



N° d'ordre :

**UNIVERSITE \* MOHAMED BOUDIAF \* DE M'SILA**

**FACULTE DES SCIENCES ET SCIENCES DE L'INGENIEUR**

**DEPARTEMENT D'ELECTRONIQUE**

**MEMOIRE**

**Présenté pour l'obtention du diplôme de :**

**MAGISTER EN GENIE ELECTRONIQUE**

Spécialité : Génie électronique

Option : Contrôle

Par

**Zahra ZERDOUMI**

**SUJET**

**APPLICATION DES RESEAUX DE NEURONES  
ARTIFICIELS A LA POURSUITE DES NON  
LINEARITES FLUCTUANTES DES SYSTEMES  
SATELLITAIRES**

**Soutenu publiquement le 21 / 06 / 2006 Devant le jury composé de :**

**Dr : M.BOUAMAR**

**M.C. Université de M'sila**

**Président**

**Pr : D.CHIKOUCHE**

**Prof. Université de Sétif**

**Rapporteur**

**Dr : N.BENHAMIDOUCHE**

**M.C. Université de M'sila**

**Examineur**

**Dr : N.KHENFER**

**M.C. Université de Sétif**

**Examineur**

## RESUME

Ce mémoire est consacré aux améliorations apportées par le traitement non linéaire à base du perceptron multicouche au problème d'égalisation des canaux de transmission. Après avoir montré les limitations des égaliseurs basés sur le traitement linéaire, nous avons présenté deux architectures d'égaliseurs à base du MLP sans et avec retour de décision; soient le MLP et le DFE- MLP respectivement.

Nous avons examiné la fonctionnalité des égaliseurs à base du MLP et montré, à travers des exemples, comment ces architectures peuvent être employées pour résoudre le problème d'égalisation.

L'introduction d'une variation dans les canaux linéaire et non linéaire met en évidence le caractère adaptatif de nos égaliseurs. L'égaliseur DFE-MLP a montré une grande capacité d'adaptation et a fourni les meilleures performances en terme de vitesse de convergence et d'état stable MSE pour les deux canaux considérés.

Nous avons procédé à une comparaison des performances des égaliseurs à base des réseaux de neurones vis-à-vis des égaliseurs conventionnels pour un canal non linéaire. Les égaliseurs à base du MLP ont exhibé une grande capacité à poursuivre les fluctuations du canal non linéaire. Particulièrement l'égaliseur DFE-MLP a donné une amélioration substantielle en terme, de vitesse de convergence, de la valeur de l'état stable MSE et du taux d'erreur binaire BER. L'augmentation de la fluctuation de la non linéarité fait que l'égaliseur DFE-MLP surpasse considérablement l'égaliseur MLP.

Ce mémoire se conclut par quelques perspectives de recherches pouvant prolonger les travaux accomplis durant cette étude.

## REMERCIEMENTS

Je voudrais, avant toute chose, exprimer ma plus grande reconnaissance à Monsieur Djamel Chikouche, Professeur à l'Université de Sétif qui a su diriger ce travail avec diplomatie efficacité et rigueur, tout en me laissant libre dans mes choix. Je lui en témoigne ici toute ma gratitude.

J'exprime mes remerciements aux membres de jury, d'avoir bien voulu consacrer du temps et de l'attention à mon travail, à commencer par Monsieur Mohamed Bouamar, Maître de Conférence à l'Université de M'sila qui me fait également l'honneur de présider le jury. J'exprime toute ma gratitude à Monsieur Nouredine Benhamidouche, Maître de Conférence à l'Université de M'sila et Monsieur Nabil Khenfer, Maître de Conférence à l'Université de Sétif qui ont accepté d'être examinateurs.

Je tiens à exprimer également ma gratitude à Monsieur Azedine zerguine, Assistant-Professeur à l'université de KFUPM, pour sa disponibilité tout au long de ce travail de recherche, ses opinions m'ont permis de toujours avancer et de ne pas me disperser.

De même je remercie vivement Monsieur Christoph Laot, Enseignant-Chercheur à l'ENST Bretagne qui m'a fait partager ses précieux documents.

Je tiens à saluer sincèrement L. Abdou, l'intérêt qu'elle a porté à la lecture du manuscrit me touche particulièrement. Ses questions et remarques ont été pour moi une grande source de réflexion.

Je tiens à remercier Z. Messali, F. Benmeddour, S. Chaouche et O.Assas pour leurs disponibilités et leurs conseils avisés.

Je voudrais exprimer ma plus grande reconnaissance à mes parents, mes frères et sœurs pour leurs encouragements et leurs soutiens.

Enfin, je tiens à saluer chaleureusement tous mes collègues et toutes mes amies à l'Université de M'sila ainsi que l'ensemble des personnes qui, de près ou de loin, ont contribué à la réalisation de ce travail.

# **SOMMAIRE**

<b>RESUME</b> .....	<b>i</b>
<b>REMERCIEMENTS</b> .....	<b>ii</b>
<b>SOMMAIRE</b> .....	<b>iii</b>
<b>LISTE DES FIGURES</b> .....	<b>vi</b>

## **1 INTRODUCTION GENERALE**

1.1 INTRODUCTION .....	1
1.2 PROBLEMATIQUE .....	1
1.3 ORGANISATION DU MEMOIRE .....	3

## **2 GENERALITES SUR LES COMMUNICATIONS NUMERIQUES**

2.1 INTRODUCTION .....	5
2.2 SYSTEME DE COMMUNICATION NUMERIQUE .....	5
2.2.1 Interférence inter symbole ISI .....	8
2.2.2 Qualité d'une transmission numérique .....	9
2.3 TECHNIQUES DE MODULATION NUMERIQUE .....	9
2.3.1 Modulation par déplacement d'amplitude ASK .....	10
2.3.2 Modulation par déplacement de fréquence FSK .....	11
2.3.3 Modulation par déplacement de phase PSK .....	12
2.4 TYPE DE CANAUX DE COMMUNICATION .....	13
2.4.1 Canal à bruit additif .....	13
2.4.2 Canal à filtre linéaire .....	14
2.4.3 Canal discret linéaire .....	14
2.4.4 Canal non linéaire .....	15
2.5 MODELISATION DU CANAL SATELLITAIRE .....	15
2.5.1 Source de non linéarité .....	17
2.5.2 Modèle de Volterra .....	17
2.5.3 Modèle de Saleh .....	19
2.5.4 Technique de transmission par satellite .....	20
2.6 LES FILTRES NUMERIQUES .....	20
2.6.1 Les filtres à Réponse Impulssinnelle Finie (RIF) .....	20

