

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



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

Mémoire de fin d'étude
Pour l'obtention du diplôme de Master Académique

Domaine: **Sciences et Technologie**
Filière: **Télécommunications**
Spécialité: **Systèmes des Télécommunications**

Etude et simulation des algorithmes adaptatifs pour
l'égalisation des canaux dans les systèmes de
communications numériques

Présenté par:

HADROUG Abla
HAMLAOUI Halima

Sous la direction de:

Dr. SAIDANI Samir

Juin 2025

Remerciement

Nous tenons, avant tout, à remercier ALLAH le tout puissant de nous avoir donné la volonté, la santé et la patience et de nous avoir aidé à surmonter toutes les dures épreuves et les moments difficiles pour aboutir à ce travail.

Nous remercions également, du fond du cœur, ma chère mère et mon cher père, pour leur amour, leurs sacrifices et leur soutien indéfectible. Leur présence constante a toujours été une source de motivation et de réconfort.

Nous adressons toute notre reconnaissance et nos plus vifs remerciements à notre encadreur, Monsieur Saidani Samir, maître de conférences à l'université de Guelma, pour nous avoir dirigés pendant cette année. C'était un honneur de travailler avec une précieuse assistance, disponibilité et soutien durant toute la période du déroulement de ce projet. Nous espérons avoir encore l'occasion de travailler avec lui dans le futur. Qu'il trouve ici l'expression de notre sincère gratitude.

Nous remercions très vivement les membres du jury Pr. Boualleg Ahcene et Pr. Chaabane Abdehalim pour l'honneur et l'intérêt qu'ils nous ont accordé en acceptant d'examiner et d'évaluer ce mémoire.

En fin, nous remercions tous ceux de près ou de loin qu'ont contribué à la réalisation de ce travail. Trouvent ici ma sincère reconnaissance.

Dédicace

Ce mémoire est l'aboutissement d'un parcours marqué par l'effort, la persévérance... et surtout par le soutien précieux de personnes chères à mon cœur. Qu'elles trouvent ici l'expression de ma profonde gratitude.

Je dédie ce travail à ma douce maman * **Aïda***,

Toi qui m'as offert tant d'amour, de patience et de prières silencieuses. Ta tendresse et ta force m'ont guidée à chaque pas.

À mon cher père ***Rabeh***,

Merci pour ton soutien indéfectible, tes encouragements et ta confiance en moi. Ton calme et ta sagesse m'ont toujours inspirée.

À ma fidèle amie « **Sondous** »,

Une amie qui est devenue une sœur. Merci d'avoir été là, sincèrement, dans les moments de doute comme dans les moments de joie.

À mes chers amis « **Tawba** » et « **Soumeya** »,

Votre bienveillance, vos sourires et vos mots d'encouragement ont allégé bien des journées difficiles. Merci du fond du cœur.

À toute ma famille,

Merci pour votre amour, vos encouragements et votre présence à mes côtés. Vous avez toujours cru en moi et m'avez porté dans les moments de fatigue et de doute.

Et enfin, À mon cher binôme * **Abla***,

Merci pour ton engagement, ta patience et ta collaboration tout au long de ce chemin partagé.

Je vous aime beaucoup

Halima

إهداء

أشكر الله العليّ القدير الذي أنعم عليّ بنعمة العقل والدين. قال تعالى في محكم كتابه:

﴿نَرْفَعُ دَرَجَاتٍ مَّن نَّشَاءُ ۚ وَفَوْقَ كُلِّ ذِي عِلْمٍ عَلِيمٌ﴾ سورة يوسف آية 76

وقال رسول الله صلى الله عليه وسلم:

""من صنع إليكم معروفاً فكافنوه، فإن لم تجدوا ما تكافنونه فادعوا له حتى تروا أنكم قد كافأتموه""

في اللحظة الأكثر فخراً أهدي هذا التخرج لمن علمني أن العطاء بدون انتظار ولمن أحمل اسمه بكل فخر، إلى من كلله الله بالصيبة والوقار، إلى من كافح من أجلي إلى المصباح الذي أثار دربي، طاب بك العمر ياسيد الرجال وطبت لي عمرا، أرجو من الله أن يمد في عمرك لتري ثماراً قد حان قطفها "والدي الغالي السبتي" وإلى الإحساس بالحب والحنان والإخلاص، وإلى التي كان دعائها سر نجاحي "أمي الغالية زينة"

إلى ملاكي الصغير "معتز بالله"

إلى خلعي الثابت الذي لا يميل، إلى من رزقت بهم سنداً وملاذي الأول والأخير إخوتي "حمزة، عبد العزيز، معمر" إلى نصفي الثاني "خالد" ولأنك الذين تمتعوا بالأخوة وتميزوا بالولاء والعطاء ولمن رافقتهم في دروب الحياة السعيدة والحزينة، ولمن كان معي في طريق النجاح والخير "نبيلة، يسرى، مروة" إلى زميلتي أحلام، رفيقة الدرب العلمي،

شكروا لك على التزامك وتعاونك طوال فترة انجاز هذا المشروع

"وَأَخِرْ دَعْوَاهُمْ أَنِ الْحَمْدُ لِلَّهِ رَبِّ الْعَالَمِينَ"

Abla

Résumé

Ce mémoire traite des techniques d'égalisation des canaux dans les systèmes de communication numérique, affectés par des perturbations telles que les interférences inter-symboles et le bruit. Les méthodes linéaires (LE), non linéaires (DFE, MLP) ont été comparées à travers des simulations. Nous avons particulièrement mis l'accent sur l'étude de trois algorithmes largement utilisés : LMS, RLS et la rétro-propagation (BP). Les résultats ont montré la supériorité de RLS sur LMS en termes de rapidité de convergence et de précision, ainsi que celle de BP sur RLS dans les environnements non linéaires, bien que cela entraîne une complexité accrue. Ce travail souligne l'importance de choisir la technique d'égalisation en fonction des caractéristiques du canal et ouvre des perspectives vers des solutions hybrides et intelligentes.

Mots-clés : Egalisation de canal, interférence inter-symbole, LMS, RLS, BP réseaux de neurones, systèmes numériques.

This work explores channel equalization techniques in digital communication systems affected by impairments such as inter-symbol interference and noise. It compares linear (LE), nonlinear (DFE, MLP), highlighting their respective performances through simulation results. We focused specifically on three commonly used algorithms: LMS, RLS, and back-propagation (BP). The results showed that RLS outperforms LMS in terms of convergence speed and accuracy, while BP performs better than RLS in nonlinear environments, albeit with increased computational complexity. This work emphasizes the importance of selecting appropriate equalization techniques based on channel characteristics and points to promising future directions involving hybrid and intelligent solutions.

Keywords: channel equalization, inter-symbol interference, LMS, RLS, BP neural networks, digital systems.

يتناول هذا البحث تقنيات معادلة القنوات في أنظمة الاتصالات الرقمية، والتي تتأثر بتشوهات مثل التداخل بين الرموز والضوضاء. تمت مقارنة الطرق الخطية (LE)، والطرق الغير الخطية (DFE, MLP)، مع تقييم أدائها من خلال محاكاة رقمية. ركزنا بشكل خاص على دراسة ثلاث خوارزميات شائعة في هذا المجال، وهي LMS و RLS و الانتشار العكسي BP. أظهرت النتائج أن RLS و LMS في الأداء أفضل من BP في بيئات غير الخطية. أظهرت تفوق BP و RLS في بيئات غير الخطية. على حساب زيادة التعقيد الحسابي. ويؤكد هذا العمل على أهمية استخدام خوارزميات غير الخطية في المستقبل.

الكلمات المفتاحية: معادلة القناة، التداخل بين الرموز، LMS و RLS و BP، الكلمات المفتاحية: معادلة القناة، التداخل بين الرموز، LMS و RLS و BP.

Table des matières

Remerciement	I
Dédicace	II
إهداء	III
Résumé	V
Abstract	VI
□ □□□ □□□□	VII
Liste des figures	XI
Liste des tableaux	XII
Liste des abréviations	XIII
INTRODUCTION GENERALE	1

Chapitre 1

INTRODUCTION AUX SYSTEMES DE COMMUNICATIONS NUMERIQUES

1.1 Introduction	4
1.2 Chaîne de Transmission Numérique	5
1.2.1 Source	5
1.2.2 Codeur et décodeur	6
1.2.3 Modulateur et démodulateur	6
1.2.4 Canal	7
1.3 Canaux de Transmission	7
1.3.1 Canal à bruit additif	7
1.3.2 Canal à filtre linéaire	8
1.3.3 Canal à filtre non linéaire	9
1.3.4 Capacité d'un canal de transmission	10
1.3.5 Taux d'erreur binaire (BER)	10
1.4 Perturbations apportées par les canaux de transmission	12
1.4.1 Affaiblissement	12
1.4.2 Trajets multiples	12
1.4.3 Interférences inter-symboles (ISI)	13
1.5 Filtrage numériques	16
1.5.1 Filtre à réponse impulsionnelle finie (RIF)	16
1.5.2 Filtre à réponse impulsionnelle Infinie (RII)	16
1.6 Conclusion	17

Chapitre 2

L'EGALISATION DES CANAUX

2.1 Introduction	20
2.2 Principe de l'égalisation	21
2.3 Technique d'égalisation	22
2.3.1 L'égalisation linéaire	23
2.3.2 L'égalisation non-linéaire	25
2.3.2.1 L'égaliseur à retour de décision (DFE)	26
2.3.3 Utilisation de réseaux de neurones pour l'égalisation des canaux	28
2.3.3.1 Le neurone artificiel	28
2.3.3.2 Le perceptron multicouche (MLP)	29
2.4 Conclusion	30

Chapitre 3

ALGORITHMES ADAPTATIFS POUR L'EGALISATION DES CANAUX

3.1 Introduction	33
3.2 Les algorithmes classiques	34
3.2.1 L'algorithme LMS (Least Mean Squares)	34
3.2.1.1 Principe de fonctionnement	34
3.2.1.2 Condition de convergence	36
3.2.1.3 Complexité de l'algorithme LMS	37
3.2.1.4 Avantages de l'algorithme LMS	38
3.2.1.5 Inconvénients de l'algorithme LMS	39
3.2.2 L'algorithme RLS (Recursive Least Square)	41
3.2.2.1 Principe et domaines d'application	41
3.2.2.2 Avantages de l'algorithme RLS	42
3.2.2.3 Inconvénients de l'algorithme RLS	43
3.2.3 Comparaison entre les deux algorithmes (RLS et LMS)	44
3.3 La Rétro-Propagation du gradient	45
3.3.1 Principe de fonctionnement	45
3.3.2 Fonction de coût utilisée	46
3.3.3 Etapes de l'algorithme de rétro-propagation	47
3.3.4 Avantages de la Rétro-Propagation	48
3.3.5 Inconvénients de la Rétro-Propagation	48
3.3.6 Comparaison avec d'autres méthodes d'optimisation locale	48
3.4 Conclusion	49

Chapitre 4

RESULTATS DE SIMULATIONS ET ANALYSE DES PERFORMANCES

4.1 Introduction	52
4.2 Canal linéaire	52
4.3 Canal non linéaire	54
4.4 Les performances des égaliseurs	55
4.4.1 Les performances en termes de courbes de convergence	55
4.4.2 Les performances en termes de courbes de taux d'erreur binaire (BER)	57
4.4.3 Les performances en termes des courbes de diagramme de l'œil	59
4.5 Conclusion	62
CONCLUSION GENERALE	64
BIBLIOGRAPHIE	67

LISTE DES FIGURES

Chapitre 1

Fig.1.1	Chaîne de transmission numérique -----	5
Fig.1.2	Canal à bruit additif-----	7
Fig.1.3	Canal à Filtre Linéaire -----	8
Fig.1.4	Modèle simplifié du canal no linéaire-----	9
Fig.1.5	BER en fonction de SNR pour différentes types de Modulations-----	11
Fig.1.6	Étalement d'un signal numérique après transmission -----	14
Fig.1.7	Diagramme de l'œil -----	14
Fig.1.8	Diagramme de l'œil pour une transmission binaire (a) sans ISI, (b) avec ISI-----	15
Fig.1.9	caractéristique du diagramme de l'œil -----	15

Chapitre 2

Fig.2.1	Chaîne de transmission en présence d'égalisation. -----	20
Fig.2.2	Compensation de la distorsion par un filtre adaptatif. -----	21
Fig.2.3	Egaliseur linéaire-----	23
Fig.2.4	Structure de l'égaliseur linéaire (LE) -----	24
Fig.2.5	Egaliseur à retour de décision (DFE) -----	27
Fig.2.6	Structure de l'égaliseur à retour de décision (DFE).-----	27
Fig.2.7	Modèle du neurone formel -----	29
Figure 2.8	Représentation simplifiée d'un réseau de neurones MLP.-----	30

Chapitre 4

Fig.4.1	Les caractéristiques du canal-----	53
Fig.4.2	Les effets de distorsion du canal -----	53
Fig.4.3	Canal non-linéaire -----	54
Fig.4.4	Courbes de convergence de l'EQM des égaliseurs LE-LMS et DFE-LMS -----	55
Fig.4.5	Courbes de convergence de l'EQM des égaliseurs LE-LMS et LE-RLS -----	56
Fig.4.6	Courbes de convergence de l'EQM des égaliseurs MLP et DFE-MLP -----	56
Fig.4.7	Fonction tangente hyperbolique-----	57
Fig.4.8	Courbes BER des égaliseurs LE-LMS et DFE-LMS-----	57
Fig.4.9	Courbes BER des égaliseurs LE-LMS et LE-RLS-----	58
Fig.4.10	Courbes BER des égaliseurs MLP et DFE-MLP (Canal non-linéaire) -----	58
Fig.4.11	Diagramme de l'œil du signal BPSK-----	59
Fig.4.12	Diagramme de l'œil du signal en sortie de l'égaliseur (Canal linéaire)-----	60
Fig.4.13	Diagramme de l'œil du signal en sortie de l'égaliseur LMS6-----	60
Fig.4.14	Diagramme de l'œil du signal en sortie de l'égaliseur LE-RLS6-----	61
Fig.4.15	Diagramme de l'œil du signal en sortie de l'égaliseur -----	61

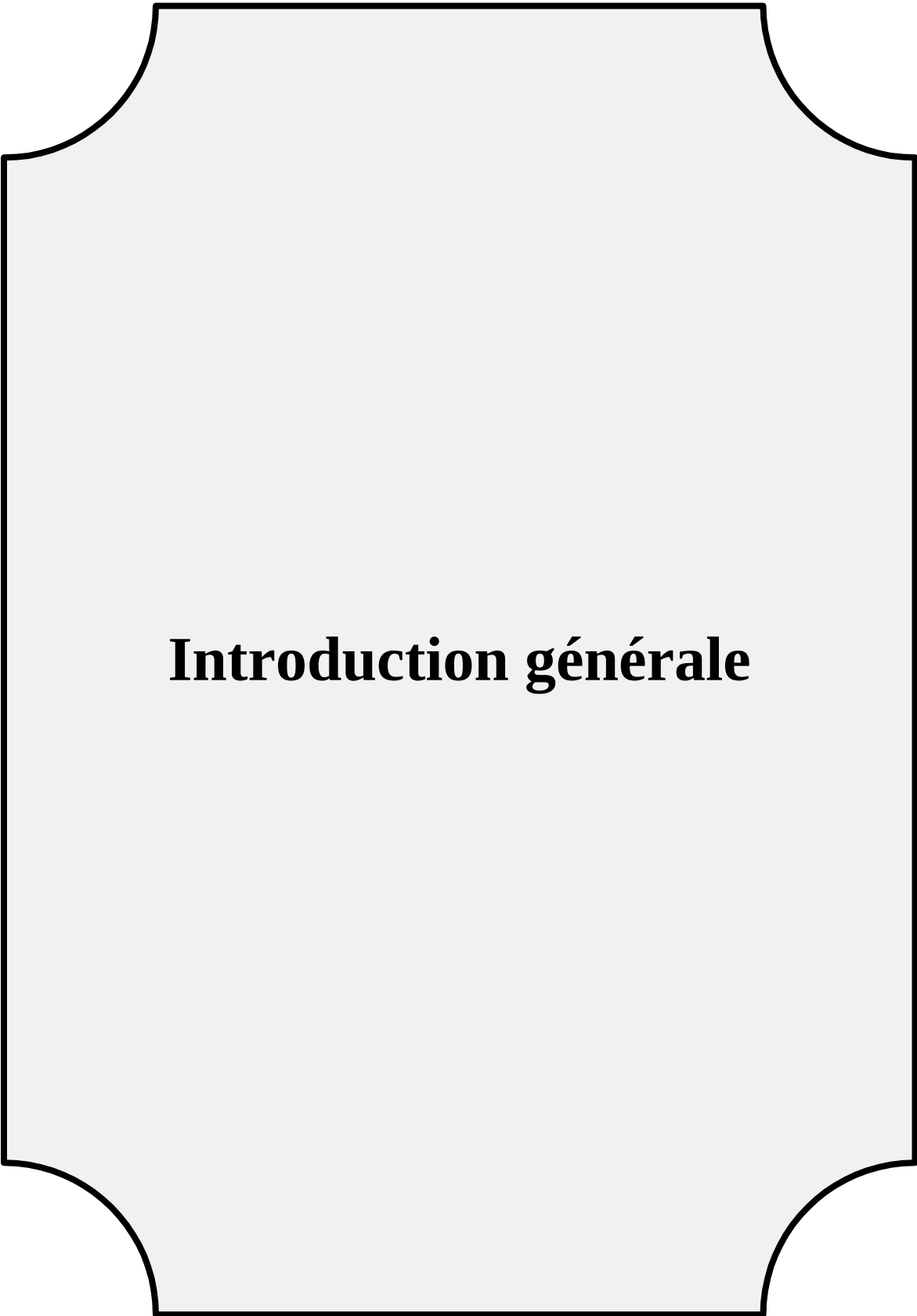
LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1.1 : Comparaison Synthétique entre un canal linéaire et non linéaire -----	10
Tableau 1.2 : Comparaison Synthétique entre filtre RIF et RII -----	17
Tab.3.1 Compromis Vitesse/Stabilité -----	36
Tableau 3.2 : Critères de Comparaison -----	44

LISTE DES ABRÉVIATIONS

IoT	L'essor de l'Internet des objets
RIF	Filtre à Réponse Impulsionnelle Finie
RII	Filtre à Réponse Impulsionnelle infinie
OFDM	Orthogonal Frequency Division Multiplexing
IES	Interférence Entre Symboles
BER	Bit Error Rate
LDPC	Low-Density Parity-Check
PSK	Phase Shift Keying
QAM	Quadrature Amplitude Modulation
AWGN	Additive White Gaussian Noise
SNR	Signal-to-Noise Ratio
BPSK	Binary Phase Shift Keying
ISI	Inter-Symbol Interference
DFE	Decision-Feedback Equalizer
LMS	Least Mean Square
RLS	Recursive Least Square
ZF	Zero-Forcing.
MMSE	Minimum Mean Square Error
MLSE	Maximum Likelihood Sequence Estimation
ANN	Artificial Neural Network
MLP	Multi-Layer Perceptron
NLMS	Normalized LMS
BP	Back Propagation
MSE	Mean Squared Error
DSP	Densité Spectrale de Puissance

VSS-LMS	Variable Step-Size Least Mean Squares
ARCH	Autoregressive Conditional Heteroscedasticity
EQM	Erreur Quadratique Moyenne
SGD	Descente de gradient stochastique
TEB	Taux d'erreur binaire
LE	Linear Equalizer
DFE-LMS	Decision Feedback Equalizer-Least Mean Squares
LE-LMS	Linear Equalizer-Least Mean Squares
LE-RLS	Linear Equalizer-Recursive Least Squares
DFE-MLP	Decision Feedback Equalizer-Multi-Layer Perceptron



Introduction générale

INTRODUCTION GÉNÉRALE

Dans un contexte marqué par une révolution numérique rapide et continue, les systèmes de communication numérique constituent un pilier fondamental du progrès technologique. Ils jouent un rôle essentiel dans le développement économique, social et industriel à l'échelle mondiale. Leur capacité à assurer une transmission rapide, sécurisée et fiable des données représente la base des infrastructures modernes de télécommunications [1]. L'essor exponentiel de l'Internet des objets (IoT), les exigences croissantes en matière de haut débit, de faible latence et d'interconnectivité massive, accentuées par l'avènement de la 5G et l'arrivée imminente de la 6G, rendent la compréhension approfondie des techniques de transmission numérique plus cruciale que jamais [2-3].

C'est dans ce cadre que s'inscrit le présent mémoire, qui se focalise sur l'analyse des systèmes de communication numérique et en mettant l'accent les défis posés par les canaux de transmission réels. Qu'ils soient filaires ou sans fil, Ces canaux introduisent inévitablement diverses perturbations telles que : l'atténuation du signal, trajets multiples dus aux réflexions et diffractions, ainsi que l'interférence inter-symboles (ISI). Ces phénomènes altèrent significativement la qualité du signal transmis et dégradent la performance globale des systèmes [4], d'où la nécessité de mettre en œuvre des techniques efficaces de correction et optimisation, notamment par le biais de l'égalisation adaptative [5].

L'objectif principal de ce travail est d'étudier les différentes approches d'égalisation visant à compenser les distorsions induites par le canal. Il explore à la fois les méthodes d'égalisation linéaire et les approches non linéaires, telles que l'égaliseur à retour de décision (DFE) et celles fondées sur les réseaux de neurones artificiels (ANN) [6]. Une attention particulière est portée aux algorithmes adaptatifs tels que : l'algorithme des moindres carrés moyens (LMS), réputé pour sa simplicité, l'algorithme des moindres carrés récurrents (RLS), apprécié pour sa rapidité de convergence, ainsi que l'algorithme de rétro-propagation du gradient (BP), associé aux ANN, qui se distingue par sa capacité à s'adapter à des environnements fortement non linéaires et dynamique [5, 7].

Le mémoire est structuré en quatre chapitres afin d'en faciliter la compréhension progressive.

- **Le premier chapitre** présente les fondements théoriques des systèmes de communication numérique, en identifiant les principaux composants d'une chaîne de transmission ainsi que les perturbations typiquement rencontrées.
- **Le deuxième chapitre** est consacré à l'étude des techniques d'égalisation, en exposant leur principe de fonctionnement, leurs avantages et leurs limites selon les conditions de transmission.
- **Le troisième chapitre** est consacré à l'étude de trois algorithmes adaptatifs: LMS, RLS et la rétro-propagation du gradient (BP). Il en examine les principes de fonctionnement, la complexité algorithmique, ainsi que leurs avantages et inconvénients dans le cadre de l'égalisation des canaux.
- **Enfin, Le quatrième chapitre** propose une simulation des performances des algorithmes LMS, RLS et BP dans le cadre de l'égalisation de canaux numériques simulés. Les résultats sont évalués à travers des indicateurs clés tels que le taux d'erreur binaire (TEB) et de l'erreur quadratique moyenne (EQM).

