWGN deviennent inappropriées. Dans certains scénarios pratiques, le bruit impulsif domine le spectre disponible. C'est le cas, par exemple, des communications à haute fréquence, des communications sous-marines [3], [4], communication par lignes électriques PLC (Power Line Communications) [5], la transmission par ligne d'abonné numérique [6], la télémédecine [7] etc. Il est donc nécessaire de bien comprendre son impact sur les récepteurs numériques. Cela accélérera le développement de nouvelles techniques de compensation de l'effet du bruit impulsif. Bien que ce sujet forme individuellement un axe vaste de recherche spécialisé, nous faisons de notre mieux pour fournir une discussion adéquate dans cette thèse.

Le bruit impulsif reste la contrainte la plus sévère sur les systèmes OFDM ce qui a poussé plusieurs chercheurs à travers le monde à mener des travaux sur la caractérisation et la compensation des effets de ce bruit. L'effet du bruit impulsif dans les systèmes à une et plusieurs porteuses a été largement étudié [8], [9], [10], [11], et plusieurs solutions ont été apportées à ce problème.

Les techniques de compensation de bruit impulsif dans les systèmes OFDM trouvées dans la littérature se divisent en deux grandes classes selon les techniques utilisées. La première est basée sur la détection de bruit impulsif. Les travaux présentés dans [12] discutent une technique de détection et une analyse d'erreur approfondie du récepteur basé sur la technique CS (Compressed Sensing). La solution proposée dans [13] consiste à ajouter au récepteur un module d'annulation de bruit impulsif basé sur l'estimation de sa puissance. La deuxième classe utilise les techniques de codage de canal pour la détection et la correction des erreurs, le codage de contrôle d'erreur a été utilisé pour atténuer le bruit impulsif dans les systèmes OFDM en tirant parti des valeurs nulles et pilotes situées dans le

bloc de symboles transmis [10], [14]. Une approche d'optimisation du décodeur itératif est proposée dans [15] selon le modèle de canal utilisé en se basant sur les paramètres de bruit impulsif estimés par une méthode semi-aveugle. Un modèle de codage hybride basé sur une concaténation du code CC (Convolutional Code) et du code QC-LDPC (Quasi Cyclic-Low Density Parity check Codes) est proposé dans [16] pour améliorer la qualité de transmission OFDM dans les canaux PLC.

Objectifs et contributions

En raison de l'évolution rapide des technologies mobiles et la demande croissante du marché en termes de débit et qualité, et comme les systèmes OFDM constituent un bon support de transmission dans les communications sans fils, il est nécessaire de proposer de nouvelles techniques et algorithmes qui garantissent une amélioration des performances et qui offrent plus d'efficacité et de robustesse au système utilisé.

C'est dans ce cadre que s'inscrivent les travaux de cette thèse consacrés à la recherche de nouvelles technique de modulation, codage et détection pour les systèmes de communications OFDM dans un contexte de canaux à bruits impulsifs α -stables symétriques (AWS α SN) qui représente une contrainte sévère difficile à surmonter.

Notre travail vise principalement de contribuer à résoudre les problèmes suivants:

- Fournir une compréhension solide des effets du bruit impulsif (modélisé par AWS α SN) dans un récepteur de communication numérique à porteuse multiples.
- Proposer de nouveaux mécanismes permettant d'atténuer les effets du bruit impulsif sur les récepteurs OFDM.
- Exploiter les avancées modernes en matière de traitement du signal permettant une réception à la fois robuste et peu complexe des signaux numériques sous bruit impulsif.

Les contributions de nos travaux à ces objectifs sont multiples, Les apports peuvent être résumés en trois :

- **Contribution 1 :** Etude des performances du codage de convolution et décodage de Viterbi optimal dans la réduction des erreurs dues aux bruits impulsifs modélisés par des distributions alpha stables dans les systèmes OFDM.
- **Contribution 2 :** Evaluation des performances du filtrage adaptatif en tant que moyen d'égalisation. Notre contribution consiste à une étude et une comparaison entre les algorithmes

LMS, RLS et NLMS pour la suppression du bruit impulsif dans le contexte de signaux ECG en considérant plusieurs modèles de bruits impulsifs.

- **Contribution 3 :** Proposition d'une nouvelle approche pour la suppression du bruit alpha-stable symétrique (S α S) pour les systèmes de communication OFDM sans fil. A la lumière des deux études présentées dans les deux premiers travaux, une nouvelle technique de suppression de bruit S α S basée conjointement sur la technique AMC (Adaptive Modulation and Coding) et le filtrage RLS (Recursive Least Square) a été proposée. Le schéma proposé est appliqué au système OFDM dans le canal à évanouissement de Rayleigh à bruits impulsifs. La solution proposée égalise le canal Rayleigh S α S par filtrage adaptatif RLS et élimine le bruit résiduel dans les sous-canaux OFDM par AMC.

Organisation de la thèse

Cette thèse est structurée en quatre chapitres après une introduction générale décrivant les principaux objectifs et contributions de cette thèse.

Le premier chapitre a été consacré à l'étude de bruit impulsif. La première partie de ce chapitre est dédiée à l'étude des deux approches de modélisation de bruit impulsif les plus utilisées dans la littérature, à savoir, Middleton classe A [17] et Bernoulli Gaussien [18]. Nous nous sommes intéressés dans la deuxième partie à l'étude de la distribution α -stable pour la description de bruit impulsif [19]. Le principe de base de chacun de ces approches est présenté en détail.

Le second chapitre comporte une vue générale sur les communications OFDM. Nous présentons dans ce chapitre les différents blocs constituant la chaîne d'émission-réception OFDM. Nous nous intéressons à la conception de ces derniers afin d'améliorer la transmission OFDM affectée par le bruit S α S avec une complexité moindre. La dernière partie de ce chapitre est réservée à l'analyse des performances du schéma proposé.

Dans le troisième chapitre, nous faisons l'évaluation d'une technique de suppression de bruit impulsif basée sur les filtres adaptatifs, appliquée au signal cardiovasculaire ECG. Nous présentons en détail deux algorithmes adaptatifs LMS et RLS, ainsi que les résultats obtenus de filtrage d'un signal ECG affecté par un bruit impulsif.

Le quatrième chapitre est voué à une nouvelle contribution de suppression de bruit impulsif S α S basée conjointement sur la technique AMC et le filtrage RLS. Au début, nous présentons l'architecture générale du schéma proposé. Ensuite, les blocs d'estimateur de sous-canaux, estimateur des paramètres de bruit S α S et le sélectionneur automatique de schéma de modulation et de taux de

codage sont présentés et par la suite implémentés dans la chaîne de transmission OFDM. Les performances de la technique proposée seront analysées en traitant différents cas de SαS.

A la fin de cette thèse, une conclusion générale dresse un bilan des approches proposées et les résultats obtenus et propose également des suggestions et des perspectives pour des recherches futures dans le domaine des transmissions OFDM.

Chapitre I

Bruit impulsif et distributions α -stables

I.1 Introduction

Dans le contexte de modélisation de bruit, les méthodes analytiques et leurs algorithmes impliquent que le bruit est modélisé sous la forme simple d'un bruit blanc gaussien AWGN où ses caractéristiques statistiques et spectrales sont connues. Cependant, la réalité est complètement différente, en particulier nous rencontrons le bruit non gaussien de type impulsif qui est généralement non stationnaire avec un comportement fréquentiel très complexe. Ce bruit est constitué d'un train d'impulsions isolées ou en rafale de durée relativement courte «on/off» qui peut varier de quelques microsecondes μs à des millisecondes ms caractérisé par une forte DSP et une fréquence de répétitions aléatoire. Il est provoqué principalement par les mouvements aléatoires d'enclenchement et déclenchement des appareils domestiques reliés à la ligne et par d'autres dispositifs connectés à un réseau de communication, des impulsions variables qui se produisent de manière plus ou moins aléatoire au cours du temps et du fait des phénomènes atmosphériques.

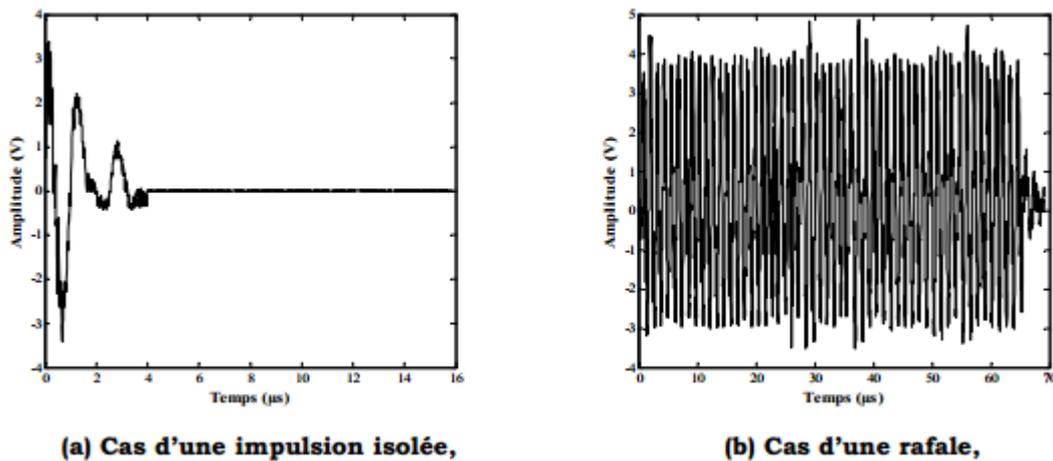


Figure I.1. Exemple de mesure d'impulsion de bruit.

Dans la littérature, plusieurs modèles de bruit ont été utilisés pour simuler des environnements de bruit impulsif. Des représentations analytiques couplées à des ajustements empiriques pour des données pratiques ont poussé l'utilisation des modèles de classes A, B et C de Middleton [20], [21] qui ont été largement utilisés dans la littérature pour différents scénarios (par exemple [22], [23], [24]). Des mélanges tels Bernoulli-Gaussien [18], Gaussien Mix [25], [26], [27], Cauchy-Gaussien [28], [29] ont également été largement employés pour modéliser le bruit impulsif. Les modèles basés sur les chaînes de Markov [30], le modèle stochastique [31], ou bien encore les distributions α -stables symétriques [32].

Ce premier chapitre est organisé en deux parties détaillé comme suit. La première partie s'est axée sur la modélisation de bruit impulsif où nous allons discuter les deux modèles de bruit non-Gaussien très étudiés dans la littérature Middleton class A et le Bernoulli-Gaussien. La deuxième

partie est consacré à l'étude détaillé d'un autre modèle (les distributions α -stables) qui nous permet de présenter le bruit impulsif avec précision.

I.2 La modélisation de bruit impulsif

La présence du bruit impulsif dans plusieurs environnements de transmission et la limitation considérable qu'il présente pour obtenir des taux d'erreurs satisfaisantes a mené les chercheurs à développer différents approches afin de modéliser ce type de bruit. Dans cette partie nous allons présenter les modèles les plus utilisés dans la littérature.

I.2.1 Middleton class A

Le phénomène du bruit impulsif a été décrit pour la première fois dans les années 1960 par Middleton [21, chapitre 11], où il a donné un modèle pour le bruit impulsif dans les systèmes de communication. Middleton a classé le bruit impulsif en deux catégories selon l'origine: a) Man-made, qui le décrit comme des trains d'impulsions non chevauchantes provenant principalement d'autres dispositifs connectés dans un réseau de communication; b) d'origine naturelle, en raison des conditions atmosphériques, de la tempête, des taches solaires, etc.

Dans cette partie, nous décrivons le modèle de bruit de classe A car il est le plus utilisé dans la modélisation de l'effet du bruit impulsif dans les systèmes de communication et a été largement étudié dans la littérature [33], ce modèle définit la fonction de densité de probabilité PDF d'un bruit échantillon comme suit [34], [35]:

$$F_M(n_k) = \sum_{m=0}^{\infty} p_m N(n_k; 0; \sigma_m^2) \quad (\text{I.1})$$

Où $N(n_k; 0; \sigma_m^2)$ est La densité de probabilité PDF gaussien avec une moyenne $\mu = 0$ et une variance σ_m^2 .

$$p_m = \frac{A^m e^{-A}}{m!} \quad (\text{I.2})$$

m représente le nombre d'interférences actives et A représente la densité des impulsions dans une période d'observation. Lorsque A diminue, le bruit devient plus impulsif; à l'inverse, lorsque A augmente, le bruit tend vers AWGN (figure I.2). Elle est donnée par la relation suivante:

$$A = \frac{\eta \tau}{T_0} \quad (\text{I.3})$$

Avec T_0 est le temps unitaire et il est égal à un, η représente le nombre moyen d'impulsions par seconde et τ est la durée moyenne de chaque impulsion, où toutes les impulsions sont prises pour avoir la même durée [36].

$$\sigma_m = \sigma^2 \frac{m+\Gamma}{1+\Gamma} \quad (I.4)$$

Où

- $\sigma^2 = \sigma_G^2 + \sigma_i^2 \frac{m}{A}$ est la puissance totale du bruit qui possède deux composantes une Gaussien de variance σ_G^2 et l'autre impulsif de variance σ_i^2 .
- $\Gamma = \frac{\sigma_G^2}{\sigma_i^2}$ est le rapport entre la puissance de bruit Gaussien et celle de bruit impulsif

Pour les faibles valeurs de Γ , la composante impulsive prédomine, et pour les valeurs plus élevées, la composante AWGN prédomine [17].

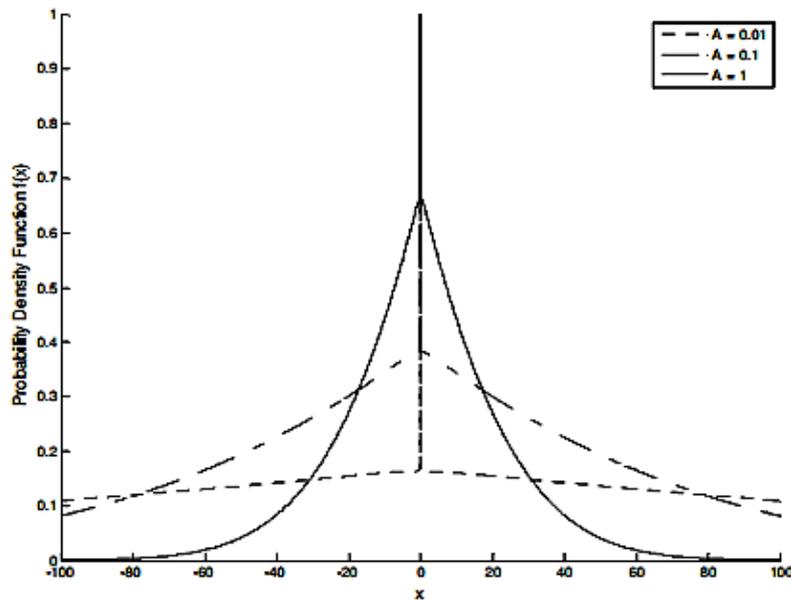


Figure I.2. PDF de bruit de classe A pour différentes valeurs de A et $\Gamma=0,001$ [17].

Un segment de bruit impulsif généré par le modèle de Middleton est illustré sur la figure I.3. A partir du segment présenté, on peut remarquer la présence de plusieurs impulsions de Dirac d'amplitude aléatoire répartie sur toute la durée d'observation.

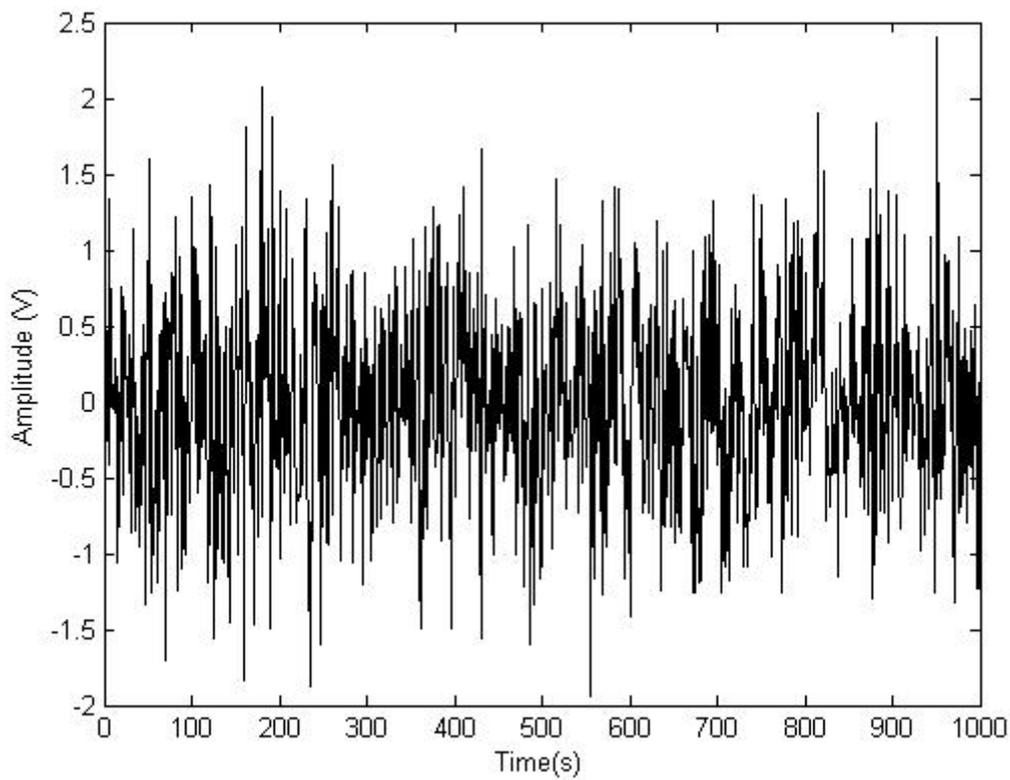


Figure I.3. Bruit impulsif généré par le modèle Middleton.

I.2.2 Bernoulli-Gaussien

Après avoir décrit le modèle de bruit de classe A de Middleton précédemment, nous présentons un autre modèle populaire appelé modèle de bruit Bernoulli-Gaussien trouvé dans [19], [38], [39], qui représente la somme de deux PDF gaussiens pondérés par la distribution de Bernoulli. Dans un modèle Bernoulli-Gaussien d'un processus de bruit impulsif, le temps aléatoire d'apparition des impulsions est modélisé par un processus binaire de Bernoulli $b(m)$ et l'amplitude des impulsions est modélisée par un processus gaussien $n(m)$.

Un processus de Bernoulli $b(m)$ est un processus à valeur binaire qui prend une valeur de «1» avec une probabilité de p et une valeur de «0» avec une probabilité de $1 - p$. La fonction de masse de probabilité d'un processus de Bernoulli est donnée par :

$$P_B(b(m)) = \begin{cases} p & \text{pour } b(m) = 1 \\ 1 - p & \text{pour } b(m) = 0 \end{cases} \quad (\text{I.5})$$

Avec une moyenne de

$$\mu_b = E[(b(m))] = p \quad (\text{I.6})$$

Et une variance

$$\sigma_b^2 = E[(b(m) - \mu_b)^2] = p(1 - p) \quad (\text{I.7})$$

La densité de probabilité d'un modèle gaussien à moyenne nulle des amplitudes aléatoires du bruit impulsif est donné par :

$$F_{BG}(n_k) = (1 - p)\mathcal{N}(n_k; 0; \sigma_G^2) + p\mathcal{N}(n_k; 0; \sigma_G^2 + \sigma_I^2) \quad (\text{I.8})$$

Le modèle de bruit Bernoulli-Gaussien présente des similitudes avec le modèle de bruit de classe A. Pour montrer les similitudes, nous utilisons les modèles de canal de la figure I.4. La figure I.4 (a) est une représentation à deux états du modèle de bruit de classe A et la figure I.4 (b) est une représentation du modèle de bruit de Bernoulli-Gaussien.

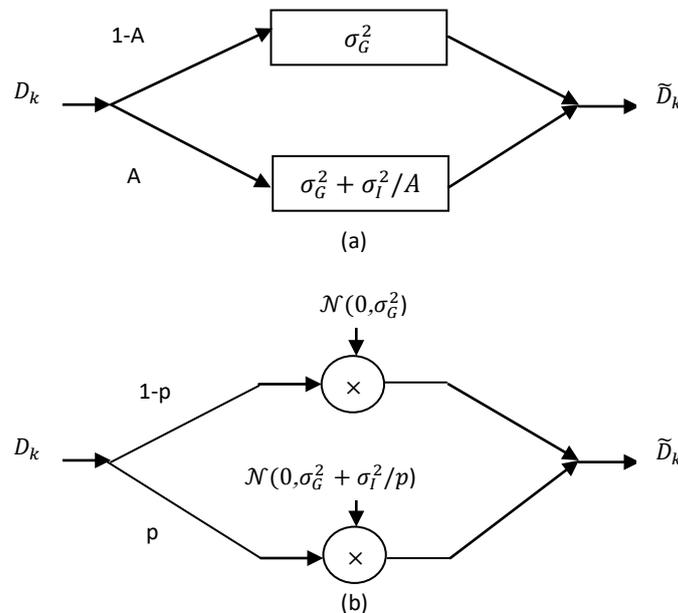


Figure I.4. a) Modèle de bruit de classe A à deux états et b) Modèle de bruit Bernoulli-Gaussien.

Les modèles de figure I.4 se ressemblent beaucoup, la seule différence étant que, sur la figure I.4 (b), il est explicitement indiqué que l'échantillon de bruit ajouté au symbole de données D_k dans l'un ou l'autre des deux états, est gaussien distribué. Alors que sur la figure I.4 (a), seul l'état avec la variance σ_G^2 a une distribution gaussienne. Cependant, l'état avec le bruit impulsif n'a pas nécessairement une distribution gaussienne. La figure I.5 illustre une série temporelle représentative d'un bruit impulsif généré selon le modèle Bernoulli-Gaussien.

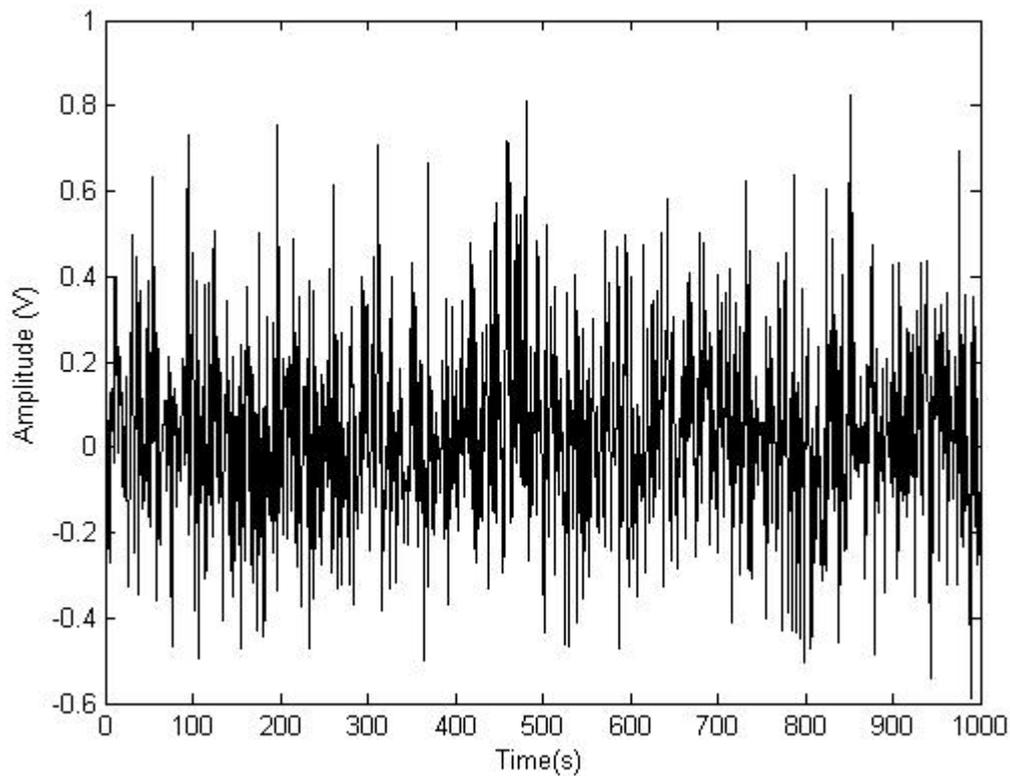


Figure I.5. Bruit impulsif généré par le modèle Bernoulli-Gaussien.

Outre deux modèles déjà discutés (la classe de Middleton A et le modèle de Bernoulli-Gaussien), il existe un autre modèle de bruit impulsif qui est de plus en plus utilisé dans la littérature et qui est la distribution α -stable symétrique (S α S) qui sera présentée en détail dans la prochaine partie de ce chapitre.

I.3 Les distributions α -stables

Les distributions α -stables ont été introduites par le mathématicien Paul Lévy en 1925. C'est une classe riche de distributions de probabilités qui fournissent des modèles appropriés pour de nombreux phénomènes dans divers domaines. Les distributions α -stables ont été appliquées en astronomie, en finance et en économie, et par la suite dans les systèmes de communication par Stuck et Kleiner (1974) [40], Zolotarev (1986) [19] et par Nikias et Shao en 1995 [41].

Après Lévy, plusieurs mathématiciens ont contribué plus tard à l'étude approfondie des distributions α -stables, Zolotarev a donné une revue détaillée sur ces distributions dans [19], Uchaikin et Zolotarev [42], Christoph et Wolf (1992) [43], et Samorodnitsky Taqqu (1994) [44], Janicki et Weron (1994) [45], et Nikias et Shao (1995) [46]. La modélisation avec les extrêmes des données et des distributions à queue lourde est discutée dans Embrechts et al (1997) [47], Adler et al (1998) [48] et dans Reiss et Thomas (2001) [49]. Les propriétés de ces distributions ont été étudiées par la suite en

[50] d'une manière approfondie. Dans la section qui suit, on va présenter une synthèse sur les distributions α -stables issue principalement de ces ouvrages.

Définition 1.1

Une variable aléatoire X est stable si pour X_1 et X_2 indépendantes de même loi que X et des constantes positives a et b , l'équation (I.9) est valable pour certains c positifs et $d \in \mathbb{R}$.

$$a X_1 + b X_2 = c X + d \quad (\text{I.9})$$

- X est strictement stable si (I.9) est valable avec $d = 0$ pour tous les choix de a et b .
- X est symétrique stable si elle est stable et distribuée symétriquement autour de 0.

La définition précédente peut être généralisée pour la somme de K variables aléatoires, si $X_{(i)}$ $\forall i \in \{1; 2; \dots; K\}$ sont des copies IID de X on a :

$$\sum_{i=1}^K a_i X_i = c_K X + d_K \quad (\text{I.10})$$

Note : le mot « stable » signifie que la loi est stable par convolution. Nous pouvons montrer qu'il existe une constante α , $\alpha \in]0, 2]$, telle que $c_K = K^{1/\alpha}$.
D'où vient l'appellation « α -stable ».

Définition 1.2

La fonction caractéristique (CF) d'une loi α -stable d'une variable aléatoire réelle X notée $X \sim S_\alpha(\beta, \gamma, \delta)$ est écrite comme suit :

$$\Psi_\alpha(t) = \exp\{-\gamma^\alpha |t|^\alpha [1 + i \beta \text{sign}(t) \omega(t, \alpha)] + i \delta t\} \quad (\text{I.11})$$

$$\text{Où} \quad \omega(t, \alpha) = \begin{cases} -\tan\left(\frac{\pi \alpha}{2}\right) & \text{si } \alpha \neq 1 \\ \frac{2}{\pi} \ln|t| & \text{si } \alpha = 1 \end{cases} \quad (\text{I.12})$$

$$\text{Et} \quad \text{sign}(t) = \begin{cases} 1 & \text{si } t > 0 \\ 0 & \text{si } t = 0 \\ -1 & \text{si } t < 0 \end{cases} \quad (\text{I.13})$$

La loi α -stable est définie par quatre paramètres α , β , γ et δ :

- α : L'exposant caractéristique, paramètre de forme ou bien l'indice de stabilité de la loi α -stable avec $\alpha \in]0,2]$. Il décrit les queues de la distribution, plus il est petit, plus ils sont lourdes donc, plus d'impulsivité au niveau des échantillons du bruit (figure I.6).
- β : Paramètre d'asymétrie $\beta \in [-1,1]$. Si β vaut 0, la distribution est symétrique (figure I.6).
- δ : Paramètre de localisation ou de position $\delta \in]-\infty, +\infty[$. Si δ est positif (resp. négatif), la courbe décale vers la droite (resp. vers la gauche) (figure I.7).
- γ : Paramètre de dispersion ou d'échelle $\gamma > 0$ (figure I.8).

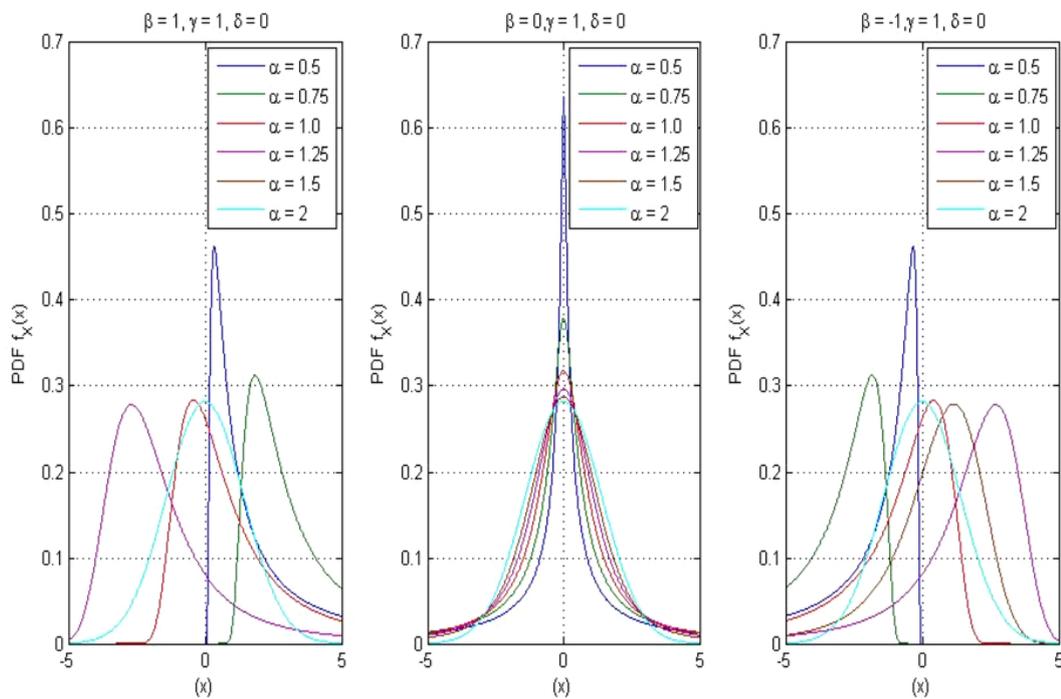


Figure I.6. PDF $f_X(x)$ de différents valeur de α , $\gamma = 1$, $\delta = 0$ pour $\beta \in \{1, 0, -1\}$.

I.3.1 Les distributions α -stables symétriques

Une variable aléatoire est symétrique α -stable (SaS) si β et δ sont égaux à zéro, par la suite la distribution d'une telle variable se réduit à $S(\alpha, \gamma)$. Nous pouvons déduire que $f_X(x) = f_X(-x)$, à partir des propriétés de la transformée de Fourier et puisque $f_X(x) \in \mathbb{R}$ nous pouvons écrire :

$$\Psi_\alpha(t) = \Psi_\alpha(-t) = \Psi_\alpha^*(t) \quad (\text{I.14})$$

Cette relation entre un PDF et son CF est unique aux distributions symétriques et est un test approprié pour valider si la distribution stable est en effet S α S ou non. En remplaçant $\beta = 0$ et $\delta = 0$ dans (I.11), on obtient la fonction caractéristique CF de X comme suit :

$$\Psi_{\alpha}(t) = \exp\{-\gamma^{\alpha}|t|^{\alpha}\} \quad (\text{I.15})$$

Toute variable aléatoire S α S est strictement stable, mais la réciproque ne tient pas lorsque $\alpha = 1$.