2.6.2 Les filtres à Réponse Impulssinnelle Infinie (RII)	21
2.6.3 Choix entre filtre RIF et RII	23
2.7 CONCLUSION	23

### **3 TECHNIQUES CLASSIQUES D'EGALISATION**

3.1 INTRODUCTION	24
3.2 FONCTION D'EGALISATION	24
3.3 EGALISEURS CLASSIQUES	26
3.3.1 Egaliseur linéaire transversale	26
3.3.2 Adaptation de l'égaliseur LTE	27
3.3.3 Egaliseur à retour de décision DFE	30
3.3.4 Adaptation de l'égaliseur à retour de décision DFE	32
3.4 EGALISATION ADAPTATIVE	34
3.4.1 Mode d'apprentissage du canal	34
3.4.2 Mode de décision	35
3.5 SIMULATION DES EGALISEURS	35
3.5.1 Canal linéaire à phase non minimale	35
3.5.2 Canal non linéaire	37
3.5.3 Les performances des égaliseurs	38
3.6 CONCLUSION	42

### **4 EGALISATION À BASE DES RESEAUX DE NEURONES**

4.1 INTRODUCTION	43
4.2 APERÇU SUR LES RESEAUX DE NEURONES	43
4.2.1 Le neurone biologique	43
4.2.2 Le neurone artificiel	44
4.2.3 Le réseau multicouche MLP	46
4.2.4 Apprentissage des réseaux de neurones	47
4.2.5 L'algorithme de rétro propagation	48
4.2.6 Le réseau de base radiale RBF	49
4.2.7 Comparaison entre MLP et RBF	51
4.3 EGALISEUR À BASE DES RESEAUX DE NEURONES	51

---

---

4.3.1 Egaliseur à base du MLP .....	52
4.3.2 Egaliseur DFE à base du MLP .....	52
<b>4.4 PERFORMANCES DES EGALISEURS A BASE DU MLP .....</b>	<b>54</b>
4.4.1 Performances de l'égaleurs MLP .....	54
4.4.2 Performances de l'égaleurs DFE-MLP .....	62
4.4.3 Étude des égaleurs sous une variation du canal .....	69
<b>4.5 COMPARAISON DES PERFORMANCES DES EGALISEURS .....</b>	<b>71</b>
<b>4.6 CONCLUSION .....</b>	<b>76</b>
<b>5. CONCLUSION GENERALE</b>	
5.1 CONCLUSION .....	77
5.2 PERSPECTIVE .....	78
<b>ANNEXES .....</b>	<b>79</b>
<b>REFERENCES .....</b>	<b>82</b>

# **LISTE DES FIGURES**

<b>2.1</b>	Les éléments d'un système de communication numérique .....	<b>5</b>
<b>2.2</b>	Modulation ASK .....	<b>10</b>
<b>2.3</b>	Modulation FSK .....	<b>12</b>
<b>2.4</b>	Modulation PSK .....	<b>13</b>
<b>2.5</b>	Modélisation du canal .....	<b>14</b>
<b>2.6</b>	Modèle du canal discret linéaire .....	<b>15</b>
<b>2.7</b>	Principe de communication par satellite .....	<b>16</b>
<b>2.8</b>	Model du canal Satellitaire .....	<b>16</b>
<b>2.9</b>	Représentation d'un système non linéaire par la série de Volterra .....	<b>18</b>
<b>2.10</b>	Model simplifié du canal non linéaire.....	<b>19</b>
<b>2.11</b>	Architecture du filtre RIF .....	<b>21</b>
<b>2.12</b>	Architecture d'un filtre récursif .....	<b>22</b>
<b>3.1</b>	Système de communication en présence d'égalisation .....	<b>24</b>
<b>3.2</b>	Structure de l'égaliseur transversal linéaire .....	<b>26</b>
<b>3.3</b>	Principe de l'égaliseur à retour de décision DFE .....	<b>31</b>
<b>3.4</b>	Structure de l'égaliseur à retour de décision DFE .....	<b>31</b>
<b>3.5</b>	Egaliseur adaptatif .....	<b>34</b>
<b>3.6</b>	Les caractéristiques du canal .....	<b>36</b>
<b>3.7</b>	Les effets de distorsion du canal .....	<b>37</b>
<b>3.8</b>	Canal non linéaire .....	<b>37</b>
<b>3.9</b>	Les signaux égalisés pour le canal linéaire .....	<b>39</b>
<b>3.10</b>	Les signaux égalisés pour le canal non linéaire .....	<b>40</b>
<b>3.11</b>	Courbes de convergence des égaliseurs LTE et DFE, canal linéaire .....	<b>41</b>
<b>3.12</b>	Courbes de convergence des égaliseurs LTE et DFE, canal non linéaire .....	<b>41</b>
<b>4. 1</b>	Les éléments constituant le neurone biologique .....	<b>43</b>
<b>4.2</b>	Modèle du neurone artificiel .....	<b>44</b>
<b>4.3</b>	La fonction d'activation sigmoïde .....	<b>45</b>
<b>4.4</b>	Architecture du perceptrons multicouche MLP .....	<b>46</b>
<b>4.5</b>	Mode d'apprentissage des réseaux de neurones .....	<b>47</b>
<b>4.6</b>	Architecture du réseau RBF .....	<b>50</b>
<b>4.7</b>	Egaliseur à base du perceptron multicouche .....	<b>53</b>
<b>4.8</b>	Egaliseur DFE à base du perceptron multicouche .....	<b>53</b>
<b>4.9</b>	Le signal égalisé du MLP pour le canal linéaire .....	<b>55</b>