CHAPITRE 1 :

**INTRODUCTION AUX
SYSTEMES DE
COMMUNICATIONS
NUMERIQUES**

CHAPITRE 1 : INTRODUCTION AUX SYSTEMES DE COMMUNICATIONS NUMERIQUES

1.1 Introduction

Les systèmes de communications numériques constituent l'infrastructure essentielle de la transmission de l'information moderne, permettant un échange de données rapide, sécurisé et efficace à l'échelle mondiale. Face à l'augmentation massive de la production de données, à l'essor de l'Internet des objets (IoT) et aux exigences croissantes en matière de débit élevé et de faible latence en particulier avec l'émergence de la 5G et l'arrivée imminente de la 6G, la maîtrise des techniques de communication numérique est devenue primordiale. Ces systèmes doivent garantir une transmission fiable dans des environnements complexes et relever divers défis liés aux canaux de transmission, notamment le bruit, les interférences et les distorsions non linéaires. Des techniques essentielles, telles que l'égalisation de canal, la modulation avancée et les codes de correction d'erreurs, jouent un rôle clé dans l'optimisation des performances de ces systèmes [8].

Ce chapitre propose une étude de l'architecture des systèmes de communication numérique, en mettant l'accent sur les modèles de canal, les perturbations et les stratégies d'atténuation. Bien que les travaux révolutionnaires de Shannon en 1948 aient posé les bases théoriques de la capacité des canaux, les progrès récents en traitement du signal ont également marqué des avancées significatives.

Les défis actuels incluent la gestion des canaux à trajets multiples, fréquents dans les environnements urbains denses, ainsi que la compensation des effets non linéaires dans les amplificateurs de puissance ou les fibres optiques. Les techniques traditionnelles, telles que les filtres à réponse impulsionnelle finie (RIF) et infinie (RII), restent pertinentes, mais sont désormais renforcées par des approches hybrides combinant le traitement numérique du signal et l'optimisation algorithmique [9]. Par ailleurs, l'adoption des techniques de modulation multiporteuse, comme l'OFDM (Orthogonal Frequency Division Multiplexing) a transformé les standards tels que la 4G LTE et le Wi-Fi, offrant une meilleure robustesse face aux Interférences entre symboles (IES).

Ce chapitre propose une introduction aux fondements théoriques et techniques des communications numériques. Il présente d'abord la structure générale d'une chaîne de

transmission numérique, en identifiant les fonctions principales : source, codage, modulation, canal, et démodulation. Dans un second temps, nous aborderons les modèles de canaux de transmission, leurs limitations physiques, ainsi que les critères de performance associés, tels que la capacité de canal et le taux d'erreur binaire (BER).

Enfin, les effets perturbateurs induits par les canaux (comme l'affaiblissement, les trajets multiples ou les interférences entre symboles) seront analysés, et des solutions telles que le filtrage numérique seront introduites pour en atténuer l'impact.

1.2 Chaîne de Transmission Numérique

Un système de communication numérique repose sur plusieurs blocs fonctionnels assurant l'encodage, la modulation, la transmission et la réception du signal. Le schéma synoptique d'une chaîne de transmission numérique est illustré sur la figure 1.1.

Il comprend plusieurs éléments essentiels, depuis la source de message jusqu'au destinataire.

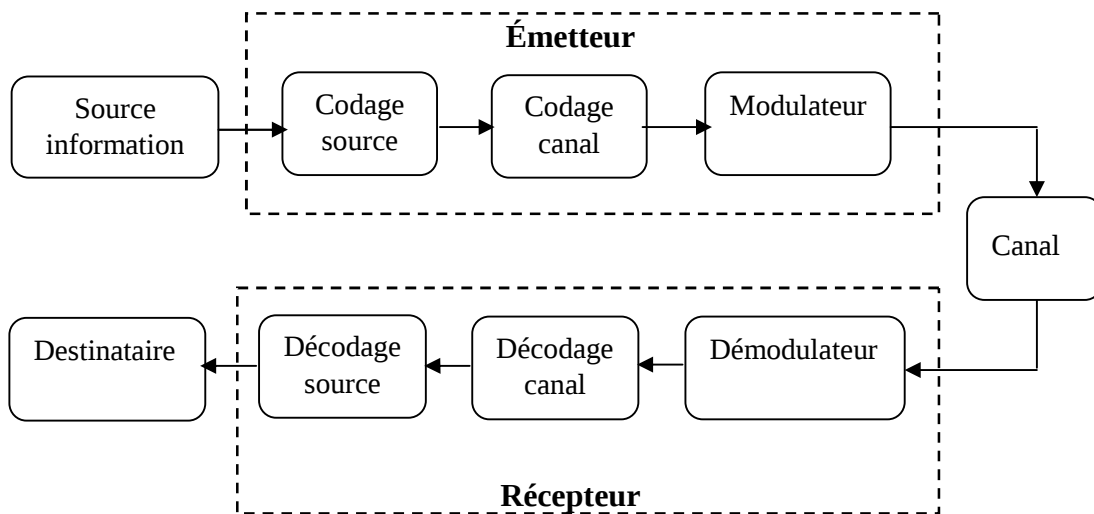


Figure 1.1 Chaîne de transmission numérique

1.2.1 Source

La source d'information est l'élément initial d'un système de communication numérique. Elle peut avoir diverses origines, telles que la parole, la vidéo, les données textuelles ou tout autre type d'information numérique. Cette information est souvent représentée sous forme binaire (suites de 0 et 1) afin d'être traitée efficacement par les circuits numériques et les systèmes de transmission [10].

1.2.2 Codeur et Décodeur

Le codeur et le décodeur jouent un rôle crucial dans la transmission fiable de l'information. Le codeur introduit une redondance dans le signal afin de corriger d'éventuelles erreurs causées par le canal. Il applique des techniques de codage correcteur d'erreurs, telles que les codes convolutifs, les codes de Reed-Solomon ou les codes LDPC (Low-Density Parity-Check), qui permettent d'optimiser le compromis entre redondance et robustesse du signal transmis. Une fois le signal reçu, le décodeur exploite la redondance ajoutée par le codeur et applique des algorithmes de décodage, tels que l'algorithme de Viterbi pour les codes convolutifs, afin de détecter et corriger les erreurs éventuelles. Le décodeur de canal minimise ainsi le taux d'erreur entre le message émis et le message reçu, tandis que le décodeur de source reconstitue un signal numérique compréhensible par le destinataire. La différence entre le signal original et celui reconstruit constitue une mesure de la qualité du système de communication [11].

1.2.3 Modulateur et Démodulateur

Le modulateur et le démodulateur sont des composants essentiels d'un système de communication numérique, permettant respectivement l'adaptation du signal à la transmission et sa récupération à la réception. La modulation consiste à modifier les caractéristiques d'une onde porteuse (amplitude, fréquence ou phase) en fonction du signal numérique à transmettre. Parmi les techniques les plus courantes, on trouve la modulation par déplacement de phase (PSK), la modulation d'amplitude en quadrature (QAM), et la modulation multiporteuse OFDM, utilisée dans les standards modernes tels que LTE et Wi-Fi. Un signal modulé en phase M-aire peut s'exprimer de la manière suivante [12] :

$$s_i(t) = A_p \cdot \cos\left(2\pi f_c t + \varphi_i\right), \varphi_i = \frac{2\pi i}{M}, i \in [0, M-1] \quad (1.1)$$

Où :

$s_i(t)$: le signal modulé à l'instant t , qui transmet un symbole i , Il existe M symboles possible.

A_p : Amplitude constante du signal modulé en phase.

f_c : Fréquence porteuse.

φ_i : L'angle de la modulation pour le symbole i .

Le démodulateur effectue l'opération inverse en extrayant le signal d'origine à partir de la forme modulée reçue. Il doit faire face à divers défis tels que les interférences, le bruit et les

distorsions introduites par le canal. Des techniques avancées de démodulation cohérente et non cohérente sont utilisées pour améliorer la robustesse du signal reçu, garantissant ainsi une récupération fidèle des données transmises [12].

1.2.4 Canal

Le canal de transmission est le milieu par lequel le signal est acheminé du transmetteur au récepteur. Il peut être filaire (fibre optique, cuivre) ou sans fil (ondes radio, satellite). Chaque canal introduit des distorsions et du bruit qui dégradent le signal. La compréhension des propriétés des canaux est essentielle pour optimiser les stratégies de transmission [13].

1.3 Canaux de Transmission

Un canal de transmission représente le support physique ou électromagnétique à travers lequel un signal est transporté du transmetteur au récepteur. Les modèles de canaux permettent de caractériser les effets des distorsions et du bruit sur la transmission du signal. Ces modèles sont essentiels pour évaluer les performances des systèmes de communication et optimiser les techniques de correction d'erreur et d'égalisation.

1.3.1 Canal à Bruit Additif Blanc Gaussien (AWGN)

Le modèle AWGN (Additive White Gaussian Noise) est l'un des plus simples et des plus utilisés dans l'étude des systèmes de communication. Il considère un bruit aléatoire additif ayant une distribution gaussienne de moyenne nulle et une densité spectrale de puissance constante sur toute la bande passante du signal. Ce modèle est pertinent pour des canaux où les interférences et les trajets multiples sont négligeables, comme les communications satellitaires et les transmissions filaires bien contrôlées.

Le signal à la sortie du canal est donné par :

$$r(t) = x(t) + v(t) \quad (1.2)$$

Où :

$r(t)$: Signal à la sortie du canal.

$v(t)$: Bruit additif gaussien.

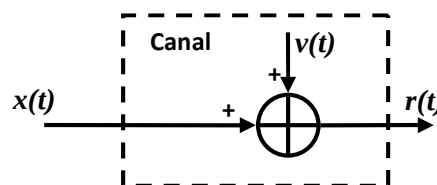


Figure1.2 Canal à bruit additif

1.3.2 Canal à Filtre Linéaire

Un canal à filtre linéaire est caractérisé par une réponse impulsionnelle qui affecte le signal transmis de manière linéaire et déterministe. Ces canaux introduisent généralement une distorsion du signal sous la forme d'un étalement temporel causé par des phénomènes tels que la dispersion de groupe dans la fibre optique ou la réponse fréquentielle des circuits électroniques. L'égalisation numérique permet de compenser ces effets pour améliorer la réception [13].

Le signal à la sortie du canal à filtre linéaire est donné par :

$$r(t) = x(t) * h(t) + v(t) \quad (1.3)$$

Où :

$x(t)$: Signal transmis.

$h(t)$: Réponse impulsionnelle du canal (caractérise les distorsions linéaires).

$v(t)$: Bruit additif (souvent modélisé comme un bruit blanc gaussien, AWGN).

$*$: Opérateur de convolution.

Dans le cas discret, l'équation devient :

$$r[n] = \sum_{k=0}^N h[k]x[n-k] + v[n] \quad (1.4)$$

Où :

$r[n]$: Signal de sortie à l'instant n .

$h[k]$: Réponse impulsionnelle discrète du canal.

$x[n-k]$: Signal d'entrée retardé de k échantillons.

$v[n]$: Bruit additive discrète.

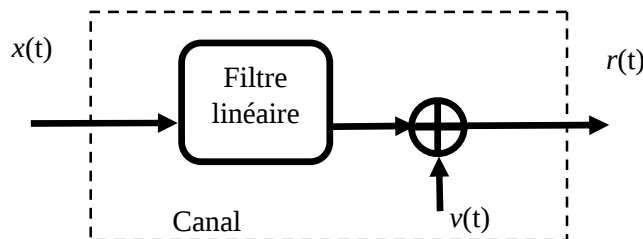


Figure1.3 Canal à Filtre Linéaire

1.3.3 Canal à Filtre Non Linéaire

Contrairement aux canaux linéaires, les canaux à filtre non linéaire affectent le signal de manière plus complexe, introduisant des distorsions non proportionnelles à l'amplitude du signal. Ces effets sont courants dans les amplificateurs de puissance, les communications optiques et certains types de canaux sans fil à forte dynamique de signal. La modélisation et la correction des distorsions non linéaires nécessitent des approches avancées telles que la prédistorsion et l'intelligence artificielle [13]. La figure 1.4 représente une version simplifiée d'un canal non linéaire.

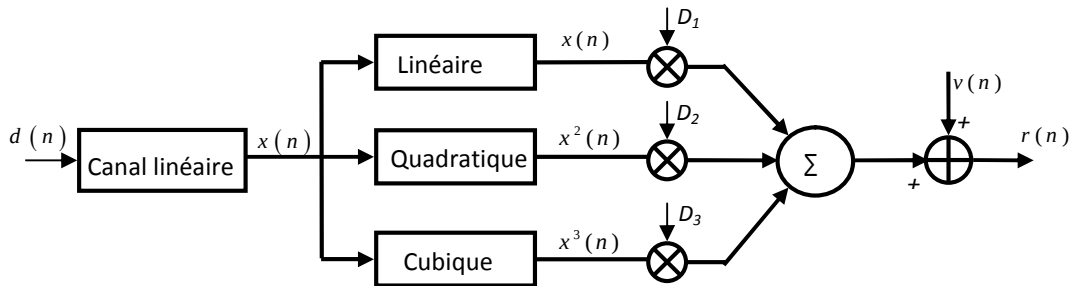


Figure 1.4 Modèle simplifié du canal non linéaire

Voici l'expression mathématique (Modèle Polynomial) pour un filtre non linéaire :

$$r(n) = D_1 x(n) + D_2 x^2(n) + D_3 x^3(n) + \dots + v(n) \quad (1.5)$$

Où :

D_1, D_2, D_3 : Coefficients caractérisant la non-linéarité.

$v(n)$: Bruit additif.

$r(n)$: signal reçu.

$x(n)$: signal d'entrée.

Le tableau 1.1 compare les canaux linéaires et non linéaires, deux catégories clés en communication. Les canaux linéaires, modélisés par convolution linéaire, respectent le principe de superposition et introduisent des distorsions linéaires (ex. étalement temporel). Ils sont simples à analyser et adaptés à des environnements contrôlés, comme les canaux AWGN ou les fibres optiques. En revanche, les canaux non linéaires, modélisés par des séries de Volterra ou des polynômes, ne respectent pas la superposition et génèrent des distorsions complexes (ex. harmoniques, compression). Ils sont essentiels pour décrire des environnements réels, comme les amplificateurs (Radio fréquence) RF ou les communications optiques à haute puissance. En résumé, les canaux linéaires sont plus simples, tandis que les canaux non linéaires, bien que complexes, sont indispensables pour les systèmes modernes,

nécessitant des techniques avancées comme la pré-distorsion ou l'intelligence artificielle pour compenser leurs effets.

Tableau 1.1 : Comparaison Synthétique entre un canal linéaire et non linéaire

Critère	Canal Linéaire	Canal Non Linéaire
Modélisation	Convolution linéaire	Séries de Volterra ou modèles polynomiaux
Réponse impulsionnelle	Durée finie ou infinie	Noyaux
Superposition	Respectée	Non respectée
Distorsions	Linéaires (ex. étalement temporel)	Non linéaires (ex. harmoniques, compression)
Exemples	Canaux AWGN, fibre optique (dispersion)	Amplificateurs RF, communications optiques

1.3.4 Capacité d'un Canal de Transmission

La capacité d'un canal de transmission, introduite par Shannon en 1948, représente le débit maximal d'information pouvant être transmis avec un taux d'erreur négligeable. Elle est définie par l'équation :

$$C = B \log_2 \left(1 + \frac{S}{N} \right) \quad (1.6)$$

Où :

C : Capacité du canal en bits par seconde (bps).

B : Bande passante du canal en Hertz (Hz).

S : Puissance du signal en Watts (W).

N : Puissance du bruit en Watts (W).

S/N : Rapport signal sur bruit (SNR).

Cette formule montre que l'augmentation de la bande passante et du rapport signal/bruit permet d'améliorer le débit de transmission.

1.3.5 Taux d'Erreur Binaire (BER)

Le taux d'erreur binaire (BER) est une mesure clé de la qualité d'un système de communication numérique. Il est défini comme le rapport entre le nombre de bits erronés reçus et le nombre total de bits transmis.

$$BER = \frac{\text{nombre de bits erronés}}{\text{nombre total de bits transmis}} \quad (1.7)$$

Le BER dépend de plusieurs facteurs, notamment :

- Rapport signal sur bruit (SNR) : Un SNR élevé réduit le BER.
- Technique de modulation : Les modulations complexes (ex. 64-QAM) ont un BER plus élevé que les modulations simples (ex. BPSK) pour un même SNR.
- Effets du canal : Distorsions, trajets multiples, interférences entre symboles (IES).
- Codes correcteurs d'erreurs : Les codes comme LDPC ou les codes convolutifs réduisent le BER en ajoutant de la redondance.

Pour un canal AWGN, le BER théorique dépend de la modulation utilisée [14] :

$$BER = Q\left(\sqrt{\frac{2E_b}{N_0}}\right) \quad (1.8)$$

Où :

E_b : Énergie par bit.

N_0 : Densité spectrale de puissance du bruit.

$Q(x)$: Fonction Q (queue de la distribution gaussienne).

Pour une modulation M-QAM (ex. 16-QAM, 64-QAM), le BER est approximé par [14]:

$$BER = \frac{4}{\log_2(M)} \left(1 - \frac{1}{\sqrt{M}}\right) \quad (1.9)$$

La Figure 1.5 présente un exemple de courbe BER en fonction du SNR pour différents types de modulation [1].

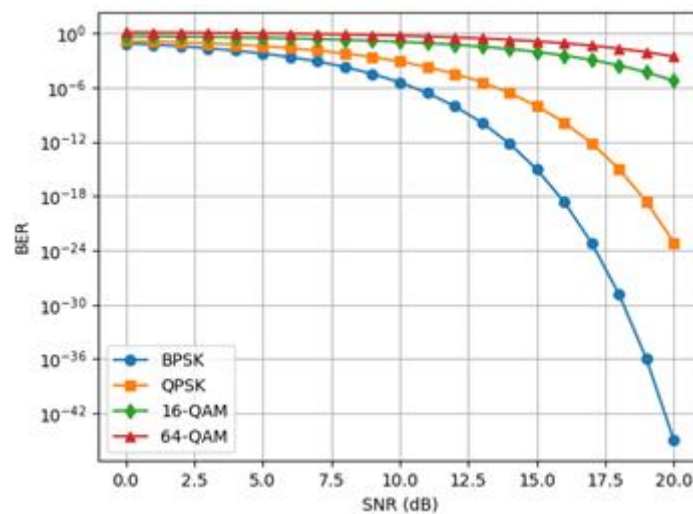


Figure 1.5 BER en fonction de SNR pour différents types de Modulations

1.4 Perturbations Apportées par les Canaux

Les canaux de transmissions ont soumis à diverses perturbations qui affectent la qualité du signal reçu et peuvent entraîner des erreurs de transmission. Parmi ces perturbations, on peut citer l'affaiblissement du signal, les trajets multiples, ainsi que les interférences inter symboles (ISI).

1.4.1 Affaiblissement

L'affaiblissement du signal correspond à la diminution progressive de son amplitude au fur et à mesure qu'il se propage à travers le canal. Ce phénomène peut être causé par plusieurs facteurs, notamment la distance de transmission, l'absorption par le milieu traversé, ainsi que les obstacles physiques tels que les bâtiments, les murs ou les conditions atmosphériques dans le cas des communications sans fil. L'atténuation est souvent modélisée par une relation exponentielle, où la puissance reçue diminue en fonction de la distance selon la loi de propagation en espace libre ou la loi de propagation en environnement urbain. Des techniques telles que l'amplification du signal et l'adaptation de la puissance d'émission sont utilisées pour compenser cet affaiblissement [15].

L'affaiblissement du signal est généralement exprimé en termes de perte de puissance (ou atténuation) entre l'émetteur et le récepteur. La puissance reçue P_r est donnée par [14] :

$$P_r = P_t \cdot \frac{1}{L} \quad (1.10)$$

Où :

P_t : Puissance du signal transmis (en watts).

P_r : Puissance du signal reçu (en watts).

L : Facteur d'affaiblissement, souvent exprimé en décibels (dB).

1.4.2 Trajets Multiples

Les trajets multiples surviennent lorsque le signal transmis suit plusieurs chemins distincts avant d'atteindre le récepteur, en raison de réflexions, de diffractions ou de réfractions sur des obstacles présents dans l'environnement de transmission. Ces multiples copies du signal peuvent interférer entre elles, entraînant une distorsion temporelle connue sous le nom l'interférence entre symboles. Il est particulièrement problématique dans les communications sans fil à large bande, où la durée d'étalement du signal peut dépasser l'intervalle de temps d'un symbole, rendant difficile la démodulation correcte du signal reçu. Pour atténuer ces

effets, des techniques telles que l'égalisation adaptative, la diversité d'antenne et l'utilisation de modulations robustes comme l'OFDM sont employées.

Les trajets multiples provoquent plusieurs problèmes majeurs dans la propagation des ondes radio [10] :

- **L'obstruction** : survient lorsque le signal est bloqué par des obstacles naturels ou artificiels, ce qui entraîne une perte de puissance. Trois mécanismes principaux sont impliqués : la réflexion, qui se produit lorsque l'onde rencontre des surfaces grandes et lisses comme le sol, les murs ou les bâtiments ; la diffraction, qui a lieu lorsque l'onde est déviée autour d'obstacles massifs, générant des ondes secondaires ; et la diffusion, qui se manifeste lorsque l'onde interagit avec des objets de taille comparable à sa longueur d'onde, tels que des lampadaires, dispersant ainsi l'énergie dans toutes les directions.
- **Dispersion des retards (Delay spread)** : Les trajets indirects sont plus longs que le trajet direct, provoquant l'arrivée des signaux avec des délais différents.
- **Évanouissements de Rayleigh (Fading)** : Résultent d'interférences entre signaux multiples qui peuvent s'ajouter de façon constructive (signal renforcé) ou destructive (signal affaibli voire nul).
- **Décalage Doppler** : Variation de fréquence due au mouvement relatif entre l'émetteur et le récepteur. Il dépend de la vitesse et de la direction du mouvement, chaque trajet ayant son propre décalage.

1.4.3 Interférences inter symboles (ISI)

Dans un système numérique, surtout lorsqu'il opère à un débit binaire élevé, la dispersion des retards (delay spread) entraîne un chevauchement entre les symboles d'information successifs. Ce chevauchement engendre un phénomène appelé interférence inter symboles (ISI : Inter-Symbol Interference). Contrairement au bruit aléatoire, l'interférence inter symboles présente une structure déterminée, ce qui permet de la corriger grâce à l'égalisation. Comme l'illustre la figure (1.6), lorsque la durée d'un symbole est inférieure à l'étalement temporel du canal, le symbole reçu à un instant donné est influencé par les symboles précédents. Cela se produit lorsque l'amplitude de l'impulsion échantillonnée dépend, au moment de la décision, de symboles adjacents. Dans ce cas, le symbole peut être mal interprété, entraînant des erreurs de décodage au niveau du récepteur. L'interférence entre symboles constitue ainsi la principale source d'erreurs binaires dans les systèmes de communication numérique.