Par la suite, si X est S α S, alors (I.10) devient :

$$\sum_{i=1}^K a_i X_i = c_K X \quad (\text{I.16})$$

La relation entre les coefficients dans (I.10) est :

$$C^{\alpha} = \sum_{i=1}^K |a_i|^{\alpha} \quad (\text{I.17})$$

On laissant α prendre ses valeurs entre 0 et 2, nous distinguons trois cas spéciaux dont nous avons une forme explicite de la PDF. Deux sont des S α S ($\beta = 0$ et $\delta = 0$) : normal, Cauchy et la troisième est celle de Lévy ($\beta = 0$).

✚ Pour $\alpha = 2$ normale ou bien Gaussien Distribution S (2, γ) :

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{4\pi\gamma^2}} \exp\left(-\frac{x^2}{2\gamma^2}\right) \quad (\text{I.18})$$

✚ Pour le cas de Cauchy $\alpha = 1$ la PDF est de la forme :

$$f(x) = \frac{\gamma}{\pi(\gamma^2 + x^2)} \quad (\text{I.19})$$

✚ Pour $\alpha = 1/2$ la PDF suit la loi de Lévy :

$$f(x) = \sqrt{\frac{\gamma}{2\pi}} \frac{1}{(x-\delta)^{\frac{3}{2}}} \exp\left(-\frac{\gamma}{2(x-\delta)}\right) \quad , \delta < x < \infty \quad (\text{I.20})$$

Les queues de densité S α S se désintègrent moins vite que les queues de densité gaussienne. Alors que la densité gaussienne a des queues exponentielles, les densités stables ont des queues algébriques (figure I.9). Plus l'exposant caractéristique α est petit, plus les queues de la densité S α S sont lourdes. Cela implique que les variables aléatoires suivant les distributions S α S avec de petits exposants caractéristiques sont très impulsives. C'est cette caractéristique de queue lourde qui rend les

densités SoS appropriées pour modéliser les signaux et le bruit ou les interférences qui sont de nature impulsive.

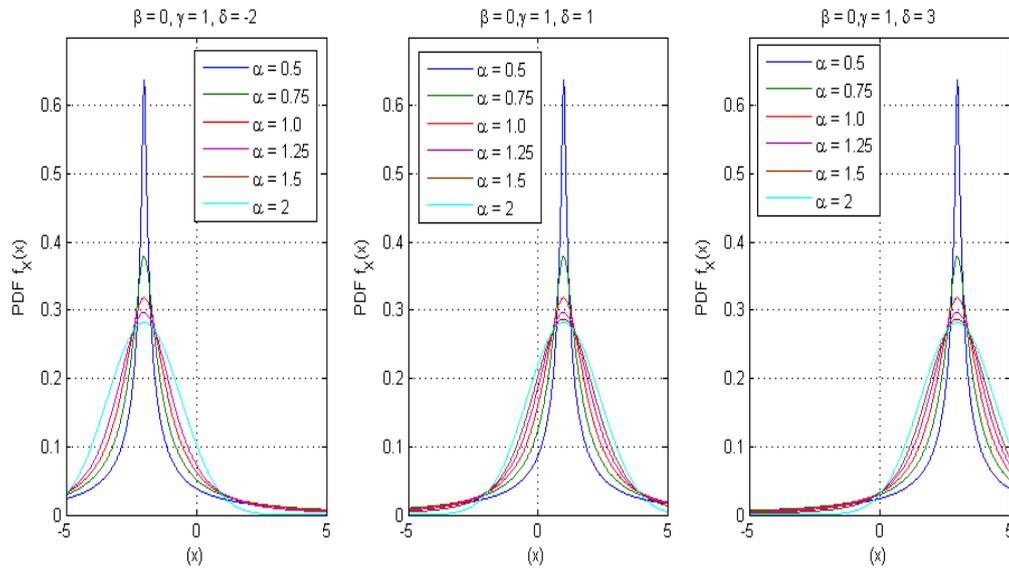


Figure I.7. PDF $f_X(x)$ de différents valeur de α , $\beta = 0$, $\gamma = 1$ pour $\delta \in \{-2, 1, 3\}$.

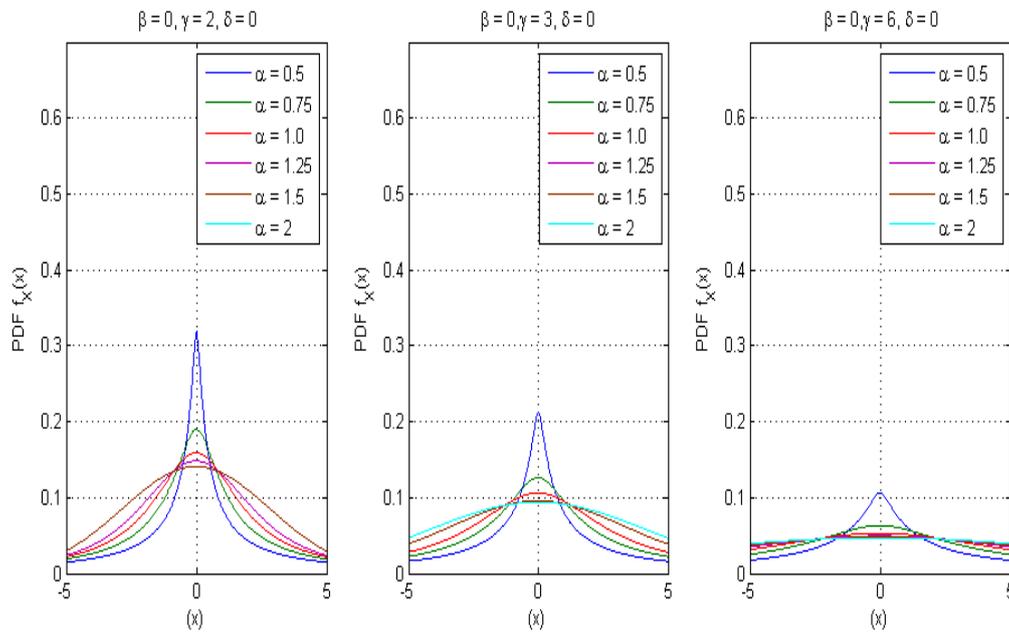


Figure I.8. PDF $f_X(x)$ de différents valeur de α , $\beta = 0$, $\delta = 0$ pour $\gamma \in \{2, 3, 6\}$.

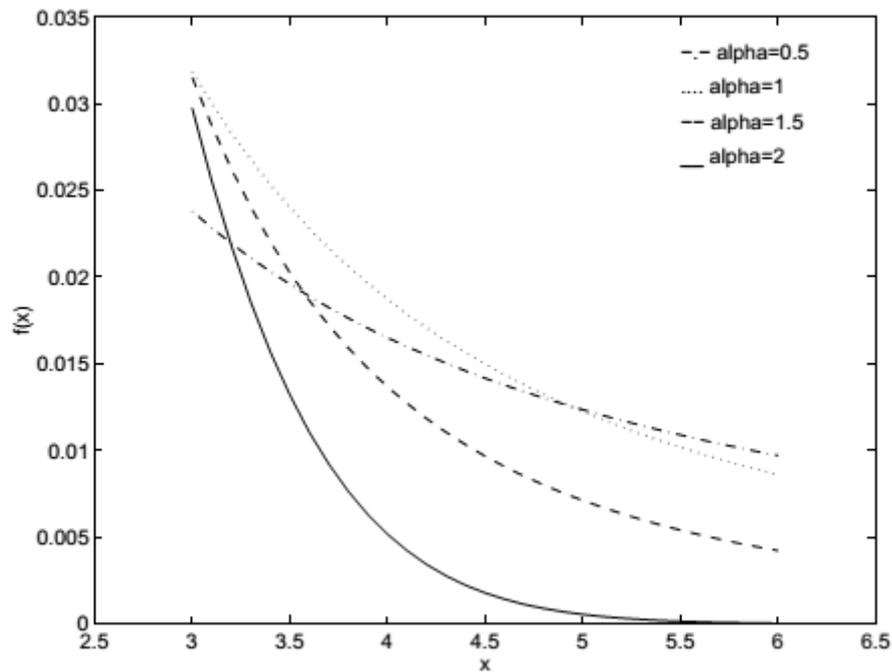


Figure I.9. Une vue rapprochée des queues des α -stable.

I.3.2 Diverses propriétés

Nous allons rappeler quelques propriétés importantes des bruits α -stable de loi $X \sim S_\alpha(\beta, \gamma, \delta)$ que nous utiliserons dans la suite de cette thèse.

Propriété 1.1 : La densité

Contrairement aux lois normales qui possèdent une formule explicite de la densité de probabilité, les distributions α -stable ne possèdent que la forme explicite de la fonction caractéristique. Par contre, nous pouvons approcher la PDF par une intégrale calculée à partir de la transformée inverse de la fonction caractéristique $\Psi_\alpha(t)$:

$$f_X(x) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} e^{-itx} \Psi_\alpha(t) dt \quad (\text{I.21})$$

Propriété I.2 : La stabilité

Pour $\alpha \neq 1$, nous avons l'équivalence suivante :

$$X \sim S_\alpha(\beta, \gamma, \delta) \Leftrightarrow Y = \frac{X-\delta}{\gamma^{1/\alpha}} \sim S_\alpha(\beta, 1, 0) \quad (\text{I.22})$$

Propriété I.3 : Le théorème de la limite centrale généralisée

La généralisation due à Gnedenko et Kolmogorov indique que la somme d'un certain nombre de variables aléatoires avec des distributions symétriques ayant des queues lourdes, diminuant comme $|X|^{-\alpha-1}$ où $0 < \alpha < 2$ tend à une distribution stable. Si $\alpha > 2$, la somme converge vers une distribution stable avec un paramètre de stabilité égal à 2, c'est-à-dire une distribution gaussienne.

Propriété I.4 : Les queues lourdes

Soit X un bruit $S_\alpha(\beta, \gamma, \delta)$ nous avons les deux résultats suivants :

$$\begin{cases} \lim_{t \rightarrow +\infty} t^\alpha P(X > t) = \gamma C(\alpha) \frac{1+\beta}{2} \\ \lim_{t \rightarrow +\infty} t^\alpha P(X < -t) = \gamma C(\alpha) \frac{1-\beta}{2} \end{cases} \quad (\text{I.23})$$

Où

$$C(\alpha) = \left(\int_0^{+\infty} x^{-\alpha} \sin x \, dx \right)^{-1} \quad (\text{I.24})$$

L'égalité précédente nous fait penser à la caractérisation des lois de Pareto. En effet, un bruit suit une loi du type Pareto si

$$P(X \geq x) = x^{-\alpha} h(x) \quad (\text{I.25})$$

Où

$$t > 0, \lim_{x \rightarrow +\infty} \frac{h(tx)}{h(x)} = 1 \quad (\text{I.26})$$

Pour les lois α -stable, nous avons

$$P(X \geq x) = x^{-\alpha} [f_1(\alpha) + f_2(\alpha)x^{-\alpha} + o(x^{-2\alpha})] \quad (\text{I.27})$$

Propriété I.5 : L'existence des moments

Une différence importante entre les distributions Gaussienne et celle de la famille $S_\alpha S$ est l'existence des moments d'ordre inférieur à α seulement pour les distributions non-Gaussienne.

Si X un bruit $S_\alpha(\beta, \gamma, \delta)$, et $r \in \mathbb{R}$, les moments d'ordre r sont comme suivant :

- ✚ Si $\alpha = 2$; $\forall r, E(|X|^r) < +\infty$
- ✚ Si $0 < \alpha < 2$; $\forall r, -1 < r < \alpha, E(|X|^r) < +\infty$ et $\forall r \geq \alpha, E(|X|^r) = +\infty$

Note : Nous pouvons conclure à partir de cette propriété que si α est strictement inférieur à 2, la variation d'une loi α -stable devient infinie. Si α est supérieur à 1, la moyenne d'une loi α -stable est δ .

Pour tout réel r , $-1 < r < \alpha$ le moment m_r d'une loi $S_\alpha(\beta, \gamma, 0)$ est écrit comme suit :

$$m_r = E(|X|^r) = \frac{\Gamma(1-\frac{r}{\alpha})}{\Gamma(1-r)} \cdot \left(\frac{\gamma}{\cos \theta}\right)^{\frac{r}{\alpha}} \cdot \frac{\cos(\frac{r\theta}{\alpha})}{\cos(\frac{r\pi}{2})} \quad (\text{I.28})$$

Où la fonction $\Gamma(z)$ est définie comme :

$$\Gamma(z) = \int_0^{+\infty} t^{z-1} e^{-t} dt, \quad z > 0 \quad (\text{I.29})$$

Et l'expression de θ est donnée par :

$$\theta = \arctan\left(\beta \tan \frac{\alpha\pi}{2}\right) \quad (\text{I.30})$$

Dans le cas SaS ($\beta = 0$):

$$m_r = E(|X|^r) = \frac{\Gamma(1-\frac{r}{\alpha})}{\Gamma(1-r)} \cdot \frac{\gamma^{\frac{r}{\alpha}}}{\cos(\frac{r\pi}{2})} = \frac{2^{r+1} \cdot \Gamma(\frac{r+1}{2}) \cdot \Gamma(-\frac{r}{\alpha})}{2\sqrt{\pi} \cdot \Gamma(-\frac{r}{2})} \cdot \gamma^{\frac{r}{\alpha}} \quad (\text{I.31})$$

Afin éviter la présence de la fonction gamma dans les moments d'une loi α -stable, nous utilisons les moments logarithmiques en suivant la relation :

$$E((\ln|x|)^n) = \lim_{r \rightarrow 0} \frac{d^n}{dr^n} E(|X|^r), \quad n = 1, 2, 3, \dots \quad (\text{I.32})$$

Nous obtenons :

$$L_1 = E(\ln|X|) = \Psi_0 \cdot \left(1 - \frac{1}{\alpha}\right) + \frac{1}{\alpha} \cdot \ln \left| \frac{\gamma}{\cos \theta} \right| \quad (\text{I.33})$$

$$L_2 = E((\ln|X| - E(\ln|X|))^2) = \Psi_1 \cdot \left(\frac{1}{2} + \frac{1}{\alpha^2}\right) - \frac{\theta}{\alpha^2} \quad (\text{I.34})$$

$$L_3 = E((\ln|X| - E(\ln|X|))^3) = \Psi_2 \cdot \left(1 - \frac{1}{\alpha^3}\right) \quad (\text{I.35})$$

Avec θ donnée par (I.30) et les valeurs Ψ_k de la fonction polygamma sont données par :

$$\Psi_k = \frac{d^{k+1}}{dx^{k+1}} \ln \Gamma(x) \Big|_{x=1}, \quad \Psi_0 = -0,57721566 \dots, \quad \Psi_1 = \frac{\pi^2}{6}, \quad \Psi_2 = 1,2020569 \dots \quad (\text{I.36})$$

I.3.3 Puissance géométrique

La puissance de second ordre d'un processus, a été largement acceptée dans le traitement du signal comme mesure standard de la force du signal. Bien que cette puissance (du second ordre) soit souvent associée aux concepts physiques de pouvoir et d'énergie, son sens n'est pas universel et peut être gênant lorsque les processus présentent des queues lourdes. Dans le cas particulier des fortes queues algébriques, la puissance du second ordre est toujours infinie et ne donne pas d'informations

utiles sur la force du processus. Afin de développer des outils de traitement du signal pour la classe des processus d'ordre logarithmique, Gonzalez [51] a proposé la forme de puissance géométrique.

Définition I.3

Un bruit X est dit d'ordre logarithmique si $E(\ln|X|) < \infty$

Définition I.4

Soit X un bruit d'ordre logarithmique, la puissance géométrique de ce bruit s'écrit comme suit :

$$S_0 = S_0(X) = e^{2E(\ln|x|)} \quad (\text{I.37})$$

Par la suite La puissance géométrique d'un bruit X de densité de probabilité $f_X(x)$ s'écrit alors comme :

$$S_0 = e^2 \int_{-\infty}^{+\infty} \ln|x| \cdot f_X(x) dx \quad (\text{I.38})$$

Définition I.5

La puissance géométrique d'un bruit α –stable symétrique s'exprime en fonction de α et γ par :

$$S_0 = e^{2E(\ln|x|)} = \gamma^2 C_g^{\frac{2}{\alpha}-2} \quad (\text{I.39})$$

Avec $C_g = e^{C_e} = 1.7811$ est une constante qui exprime l'exponentiel de la constante d'Euler.

A partir de cette formule, nous pouvons écrire quelques puissances géométriques des distributions usuelles.

✚ Distribution Gaussian $S_0(x) = \gamma^2 / 2C_g$

✚ Cauchy $S_0(x) = \gamma^2$

Le rapport Signal à Bruit SNR géométrique (GSNR) a été proposé pour la première fois dans [51] et a été utilisé dans [52], afin de caractériser le système de transmission et présenter leur performances dans le cadre d'un processus impulsif de variance infinie. Le GSNR est défini par :

$$GSNR = \frac{1}{2 C_g} \left(\frac{E[\varepsilon_{x_i}]}{S_0} \right)^2 = \frac{1}{2 C_g} \left(\frac{E[\varepsilon_{x_i}]}{\delta C_g^{\frac{1}{\alpha}-1}} \right)^2 = \frac{E[\varepsilon_{x_i}]^2}{2 \delta^2 C_g^{\frac{2}{\alpha}-1}} \quad (\text{I.40})$$

Or

$$GSNR = \frac{1}{2 C_g} \cdot \frac{E_b}{S_0} \quad (\text{I.41})$$

Avec E_b est la puissance du signal utile reçu.

Le GSNR est conçu de telle sorte que pour $\alpha = 2$, il redevient le SNR standard :

$$GSNR = \frac{E[\varepsilon_{x_i}]^2}{2\delta^2} = \frac{E[\varepsilon_{x_i}]^2}{N_0} \quad (\text{I.42})$$

Pour simuler les lois α -stable, nous avons utilisé les fonctions développé par Mark S. Veillette trouvé dans [53]. Celui-ci permet de générer un bruit SaS à partir des PDF. L'utilisation de l'algorithme nommé « stablpdf » revient à calculer les intégrales numériques trouvées dans [54].

La figure I.10 illustre Bruit impulsif généré par des distributions α -stable. Le tracé est fait en variant les valeurs des paramètres α , β , γ et δ . Si nous comparons les quatre tracés par rapport à α , on peut facilement voir que plus α est petit plus le bruit devient très impulsif. Pour la variance, on remarque sur le quatrième tracé ($\alpha = 2$) que la variance converge vers une valeur fixe autour de 18, ce qui prouve que la distribution tant vers une distribution gaussien avec une variance $2\gamma^2$ où on a $\gamma = 3$. Pour le reste ($\alpha < 2$) on remarque une divergence de la variance.

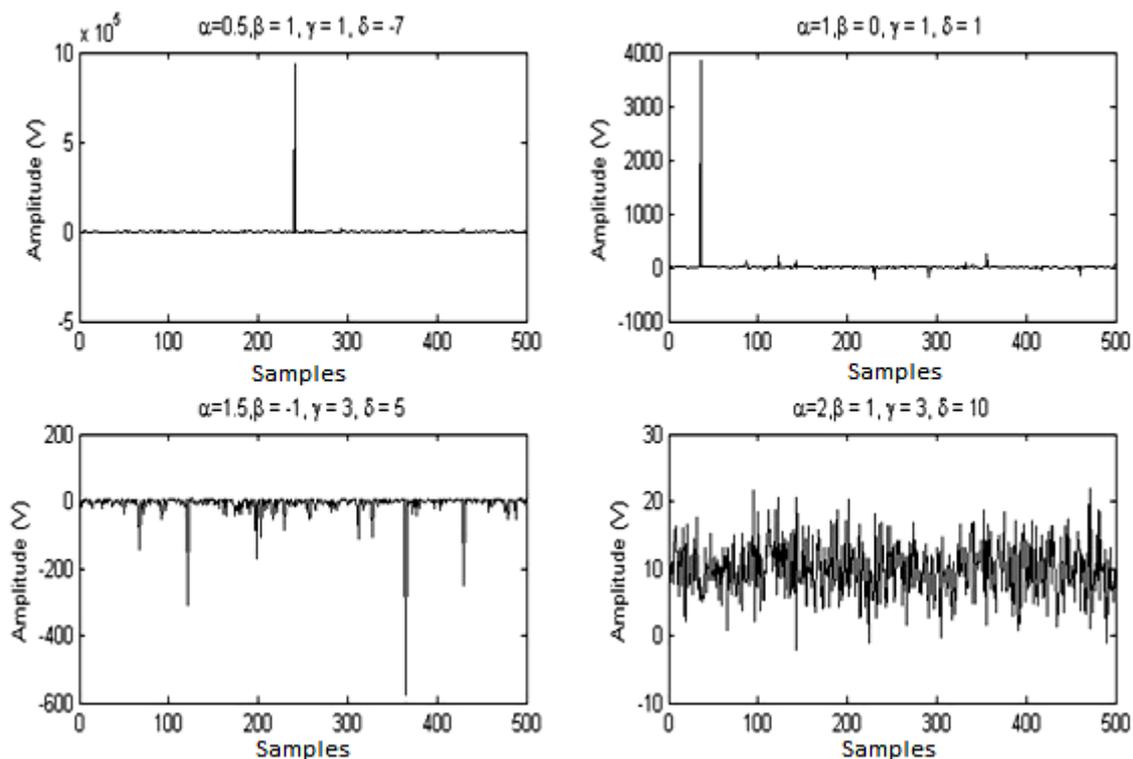


Figure I.10. Bruit impulsif généré par des distributions α -stable.

I.4 Conclusion

Ce chapitre a permis d'introduire le bruit impulsif. Les modèles les plus utilisés pour la modélisation du bruit impulsif, à savoir, Middleton class A et Bernoulli-Gaussien, et les distributions α -stables ont été présentés.

Dans la première partie, nous avons présenté les deux modèles Middleton class A et Bernoulli-Gaussien où nous avons donné les expressions analytiques des PDF de chacun ainsi que leurs tracés. Nous avons aussi montré que le modèle Bernoulli-Gaussien présente des similitudes avec la classe A de Middleton.

La deuxième partie a été consacrée pour les distributions α -stables. Nous avons commencé par définir les lois α -stables et l'influence de chaque paramètre. Les distributions α -stables symétriques SaS ($\beta = 0$) : la distribution Gaussien ($\alpha = 2$), la distribution de Cauchy ($\alpha = 1$) et loi de Lévy ($\alpha = 1/2$) sont des cas particuliers des lois α -stables qui possèdent des formules explicites de leurs DPF sinon pour les autres valeurs de α , nous avons vu que cette dernière est calculée à partir d'une intégrale de la fonction caractéristique. Lors de l'observation de bruit impulsif, nous avons remarqué que plus α est petit, plus les queues sont lourdes et les impulsions sont fortes.

Nous avons vu que pour $\alpha \in]0,2[$ la puissance du second ordre est toujours infinie, ce qui rend le rapport signal sur bruit SNR standard inutile. Nous avons défini le rapport signal sur bruit géométrique GSNR qui est calculé en utilisant les moments d'ordre logarithmique afin de caractériser l'intensité du bruit impulsif.

Chapitre II

Etude de la transmission OFDM dans le canal AWS α SN

II.1 Introduction

Le multiplexage par répartition orthogonale de la fréquence (OFDM) a retenu l'attention du milieu de la recherche au cours des dernières décennies. Les systèmes multi-porteuses modernes sont de plus en plus intégrés à l'OFDM, qui offre de nombreux avantages en termes de mise en œuvre et de performances par rapport à d'autres schémas de modulation numérique [1], [55]. Une efficacité spectrale élevée, une faible interférence entre symboles (ISI) en raison d'un intervalle de garde, une égalisation à une seule prise et une mise en œuvre efficace via l'algorithme de transformée de Fourier rapide (FFT) font partie de ses propriétés intéressantes.

La transmission OFDM est corrompue par des bruits sévères de nature impulsive où leurs effets sont établis et bien connus [10]. L'étude de ces effets fait un axe de recherche d'actualité. C'est pour cette raison que nous nous sommes intéressés, dans ce chapitre, à l'étude de ce bruit et de trouver des méthodes permettant d'atténuer ses effets et améliorer les performances de la transmission OFDM. Le bruit impulsif est modélisé par une distribution α -stable.

Nous commençons par une présentation détaillée de la chaîne de transmission OFDM, cela permettra de comprendre l'ensemble des blocs, qui seront ensuite implémentés sur Matlab®.

Nous nous intéresserons en second lieu aux codes de convolution qui sont probablement les codes les plus efficaces de codes correcteurs d'erreurs. Étant donné la complexité des algorithmes de décodage des codes de convolution dans les milieux à bruit S α S, nous présenterons deux décodeurs sous-optimaux trouvés dans la littérature et qui seront utilisés par la suite dans cette thèse.

La caractérisation de ce système est faite ensuite, à travers une évaluation de ses performances avec différents degrés d'impulsivité; ce qui permet de vérifier la fiabilité des algorithmes implémentés.

II.2 Les systèmes OFDM

Le multiplexage par répartition orthogonale en fréquence (OFDM) est un schéma de modulation numérique à porteuses multiples. Son principe est de diviser le flux de données sur plusieurs sous-porteuses orthogonales proches les unes des autres au sein du même canal [56]. Les pics des sous-porteuses correspondent aux zéros des autres, ce qui maximise l'efficacité spectrale (voir figure II.1).

Chaque sous-porteuse est modulée avec un schéma de modulation numérique conventionnel (tel que QPSK, 16 QAM, etc.). Cependant, il est nécessaire qu'un récepteur puisse recevoir tout le signal pour pouvoir démoduler les données avec succès.

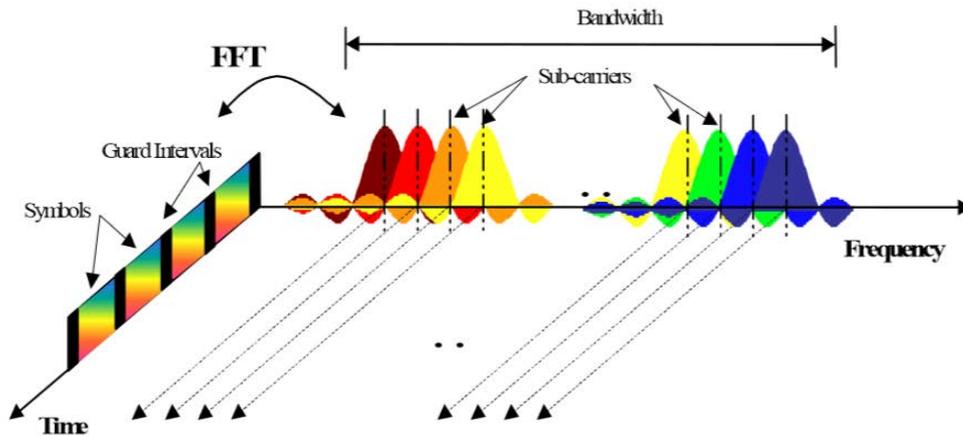


Figure II.1. Représentation fréquentielle-temporelle du signal OFDM.

OFDM est basé sur la technique du multiplexage par répartition en fréquence (FDM). En mode FDM, différents flux d'informations sont mappés sur des canaux de fréquence parallèles distincts. Chaque canal FDM est séparé des autres par une bande de garde de fréquence afin de réduire les interférences entre les canaux adjacents.

II.2.1 Génération des symboles OFDM

Les systèmes OFDM transmettent les données par bloc ; le flux de données de débit R est divisé en données parallèles de N sous-porteuses où leurs fréquences centrale f_k sont espacées de $\Delta f = 1/N \cdot T_S$, avec T_S est la durée d'un symbole.

Dans un système OFDM, une fois que le train de bits est divisé entre les sous-porteuses individuelles, les bits d'entrée sont regroupés et mappés sur des symboles complexes selon une constellation de modulation (par exemple, BPSK ou QAM) comme s'il s'agissait d'un canal individuel. L'émetteur traite ces symboles sources complexes dans le domaine fréquentiel (conversion série/parallèle) et constituent les entrées d'un bloc IFFT qui transforme les données dans le domaine temporel [57].

Nous définissons $X = [x_1, x_2, \dots, x_N]^T$ le vecteur $N \times 1$ symboles OFDM et $A = [a_1, a_2, \dots, a_N]$ la matrice de transformée de Fourier discrète unitaire à N points avec des colonnes a_k . Chaque x_k , $\forall k \in \{0, 1, \dots, N-1\}$ est sélectionné à partir d'une constellation de symboles M . La figure II.2 présente le schéma principe du modulateur OFDM.

Donc le $m^{\text{ème}}$ symbole OFDM s'écrit :

$$x_m = A^H [x_{m,0}, x_{m,1}, \dots, x_{m,N-1}]^T \quad (\text{II.1})$$

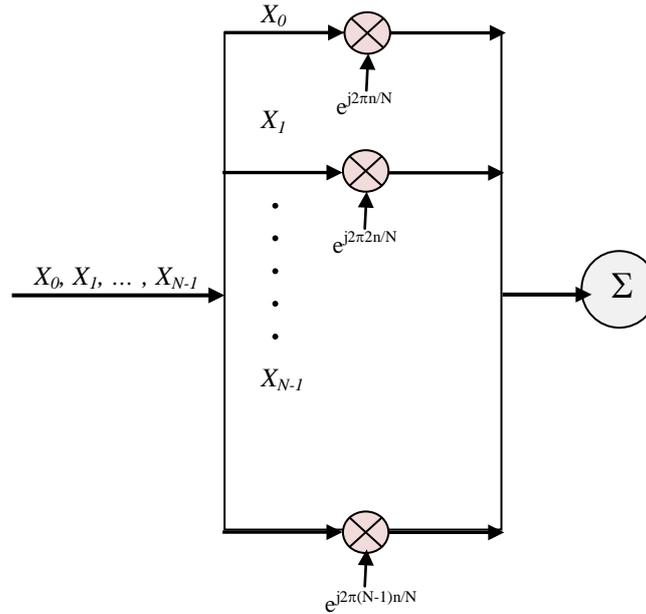


Figure II.2. Schéma de principe du modulateur OFDM.

Ainsi, Le signal relatif au symbole OFDM s'écrit :

$$x_{m,n} = IDFT\{X_{m,k}\} = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{k=0}^{N-1} X_k e^{j2\pi kn/N} \quad n = 0, 1, \dots, N - 1 \quad (II.2)$$

Où $A = \frac{1}{\sqrt{N}} [e^{-j(2\pi/N)nk}]_{n,k=0,\dots,N-1}$ et $[]^T$ est l'opérateur transposé.

La séquence $x_{m,n}$ correspond à la somme $x_m(t)$ des signaux, répartis sur les N sous-porteuses du $m^{\text{ème}}$ symbole OFDM, échantillonnée aux instants $t = n.T_s/N$, avec $n = 0, \dots, N$.

$$x_m(t) = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{k=0}^{N-1} X_k e^{j2\pi k \frac{t}{T_s}} \quad 0 \leq t \leq T_s \quad (II.3)$$

Soit $B = [B_1, B, \dots, B_N]^T$ le vecteur complexe de bruit ($B \in \mathbb{C}^N$). Donc l'équation OFDM en émission-réception en bande de base s'écrit alors comme suit :

$$Y = H_c A^H X + B \quad (II.4)$$

Où $Y = [y_1, y_2, \dots, y_N]^T$ est le vecteur reçu et H_c est la matrice complexe $N \times N$ des canaux circulants. Nous considérons un zéro Doppler et un fading Rayleigh donc H_c est invariant dans le temps.

A partir des propriétés de A et H_c , ces derniers peuvent être diagonalisés par $H = A H_c A^H$ où $H = \text{diag}[h_1, h_2, \dots, h_N]$. Par la suite nous pouvons écrire III.1 comme suit :

$$Y = A^H H X + B \quad (\text{II.5})$$

Où $h_k \sim \text{CN}(0, \sigma^2) \forall k \in \{1, 2, \dots, N\}$, h_k sont IID. La notation $\text{CN}(0, \sigma^2)$ implique une distribution normale symétrique circulaire complexe avec une variance σ^2 .

II.2.2 Préfixe cyclique

Pour éviter les interférences inter-symboles (ISI) causées par les réflexions de canaux multivoies, les systèmes OFDM insèrent un préfixe cyclique (CP) qui sert à un intervalle de garde (IG), entre deux symboles de temps il n'y a aucune transmission utile. En générale, la longueur du préfixe doit dépasser le retard excessif maximal du canal de propagation par trajets multiples.