<b>4.10</b>	Le signal égalisé du MLP pour le canal non linéaire $a_1=1$ $a_2=0,1$ $a_3=0,5$ .....	<b>57</b>
<b>4.11</b>	Le signal égalisé du MLP pour le canal non linéaire $a_1=a_2=a_3=1$ .....	<b>58</b>
<b>4.12</b>	Courbe de convergence MSE de l'égaliseur MLP, canal linéaire .....	<b>59</b>
<b>4.13</b>	Courbe de convergence MSE de l'égaliseur MLP, canal non linéaire $a_1=1$ $a_2=0,1$ $a_3=0,5$ .....	<b>60</b>
<b>4.14</b>	Courbe de convergence MSE de l'égaliseur MLP, canal non linéaire $a_1=a_2=a_3=1$ .....	<b>61</b>
<b>4.15</b>	Le signal égalisé du DFE-MLP, canal linéaire .....	<b>63</b>
<b>4.16</b>	Le signal égalisé du DFE-MLP, canal non linéaire $a_1=1$ $a_2=0,1$ $a_3=0,5$ .....	<b>65</b>
<b>4.17</b>	Le signal égalisé du DFE-MLP Canal non linéaire $a_1=a_2=a_3=1$ .....	<b>66</b>
<b>4.18</b>	Courbe de convergence MSE de l'égaliseur DFE-MLP, canal linéaire .....	<b>67</b>
<b>4.19</b>	Courbe de convergence MSE de l'égaliseur DFE-MLP, canal non linéaire $a_1=1$ $a_2=0,1$ $a_3=0,5$ .....	<b>68</b>
<b>4.20</b>	Courbe de convergence MSE de l'égaliseur DFE-MLP, canal non linéaire $a_1=a_2=a_3=1$ .....	<b>69</b>
<b>4.21</b>	Courbes de convergence MSE des égaliseurs MLP et DFE-MLP sous variation du canal linéaire .....	<b>70</b>
<b>4.22</b>	Courbes de convergence MSE des égaliseurs MLP et DFE-MLP sous variation du canal non linéaire .....	<b>71</b>
<b>4.23</b>	Courbes de convergence MSE des égaliseurs DFE, MLP et DFE-MLP canal non linéaire $a_1=1$ $a_2=0,1$ $a_3=0,5$ .....	<b>73</b>
<b>4.24</b>	Courbes de convergence MSE des égaliseurs DFE, MLP et DFE-MLP canal non linéaire $a_1=a_2=a_3=1$ .....	<b>73</b>
<b>4.25</b>	Courbes du BER des égaliseurs DFE, MLP, DFE-MLP, canal non linéaire $a_1=1$ $a_2=0,1$ $a_3=0,5$ .....	<b>75</b>
<b>4.26</b>	Courbes du BER des égaliseurs DFE, MLP, DFE-MLP, canal non linéaire $a_1=a_2=a_3=1$ .....	<b>75</b>

## ***INTRODUCTION GENERALE***

### **Résumé**

*C'est un chapitre introductif de la thèse dans lequel nous présentons une introduction et nous exposons également notre problématique ainsi que l'organisation du mémoire.*

---

### **Sommaire**

1.1 INTRODUCTION

1.2 PROBLEMATIQUE

1.3 ORGANISATION DU MEMOIRE

## **1.1 INTRODUCTION**

Les communications numériques font partie des technologies modernes qui ont révolutionnées notre mode de vie. Les progrès en la matière sont spectaculaires ; l'Internet et les dispositifs comme les téléphones portables ont dominé l'interaction sociale et d'affaires à travers le monde et sont devenus quelque chose qui est disponible pour la plupart des personnes de la société moderne.

L'efficacité de la largeur de bande est devenue un intérêt en croissance avec l'augmentation du taux de données dans un réseau de communication en expansion.

Les améliorations faites dans la technologie de communication numérique se sont appuyées sur la venue des techniques numériques qui ont permis d'augmenter considérablement le débit et la qualité des informations à transmettre. Parallèlement, le développement rapide de la microélectronique et les capacités de miniaturisation permettent aujourd'hui la mise en œuvre des techniques complexes dans des appareils de taille réduite.

Au sein de ce fourmillement technologique, le développement des techniques spatiales et leur mise au service des besoins de la société moderne ont présenté une voie attractive [1,2]. Les télécommunications par satellite ont déjà pris une place très importante parmi les différents moyens de transmission de l'information. Elles ont très largement contribué à satisfaire les immenses besoins qui portent à la fois sur le volume de transfert d'informations, sur leur rapidité et sur les distances couvertes [1,2].

## **1.2 PROBLEMATIQUE**

Les énormes services offerts par les systèmes satellites pour les télécommunications mondiales ne sont pas assurés sans problème du fait que ces systèmes travaillent souvent dans des voies non linéaires. Les dispositifs amplificateurs de satellite fonctionnent au point de saturation pour une utilisation efficace de puissance introduisant ainsi des distorsions non linéaires; ce qui crée des dégradations des performances globales de la qualité de transmission [3,4,5,6].

Une autre source de distorsion est la propagation multi-trajet liée à la nature des canaux de communication eux même. En effet quand le signal entre dans le canal hertzien il subit des perturbations tels que le bruit, les obstacles qui le réfléchissent en plusieurs endroits [1, 7, 8].

Des échos apparaissent et créent des perturbations dont l'influence augmente avec le débit de transmission. L'effet de cette distorsion fait que le symbole transmis persiste au-delà de l'intervalle de temps alloué pour sa transmission, causant ainsi le chevauchement des symboles suivants. Ce phénomène est appelé interférence inter symbole ISI (Inter Symbol Interférence) [1,7,8]. S'il n'est pas compensé, il cause des hauts taux d'erreur.