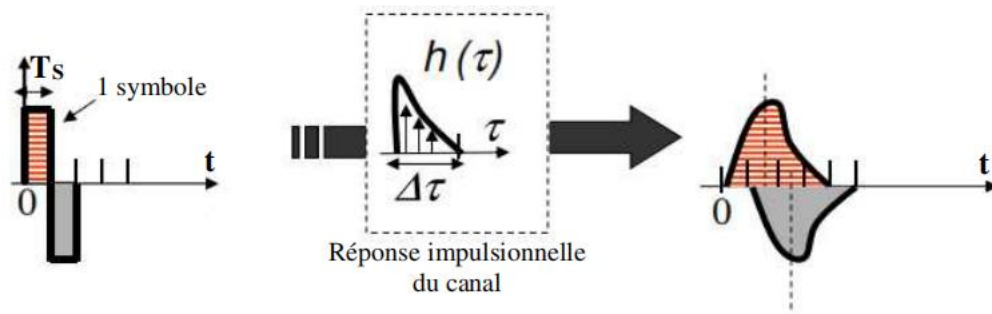


Figure 1.6 Étalement d'un signal numérique après transmission

Le contrôle temporel du niveau d'interférence inter symboles peut être réalisé de manière simple à l'aide d'un oscilloscope, en observant le diagramme de l'œil (figure 1.7). Ce dernier est un outil graphique qui permet de détecter la présence d'interférence inter-symboles (ISI) dans une communication et d'évaluer la qualité du signal numérique reçu. Lorsqu'il n'y a pas d'interférence inter symboles, le diagramme de l'œil apparaît complètement ouvert au moment de la décision : les trajectoires du signal passent uniquement par deux points en modulation binaire (ou par M points en modulation M-aire).

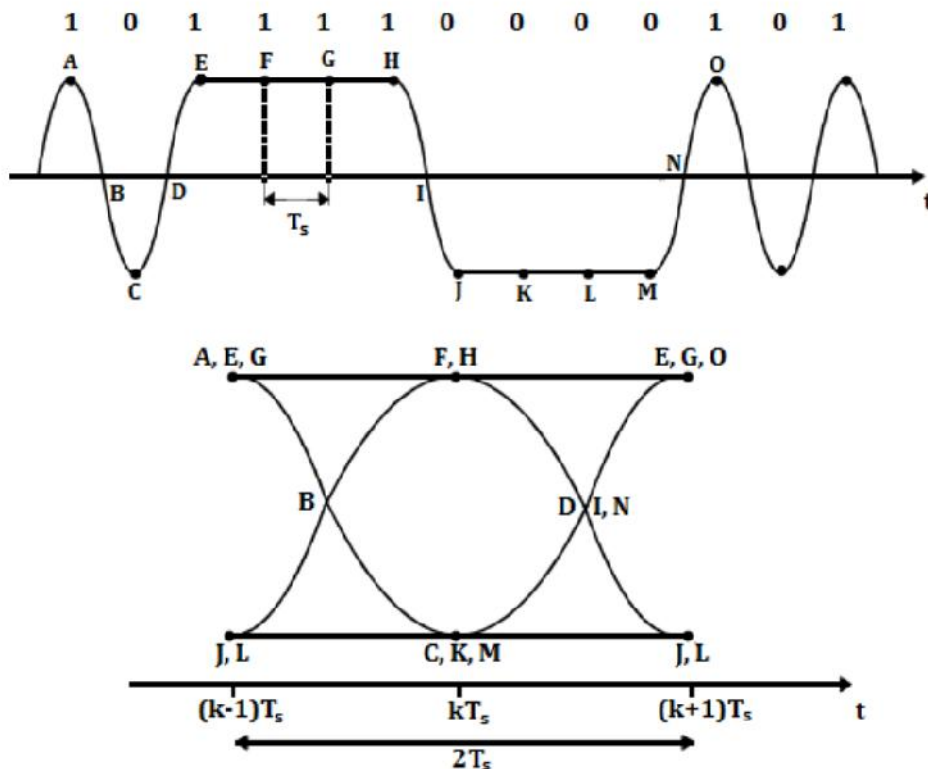


Figure 1.7 Diagramme de l'œil

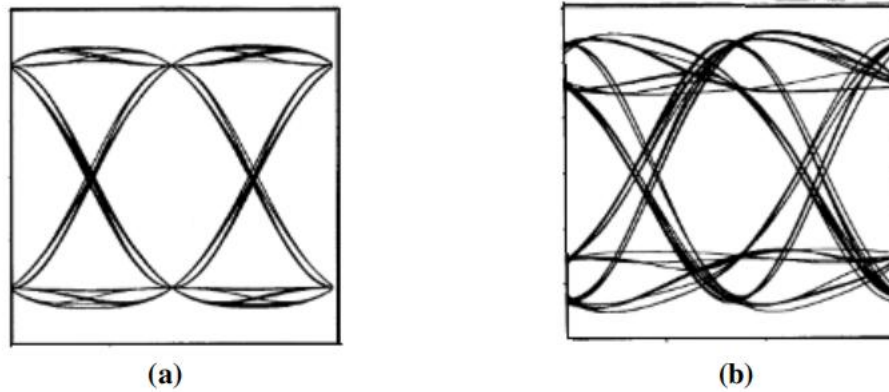


Figure 1.8 Diagramme de l'œil pour une transmission binaire (a) sans ISI, (b) avec ISI

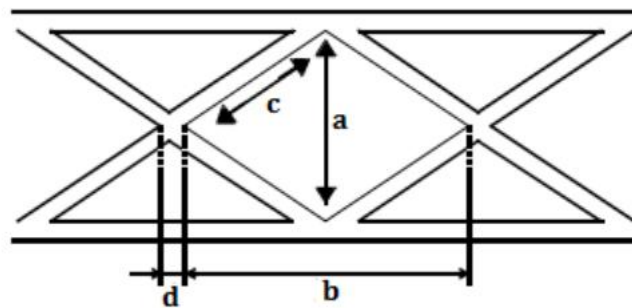


Figure 1.9 caractéristique du diagramme de l'œil

La figure 1.8 illustre un exemple de diagramme de l'œil, avec et sans interférence entre symboles, dans le cadre d'une transmission binaire. Ce diagramme met en évidence plusieurs caractéristiques importantes (voir Figure 1.9) :

- Une ouverture verticale (a), qui indique la tolérance au bruit,
- Une ouverture horizontale (b), liée à la tolérance au décalage de l'horloge,
- Une pente (c), qui reflète la sensibilité à la gigue d'horloge,
- Une fluctuation (d), correspondant à l'amplitude de la gigue au point de passage par zéro.

L'ouverture verticale, ou hauteur de l'œil, représente la marge de sécurité par rapport au bruit sur les niveaux de signal : plus elle est réduite, plus le signal est vulnérable aux erreurs dues au bruit. Quant à l'ouverture horizontale, ou largeur de l'œil, elle exprime la marge temporelle entre le moment optimal d'échantillonnage et les autres instants possibles. Ce moment optimal, où le risque d'erreur est le plus faible, coïncide avec l'instant où l'œil est le plus ouvert. Enfin, la pente des bords du diagramme indique la sensibilité aux erreurs de synchronisation temporelle.

1.5 Filtrage Numérique

Le filtrage numérique est une technique essentielle pour améliorer la qualité des signaux transmis en atténuant le bruit et les interférences introduites par le canal. Les filtres numériques sont classés en deux catégories principales :

1.5.1. Filtre à Réponse Impulsionnelle Finie (RIF)

Un filtre à réponse impulsionnelle finie (RIF) est un filtre dont la réponse impulsionnelle est de durée finie, ce qui signifie que sa sortie dépend uniquement d'un nombre limité d'échantillons d'entrée. Ces filtres sont largement utilisés dans les systèmes de communication en raison de leur stabilité et de leur simplicité de mise en œuvre. Ils permettent notamment d'atténuer les fréquences indésirables et de limiter les interférences inter symboles [16]. La sortie du filtre est de la forme :

$$y[n] = \sum_{k=0}^N h[k] \cdot x(n-k) \quad (1.11)$$

Où :

$y[n]$: Signal de sortie à l'instant n .

$x[n-k]$: Signal d'entrée à l'instant $n-k$.

$h[k]$: Coefficients du filtre (réponse impulsionnelle).

N : Ordre du filtre.

1.5.2 Filtre à Réponse Impulsionnelle Infinie (RII)

Un filtre à réponse impulsionnelle infinie (RII) est caractérisé par une réponse impulsionnelle qui s'étend sur une durée infinie, car sa sortie dépend non seulement des échantillons d'entrée présents, mais aussi des sorties passées. Ces filtres offrent une meilleure efficacité spectrale que les filtres RIF, mais présentent des défis liés à la stabilité et à la sensibilité aux erreurs d'arrondi. Ils sont utilisés dans des applications nécessitant des performances élevées en termes de filtrage de signaux bruités et de correction de la réponse en fréquence [16]. La sortie du filtre est de la forme :

$$y(n) = \sum_{k=0}^M a_k x(n-k) - \sum_{k=1}^N b_k \cdot y(n-k) \quad (1.12)$$

Où :

$y[n-k]$: Signal de sortie à l'instant $n-k$.

$x[n-k]$: Signal d'entrée à l'instant $n-k$.

a_k : Coefficients du numérateur.

b_k : Coefficients du dénominateur.

M : Ordre du numérateur.

N : Ordre du dénominateur.

Le tableau 1.2 présente une synthèse comparative des caractéristiques des filtres RIF et RII. Les filtres RIF, avec une réponse impulsionnelle finie, sont stables et présentent une phase linéaire, évitant les distorsions temporelles. Ces caractéristiques les rendent adaptés à l'égalisation de canal et les communications. Cependant, ils nécessitent plus de nombre de coefficients, ce qui augmente leur complexité et leur latence. Les filtres RII, dont la réponse impulsionnelle théoriquement infinie, sont plus efficaces en termes de coefficients et de latence, adaptés au traitement audio et aux applications en temps réel. Cependant, leur stabilité dépend de la position de leurs pôles, et leur phase est généralement non linéaire, sauf dans certaines conceptions spécifiques. En résumé, le choix entre RIF et RII dépend des besoins : stabilité et linéarité pour les RIF, efficacité et faible latence pour les RII, à condition de contrôler leur stabilité.

Tableau 1.2 : Comparaison Synthétique entre filtre RIF et RII

Caractéristique	Filtre RIF	Filtre RII
Réponse impulsionnelle	Durée finie	Durée théoriquement infinie
Stabilité	Toujours stable	Dépend des pôles (risque d'instabilité)
Phase	Linéaire (pas de distorsion temporelle)	Non linéaire
Complexité	Plus de coefficients pour mêmes performances	Moins de coefficients nécessaires
Latence	Plus élevée	Plus faible
Applications typiques	Égalisation, communications, radar	Traitement audio, filtrage temps réel

1.6 Conclusion

Ce chapitre présente un aperçu sur les bases fondamentales des systèmes de communication numérique. À travers l'étude de la chaîne de transmission, nous avons

identifié les différents blocs fonctionnels intervenant dans le processus de communication, depuis la source jusqu'au récepteur. Nous avons ensuite abordé la modélisation des canaux de transmission, en mettant en évidence leurs principales caractéristiques et les contraintes qu'ils imposent. La notion de capacité de canal, ainsi que le taux d'erreur binaire (BER), ont été introduits comme des indicateurs clés de performance. L'analyse des perturbations telles que l'affaiblissement du signal, les trajets multiples et les interférences inter symboles (ISI) a mis en lumière les défis techniques liés à la transmission fiable de l'information. D'un point de vue pratique, le chapitre illustre comment les modèles mathématiques se traduisent en solutions d'ingénierie concrètes, notamment par l'utilisation de filtres numériques RIF et RII pour compenser les distorsions.

CHAPITRE 2 :
L'EGALISATION DES
CANAUX

CHAPITRE 2 : L'EGALISATION DES CANAUX

2.1 Introduction :

L'égalisation des canaux constitue un processus fondamental dans les systèmes de communication modernes, visant à compenser les distorsions subies par les signaux lors de leur transmission à travers divers canaux tels que l'air, les câbles ou les fibres optiques. Au cours de cette transmission, les signaux sont affectés par plusieurs phénomènes perturbateurs, notamment l'atténuation, la dispersion temporelle, le bruit thermique, les interférences inter symboles (ISI), ainsi que d'autres formes de perturbations non linéaires, ce qui complique la détection fiable de l'information à la réception et augmente significativement le taux d'erreur binaire (BER).

L'égalisation vise donc à inverser, compenser ou atténuer ces effets délétères en adaptant dynamiquement les caractéristiques du récepteur aux conditions du canal. En pratique, elle permet de réduire l'interférence inter-symboles pour garantir une interprétation correcte de chaque symbole transmis, d'améliorer la performance globale du récepteur en optimisant le rapport signal/bruit (SNR), et de restaurer la qualité du signal afin d'assurer une transmission fidèle des données [10]. Différentes approches d'égalisation existent, allant des techniques linéaires classiques aux méthodes non linéaires plus avancées, telles que l'égalisation à retour de décision (DFE) ou les réseaux de neurones artificiels. Ce traitement est particulièrement crucial dans les systèmes de communication haut débit (4G, 5G, réseaux optiques, Wi-Fi) où la moindre perturbation peut entraîner une dégradation notable du service. Ainsi, l'égalisation des canaux représente une étape indispensable pour garantir la fiabilité, l'efficacité et la robustesse des transmissions dans les environnements de communication contemporains, souvent marqués par des conditions de propagation complexes et dynamiques.

Une chaîne de transmission numérique, en présence d'égalisation, peut être représentée par le schéma de principe de la figure 2.1

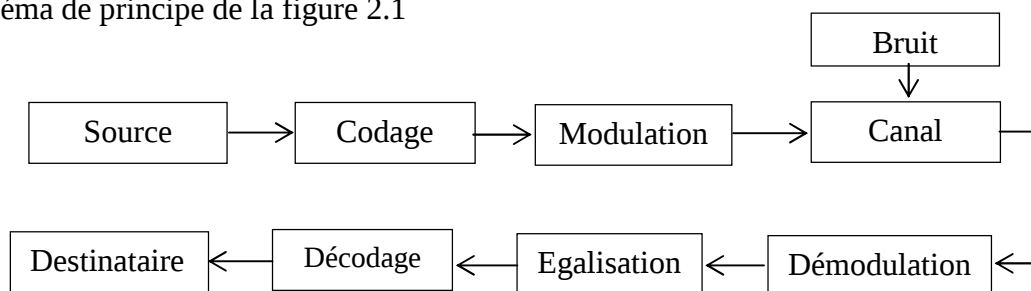


Figure 2.1 : Chaîne de transmission en présence d'égalisation.

2.2 Principe de l'égalisation

L'égalisation est une technique utilisée au niveau du récepteur dans les systèmes de communication numérique pour atténuer les effets de l'interférence inter-symboles, résultant de la propagation du signal modulé à travers le canal de transmission.

Afin d'éviter une dégradation significative des performances du système, il est essentiel de compenser les distorsions introduites par le canal. L'égaliseur applique ainsi un traitement adapté permettant de restaurer au mieux le signal original et d'améliorer la fiabilité de la détection des symboles [17].

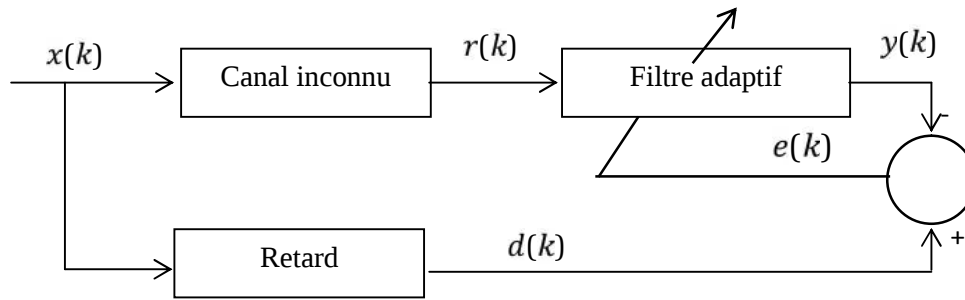


Figure 2.2 Compensation de la distorsion par un filtre adaptatif.

Dans les systèmes de communication numérique, l'ensemble modulateur, canal de transmission et démodulateur peut être modélisé par un canal discret équivalent caractérisé par une réponse impulsionnelle $H(z)$. Les symboles $x[k]$ sont transmis toutes les T_s secondes, et le signal reçu est échantillonné à la même période. Le canal est modélisé par $L + 1$ coefficients fixes $h[i]$, et est perturbé par un bruit blanc additif $v(k)$ de moyenne nulle et variance σ_w^2 . Le signal reçu $r[k]$ est la somme des contributions pondérées des symboles plus le bruit [10] :

$$r[k] = \sum_{i=0}^N h[i]x[k-i] + v[k] \quad (2.1)$$

Où :

N : la longueur du canal

$v[k]$: Bruit blanc additif gaussien (AWGN)

Le rapport signal/bruit (SNR) mesure la qualité du signal reçu et est défini comme :

$$SNR = \frac{\text{Puissance du signal utile}}{\text{Puissance du bruit}} \quad (2.2)$$

L'objectif de l'égalisation est de récupérer la séquence émise $x[k]$ à partir du signal reçu $r[k]$, affecté par l'interférence inter-symboles introduite par le canal. Théoriquement, si le canal est parfaitement connu, il est possible d'éliminer totalement l'interférence inter-symboles en

concevant une paire de filtres d'émission et de réception formant un canal de Nyquist. En pratique, la réponse du canal est souvent inconnue et peut varier dans le temps, notamment dans les canaux hertziens. Pour suivre ces variations et réduire l'interférence inter-symboles résiduelle, un filtrage adaptatif est utilisé, capable d'ajuster dynamiquement ses paramètres.

Les égaliseurs adaptatifs reposent sur des algorithmes tels que LMS (Least Mean Squares) ou RLS (Recursive Least Squares), qui ajustent les coefficients du filtre en minimisant une fonction d'erreur, souvent l'erreur quadratique moyenne entre la sortie de l'égaliseur et la séquence de symboles attendue [1]. Cette approche permet à l'égaliseur de s'adapter aux variations temporelles du canal et d'améliorer la performance de la détection. Par ailleurs, dans le cas de canaux non linéaires ou fortement sélectifs, les égaliseurs linéaires classiques peuvent ne pas suffire. Des structures non linéaires, telles que l'égaliseur à retour de décision (DFE), sont alors utilisées pour annuler l'IES résiduelle en exploitant les décisions précédentes [18]. De plus, des techniques avancées basées sur les réseaux de neurones artificiels ont été développées pour modéliser et compenser les effets complexes du canal, offrant une meilleure robustesse face aux environnements variables [1].

Enfin, l'égalisation joue un rôle crucial dans l'amélioration globale des systèmes de communication numérique, en permettant d'augmenter le débit de transmission, d'améliorer la Qualité de la réception et de garantir la fiabilité des échanges malgré les imperfections du canal [19].

2.3 Techniques d'égalisation

Il existe deux grandes catégories d'égaliseurs utilisées dans les systèmes de communication: les égaliseurs linéaires et les égaliseurs non linéaires. L'égaliseur linéaire applique un filtrage linéaire sur le signal reçu pour compenser les effets du canal ; il est simple à implémenter, mais ses performances chutent en présence d'une forte interférence entre symboles ou d'un faible rapport signal-bruit. Pour améliorer cela, des égaliseurs non linéaires, comme l'égaliseur à retour de décision (DFE) et l'égaliseur basé sur des réseaux de neurones, offrent de bonnes performances sur les canaux dégradés. Ces deux types d'égaliseurs permettent d'atténuer l'interférence inter-symboles, chacun avec ses avantages et limitations selon les conditions du canal [10].

En complément, il convient de mentionner que les égaliseurs peuvent aussi être classés selon leur mode d'adaptation : supervisés, qui utilisent un signal d'entraînement pour ajuster leurs coefficients, et aveugles, qui s'adaptent sans connaissance préalable du signal transmis. Les égaliseurs linéaires classiques incluent le Zero Forcing (ZF) et le Minimum Mean Square

Error (MMSE), tandis que les égaliseurs non linéaires peuvent intégrer des structures plus complexes telles que l'égaliseur du maximum de vraisemblance (MLSE) ou des techniques basées sur les réseaux de neurones artificiels. Ces dernières permettent de modéliser des canaux non linéaires et dynamiques, offrant ainsi une meilleure robustesse dans des environnements difficiles. Le choix de la technique d'égalisation dépend donc fortement des caractéristiques du canal, des contraintes de complexité et des performances souhaitées [1].

2.3.1 L'égaliseur linéaire

L'égaliseur linéaire repose sur une combinaison linéaire des échantillons reçus afin d'estimer les symboles transmis. Il est généralement implémenté sous forme de filtre adaptatif utilisant des algorithmes tels que LMS (Least Mean Squares) ou RLS (Recursive Least Squares). Parmi ses avantages, on cite la simplicité de mise en œuvre et le faible coût de calcul. Toutefois, ses performances peuvent être limitées lorsque l'interférence inter-symboles est importante ou en présence de bruit non gaussien, ce qui entraîne une dégradation notable de la qualité du signal reconstruit.

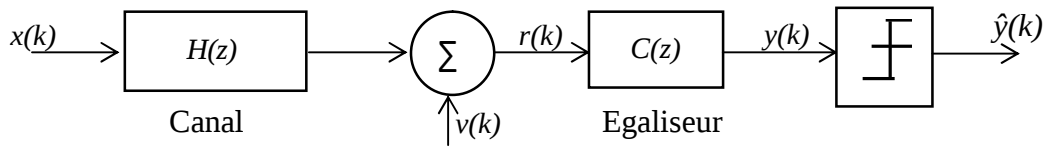


Figure 2.3 Egaliseur linéaire

La figure 2.4 représente la structure d'un égaliseur linéaire adaptatif implémenté sous forme d'un filtre à réponse impulsionnelle finie. Le signal reçu $r(k)$ est d'abord échantillonné, puis successivement retardé à l'aide d'éléments de mémoire: Z^{-1} , chacun représentant un décalage d'une période d'échantillonnage. Chaque échantillon retardé est multiplié par un coefficient de pondération c_i , et les produits obtenus sont ensuite sommés pour produire la sortie $y(k)$. Finalement, cette opération est décrite par l'expression suivante [10].

$$y(k) = \sum_{i=0}^{N-1} c_i r(k-i) \quad (2.3)$$

Où :

N : est l'ordre du filtre.