Le CP d'un symbole OFDM est obtenu en ajoutant au préalable une copie d'un bloc d'information à transmettre plus clairement, récupérer les D dernières informations à transmettre et de l'insérer au début (voire figure II.3). Notons T_s est la durée symbole et T_g la durée du préfixe cyclique. De cette façon, nous obtenons une structure de signal circulaire, c'est-à-dire que la première et la dernière partie dans chaque symbole OFDM sont égales.

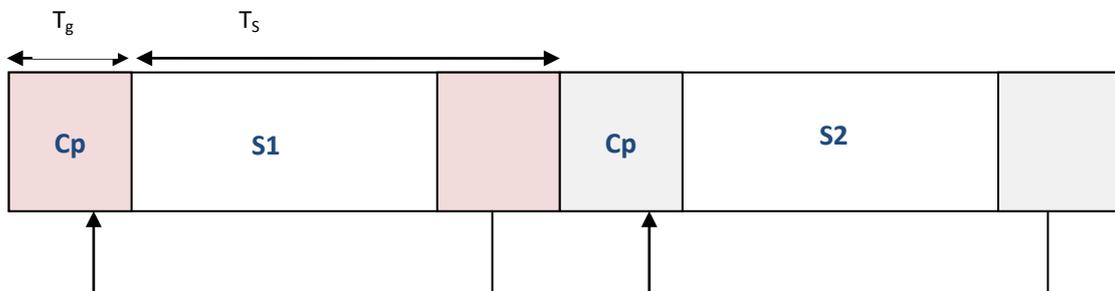


Figure II.3. Principe du préfixe cyclique.

Par la suite le bloc temporel se transforme de $\{x_0, x_1, \dots, x_{N-1}\}$ à $\{x_{N-D+1}, \dots, x_{N-1}, x_0, x_1, \dots, x_{N-1}\}$.

II.3 Structure de la chaîne de transmission OFDM

La figure II.4 représente le schéma de la chaîne OFDM émission/réception. Nous détaillons dans la suite, chacun des blocs selon l'ordre de leurs apparitions dans la chaîne. Les performances de codage de convolution et de décodage de Viterbi sont, alors, évaluées dans le cas d'un canal de Rayleigh en présence de bruit impulsif SaS.

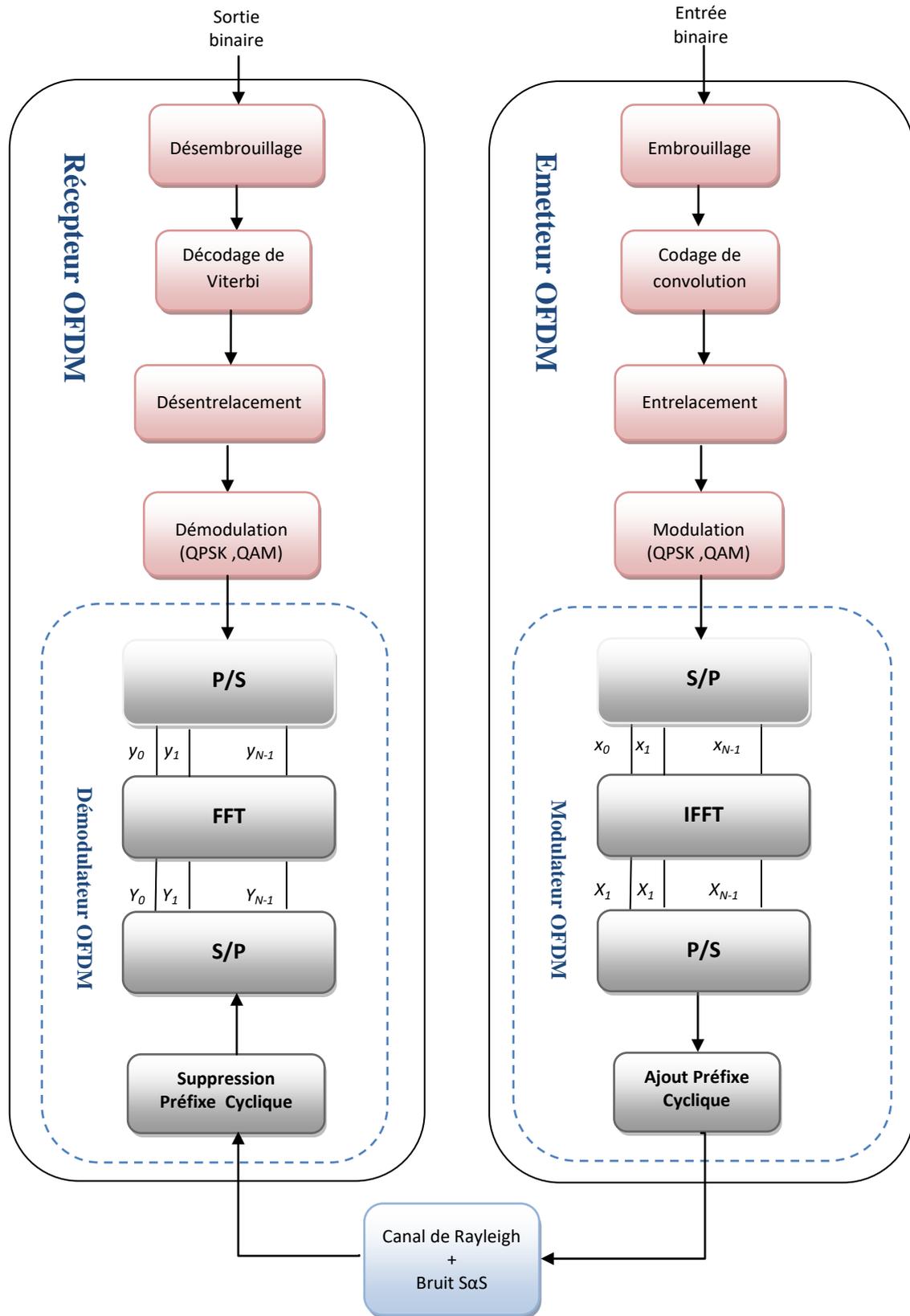


Figure II.4. Schéma bloc d'un système OFDM.

II.3.1 Etage d'embrouillage

L'embrouilleur a pour but redistribuer les bits d'information de la séquence d'entrer afin de réduire le PAPR (Peak to Average Power Ratio) causé par les longue séquences de « 0 » et « 1 ». Ce bloc utilise une fonction OU exclusif entre les données source et une séquence pseudo-aléatoire (PRBS en anglais Pseudo-Random Binary Sequence) générée par le polynôme $S(x) = (1 + x^{14} + x^{15})$. La figure ci-dessous illustre le principe de fonctionnement de l'embrouilleur.

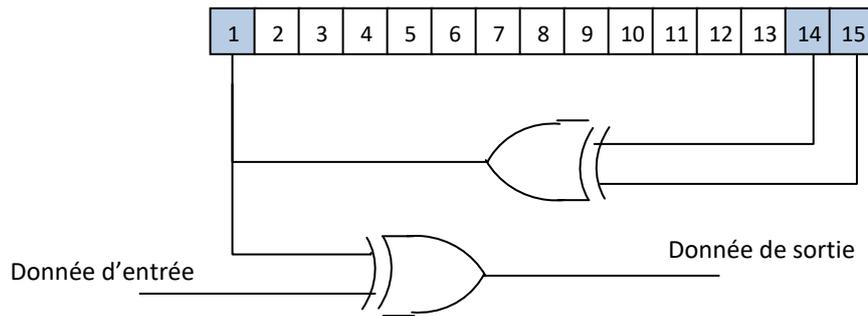


Figure II.5. Principe de l'embrouilleur.

II.3.2 Codage canal

Les codes de convolution sont introduits pour la première fois par Peter Elias en 1955 [59]. Ils peuvent être considérés comme un cas particulier des codes en blocs linéaires. Les codes de convolution forment une classe extrêmement souple et efficace de codes correcteurs d'erreurs. Ce sont les codes les plus utilisés dans les systèmes de télécommunications fixes et mobiles. Les codes convolutifs sont utilisés dans les applications nécessitant de bonnes performances avec un faible coût de mise en œuvre.

Un code de convolution est décrit par trois paramètres (n , k , m). Les codes de convolution diffèrent des codes de bloc en ce que le codeur contient de la mémoire et que les n sorties du codeur, quelle que soit leur unité de temps, dépendent non seulement des k entrées, mais également de m blocs de saisie précédents [60], [61].

Ainsi n , k et t peuvent être définies de la manière suivante :

- n : le nombre de bits produit à la sortie de codeur à chaque unité de temps.
- k : le nombre de bits entrés dans le codeur à chaque unité de temps.
- m : la longueur de la contrainte.

Le rendement du code (le taux de codage) est défini par le rapport entre le nombre de bits dans l'entrée k et le nombre de bits dans la sortie n $R_c = k/n$. La performance d'un code convolutif dépend de la longueur de la contrainte et du taux de codage. Plus la longueur de la contrainte est longue, plus le code est puissant et le gain de codage est meilleur. Cependant, la complexité du décodeur et le retard de décodage augmentent tous les deux avec une augmentation de m . Un taux de codage plus petit correspond à un code plus puissant en raison de la redondance élevée de l'information codée.

Un code de convolution est généré en faisant passer la séquence d'informations à transmettre $u^{(i)}$, avec $i = 0, 1, 2, \dots, (k - 1)$ dans un registre à décalage à états finis m . la séquence de sortie $c^{(j)}$ avec $j = 0, 1, 2, \dots, (n - 1)$ est obtenu en faisant l'opération suivante :

$$c^{(j)} = u^{(1)} * g_1^{(g)} + \dots + u^{(i)} * g_i^{(j)} + \dots + u^{(k)} * g_k^{(j)} \tag{II.6}$$

Où $(*)$: l'opération de convolution

$g_i^{(j)}$: la séquence génératrice du code

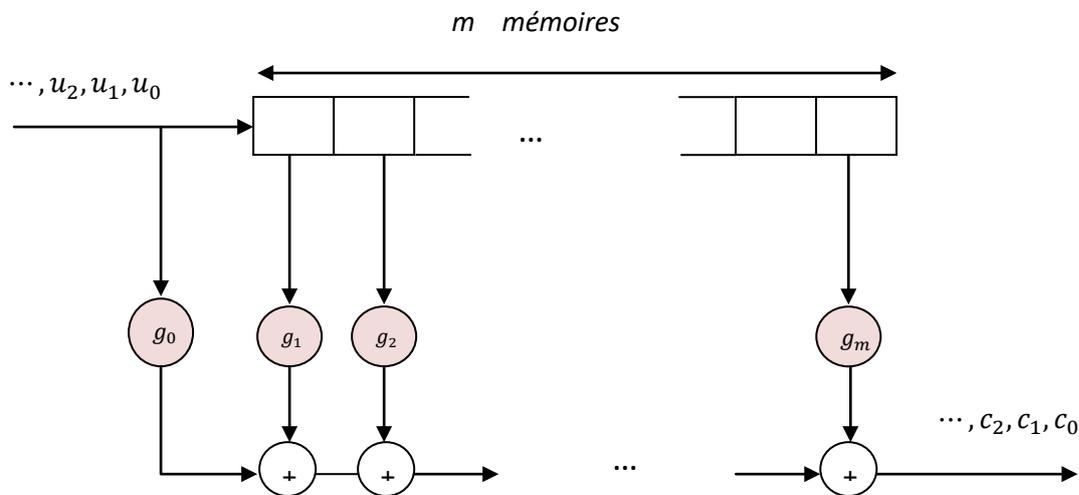
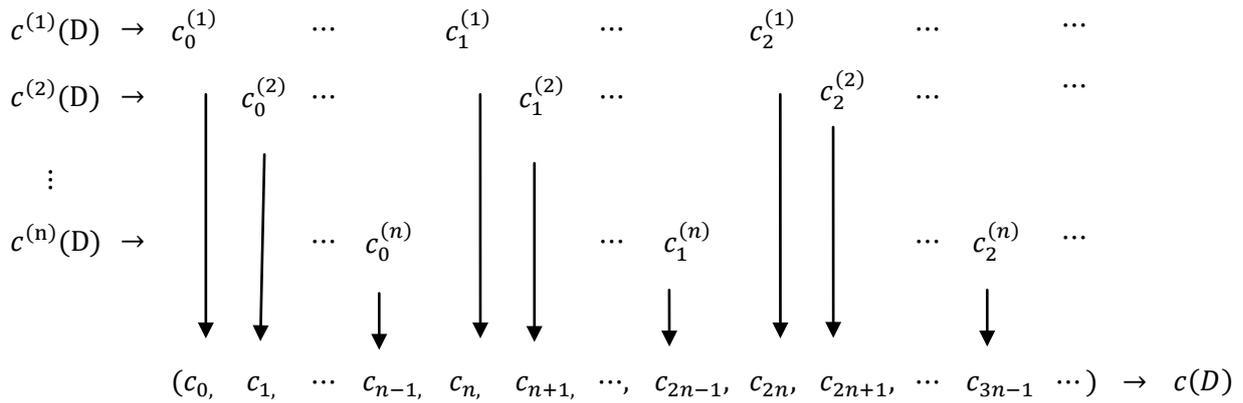


Figure II.6. Schéma bloc d'un codeur de convolution.

Dans un système linéaire, les opérations dans le domaine temporel impliquant la convolution peuvent être remplacées par des opérations plus pratiques dans le domaine de la transformation impliquant la multiplication polynomiale. Comme le codeur de convolution est un système linéaire, chaque séquence des équations de codage peut être remplacée par le polynôme correspondant, et l'opération de convolution par la multiplication polynomiale.



$$C(D) = c_0 + c_1D + c_2D^2 + \dots = \sum_{j=0}^n c_j D^j \tag{II.8}$$

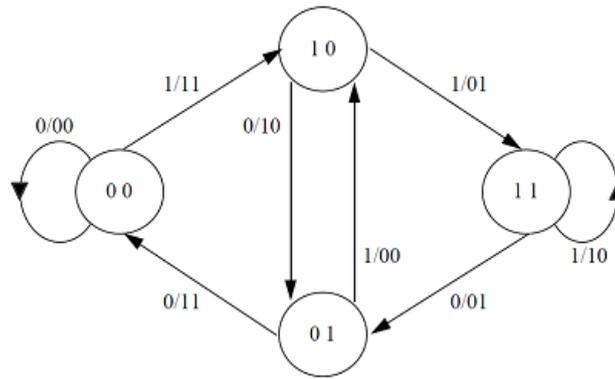
Avec D est l'opérateur de retard (similaire à Z^{-1} dans la transformation en Z).

Et $G(D)$ la matrice génératrice polynômiale de taille $k \times n$.

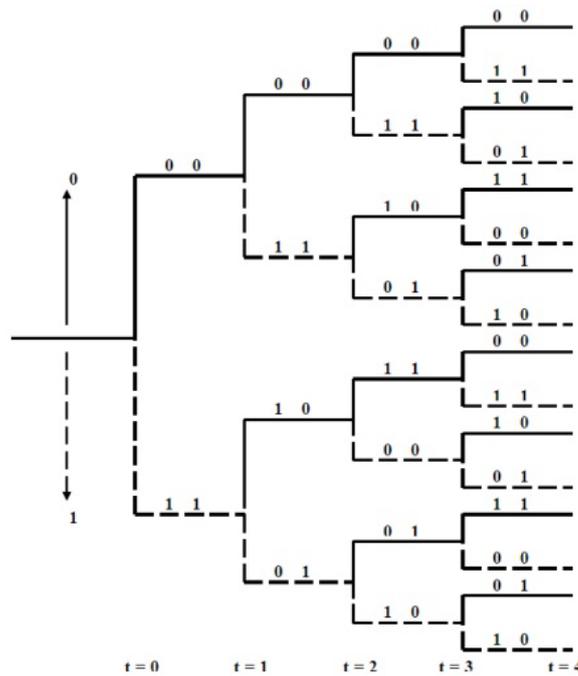
Dans la suite de ce chapitre, les données sont codées par un codeur convolutif de longueur de contrainte égale à 7 avec différents taux de code (1/2, 3/2 et 3/4) .

II.3.2.1 Représentations graphiques

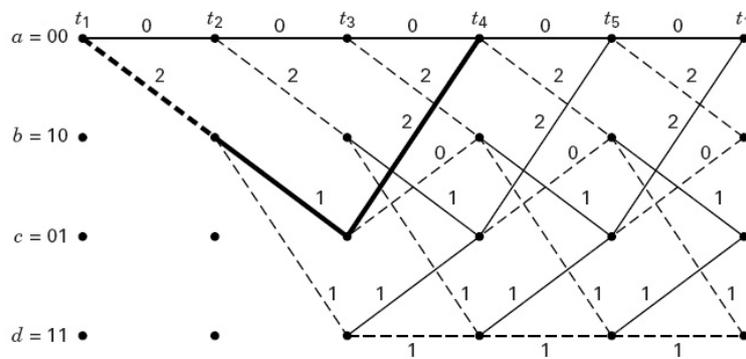
Le fonctionnement d'un code de convolution est généralement représenté en utilisant trois différents diagrammes : le diagramme d'état dans lequel les transitions du codeur d'un état à un autre sont présentées (figure II.7 (a)), le diagramme en arbre où toutes les séquences possibles d'états du codeur sont présentées avec la racine correspond à l'état de départ et la valeur des bits codés est étiquetée sur les branches de l'arbre reliant un état père à un état fils (figure II.7 (b)), et le diagramme treillis qui est obtenu à partir de l'arbre en la repliant sur sa longueur et en fusionnant tout les sommets qui représentent le même état au même instant. Ce dernier est l'outil graphique le plus courant du code de convolution, il est utilisé pour caractériser et concevoir l'algorithme de décodage (figure II.7 (c)).



(a) diagramme d'état



(b) diagramme en arbre



(c) diagramme en treillis

Figure II.8. Représentation graphique du code de convolution.

II.3.3 Entrelacement

Traditionnellement, l'entrelacement est utilisé pour lutter contre les effets des erreurs apparaissant en rafales comme celles présentées dans les canaux évanouissants. L'entrelacement consiste simplement à entrelacer des symboles de deux mots de code ou plus avant leur transmission sur le canal.

Au niveau de l'entrelaceur, les bits sont introduits dans une matrice $m \times n$ ligne par ligne et lus colonne par colonne. La taille de la colonne n s'appelle la profondeur et la taille de la ligne m est l'étendue. Sur le désentrelaceur, les informations sont écrites colonne par colonne et lues ligne par ligne. L'utilisation de l'entrelacement entraîne un délai supplémentaire, car le désentrelacement ne peut être démarré qu'après la réception de toutes les données entrelacées [62].

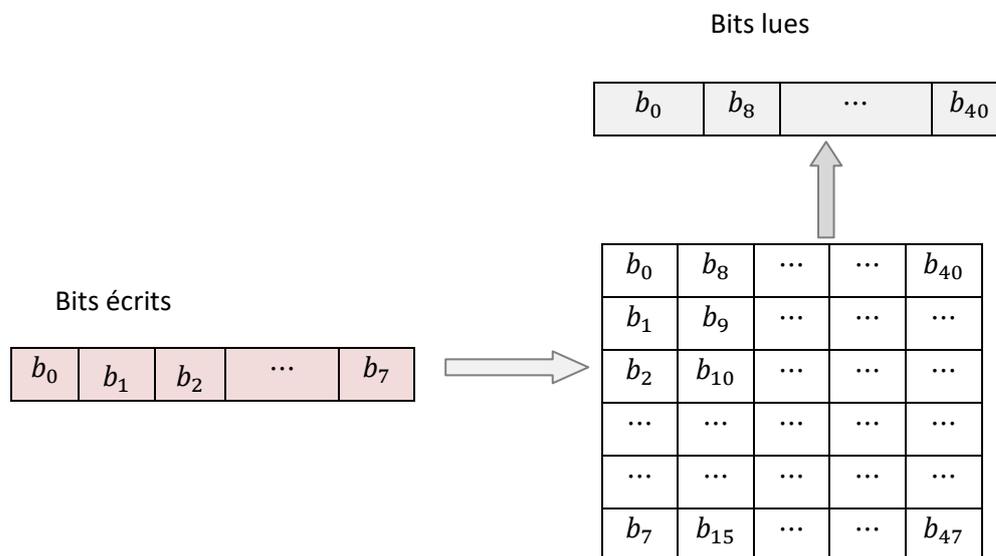


Figure II.9. Exemple d'un entrelaceur.

II.3.4 Modulation

Vu que la transmission des symboles ne peut pas s'effectuer sous forme numérique, il est nécessaire de donner un sens physique aux « 0 » et « 1 ». La modulation est l'opération qui associe à chaque symbole un signal électrique analogique [63], [64]. Le signal modulé s'écrit sous la forme :

$$m(t) = \Re[\sum_k x_k(t)e^{j2\pi f_0 t}] \quad (\text{II.9})$$

Où $C_k(t)$ est l'enveloppe complexe correspondant au $k^{\text{ème}}$ symbole qui s'écrit sous la forme :

$$x_k(t) = \sum x_k \text{rect}(t - kT) \quad (\text{II.10})$$

Les schémas de modulation les plus utilisés sont :

- MDF : Modulation par déplacement de fréquence ;
- MDA : Modulation par déplacement d'amplitude;
- MDP : Modulation par déplacement de phase ;
- QAM : Modulation par déplacement d'amplitude en quadrature.

Dans la partie suivante nous allons aborder les deux schémas de modulation MDP et QAM qui sont utilisés pratiquement dans tous les systèmes numériques en particulier les technologies sans fils. Contrairement aux deux schémas de modulation MDA et MDF qui sont de moins en moins utilisés.

A. Modulation par déplacement de phase (PSK Phase Shift keying)

Dans ce cas on varie juste la phase de la porteuse en associant une phase φ_k à chaque symbole selon une table de correspondance. Le signal modulé s'écrit donc comme suit :

$$m(t) = \Re[\sum_k x_k(t) e^{j(2\pi f_0 t + \varphi_k)}] \quad (\text{II.11})$$

On déduit par comparaison que :

$$x_k(t) = \text{rect}(t - kT) e_k^\varphi \Rightarrow \begin{cases} x_I(t) = \text{rect}(t - kT) \cos(\varphi_k) \\ x_Q(t) = \text{rect}(t - kT) \sin(\varphi_k) \end{cases} \quad (\text{II.12})$$

La constellation est le diagramme qui représente toutes les valeurs possibles de $x_I(t)$ (axe x) et de $x_Q(t)$ (axe y). La figure II.10 montre quelques exemples de constellation PSK.

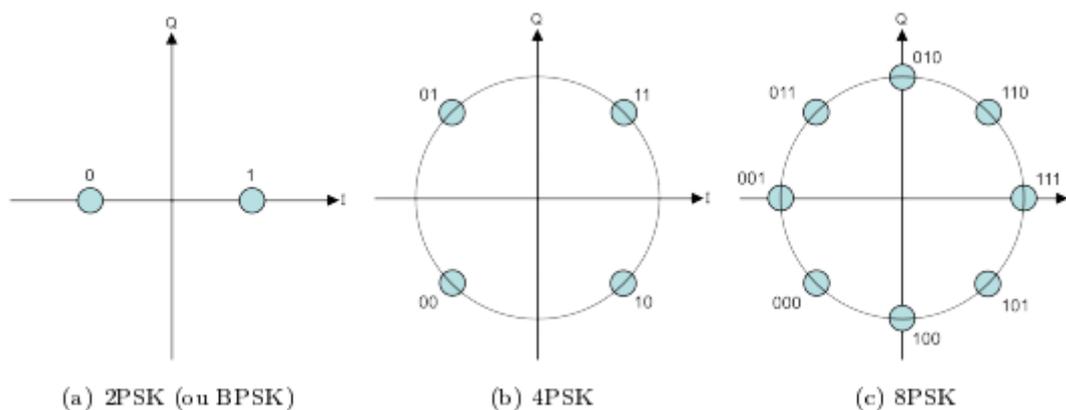


Figure II.10. Exemples de constellation QPSK.

B. Modulation par amplitude en quadrature (QAM Quadrature Amplitude Modulation)

Dans ce cas l'amplitude et la phase sont variés à la fois pour chaque symbole, ceci est obtenu en variant l'amplitude des deux signaux $x_I(t)$ et $x_Q(t)$ comme suit :

$$\begin{cases} x_I(t) = \text{rect}(t - kT)a_k \\ x_Q(t) = \text{rect}(t - kT)b_k \end{cases} \quad (\text{II.13})$$

Avec a_k et b_k sont des constantes associées à chaque symbole qui prennent leurs valeurs dans un alphabet à M éléments $\{\pm A, \pm 3A, \pm 5A, \dots\}$, où A est une constante donnée. La constellation pour le schéma 16-QAM est donné en figure II.

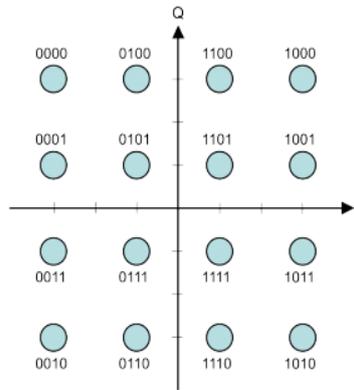


Figure II.11. Constellation 16-QAM.

La modulation ASK (Amplitude Shift Keying) est un cas particulier de la modulation QAM qui consiste à moduler une seule composante.

II.3.5 FFT

A la réception, les données sont remises en parallèle ensuite passées dans le bloc FFT qui permet de passer du domaine temporel au domaine fréquentiel.

$$R_k = \frac{1}{\sqrt{N_{FFT}}} \sum_{k=0}^{N_{FFT}-1} r_n \cdot \exp\left(-j2\pi k \frac{n}{N_{FFT}}\right), \quad n = 0, \dots, N-1 \quad (\text{II.14})$$

Où

- k l'indice de sous-porteuse (domaine fréquentiel).
- r_n le symbole reçu à l'instant nT_s .

- N_{FFT} la taille de la FFT.

II.3.6 Démodulation

La démodulation ou la détection est l'opération duale de la modulation, il s'agit d'estimer les données binaires émises à partir des symboles reçus affectés par le canal. Cette estimation est faite en se basant sur la méthode de la distance Euclidienne. L'estimation du symbole retenu est le point de constellation qui a la plus petite distance avec le symbole reçu.

II.3.7 Désentrelacement

C'est l'opération inverse d'entrelacement. Deux permutations sont faites afin de rendre les bits dans leurs ordres initiaux qu'ils avaient avant la fonction d'entrelacement.

II.3.8 Décodage de Viterbi

Le décodage de Viterbi a été développé par Andrew J. Viterbi en 1967 [65]. Cet algorithme est devenu le plus utilisé pour décoder les codes de convolution. Il est basé sur le diagramme de treillis où il cherche à trouver la séquence d'états la plus probable dans un treillis à partir de la séquence reçue. L'algorithme de Viterbi repose sur le décodage à maximum de vraisemblance (ML) dans le cas où la longueur de contrainte de code de convolution est faible (inférieur à 8). La méthode de ML consiste à chercher le mot reçu le plus proche du mot code dans un treillis en prenant compte 2^{m+k} chemins [66].

L'algorithme de décodage de Viterbi utilise la métrique de branche qui est une mesure de la distance entre ce qui a été transmis et ce qui a été reçu. Elle correspond à la distance de Hamming dans le cas d'un canal binaire symétrique et à la distance euclidienne dans le cas d'un canal gaussien.

L'algorithme de Viterbi repose sur l'idée que, pour chaque état seul le chemin le plus probable est gardé pour les états suivants de la recherche ce qui réduit la complexité de calcul. Soit $s_i = (s_i^{(1)}, s_i^{(2)}, \dots, s_i^{(m)})$ l'état de codeur à l'instant i et $T(i, s_{i-1}, s_i)$ la branche du treillis qui correspond au passage de s_{i-1} à s_i . La branche métrique est définie par $d(T(i, s_{i-1}, s_i)) = d_H(T(i, s_{i-1}, s_i))$ dans le cas d'un canal binaire et dans le cas d'un canal Gaussien est définie comme suit :

$$d(T(i, s_{i-1}, s_i)) = \sum_{j=1}^m (x_i^{(j)} - X_i^{(j)})^2 + \sum_{j=1}^m (y_i^{(j)} - Y_i^{(j)})^2 \quad (\text{II. 14})$$

On appelle un survivant le chemin retenu qui correspond à la métrique cumulée minimale

$$\mu(i, s_i) = \min_{s_{i-1}}(\lambda(T(i, s_{i-1}, s_i))) \quad (\text{II. 15})$$

Où $\lambda(T(i, s_{i-1}, s_i))$ est la métrique cumulée de la branche $T(i, s_{i-1}, s_i)$ donnée par

$$\lambda(T(i, s_{i-1}, s_i)) = \mu(i-1, s_{i-1}) + d(T(i, s_{i-1}, s_i)) \quad (\text{II. 16})$$

La séquence décodée est la suite des valeurs stockées dans la mémoire de $i=1$ à $i=k$ en suivant le chemin de vraisemblance du début de treillis jusqu'au dernier survivant.

II.3.8.1 Algorithme de Viterbi à sortie douce SOVA

L'algorithme de Viterbi à sortie douce (SOVA) est une variante de l'algorithme de Viterbi. Cet algorithme a deux modifications [67] par rapport à l'algorithme classique de Viterbi. Premièrement, les métriques de chemin utilisées pour sélectionner le chemin de probabilité maximale à travers le treillis sont modifiées pour prendre en compte les probabilités a priori des symboles. Deuxièmement, l'algorithme est modifié pour fournir une sortie douce pour chaque bit décodé indiquant la fiabilité de la décision.

Considérons le fonctionnement d'un algorithme de Viterbi. A un moment i , chaque chemin restant dans le treillis indique une série d'opérations d'ajout / comparaison / sélection, chacun ayant pour résultat la sélection d'une valeur pour un bit d'information ou un symbole. Hagenauer et Hoehner ont noté que la probabilité qu'une valeur donnée soit correcte est proportionnelle à la proximité avec laquelle l'algorithme est parvenu à sélectionner la ou les autres valeurs [67]. L'algorithme parcourt tout le treillis, traçant ainsi le chemin ML (le plus probable). Ensuite, l'algorithme retrace le long du chemin ML, en notant toutes les comparaisons de métriques de chemin qui auraient pu modifier la valeur du bit d'information ML sélectionnée à l'instant $i-\alpha$. La plus petite comparaison entre les métriques de chemin partielles comparées est sélectionnée. Ainsi, la minimisation n'est effectuée que pour les chemins qui se confondent avec le chemin ML, ce qui aurait donné une valeur différente pour le bit à l'instant $i-\alpha$ s'ils avaient été sélectionnés comme survivants.

L'estimation à la sortie du décodeur $\hat{U} = \{\hat{u}_1, \dots, \hat{u}_n\}$ en traitant la séquence reçue $Y = \{y_1, \dots, y_k\}$ comme suit :

$$\begin{aligned} \hat{U} &= \text{Arg} \max_{U \in S_U} P(U|Y) \\ &= \text{Arg} \max_{U \in S_U} P(Y|U) \end{aligned} \quad (\text{II.17})$$

Avec S_U est l'ensemble de toutes les séquences possibles de U associées à tous les chemins possibles du treillis.

Une décision souple peut être définie comme le rapport log-vraisemblance:

$$\lambda(\hat{u}_i = u|Y) = \ln \frac{\sum_{u_i=u} P(U|Y)}{\sum_{u_i \neq u} P(U|Y)} \quad (\text{II. 18})$$

II.3.8.2 Décodage de Viterbi dans le cas de bruit S α S

Dans cette section, nous donnons le contexte et la littérature de la conception du décodeur pour les signaux en bruit S α S. Les décodeurs traditionnels Viterbi et MAP, qui ont une métrique de branche optimisée pour le bruit gaussien, fonctionnent mal avec un bruit symétrique stable. Etant donné que la métrique de branche optimale du maximum de vraisemblance nécessite des calculs lourds en raison de l'absence d'expression explicite de la fonction de densité de probabilité, ce qui nécessite une transformée de Fourier inverse pour la calculer, de nombreux décodeurs sous-optimaux ont été proposés dans la littérature pour différents décodeurs, tels que les décodeurs de Viterbi et MAP. Cependant, il y a toujours un compromis entre la complexité et la performance [68], [69].

Les décodeurs qui sont conçus sur la base d'une hypothèse gaussienne donnent de mauvaises performances. Ces décodeurs utilisent des non-linéarités simples pour améliorer les performances des décodeurs conventionnels optimisés pour le bruit gaussien. Cependant, leurs performances sont encore loin d'être optimales. De plus, de nombreux décodeurs sous-optimaux dépendent de méthodes ad hoc pour améliorer les performances.