Une solution pour palier ces problèmes est de concevoir un récepteur qui emploie un moyen pour compenser ou réduire ces distorsions. Un tel compensateur est appelé égaliseur ; l'égalisation est donc la procédure par laquelle les effets de distorsion causés par le canal sont compensés [1,7,8]. Des techniques d'égalisation adaptatives doivent être mises en œuvre en raison de la variété de canaux et de leur nature variable dans le temps. L'égalisation du canal est étudiée depuis les années 60, des filtres linéaires ont été employés [1,7,8]. Pour un canal ne présentant pas de grande distorsion, les performances réalisables par les égaliseurs linéaires sont souvent adéquates. Mais, lorsque la distorsion du canal devient sévère, les performances de ces égaliseurs deviennent sous optimales [1,7,8].

Les recherches conduites dans le domaine d'égalisation depuis les années 90 ont montré qu'une amélioration considérable de performance peut être réalisée en employant des systèmes non linéaires pour résoudre la tâche d'égalisation [9,10,11,12,13,14,15,16].

Les égaliseurs non linéaires peuvent plus facilement compenser les effets engendrés par le canal non linéaire comme l'effet de la saturation causé par l'amplificateur de puissance du satellite. En fait, des structures de filtre non linéaire ont été mises en œuvre pour l'égalisation du canal non linéaire, pour les communications radio et satellites tel que le filtre non linéaire de Volterra [3,4]. Cependant, il y a une limitation d'utilisation de ce filtre due à la complexité de calcul [5,13,14].

Pour soulever cette complexité, des types plus récents d'égaliseurs non linéaires, offerts par les réseaux de neurones, ont été mis en œuvre. Parmi les structures d'égaliseurs neuronaux, on distingue les égaliseurs à base du perceptron multi couche MLP (Multi Layer Perceptron) [9,10,11,12,13,14,16,17,18,19], les égaliseurs à base des réseaux récurrents RNN (Récurent Neural Network) [5,15,20] et les égaliseurs basés sur les réseaux à fonction de base radiale RBF (Radial Basis Fonction) [16,19,21,22,23]. Le réseau récurrent est principalement appliqué aux systèmes dynamiques [5,15]. Le réseau à fonction de base radiale RBF a tendance à souffrir du problème semblable au filtre de Volterra, c'est-à-dire le nombre d'unité de traitement a tendance à augmenter rapidement avec la difficulté du problème et la dimension d'entrée [18, 24]. Cependant l'addition

d'une couche cachée supplémentaire peut améliorer la généralisation du MLP et peut aussi réduire le nombre de neurones requis, et être donc une solution plus désirable [ 13,14,18,24].

Le MLP ne souffre pas de la complexité de calcul dont souffre le noyau de Volterra et le noyau RBF avec l'avantage d'égaliser les canaux avec un haut degré de performance ; c'est pour cette raison qu'il a été choisi.

Deux architectures d'égaliseurs à base du MLP seront considérées dans ce mémoire ; les structures du MLP sans et avec retour de décision, soient le MLP et le DFE-MLP (Decision Feedback Equalizer) respectivement.

Nous allons examiner la fonctionnalité des égaliseurs à base du MLP et décrire comment cette architecture peut être employée pour résoudre le problème d'égalisation. Nous considérons également le test de l'adaptativité des égaliseurs neuronaux en introduisant une variation brusque dans le canal à phase non minimale et le canal non linéaire. Les performances de ces deux égaliseurs à s'adapter à cette variation brusque seront examinées. Nous procéderons aussi à une comparaison des performances des égaliseurs à base des réseaux de neurones vis-à-vis des égaliseurs conventionnels pour un canal non linéaire.

### 1.3 ORGANISATION DU MEMOIRE

En plus de ce chapitre d'introduction générale, ce mémoire est organisé en quatre autres chapitres.

**Le chapitre 2** présente le contexte des communications numériques, l'étude de certains types de modulation numériques, la modélisation des canaux utilisés dans les simulations et donne un aperçu sur les filtres numériques.

**Le chapitre 3** est concerné par l'étude d'égaliseurs conventionnels ; l'égaliseur transversal linéaire LTE (Linear Transversal Equalizer) et l'égaliseur à retour de décision DFE (Decision Feedback Equalizer). Il présente la limitation des techniques basées sur le traitement linéaire à égaliser le canal linéaire à phase non minimale et le canal non linéaire justifiant la nécessité des techniques non linéaires.

**Le chapitre 4** se concentre sur l'utilisation des architectures non linéaires à base des réseaux de neurones pour apporter une solution au problème d'égalisation avec une focalisation principale sur

le perceptron multicouche MLP (Multi Layer Perceptron) cependant le réseau à fonction de base radiale RBF (Radial Basis Fonction) est brièvement discuté.

Deux architectures d'égaliseurs non linéaire à base du MLP sont mises en œuvre pour l'égalisation du canal à phase non minimale et le canal non linéaire, l'égaliseur MLP et l'égaliseur DFE-MLP. Les simulations examinent l'efficacité des égaliseurs MLP et DFE-MLP à égaliser un canal fortement non linéaire. Les performances des égaliseurs présentés sont aussi comparées et évaluées dans le but de déterminer la structure optimale pour égaliser le canal non linéaire.

**Le chapitre 5** présente la synthèse de l'ensemble des résultats obtenus et ouvre des perspectives pour de futurs travaux.

## ***GENERALITES SUR LES COMMUNICATIONS NUMERIQUES***

### **Résumé**

*Ce chapitre a pour but d'introduire le système de communication numérique, les techniques de modulation les plus fréquemment utilisées, la modélisation des différents types de canaux de communication, ainsi qu'un aperçu sur les filtres numériques.*

---

### **Sommaire**

2.1 INTRODUCTION

2.2 SYSTEME DE COMMUNICATION NUMERIQUE

2.3 TECHNIQUES DE MODULATION NUMERIQUE

2.4 TYPE DE CANAUX DE COMMUNICATION

2.5 MODELISATION DU CANAL SATELLITAIRE

2.6 LES FILTRES NUMERIQUES

2.7 CONCLUSION

## 2.1 INTRODUCTION

Dans ce chapitre, nous introduisons le système de communication numérique, ainsi que les notions de base qui serviront à la bonne compréhension de ce mémoire.

Le système de communication numérique véhicule de l'information entre une source et un destinataire en utilisant un support physique comme le câble, la fibre optique, ou l'espace libre utilisant la propagation d'une onde électromagnétique dans l'atmosphère.