L'objectif de l'égaliseur est d'estimer le symbole émis en compensant les effets de distorsion du canal, notamment l'IES. Les coefficients c_i sont adaptés dynamiquement, souvent en utilisant des algorithmes d'apprentissage tels que LMS ou RLS, afin d'optimiser la

performance de l'égaliseur en minimisant l'erreur entre la sortie estimée et le signal de référence.

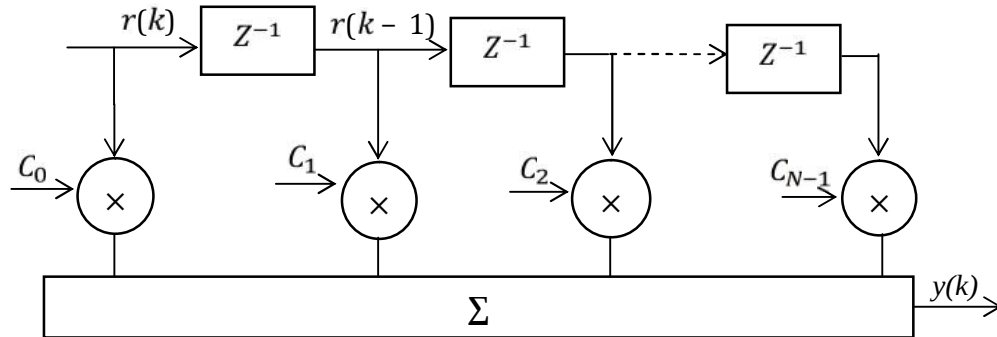


Figure 2.4 : Structure de l'égaliseur linéaire (LE)

La structure typique d'un égaliseur linéaire est celle d'un filtre à réponse impulsionnelle finie (FIR), où le signal reçu est retardé par une série d'éléments mémoire (décalages d'une période d'échantillonnage), chaque échantillon retardé étant multiplié par un coefficient de pondération. Ces coefficients sont ajustés dynamiquement pour minimiser l'erreur entre la sortie de l'égaliseur et la séquence de symboles attendue, optimisant ainsi la compensation de la distorsion introduite par le canal [18]. Cependant, il est important de noter que l'inversion du canal par un égaliseur linéaire peut entraîner une amplification du bruit, notamment dans les bandes de fréquence où la réponse du canal est faible (effet de filtrage passe-haut de l'inverse du canal). Ce phénomène limite la performance de l'égaliseur linéaire, en particulier dans les environnements à faible rapport signal sur bruit (SNR) [18].

Dans la plupart des cas pratiques, la réponse du canal est inconnue et variable dans le temps. L'égaliseur doit donc être adaptatif, c'est-à-dire capable de modifier ses coefficients en fonction des caractéristiques du canal. Deux algorithmes d'adaptation couramment utilisés sont les suivants :

- **LMS (Least Mean Squares)** : Algorithme itératif simple qui ajuste les coefficients du filtre en minimisant l'erreur quadratique moyenne entre la sortie de l'égaliseur et le signal de référence. LMS est apprécié pour sa simplicité et sa faible complexité de calcul, ce qui le rend adapté aux systèmes temps réel [17].
- **RLS (Recursive Least Squares)** : Algorithme plus complexe qui minimise la somme pondérée des erreurs passées. Il converge plus rapidement que LMS et offre de meilleures performances dans des environnements à canal variable, mais au prix d'une complexité computationnelle plus élevée [18].

Ces algorithmes fonctionnent généralement en deux modes :

- **Mode d'entraînement** : Utilisation d'une séquence connue (signal pilote) pour initialiser et ajuster les coefficients.
- **Mode orienté décisions** : En l'absence de signal pilote, l'égaliseur utilise ses propres décisions pour continuer à s'adapter, ce qui permet de suivre les variations lentes du canal.

Malgré leur simplicité, les égaliseurs linéaires présentent certaines limites. En particulier, lorsque l'interférence inter-symboles est importante ou que le rapport signal sur bruit (SNR) est faible, la performance de l'égaliseur linéaire chute significativement.

Un problème majeur est que l'égaliseur linéaire peut amplifier le bruit dans les bandes de fréquence où la réponse du canal est faible, ce qui dégrade la qualité du signal estimé. De plus, en présence de bruit non gaussien ou de distorsions non linéaires, l'égaliseur linéaire ne peut pas compenser efficacement ces effets [20]. Dans des canaux très dynamiques où les caractéristiques changent rapidement, la convergence des algorithmes d'adaptation peut être insuffisante, entraînant une dégradation temporaire des performances.

Pour pallier ces limitations, plusieurs variantes d'égaliseurs linéaires ont été développées, comme l'égaliseur Zero Forcing (ZF), qui annule totalement l'interférence inter-symboles mais amplifie fortement le bruit, et l'égaliseur Minimum Mean Square Error (MMSE), qui réalise un compromis entre suppression de l'interférence inter-symboles et amplification du bruit en tenant compte du niveau de bruit présent [1].

De plus, la complexité de l'égaliseur linéaire dépend de l'ordre du filtre (nombre de coefficients), qui doit être suffisamment élevé pour capturer la mémoire du canal mais limité pour réduire la complexité de calcul et la latence. Des structures plus avancées, telles que les égaliseurs fractionnés ou les égaliseurs en treillis, permettent d'optimiser ce compromis [21]. Enfin, les égaliseurs linéaires sont souvent la base sur laquelle s'appuient des égaliseurs plus complexes, notamment ceux intégrant des mécanismes non linéaires ou des réseaux de neurones artificiels, pour améliorer la robustesse dans des conditions de canal difficiles.

2.3.2 L'égaliseur non-linéaire

L'égalisation non linéaire est utilisée lorsque les effets du canal, tels que l'interférence inter-symboles (ISI) et le bruit, ne peuvent être correctement compensés par des méthodes linéaires classiques. Contrairement aux égaliseurs linéaires qui appliquent une combinaison linéaire fixe des échantillons reçus, les égaliseurs non linéaires adaptent leur traitement en fonction du contenu du signal reçu ou des décisions précédentes, ce qui leur permet de mieux

gérer les canaux à forte distorsion ou à bruit non additif. Les égaliseurs non linéaires se classent en plusieurs catégories principales [14]. La première catégorie est représentée par l'égaliseur à retour de décision DFE, qui utilise un filtre linéaire en avance pour traiter le signal reçu et un filtre en retour pour corriger l'interférence inter-symboles en s'appuyant sur les décisions symboles déjà détectées. Le DFE est efficace sur les canaux sélectifs en fréquence mais reste vulnérable à la propagation d'erreurs. Une autre catégorie est constituée par les égaliseurs basés sur l'estimation séquentielle optimale, telle que l'estimation de séquence au sens du maximum de vraisemblance (MLSE, Maximum Likelihood Sequence Estimation), qui tente de retrouver la séquence de symboles la plus probable en considérant tout l'historique de réception, bien qu'elle offre des performances optimales, sa complexité augmente exponentiellement avec la longueur de l'interférence inter-symboles. Enfin, des approches modernes exploitent des méthodes d'apprentissage automatique, notamment les réseaux de neurones artificiels (ANN). Parmi ces architectures, le perceptron multicouche (MLP) apprend à inverser les distorsions du canal de manière efficace grâce à un processus d'entraînement supervisé sur des données représentatives du canal. Ces égaliseurs neuronaux sont particulièrement adaptés aux canaux fortement non stationnaires et aux environnements complexes [14].

2.3.2.1. L'égaliseur à retour de décision (DFE) :

L'égaliseur à retour de décision DFE est largement utilisé pour les canaux présentant de fortes distorsions. Il se compose de deux filtres : un filtre direct (feedforward) qui reçoit les symboles reçus $r(k)$, et un filtre de retour (feedback) alimenté par les décisions prises sur les symboles précédemment détectés. Le filtre direct agit comme un égaliseur linéaire, tandis que le filtre de retour sert à annuler l'interférence inter-symboles (ISI) générée par les symboles passés. Le principe repose sur l'idée que si une décision antérieure est correcte, l'interférence inter-symboles (ISI) associée peut être supprimée en soustrayant une version pondérée de ce symbole détecté. Bien que des erreurs de décision puissent entraîner une propagation d'erreur, leur impact sur les performances du DFE reste généralement limité [20]. La sortie du DFE est obtenue en sommant les contributions du filtre direct et du filtre de retour, selon l'expression suivante [10] :

$$\hat{z}(k) = \sum_{i=0}^{N-1} c_i r(k-i) + \sum_{j=0}^M b_j \hat{x}(k-j) \quad (2.4)$$

Où c_i et b_j représentent les coefficients du filtre direct et du filtre de retour respectivement.

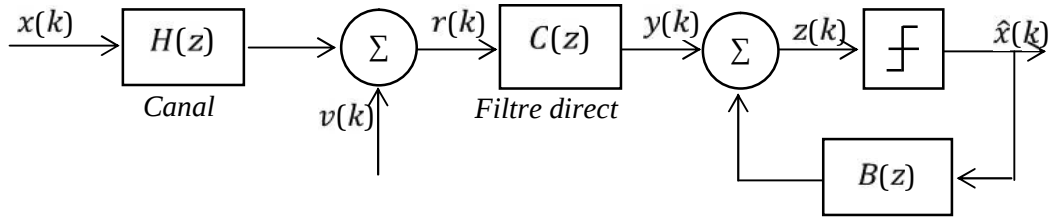


Figure 2.5 Egaliseur à retour de décision (DFE)

La figure 2.5 illustre la structure d'un égaliseur DFE. Cet égaliseur se compose principalement de deux parties : un filtre direct (feedforward) et un filtre de retour (feedback). Le filtre direct traite les échantillons reçus $r(k)$ en les combinant à l'aide de coefficients c_i à travers une série d'opérations de décalage Z^{-1} et de multiplication (Figure 2.6). Les sorties sont ensuite sommées pour produire le signal intermédiaire $y(k)$. Parallèlement, le filtre de retour utilise les symboles détectés $\hat{x}(k)$ pour estimer et soustraire l'interférence inter-symboles due aux symboles précédents. Il applique des décalages et des pondérations selon les coefficients b_j , puis additionne les résultats avant de les combiner avec $y(k)$ pour produire la sortie finale $z(k)$, qui est ensuite quantifiée pour obtenir $\hat{x}(k)$. Cette structure permet d'améliorer considérablement les performances sur des canaux sévèrement perturbés en supprimant efficacement l'interférence inter-symboles causée par les décisions non correctement détectées.

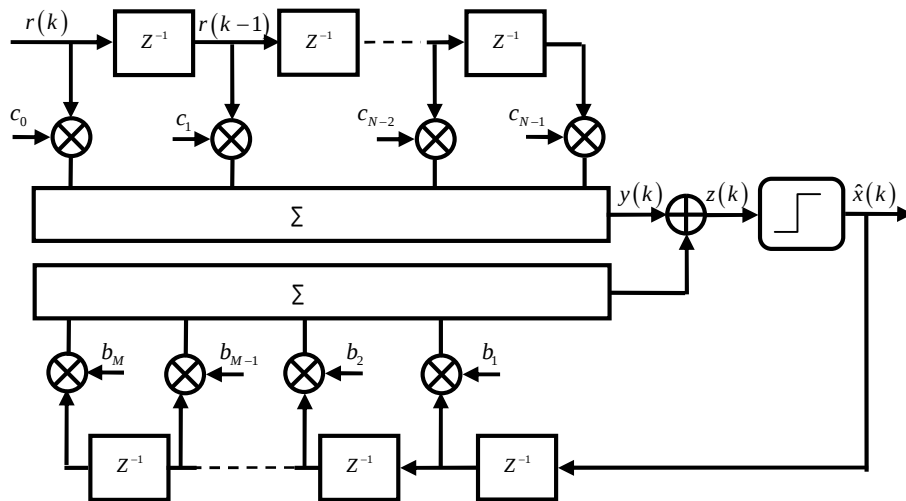


Figure 2.6 Structure de l'égaliseur à retour de décision (DFE).

En complément, il est important de souligner que le DFE peut être adapté dynamiquement grâce à des algorithmes d'apprentissage tels que LMS (Least Mean Squares) ou RLS (Recursive Least Squares), permettant à l'égaliseur de suivre les variations du canal en temps réel et d'optimiser ses performances même dans des environnements changeants. De

plus, l'efficacité du DFE dépend du choix approprié de la longueur des filtres feedforward et feedback, qui doit être adaptée à la mémoire du canal pour garantir une suppression optimale de l'interférence inter-symboles sans introduire une complexité excessive.

Dans les systèmes modernes, le DFE est souvent associé à des techniques de codage d'erreur et à des stratégies de détection itérative, comme le turbo égaliseur, afin de limiter la propagation des erreurs de décision et d'améliorer la robustesse globale du système, notamment dans les transmissions à haut débit ou dans les canaux très sélectifs [1].

Enfin, des variantes avancées du DFE, telles que le DFE fractionnaire ou le DFE avec adaptation aveugle, ont été développées pour traiter des situations où le signal d'entraînement n'est pas disponible ou lorsque le canal présente des caractéristiques temporelles très variables. Ces évolutions rendent le DFE particulièrement attractif pour les applications mobiles, les communications optiques et les environnements à forte dynamique [1].

2.3.3 Utilisation de réseaux de neurones pour l'égalisation des canaux

Les réseaux de neurones artificiels sont des structures inspirées du fonctionnement du cerveau humain, où des neurones interconnectés collaborent pour accomplir des tâches spécifiques. En ajustant les paramètres internes de chaque neurone, les ANN permettent d'approximer des fonctions complexes avec une grande précision. Ces réseaux cherchent à reproduire certaines caractéristiques des neurones biologiques, telles que le parallélisme, la capacité de calcul élevée et la tolérance aux pannes. Les principales raisons motivant l'utilisation des ANN, en comparaison avec les méthodes classiques, incluent leur simplicité de mise en œuvre, leur capacité prouvée d'approximation universelle, la possibilité de modéliser des systèmes complexes en tant que "boîte noire", leur robustesse face aux défaillances, leur aptitude à s'adapter à divers environnements, ainsi que la facilité de modification de leurs paramètres (comme les poids, le nombre de neurones ou de couches cachées). De plus, les ANN peuvent bénéficier d'architectures matérielles parallèles pour accélérer leur traitement [22].

2.3.3.1 Le neurone artificiel

Un neurone artificiel est une modélisation simplifiée du neurone biologique, conçu comme un processeur élémentaire recevant plusieurs entrées, provenant d'autres neurones ou de l'extérieur. Chaque entrée est associée à un poids (ω), qui traduit l'importance de la connexion. Le principe de base de tous les types de neurones artificiels est similaire : les entrées pondérées sont multipliées par leurs poids respectifs, puis additionnées pour former une somme pondérée, appelée somme des produits. Ce résultat est ensuite transformé par une

fonction d'activation $f(\cdot)$, qui joue un rôle crucial dans la prise de décision en évaluant la sortie du neurone. Dans l'analogie avec le cerveau humain, l'ajustement des poids est assimilé au processus d'apprentissage [22].

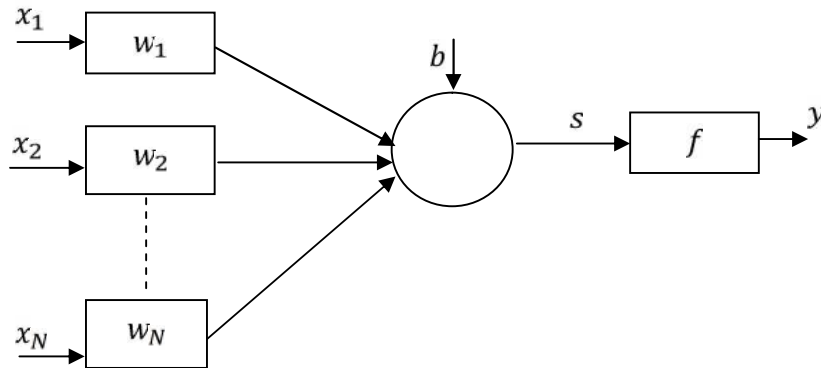


Figure 2.7 *Modèle du neurone formel.*

La valeur de la sortie (y) résulte de la somme pondérée des entrées (x_i) pondérées par des coefficients (w_i), plus un biais (b) et du calcul d'une fonction d'activation (f) de cette somme. La formalisation mathématique de son comportement est donnée par [22] :

$$y = f(s) = f\left(b + \sum_{i=1}^N w_i x_i\right) \quad (2.5)$$

2.3.3.2 Le perceptron multicouche (MLP, pour Multi Layer Perceptron)

Parmi les architectures de réseaux de neurones existantes, nous présentons dans cette section le réseau de neurones multicouche de type feed-forward : le perceptron multicouche (MLP, Multi-Layer Perceptron). Le MLP repose sur l'organisation des neurones en couches successives, où chaque neurone d'une couche est connecté à l'ensemble des neurones de la couche suivante. La première couche, appelée couche d'entrée, est une couche passive dont la fonction est simplement de recevoir les données et de les transmettre au réseau, sans effectuer de traitement. Les couches intermédiaires, appelées couches cachées, assurent la transformation non linéaire des données, leur nombre ainsi que le nombre de neurones qu'elles contiennent dépendent de l'application visée. Le choix du nombre de neurones est crucial : un nombre trop élevé peut compliquer l'apprentissage et accroître le coût computationnel, tandis qu'un nombre insuffisant peut limiter la capacité du réseau à modéliser des relations non linéaires complexes. Enfin, la couche de sortie reçoit les résultats issus de la dernière couche cachée pour produire la sortie finale du réseau. À noter qu'il n'existe aucune connexion entre neurones d'une même couche.

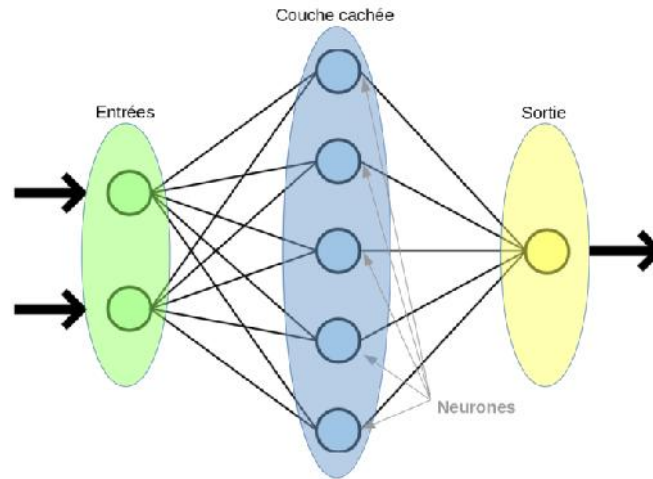


Figure 4.2 Représentation simplifiée d'un réseau de neurones MLP

Le réseau de neurones MLP se compose d'une couche d'entrée comportant m neurones, de L couches cachées, et d'une couche de sortie formée de n neurones. Selon le théorème d'approximation universelle, un MLP disposant d'une seule couche cachée, dont la fonction d'activation est de type sigmoïdal et dont la sortie est associée à une fonction d'activation linéaire, est capable d'approximer toute fonction continue avec une précision arbitraire, à condition de disposer d'un nombre de neurones suffisant dans la couche cachée.

Les égaliseurs basés sur les réseaux de neurones surpassent souvent les égaliseurs classiques dans les canaux fortement dispersifs ou non linéaires. Ils offrent une meilleure capacité d'adaptation, une robustesse accrue face au bruit et aux variations du canal, ainsi qu'une meilleure approximation de la réponse inverse du canal. Leur complexité plus élevée est compensée par les progrès en calcul parallèle et en architectures matérielles dédiées [23].

2.4 Conclusion

En synthèse, ce chapitre a présenté les principes et les méthodes d'égalisation des canaux, indispensables pour restaurer la fidélité des signaux transmis dans les systèmes de communication numériques. Nous avons d'abord présenté les égaliseurs linéaires, dont la simplicité de mise en œuvre et le faible coût de calcul les rendent attractifs pour des canaux à faible distorsion, avant de souligner leurs limites face à une l'interférence inter-symboles marquée ou à un bruit non gaussien. Pour pallier ces insuffisances, l'égaliseur DFE combine une étape feedforward et une étape feedback, exploitant les décisions antérieures pour annuler l'interférence inter-symboles résiduelle, cette structure offre des performances supérieures sur des canaux sévèrement sélectifs, tout en demeurant sensible à la propagation d'erreurs en conditions de faible SNR.

Enfin, l'avènement des techniques d'égalisation basées sur les réseaux de neurones artificiels (ANN, pour : Artificial Neural Network), et en particulier sur les architectures du MLP, ouvre de nouvelles perspectives : grâce à leur capacité d'approximation universelle, leur robustesse aux variations non stationnaires du canal et leur aptitude à apprendre directement la fonction inverse du canal, les égaliseurs neuronaux s'adaptent efficacement aux environnements complexes et dynamiques.

En conclusion, le choix de la technique d'égalisation dépend du compromis recherché entre complexité de mise en œuvre, capacité de traitement en temps réel et exigences de performance (BER, SNR, adaptabilité). Ce panorama prépare le terrain pour les chapitres suivants, qui exploreront plus en détail la conception et l'optimisation d'un égaliseur adaptatif, ainsi que son évaluation, réalisée par simulation sur différents profils de canal.

CHAPITRE 3 :
ALGORITHMES ADAPTATIFS
POUR L'EGALISATION
DES CANAUX

CHAPITRE 3 : ALGORITHMES ADAPTATIFS POUR L'ÉGALISATION DES CANAUX

3.1 Introduction :

Dans les systèmes de communication modernes (4G, 5G, IoT), la transmission de données à haut débit se heurte à un défi majeur : la distorsion des signaux induite par les canaux de transmission. Ces distorsions, causées par des effets tels que l'interférence intersymbole (ISI), les trajets multiples (multipath), ou le bruit additif, dégradent la qualité du signal reçu et limitent les performances des systèmes de communication. Pour pallier ces problèmes, l'égalisation adaptative s'impose comme une solution incontournable.

Les algorithmes adaptatifs jouent un rôle central dans le processus d'égalisation. Contrairement aux méthodes classiques, telles que l'égaliseur de Wiener, ils permettent de s'adapter dynamiquement aux variations temporelles et fréquentielles des canaux, souvent imprévisibles dans les environnements mobiles ou fortement perturbés. Des algorithmes comme le LMS (*Least Mean Square*), le NLMS (*Normalized LMS*) ou le RLS (*Recursive Least Squares*) ont émergé comme des outils essentiels pour compenser ces distorsions, grâce à leur capacité à ajuster en temps réel les coefficients des filtres égaliseurs.