Le symbole reçu peut être exprimé par :

$$r_{i,j} = x_{i,j} + n_{i,j} \quad (\text{II. 19})$$

Où i est l'indice de temps, $x_{i,j}$ est le symbole transmis et $n_{i,j}$ est l'additive impulsive noise AWS α S.

L'algorithme de Viterbi peut être utilisé pour effectuer le meilleur décodage de séquence de maximum de vraisemblance (ML) des échantillons reçus. La métrique de branche ML (ML-BM) de l'algorithme de Viterbi au moment présent est la suivante:

$$\mu_{ML} = \sum_{j=1}^{n_c} \log f_{\alpha} (r_{i,j}|x_{i,j}) \quad (\text{II. 20})$$

Où $f_{\alpha}(r_{i,j}|x_{i,j})$ est la fonction de densité de probabilité conditionnelle (PDF) de l'échantillon reçu conditionnée par le bit de code transmis.

Le détecteur ML est peu pratique car il nécessite des calculs complexes tels que l'intégration numérique ou le fonctionnement DFT pour calculer la fonction de densité de probabilité pour chaque échantillon reçu :

- N opérations log ;
- N opérations de division ;
- 2N opérations FFT ;
- Connaissance de α .

En tant qu'une solution sous-optimale, nous utilisons pour ce qui suit le décodeur Viterbi Gaussien pour $1,7 \leq \alpha \leq 2$ et le décodeur Viterbi de Cauchy pour $\alpha < 1,7$.

A. Décodeur Viterbi Gaussien : le ML-BM est simplifié en supposant $\alpha = 2$ en (II.20) (c'est-à-dire que le bruit est supposé être gaussien) [70], [71]. La métrique de branche résultante est la métrique euclidienne (Gauss-BM):

$$\mu_{Gauss} = \sum_{j=1}^{n_c} (r_j - x_j)^2 \quad (\text{II. 21})$$

Cependant, le décodeur de Viterbi avec Gauss-BM donne des performances médiocres par rapport au décodeur optimal avec un $\alpha < 2$.

B. Décodeur Viterbi de Cauchy : Le détecteur de Cauchy a été utilisé comme détecteur sous-optimal pour toutes les valeurs de α en raison de ses performances robustes [72], [73].

$$\mu_{Cauchy} = \sum_{j=1}^{n_c} \log (\gamma^2 + (r_j - x_j)^2) \quad (\text{II. 22})$$

II.3.9 Désembrouillage

Le désembrouillage est fait en utilisant le même mécanisme que la fonction d'embrouillage, ce processus permet de remettre les bits dans leurs ordres initiaux. A la sortie, le BER est calculé en comparant les bits résultants aux bits émis.

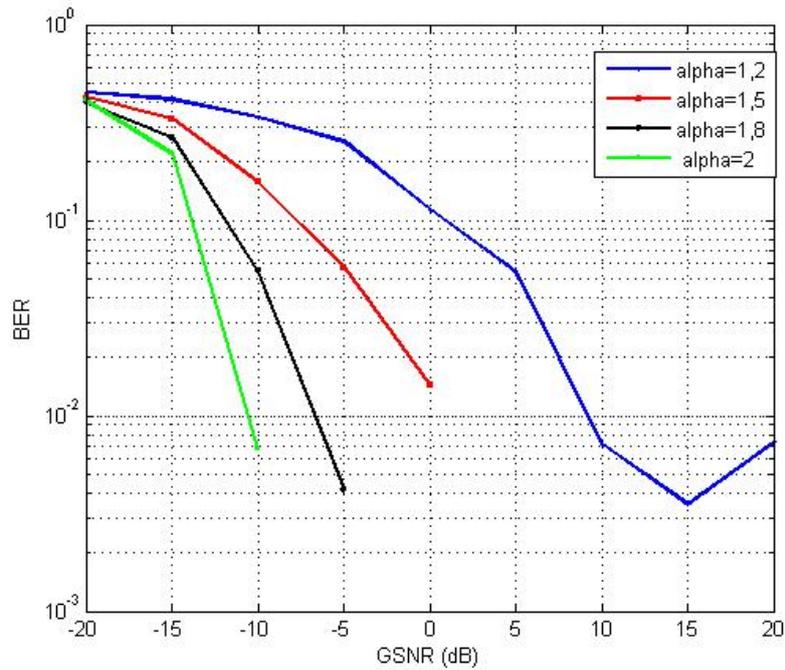
Après avoir présenté tous les différents blocs du système OFDM, nous procédons à la simulation des performances du schéma proposé à l'aide du code implémenté sous Matlab en utilisant le modèle de canal Rayleigh.

II.4 Résultats de simulation

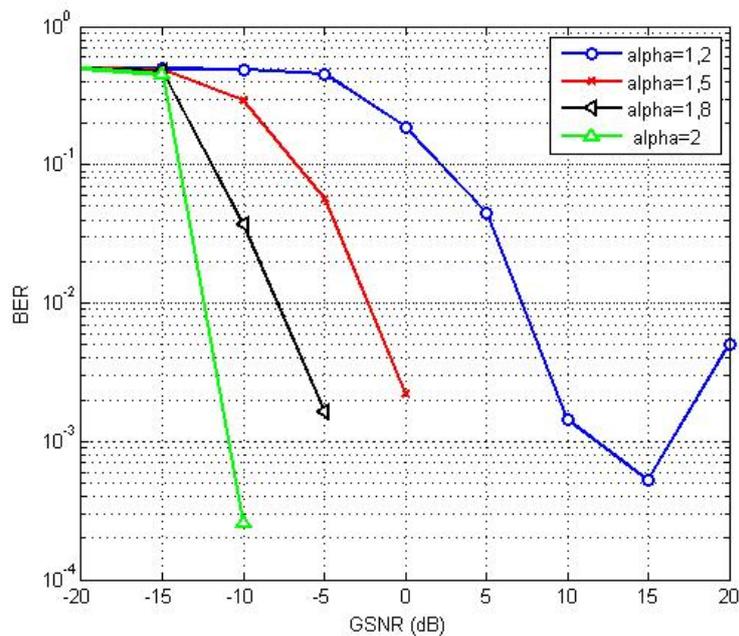
Dans cette section, nous fournissons des résultats de simulation pour montrer les performances du codage convolutif pour un système de communication OFDM sous l'effet de bruit S α S. Le système OFDM est implémenté en utilisant un nombre de sous-porteuses $N=512$ avec une longueur de $C_p=128$. Nous avons utilisé plusieurs taux de codage ($1/2$, $2/3$ et $3/4$) et différents schéma de modulation (BPSK, QPSK, 16-QAM et 64-QAM).

II.4.1 Performances en termes de taux d'erreur binaire

Afin d'analyser le comportement de code de convolution dans différents environnements à bruit impulsif S α S, nous avons simulé un système OFDM pour différents degrés d'impulsivité (différentes valeurs de α) en utilisant une modulation BPSK avec un taux de codage $R=1/2$. Les performances en termes de BER en fonction de GSNR pour le système codé et non codé sont présentées sur la figure II.12.



(a) système non codé



(b) système codé

Figure II.12. Comparaison de performance en termes de BER d'un système OFDM pour différentes valeurs de α .

A partir de la figure II.12, nous observons que la valeur du BER dépend clairement du degré d'impulsivité de l'environnement. Nous remarquons que le BER obtenu pour les environnements très impulsif $\alpha=1,2$ est beaucoup plus élevé en le comparant avec celui obtenu dans le cas des

environnements moyennement impulsif $\alpha = \{1,5 ; 1,8\}$; et la valeur de BER de ce dernier est plus grand que celle du cas Gaussien $\alpha=2$.

La figure II.12 (b) montre les améliorations du BER apporté par le codage de convolution. Dans le cas Gaussien, le BER du système non codé est de $6 \cdot 10^{-3}$ pour un GSNR = -10, cependant il diminue à $2,6 \cdot 10^{-4}$ dans le système codé. Nous voyons aussi que le système codé fournit un gain de GSNR d'environ 3 dB pour un BER de 10^{-2} dans le cas de $\alpha = 1,2$ et $\alpha = 1,8$. En comparant les tracés dans différents scénarios de bruit, nous pouvons voir que plus la valeur de α diminue plus les performances se dégradent à cause de la grande dispersion dans les échantillons de bruit S α S.

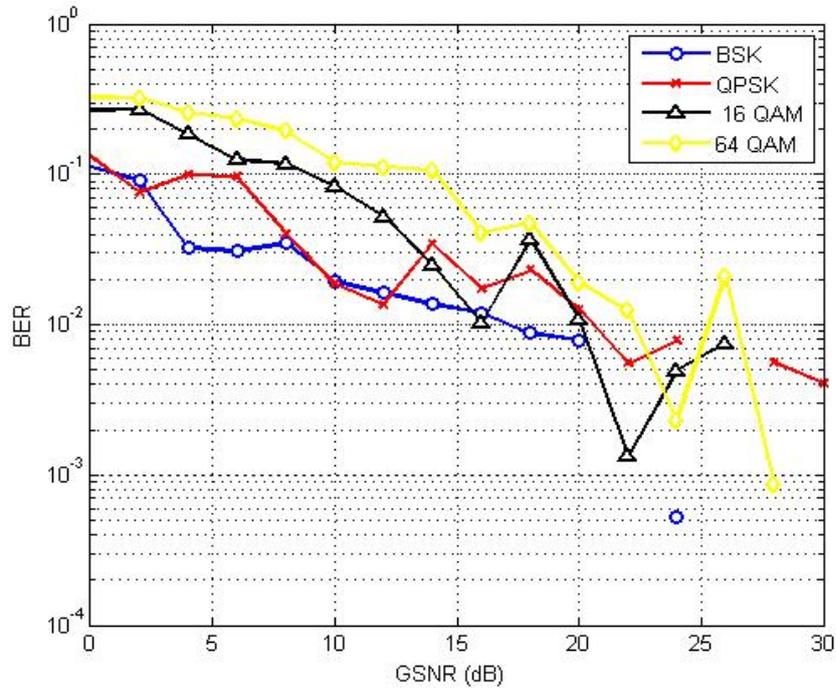
Suite à cette analyse, nous pouvons déduire que le code de convolution améliore la qualité de la transmission OFDM en terme de BER dans les milieux à bruit S α S quelque soit le degré d'impulsivité.

Figure II.13 représente le taux d'erreur binaire BER (Bit-Error-Rate) en fonction de GSNR dans le cas d'un environnement très impulsif $\alpha=1,2$. Premièrement le BER du système non codé est évalué pour différents schéma de modulation (BPSK, QPSK, 16-QAM et 64-QAM) figure II.13 (a). En deuxième lieu, les performances de différents couples (taux de codage, schéma de modulation) ont été comparées sur la figure II.13 (b).

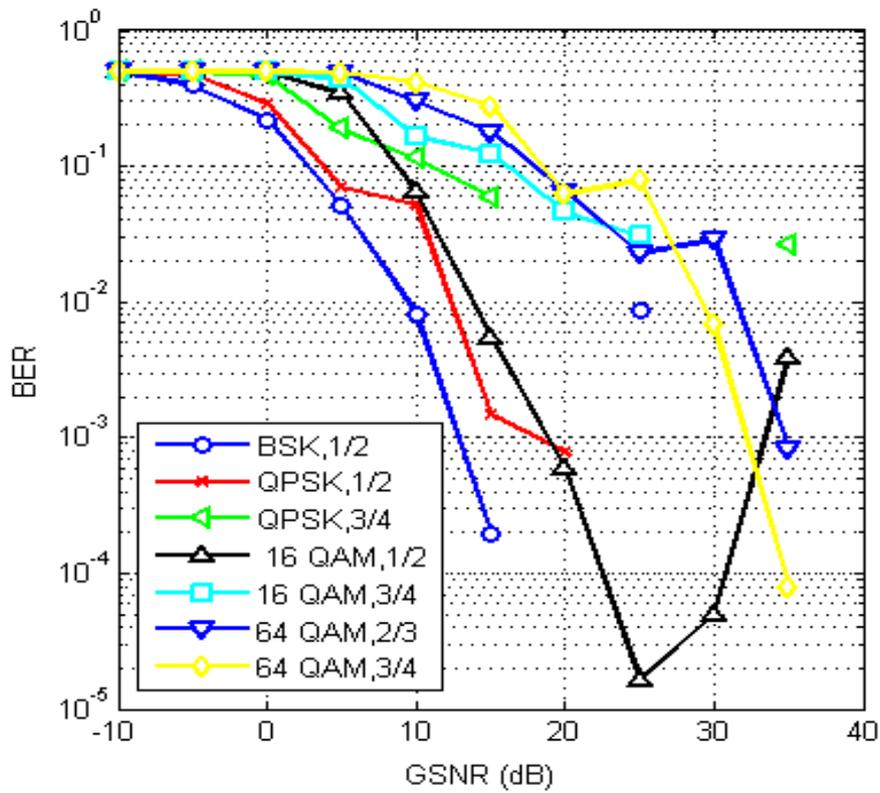
A partir de la figure II.13, nous pouvons facilement voir que le système codé donne de meilleures performances par rapport au système non codé. Nous observons une réduction du BER d'une manière significatif avec un gain important de GSNR.

La modulation BPSK atteint un BER de 10^{-2} pour un GSNR de 18 dB dans le système non codé et de 10 dans le système codé avec un $R=1/2$, ce qui nous donne un gain de 8 dB. Pour la même valeur du BER, QPSK, $1/2$ nous offre un gain de 9 dB et c'est le cas pour tous les autres schémas.

Les résultats présentés dans la figure II.13 (b) montrent les améliorations du BER apportées au système OFDM codé par l'utilisation de différents taux de codage pour les mêmes schémas de modulation. Prenons l'exemple de la modulation QPSK, pour la même valeur de GSNR égale à 10 dB, dans le cas de $R=1/2$ nous avons un BER qui égale à 0,07. Par contre dans le cas de $R=3/4$, les BER est de 0,1. La modulation 16-QAM atteint BER de 10^{-4} pour GSNR=23 avec le taux de codage $R=2/3$, alors que son BER est de 0,05 pour $R=3/4$. En s'appuyant sur ces résultats, nous pouvons conclure que la diminution du BER ne dépend pas seulement du choix de la modulation mais aussi du taux de codage utilisé.



(a) système non codé



(b) système codé

Figure II.13. Comparaison des performances en termes de BER d'un système OFDM dans un environnement très impulsif $\alpha=1,2$.

II.4.2 Performances en termes de débit

Dans cette partie, nous allons évaluer l'influence de bruit α S sur le débit du système OFDM et l'amélioration apportée par le code de convolution. La figure II.14 illustre le débit en fonction du GSNR pour le système codé et non codé pour différentes valeurs de α .

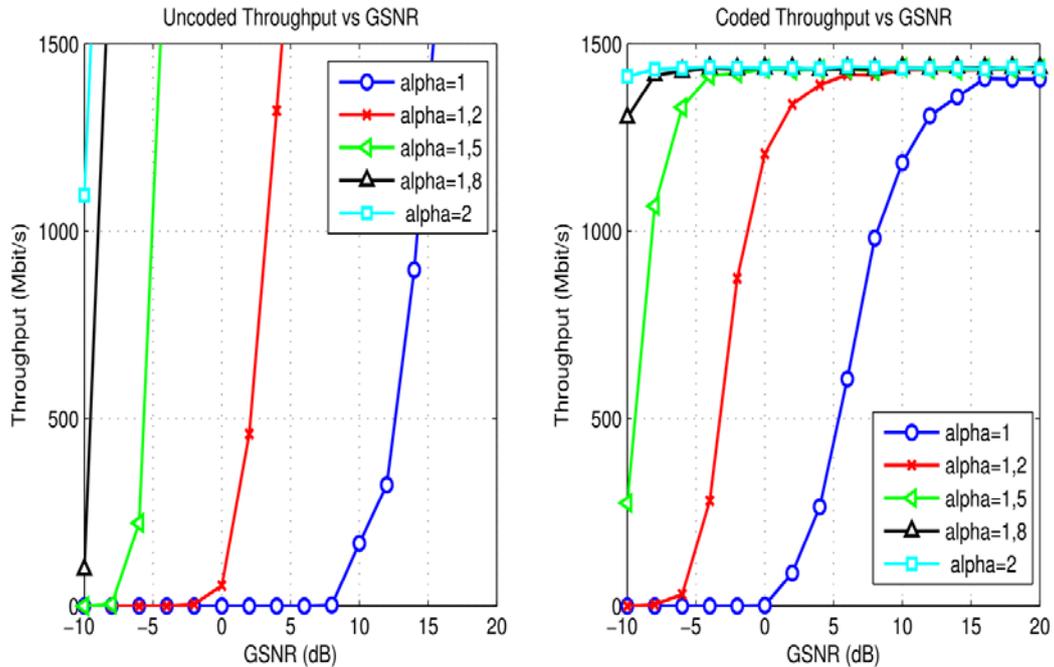


Figure II.14. Comparaison des performances en termes de débit d'un système OFDM pour différentes valeurs de α .

Compte tenu des résultats obtenus, nous constatons que plus α diminue plus on a une diminution importante du débit. Dans le système non codé, afin d'obtenir un débit de 1000 Mbit/s il nous faut une augmentation de GSNR de 2; 4; 12; 22 dB selon respectivement les valeurs de α 1,8; 1,5; 1,2 et 1 par rapport au cas Gaussien $\alpha=2$. En comparant les débits du système non codé avec celles du système codé, nous pouvons voir que nous avons un gain de plus de 5 dB pour les différentes valeurs de α . Ce qui montre l'efficacité du code de convolution quelque soit le degré d'impulsivité du bruit considéré.

II.5 Conclusion

Les techniques OFDM ont été largement utilisées dans les systèmes de communication sans fil. Dans ce chapitre, la chaîne OFDM a été présentée d'une manière approfondie. Les différents blocs composants la chaîne de transmission ont été implémentés sur Matlab. Le codage et le décodage ont été judicieusement choisis de la littérature pour avoir le meilleur rapport performances complexité en présence d'un bruit α S.

Nous avons évalué les performances du codage de convolution dans un système OFDM affecté par un bruit impulsif S α S. Les résultats de simulation confirment que le groupement entrelacement, codage de convolution et le décodage de Viterbi améliore les performances du systèmes OFDM dans les environnements à bruit S α S, mais ces résultats restent très limités dans les milieux très impulsifs par rapport au bruit Gaussien.

Dans le même contexte et afin d'améliorer la qualité de la transmission affectée par le bruit S α S, nous ferons appel dans le chapitre suivant à une autre technique de suppression de bruit basée sur le filtrage adaptatif.

Chapitre III

Suppression de bruit impulsif par filtrage adaptatif

III.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous nous intéressons à une technique basée sur le filtrage adaptatif pour la suppression du bruit impulsif. Les tests de validation de l'approche proposée seront conduits sur le signal électrocardiogramme ECG. Les améliorations apportées au système d'analyse de ces signaux sont devenues un axe de recherche majeur. Bien qu'il s'agisse d'un test relativement simple à réaliser, l'interprétation du tracé ECG nécessite une formation importante. L'ECG est couramment utilisé pour évaluer les fonctions électriques et musculaires du cœur ce qui joue un rôle important dans le premier diagnostic de la maladie cardiaque et étant donné qu'il est faible et sensible au bruit, il est très important que le bruit soit éliminé avant d'arriver au point de réception afin qu'une bonne décision puisse être prise pour un traitement. Les bruits dans le signal ECG sont de nature non stationnaire et sont dus à diverses raisons telles que les interférences électromagnétiques, les interférences de lignes électriques, le bruit généré par les dispositifs électroniques, le bruit de contact des électrodes et le bruit musculaire. Différentes techniques sont rapportées dans la littérature pour l'annulation du bruit.

Le filtrage par ondelettes (WF) a été utilisé dans certaines approches pour ses performances de détection élevées dans le bruit à basse fréquence et même dans le cas contraire [74]. Le filtre de Kalman avec estimation adaptative de la covariance de bruit a également été utilisé dans [75] où le signal ECG réel est utilisé comme base pour déduire si les données ECG sont corrompues par du bruit ou des variations dynamiques. Les algorithmes adaptatifs sont largement utilisés comme annulateurs de bruit, l'algorithme LMS (Least Mean Square) et le normalisé LMS (NLMS) sont utilisés dans [76] pour éliminer les interférences de ligne d'alimentation du signal ECG, LMS a été modifié par Sarthak Panda et MihirNarayanMohanty [77] et utilisé dans le même but (Annulation du bruit impulsif à partir du signal cardiaque). L'algorithme proposé a bien supprimé le bruit avec une amélioration significative du RSB par rapport au LMS.

Le filtre adaptatif basé sur RLS (Recursive Least Square) est utilisé pour éliminer le bruit du signal ECG [78] et donne les meilleurs résultats en termes de SNR avec convergence rapide, Alina Mirza et al [79] ont proposé une nouvelle méthode pour la suppression de bruit impulsif du signal ECG en fonction de l'espace d'état algorithme des moindres carrés récursifs (SSRLS). La comparaison des performances de SSRLS, NLMS et RLS présente de meilleurs résultats en termes de vitesse de convergence et d'annulation de la MSE.

Dans la première partie de ce chapitre, nous fournissons une vue générale du système cardiovasculaire et nous présentons les différents paramètres qui décrivent le signal ECG. Ensuite, une description détaillée du filtrage adaptatif est donnée. Le chapitre sera terminé par la présentation et la

discussion des résultats de simulation obtenus par l'application de l'approche, de suppression du bruit impulsif, proposée et basée sur le filtrage adaptatif.

III.2 Anatomie du cœur et l'Electrocardiogramme

III.2.1 Anatomie de cœur

Le cœur est un organe creux et musculaire, véritable pompe qui assure la circulation du sang dans le corps. Sa forme est similaire à un pyramide son apex (sommets) pointe vers le bas [80]. Le cœur se situe dans la cage thoracique entre les deux poumons plus précisément dans le médiastin. Il est divisé en deux parties, cœur droite qui contient du sang pauvre en oxygène et le cœur gauche où le sang est riche en oxygène. Chaque partie comporte deux cavités : oreillette et ventricule (droite et gauche) reliés entre eux par la valve tricuspide pour la partie droite et la valve mitrale pour la partie gauche.

Le cœur est connecté à l'autre organe par les vaisseaux associé les deux veines caves (inférieur et supérieur), les artères pulmonaires, et l'artère aorte. Le ventricule droit communique avec l'altère pulmonaire à travers la valve pulmonaire et la valve aortique assure la communication entre le ventricule gauche et l'aorte comme le montre la figure ci-dessous (voir [81], [82] pour une approche médicale profonde).

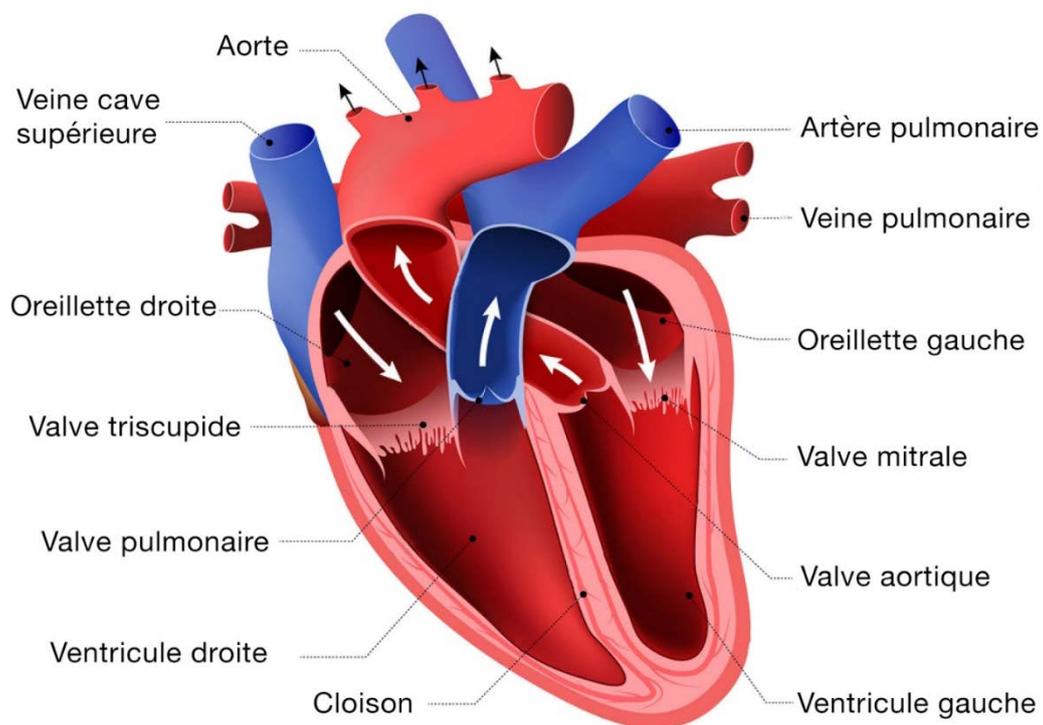


Figure III.1. Schéma général du cœur.

III.2.2 L'activité électrique du cœur

Le signal électrique cardiaque contrôle le rythme cardiaque de deux manières. Premièrement, chaque impulsion électrique générant un battement de cœur, le nombre d'impulsions électriques détermine la fréquence cardiaque. Et deuxièmement, lorsque le signal électrique "se propage" sur le cœur, il provoque la contraction du muscle cardiaque dans le bon ordre, coordonnant ainsi chaque battement de cœur et garantissant un fonctionnement aussi efficace que possible du cœur.

L'impulsion électrique se propage comme une vague dans le muscle cardiaque. Cette impulsion est produite par une structure minuscule appelée nœud sinusal situé dans la partie supérieure de l'oreillette droite. À partir du nœud sinusal, le signal électrique se propage vers le nœud auriculo-ventriculaire, ce qui provoque la contraction des deux oreillettes. Ensuite le courant progresse dans le faisceau de HIS et dans le réseau rapide de Purkinje jusqu'à la pointe du cœur, où il provoque la contraction des ventricules.

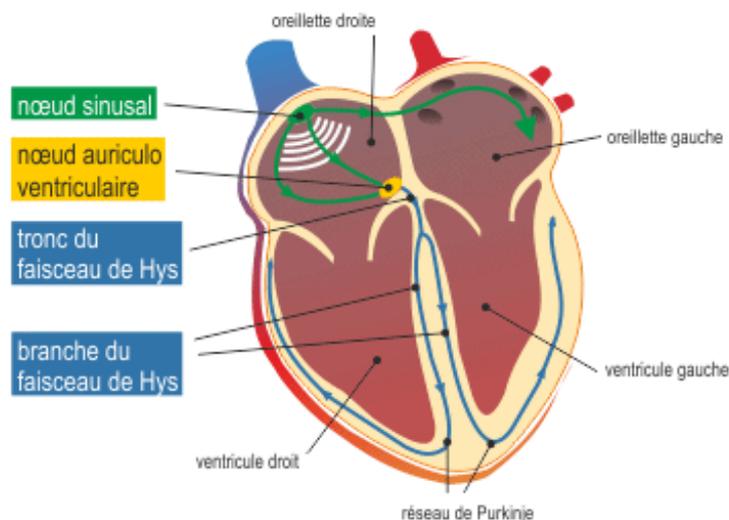


Figure III.2. L'activité électrique du cœur.

III.2.3 Le signal électrocardiogramme

L'électrocardiogramme ECG est obtenu à l'aide d'un appareil, l'électrocardiographe, qui enregistre graphiquement l'activité électrique du cœur en fonction du temps. Utilisé pour mesurer la fréquence et le rythme cardiaque, ainsi que fournir des informations indirectes sur le flux sanguin dans le muscle cardiaque.

Ce signal électro-physiologique est mesuré à l'aide des électrodes métalliques bien placées sur la surface de la peau. Un système standardisé a été développé pour le placement des électrodes et leurs positions utilisées pour le recueil du signal ECG sont connues par dérivations électrocardiographiques. Dix électrodes sont nécessaires pour produire 12 dérivations électriques du cœur. Un fil d'électrode, ou patch, est placé sur chaque bras et jambe et six sur la paroi thoracique.

III.2.4 Détection du signal ECG

A. Les dérivations périphériques

Les dérivations de membres bipolaires (DI, DII, DIII) développées par Willem Einthoven visent à calculer le vecteur de dépolarisation moyen du cœur dans le plan frontal (axe électrique du cœur). La plage normale des axes électriques est comprise entre +30° et -110° dans le plan frontal.

Elles sont obtenues au moyen de quatre électrodes appliquées au bras droit, au bras gauche et à la jambe gauche, l'électrode de la jambe droite étant une électrode neutre destinée à éliminer les parasites électriques pour former un triangle (triangle d'Einthoven).

- DI : entre bras droit (pôle -) et bras gauche (pôle +);
- DII : entre bras droit (pôle -) et jambe gauche (pôle +);
- DIII : entre bras gauche (pôle -) et jambe gauche (pôle +).

Les dérivations unipolaires des membres augmentés de Goldberger (aV_R , aV_L et aV_F) sont utilisées pour déterminer l'orientation du cœur. Ces dérivations sont obtenues entre une électrode exploratrice placée au sommet du triangle d'Einthoven et une borne dont le potentiel est la moyenne des potentiels des trois sommets du triangle d'Einthoven. Les potentiels obtenus V_R , V_L et V_F seront ensuite amplifiés (augmentés) par un facteur de 1,5 (d'où la lettre a).

- aV_R : a = augmented (amplifié), V = Voltage, R = Right (bras droit);
- aV_L : a = augmented (amplifié), V = Voltage, L = Left (bras gauche);
- aV_F : a = augmented (amplifié), V = Voltage, F = Foot (pied gauche).

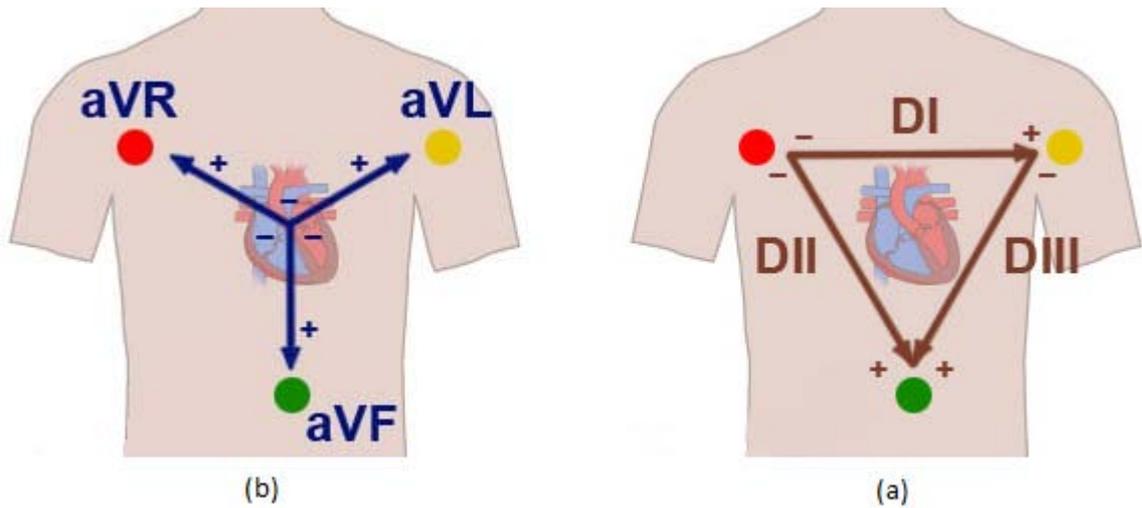


Figure III.3. Les dérivations périphériques (a) bipolaire (b) unipolaire.

B. Les dérivations précordiales

Les dérivations précordiales introduites par Wilson sont assurées par six électrodes installées au niveau de la poitrine. On les identifie sous les appellations V1, V2, V3, V4, V5, et V6. Ces potentiels sont unipolaires obtenus à partir d'une électrode exploratrice (pôle positif) placée sur le thorax et l'électrode de référence (pôle négatif) qui correspond à peu près au centre du cœur.