Les signaux transportés peuvent être soit d'origine numérique, comme dans les réseaux de données, soit analogique (parole, image...) convertis sous forme numérique. Ils peuvent être sujets aux perturbations aléatoires et aux diverses distorsions dues à l'imperfection des canaux de communication.

## 2.2 SYSTEME DE COMMUNICATION NUMERIQUE

La tâche du système de communication est d'acheminer l'information de la source vers le destinataire avec le plus de fiabilité. Les éléments de base d'un système de communication numérique sont illustrés sur la figure 2.1.

On distingue la source, le canal et le destinataire qui sont des données du problème, les autres éléments représentent les degrés de liberté du concepteur [1,8,25]. Nous allons décrire d'une façon succincte ces différents éléments.

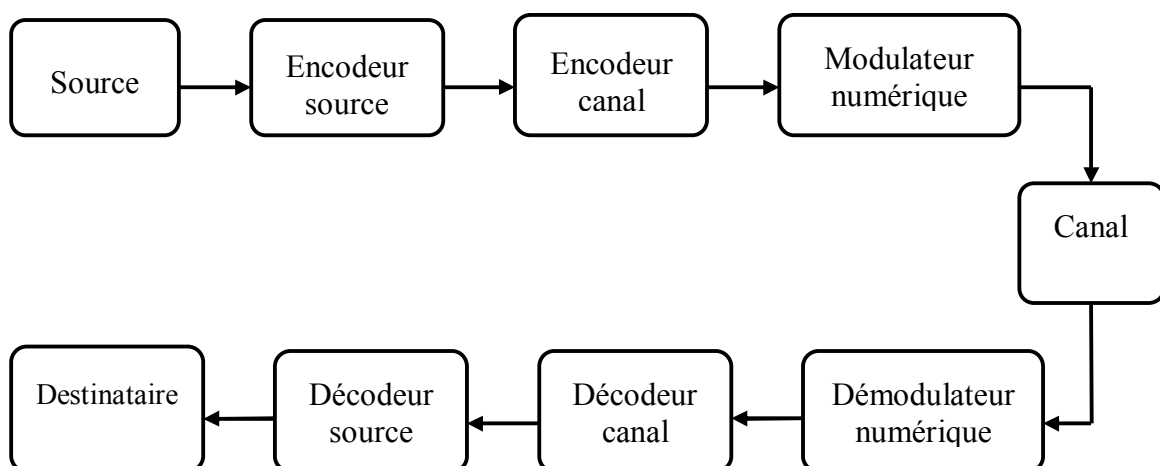


Figure 2.1 Les éléments de base d'un système de communication numérique

➤ **La source**

La source transmet un message numérique constitué d'une suite d'éléments binaires. En groupant sous forme de blocs,  $n$  éléments binaires indépendants, on obtient un alphabet de  $M=2^n$  symboles  $M$ -aires. Dans le cas fréquent où cet alphabet est constitué uniquement de deux valeurs le symbole est dit binaire. La source est caractérisée par son débit  $D$ , défini comme étant le nombre d'éléments binaires émis par unité de temps :  $D = \frac{1}{T_b}$ , où  $T_b$  est le temps séparant l'émission de deux éléments consécutifs.

➤ **L'encodeur source**

Dans le cas où le message émis n'est pas numérique, il est converti en une suite d'éléments binaires par un processus qui dépend de la nature des données, et qui supprime la redondance naturelle éventuellement présente dans celles-ci. Etant une opération de compression, le message est alors sous forme concise.

➤ **L'encodeur canal**

En pratique des erreurs se produisent durant la communication, elles sont dues principalement aux bruits et aux interférences produites par le canal de transmission. Pour y remédier, un codage correcteur d'erreurs est utilisé ; c'est une fonction spécifique de la transmission numérique qui améliore la qualité de la transmission. Des bits de redondances sont ajoutés d'une manière contrôlée aux informations ; ces bits sont exploités par le récepteur pour détecter les erreurs et ainsi décoder l'information utile.

➤ **Le modulateur numérique**

Le modulateur sert d'interface au canal de communication. Il a pour rôle d'adapter le spectre du signal au canal (milieu physique) sur lequel il sera transmis. Etant donné qu'en pratique tous les canaux sont capables de transmettre des signaux électriques (une forme d'onde), il est donc nécessaire d'associer au message numérique une représentation physique, sous forme d'un signal électrique. Le modulateur associe à chaque mot de  $n$  éléments binaires, un signal  $S_i(t)$ ,  $i=1, \dots, M$  de durée  $T = nT_b$ , choisi parmi  $M=2^n$  signaux.

➤ **Le canal**

Le canal de transmission est un support physique de l'information, il peut être filaire (câble coaxial, fibre optique..) ou l'espace libre qui utilise la propagation d'une onde électromagnétique

dans l'atmosphère. Ce milieu est généralement réservé aux transmissions par satellite ou par faisceaux hertziens. Un canal est caractérisé par sa réponse en fréquence :

$$c(f) = |c(f)| e^{j\theta(f)} \quad (2.1)$$

$|c(f)|$  étant la réponse en amplitude et  $\theta(f)$  la réponse en phase du canal. Le délai du canal est défini par:

$$\tau(f) = -\frac{1}{2\pi} \frac{d\theta(f)}{df} \quad (2.2)$$

Le canal dont les caractéristiques exactes peuvent être inconnues de l'utilisateur, introduit généralement des distorsions linéaires ou non linéaires du signal utile et un délai de propagation, ainsi que des perturbations aléatoires en provenance de phénomènes physiques indépendants du signal utile. Ces distorsions font que des impulsions transmises à travers ce canal avec un taux comparable à sa largeur de bande sont très proches les unes des autres, à la réception elles se chevauchent causant de l'interférence inter symboles ISI (Inter Symbole Interference) [1,7,8].

#### ➤ Le démodulateur

Le démodulateur ramène le signal en bande de base. Il traite la forme d'onde transmise et la réduit en une séquence de nombres représentant les estimés des symboles transmis. Il réalise également l'opération de détection.