Cependant, le choix d'un algorithme adaptatif dépend d'un compromis entre : la vitesse de convergence, la complexité de calcul et la robustesse au bruit. Par exemple, l'algorithme LMS, bien qu'apprécié pour sa simplicité et son faible coût computationnel, présente une convergence lente dans les canaux fortement corrélés. À l'inverse, le RLS offre une convergence rapide mais au prix d'une complexité algorithmique élevée. Par ailleurs, les approches hybrides, combinant filtres adaptatifs et réseaux de neurones, ouvrent aujourd'hui de nouvelles perspectives notamment pour le traitement des canaux non linéaires ou à large bande.

Ce chapitre est consacré à l'étude de trois algorithmes adaptatifs: LMS, RLS et la rétro-propagation du gradient (BP). Il en examine les principes de fonctionnement, la complexité algorithmique, ainsi que leurs avantages et inconvénients dans le cadre de l'égalisation des canaux. À travers une analyse comparative, ce chapitre vise à fournir une compréhension claire des spécificités de chaque méthode et de leur potentiel à améliorer la fiabilité et l'efficacité des transmissions dans des environnements de communication complexes.

3.2 Les algorithmes classiques

Dans les systèmes de communication numériques, le canal de transmission est souvent inconnu et sujet à des variations dans le temps, ce qui provoque des distorsions et une dégradation des performances du système. Pour pallier ces problèmes, les méthodes d'égalisation adaptative se sont imposées comme une solution efficace. Les algorithmes classiques d'égalisation adaptative, tels que LMS, NLMS ou RLS, permettent de mettre à jour automatiquement les coefficients de l'égaliseur afin de suivre les variations du canal et de minimiser l'erreur entre le signal reçu et le signal désiré. Leur simplicité d'implémentation et leur capacité d'adaptation expliquent leur large utilisation dans les systèmes modernes de transmission.

3.2.1. L'algorithme LMS (Least Mean Squares)

L'origine historique de l'algorithme LMS (Least Mean Squares) remonte à la fin des années 1950. Il a été proposé initialement par Bernard Widrow et Marcian Hoff à l'université de Stanford en 1959 [24], est une méthode de filtrage adaptatif largement utilisée pour minimiser l'erreur quadratique moyenne (MSE) entre la sortie d'un filtre adaptatif et un signal de référence. Il est particulièrement apprécié pour sa simplicité, sa faible complexité de calcul, et sa capacité à s'adapter en temps réel aux variations du canal ou du signal, même en environnement non stationnaire [25].

L'algorithme LMS fait partie de la famille des algorithmes de gradient stochastique, qui consistent à remplacer le calcul exact du gradient (souvent impossible en pratique car dépendant de statistiques inconnues du signal) par une estimation instantanée à partir des données disponibles. Cette approche a permis de rendre l'implémentation du filtrage adaptatif possible en temps réel, ouvrant la voie à de nombreuses applications dans le traitement du signal, l'égalisation de canaux, la suppression d'écho et l'identification de systèmes [26].

3.2.1.1. Principe et fonctionnement

L'objectif du LMS est d'ajuster les coefficients d'un filtre de façon itérative afin de réduire l'erreur entre la sortie réelle du filtre et la valeur désirée. Il s'agit d'une application de la descente de gradient stochastique, où l'algorithme utilise à chaque itération une estimation instantanée du gradient de la fonction de coût (l'erreur quadratique moyenne)[27].

Pour minimiser l'erreur quadratique moyenne (MSE) entre la sortie du filtre et la sortie désirée, les équations fondamentales sont :

- **Sortie du filtre :**

$$y(n) = \mathbf{w}^T(n) \cdot \mathbf{x}(n) \quad (3.1)$$

Où :

$\mathbf{w}(n) = [w_0(n), w_1(n), \dots, w_{L-1}(n)]^T$: coefficients du filtre (ordre L),

$\mathbf{x}(n) = [x(n), x(n-1), \dots, x(n-L+1)]^T$: Vecteur d'entrée.

- **Erreur instantanée :**

$$e(n) = d(n) - y(n) \quad (3.2)$$

Où :

$d(n)$: La sortie désirée.

- **Mise à jour des coefficients :**

$$w(n+1) = w(n) + \mu \cdot x(n) \cdot e(n) \quad (3.3)$$

Où :

μ : pas d'adaptation, contrôlant la vitesse de convergence et la stabilité.

Donc l'algorithme LMS suit une **procédure itérative** en trois étapes principales pour ajuster les coefficients d'un filtre adaptatif [25] :

- **Initialisation**

- Coefficients du filtre : Généralement initialisés à zéro (ex. $w = [0, 0, \dots, 0]$).
- Pas d'adaptation (μ) : Choisi selon la condition de convergence (ex. $0 < \mu < 1/(L\sigma^2)$, où L est l'ordre du filtre et σ^2 la puissance du signal) [25].

- **Filtrage et calcul d'erreur**

- Sortie du filtre $y(n)$.
- Erreur instantanée $e(n)$: À chaque itération, la sortie du filtre est calculée par combinaison linéaire des coefficients et du signal d'entrée. L'erreur instantanée est obtenue en comparant cette sortie au signal désiré [28].

- **Mise à jour des coefficients**

- Règle du gradient stochastique: Cette étape ajuste les coefficients $w(n+1)$ pour minimiser l'erreur quadratique moyenne (MSE). Les coefficients sont ajustés en utilisant la règle du gradient stochastique, où le pas μ contrôle la vitesse de convergence et la stabilité [25].

3.2.1.2. Condition de convergence :

Pour garantir la stabilité, le pas d'adaptation (μ) doit satisfaire :

$$0 < \mu < \frac{2}{\lambda_{\max}} \quad (3.4)$$

Où :

$\lambda_{\max}$: Valeur propre maximale de la matrice d'autocorrélation $\mathbf{R}_{xx} = E[x(n)x^T(n)]$.

$x(n)$: Vecteur d'entrée du filtre à l'instant n .

- **Impact des Valeurs Propres de $\mathbf{R}_{xx}$**

La vitesse de convergence dépend de la dispersion des valeurs propres de $\mathbf{R}_{xx}$:

- Canaux fortement corrélés (valeurs propres étalées) : Convergence lente.
- Canaux faiblement corrélés (valeurs propres regroupées) : Convergence rapide.

Exemple : Pour un canal à réponse impulsionnelle longue (ex. multipath en 5G), les valeurs propres sont très dispersées, nécessitant un μ petit [27].

En pratique, le choix de μ se fait souvent à l'aide d'une règle basée sur la puissance du signal d'entrée, selon laquelle :

$$0 < \mu < \frac{1}{L \cdot \sigma_x^2} \quad (3.5)$$

Où :

L : Ordre du filtre.

σ_x^2 : Puissance moyenne du signal d'entrée.

Cette méthode permet d'éviter le calcul complexe des valeurs propres, mais elle peut conduire à une sous-estimation de $\lambda_{\max}$, nécessitant alors un ajustement empirique. L'interprétation de ce paramètre est cruciale : un μ trop grand peut entraîner une instabilité (divergence), tandis qu'un μ trop petit ralentit considérablement la convergence [29-30]. Il en résulte un compromis fondamental entre vitesse et stabilité. Le tableau 1, illustre ce compromis.

Tableau 1 : Compromis Vitesse/Stabilité [29]

μ élevé	μ faible
Convergence rapide.	Convergence lente.
Risque d'instabilité.	Stabilité garantie.
Erreur résiduelle fluctuante.	Erreur résiduelle faible.

- **Cas des signaux non stationnaires**

Dans le cas des canaux variables dans le temps, comme en communications mobiles, le pas d'adaptation μ doit être ajusté dynamiquement :

- Augmenter μ : Pour permettre au filtre de suivre les variations rapides du canal.
- Réduire μ : Pour minimiser l'erreur en régime stationnaire.

Une solution courante consiste à utiliser des variantes comme le NLMS (Normalized LMS), qui adaptent automatiquement μ en le normalisant par l'énergie du signal d'entrée, selon la relation:

$$m(n) = \frac{\mu_0}{\epsilon + \|x(n)\|^2} \quad (3.6)$$

Où :

μ_0 : pas d'adaptation (ou facteur d'apprentissage) qui contrôle la rapidité.

ϵ : Terme de régularisation (valeur positive très petite) pour éviter la division par zéro.

Cette approche permet une convergence plus stable et plus rapide, indépendante des statistiques du signal [31].

- **Condition de Convergence en Moyenne Quadratique**

D'après Haykin (2002) [32] et Sayed (2003) [33], une condition plus générale pour la convergence en moyenne quadratique est :

$$\sum_{i=1}^N \frac{\lambda_i}{1 - \lambda_i} < 2 \quad (3.7)$$

Où :

λ_i sont les valeurs propres de R_{xx} .

Cette condition garantit que l'erreur quadratique moyenne reste bornée [34].

3.2.1.3. Complexité de l'algorithme LMS

Elle désigne le coût en opérations nécessaires pour mettre à jour les coefficients du filtre adaptatif à chaque itération.

- **Opérations par itération**

Pour un filtre de taille L :

- Calcul de la sortie $y(n)$: L multiplications (produit scalaire)
- Mise à jour des coefficients ($\mu \cdot e(n) \cdot x(n)$) : $L + 1$ multiplications (un calcul de $\mu \cdot e(n)$, puis L multiplications pour chaque coefficient).

- Calcul de l'erreur $e(n)$: 1 addition
- Mise à jour des coefficients : L additions

Total : $2L + 1$ multiplications [35], et $L + 1$ additions [36]

Exemple : Pour $L = 100$, il faut 201 multiplications et 101 additions par itération.

- **Complexité asymptotique**

L'algorithme LMS présente une complexité asymptotique linéaire :

- Par itération : $O(L)$, où L est la taille du filtre.
- Pour N itérations : $O(N.L)$.

Cette complexité linéaire rend le LMS particulièrement adapté aux applications temps réel et aux systèmes embarqués à ressources limitées [37]. Diverses optimisations permettent d'améliorer encore ses performances, notamment l'utilisation de la convolution rapide ou du filtrage en sous-bandes, qui réduisent le nombre de multiplications (jusqu'à 50 %) au prix d'une légère augmentation du nombre d'additions [38]. En outre, plusieurs variantes de l'algorithme ont été développées pour répondre à des besoins spécifiques [39], comme le NLMS pour une meilleure stabilité, ou les versions parcimonieuses (sparse LMS).

3.2.1.4. Avantages de l'algorithme LMS

L'algorithme LMS est largement utilisé dans le traitement du signal, l'identification de systèmes et l'apprentissage adaptatif en raison de plusieurs avantages distincts et bien documentés :

- **Simplicité de mise en œuvre**

L'algorithme LMS est reconnu pour sa simplicité algorithmique : il repose sur une mise à jour itérative des coefficients basée sur le gradient de l'erreur quadratique moyenne, ce qui le rend facile à programmer et à intégrer, même sur des systèmes embarqués ou des DSP à ressources limitées [31].

- **Faible complexité de calcul**

Contrairement à d'autres algorithmes adaptatifs comme RLS, le LMS nécessite peu d'opérations par itération (principalement des additions et multiplications), ce qui réduit la charge de calcul et permet un traitement en temps réel sur des signaux rapides ou de grandes quantités de données [40].

- **Adaptation en ligne (temps réel)**

L'algorithme LMS ajuste les coefficients du filtre à chaque nouvel échantillon reçu, ce qui lui permet de s'adapter rapidement aux changements du signal ou de l'environnement sans nécessiter de recalculs globaux.

- **Robustesse et stabilité**

En choisissant correctement le pas d'adaptation (μ), le LMS offre une convergence stable vers la solution optimale, même en présence de bruit ou de variations du signal. Il est également relativement robuste aux erreurs de modélisation.

- **Large champ d'applications**

L'algorithme LMS est utilisé dans de nombreux domaines, tels que la réduction de bruit, l'annulation d'écho, l'égalisation de canal, l'identification de systèmes, ou encore l'apprentissage automatique, etc. Sa polyvalence constitue un atout majeur [41].

- **Convergence vers la solution optimale**

Bien que la vitesse de convergence dépende de la structure du signal d'entrée, le LMS converge vers la solution du filtre de Wiener, ce qui garantit une minimisation efficace de l'erreur quadratique moyenne [42].

- **Nombreuses variantes disponibles**

De nombreuses améliorations et variantes du LMS existent (NLMS, VSS-LMS, Block LMS, etc.), permettant d'adapter l'algorithme à des besoins spécifiques en termes de rapidité, stabilité ou adaptation à des signaux particuliers [43].

L'algorithme LMS reste donc une référence incontournable dans le domaine de l'adaptation et du filtrage numérique, en raison de sa simplicité, de son efficacité et de sa robustesse dans de nombreux contextes pratiques.

3.2.1.5. Inconvénients de l'algorithme LMS

L'algorithmes LMS (Least Mean Squares) sont appréciés pour leur simplicité et leur faible coût de calcul, mais présentent plusieurs inconvénients notables qui limitent leur utilisation dans certains contextes avancés du traitement du signal et de l'identification de systèmes.

- **Vitesse de convergence lente**

L'un des principaux défauts de l'algorithme LMS est sa vitesse de convergence relativement faible, surtout lorsque la matrice d'autocorrélation du signal d'entrée possède des valeurs propres très dispersées [44]. Cela signifie qu'il faut un nombre élevé

d'itérations pour atteindre une erreur faible, ce qui peut être problématique dans les applications en temps réel ou lorsque le système à identifier évolue rapidement [45].

- **Sensibilité au choix du pas d'adaptation (μ)**

Le paramètre de pas d'adaptation (μ) doit être soigneusement choisi : une valeur trop faible ralentit la convergence, tandis qu'une valeur trop élevée peut entraîner l'instabilité de l'algorithme et empêcher la convergence vers la solution optimale[27]. Trouver le compromis adéquat dépend souvent des caractéristiques statistiques du signal, ce qui complique la mise en œuvre pratique [25].

- **Performances limitées avec des signaux corrélés**

Le LMS se comporte mal lorsque les signaux d'entrée sont fortement corrélés, ce qui ralentit encore la convergence et peut conduire à des performances sous-optimales dans des environnements réels complexes [45].

- **Incapacité à traiter les systèmes non linéaires**

L'algorithme LMS est fondamentalement conçu pour l'identification de systèmes linéaires. Il devient inefficace, voire inopérant, pour des systèmes présentant un comportement non linéaire marqué [44].

- **Précision asymptotique limitée**

Même après convergence, l'erreur résiduelle (erreur asymptotique) peut rester significative, notamment en présence de bruit ou d'un mauvais choix de paramètres [27].

- **Problèmes de quantification et d'implémentation numérique**

Lorsqu'il est implémenté sur des systèmes numériques à faible précision (arithmétique à virgule fixe), le LMS peut souffrir d'instabilités ou de pertes de performance dues à la quantification des coefficients.

- **Complexité croissante pour les variantes avancées**

Certaines variantes du LMS, telles que le kernel LMS ou les versions multivariées, présentent une complexité mémoire et calculatoire qui augmente rapidement avec la taille des données ou le nombre d'itérations, ce qui peut les rendre impraticables pour des applications de grande envergure.

En résumé, bien que le LMS reste un algorithme de référence pour des applications simples et linéaires, ses limitations conduisent souvent à privilégier des alternatives telles que le NLMS, le RLS ou les méthodes à noyau, notamment dans des contextes nécessitant une adaptation rapide, une meilleure robustesse ou une prise en compte de la non-linéarité [46].

3.2.2. L'algorithme RLS (Recursive Least Squares)

L'algorithme RLS (Recursive Least Squares) trouve ses origines dans l'histoire des mathématiques. En 1821, Carl Friedrich Gauss, pose les bases de la méthode des moindres carrés pour prédire la trajectoire de l'astéroïde Cérès, mais ses travaux restent méconnus jusqu'à leur redécouverte en 1950 par Plackett, qui en formalise l'approche récursive. Dans les années 1960, le RLS est développé pour l'estimation adaptative dans les systèmes de contrôle et les télécommunications, offrant une alternative rapide et précise à l'algorithme LMS. Depuis, ses applications se sont étendues à des domaines contemporains comme la finance, où il est utilisé pour estimer des modèles ARCH (Autoregressive Conditional Heteroscedasticity) dans la prévision de la volatilité des marchés, ainsi qu' à l'identification de systèmes non linéaires complexes, grâce à des variantes hybrides combinant RLS et approches multi-modèles [47-48].

3.2.2.1. Principe et domaines d'application

L'objectif du RLS est de minimiser récursivement l'erreur quadratique pondérée entre la sortie réelle et la sortie estimée, en assurant une adaptation rapide et robuste des paramètres du modèle au fil des nouvelles observations, ce qui le rend particulièrement adapté aux applications en ligne et aux systèmes dynamiques[49].

La fonction de coût à minimiser est une somme pondérée des erreurs quadratiques passées :

$$J(n) = \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} |d(i) - w^T(n)x(i)|^2 \quad (3.8)$$

Où :

λ : Facteur d'oubli ($0 < \lambda \leq 1$), privilégiant les données récentes.

$d(i)$: Signal désiré à l'instant i .

$x(i)$: Vecteur d'entrée à l'instant i .

$w(n)$: Coefficients du filtre à l'instant i .

Les matrices de corrélation sont mises à jour récursivement :

- **Matrice d'autocorrélation:**

$$R(n) = \lambda R(n-1) + x(n)x^T(n) \quad (3.9)$$

- **Vecteur d'intercorrélation:**

$$p(n) = \lambda p(n-1) + d(n)x(n) \quad (3.10)$$

Pour éviter l'inversion directe de $R(n)$, on utilise le lemme d'inversion matricielle (Woodbury) [27] :

$$P(n) = R^{-1}(n) = \frac{1}{\lambda} \left[P(n-1) - \frac{P(n-1)x(n)x^T(n)P(n-1)}{\lambda + x^T(n)P(n-1)x(n)} \right] \quad (3.11)$$

- **Gain de Kalman**

$$k(n) = \frac{P(n-1)x(n)}{\lambda + x^T(n)P(n-1)x(n)} \quad (3.12)$$

- **Erreur a priori :**

$$e(n) = d(n) - w^T(n-1)x(n) \quad (3.13)$$

- **Mise à Jour des Coefficients du Filtre**

Les coefficients sont ajustés à chaque itération [26]

$$w(n) = w(n-1) + k(n)e(n) \quad (3.14)$$

L'algorithme RLS est largement utilisé dans divers domaines d'application. En télécommunications, il sert à l'égalisation de canal afin de compenser les distorsions introduites par le milieu de transmission. En identification de systèmes, il permet de modéliser les réponses impulsionnelles de systèmes inconnus de manière précise et adaptative. Il est également employé dans la prédiction de séries temporelles, notamment en finance et en traitement du signal, où sa capacité à s'adapter rapidement aux variations des données en fait un outil particulièrement efficace.

3.2.2.2. Avantages de l'algorithme RLS :

Voici les principaux avantages de l'algorithme RLS :

- **Convergence rapide**

L'algorithme RLS converge bien plus rapidement que les algorithmes de type LMS (Least Mean Squares) [49], notamment en présence de signaux fortement corrélés ou non stationnaires.

- **Pas d'inversion matricielle directe**

Le RLS évite l'inversion explicite de matrices grâce au lemme d'inversion matricielle, réduisant ainsi la complexité numérique et les risques d'instabilité.

- **Précision dans les systèmes bruités**

Le RLS minimise l'erreur quadratique pondérée de manière optimale, ce qui le rend efficace pour l'identification de systèmes dans des environnements bruités[50].

- **Adaptabilité aux Signaux Déterministes**

Contrairement au LMS, qui traite les signaux comme stochastiques, le RLS est conçu pour des entrées déterministes, offrant une meilleure flexibilité théorique.

- **Stabilité en Virgule Fixe**

Le RLS peut être implémenté en arithmétique fixe avec une stabilité numérique acceptable, contrairement à d'autres algorithmes (ex : LMS) qui divergent souvent.

- **Applications en Temps Réel**

Grâce à sa mise à jour récursive, le RLS est adapté aux applications en temps réel comme l'égalisation de canal ou l'annulation d'écho [25].

- **Variante LRLS (Lattice RLS)**

La version en treillis (LRLS) réduit la complexité à $O(L)$ tout en conservant une convergence rapide, idéale pour les systèmes embarqués.

3.2.2.3. Inconvénients de l'algorithme RLS :

- **Complexité de calcul élevée**

L'algorithme RLS nécessite de nombreuses opérations matricielles à chaque itération, ce qui entraîne une complexité de calcul de l'ordre de $O(L^2)$, où L est le nombre de coefficients du filtre. Cette complexité rend son implémentation coûteuse, surtout pour les systèmes à grande dimension ou en temps réel [51].

- **Difficulté d'implémentation matérielle**

L'implémentation de l'algorithme RLS sur des plateformes matérielles telles que les FPGA ou les microcontrôleurs, est plus complexe et plus gourmande en ressources que celle d'algorithmes plus simples comme le LMS ou le NLMS. Cette contrainte est particulièrement marquée en arithmétique à virgule fixe, où la stabilité numérique peut être difficile à garantir.

- **Sensibilité à l'instabilité numérique**

RLS est sensible aux erreurs d'arrondi et à l'instabilité numérique, surtout lors de l'utilisation d'une faible précision (peu de bits) pour représenter les coefficients et les matrices. La boucle de récurrence peut amplifier les erreurs, menant à des divergences ou à une dégradation des performances [44].

- **Inefficacité pour les systèmes non linéaires**

L'algorithme RLS, comme la plupart des algorithmes de filtrage linéaire adaptatif, devient inefficace ou inopérant lorsque le système à identifier présente un fort degré de non-linéarité

- **Sensibilité aux paramètres et à l'initialisation**

Le choix du facteur d'oubli (λ) et des conditions initiales de la matrice de covariance influence fortement la stabilité et les performances de l'algorithme. Un mauvais réglage de ces paramètres peut conduire à une divergence ou une adaptation inefficace [51].

- **Coût énergétique et temps de calcul**

En raison de son coût de calcul élevé, l'algorithme RLS consomme davantage d'énergie et requiert un temps de traitement plus long que les méthodes adaptatives plus simples. Cela limite son utilisation dans les systèmes embarqués ou les environnements à ressources limitées [52].

3.2.3. Comparaison entre les deux algorithmes (RLS et LMS) :

Afin de mieux appréhender les avantages et les limites respectifs des algorithmes **RLS** (Recursive Least Squares) et **LMS** (Least Mean Squares), le tableau ci-dessous présente une comparaison détaillée selon plusieurs critères essentiels. Cette synthèse permet de guider le choix de l'algorithme en fonction des exigences spécifiques de l'application visée, telles que la complexité de calcul, la vitesse de convergence, l'erreur résiduelle, la robustesse ou encore les contraintes de mémoire.