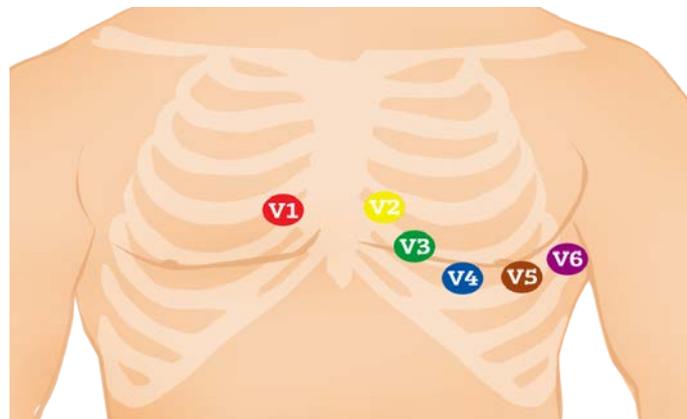


Figure III.4. Les dérivations précordiales.

- V1: 4ème espace intercostal, bord droit du sternum (ligne parasternale) ;
- V2: 4ème espace intercostal, bord gauche du sternum (ligne parasternale) ;
- V3: à mi-distance entre V2 et V4 ;
- V4: 5ème espace intercostal, ligne médio-claviculaire gauche ;
- V5: à mi-distance entre V4 et V6, sur la ligne axillaire antérieure ;
- V6: même niveau horizontal que V4 et V5, ligne axillaire moyenne.

Le signal ECG est un signal périodique qui se répète à chaque cycle cardiaque composé d'une série d'ondes électriques de durées et formes bien définies. En réalité ces ondes traduisent (1) la dépolarisation, la propagation d'un stimulus dans le muscle cardiaque et (2) la repolarisation, le retour du muscle cardiaque stimulé à l'état de repos dont les étapes sont successives comme illustré dans la figure III.5.

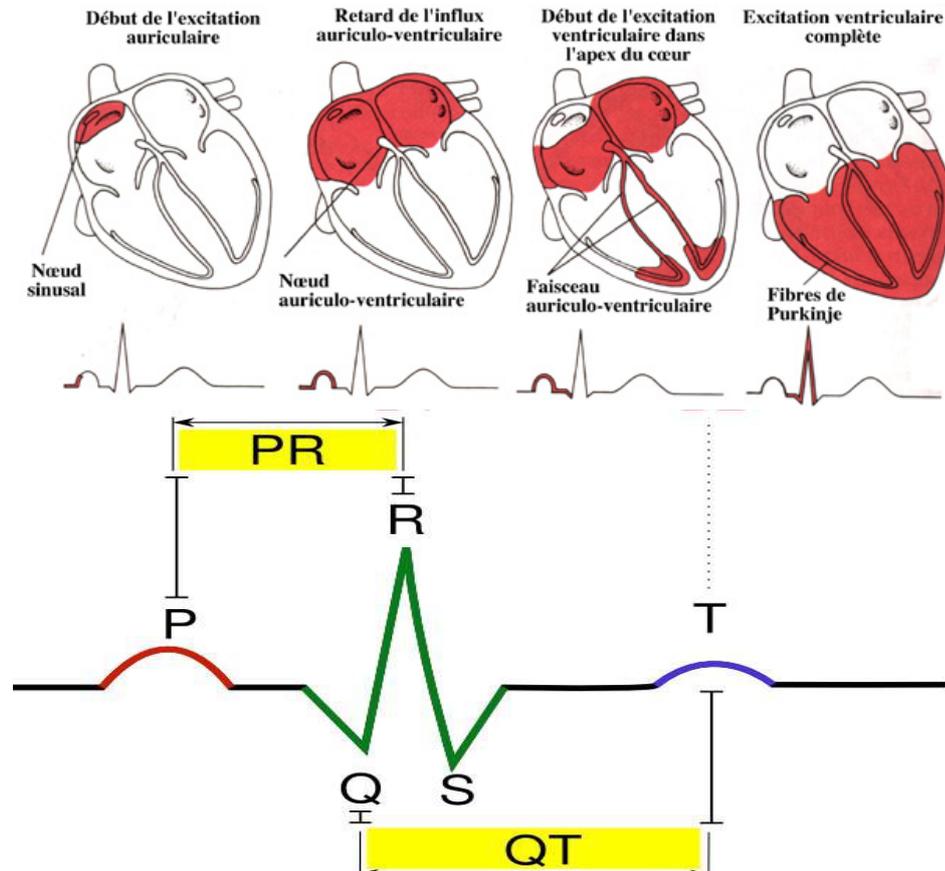


Figure III.5. L'activité électrique du cœur.

- L'onde P: représente la dépolarisation née du nœud sinusal, qui se propage dans les oreillettes et provoque leur contraction (dépolarisation auriculaire). La durée normale de l'onde P ne dépasse pas 0,12 s et la tension dans les dérivations des membres ne doit pas dépasser 0,25 et 0,15 mV. Une onde P qui est entaillée et dépasse les valeurs indiquées ci-dessus (tension, durée et polarisation dans les conducteurs appropriés) est considérée comme anormale.
- Le segment PQ : La plage normale pour l'intervalle PQ est 0,12–0,20 s. L'intervalle PQ peut être raccourci dans les syndromes de pré-excitation, dans lesquels les dépolarisations des oreillettes sont transmises aux ventricules via une voie de conduction accessoire anormale qui passe par le nœud A-V.

- Le complexe QRS : Il s'agit du groupe d'ondes le plus important sur l'ECG et représente la dépolarisation ventriculaire. La première déviation vers le bas est l'onde Q. La première déviation vers le haut s'appelle l'onde R. L'onde S est la dernière déviation vers le bas du complexe QRS. L'onde Q n'est pas une composante constante du complexe QRS (ventriculaire). La durée normale du complexe QRS ne dépasse pas 0,12 s. La tension varie généralement entre 1,5 et 2,0 mV.
- Le segment ST : fait suite au QRS. Il est normalement isoélectrique correspond à la dépolarisation de toutes les cellules ventriculaires.
- L'onde T : suit le complexe QRS et correspond à la repolarisation des ventricules. Elle survient après retour à la ligne isoélectrique. C'est un phénomène électrique et ne témoigne aucun événement mécanique, pendant lequel les ventricules redeviennent stimulables.
- L'intervalle QT : Il s'agit de la distance entre le début du complexe QRS et la fin de l'onde T, englobant l'excitation (dépolarisation) jusqu'à la relaxation (repolarisation) ventriculaires.
- L'onde U : est une déflexion positive de faible amplitude qui est parfois observée après l'onde T et presque uniquement visible chez les athlètes.

Plus de détails sur les caractéristiques sur l'ECG normal peut être trouvé dans [83].

III.2.5 Les différents bruits présents dans l'ECG

Les signaux d'intérêt des pulsations cardiaques se situent dans la gamme des millivolts et couvrent une gamme de fréquences allant de 0,05 à 100 Hz, ce qui est un défi à mesurer en présence de bruit ambiant de fréquence plus élevée tels que les interférences d'alimentation en courant alternatif, les interférences RF dues aux équipements de chirurgie et les dispositifs implantés tels que les stimulateurs de rythme et les systèmes de surveillance physiologique et les téléphones portables du personnel de l'hôpital et des visiteurs, peuvent également avoir une incidence sur la précision. Les principales sources de bruit dans l'ECG sont:

- bruit basse fréquence ;
- Interférences sur les lignes électriques (bruit 50Hz ou 60Hz des lignes électriques) ;
- Bruit musculaire (ce bruit est très difficile à éliminer car il se trouve dans la même région que le signal réel. Il est généralement corrigé par un logiciel) ;
- Autres interférences (bruit de radiofréquence provenant d'autres équipements).

III.3 Filtres adaptatif

Un filtre adaptatif [84] est un système à filtre linéaire constitué d'une fonction de transfert restreinte par paramètres variables et d'une moyenne pour ajuster ces paramètres selon un algorithme d'optimisation. Les filtres linéaires adaptatifs sont des systèmes dynamiques linéaires à structure et paramètres variables ou adaptables et ont la propriété de modifier les valeurs de leurs paramètres, c'est-à-dire leur fonction de transfert, lors du traitement du signal d'entrée, afin de générer le signal à la sortie qui est sans composants indésirables, le bruit et la dégradation et aussi des signaux d'interférence.

Le filtre adaptatif tente de modéliser la relation entre deux signaux en temps réel de manière itérative. Les filtres adaptatifs sont souvent réalisés soit sous la forme d'un ensemble d'instructions de programme s'exécutant sur un dispositif de traitement arithmétique tel qu'un microprocesseur ou une puce DSP, soit sous la forme d'un ensemble d'opérations logiques implémentées dans un FPGA (Field-Programmable GateArray) ou de manière semi-personnalisée ou personnalisée. Circuit intégré VLSI. Cependant, en ignorant les erreurs introduites par les effets de précision numérique dans ces implémentations, le fonctionnement fondamental d'un filtre adaptatif peut être caractérisé indépendamment de la réalisation physique spécifique qu'il nécessite. Pour cette raison, nous nous concentrerons sur les formes mathématiques des filtres adaptatifs, par opposition à leurs réalisations spécifiques sous forme logicielle ou matérielle. Les descriptions des filtres adaptatifs mis en œuvre sur les puces DSP et sur un circuit intégré dédié se trouvent respectivement dans [85], [86], [87] et [88].

Un filtre adaptatif est défini par quatre aspects:

- les signaux en cours de traitement par le filtre ;
- la structure qui définit comment le signal de sortie du filtre est calculé à partir du signal d'entrée ;
- les paramètres de cette structure qui peuvent être modifiés de manière itérative pour modifier la relation entrée-sortie du filtre ;
- L'algorithme adaptatif décrivant comment les paramètres sont ajustés d'un instant à l'autre.

En choisissant une structure de filtre adaptatif particulière, on spécifie le nombre et le type de paramètres pouvant être ajustés. L'algorithme adaptatif utilisé pour mettre à jour les valeurs de paramètre du système peut prendre une multitude de formes et est souvent dérivé en tant que forme de procédure d'optimisation minimisant un critère d'erreur utile pour la tâche à accomplir.

Dans cette section, nous présentons le problème général du filtrage adaptatif et introduisons la notation mathématique pour représenter la forme et le fonctionnement du filtre adaptatif. Nous fournissons ensuite plusieurs structures différentes qui se sont avérées utiles dans des applications pratiques. Enfin, nous donnons une simple dérivation de l'algorithme LMS (Least-Mean-Square), qui est peut-être la méthode la plus populaire pour ajuster les coefficients d'un filtre adaptatif, et nous discutons certaines propriétés de cet algorithme.

La figure III.6 montre un schéma fonctionnel dans lequel un échantillon d'un signal d'entrée numérique $x(n)$ est introduit dans le filtre adaptatif, qui calcule à son rôle l'échantillon du signal de sortie correspondant $y(n)$ à l'instant n . Le signal de sortie est comparé à un deuxième signal $d(n)$, appelé signal de réponse souhaité, en soustrayant les deux échantillons à l'instant n . Ce signal de différence $e(n)$ est appelé signal d'erreur, donné par :

$$e(n) = d(n) - y(n) \quad (\text{III.1})$$

Le signal d'erreur est introduit dans une procédure qui modifie ou ajuste les paramètres du filtre de l'instant n à l'instant $(n+1)$ de manière bien définie. Lorsque l'indice de temps n est incrémenté, on espère que la sortie du filtre adaptatif correspond de mieux en mieux au signal de réponse souhaité par le biais de ce processus d'adaptation, de sorte que la valeur de $e(n)$ diminue avec le temps. Dans ce contexte, ce que l'on entend par «meilleur» est spécifié par la forme de l'algorithme adaptatif utilisé pour ajuster les paramètres du filtre adaptatif.

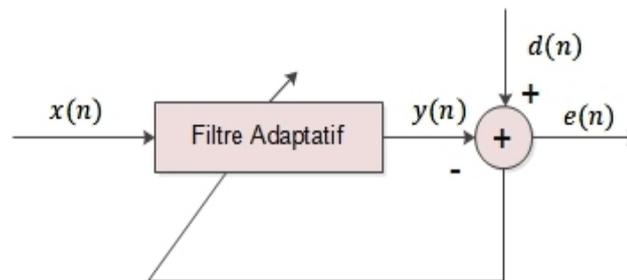


Figure III.6. Schéma général de filtre adaptatif.

III.3.1 Applications des filtres adaptatifs

Dans cette partie, nous fournissons une vue d'ensemble des applications nombreuses et variées dans lesquelles des filtres adaptatifs ont été utilisés avec succès. Nous discutons maintenant des formes de ces applications en termes de classes de problèmes plus générales décrivant la relation supposée entre $d(n)$ et $x(n)$. Notre discussion illustre les principaux problèmes liés à la sélection d'un filtre adaptatif pour une tâche particulière.

A. Identification

Considérons la figure III.7 qui montre le problème générale de l'identification d'un système. Le système inconnu représente une relation d'entrée-sortie générale plus un signal appelé bruit d'observation car il altère les observations du signal à la sortie du système inconnu. L'objectif pratique du filtre adaptatif est de déterminer le meilleur modèle linéaire qui décrit la relation entrée-sortie du système inconnu [89].

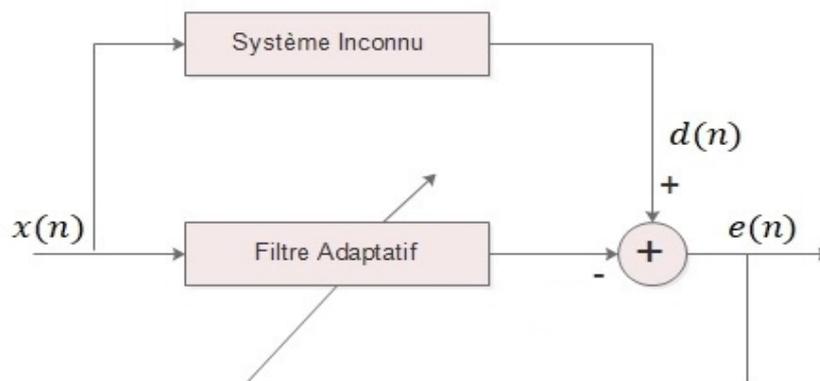


Figure III.7. Principe de l'identification.

B. Egalisation de canal

L'égalisation des canaux a été l'une des premières applications des filtres adaptatifs décrite dans le travail pionnier de Lucky [90], et il reste l'une des utilisations les plus populaires d'un filtre adaptatif. La figure III.8 illustre le problème de l'égalisation de canal. L'émetteur envoie une séquence $s(n)$ connue de l'émetteur et du récepteur. Toutefois, en égalisation, le signal reçu est utilisé comme signal d'entrée $x(n)$ dans un filtre adaptatif, qui ajuste ses caractéristiques de sorte que sa sortie corresponde étroitement à une version retardée ($n-1$) du signal transmis connu. Après une période d'adaptation appropriée, les coefficients du système sont soit fixés et utilisés pour décoder les futurs messages transmis, soit adaptés en utilisant une estimation brute, du signal de réponse souhaité, calculée à partir de $y(n)$.

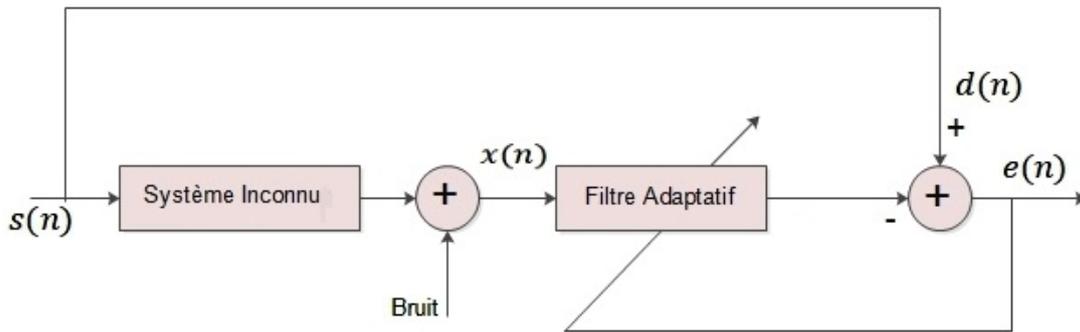


Figure III.8. Principe de l'égalisation de canal.

C. L'annulation d'interférence

Le principe de l'annulation de bruit consiste à obtenir une estimation du signal bruit $e(n)$ et à le soustraire du signal corrompu. La figure III.9 décrit le concept d'annulation d'interférence dans sa forme la plus simple. L'annuleur a deux entrées : primaire et référence. L'entrée principale est le signal corrompu $d(n)$, c'est-à-dire le signal souhaité plus les interférences. Par contre, L'entrée de référence $x(n)$ provient de la source d'interférence uniquement. Le filtre adaptatif est ajusté de manière à ce qu'une réplique du signal d'interférence présent dans le signal primaire apparaisse à sa sortie, $y(n)$. En soustrayant cela de l'entrée principale, on obtient une sortie qui est libérée de toute interférence, d'où le nom annulation d'interférence [91].

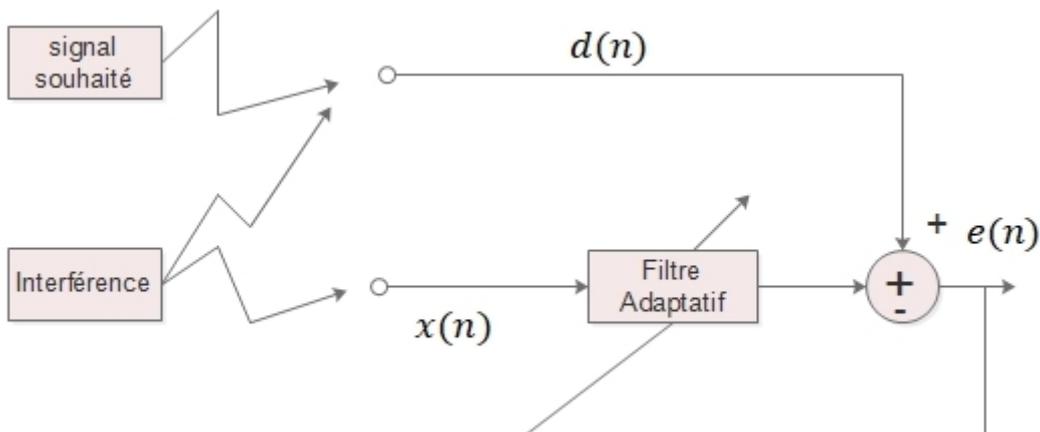


Figure III.9. Principe de l'annulation d'interférence.

D. Prédiction linéaire

La figure III.10 illustre le principe de la prédiction. Dans ce système, le signal d'entrée $x(n)$ est dérivé du signal de réponse souhaité,

$$x(n) = d(n - \Delta) \quad (\text{III.2})$$

Où Δ est une valeur de retard. Dans ce cas, le filtre adaptatif linéaire tente de prédire les valeurs futures du signal d'entrée à l'aide d'échantillons antérieurs, ce qui donne lieu à la prédiction.

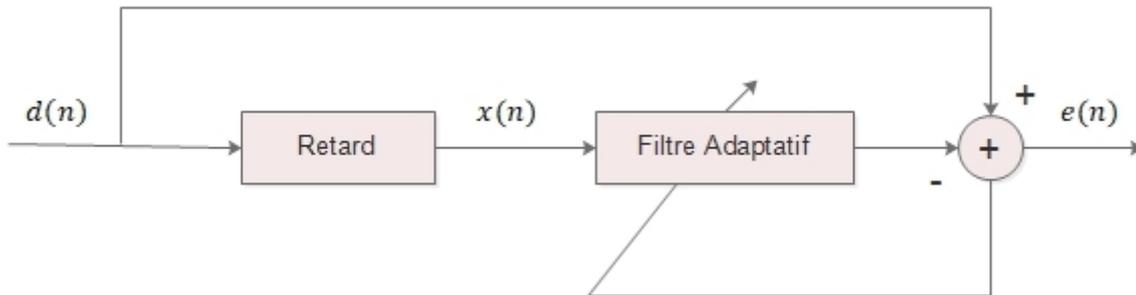


Figure III.10. Principe de la prédiction linéaire.

III.3.2 Structures de filtre adaptatif

La structure la plus couramment utilisée dans la mise en œuvre des filtres adaptatifs est la structure transversale, illustrée dans la figure III.11. Le filtre adaptatif a une seule entrée, $x(n)$ et une sortie $y(n)$. La séquence $d(n)$ est le signal souhaité. La sortie $y(n)$ est générée sous la forme d'une combinaison linéaire des échantillons retardés de la séquence d'entrée $x(n)$, conformément à l'équation (III.5) [92].

$$y(n) = \sum_{i=0}^{N-1} \omega_i(n) x(n - i) \quad (\text{III.3})$$

Où $\omega_i(n)$ sont les coefficients de filtre (tapweights) qui peuvent varier avec le temps, et ils sont contrôlés par un algorithme d'adaptation et N est la longueur du filtre.

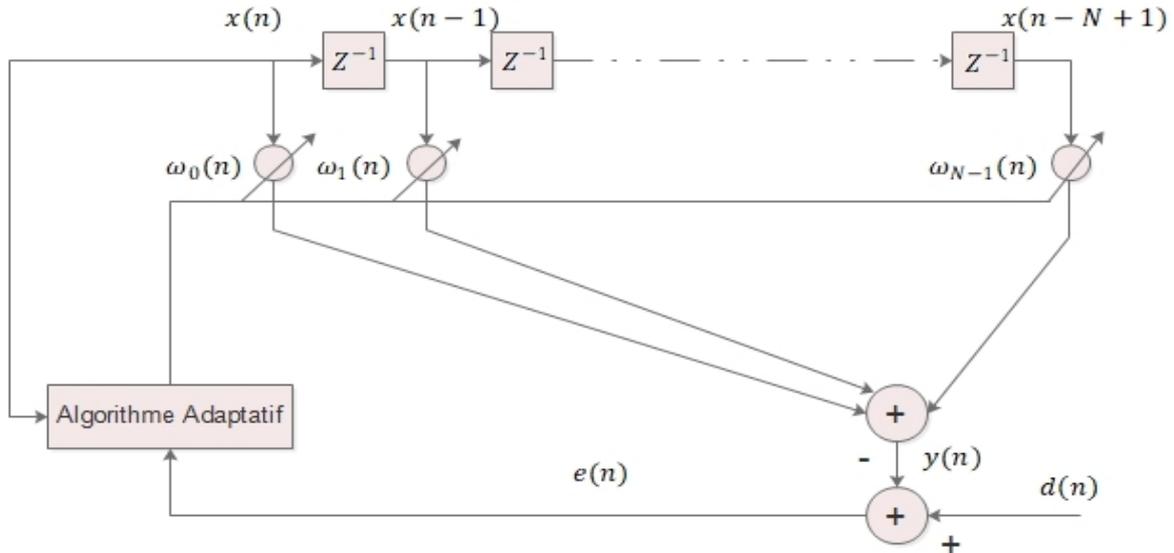


Figure III.11. Filtre transversal adaptatif.

Dans certaines applications, les entrées de filtre ne sont pas les échantillons retardés d'une seule entrée. Dans de tels cas, la structure du filtre adaptatif prend la forme linéaire présentée à la figure III.12 car sa sortie est une combinaison linéaire des différents signaux reçus à ses entrées.

$$y(n) = \sum_{i=0}^{N-1} \omega_i(n) x_i(n) \tag{III.4}$$

On note que la structure du combineur linéaire est plus générale que la transversale. Ce dernier cas, peut être obtenu en choisissant $x_i(n) = x(n - i)$.

Les structures des figures III.11 et III.12 sont celles des filtres non récursifs, c'est-à-dire que le calcul de la sortie du filtre ne fait appel à aucun mécanisme de retour. Nous nous référons également à la figure III.11 en tant que filtre à réponse impulsionnelle finie (FIR), car sa réponse impulsionnelle est de durée finie dans le temps.

$$\begin{aligned} W(n) &= [\omega_0(n) \omega_1(n) \cdots \omega_{L-1}(n)]^T \\ &= W^T(n) X(n) \end{aligned} \tag{III.5}$$

$W(n)$ représente le vecteur coefficient (the weighting vector), où:

$$W(n + 1) = W(n) + k(n) + x(n) \tag{III.6}$$

$$k(n) = \frac{\lambda^{-1} \phi^{-1}(n-1) x(n)}{1 + \lambda^{-1} x^T(n) \phi^{-1}(n-1) x(n)} \tag{III.7}$$

$$\phi^{-1}(n) = \lambda^{-1}\phi^{-1}(n-1) - \lambda^{-1}k(n)x^T(n)\phi^{-1}(n-1) \quad (III.8)$$

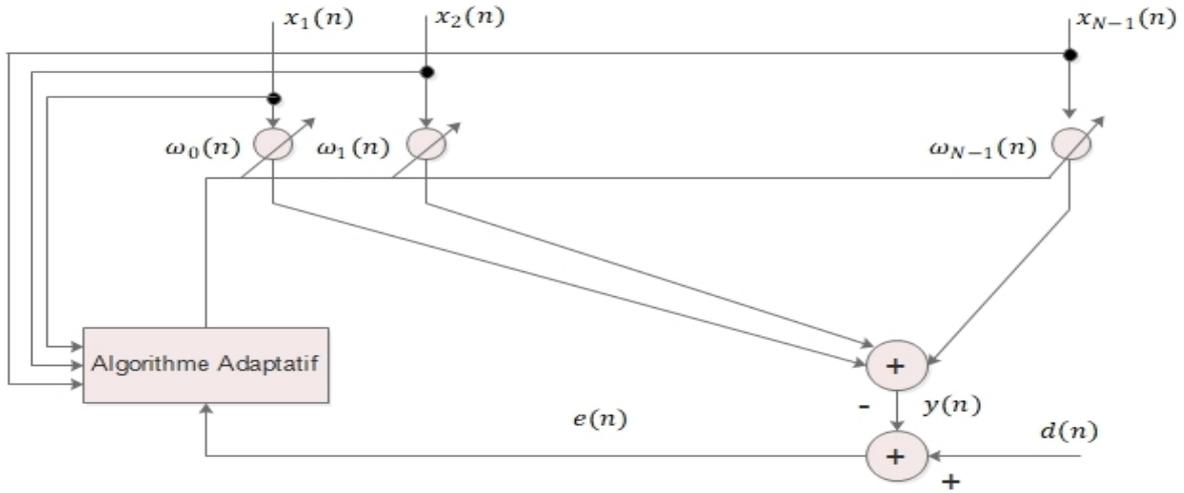


Figure III.12. Filtre linéaire adaptatif.

A. L’algorithme LMS

L’algorithme du moindre carré moyen (LMS) est proposé pour la première fois par Widrow et Hoff en 1960 [93]. C’est l’algorithme de filtrage adaptatif le plus utilisé dans la pratique à cause de sa simplicité et sa robustesse. L’algorithme LMS a également été cité et mis au point par de nombreux chercheurs. Au fil des années, de nombreuses modifications ont été proposées.

L’algorithme LMS modifie (adapte) les poids de prise du filtre, de sorte que $e(n)$ est minimisé dans le sens moyen du carré, d’où le nom LMS [92].

Les valeurs $\omega_0(n), \omega_1(n), \dots, \omega_{L-1}(n)$ sont ajustées de sorte que la différence (III.1) soit minimisée.

La sortie de filtre :

$$y(n) = W^T(n)x(n) \quad (III.9)$$

L’estimation d’erreur :

$$e(n) = d(n) - y(n) \quad (III.10)$$

L’adaptation :

$$W(n+1) = W(n) + 2\mu e(n) x(n) \quad (III.11)$$

<p>Paramètre : M : longueur du filtre ;</p> <p style="text-align: center;">μ : pas ; $0 < \mu < 1$</p> <p>Initialisation : Si la connaissance préalable du vecteur de poids de prise $W(n)$ est disponible, utilisez-la pour sélectionner une valeur appropriée pour $W(n)$. Sinon, $W(0) = 0$</p> <p>Etant donné $x(n)$: le vecteur d'entrée à l'instant n.</p> <p style="text-align: center;">$x(n) = [x(n), x(n-1), \dots, x(n-i+1)]^T$</p> <p>$d(n)$: la sortie désirée à l'instant n.</p> <p>pour être calculé :</p> <p>$W(n+1)$ l'estimation de vecteur poids à l'instant $n+1$.</p> <p>Pour $n = 0, 1, 2, \dots$ calculer</p> <p style="text-align: center;">$e(n) = d(n) - W^T(n)x(n)$</p> <p style="text-align: center;">$W(n+1) = W(n) + 2\mu e(n)x(n)$</p>

Tableau III.1. Résumé de l'algorithme LMS.

B. NLMS

L'algorithme LMS normalisé (NLMS) peut être considéré comme une implémentation spéciale de l'algorithme LMS qui prend en compte la variation du niveau du signal à l'entrée du filtre et sélectionne un paramètre de taille de pas normalisé, ce qui donne un algorithme d'adaptation à la fois stable et convergent [94].

$$W(n+1) = W(n) + 2\mu(n) e(n) x(n) \quad (\text{III.12})$$

Où le pas $\mu(n)$ varie avec le temps

$$\mu(n) = \frac{1}{2 x^T(n)x(n)} \quad (\text{III.13})$$

En remplaçant $\mu(n)$ dans (III.12), on obtient

$$W(n+1) = W(n) + \frac{1}{x^T(n)x(n)} e(n) x(n) \quad (\text{III.14})$$

<p>Paramètre : M : longueur du filtre ;</p> <p>μ : pas ; $0 < \mu < 1$</p> <p>Initialisation : Si la connaissance préalable du vecteur de poids de prise $W(n)$ est disponible, utilisez-la pour sélectionner une valeur appropriée pour $W(n)$. Sinon, $W(0) = 0$</p> <p>Etant donné $x(n)$: le vecteur d'entrée à l'instant n.</p> $x(n) = [x(n), x(n-1), \dots, x(n-N+1)]^T$ <p>$d(n)$: la sortie désirée à l'instant n.</p> <p>pour être calculé :</p> <p>$W(n+1)$ l'estimation de vecteur poids à l'instant $n+1$.</p> <p>Pour $n = 0, 1, 2, \dots$ calculer</p> $e(n) = d(n) - W^T(n)x(n)$ $W(n+1) = W(n) + \frac{1}{x^T(n)x(n)} e(n)x(n)$

Tableau III.2. Résumé de l'algorithme NLMS.

C. RLS

Le filtrage RLS (Recursive Least Squares) a été découvert par Gauss en 1821, mais il n'a pas été utilisé jusqu'en 1950. En règle générale, le système RLS peut être utilisé pour résoudre tout problème pouvant être résolu par des filtres adaptatifs. Les égaliseurs RLS sont considérés comme complexes sur le plan informatique et nécessitent des manipulations complexes de la matrice, par rapport à leurs équivalents. Cependant, ils sont meilleurs en termes de convergence et de stabilité et ils montrent plus de robustesse face aux variations soudaines des caractéristiques du signal d'entrée.

Le filtre adaptatif des moindres carrés récursifs (RLS) est celui dans lequel l'estimation par matrice d'autocorrélation est utilisée pour décorréliser les données d'entrée actuelles. Il trouve d'une manière récursive les coefficients de filtre qui sont ensuite utilisés pour minimiser une fonction de coût pondérée linéaire des moindres carrés relative aux signaux d'entrée [95].

$$C(w_n) = \sum_{i=0}^n \lambda^{n-i} |e(i)|^2 \quad (\text{III.15})$$

Les équations qui régissent le fonctionnement de RLS sont énumérées ci-dessous [92]:

Les facteurs de pondération sont choisis comme suit :

$$\rho_n(k) = \lambda^{n-k}; k = 1, 2, \dots, n \quad (\text{III.16})$$

Où λ est une constante positive proche et inférieure à 1 appelé facteur d'oubli. Clairement, lorsque $\lambda < 1$, les facteurs de pondération défini par Eq. (III.16) accordent plus de poids aux échantillons récents d'estimations d'erreur (et donc aux échantillons récents des données observées) par rapport aux anciens.

$$\hat{y}_{n-1}(n) = \hat{W}^T(n-1)x(n) \quad (\text{III.17})$$

Initialisation :

$$\hat{W}(0) = 0$$

$\psi_\lambda(0) = \delta I$, où δ une petite constante positif et I est la matrice identité

Etant donné $x(n)$: le vecteur d'entrée à l'instant n .

$$x(n) = [x(n), x(n-1), \dots, x(n-N+1)]^T$$

$d(n)$: la sortie désirée à l'instant n .

$$\psi_\lambda^{-1}(n-1)$$

Calcul du vecteur de gain

$$u(n) = \psi_\lambda^{-1}(n-1)x(n)$$

$$k(n) = \frac{1}{\lambda + x^T(n)u(n)} u(n)$$

Pour $n = 0, 1, 2, \dots$ calculer

$$\hat{e}_{n-1} = d(n) - W^T(n)x(n)$$

$$\hat{W}(n) = \hat{W}(n-1) + k(n)\hat{e}_{n-1}(n)$$

$$\psi_\lambda^{-1}(n) = \lambda^{-1}(\psi_\lambda^{-1}(n-1) - k(n)[x^T(n)\psi_\lambda^{-1}(n-1)])$$

Tableau III.3. Résumé de l'algorithme RLS.