#### ➤ Le décodeur de canal

Associé au démodulateur, connaissant le code utilisé par le codeur canal et la redondance contenue dans les données reçues, il minimise le taux d'erreur entre le message émis et le message décodé pour reconstituer la séquence transmise.

#### ➤ Le décodeur de source

Le décodeur connaissant la méthode de codage source recrée un signal numérique, qui puisse être compris par le destinataire. Les rôles du codeur et du décodeur de source sont de diminuer le débit de transmission pour augmenter la capacité effective du système de transmission.

La différence entre le signal original et celui reconstruit est une mesure de la qualité du système de communication.

### 2.2.1 L'Interférence Inter Symboles (ISI)

L'interférence inter-symboles ISI (Inter Symbole Interference) résulte généralement de la bande limitée allouée au canal, de la présence des non linéarités dues aux amplificateurs de puissance et des distorsions dues à la propagation multi trajet. En effet quand le signal entre dans le canal hertzien, il subit des perturbations tels que l'addition de bruit ou sa réflexion par des obstacles. Ceci est équivalent à transmettre le signal à travers un nombre de canaux séparés, chacun possédant une atténuation et un délai différent [1,7,8]. Le récepteur reçoit le signal direct et aussi la contribution des signaux atténués et retardés ayant chacun suivi un chemin différent ; on parle alors de l'interférence inter-symboles ISI. L'interférence inter symbole se produit dans les canaux pour tout type de modulation [1,7,8]. La distorsion du canal résultante doit être compensée au récepteur, faute de quoi il se produit des taux d'erreur importants.

Soit une séquence de symboles  $x_i$  transmise à travers un canal de réponse impulsionnelle  $h(t)$ , le signal reçu  $r(t)$  est une superposition de la réponse du canal pour chaque symbole émis plus le bruit gaussien additif  $n(t)$ .

$$r(t) = \sum_{i=0}^{\infty} x_i h(t - iT) + n(t) \quad (2.3)$$

Le signal reçu est ensuite échantillonné avec un taux de  $1/T$  échantillons par seconde aux instants  $t = kT + \tau_0$ , avec  $k=0,1,\dots$ ; on obtient :

$$r(kT + \tau_0) = \sum_{i=0}^{\infty} x_i h(kT - iT + \tau_0) + n(kT + \tau_0) \quad (2.4)$$

Où  $\tau_0$  est le délai de transmission à travers le canal. D'une façon équivalente, on a :

$$r_k = \sum_{i=0}^{\infty} x_i h_{k-i} + n_k \quad (2.5)$$

$$r_k = h_0 \left( x_k + \frac{1}{h_0} \sum_{\substack{i=0 \\ i \neq k}}^{\infty} x_i h_{k-i} \right) + n_k \quad (2.6)$$

$h_0$  est un facteur d'échelle arbitraire qu'on pose égal à 1 pour convenance, on aura donc :

$$r_k = x_k + \sum_{\substack{i=0 \\ i \neq k}}^{\infty} x_i h_{k-i} + n_k \quad (2.7)$$

Le premier terme  $x_k$  représente l'information désirée à l'instant d'échantillonnage  $k$ , le second terme  $c$  est l'interférence inter symbole ISI représentant la contribution des symboles voisins et le dernier terme dénote le bruit additif [1,7,8].

### 2.2.2 Qualité d'une transmission numérique

La qualité d'une transmission numérique dépend de la fidélité avec laquelle les éléments binaires du message transmis sont restitués au destinataire. Lorsque le signal émis est analogique, le premier paramètre de qualité est le rapport signal sur bruit SNR. Cependant en communication numérique le paramètre de qualité est la probabilité d'erreur par élément binaire notée  $P_e$ , qui est définie comme la probabilité de prendre une décision erronée sur un élément binaire. Cette probabilité n'est jamais strictement nulle, mais cela ne signifie pas pour autant que la qualité de transmission est mauvaise; en effet il suffit qu'elle prenne une valeur suffisamment faible pour satisfaire un certain critère de fidélité [1,8,25]. La probabilité d'erreur varie généralement entre  $10^{-3}$  et  $10^{-10}$ . Elle est donnée en fonction du rapport  $E_b/N_0$  par :

$$P_e = \frac{1}{2} \operatorname{erfc} \sqrt{\frac{E_b}{N_0}} \quad (2.8)$$

$\operatorname{erfc}(x)$  est la fonction d'erreur complémentaire telle que :

$$\operatorname{erf}(x) = \frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_0^x \exp(-u^2) du \quad (2.9)$$

$$\operatorname{erfc}(x) = \frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_x^\infty \exp(-u^2) du \quad (2.10)$$

$E_b$  est l'énergie du signal reçu,  $N_0$  est la densité spectrale du bruit.

Il est à noter que  $P_e$  est une valeur théorique dont une bonne estimation non biaisée au sens statistique est réalisée par la mesure du taux d'erreur par bit BER (Bite Error Rate). Ce dernier est le rapport entre le nombre d'éléments binaires erronés et le nombre d'éléments binaires transmis. On notera que le BER tend vers  $P_e$  si le nombre de bits transmis tend vers l'infini.

## 2.3 TECHNIQUES DE MODULATION NUMERIQUE

La modulation a pour objectif d'adapter le signal à émettre au canal de transmission. Cette opération consiste à modifier un ou plusieurs paramètres d'une onde porteuse. Les paramètres modifiables sont : L'amplitude, la fréquence et la phase.