Tableau 2 : Critères de Comparaison [53]

Critère	RLS	LMS
Complexité	$O(L^2)$ (Opérations matricielles coûteuses)	$O(L)$ (Simple et rapide)
Vitesse de Convergence	Rapide (optimal pour systèmes stationnaires)	Lente (sensible à la corrélation du signal)
Erreur Résiduelle	Faible (précis en environnement stationnaire)	Élevée (dépend du pas d'adaptation)
Robustesse	Sensible aux perturbations et aux erreurs numériques	Robuste en environnement non stationnaire
Mémoire	Conserve l'historique des erreurs (mémoire infinie avec facteur d'oubli)	Mémoire limitée (adaptation basée sur l'erreur instantanée)
Applications	Égalisation de canal, identification de systèmes linéaires	Annulation d'écho, réduction de bruit en temps réel

Le choix entre les deux algorithmes dépend principalement des contraintes de l'application :

- **Privilégiez RLS** lorsque la précision et la rapidité de convergence sont primordiales, notamment dans des environnements stationnaires.
- **Optez pour LMS** dans les contextes dynamiques ou contraints en ressources, où la simplicité, la robustesse et une faible consommation de calcul sont recherchées.

En somme, les algorithmes **RLS** et **LMS** ne s'opposent pas mais se complètent. Chacun excelle dans des contextes bien définis. Une analyse préalable des besoins (en termes de précision, rapidité et ressources disponibles) est indispensable pour orienter le choix de manière optimale.

3.3. La Rétro-Propagation du gradient

La **rétro-propagation du gradient** (Backpropagation, BP) est une méthode d'apprentissage supervisé utilisée pour entraîner les réseaux de neurones multicouches. Elle repose sur une mise à jour itérative des poids synaptiques, en partant de la dernière couche du réseau vers la première. L'objectif est de minimiser l'erreur de prédiction en ajustant les poids proportionnellement à leur contribution à cette erreur.

Concrètement, les poids qui ont le plus contribué à l'erreur sont modifiés de manière plus significative que ceux ayant eu un impact moindre. Par abus de langage, on désigne souvent par « rétro-propagation » l'algorithme classique de descente du gradient appliqué via cette méthode, bien qu'il existe d'autres techniques de correction d'erreur, comme celles basées sur la dérivée seconde [10].

3.3.1. Principe et fonctionnement

La rétro-propagation du gradient repose sur les algorithmes du gradient, utilisés pour optimiser les poids dans des réseaux tels que les **perceptrons multicouches**. L'algorithme cherche à minimiser une **fonction de coût**, typiquement non linéaire, en ajustant les poids synaptiques de manière à s'approcher itérativement d'un **minimum local** (voire global) de cette fonction.

La fonction de coût possède généralement une borne inférieure. En prenant certaines précautions (par exemple, en choisissant un taux d'apprentissage adapté), l'algorithme finit par converger vers une configuration stable du réseau.

Pour mieux comprendre le fonctionnement de la rétro-propagation, il est utile de rappeler quelques concepts fondamentaux du calcul différentiel :

- Une **dérivée** exprime le taux de variation d'une fonction à un point donné. Pour une fonction non linéaire comme les fonctions d'activation, ce taux varie selon l'endroit de la courbe.
- La **différentiation** est le processus permettant de calculer cette dérivée.
- Une **dérivée partielle** mesure la variation de la fonction par rapport à une seule variable, en maintenant les autres constantes. Cela est essentiel pour comprendre l'effet d'une entrée ou d'un poids particulier sur la sortie d'un neurone.
- Le **gradient** est un vecteur regroupant toutes les dérivées partielles d'une fonction multi variée. Il indique la direction dans laquelle la fonction croît ou décroît le plus rapidement.
- La **règle de la chaîne** permet de dériver des fonctions composées. Par exemple, si une fonction est de la forme $f(x) = A(B(x))$, alors sa dérivée est le produit des dérivées de A et de B . Cette règle est indispensable pour rétro-propager les gradients à travers les couches successives du réseau.

Bien que les principes soient relativement simples, les calculs peuvent rapidement devenir complexes, en particulier pour les réseaux profonds.

3.3.2 Fonction de coût utilisée

Dans la rétro-propagation, la **fonction de coût** couramment utilisée est l'**erreur quadratique moyenne (EQM)**, qui mesure l'écart entre la sortie calculée par le réseau et la sortie attendue. Pour un ensemble de Q exemples d'apprentissage, l'erreur totale est exprimée par :

$$E = \sum_{q=1}^Q \sum_{j=1}^J \left(t_j^{(q)} - z_j^{(q)} \right)^2 \quad (3.15)$$

Où :

$z_j^{(q)}$: est la sortie réelle du neurone j pour l'exemple q .

$t_j^{(q)}$: est la sortie cible correspondante.

J : est le nombre de neurones en sortie.

Q : est le nombre total d'exemples d'apprentissage.

L'objectif de l'algorithme est de minimiser cette erreur à l'aide du gradient de la fonction de coût par rapport aux poids du réseau, calculé via la rétro-propagation.

3.3.3. Étapes de l'algorithme de rétro-propagation

L'algorithme de rétro-propagation du gradient se déroule en quatre étapes principales :

- **Initialisation** : les poids synaptiques du réseau sont initialisés de manière aléatoire, souvent avec de petites valeurs.
- **Propagation avant** (*forward pass*) : les entrées sont transmises à travers le réseau pour calculer les sorties.
- **Propagation arrière** (*backward pass*) : les erreurs entre les sorties calculées et les sorties attendues sont rétro-propagées à travers le réseau, couche par couche.
- **Mise à jour des poids** : les poids sont ajustés en fonction des gradients calculés, dans le but de réduire l'erreur globale.

La mise à jour des poids à l'itération $r + 1$ se fait selon la règle suivante :

$$u_{mj}^{(r+1)} = u_{mj}^{(r)} - \eta \frac{\partial E^{(r)}}{\partial u_{mj}} \quad (3.16)$$

Où :

$u_{mj}^{(r)}$: est le poids reliant le neurone m de la couche cachée au neurone j de la couche de sortie à l'itération r .

η : est le taux d'apprentissage (*learning rate*).

$E^{(r)}$: est la fonction de coût à l'itération r .

$\frac{\partial E^{(r)}}{\partial u_{mj}}$: est le gradient de l'erreur par rapport au poids u_{mj} .

Une mise à jour similaire s'applique aux poids $u_{nm}^{(r)}$ de la couche d'entrée vers la couche cachée.

Dans le cas d'une fonction d'activation sigmoïde unipolaire (dont la sortie est comprise entre 0 et 1), la sortie du neurone j s'écrit comme :

$$S_j = \sum_{m=1}^M u_{mj} \quad (3.17)$$

Cette valeur est ensuite transformée par la fonction sigmoïde pour produire la sortie finale du neurone.

3.3.4. Avantages de la rétro-propagation :

La rétro-propagation du gradient présente de nombreux atouts qui expliquent son rôle central dans l'apprentissage automatique, notamment dans le domaine de l'apprentissage profond [54]. Elle permet une mise à jour efficace et précise des paramètres du réseau de neurones en minimisant l'erreur de sortie. En s'appuyant sur le calcul du gradient, cette méthode fournit une stratégie systématique pour ajuster les poids, permettant ainsi d'améliorer progressivement les performances du modèle.

Un autre avantage majeur réside dans sa compatibilité avec les environnements de calcul parallèles, notamment les GPU, ce qui en fait une solution rapide et adaptée au traitement de grandes quantités de données [55].

De plus, la rétro-propagation est largement prise en charge par les bibliothèques modernes de deep learning telles que TensorFlow, Keras ou PyTorch [56], ce qui facilite grandement son implémentation. En résumé, la rétro-propagation constitue une technique essentielle pour l'entraînement des réseaux neuronaux profonds, faisant d'elle un pilier de l'intelligence artificielle moderne [22].

3.3.5. Inconvénients de la rétro-propagation :

Malgré son efficacité, la rétro-propagation présente certaines limites importantes. Elle dépend fortement des hyper paramètres, en particulier du taux d'apprentissage (*learning rate*). Un mauvais réglage peut ralentir la convergence ou même empêcher le réseau d'apprendre correctement, en provoquant une divergence. Elle est également sensible aux **minimums locaux**, surtout dans le cas de fonctions de coût non convexes, ce qui peut conduire le réseau à une solution sous-optimale [57]. Un autre problème fréquemment rencontré, notamment dans les réseaux profonds, est celui de la disparition ou de l'explosion des gradients. Ce phénomène rend l'entraînement instable ou inefficace, en empêchant les couches les plus éloignées de s'ajuster correctement [54].

Enfin, bien que le principe de la rétro-propagation soit relativement simple, l'obtention d'un modèle performant peut nécessiter un grand nombre d'itérations, impliquant ainsi une consommation élevée de ressources de calcul [58].

3.3.6. Comparaison avec d'autres méthodes d'optimisation locale :

Bien que la rétro-propagation du gradient soit largement utilisée, elle ne constitue qu'une parmi plusieurs méthodes d'optimisation locale appliquées en apprentissage automatique et en optimisation numérique [54]. Elle repose sur la descente de gradient stochastique (SGD),

connue pour sa simplicité et son efficacité sur de grands ensembles de données. Toutefois, la nature aléatoire de la SGD peut entraîner une trajectoire d'optimisation instable, en particulier dans les premières phases d'apprentissage [59].

Des méthodes plus sophistiquées, telles que les approches de type Newton ou quasi-Newton (comme BFGS), utilisent non seulement le gradient mais aussi la dérivée seconde ou une approximation de celle-ci pour orienter la descente. Elles offrent généralement une meilleure vitesse de convergence, notamment dans des espaces de faible dimension ou lorsque la fonction de coût est bien conditionnée. Cependant, ces méthodes requièrent davantage de mémoire et de puissance de calcul, ce qui les rend peu adaptées aux architectures complexes comme les réseaux neuronaux profonds [60].

À l'opposé, les méthodes sans dérivées, telles que l'algorithme de Nelder-Mead (simplexe), sont utiles dans les cas où la fonction objective est non différentiable, bruitée ou irrégulière. Néanmoins, elles souffrent généralement d'un manque d'efficacité dans les espaces à haute dimension, comme ceux rencontrés dans l'apprentissage profond [34].

En résumé, la rétro-propagation se distingue par sa capacité à exploiter efficacement la structure hiérarchique des réseaux de neurones multicouches [55]. Elle constitue un compromis robuste entre précision, coût computationnel et adaptabilité. Cela dit, dans des contextes plus simples ou bien définis, des méthodes comme BFGS peuvent offrir de meilleures performances en termes de vitesse et de précision.

3.4 Conclusion

Ce chapitre a présenté trois algorithmes fondamentaux d'optimisation et d'apprentissage : LMS (Least Mean Squares), RLS (Recursive Least Squares), et la rétro-propagation du gradient (Backpropagation). Ces algorithmes adaptatifs jouent un rôle central dans de nombreux domaines, notamment dans l'égalisation des canaux, où ils permettent de corriger les effets de distorsion, d'atténuation et d'interférence qui affectent les signaux au cours de leur transmission. Leur capacité à ajuster dynamiquement leurs paramètres en réponse aux variations du canal les rend particulièrement efficaces dans des environnements réels, souvent instables et bruyants.

Ces trois algorithmes ne sont pas concurrents mais complémentaires, chacun présentant des avantages selon le contexte d'application, les contraintes de ressources et les objectifs de performance. Leur comparaison dans ce chapitre fournit une base pour le choix algorithmique en fonction des besoins spécifiques.

Dans le chapitre suivant, ces méthodes seront mises en œuvre et évaluées par simulation dans le cadre de l'égalisation de canaux numériques. L'objectif sera d'analyser et de comparer leurs performances pratiques en termes de taux d'erreur binaire (TEB) et de l'erreur quadratique moyenne (EQM).

CHAPITRE 4 :

RUSULTATS DE SIMULATIONS ET

ANALYSE DES PERFORMANCES

CHAPITRE 4 : RUSULTATS DE SIMULATIONS ET ANALYSE DES PERFORMANCES

4.1 Introduction

Après avoir présenté les fondements des systèmes de communication numérique, les techniques d'égalisation, ainsi que les trois algorithmes adaptatifs utilisés pour l'égalisation des canaux, ce chapitre est dédié à la simulation et à l'analyse comparative de leurs performances. L'objectif principal est d'évaluer l'efficacité de chaque algorithme dans des environnements de transmission variés, caractérisés par des perturbations telles que le bruit, les interférences inter-symboles (ISI), ou encore la non linéarité. Les résultats des simulations sont présentés en termes de courbe de convergence, taux d'erreur binaire, et diagramme de l'œil.

Pour illustrer la performance et l'implémentation des algorithmes présentés dans ce chapitre, nous analyserons leurs résultats associés à un égaliseur linéaire (LE) et à un égaliseur à retour de décision (DFE) dans le cadre d'une transmission numérique en BPSK. Les simulations sont réalisées au moyen du logiciel MATLAB.

4.2 Canal linéaire

Pour évaluer les performances des égaliseurs, on utilise un modèle de canal discret équivalent à phase non minimale, décrit par la fonction de transfert en Z suivante [61] :

$$H_1(z) = 0.26 + 0.93z^{-1} + 0.26z^{-2} \quad (4.1)$$

Les caractéristiques de ce canal sont illustrées dans la figure 4.1. Le canal possède trois coefficients réels (Figure 4.1.a). La réponse en amplitude (Figure 4.1 b) de ce canal présente un évanouissement de profondeur moyenne (Comporte des zones où le signal sera amplifié et des zones où le signal sera affaibli. La figure 4.1(c), représente la réponse en phase qui est presque linéaire. La figure 4.1(d) illustre la représentation du canal dans le plan Z , et montre que ce canal possède de deux zéros l'un est à l'intérieur du cercle unité et l'autre est à l'extérieur de ce cercle. Ce canal peut être utilisé comme un modèle pour les canaux téléphonique.

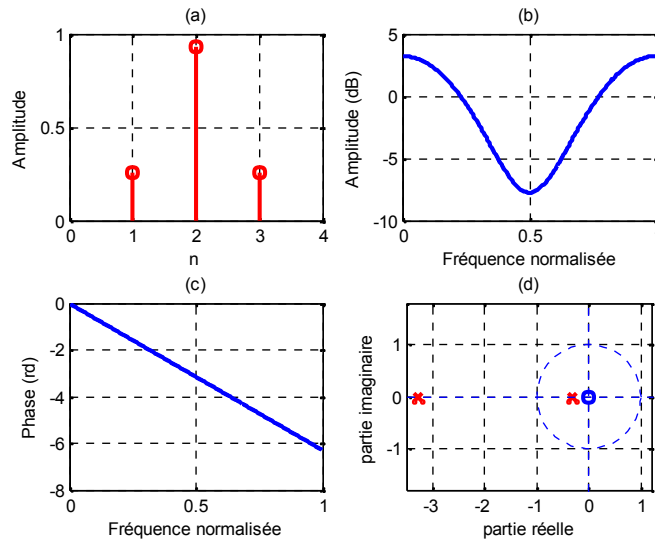


Figure 4.1 Les caractéristiques du canal: (a) réponse en amplitude (b) réponse impulsionnelle (c) réponse en phase (d) les zéros du canal

La figure 4.2 montre les effets de distorsion générés par le bruit et le canal de transmission. Dans La partie (a) montre le signal à l'entrée du canal, formé d'une séquence aléatoire de symboles bipolaires $\{-1,1\}$. La partie (b) met en évidence l'effet du bruit blanc additif sur le signal transmis pour un rapport signal sur bruit (SNR) de 20 dB.

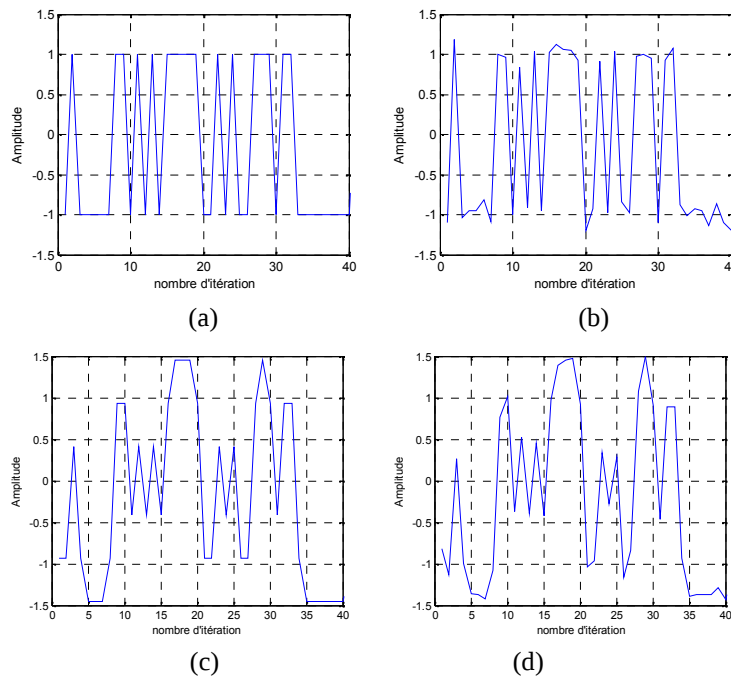


Figure 4.2: Les effets de distorsion du canal : (a) Signal émis, (b) effet du bruit, (c) effet du canal, (d) effet du canal plus le bruit

L'effet du canal sont illustré dans la partie (c), il est très sévère, certaines parties du signal sont amplifiées, au point que l'amplitude des distorsions dépasse celle du signal, tandis que

d'autres sont fortement atténuées. Ces distorsions peuvent entraîner des erreurs de décision. La partie (d) présente les effets combinés du canal et du bruit. La séquence transmise étant fortement déformée, il est impossible d'effectuer une détection fiable sans passer par un égaliseur, qui devient donc indispensable.

4.3 Canal non linéaire:

Les canaux non linéaires sont communément rencontrés dans les applications pratiques. Les distorsions non linéaires peuvent résulter de la saturation des amplificateurs ou de certains procédés de modulation. Ces effets induisent des altérations non linéaires à la fois sur l'amplitude et la phase du signal. Dans notre étude, nous considérons un canal non linéaire constitué d'un canal linéaire à phase non minimale, tel que décrit précédemment, suivi d'une non-linéarité statique de type Volterra. Ce modèle est illustré à la figure 4.3.

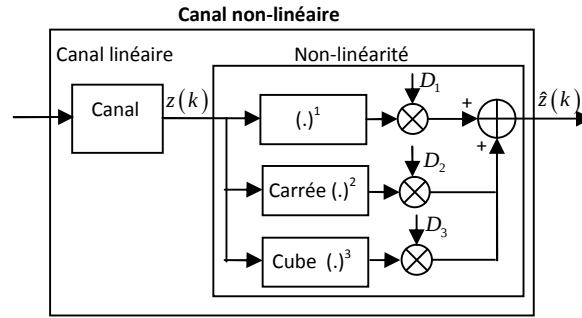


Figure 4.3: Canal non-linéaire.

La sortie du canal linéaire à l'instant k est exprimée par l'équation suivante:

$$z(k) = \sum_{i=0}^{N-1} h_i x(k-i) \quad (4.1)$$

Où :

h_i ($i = 0, 1, \dots, N-1$) : est la réponse impulsionnelle du canal.

La sortie de ce canal est ensuite passée dans une fonction non linéaire dont la non linéarité est décrite par :

$$\hat{z}(k) = D_1 z(k) + D_2 z^2(k) + D_3 z^3(k) \quad (4.2)$$

Où D_1, D_2, D_3 sont les paramètres du canal non linéaire.

Pour évaluer les performances des égaliseurs, les paramètres contrôleurs de la non-linéarité D_1, D_2 et D_3 de l'équation (4.2) sont définis respectivement à 1, 0.1 et 0.05, comme indiqué dans [61- 63].

4.4 Les performances des égaliseurs

4.4.1 Les performances en termes de courbes de convergence

Les performances des égaliseurs sont évaluées à travers les courbes de convergences dans un canal linéaire et non linéaire. Ces courbes sont obtenues en moyennant les résultats de 600 simulations indépendantes, chacune comprenant 2000 échantillons avec une séquence aléatoire distincte. Elles illustrent de l'erreur quadratique moyenne (MSE), pour un rapport signal sur bruit (SNR) de 20 dB.

La figure 4.4 illustre les courbes de convergence de l'erreur quadratique moyenne (MSE) pour les égaliseurs DFE-LMS et LE-LMS. L'égaliseur DFE contient 5 Coefficient dans sa section directe et 1 Coefficient dans sa section récursive (5,1). Égaliseur LE comporte 6 Coefficients. Le pas adaptation $\mu=0.035$ [64]. Pour le canal linéaire, l'égaliseur LE-LMS atteint un état stable de -15 dB après 300 échantillons, tandis que l'égaliseur DFE-LMS parvient à ce niveau après environ 150 échantillons. Par la suite, le DFE continue d'évoluer pour atteindre son état stable final de -8 dB après 300 échantillons. Et pour le canal non linéaire, l'égaliseur LE-LMS atteint un niveau de -14 dB après 250 échantillons, alors que le DFE-LMS atteint ce même niveau après 160 échantillons seulement. L'état stable du DFE est de -15 dB obtenu après 200 échantillons.

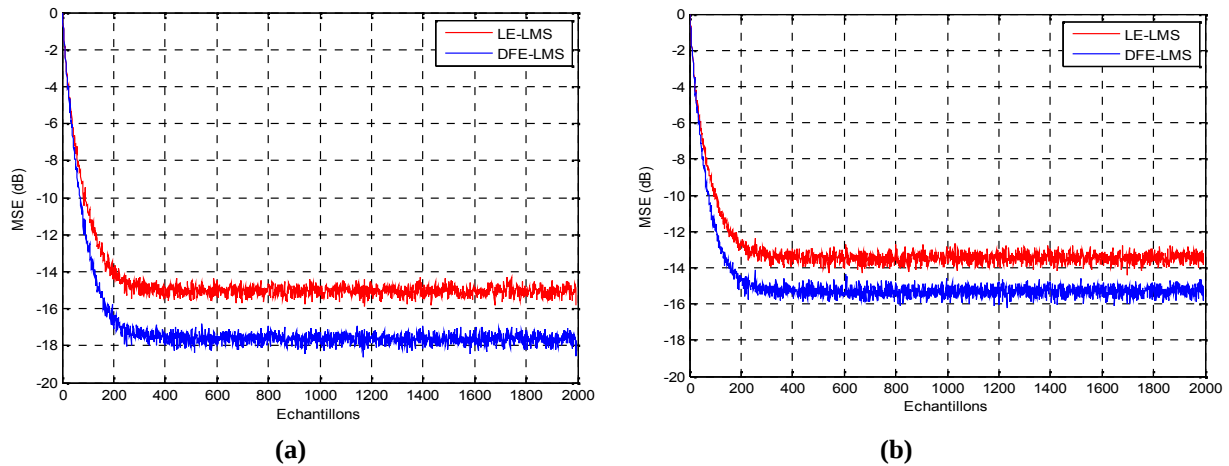


Figure 4.4 Courbes de convergence de l'EQM des égaliseurs LE-LMS et DFE-LMS (a) : Canal linéaire, (b) : Canal non-linéaire

La figure 4.5 illustre les courbes de convergence de l'égaliseur linéaire avec les deux algorithmes: le LMS avec un pas d'adaptation $\mu=0.035$, et le RLS avec un facteur d'oubli $\lambda=1$. L'égaliseur considéré est d'ordre six. L'erreur quadratique moyenne (EQM) atteint sa valeur optimale (-15dB) après environ 300 échantillons pour l'égaliseur LE-LMS, contre seulement 100 échantillons pour l'égaliseur LE-RLS. Par la suite, pour l'égaliseur LE-RLS

continue d'évoluer pour atteindre son état stable final de -16 dB après 150 échantillons. Et pour le canal non linéaire, l'égaliseur LE-LMS atteint un niveau de -14 dB après 250 échantillons, alors que le LE-RLS atteint ce même niveau après 30 échantillons seulement. L'état stable l'égaliseur LE-RLS est de -15 dB obtenu après 100 échantillons.