III.4 Résultats de Simulations

L'idée d'utiliser le filtrage adaptatif pour supprimer le bruit impulsif du signal ECG n'est pas nouvelle, on la trouve comme cité auparavant dans [96]. La nouveauté dans cette contribution est d'éliminer le bruit impulsif modélisé par les distributions α -stable symétrique [97]. Dans cette section, nous présentons les résultats de simulations qui comparent l'efficacité de notre filtrage pour les différentes modélisations de bruit impulsif cité dans le chapitre 1, en utilisons plusieurs algorithmes adaptatif.

III.4.1 Comparaison entre les différentes modélisations :

Nous considérons ici le cas d'un ECG d'un homme sain normal. Les paramètres utilisés lors de la simulation de bruit impulsif sont résumé dans le tableau III.4.

	Paramètres	symboles	Valeurs
Middleton class A	la densité des impulsions dans une période	A	1
	rapport puissance de bruit Gaussien / puissance de bruit impulsif	Γ	0,001
Bernoulli-Gaussian	probabilité d'un processus de Bernoulli	p	0,125
α -stable	L'exposant caractéristique	α	1,1
	Paramètre d'asymétrie	β	0
	Paramètre de dispersion	γ	1
	Paramètre de localisation	δ	0

Tableau III.4. Paramètres de simulation de différents bruits impulsifs.

La comparaison entre le signal ECG d'origine et celui affecté par le bruit impulsif est illustrée dans la figure III.13; (a) représente le signal ECG bruyant où le bruit impulsif est modélisé par classe Middleton classe A, pour (b) le bruit impulsif est pris comme modèle Bernoulli-Gaussien et la distribution SaS dans (c).

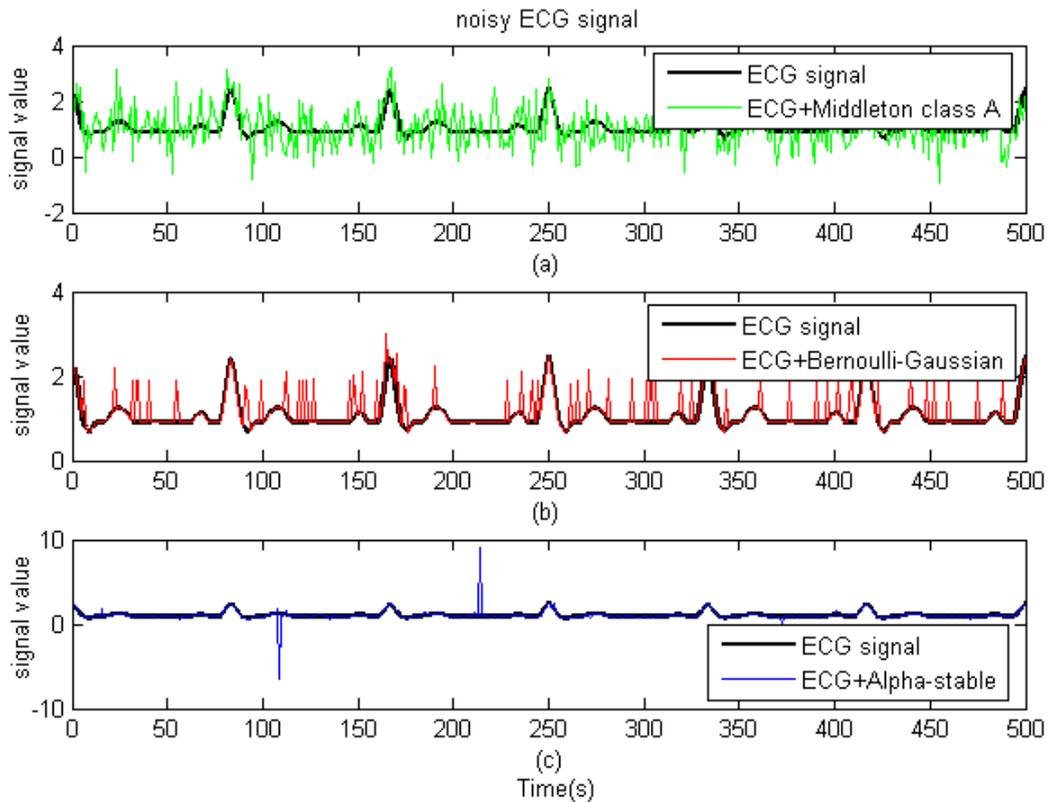


Figure III.13. Comparaison du signal ECG bryant.

On peut remarquer que dans les deux cas (a et b), le signal ECG conserve sa forme d'origine avec la présence des impulsions de faible amplitude qui touchent l'onde P ainsi que l'onde Q. Par contre dans le cas (c), on peut facilement constater que le signal ECG a perdu sa forme d'origine et que le bruit α S touche le groupe d'élément le plus important dans le signal ECG avec la présence des impulsions de forte amplitude dans les échelles négative et positive.

Afin d'établir un diagnostic, le cardiologue se base sur les paramètres de caractérisation suivants :

- Le rythme cardiaque défini par le rapport RR_s/RR_p . Où RR_p est la distance entre le pic R du présent battement et le pic R du battement précédent et RR_s la distance entre le pic R du présent battement et le pic R du battement suivant.
- L'amplitude de l'onde R (R_{amp}) qui identifie les battements pathologiques d'origine ventriculaire qui est clairement amplifié dans ce cas.

Par la suite, un faux diagnostic peut-être donné (figure III.14).

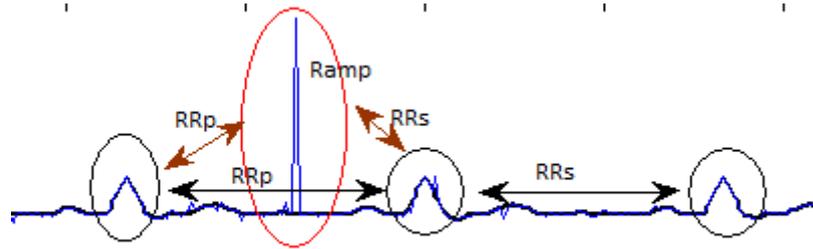


Figure III.14. Zoom sur la figure III.13 (c).

III.4.2 Comparaison entre les différents algorithmes adaptatifs

Nous avons essayé de récupérer le signal ECG perturbé par le bruit impulsif à l'aide de filtres adaptatifs et le schéma de simulation est présenté sur la figure III.15. La sortie de deux filtres adaptatifs est également comparée au signal d'origine.

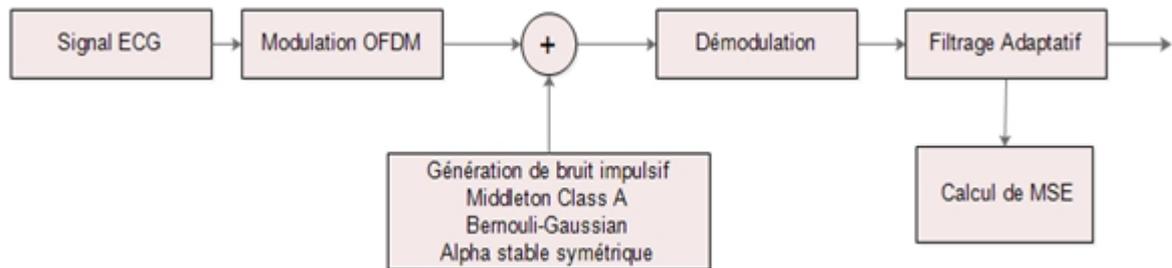


Figure III.15. Le modèle de simulation adopté pour filtrer le bruit impulsif du signal ECG.

Nous avons noté que l'algorithme NLMS réduit de manière significative les impulsions dans les trois cas, il élimine presque toutes les impulsions, les pics les plus importants et même les négatif du bruit impulsif. Nous pouvons facilement voir que le signal de sortie de NLMS est presque confondu avec l'ECG original ce qui n'est pas le cas pour l'algorithme RLS (figure III.16).

A l'issue de cette étude, nous concluons que le modèle S&S est le plus nuisible et le plus difficile à filtrer et que l'algorithme NLMS est le plus adapté pour des environnements similaires.

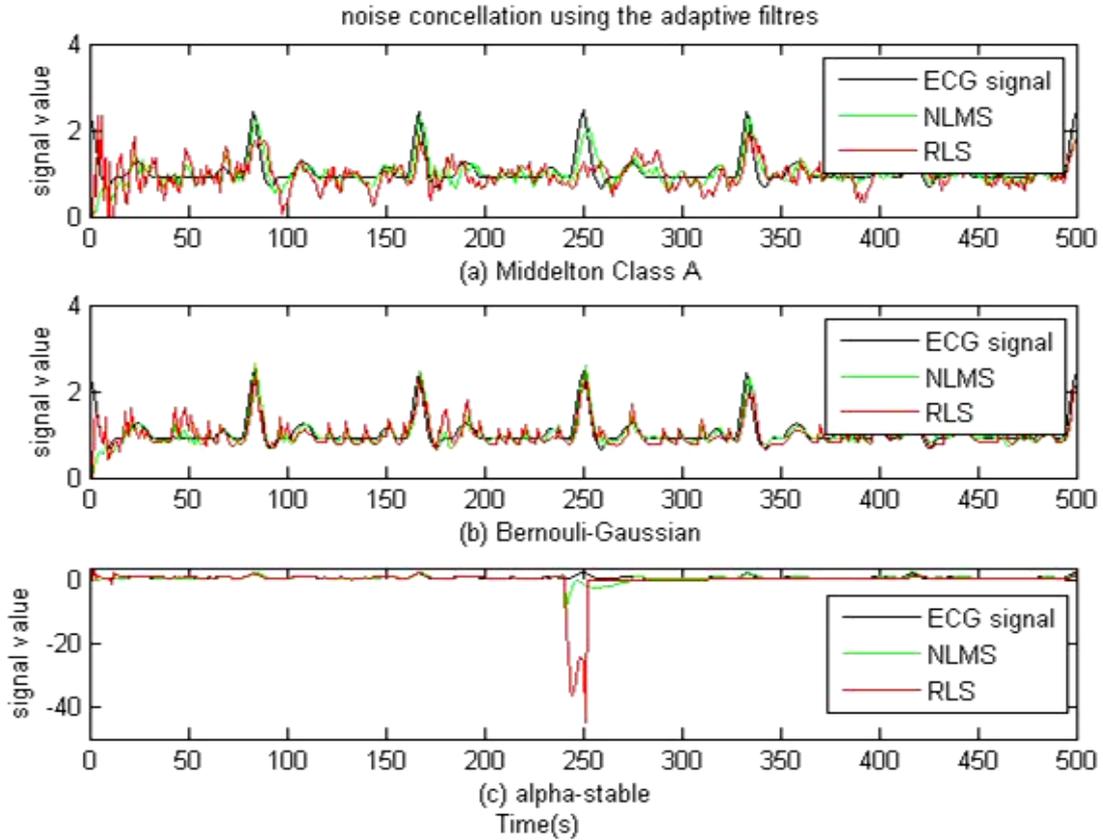


Figure III.16. Comparaison du signal ECG récupéré avec RLS et NLMS.

III.4.3 Evaluation des performances en termes de MSE

L'erreur quadratique moyenne MSE (Mean Squared Error) est une manière d'évaluer la précision des prédictions moyennes (c.à.d. la différence entre un estimateur et la valeur réelle de la quantité calculée). Le MSE mesure la moyenne du carré de " l'erreur".

L'erreur quadratique moyenne (MSE) est définie via l'équation mathématique:

$$MSE = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (X(i,j) - \bar{X}(i,j))^2 \quad (\text{III.18})$$

Où :

- X : Signal original
- \bar{X} : Signal débruité
- M : Nombre de lignes du signal
- N : Nombre de colonnes du signal

Les résultats de simulation en termes d'erreur quadratique moyenne confirment également l'efficacité des algorithmes étudiés, quelle que soit la modélisation du bruit impulsif (figure III.17).

Pour la classe de Middleton A, on peut voir en (a) que l'erreur quadratique moyenne de l'anneleur de bruit impulsif NLMS est inférieure à 1 alors que celle de RLS est inférieure à 1,5. De l'autre côté, le MSE de RLS est trois fois supérieur à NLMS (b). Par contre, nous remarquons que RLS converge plus vite dans le cas du bruit alpha-stable.

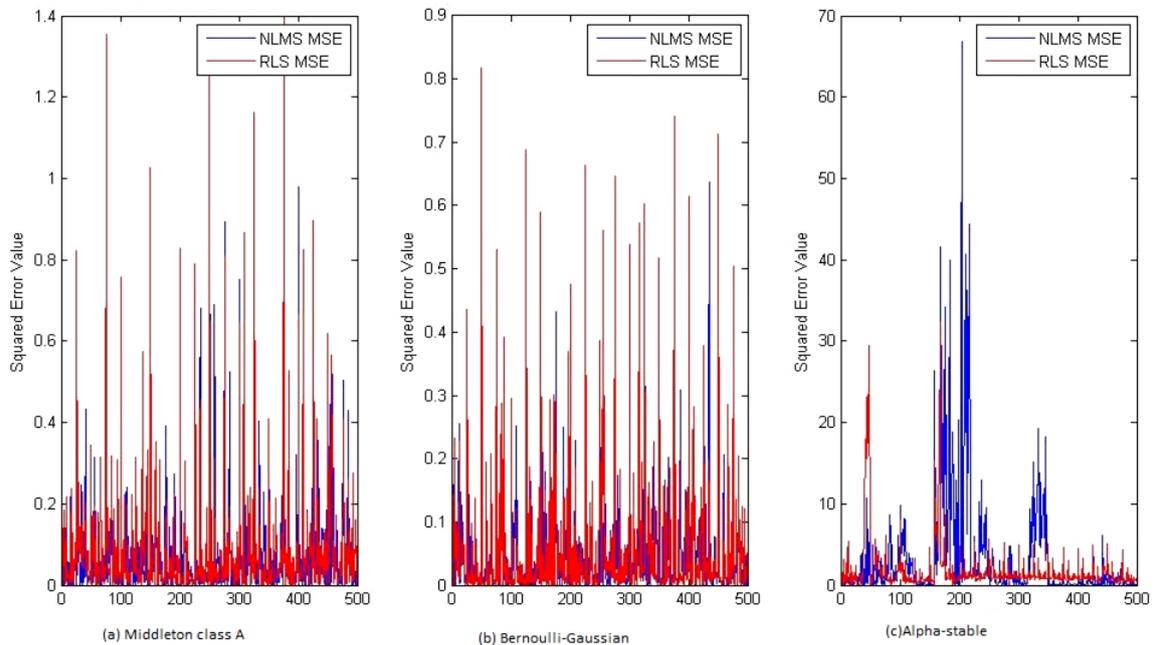


Figure III.17. Comparaison du MSE des filtres adaptatifs.

III.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté une technique de suppression de bruit impulsif. L'approche proposée a été appliquée au signal Electrocardiogramme ECG. A cet effet, nous avons investigués deux algorithmes adaptatif Normalized Least Mean Square (NLMS) et Recursive least squares (RLS). La méthode présentée s'est révélée très efficace pour l'annulation de bruit impulsive du signal ECG sans nécessiter de source de bruit de référence. La comparaison des performances de RLS et NLMS montre la supériorité de RLS en termes de vitesse de convergence et de MSE.

Chapitre IV

**CC-RLS-OFDM :
Nouvelle technique hybride de
suppression de bruit SaS pour les
transmissions OFDM**

IV.1 Introduction

Les améliorations apportées au système de communication OFDM à multiplexage par répartition orthogonale de la fréquence sont devenues un axe majeur de la recherche, car il est de plus en plus adopté comme schéma de modulation de couche physique dans les normes sans fil émergentes. OFDM a été choisi pour le Wi-Fi Arena [98] où des normes telles que 802.11a, 802.11n, 802.11ac et plus encore. Il a également été adopté pour la norme de télécommunications cellulaires LTE / LTE-A, WiMAX [99] et bien d'autres. Ainsi la famille OFDM est le bon choix pour une 5G telle que W-OFDM [100], G-DFT-s-OFDM [101], WR-OFDM [102] et F-OFDM [103].

Les systèmes OFDM sont généralement corrompus par un bruit impulsif qui a des effets plus nocifs. Les performances du système OFDM sont dégradées et l'efficacité de la transmission est réduite. De nos jours, la principale préoccupation de ce domaine de recherche est d'étudier des nouvelles méthodes pour atténuer ce type de bruit, améliorant ainsi les performances des systèmes en termes de taux d'erreur et débit.

Nous avons étudié dans le second chapitre les performances du codage convolutionnel dans les environnements à bruit S&S ; dans le troisième chapitre nous avons vu l'efficacité et la robustesse du filtrage adaptatif contre le bruit S&S. Dans ce chapitre, nous proposons une nouvelle technique hybride basée sur le filtrage adaptatif et la modulation et codage adaptatifs (AMC) nommé CC-RLS-OFDM. Nous étudierons les performances du système proposé CC-RLS-OFDM basé sur AMC pour améliorer la qualité de la transmission OFDM radio affectée par un bruit impulsif intense. L'analyse est faite pour différents degrés d'impulsivité suivant le modèle S&S décrit dans le chapitre I.

IV.2 Technique proposée

Dans cette section, nous présentons l'architecture de notre technique proposée pour atteindre une transmission de données robuste dans les environnements à bruit S&S [104]. Le modèle est présenté dans la figure IV.I et comporte les différents blocs suivants :

- Une source d'information binaire ;
- Un embrouilleur ;
- Un code de convolution ;
- Un entrelaceur ;
- Modulateur numérique ;
- Modulateur OFDM (convertisseur S/P , bloc IFFT, convertisseur P/S);
- Un canal de Rayleigh ;
- Une source de bruit additif (les bruits envisagés ici est le bruit S&S) ;
- Un filtre adaptatif ;
- Un décodeur optimal de Viterbi à sortie souple ;
- Un comparateur pour calculer le BER.

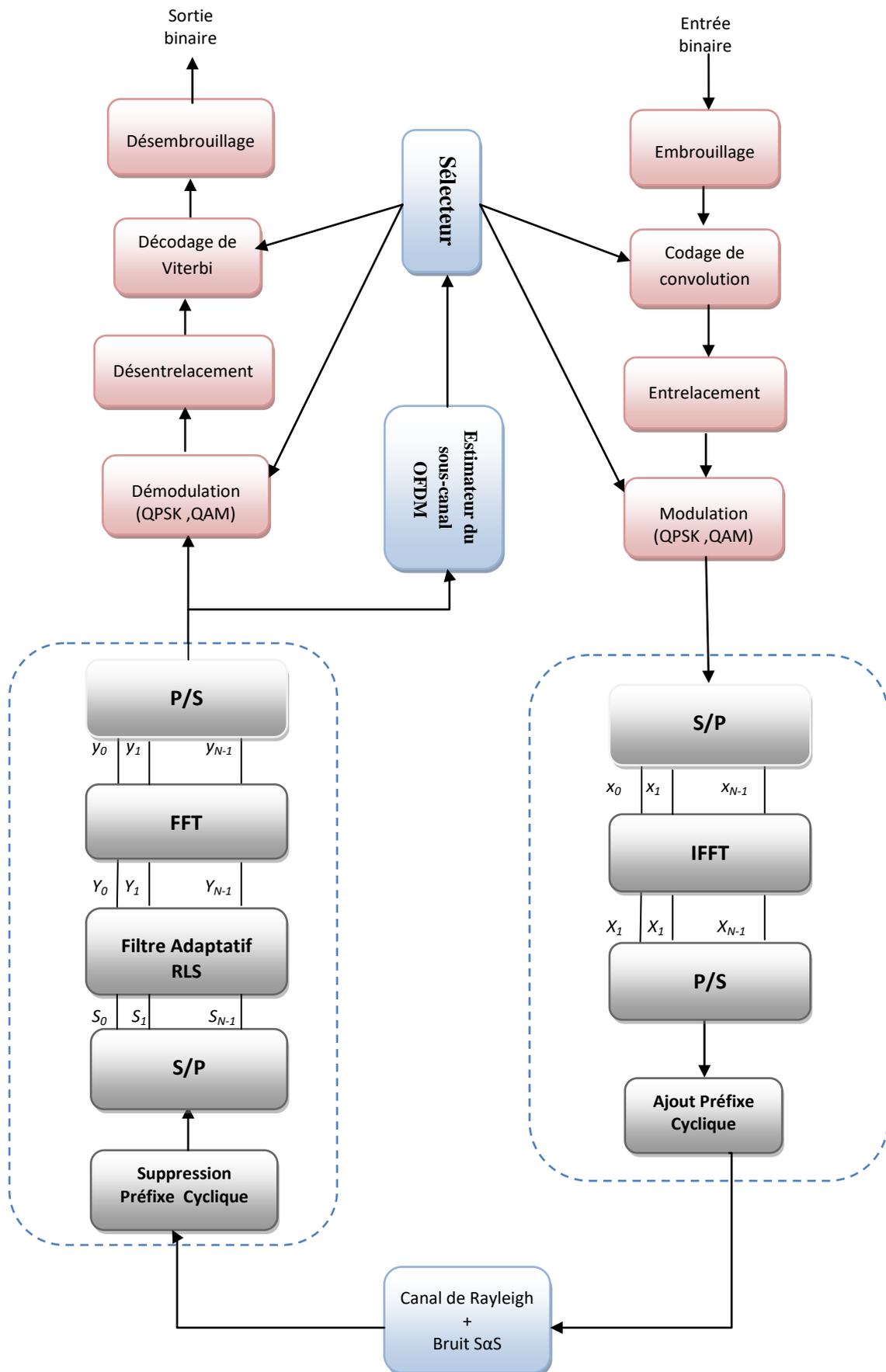


Figure IV.1. Schéma bloc de la technique CC-RLS-OFDM.

IV.2.1 Description du système

La séquence binaire générée est d'abord redistribuée par l'embrouilleur qui a pour but de réduire le PAPR. La séquence résultante passe ensuite au codeur de canal visant à protéger l'information contre le bruit et les interférences du canal, dans notre cas nous avons opté pour un code de convolution de longueur de contrainte égale à 7. La séquence codée passe par un entrelaceur à deux étages et par la suite par un modulateur numérique qui associe à chaque séquences binaire, un symbole complexe selon la constellation du schéma de modulation choisie (BPSK, QPSK, 16 QAM, 64 QAM). Finalement, on attaque le modulateur OFDM et par la suite le signal résultant est transmis via un canal de Rayleigh. Le signal sera face à des atténuations dues aux trajets multiples et affecté par le bruit SαS.

A la réception, le bruit est filtré par un filtre adaptatif où ses coefficients s'adaptent d'une manière récursive par l'algorithme RLS (voir chapitre III), de sorte que le signal d'erreur $e(n)$ devient minimal, ce qui implique que le signal de sortie $y(n)$ se rapproche du signal souhaité. Donc, la partie la plus importante de bruit impulsif est supprimée du signal reçu. Ensuite le signal passe par le démodulateur OFDM, le démodulateur numérique, et le décodeur Viterbi. Et comme l'erreur minimum n'atteint pas zéro, une partie résiduelle du bruit à la sortie du filtre existe toujours. La technique AMC sera utilisée ici pour atténuer l'effet de ce bruit résiduel.

IV.2.2 Estimation des sous-canaux

Dans cette section un estimateur RLS du canal OFDM est présenté. Cette méthode CE utilise un estimateur adaptatif capable de mettre à jour les paramètres de l'estimateur en continu, de sorte que la connaissance des statistiques de canal et de bruit n'est pas nécessaire. Cet algorithme CE RLS nécessite la connaissance du signal reçu uniquement. Cela peut être fait dans un système de communication numérique en transmettant périodiquement une séquence d'apprentissage connue au récepteur.

Un algorithme adaptatif est un processus qui modifie ses paramètres quand il reçoit plus d'informations sur son environnement. Parmi les nombreuses techniques itératives qui existent dans la littérature scientifique, la catégorie d'approches couramment utilisée résulte de la minimisation de l'erreur quadratique moyenne MSE entre la sortie du filtre et le signal souhaité pour effectuer l'EC, comme le montre la figure IV.2.

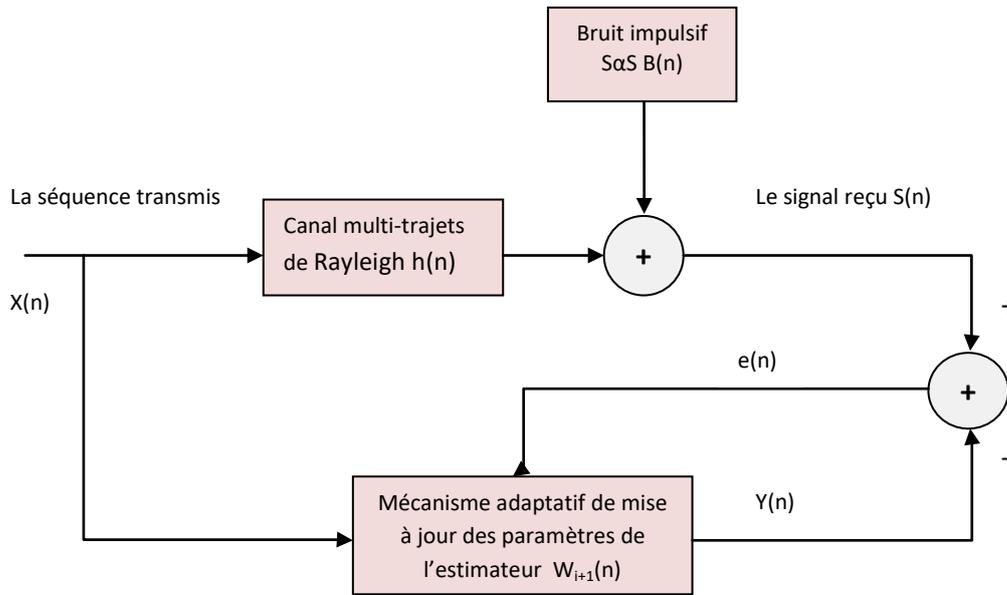


Figure IV.2. Le schéma de CE adaptatif.

Sur la figure IV.2, nous avons un canal d'évanouissement par trajets multiples inconnu plus un bruit SαS, qui doit être estimé avec un filtre adaptatif dont les coefficients sont mis à jour, de sorte qu'elles soient aussi proches que possible du canal inconnu. La sortie du canal peut être exprimée comme suit :

$$S(n) = h(n) X(n) + B(n) \quad (IV.1)$$

Avec $X(n)$ est le symbole OFDM transmis dans le domaine temporel, $h(n)$ est la réponse impulsionnelle du canal. Et $B(n)$ est le bruit impulsif SαS avec la fonction caractéristique égale à :

$$\Psi_{\alpha}(t) = \exp\{-\gamma^{\alpha}|t|^{\alpha}[1 + i \beta \text{sign}(t) \omega(t, \alpha)] + i \delta t\} \quad (IV.2)$$

La sortie du filtre est :

$$Y(n) = h_{est}(n) S(n) \quad (IV.3)$$

Où $h_{est}(n)$ est l'estimation du canal. Le signal d'erreur estimé nécessaire pour mettre à jour les coefficients du filtre adaptatif est :

$$\begin{aligned} e(n) &= S(n) - Y(n) \\ &= h(n) X(n) + B(n) - h_{est}(n) S(n) \end{aligned} \quad (IV.4)$$

La fonction à minimiser par l'algorithme RLS est définie comme suit:

$$C_{RLS}(n) = \sum_{i=0}^n \lambda^{n-i} |e(i)|^2 = \sum_{i=0}^n \lambda^{n-i} e(i) e^*(i) \quad (IV.5)$$

Avec $0 < \lambda < 1$ est le facteur de pondération exponentiel (oubli) qui limite effectivement le nombre d'échantillons d'entrée sur lesquels la fonction $C_{RLS}(n)$ est minimisée. L'algorithme RLS est déjà détaillé dans le chapitre III.

IV.2.3 Estimation de l'exposant caractéristique α

Afin d'estimer la valeur de α , nous utilisons la méthode des quantiles présentée dans [105]. Cette dernière pourrait être appliquée pour estimer les quatre paramètres du bruit alpha stable. L'exposant caractéristique α et le paramètre symétrique β sont régulièrement estimés selon l'équation :

$$\begin{cases} \hat{\alpha} = \psi_1(\hat{v}_\alpha, \hat{v}_\beta) \\ \hat{v}_\alpha = \frac{\hat{x}_{0,95} - \hat{x}_{0,05}}{\hat{x}_{0,75} - \hat{x}_{0,25}} \end{cases} ; \begin{cases} \hat{\beta} = \psi_2(\hat{v}_\alpha, \hat{v}_\beta) \\ \hat{v}_\beta = \frac{\hat{x}_{0,95} - \hat{x}_{0,05} - 2\hat{x}_{0,5}}{\hat{x}_{0,95} - \hat{x}_{0,05}} \end{cases} \quad (IV.6)$$

Avec \hat{x}_ε ($\varepsilon = 0,05; 0,25; 0,5; 0,75; 0,95$) est l'échantillon de données avec lequel le quantile est calculée. Les valeurs de $\hat{\alpha}$ et $\hat{\beta}$ peuvent être obtenues par interpolation linéaire, notée ψ_1 et ψ_2 , conformément à l'équation (3) et au tableau II résumés par McCullohin [106].

IV.2.4 Modulation et codage adaptatifs

Afin d'améliorer les performances du système, on utilise la modulation et le codage de convolution adaptatifs (AMC). L'AMC consiste à changer d'une façon automatique les schémas de modulation et le taux de codage en fonction des conditions de chaque sous-canal OFDM. Le choix de la modulation et du codage appropriés est fait au côté du récepteur selon l'état du canal avec des informations de qualité de sous-canal OFDM (CQI). Ces derniers sont estimés du côté du récepteur, juste à la sortie du filtre RLS. Les différents couples (schéma de modulations/ taux de codage) obtenus sont résumés dans le tableau IV.1. L'algorithme AMC proposé est schématisé sur la figure IV.3.

AMC _i	Type de modulation	Taux de codage
AMC ₁	BPSK	1/2
AMC ₂	QPSK	1/2
AMC ₃	QPSK	3/4
AMC ₄	16-QAM	1/2
AMC ₅	16-QAM	3/4
AMC ₆	64-QAM	2/3
AMC ₇	64-QAM	3/4

Tableau IV.1. Les différents taux de codage / schémas de modulation.

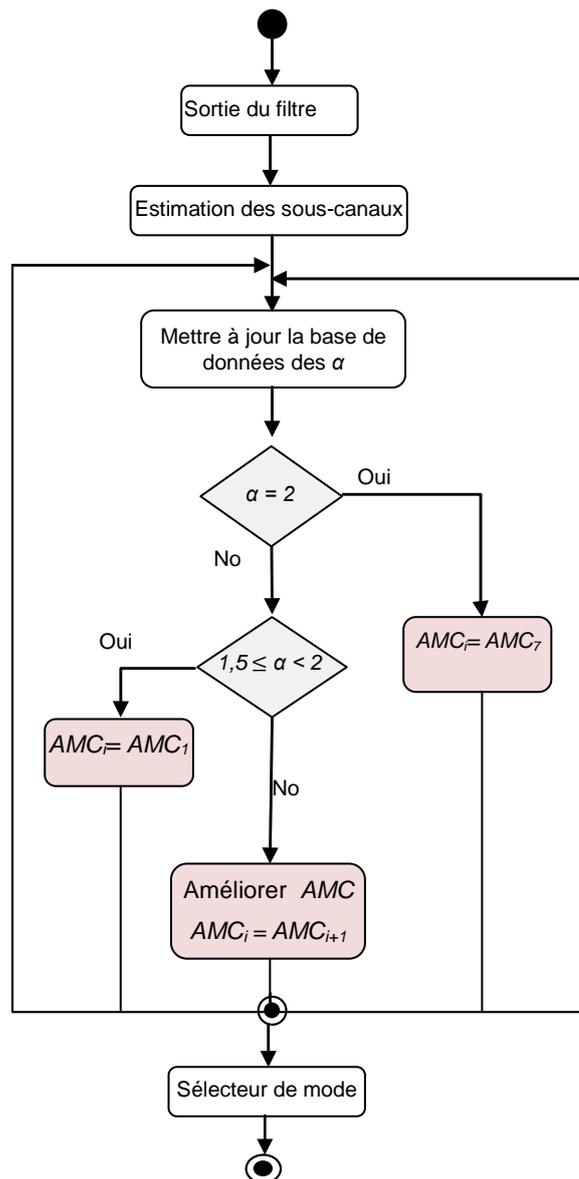


Figure IV.3. L'algorithme AMC proposé.