Dans les procédés de modulation binaire, l'information est transmise à l'aide d'un paramètre qui prend deux valeurs possibles. Dans les procédés de modulation M-aire, le paramètre prend M valeurs. Ceci permet d'associer à un état de modulation un mot de n digits, ce qui correspond à un nombre d'états de  $M=2^n$  [8,25]. Les modulations les plus fréquemment rencontrés sont :

### 2.3.1 Modulation par déplacement d'amplitude ASK (Amplitude Shift Keying)

Dans ce type de modulation, les informations numériques transmises modulent l'amplitude d'une onde porteuse. A chacun des  $M=2^n$  états possibles, est associée une parmi M amplitudes ( $A_1 \dots A_M$ ) d'une onde porteuse [8,25]. Le signal modulé est donné par:

$$m(t) = A(t) \cos(2\pi f_0 t + \varphi_0) \quad (2.11)$$

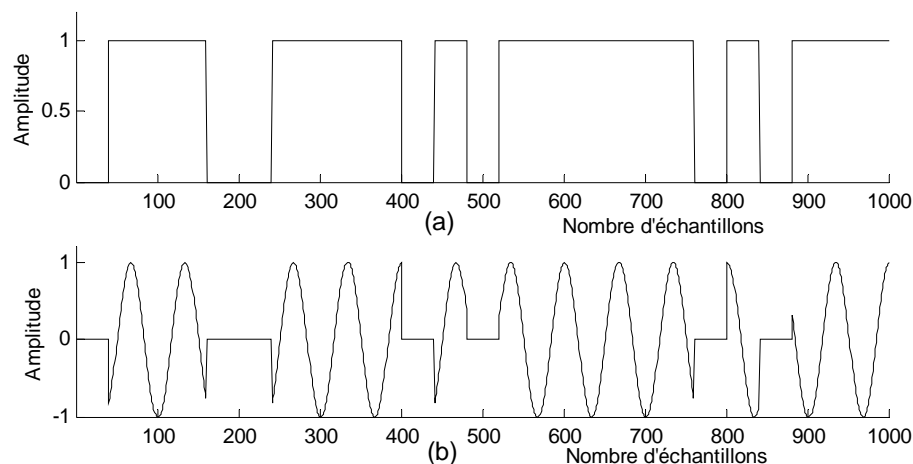
$$\text{Avec} \quad A(t) = \sum_k a_k g(t - kT) \quad (2.12)$$

Où d'une façon équivalente:

$$m(t) = \sum_k a_k g(t - kT) \cos(2\pi f_0 t + \varphi_0) \quad (2.13)$$

Où  $a_k$  est la suite des symboles transmis et  $g(t)$  la fonction porte unitaire de durée T.

Un exemple de modulation d'amplitude est la modulation binaire par tout ou rien OOK (On Off Keying). Dans ce cas, un seul bit est transmis par période T, et par conséquent  $n=1$  et  $M=2$ . Le symbole  $a_k$  prend sa valeur dans l'alphabet  $\{0, 1\}$ . L'un des états binaires correspond à la présence de la porteuse l'autre correspond à son extinction, ce qui est représenté par la figure 2.2.



**Figure 2.2 Modulation ASK (a) signal modulant (b) signal modulé**

### 2.3.2 Modulation par déplacement de fréquence FSK (Frequency Shift Keying)

Dans ce cas c'est la fréquence du signal modulée qui peut prendre un certain nombre de valeurs associées aux états possibles de l'information à transmettre. A chacun des  $M=2^n$  états possibles, est associée une parmi  $M$  fréquence ( $f_1 \dots f_M$ ) d'une onde porteuse [8,25].

Le signal modulé est donné par :

$$m(t) = A \cos(2\pi f_0 t + \Phi(t)) \quad (2.14)$$

$\Phi(t)$  : est la phase instantanée. La fréquence instantanée  $f(t)$  du signal  $m(t)$  est donnée par:

$$f(t) = f_0 + \frac{1}{2\pi} \frac{d\Phi}{dt} \quad (2.15)$$

$f_0 = \frac{\omega_0}{2\pi}$  représente la fréquence centrale et  $\frac{1}{2\pi} \frac{d\Phi}{dt}$  représente la déviation de la fréquence.

C'est la dérivée de la phase qui est reliée à la valeur des symboles par la relation suivante:

$$\frac{d\Phi}{dt} = \pi \Delta f \sum_k a_k g(t - kT) \quad (2.16)$$

$\Delta f$  : la différence de fréquence correspondant à l'émission de deux symboles adjacents.

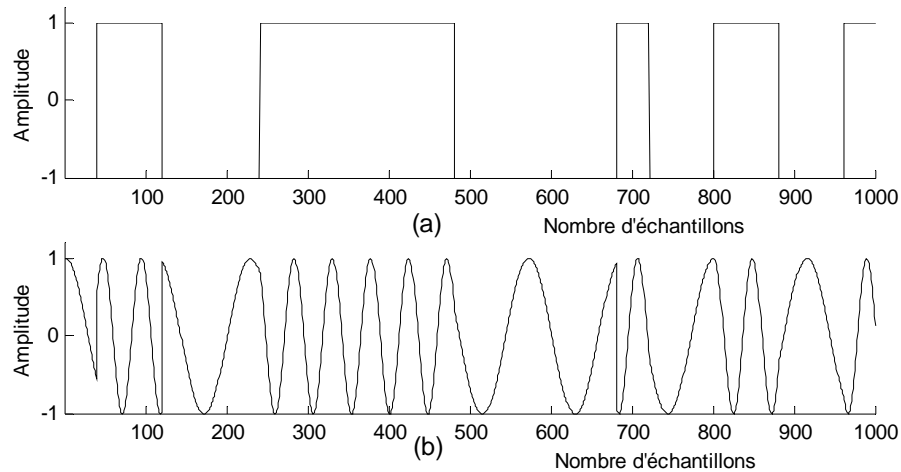
On obtient après intégration de (2.16), pour  $t$  appartenant à l'intervalle  $[kT, (k+1)T]$  :

$$\Phi(t) = \pi \Delta f a_k (t - kT) + \theta_k \quad (2.17)$$

Avec  $\theta_k$  une constante d'intégration. En reportant (2.17) dans (2.15), on obtient :

$$f(t) = f_0 + \frac{\Delta f}{2} a_k \quad (2.18)$$

Dans le cas d'une FSK binaire,  $a_k$  appartient à l'alphabet  $\{0,1\}$ . L'un des états binaires est associé à une fréquence  $f_1$  de la porteuse, l'autre état est associé à une autre fréquence  $f_2$  de la porteuse (figure 2.3). Une propriété de la FSK est d'avoir une enveloppe constante.