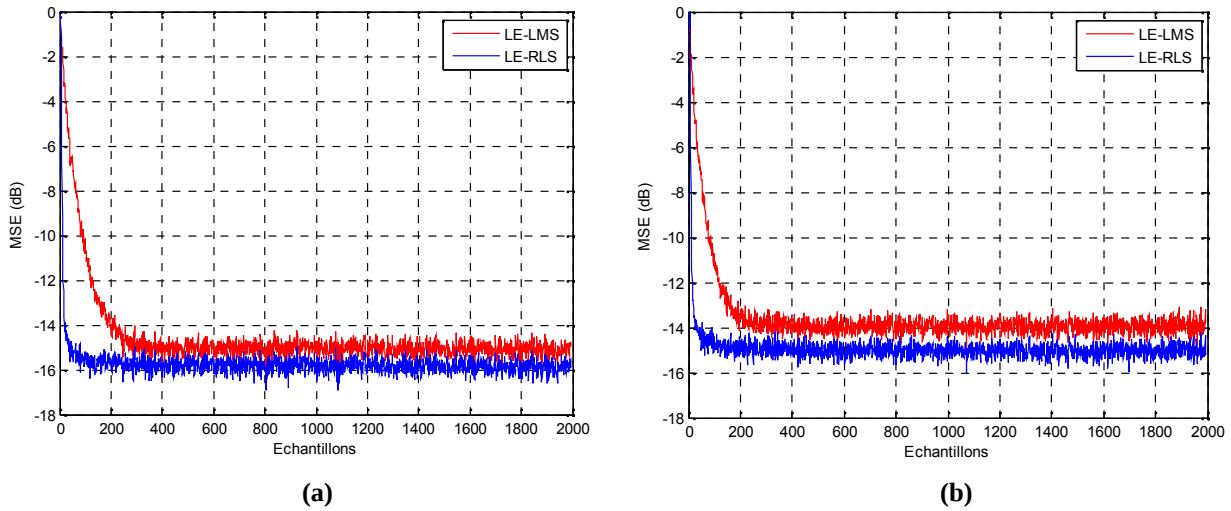


Figure 4.5 Courbes de convergence de l'EQM des égaliseurs LE-LMS et LE-RLS
(a): Canal linéaire, (b) : Canal non-linéaire

La figure 4.6 présente les courbes de convergence de l'erreur quadratique moyenne (MSE) des égaliseurs MLP et DFE-MLP avec l'algorithme de rétro-propagation du gradient (Back-propagation, BP)

Cette figure illustre une nette amélioration des performances par rapport aux résultats obtenus avec les égaliseurs LE-LMS, LE-RLS et DFE-LMS. L'état stable MSE devient de -28 dB pour les deux égaliseurs MLP et DFE-MLP.

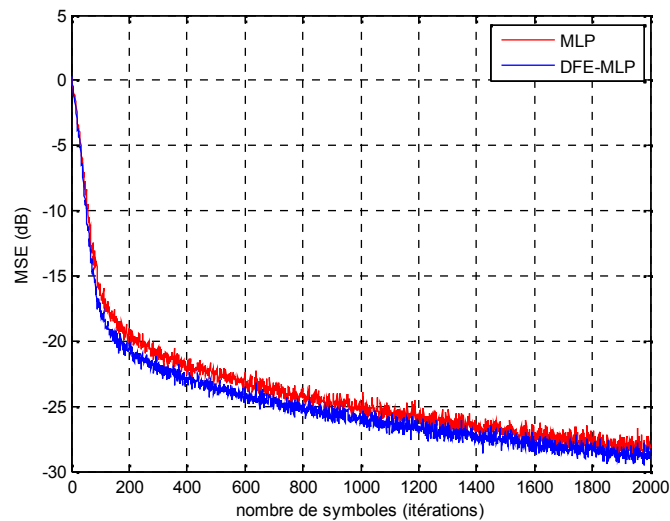


Figure 4.6 Courbes de convergence de l'EQM des égaliseurs MLP et DFE-MLP
(Canal non-linéaire)

La structure de l'égaliseur MLP et l'égaliseur DFE-MLP utilisé dans la simulation contient cinq échantillons dans la couche d'entrée pour le MLP, quatre échantillons dans la section direct et un échantillon dans la section de retour pour le DFE-MLP, le nombre de neurones dans la première et la deuxième couche cachée et dans la couche de sortie est 9, 3 et 1, respectivement. Pour la fonction d'activation de la couche cachée, notre choix s'est porté sur la fonction non linéaire tangente hyperbolique, car la plupart du temps, cette fonction converge rapidement par rapport aux fonctions sigmoïdes et logistiques. La fonction d'activation non linéaire utilisée (figure 4.6), est donnée par :

$$f(x) = \frac{2}{1 + \exp(-2.x)} - 1 \quad (4.3)$$

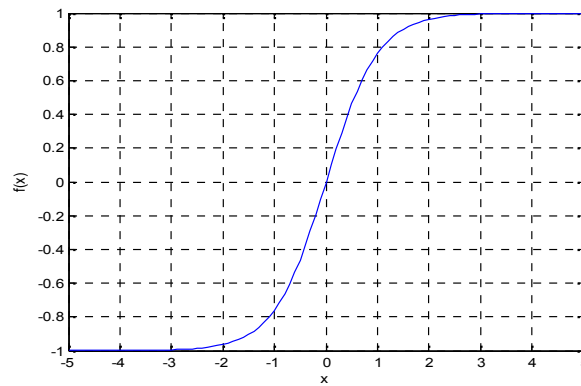


Figure 4.7 Fonction tangente hyperbolique.

4.4.2 Les performances en termes des courbes de taux d'erreur binaire (BER)

La figure 4.8 présente les courbes du taux d'erreur binaire (BER) pour les deux types d'égaliseurs DFE-LMS et LE-LMS.

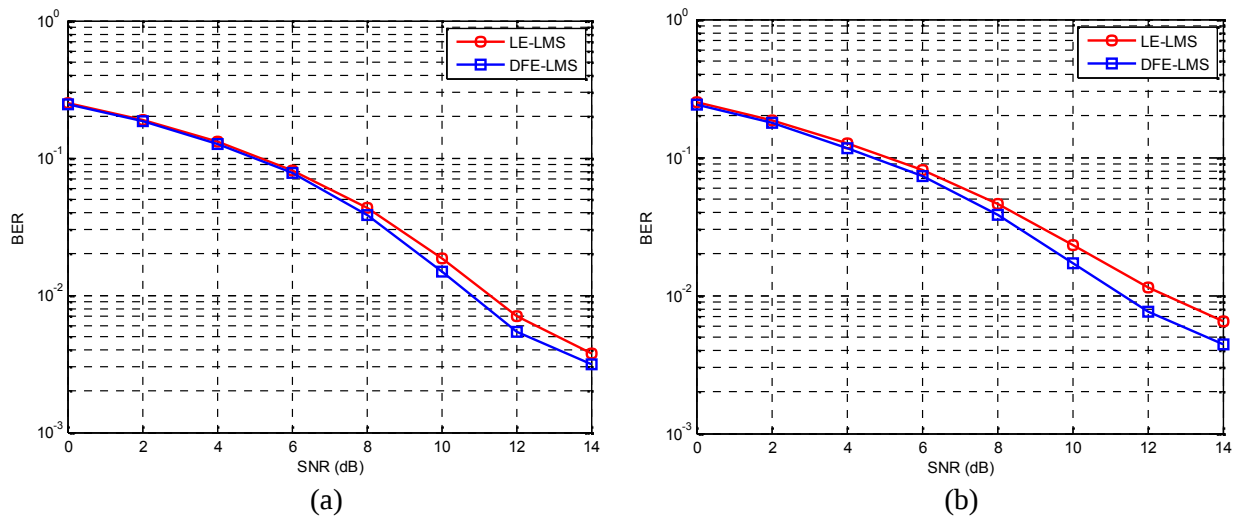


Figure 4.8 Courbes BER des égaliseurs LE-LMS et DFE-LMS
(a) : Canal linéaire, (b) : Canal non-linéaire

Ces résultats sont obtenus en moyennant 100 simulations indépendantes, chacune comprenant 2000 symboles avec une séquence aléatoire distincte. Les courbes indiquent que l'égaliseur DFE offre de meilleures performances, avec un BER inférieur à celui de l'égaliseur LE. La figure 4.9 présente les courbes du taux d'erreur binaire (BER) pour les deux types d'égaliseurs LE-LMS et LE-RLS. Il en ressort que l'égaliseur basé sur l'algorithme RLS affiche un BER inférieur à celui obtenu avec l'algorithme LMS. De plus, les résultats montrent que l'égaliseur LE-RLS surpasse également l'égaliseur DFE-LMS en termes de taux d'erreur binaire.

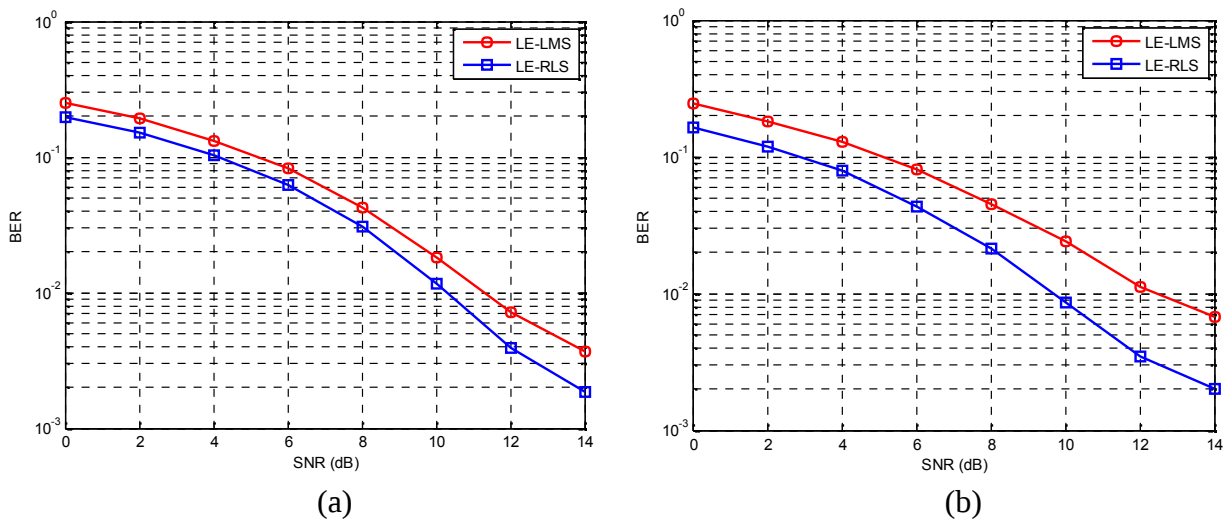


Figure 4.9 Courbes BER des égaliseurs LE-LMS et LE-RLS
(a) : Canal linéaire, (b) : Canal non-linéaire

La figure 4.10 présente les courbes du taux d'erreur binaire (BER) en sorties des égaliseurs MLP et DFE-MLP avec l'algorithme de rétro-propagation du gradient (Back-propagation, BP), et pour un canal non linéaire.

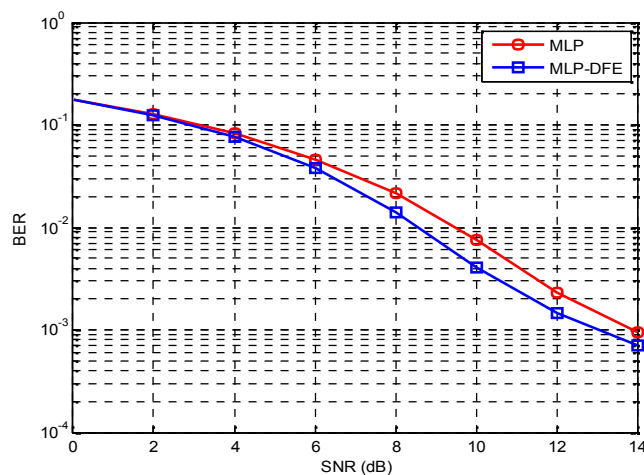


Figure 4.12 Courbes BER des égaliseurs MLP et DFE-MLP
(Canal non-linéaire)

Ces courbes ont été générées à partir d'une séquence de 2000 symboles, en faisant varier le rapport signal sur bruit (SNR) de 0 dB à 14 dB. L'égaliseur DFE-MLP présente un taux d'erreur binaire plus faible que l'égaliseur MLP simple, ce qui indique une meilleure performance en présence de bruit. L'écart entre les deux courbes devient plus significatif lorsque le SNR augmente (notamment à partir de 6 dB), ce qui montre que le DFE-MLP tire mieux parti d'un bon rapport signal-bruit. Cela met en évidence l'avantage de combiner une structure MLP avec une rétroaction décisionnelle (DFE) pour égaliser un canal non-linéaire. Il ressort également que l'égaliseur MLP basé sur l'algorithme de rétro-propagation du gradient présente un taux d'erreur binaire inférieur à celui obtenu avec les algorithmes LMS et RLS.

4.4.3 Les performances en termes des courbes de diagramme de l'œil :

La figure 4.13 représente le diagramme de l'œil du signal BPSK à l'entrée et à la sortie du canal, la figure 3.13(b) montre que l'œil est fermé et les erreurs de décisions sont fortement probables.

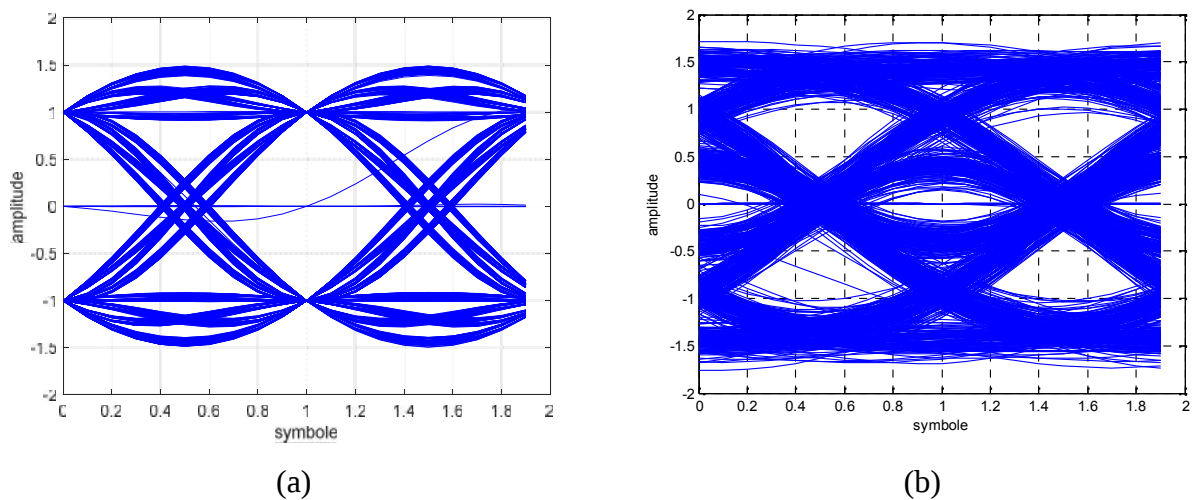


Figure 4.13 Diagramme de l'œil du signal BPSK

(a) : Signal transmis, (b) : Signal reçu (canal linéaire)

La figure 4.14 présente le diagramme de l'œil du signal pour le canal linéaire à la sortie des égaliseurs LE-LMS et DFE-LMS. On observe que le signal obtenu à la sortie de l'égaliseur DFE présente une amélioration notable du diagramme de l'œil par rapport à celui de l'égaliseur LE, et l'œil devient plus ouvert.

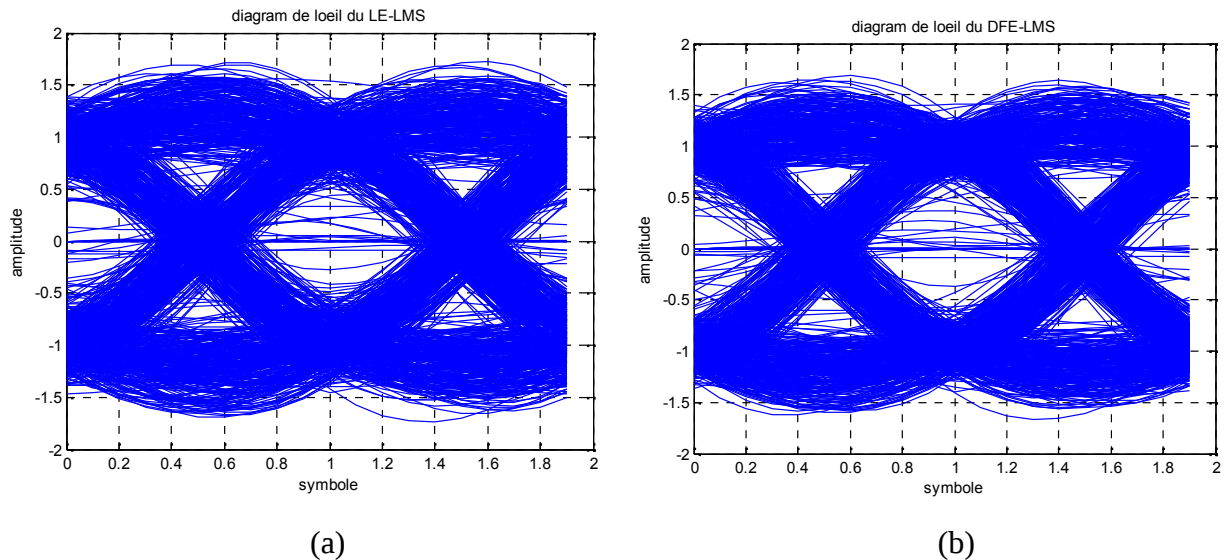


Figure 4.14 Diagramme de l'œil du signal en sortie de l'égaliseur (Canal linéaire)
(a): avec l'égaliseur LE-LMS, **(b) :** avec l'égaliseur DFE-LMS

La figure 4.15 présente le diagramme de l'œil du signal pour le canal non linéaire, à la sortie des égaliseurs LE-LMS et DFE-LMS. On observe que l'œil obtenu avec l'égaliseur LE-LMS est plus fermé, ce qui indique une distorsion plus importante du signal, probablement due à la non-linéarité du canal.

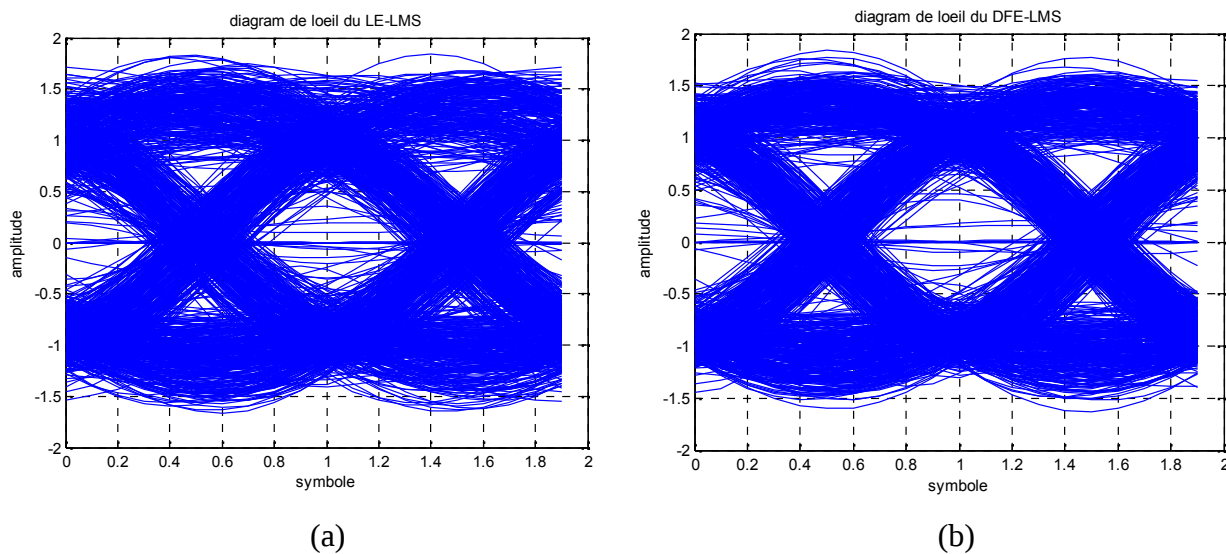


Figure 4.15 Diagramme de l'œil du signal en sortie de l'égaliseur (Canal non- linéaire)
(a): avec l'égaliseur LE-LMS, **(b) :** avec l'égaliseur DFE-LMS

La figure 4.16 illustre le diagramme de l'œil d'un signal traité à l'aide de l'algorithme RLS, pour deux types de canaux : linéaire et non linéaire. Par comparaison à l'algorithme LMS, l'ouverture de l'œil y est encore plus prononcé que dans le cas précédent (LMS), ce qui témoigne d'une séparation plus nette des symboles et d'une atténuation plus efficace des perturbation.