IV.3 Résultats d'évaluation des performances

Dans cette partie, les résultats des simulations du système proposé dans un canal de Rayleigh sous l'effet de bruit SαS sont exposés. Pour les caractéristiques du bruit, nous considérons différents scénarios (différents degré d'impulsivité) dans notre étude. Les paramètres utilisés dans la simulation du système sont résumés dans le tableau ci-dessous :

Parameters	Values
La de technique modulation	QPSK, M-QAM
Taux de CC	1/2, 2/3, 3/4
Nombre des sous-canaux	16
La taille de préfix cyclique	128
FFT	512
BW	2 GHZ
modèle de Channel	Rayleigh

Tableau IV.2. Paramètres de simulation du système OFDM.

IV.3.1 Performances en termes de taux d'erreur binaire

Pour vérifier l'influence des paramètres du filtre adaptatif sur les performances du système proposé, deux expériences sont faites. Nous considérons un milieu fortement impulsif $\alpha=1,2$, avec une modulation BPSK et un taux de code $R=1/2$. La figure IV.4 montre les courbes de performance du système où la longueur du filtre adaptatif est fixée à $L = 32$ pour différentes valeurs du facteur d'oubli λ . D'après les résultats présentés, on peut remarquer que plus le facteur d'oubli s'approche de 1, plus le BER diminue. Pour un BER de 10^{-2} , le GSNR nécessaire pour $\lambda= 0,9999$ est 13dB, ce qui donne un gain de 3 dB et 6dB par rapport à $\lambda=0,9$ et $\lambda= 0,8$ respectivement.

Dans la deuxième expérience, nous avons utilisé un facteur d'oubli fixe $\lambda =0,9999$ pour différentes valeurs de la longueur du filtre adaptatif, et les résultats obtenus sont présentés dans la figure IV.5. On peut constater que la longueur du filtre adaptatif pour les valeurs de GSNR inférieur à 5 dB n'a pas d'influence significative sur le BER. Par contre, pour les valeurs de GSNR supérieur à 5, plus L augmente plus le BER se dégrade et plus le calcul devient lent. Pour le reste des simulations, nous avons pris $\lambda = 0,99999$ et $L = 32$.

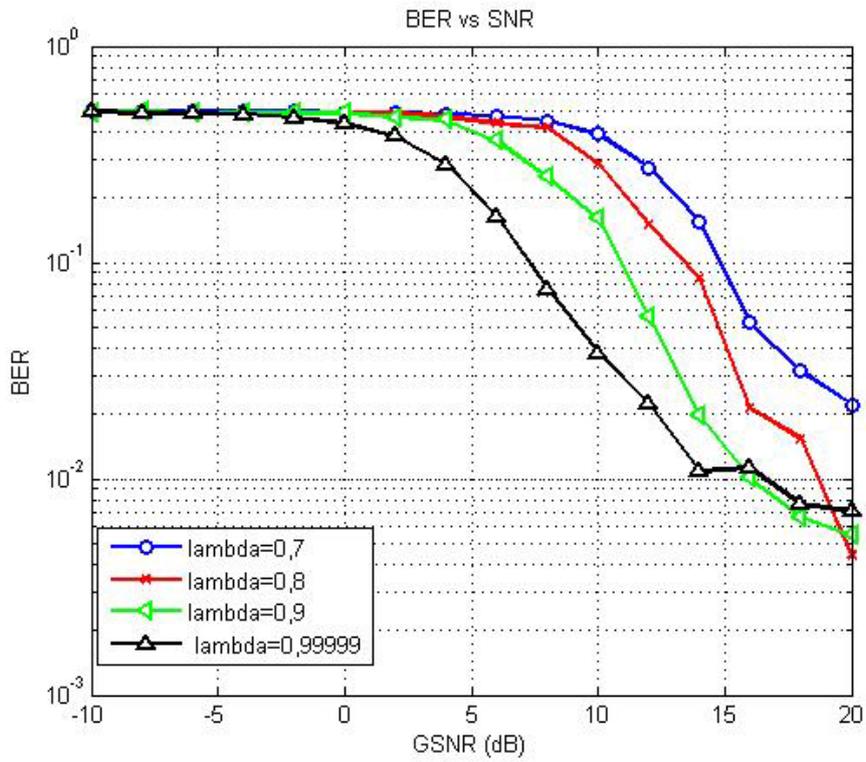


Figure IV.4. BER vs GSNR avec $L= 16$ pour différentes valeurs de λ .

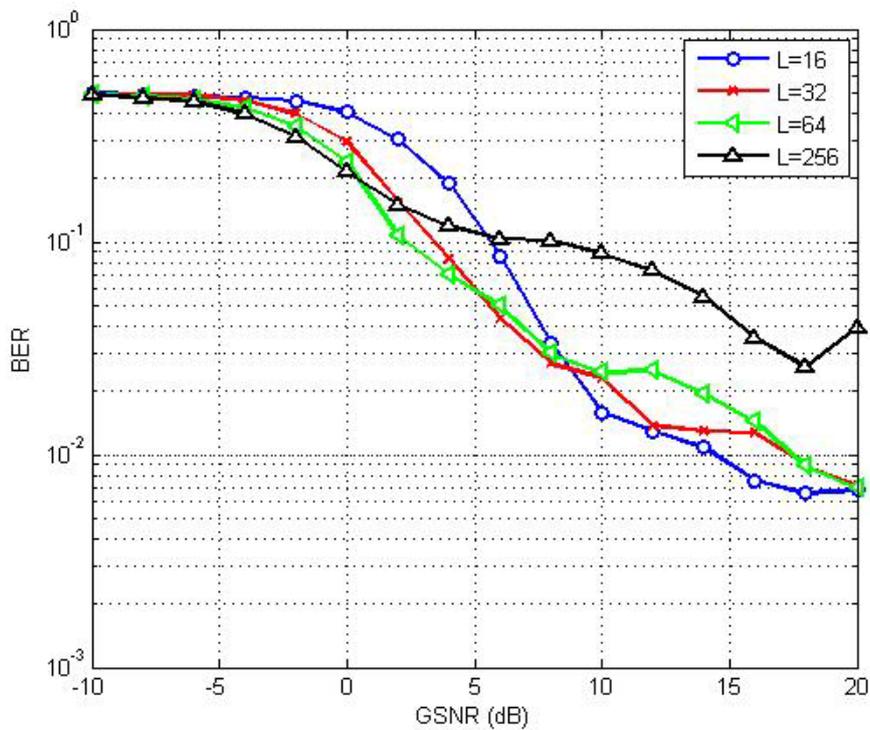


Figure IV.5. BER vs GSNR avec $\lambda = 0,99999$ pour différentes valeur de L .

Sur la figure IV.6 les performances du système OFDM non codé sont évaluées en termes de taux d'erreur binaire BER et en fonction du GSNR pour différentes valeurs de α . Les résultats obtenus montrent que, plus la dispersion de bruit de queue lourde, produite par le modèle SαS est élevée, plus importante est la dégradation des performances du système par rapport au cas où le bruit est considéré comme bruit Gaussien (α proche de 2).

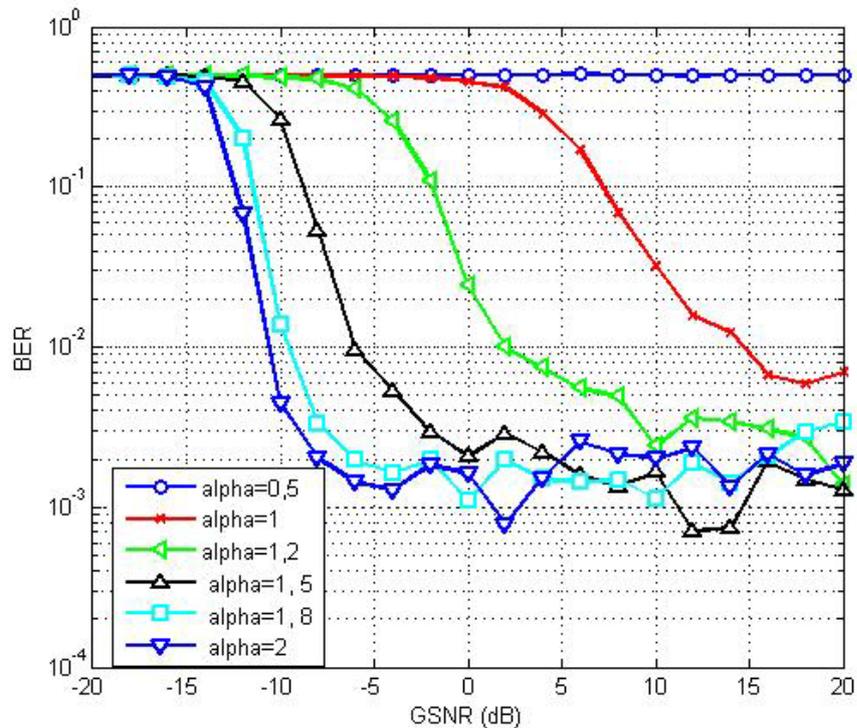


Figure IV.6. BER vs GSNR du système non-codé pour différentes valeurs de α .

Les performances de BER du système codé pour les différents degrés d'impulsivité sont représentées sur la figure IV.7. Pour tous les degrés d'impulsivité, nous pouvons facilement voir que le codage de convolution a fourni une amélioration du BER mais ces améliorations restent insuffisantes.

La figure IV.8 montre l'amélioration des performances apportées par le filtrage adaptatif en termes de BER pour les différents environnements impulsif. On voit clairement que le système proposé offre de meilleures performances par rapport au système codé et au système non codé. Pour un milieu très impulsif $\alpha=1,2$, Pour un GSNR de 13dB, notre système proposé nous offre un BER de 10^{-3} ; cependant, le système codé donne un BER de 10^{-2} . De même pour les milieux moyennement impulsifs $\alpha=1,5$, un gain de 3 dB est obtenu pour un BER de 10^{-3} . On peut même atteindre un BER de 10^{-4} pour un GSNR de 3dB.

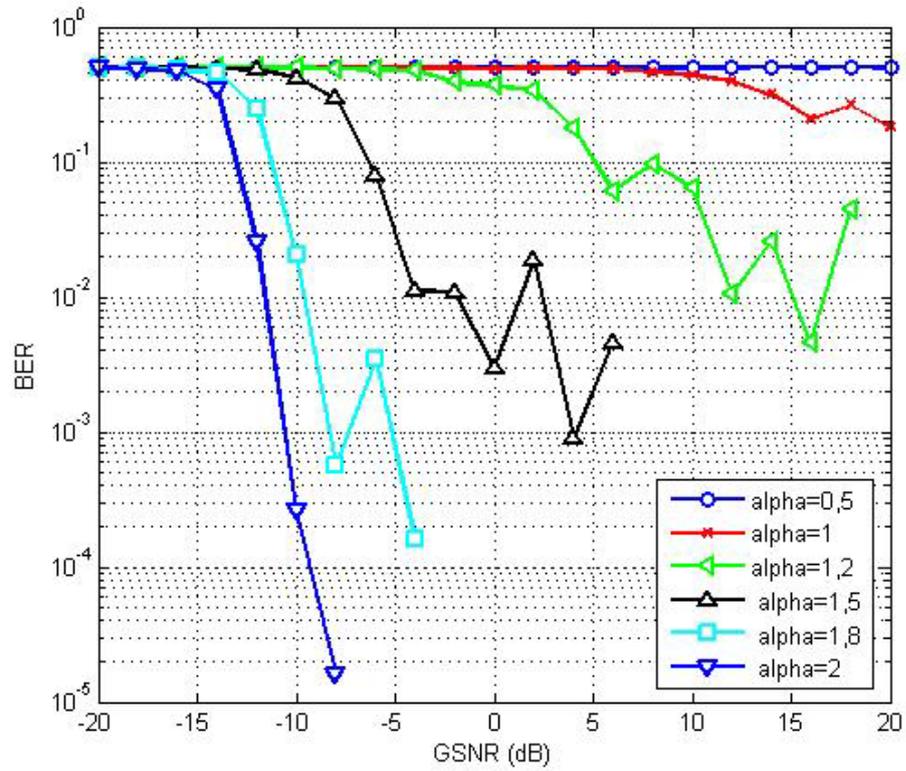


Figure IV.7. BER vs GSNR du système codé pour différentes valeurs de α .

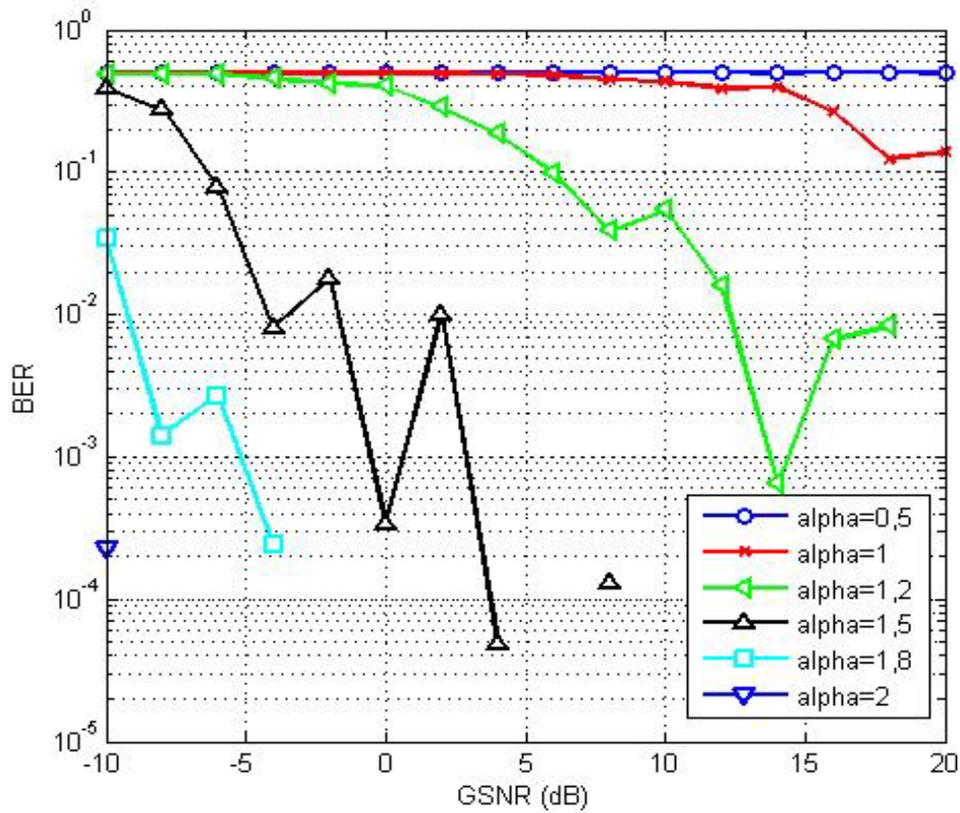


Figure IV.8. BER vs GSNR du système proposé CC-RLS-OFDM pour différentes valeurs de α .

Pour montrer la nécessité de l'utilisation de la AMC (modulation et codage adaptatifs), nous avons effectué des simulations en limitant les scénarios de bruit SαS considérés aux deux degrés d'impulsivité $\alpha=1,5$ et $\alpha=1,2$.

1^{er} Scénario ($\alpha=1,5$) : Les BER pour différentes constellations et différents taux de code pour le système CC-OFDM et le système proposé sont illustrés en fonction de GSNR sur la figure IV.9 et la figure IV.10 respectivement. Après l'analyse des résultats, nous constatons une dégradation du BER quand le nombre d'états de la constellation et où le taux de codage utilisés augmente. En comparant les figure IV.9 et IV.10, nous pouvons voir que notre technique apporte des améliorations significatives quelque soit la modulation et le taux de codage utilisés.

A noter que pour les environnements moyennement impulsif, le schéma de modulation BPSK avec un taux de codage $R=1/2$ est le plus adapté.

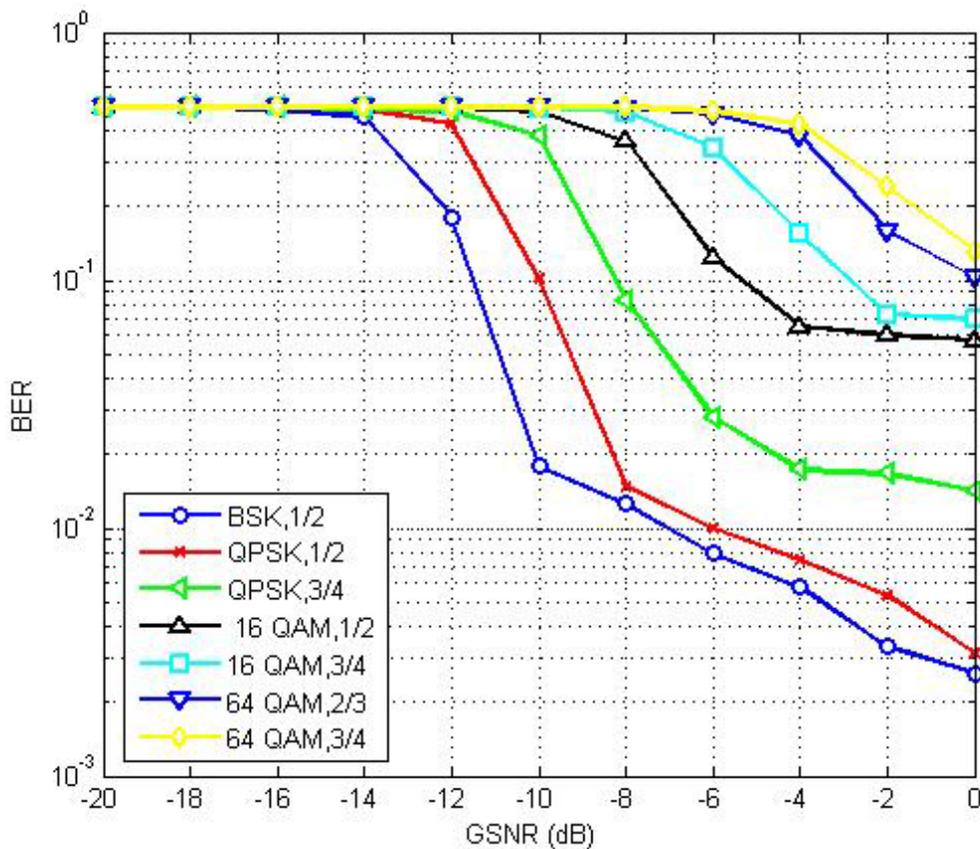


Figure IV.9. BER vs GSNR du système CC-OFDM pour $\alpha=1,5$.

2^{ème} Scénario ($\alpha=1,2$) : Les figures VI.11 et VI.12 présentent la comparaison des performances pour différentes constellations et différents taux de code pour le système CC-OFDM et le système proposé respectivement. Pour le système CC-OFDM, nous remarquons que les performances des deux schémas de modulation BPSK-1/2 et QPSK-1/2 pour un GSNR supérieur à 10 dB sont proches. Pour l'autre cas,

la modulation BPSK-1/2 est meilleure. Pour notre système, les résultats permettent de conclure que les QPSK-1/2 est le plus adapté. On constate après la comparaison entre les résultats obtenus pour le même schéma de modulation et des taux de codage différents une dégradation de BER si on augmente le taux de codage. Eventuellement, la comparaison des résultats de simulation dans les deux scénarios de bruit confirmer l'hypothèse de la nécessité de l'utilisation de la AMC .

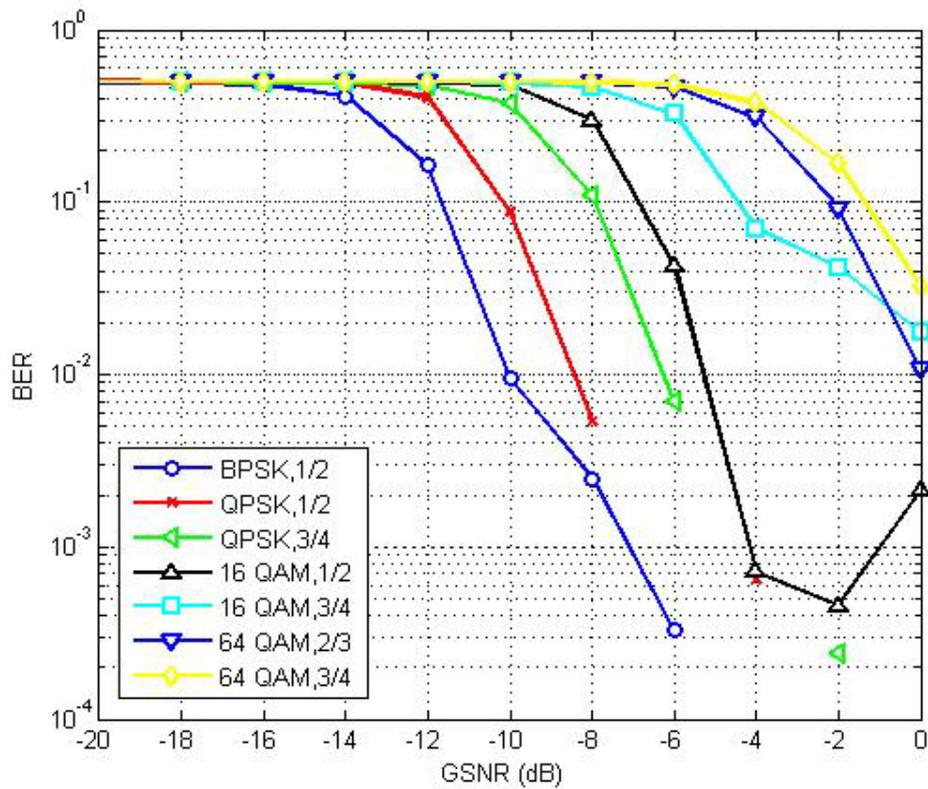


Figure IV.10. BER vs GSNR du système CC-RLS-OFDM pour $\alpha=1,5$.

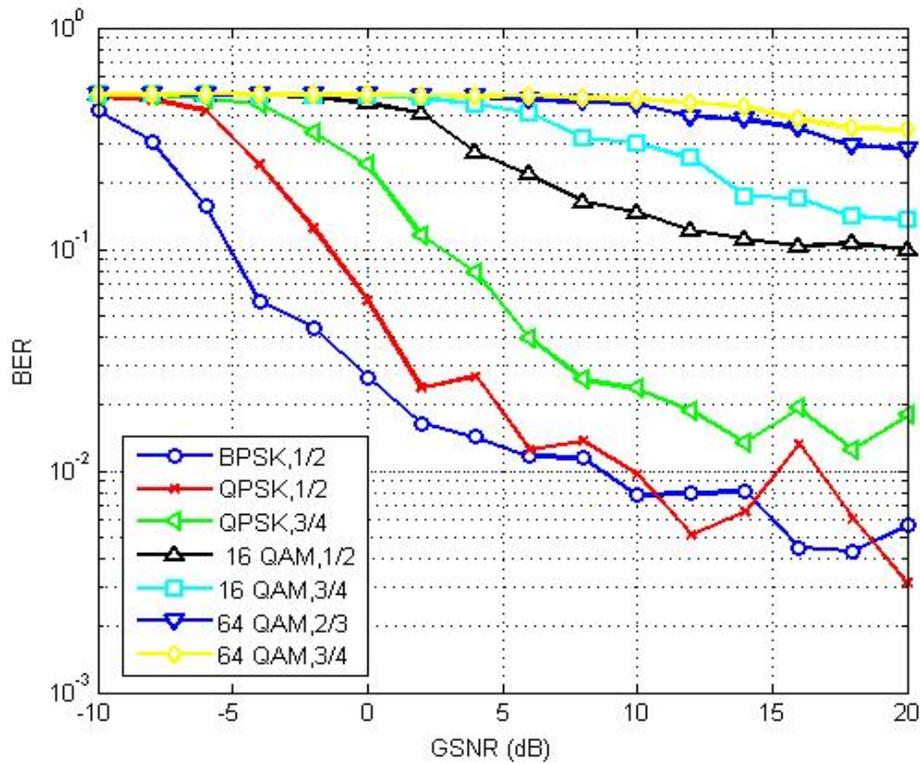


Figure IV.11. BER vs GSNR du système CC-OFDM pour $\alpha=1,2$.

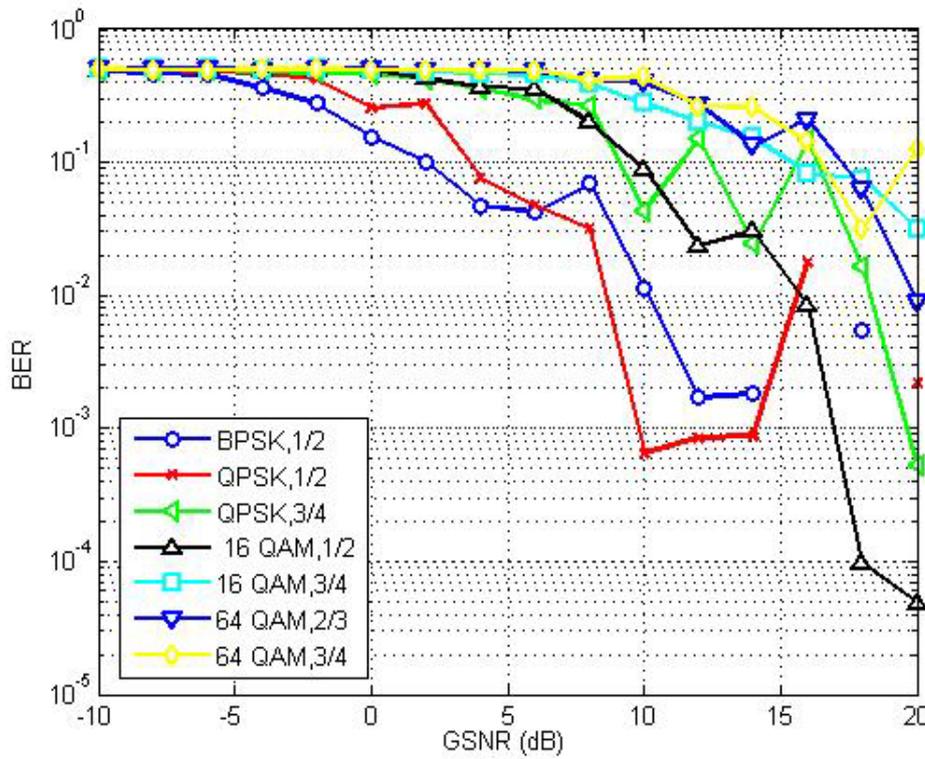


Figure IV.12. BER vs GSNR du système CC-RLS-OFDM pour $\alpha=1,2$.

IV.3.2 Performances en termes de débit

Les résultats présentés dans cette partie montrent l'apport de la technique proposée sur le débit en fonction du GSNR dans un canal OFDM affecté par un bruit S α S. La figure IV.13 illustre le débit binaire en fonction de GSNR pour la technique CC-RLS-OFDM dans le cas où $\alpha=$ pour différents schémas de modulation et taux de codage AMC.

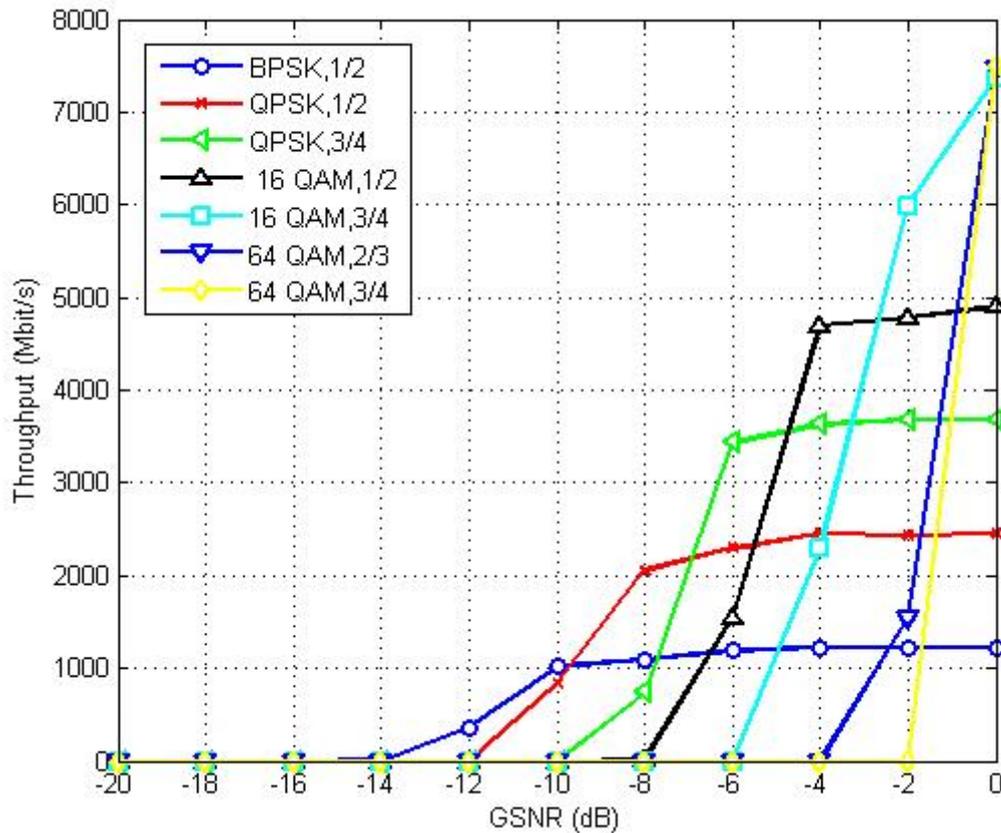


Figure IV.13. Débit vs GSNR du système CC-RLS-OFDM pour $\alpha=1,2$.

Nous remarquons que pour les valeurs basses du GSNR (inférieur à -8dB), une augmentation significative du débit de la AMC2 (QPSK, 1/2). Par contre, pour des valeurs un peu plus grandes du GSNR la AMC5 (16 QAM, 3/4) offre le meilleur débit. La technique AMC adapte la modulation et le rendement de codage automatiquement selon la variation des conditions de canal ce qui permet au système de passer d'un niveau à un autre d'une façon souple.

IV.4 Conclusion

Ce dernier chapitre à été consacré à l'étude des performances d'une nouvelle approche hybride nommée CC-RLS-OFDM pour la suppression du bruit alpha stable symétrique (SaS) et l'amélioration de la transmission OFDM, avec validation par simulation.

A la lumière des résultats et les améliorations apportées par les techniques discutées dans les deux chapitres précédents, nous avons proposé une nouvelle structure de combinaison entre les filtres adaptatifs RLS et la technique AMC dans un environnement multicanal à bruit impulsif. La solution proposée égalise le canal Rayleigh SaS par filtrage adaptatif RLS, à la sortie du filtre RLS nous estimons les paramètres de bruit impulsif par la méthode de quantiles et selon les estimations des sous-canaux OFDM obtenus nous choisissons le schéma de modulation et le taux de codage le plus convenable par la technique AMC.

Les résultats des simulations ont montré que la méthode de compensation de bruit proposé abouti à de meilleures performances. Elle apporte un gain significatif en termes de BER et débit utile par rapport aux méthodes traditionnelles quelque soit les conditions du milieu de propagation même dans le cas d'un bruit impulsif important.

**Conclusion Générale
et
Perspectives**

Conclusion Générale

Dans certains cas pratiques, le bruit impulsif est le processus de bruit dominant dans le spectre de transmission. Les techniques gaussiennes fonctionnent mal dans de tels environnements. Ceci est principalement dû au fait que les distributions de bruit impulsif sont lourdes.

Le travail présenté dans cette thèse porte sur l'amélioration des performances de la transmission OFDM dans un canal multi-trajets à bruits impulsifs alpha-stable symétriques. Ce travail a englobé deux parties : l'analyse du bruit impulsif et ses effets sur la transmission OFDM et la proposition de nouvelles techniques permettant de lutter contre ces effets.