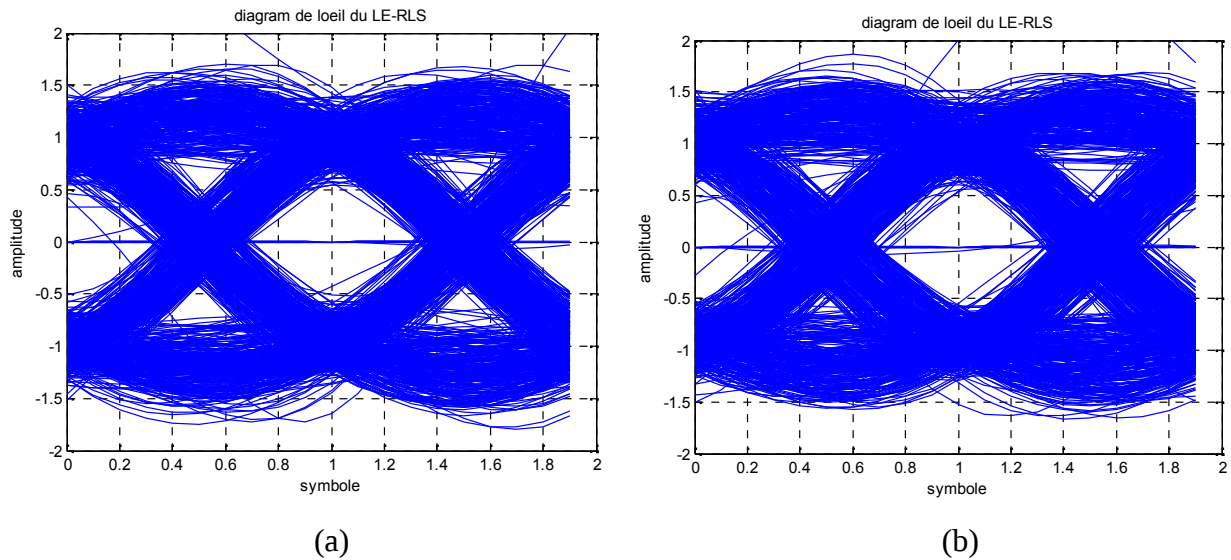


Figure 4.16 Diagramme de l'œil du signal en sortie de l'égaliseur LE-RLS
(a) : Canal linéaire, (b) : Canal non-linéaire

La figure 4.17 montre le diagramme de l'œil correspondant au canal non linéaire, à la sortie des égaliseurs MLP et DFE-MLP, tous deux entraînés par l'algorithme de rétro-propagation du gradient. Le diagramme obtenu présente une ouverture plus marquée, traduisant une meilleure distinction entre les symboles et par conséquent, une réduction des interférences et du bruit.

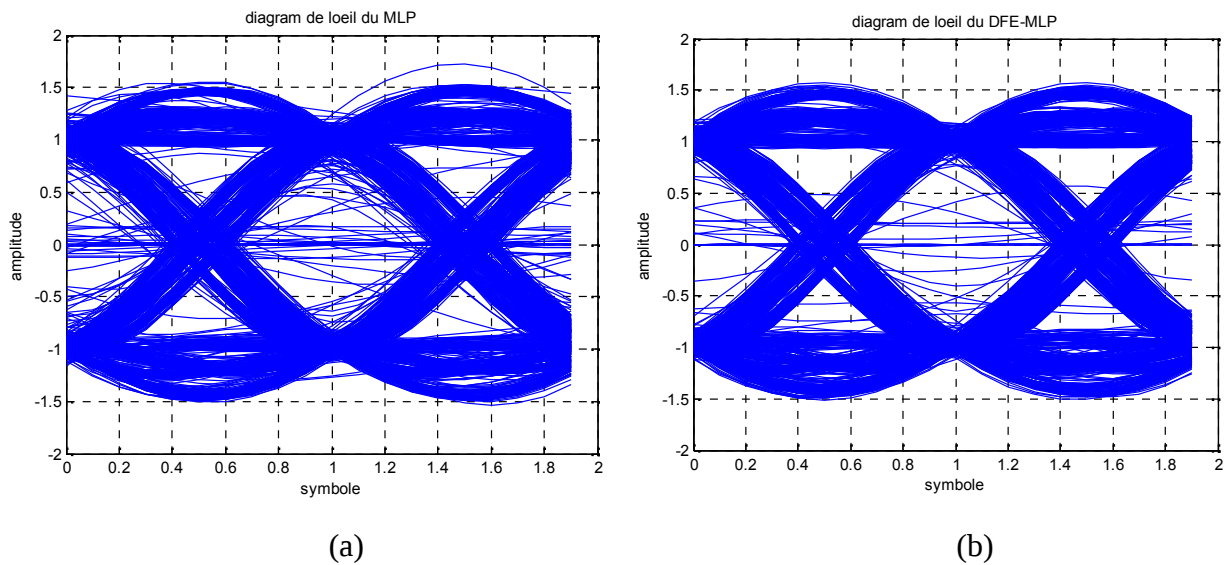
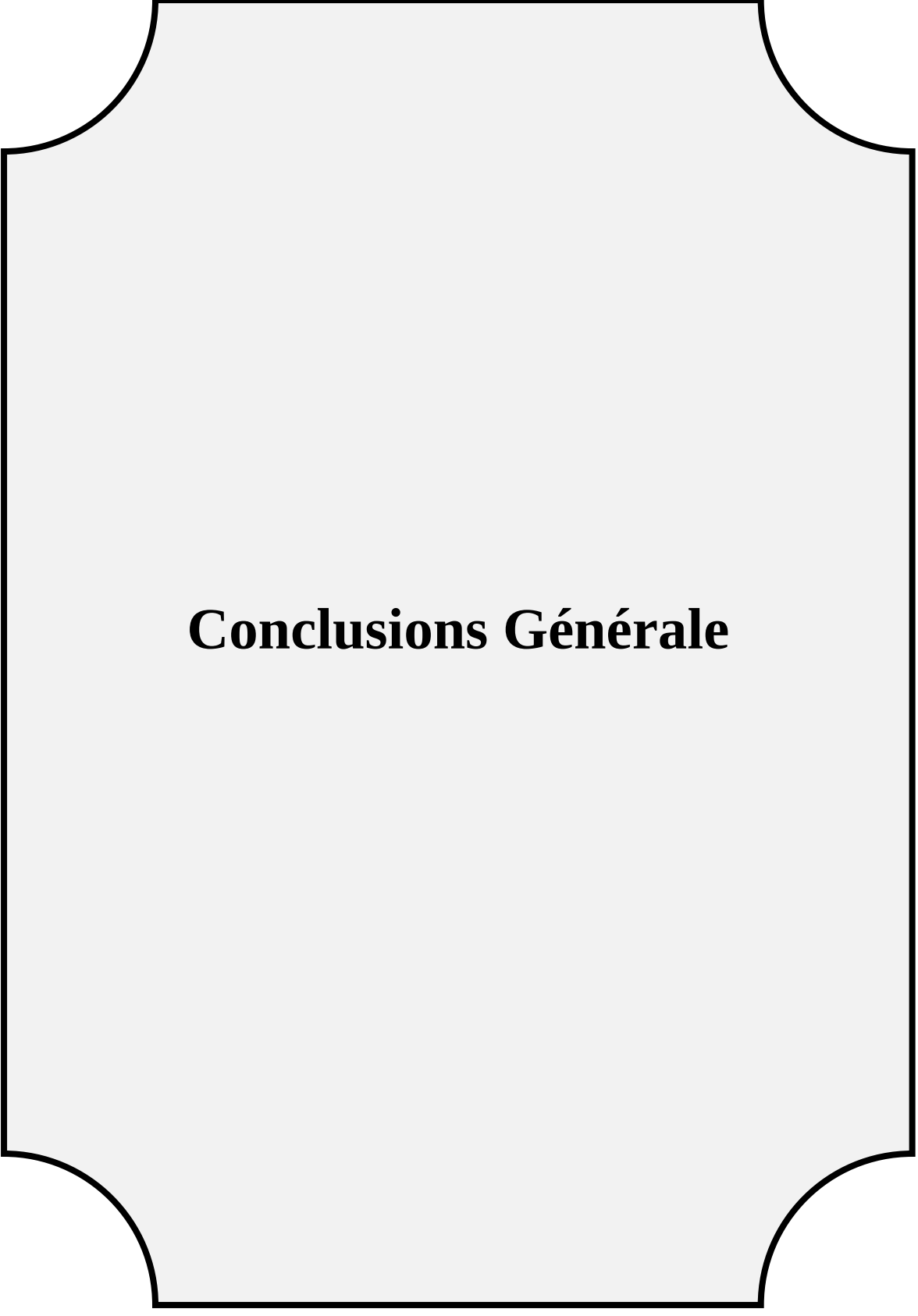


Figure 4.12 Diagramme de l'œil du signal en sortie de l'égaliseur (Canal non- linéaire)
(a): avec l'égaliseur MLP, (b) : avec l'égaliseur DFE-MLP

4.5 Conclusion:

Ce chapitre a permis d'évaluer les performances des différents égaliseurs dans des environnements de transmission variés, incluant des canaux linéaires et non linéaires, tout en tenant compte de perturbations telles que le bruit, les interférences inter-symboles (ISI) et les distorsions non linéaires. Les résultats des simulations ont mis en évidence la supériorité des égaliseurs à retour de décision (DFE) par rapport aux égaliseurs linéaires (LE), notamment grâce à leur capacité à mieux gérer les interférences intersymboles. Par ailleurs, l'algorithme RLS s'est distingué par une vitesse de convergence plus rapide et des performances accrues par rapport à l'algorithme LMS, particulièrement dans les scénarios non linéaires. De plus, les structures avancées telles que les égaliseurs MLP et DFE-MLP, combinées à des algorithmes de rétro-propagation, ont démontré une réduction significative du taux d'erreur binaire (BER) et une amélioration notable des diagrammes de l'œil, traduisant une meilleure qualité du signal. Ces résultats soulignent l'importance de choisir une architecture et un algorithme d'égalisation adaptés aux caractéristiques spécifiques du canal afin d'optimiser les performances d'un système de transmission.



Conclusions Générale

CONCLUSION GÉNÉRALE

Au terme de ce mémoire, il ressort clairement que les systèmes de communication numérique constituent un domaine fondamental et en constante évolution, au cœur des avancées technologiques contemporaines. Ce travail a mis en évidence la complexité et les défis associés aux canaux de transmission réels, qu'ils soient filaires ou sans fil, ainsi que l'importance cruciale de recourir à des techniques d'égalisation avancées pour préserver des performances de transmission optimales dans un environnement souvent perturbé.

L'étude a porté sur un éventail de méthodes d'égalisation, allant des approches linéaires classiques aux techniques non linéaires plus avancées, telles que l'égaliseur à retour de décision (DFE) et les méthodes basées sur les réseaux de neurones artificiels (ANN). L'intégration d'algorithmes adaptatifs comme le LMS (Least Mean Squares), reconnu pour sa simplicité, le RLS (Recursive Least Squares), apprécié pour sa rapidité de convergence, et l'algorithme de rétro-propagation du gradient (BP), pour l'apprentissage des ANN, a permis de souligner la capacité de ces techniques à s'ajuster à des environnements fortement non linéaires et dynamique.

La comparaison de ces différentes approches a mis en évidence la supériorité des techniques non linéaires, notamment les ANN, en matière de robustesse face aux variations rapides des canaux et aux interférences complexes. Leur capacité à modéliser des relations complexes et à s'ajuster rapidement aux variations du canal les rend particulièrement prometteuses. Néanmoins, ces performances accrues s'accompagnent d'une augmentation de la complexité algorithmique, un facteur qu'il convient de considérer sérieusement dans toute perspective d'implémentation pratique.

Par ailleurs, cette étude souligne l'importance de choisir les techniques d'égalisation en fonction du contexte d'application, des caractéristiques du canal et des exigences de performance. Les approches adaptatives modernes, bien qu'exigeantes sur le plan computationnel, permettent une amélioration notable de la robustesse, de la stabilité et de l'efficacité, qualités indispensables dans le cadre des nouvelles générations de réseaux comme la 5G et la future 6G.

Enfin, ce travail ouvre la voie à de nombreuses perspectives de recherche. Parmi celles-ci, l'intégration plus poussée de l'intelligence artificielle dans les systèmes de communication apparaît comme un axe particulièrement prometteur, visant à accroître leur efficacité, leur adaptabilité et leur résilience. L'étude des architectures hybrides combinant méthodes classiques et apprentissage profond constitue également une piste féconde pour répondre aux défis croissants d'un environnement technologique en perpétuelle transformation.

Référence

Références

- [1] J. G. Proakis, M. Salehi, « Digital Communications (5th ed) », McGraw-Hill, 2007.
- [2] J. G. Andrews et al, « What Will 5G Be », IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 32(6), 1065–1082, 2014.
- [3] W. Saad, M. Bennis and M. Chen, « A Vision of 6G Wireless Systems: Applications, Trends, Technologies, and Open Research Problems», IEEE Network, 34(3), 134–142, 2019.
- [4] A. Goldsmith, « Wireless Communications », Cambridge University Press, 2005.
- [5] S. Haykin, « Adaptive Filter Theory (5th ed.) », Pearson Education, 2008.
- [6] S. Chen, S.A. Billings and P. M. Grant, « Non-linear system identification using neural networks», International Journal of Control, 51(6), 1191–1214, 1990.
- [7] D. E. Rumelhart, G. E. Hinton, and R. J. Williams, « Learning representations by back-propagating errors», Nature, 323 (6088), 533–536, 1986.
- [8] Flensburg, Sofie, S Lai. « Comparing Digital Communication Systems: An empirical framework for analysing the political economy of digital infrastructures », Nordicom Review 41(2), 2020.
- [9] Steingass, Alexander, A. Lehner. « Differences in multipath propagation between urban and suburban environments », Proceedings of the 21st International Technical Meeting of the Satellite Division of The Institute of Navigation (ION GNSS), 2008.
- [10] S. Saidani, « Sur l'égalisation adaptative dans les systèmes de communications numériques », Thèse de doctorat, Université 8 Mai 1945, Guelma, 2020.
- [11] A. Bahloul, « Etude et simulation des techniques d'égalisation adaptative de canaux de transmission », Mémoire de Master, université 8 Mai 1945, Guelma. 2012.
- [12] J. Wang, G. Huang, et Y. Wang, « An Automatic Grammar Error Correction Model Based on Encoder-decoder Structure for English Texts », EAI Endorsed Trans. Scalable Inf. Syst., vol. 10, no. 1, 2023.
- [13] A. Boukharouba, « Communications Numériques : Transmission en bande de base », Polycopié de cours, université 8 Mai 1945, Guelma, 2018.
- [14] A. Sergio Fernandez, « Etude et implémentation des égaliseurs non-linéaires utilisant des réseaux de neurones artificiels pour les systèmes de transmission optique cohérente », Thèse de doctorat, Ecole nationale supérieure, Mines, 2024.

-
- [15] A. Abdallah, C. Boutheyna, « Étude et analyse de l'estimation des canaux multi-trajets dans un système OFDM », Mémoire de Master, Université 08 Mai 1945, Guelma, 2023.
- [16] L. Jiang, H. Zhang, S. Cheng, « An overview of FIR filter design in future multicarrier communication systems », *Electronics*, 9(4), 599, 2020.
- [17] A. Zahouani, « Égalisation des canaux de communication variantes dans le temps », Mémoire de Master, université de Ghardaïa, 2018.
- [18] B. Widrow, S. D. Stearns, « Adaptive Signal Processing », Prentice Hall, 1985.
- [19] S. Haykin, M. Moher, *Communication Systems* (5th ed), Wiley, 2009.
- [20] O. Gaamour, « égalisation d'un canal sans fil Nlos », Mémoire de Master, université Kasdi Merbah Ouargla, 2017.
- [21] S. Haykin, « Adaptive Filter Theory », Prentice Hall, 2001.
- [22] Z. Zedroumi, « Estimation des Filtres de Restauration des Signaux en Communications Numériques », Thèse de doctorat, Université de Batna 2, 2018.
- [23] S. Benedetto, E. Biglieri, « Principles of Digital Transmission with Wireless Applications », Springer, 1999.
- [24] A. Manseur, « Filtrage adaptatif utilisant les statistiques d'ordre supérieur », Mémoire de magister, École Nationale Polytechnique d'Alger, 2008.
- [25] A. Kedjar, M.A. Ramdane, « Algorithmes rapides pour l'identification de systèmes parcimonieux », Mémoire de master, Université Saad Dahlab de Blida 2018.
- [26] S. L. Chabbi, « Utilisation de filtre adaptatif NLMS à la réduction des bruit », Mémoire de Master, Université de Ouargla, 2020.
- [27] N. E. Karfa, « Débruitage d'un signal ECG par l'algorithme LMS », Mémoire de master, Université Badji Mokhtar Annaba, 2025.
- [28] M. Mekarzia, « Mesure et identification des Réponses Impulsionnelles Acoustiques non stationnaires », Thèse de doctorat, École Nationale Polytechnique 2010.
- [29] J. F. Bercher, P. Jardin, « Cours de Filtrage Adaptatif », Polycopié, ESIEE Paris, 2003.
- [30] M. Boukherbab, A. Douane, « Les détecteurs de double parole dans les communications mains-libres », Mémoire de master, Université Akli Mohand Oulhadj de Bouira, 2019.
- [31] K. Chabbi, A. Slimani, M. Lahmer, « Utilisation de filtre adaptatif NLMS à la réduction des bruits », Mémoire de master, Université Kasdi Merbah de Ouargla, 2020.
- [32] S. Haykin, *Adaptive filter Theory* (4th Edition). Prentice Hall, 2002.
-

-
- [33] A. H. Sayed, Fundamentals of adaptive filter, 2003.
- [34] D. Bismor, « LMS Algorithm Step Size Adjustment for Fast Convergence, Archives of Acoustics », 37(1), 31–40, 2012.
- [35] Z. Ren, J. Martin, « Application de filtres adaptatifs en acoustique des salles pour la synthèse de réflexion », Traitement du Signal, 12(1), 93-101, 1995.
- [36] M. Boukadoum, « Filtrage adaptatif, Chapitre 10 : Filtres de Wiener et algorithmes LMS », Notes de cours, Université du Québec à Montréal.
- [37] S. Smarter, « Filtrage adaptatif : Algorithme & Exemples », Site web.
- [38] M. Sayadi, F. Fnaiech, M. Najim, « Sur la réduction de la complexité du filtre LMS adaptatif de Volterra du second ordre », Actes du XVIème Colloque GRETSI Grenoble, France, 1997, 1997.
- [39] A. Noufel, M.A Doua, « Un Algorithme LMF Efficace à Pas Variable pour la Réduction du Bruit Acoustique, Mémoire de master », Mémoire de Master, Université Saad Dahlab de Blida, 2020.
- [40] S. R. Prasad, B. Godbole, « Optimization of LMS Algorithm for System Identification, arXiv, 2017, Site web.
- [41] B. Russell, « The Least-Mean-Square (LMS) algorithm and its geophysical applications. CREWES Research Report, 29, 1-26.
- [42] A. Flores, B. Widrow, « Assessment of the efficiency of the LMS algorithm based on spectral information, Communication présentée à la 38th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, Stanford University, 2004.
- [43] S. R. Prasad, B.B. Godbole, « Optimization of LMS Algorithm for System Identification, arXiv, 2017. Site web.
- [44] D. F Eke, « Méthode d'identification en virgule fixe d'un modèle non linéaire basé sur les algorithmes génétiques, Mémoire de maîtrise, Université du Québec à Trois-Rivières 2008.
- [45] M. Bouchard, « Étude d'algorithmes d'adaptation rapide pour contrôleurs actifs multi-variables, Mémoire de maîtrise, Université de Sherbrooke 1995.
- [46] P. O Amblard, H. Kadri, « Algorithme LMS pour la régression à noyau multivariée parcimonieuse, Actes du colloque GRETSI 2015, Lyon, France, 2015.
- [47] I. Bouguerra, I. khalfaoui, « identification paramétrique basée sur la prédiction et application au signal de parole, mémoire de master, université Saad Dahlab de Blida, 2017.
-

-
- [48] R. Orjuela, D. MAQUIN, J. RAGOT, « Identification des systèmes non linéaires par une approche multi-modèle à états découplés, Journal d'Ingénierie des Systèmes.
- [49] A. Maddi, « Algorithmes implémentables d'identification paramétrique : Application au signal de parole bruitée, Thèse de doctorat en électronique», École Nationale Polytechnique, 2008.
- [50] A. Guerboukha, B. Tedjini, « Optimisation d'un Filtre Adaptatif à base d'Algorithme RLS Appliqué au Signal ECG- Etude Comparative», Mémoire de master, Université M'hamed Bougara de Boumerdès, 2020.
- [51] R. Oussoukine, « les algorithmes adaptatifs en réseaux d'antennes», Mémoire de master, Université de Tlemcen, 2017.
- [52] A. Benchenief, « Réduction du bruit d'un signal monodimensionnel par le filtrage adaptatif récursif », Mémoire de fin d'étude en vue d'obtention du diplôme d'ingénieur d'état en électronique, Université Mohamed Kheider Biskra 2009.
- [53] M. Benazzouz, « Comparaison performances des algorithmes de formation adaptatifs aveugles (LMS. RLS) et non-aveugles (CMA.LS-CMA.RLS.CMA) dans les antennes intelligentes», mémoire de fin d'étude en vue de l'obtention du diplôme d'ingénieur d'état en aéronautique université SAAD DAHLEB BLIDA, 2011.
- [54] J.G. Proakis, « Digital Communication », Mc Graw Hill, 4th Edition, 2000.
- [55] D. R. Smith, D. R « Digital transmission systems », New York, N.Y. Van Nostrand Reinhold 1993.
- [56] F. Souhaila, « Egalisation aveugle par méthodes à noyaux et techniques de classification automatique de modulations », Thèse de doctorat sciences des TIC, Télécom Bretagne, France 2015.
- [57] G. Dreyfus et al, « Réseaux de neurones : Méthodologie et application », Eyrolles, Paris 2002.
- [58] Y. H. Hu, J. N, Hwang, « Handbook of neural network signal processing», by CRC PRESS LLC Florida, USA, 2002.
- [59] Z. Zerdoumi, « application des réseaux de neurones artificiels à la poursuite des non linéarités fluctuantes des systèmes satellitaires », mémoire magister en génie électronique, université Mohamed boudiaf de m'sila, 2006.
- [60] T. Yéra, S. Mohamed, « Égalisation des canaux de transmission à trajets multiples par l'algorithme des moindres carrés récursifs », Mémoire de Master, Université Saad Dahlab de BLIDA, 2017.
-

- [61] Samir Saidani, A. Moussaoui, M. Ghadjati, « Channel Equalization Based On SFLA and DSO Trained Artificial Neural Network », Telecommunications and Radio Engineering, vol. 78, no. 17, pp. 1589-1600, 2019.
- [62] S. Saidani, A. Moussaoui, M. Ghadjati, « A New Training Strategy for DFE-MLP Using Modified BP Algorithm and Application to Channel Equalization », WSEAS Transactions on Signal Processing, vol.13, pp. 115-120, 2017.
- [63] S. S. Yang, C. Lu Ho, C. Min Lee, « HBP: Improvement in BP Algorithm for an Adaptive MLP Decision Feedback Equalizer », IEEE Transactions on circuits and systems, vol. 53, no. 3, 2006.
- [64] S. Saidani, I. Tifouti, M. Ghadjati, A. Moussaoui, « Performance of the Multilayer Perceptron based DFE for Linear and Nonlinear Channels », International Conference on Automatic control, Telecommunications and Signals (ICATS15), University BADJI Mokhtar, Annaba, Algeria, November 16-18, 2015.