Le premier chapitre a été consacré à l'étude du bruit impulsif. Nous avons commencé par le problème de la modélisation afin de choisir le modèle le plus approprié pour l'implémenter par la suite dans la simulation du système étudié. Nous avons discuté les différents modèles qui existent dans la littérature, commençant par le premier modèle défini par Middleton qui est basé sur les chaînes de Markov. Puis, le modèle Bernoulli-Gaussien a été présenté. Ensuite, nous avons enchaîné avec une présentation détaillée des distributions alpha-stable symétriques (AWS α SN). Dans la suite de notre travail, nous avons considéré dans la modélisation de la chaîne de transmission le processus AWS α SN tant que bruit impulsif.

Dans la seconde phase de l'étude, et dans le but d'améliorer la qualité de la transmission OFDM et d'atténuer les effets de bruit impulsif, nous avons présenté un schéma de modulation OFDM optimal qui permet de lutter contre le bruit S α S et d'améliorer les performances du système. Nous avons fournis une présentation sur le fonctionnement des différents blocs numériques composant la chaîne d'émission et de réception OFDM dont le code de convolution a été considéré avec une détection ML optimale à la réception selon les conditions de canal. La résistance du schéma proposé a été investiguée face à la variation de degré d'impulsivités. Les résultats obtenus par la simulation numérique ont bien confirmé le potentiel du schéma choisi dans l'amélioration de la transmission OFDM mais elles restent limitées par rapport au cas où le bruit est considéré comme Gaussien. Ces limitations, nous ont incitées à investiguer d'autres techniques plus robustes pour combattre ce type de bruit quelque soit sa puissance.

Toujours à propos des problèmes d'amélioration de performance, la troisième partie de notre rapport a traité d'une façon particulière la solution de suppression de bruit impulsif en considérant des filtres adaptatifs. Cette solution a été appliquée pour l'extraction de bruit impulsif du signal électrocardiogramme ECG. Nous avons présenté les fondements théoriques des filtres adaptatifs. Les performances de deux algorithmes à savoir Normalized Least Mean Square (NLMS) et Recursive least squares (RLS) ont été comparées en termes de MSE, où plusieurs modèles de bruits impulsifs

sont considérés. Les courbes du signal ECG filtré ont confirmé l'efficacité de ces filtres. De plus la comparaison des MSE nous a permis d'adopter l'algorithme RLS dans la suite de nos travaux.

Enfin, une nouvelle approche CC-RLS-OFDM a été proposée, qui part de la structure de la chaîne OFDM présentée dans le deuxième chapitre avec l'ajout d'un bloc de filtrage adaptatif RLS qui a pour but d'égaliser les sous-canaux OFDM et estimer à sa sortie les paramètres du bruit impulsif. Nous avons également tiré profit de la technique AMC qui consiste à modifier le schéma de modulation et le taux de codage de convolution d'une façon automatique selon les estimations obtenues.

Les performances de cette approche ont été évaluées en traitant différents scénarios de bruit $S\alpha S$. Premièrement, nous avons considéré le cas des milieux moyennement impulsifs, et par la suite le cas où le bruit est très impulsif. Les résultats de la simulation montrent l'efficacité de notre solution pour l'annulation du bruit et l'amélioration des performances du BER même dans le cas d'un fort bruit impulsif. La solution proposée égalise le canal $S\alpha S$ de Rayleigh par filtrage adaptatif RLS et élimine le bruit résiduel dans les sous-canaux OFDM par AMC.

Perspectives

Puisqu'une thèse de doctorat ouvre plus de problèmes qu'elle n'en résout, nous finissons notre rapport en présentant quelques perspectives. Comme tout autre travail de recherche, notre contribution ne prétend en aucun cas être exhaustive. Beaucoup de questions sont délibérément laissées sans réponse par manque de temps. Malgré leur importance, ces questions ne sont que brièvement ou pas du tout mentionnées dans le présent rapport, mais pourraient constituer des pistes de recherche. Nous citons ci-après des éclaircissements sur ces questions et certains points qui restent à approfondir et d'autres à étudier dans l'espoir qu'elles puissent être utiles à tout lecteur intéressé.

Les performances des différentes approches investiguées dans ce travail ont été analysées dans un canal de Rayleigh $S\alpha S$. Il pourrait être pratique d'étendre ces résultats en analysant les techniques utilisées dans un canal mixte.

Jusqu'à présent, nous n'avons considéré que le codage convolutionnel dans cette thèse. La littérature actuelle est riche en codes correcteurs d'erreurs. Cependant, la recherche sur le codage canal pour les canaux à bruit impulsif en est encore à sa phase initiale. En outre, il est important d'explorer ce terrain vierge.

Comme nous l'avons vu dans la deuxième partie de ce travail, jusqu'à présent il n'existe malheureusement dans la littérature aucune méthode de détection ML pour les décodeurs de Viterbi

qui prend en considération les cas où le bruit SaS est différent des cas Gaussien et Cauchy. Par ailleurs, il pourrait être intéressant de travailler sur ces décodeurs.

Les schémas que nous avons analysés dans cette thèse sont tous des systèmes à entrée et à sortie unique. Ces dernières années, les systèmes MIMO et MIMO massif ont suscité beaucoup d'attention. Cela est dû aux performances supplémentaires qu'ils offrent en termes de gain de diversité (robustesse contre les évanouissements) et de codage spatio-temporel. Dans la littérature, les systèmes MIMO sont traditionnellement analysés pour un bruit gaussien donc il serait intéressant d'étudier ces systèmes en tenant compte d'un bruit impulsif voir mixte

Références
Bibliographiques

- [1] J. Proakis and M. Salehi, *Digital Communications*, ser. McGraw-Hill higher education McGraw-Hill Education, 2007.
- [2] A. Goldsmith, *Wireless communications*. Cambridge university press, 2005.
- [3] M. Chitre, J. Potter, and S.-H. Ong, "Optimal and near-optimal signal detection in snapping shrimp dominated ambient noise," *Oceanic Engineering, IEEE Journal of*, vol. 31, no. 2, pp. 497–503, April 2006.
- [4] M. Chitre, J. Potter, and O. S. Heng, "Underwater acoustic channel characterisation for medium-range shallow water communications," in *OCEANS '04. MTTs/IEEE TECHNO-OCEAN '04*, vol. 1, Nov. 2004, pp. 40–45.
- [5] M. Zimmermann and K. Dostert, "Analysis and modeling of impulsive noise in broad-band powerline communications," *Electromagnetic Compatibility, IEEE Transactions on*, vol. 44, no. 1, pp. 249–258, Feb 2002.
- [6] T. Al-Naffouri, A. Quadeer, and G. Caire, "Impulsive noise estimation and cancellation in dsl using orthogonal clustering," in *Information Theory Proceedings (ISIT), 2011 IEEE International Symposium on*, 2011, pp. 2841–2845.
- [7] T.P. Pander, "A suppression of an impulsive noise in ECG signal processing," *The 26 th Annual International Conference of IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, San Francisco CA, USA Sep 2004.
- [8] C. L. Nikias and M. Shao, *Signal processing with Alpha-Stable Distributions and Applications*. New York: Chapman-Hall, 1996.
- [9] G. Caire, T. Al-Naffouri, and A. Narayanan, "Impulse noise cancellation in OFDM: an application of compressed sensing," in *Information Theory, 2008. ISIT 2008. IEEE International Symposium on*, July, pp. 1293–1297.
- [10] F. Abdelkefi, P. Duhamel, and F. Alberge, "Impulsive noise cancellation in multicarrier transmission," *Communications, IEEE Transactions on*, vol. 53, no. 1, pp. 94–106, Jan. 2005.
- [11] K. Al-Mawali, F. Al-Qahtani, and Z. Hussain, "Adaptive power loading for ofdm-based power line communications impaired by impulsive noise," in *Power Line Communications and Its Applications (ISPLC), 2010 IEEE International Symposium on*, 2010, pp. 178–182.
- [12] Ahmed Mahmood, "Digital Communications in Additive White Symetric Alpha-Stable noise," thèse en vue d'obtenir le diplôme docteur en Electrical and Computer Engineering, Singapore 2014.
- [13] Fatma Rouissi, "Optimisation de la couche PHY des systèmes de communication sur le réseau d'énergie en présence de bruit impulsif," thèse en vue d'obtenir le diplôme docteur en technologie de l'information et des communication, Lille 2008.
- [14] Fatma Abdelkefi, Perre Duhamel, Florence Alberge, "A necessary condition on the location of pilot tones for maximizing the correction capacity in OFDM systems," *Communications, IEEE Transactions on*, vol. 55, no. 2, pp. 356–366, Feb. 2007.

- [15] CHEMSA Ali," Modulation avec codage itératif pour un canal à bruits non-gaussiens ", thèse en vue d'obtenir du diplôme doctorat en science spécialité Génie Electrique option Automatique, Biskra 2016.
- [16] BENAÏSSA Amel," transmission MIMO large bande sur le réseau électrique", thèse en vue d'obtenir du diplôme doctorat en Télécommunication spécialité Systèmes et Réseaux de Télécommunications, Tlemcen 2019.
- [17] David Middleton, "An Introduction to Statistical Communication Theory,". Wiley-IEEE Press; 1 edition, May. 1996 .
- [18] S.P.Herath, N.H.Tran, and T.Le-Ngoc,"On optimal input distribution and capacity limit of Bernoulli-Gaussian impulsive noise channels ,"IEEE International Conference on Communications (ICC),2012, pp.3429–3433.
- [19] V.M.Zolotarev, "One-Dimensional Stable Distributions,"vol. 65, American Mathematical Society, June. 1986.
- [20] D. Middleton and I. for Telecommunication Sciences, Statistical-physical Models of Man-made and Natural Radio Noise, ser. OT report. U.S. Department of Commerce, Office of Telecommunications, 1974, no. pt. 2.
- [21] D. Middleton, "Non-Gaussian noise models in signal processing for telecommunications: new methods and results for class A and class B noise models,"Information Theory, IEEE Transactions on, vol. 45, no. 4, pp. 1129–1149, May 1999.
- [22] J. Lin, M. Nassar, and B. Evans, "Impulsive noise mitigation in powerline communications using sparse bayesian learning,"Selected Areas in Communications, IEEE Journal on, vol. 31, no. 7, pp. 1172–1183, 2013.
- [23] H. Ishikawa, M. Itami, and K. Itoh, "A study on adaptive modulation of ofdm under middleton's class-a impulsive noise model," inConsumer Electronics, 2007. ICCE 2007. Digest of Technical Papers. International Conference on, 2007, pp. 1–2.
- [24] V. Balakirsky and A. J. H. Vinck, "Limits on transmission rates over channels received from middleton's impulsive noise model," inInformation Theory, 2003. Proceedings. IEEE International Symposium on, 2003, pp. 265–265.
- [25] M. W. Legg, Non-Gaussian and non-homogeneous Poisson models of snapping shrimp noise. Curtin University of Technology., 2009.
- [26] M. W. Legg, Non-Gaussian and non-homogeneous Poisson models of snapping shrimp noise. Curtin University of Technology., 2009.
- [27] X. Li, J. Sun, S. Wang, L. Fan, and L. Chen, "Near-optimal detection with constant false alarm ratio in varying impulsive interference,"Signal Processing, IET, vol. 7, no. 9, pp. 824–832, 2013.

- [28] A. Swami, "Non-gaussian mixture models for detection and estimation in heavy-tailed noise," in *Acoustics, Speech, and Signal Processing, 2000. ICASSP '00. Proceedings.2000 IEEE International Conference on*, vol. 6, 2000, pp. 3802–3805 vol.6.
- [29] L. Fan, X. Li, X. Lei, W. Li, and F. Gao, "On distribution of sas noise and its application in performance analysis for linear rake receivers," *Communications Letters, IEEE*, vol. 16, no. 2, pp. 186–189, 2012.
- [30] G. Ndo, F. Labeau, and M. Kassouf, "A Markov-Middleton model forbursty impulsive noise: Modeling and receiver design," *IEEE Transactionson Power Delivery*, vol. 28, no. 4, pp. 2317–2325, Oct. 2013.
- [31] Szymon Peszat, Jerzy Zabczyk "Stochastic Heat and Wave Equations Driven by an Impulsive Noise", Octobre 2015.
- [32] M. Shao and C.L. Nikias., "Signal processing with fractional lower ordermoments: stable processes and their applications,"*Proceedings of the IEEE*, vol. 81, pp. 986 - 1010, 1993.
- [33] L. A. Berry,"Understanding Middletons canonical formula for class A noise ," *IEEE Transactions on Electromagnetic Compatibility*, vol. 23, Issue: 4, pp.337–344, Nov. 1981.
- [34] G. Ndo, F. Labeau, and M. Kassouf," A Markov-Middleton model forbursty impulsive noise: Modeling and receiver design," *IEEE Transactionson Power Delivery*, vol.28, Issue: 4, pp.2317–2325, Oct. 2013.
- [35] Lucian TRIFINA, Daniela TARNICERIU, and Mihaela ANDREI," Correction Impulse Method for Turbo Decoding over Middleton Class-A Impulsive Noise," *Advances in Electrical and Computer Engineering*,vol. 16, pp. 71–76, 2016.
- [36] Mihaela Andrei , Lucian Trifina and Daniela Tarniceriu," Capacity of Middleton Class-A Impulsive Noise Channel with Binary Input," *Applied Mathematics and Information Sciences*,vol. 9, pp.1291–1298, 2015.
- [37] M. Andrei, L. Trifina, and D. Tarniceriu," Performance Analysis of Turbo-Coded Decode-and-Forward Relay Channels with Middleton Class-A Impulsive Noise," *Advances in Electrical and Computer Engineering*, vol. 14, pp.35–42, 2014.
- [38] M. Ghosh," Analysis of the effect of impulse noise on multicarrier andsingle carrier QAM systems," *IEEE Transactions on Communications*,vol.44, pp.145–147, 1996.
- [39] Alina Mirza, Sumrin M. Kabir and Shahzad A. Sheikh, "Reduction of Impulsive Noise in OFDM System Using Adaptive Algorithm ," *Engineering and TechnologyInternational Journal of Computer, Electrical, Automation Control and Information Engineering*,vol. 9, pp.1434–1438, 2015.
- [40] Stuck, B.W.; Kleiner, B. A Statistical Analysis of Telephone Noise, *Bell System Technical Journal*, 53: 7. September 1974 pp 1263-1320.
- [41] Min Shao , Chrysostomos L. Nikias, *Signal Processing with Alpha-stable Distributions and Applications*, New York:John Wiley and Sons Ltd,pp, 235 Oct 1995.

- [42] Vladimir V. Uchaikin Vladimir M. Zolotarev, CHANCE and STABILITY Stable Distributions and their Applications, VSP 1999.
- [43] Christoph, G. and W. Wolf (1992). Convergence Theorems with a Stable Limit Law. Berlin: Akademie Verlag.
- [44] Samorodnitsky, G. and M. Taqqu (1994b). Stable Non-Gaussian Random Processes. New York: Chapman and Hall.
- [45] Janicki, A. and A. Weron (1994). Simulation and Chaotic Behavior of α -Stable Stochastic Processes. New York: Marcel Dekker.
- [46] Nikias, C. L. and M. Shao (1995). Signal Processing with Alpha-Stable Distributions and Applications. New York: Wiley.
- [47] Embrechts, P., C. Klüppelberg, and T. Mikosch (1997). Modelling Extreme Events for Insurance and Finance. Berlin: Springer-Verlag.
- [48] Adler, R. J., R. Feldman, and M. Taqqu (1998). A Practical Guide to Heavy Tailed Data. Boston: Birkhäuser.
- [49] Reiss, R.-D. and M. Thomas (2001). Statistical Analysis of Extreme Values (2 ed.). Basel: Birkhäuser.
- [50] Nolan, J. P. (2018b). Stable Distributions - Models for Heavy Tailed Data. Boston: Birkhäuser. Unfinished manuscript, Chapter 1 online at academic2.american.edu/~jpnolan.
- [51] Gonzalez, J. (1997). Robust Techniques for Wireless Communications in NonGaussian Environments. PhD Electrical Engin., University of Delaware, USA.
- [52] J. Gonzalez, J. Paredes, and G. Arce, "Zero-order statistics: A mathematical framework for the processing and characterization of very impulsive signals," Signal Processing, IEEE Transactions on, vol. 54, no. 10, pp. 3839–3851, Oct. 2006.
- [53] Mark Veillette., Alpha-Stable distributions in MATLAB, Available at : <http://math.bu.edu/people/mveillet/html/alphastablepub.html>
- [54] J. P. Nolan (1997) "Numerical Calculation of Stable Densities and Distribution Functions" Commun. Statist. - Stochastic Modles, 13(4), 759-774.
- [55] H. Schulze and C. Lueders, Theory and Applications of OFDM and CDMA: Wideband Wireless Communications. Wiley, 2005.
- [56] M. Debbah, "Introduction aux principes de l'OFDM (orthogonal frequency division multiplexing)." www.supelec.fr/d2ri/flexibleradio/cours/cours-ofdm-french.pdf.
- [57] Y. G. Li and G. Stuber, "Orthogonal Frequency Division Multiplexing for Wireless Communications." Springer, Science + Business Media, Inc, 2006.
- [58] A. Goldsmith, "Wireless Communications." Cambridge University Press, 2005.
- [59] P. Elias, « Coding for Noisy Channels », IRE conv. Rec., vol. 3, pt. 4, pp. 37-46, 1955.
- [60] Claude Berrou, Codes et turbocodes , chapitre 5 Les codes convolutifs et leur décodage pp.165-196.

- [61] Heyem Hamlili, Samir Kameche and Abdelhafid Abdelmalek., " Convolutional Code Performance for OFDM System in an Alpha-Stable Noise Environment ", International Conference on Communications and Electrical Engineering ICCEE'2018, 17-18 December 2018, El Oued, Algeria.
- [62] Fernando H. Gregorio, 802.11A - OFDM PHY CODING AND INTERLEAVING, Helsinki University of Technology.
- [63] Francis Cottet, TRAITEMENT DU SIGNAL SCIENCES SUP Série Aide-mémoire chapitre 4 : Modulation des signaux, pp .57-90.
- [64] Francis Cottet, Traitement des signaux et acquisition de données, chapitre 5 : La modulation , pp 85-117.
- [65] ANDREW J. VITERBI, Error Bounds for Convolutional Codes and an Asymptotically Optimum Decoding Algorithm, IEEE TRANSACTIONS ON INFORMATION THEORY, VOL. IT-13, No.2, APRIL 1967.
- [66] G. D. Forney, « The Viterbi algorithm », Proceedings of the IEEE, vol. 61, n°3, pp. 268-278, March 1973.
- [67] J. Hagenauer and P. Hoeher, « A Viterbi algorithm with soft-decision outputs and its applications », IEEE Global Communications Conference, Globecom'89, Dallas, Texas, Nov. 1989, pp. 1680-1686.
- [68] Tarik Shehata Saleh, Ian Marsland, and Mohamed El-Tanany, SIMPLIFIED LLR-BASED VITERBI DECODER FOR CONVOLUTIONAL CODES IN SYMMETRIC ALPHA-STABLE NOISE, 25th IEEE Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering (CCECE), 2012.
- [69] Mohammad Shafieipour, Heng-Siong Lim, and Teong-Chee Chuah, Decoding of Turbo Codes in Symmetric Alpha-Stable Noise, International Scholarly Research Network ISRN Signal Processing Volume 2011, Article ID 683972.
- [70] M. Chitre, J. Potter, and S. Ong, "Viterbi decoding of convolutional codes in symmetric α -stable noise," IEEE Transactions on Communications, vol. 55, no. 12, pp. 2230–2233, Dec. 2007.
- [71] T. S. Shehata, I. Marsland, and M. El-Tanany, "Near optimal viterbi decoders for convolutional codes in symmetric alphastable noise." in VTC Fall'10, 2010, pp. 1–5.
- [72] G. Tsihrintzis and C. Nikias, "Performance of optimum and suboptimum receivers in the presence of impulsive noise modeled as an alpha-stable process," IEEE Transactions on Communications, vol. 43, no. 234, pp. 904-914, Feb/M ar/A pr 1995.
- [73] A. Li, Y. Wang, W. Xu, and Z. Zhou, "Receiver design of MIMO systems in a mixture of Gaussian noise and impulsive noise," in IEEE 60th Vehicular Technology Conference, vol. 2, Sept. 2004, pp. 1493-1497.

- [74] Oscar Hernandez and Edgar Olvera, "Noise Cancellation on ECG and Heart Rate Signals Using the Undecimated Wavelet Transform" International Conference on eHealth, Telemedicine, and Social Medicine, IEEE, 2009, pp.145–150.
- [75] Reza Sameni, Mohammad B. Shamsollahi, Christian Jutten and Gari D. Clifford, "A Nonlinear Bayesian Filtering Framework for ECG Denoising," IEEE Transactions on Biomedical Engineering, vol.54, pp.2172–2185, 2007.
- [76] Syed Ateequr Rehman, and R Ranjith Kumar, "Performance Comparison of Adaptive Filter Algorithms for ECG Signal Enhancement," International Journal of Advanced Research in Computer and Communication Engineering, vol. 1, pp.86–90, 2012.
- [77] Sarthak Panda, and M.N. Mohanty, "Impulsive Noise Cancellation from Cardiac Signal using Modified WLMS Algorithm based Adaptive Filter," International Journal of circuits Systems and Signal Processing, vol. 11, pp.223–229, 2017.
- [78] Chinmay Chandrakar, and M.K. Kowar, "Denoise ECG Signal Using Adaptive Filter Algorithm," International Journal of Soft Computing and Engineering IJSCE, vol.3, Issue 7, pp.437–440, 2014.
- [79] Alina Mirza, S.Mehak Kabir, Sara Ayub and Shahzad Amin sheikh, "Impulsive Noise Cancellation of ECG signal based on SSRLS," International Conference on Soft Computing and Software Engineering (SCSE), Procedia Computer Science, 2015, pp.196–202.
- [80] Obraska P., Perlemuter L., Quevauvilliers J Médecine, appareille cardiovasculaire » Edition Masson Tome II 1968.
- [81] M. E. DeBakey & al. Le coeur en action: Institut d'édition Sanofi~Synthelabo, 1997.
- [82] Michel Fischbach Guide pratique du cardiaque, prévention et suivi. Ed. FrisonRoche, 2002.
- [83] C. BROHET « Electrocardiogramme 12 dérivations » Edition Masson Paris 1998.
- [84] Behrouz Farhang-Boroujeny, "Adaptive Filters Theory and Applications," Wiley; 2 edition, June. 2013.
- [85] Kuo, S. and Chen, C., Implementation of adaptive filters with the TMS320C25 or the TMS320C30, in Digital Signal Processing Applications with the TMS320 Family, Papamichalis, P., Ed., Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1991, 191–271.
- [86] Analog Devices, Adaptive Filters, in ADSP-21000 Family Application Handbook, vol. 1, Analog Devices, 1994, 157–203.
- [87] El-Sharkawy, M., Designing adaptive FIR filters and implementing them on the DSP56002 processor, in Digital Signal Processing Applications with Motorola's DSP56002 Processor, Prentice-Hall, Upper Saddle River, NJ, 1996, 319–342.
- [88] Borth, D.E., Gerson, I.A., Haug, J.R., and Thompson, C.D., A flexible adaptive FIR filter VLSI IC, IEEE J. Sel. Areas Commun., 6(3), 494–503, April 1988.

- [89] Proakis, J.G. and Salehi, M., Communication Systems Engineering, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1994.
- [90] Lucky, R.W., Techniques for adaptive equalization of digital communication systems, Bell Sys. Tech. J., 45, 255–286, Feb. 1966.
- [91] Widrow, B., Glover, J.R., Jr., McCool, J.M., Kaunitz, J., Williams, C.S., Hearn, R.H., Zeidler, J.R., Dong, E., Jr., and Goodlin, R.C., Adaptive noise cancelling: principles and applications, Proc. IEEE, 63(12), 1692–1716, Dec. 1975.
- [92] Behrouz Farhang-Boroujeny, ADAPTIVE FILTERS THEORY AND APPLICATIONS, Second Edition, A John Wiley & Sons, Ltd., Publication.
- [93] Widrow, B. and Hoff, M.E. Jr. (1960) Adaptive switching circuits. IRE WESCON Conv. Rec., pt. 4 96–104.
- [94] Goodwin, G.C. and Sin, K.S. (1984) Adaptive Filtering, Prediction and Control, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ.
- [95] Yang, P., Guan, Y. L., Liu, X. B., and Wang, W. W., “Detection of Single Carrier Transmission in Frequency Selective Fading Channels with Symmetric Alpha-Stable Noise”, Proceedings of IEEE Military Communications Conference, pp. 1114-1119, October, 2015.
- [96] Chinmay Chandrakar, and M.K. Kowar, “Denoise ECG Signal Using Adaptive Filter Algorithm,” International Journal of Soft Computing and Engineering IJSCE, vol.3, Issue 7, pp.437–440, 2014.
- [97] Heyem Hamlili, Samir Kameche and Abdelhafid Abdelmalek., " A Survey on Impulsive Noise Models Removal Techniques Based on Adaptive Filter in ECG Signal ", Conference on Electronics, Control, Optimization and Computer Science ICECOCS'2018; 5-6 December 2018, Kenitra, Morocco.
- [98] Jean-François Bousquet., et al., "Antenna Array Designs for OFDM WLAN Indoor Transmission," Wireless Pers Commun, vol. 56, pp. 779–789, 2011.
- [99] Hwang, T., et al., "OFDM and its Wireless Applications: A Survey," IEEE Transactions on Vehicular Technology, vol. 58, pp. 1673-1694, 2009.
- [100] Changyoung An and Heung-Gyoon Ryu., "Design and Performance Comparison of W-OFDM Under the Nonlinear HPA Environment," Wireless Pers Commun, published online: 22 August 2017.
- [101] G. Berardinelli., et al., "Generalized DFT-Spread-OFDM as 5G Waveform," IEEE Communications Magazine, vol. 54, pp. 99 - 105, 2016.
- [102] C. An, B. Kim., et al., "Design and evaluation of spectrum efficient WR-OFDM system for 5G and B5G mobile system," IEEE International Conference on Microwaves, Antennas, Communications and Electronic Systems COMCAS, pp. 1-5, 2017.
- [103] X. Zhang., et al., "Filtered-OFDM Enabler for Flexible Waveform in The 5th Generation Cellular Networks," IEEE Globecom, San Diego, CA, 2015.

- [104] Heyem Hamlili, Samir Kameche and Abdelhafid Abdelmalek., "S α S Noise Suppression For OFDM Wireless Communication in Rayleigh Channel," International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE), Vol. 10, No. 2, pp. 1999~2006, April 2020.
- [105] Xueyn Wang, Kuli Li, Pengyu Gao and Suxia Meng, "Research on parameter estimation methods for alpha stable noise in a laser gyroscoptes random error, " NCBI, Sensors(Basel) 2015 Aug.
- [106] J. Huston McCulloch, "Simple consistent estimators of stable distribution parameters" Published online: 27 Jun 2007 <http://www.tandfonline.com/loi/lssp20>.

Productions scientifiques

Les travaux présentés dans cette thèse ont fait l'objet de la production scientifique suivante:

- **Publication internationale**

- Heyem HAMLILI, Samir KAMEECHE, Abdelhafid ABDELMALEK, “S α S Noise Suppression For OFDM Wireless Communication in Rayleigh Channel”, International Journal of Electrical and Computer Engineering, Vol 10, April 2020, pp 1999-2006, ISSN : 2003-2010.

- **Communications internationales**

- Heyem Hamlili, Samir Kameche, Abdelhafid Abdelmalek., “A Survey on Impulsive Noise Models Removal Techniques Based on Adaptive Filter in ECG Signal”, Conference on Electronics, Control, Optimization and Computer Science ICECOCS'2018; 5-6 December 2018, Kenitra, Morocco.
- Heyem Hamlili, Samir Kameche, Abdelhafid Abdelmalek., “Convolutional Code Performance for OFDM System in an Alpha-Stable Noise Environment”, International Conference on Communications and Electrical Engineering ICCEE'2018, 17-18 December 2018, El Oued, Algeria.

- **Communications nationales**

- Heyem Hamlili, Samir Kameche, Abdelhafid Abdelmalek., “Comparaison de BER entre le code convolutif et LDPC pour les systèmes OFDM dans un environnement à bruit S α S”, Journée sur les Systèmes et Technologies de l'Information et de la Communication JSTIC'2018, 25 jun 2018, Tlemcen, Algérie.
- Heyem Hamlili, Samir Kameche, Abdelhafid Abdelmalek., “Hybrid impulsive noise cancelling in OFDM system”, Journée sur les Systèmes et Technologies de l'Information et de la Communication JSTIC'2019, 26 jun 2019, Tlemcen, Algérie.

Résumé

En théorie des communications, l'hypothèse d'un bruit à distribution gaussienne a permis de simplifier considérablement la conception des systèmes de communication. Cependant, le modèle gaussien devient inapproprié pour les systèmes de communications où l'environnement de bruit est de nature impulsive. C'est le cas, par exemple, des communications hautes fréquences, des communications sous-marines et des communications large bande par courant porteur (PLC). Les distributions α -stables symétriques, qui sont une variante des distributions non gaussiennes à variance infinie, permettent de modéliser mieux les bruits impulsifs. Cette hypothèse est justifiée par le biais du théorème de la limite centrale généralisé. Ce travail de thèse s'inscrit dans ce contexte et a pour objectif le développement de nouvelles techniques de modulation, de codage et de détection dans le contexte des systèmes de communications basés sur l'OFDM, où le bruit sera modélisé par des distributions α -stables symétriques (AWS α SN). Dans ce cadre, nous avons investigué plusieurs techniques permettant de surmonter les contraintes sévères d'un canal AWS α SN et d'améliorer ainsi la qualité de la transmission. Ces techniques sont basées notamment sur le codage convolutionnel à décodage de Viterbi sous-optimal, le filtrage adaptatif et la technique AMC appliquée aux sous-canaux OFDM.

Les performances de ces approches ont été évaluées en traitant différents scénarios de bruit SaS. Premièrement, nous avons considéré le cas des milieux moyennement impulsifs, et par la suite le cas où le bruit est très impulsif. Le schéma proposé est appliqué au système OFDM dans un canal d'évanouissement de Rayleigh. Les transmissions sont analysées selon différentes combinaisons de schémas de modulation numérique (BPSK, QPSK, 16-QAM, 64-QAM) et de taux de code convolutionnels (1/2, 2/3, 3/4). Les résultats de la simulation montrent l'efficacité de nos solutions, en particulier la technique hybride, pour l'annulation du bruit et l'amélioration des performances du BER même dans le cas d'un fort bruit impulsif.

Mot clés : OFDM, Bruit impulsif, distribution α -stable, Codage de convolution, Décodage de Viterbi, Modulation, Détection, Filtrage adaptatif, AMC, BER, Débit binaire, MSE.

Abstract

In communications theory, the assumption of Gaussian distribution noise has greatly simplified the design of communication systems. However, the Gaussian model becomes inappropriate for communications systems where the noise environment is impulsive in nature. This is the case, for example, of high frequency communications, underwater communications and LPC broadband communications. Symmetrical α -stable distributions, which are a variant of non-Gaussian distributions with infinite variance, allow better modeling of impulsive noise. This assumption is justified by the generalized central limit theorem. This thesis fits into this context and aims to develop new modulation, coding and detection techniques in the OFDM communications systems, where noise will be modeled by symmetric α -stable distributions (AWS α SN). In this setting, we investigated several techniques to overcome the severe constraints of an AWS α SN channel and thus improve the quality of the transmission. These techniques are based in particular on convolutional coding, sub-optimal Viterbi decoding, adaptive filtering and the AMC technique applied to OFDM subchannels.

The performances of these approaches have been evaluated by treating different SaS noise scenarios. First, we considered the case of medium-impulsive environment, and subsequently the case where the noise is very impulsive. The proposed scheme is applied to the OFDM system in a Rayleigh fading channel. Transmissions are analyzed using different combinations of digital modulation schemes (BPSK, QPSK, 16-QAM, 64-QAM) and convolutional code rates (1/2, 2/3, 3/4). The simulation results show the effectiveness of our solutions, in particular the hybrid technique, for canceling noise and improving BER performance even in the case of strong impulsive noise.

Keywords: OFDM, Impulsive noise, α -stable distribution, Convolutional coding, Viterbi decoding, Modulation, Detection, Adaptive filtering, AMC, BER, Bit rate, MSE.