**Figure 2.3 Modulation FSK (a) signal modulant (b) signal modulé**

### 2.3.3 Modulation par déplacement de phase PSK (Phase Shift Keying)

Dans ce type de modulation une parmi  $M$  phases d'une onde porteuse est associée à chacun des  $M=2^n$  états possibles [8,25]. Le signal modulé  $m(t)$  peut s'écrire :

$$m(t) = A \cos(2\pi f_0 t + \Phi(t)) \quad (2.19)$$

Telle que :

$$\Phi(t) = \sum_k \Phi_k g(t - kT) \quad (2.20)$$

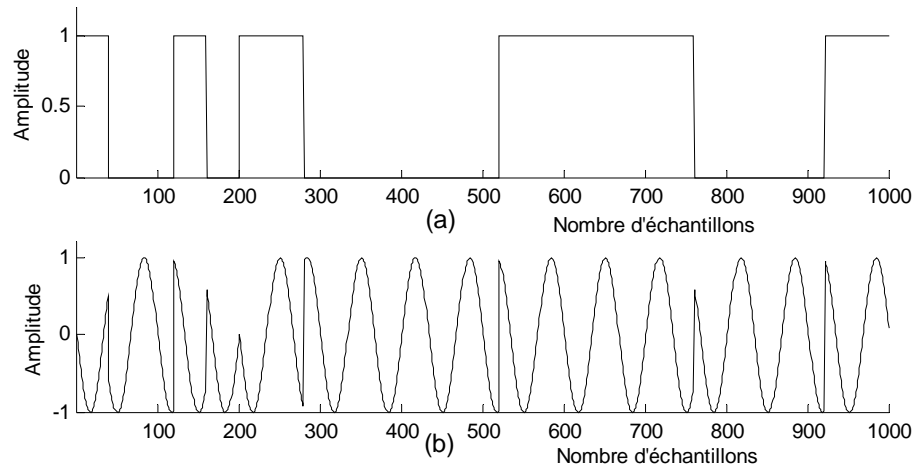
D'une façon équivalente :

$$m(t) = A \sum_k g(t - kT) \cos(2f_0 t + \Phi_k) \quad (2.21)$$

L'ensemble des phases possibles se traduit alors par l'expression suivante :

$$\Phi_k = \frac{\pi}{M} + k \frac{2\pi}{M} \quad \text{Lorsque } M > 2 \quad k = 0, 1, \dots, M-1.$$

Un exemple de modulation par déplacement de phase est la modulation BPSK (Binary Phase shift Keying). Dans ce cas un bit est transmis par période  $T$  :  $n=1$ ,  $M=2$  et  $\Phi_k = 0$  ou  $\pi$ . Comme le montre la figure 2.4.



**Figure 2.4 Modulation PSK (a) signal modulant (b) signal modulé**

La modulation PSK est à enveloppe constante, ce qui est intéressant pour des transmissions sur des canaux non linéaires, cette propriété fait d'elle un outil de choix pour les transmissions par satellites [1,2]. L'intérêt d'avoir un signal modulé à enveloppe constante permet d'employer les amplificateurs dans leur zone de meilleur rendement qui correspond souvent à un mode de fonctionnement non linéaire.

L'intérêt majeur des techniques de transmissions numériques, réside dans la possibilité de leur insertion harmonieuse dans les réseaux intégrés numériques qui se développent de jour en jour. Un autre avantage réside dans la possibilité de conserver l'intégrité de l'information à transmettre, ce qui est tout à fait impossible avec une transmission analogique. Les systèmes modernes de communication numérique sont complexes et requièrent des circuits de modulation et de démodulation de plus en plus sophistiqués.

## 2.4 TYPES DES CANAUX DE COMMUNICATION

La modélisation du canal de communication peut être simple ou très complexe selon la nature du milieu de propagation, qui peut se comporter comme un filtre linéaire, ou présenter des non linéarités; il peut être aussi stationnaire ou variable en fonction du temps.

### 2.4.1 Canal à bruit additif

Le modèle mathématique le plus simple d'un canal de communication est le canal à bruit additif [1,8] (figure 2.5 (a)). Le signal transmis est perturbé par un bruit additif, qui est une perturbation aléatoire dont les origines sont le milieu de transmission (bruit externe tels que les rayonnements divers captés par l'antenne), ou les dispositifs électroniques utilisés (bruit interne).

Le signal à la sortie du canal est donné par :

$$r(t) = x(t) + n(t) \quad (2.22)$$

Une mesure du niveau du bruit est donnée par le rapport signal sur bruit :

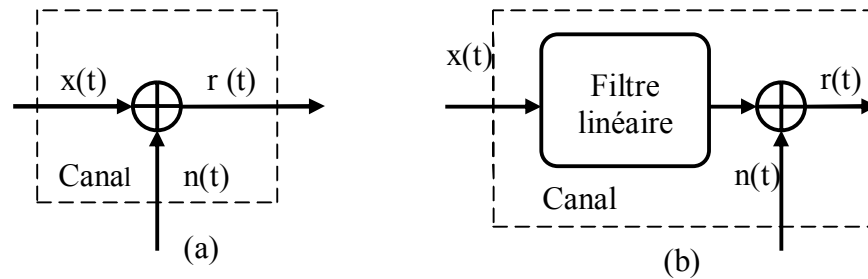
$$SNR = \frac{E\{|x(t)|^2\}}{E\{|n(t)|^2\}} \quad (2.23)$$

Ou en décibel :

$$SNR_{dB} = 10 \log_{10} \left( \frac{E\{|x(t)|^2\}}{E\{|n(t)|^2\}} \right) \quad (2.24)$$

### 2.4.2 Canal à filtre linéaire

Le modèle du canal à filtre linéaire avec un bruit blanc gaussien additif est représenté par la figure 2.5 (b) [8].



**Figure 2.5 Modélisation du canal : (a) canal à bruit additif (b) canal à filtre linéaire**

Le signal à la sortie du canal est donné par :

$$r(t) = x(t) * h(t) + n(t) \quad (2.25)$$

$h(t)$  est la réponse impulsionnelle du filtre, \* dénote le produit de convolution:

$$r(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} h(\tau)x(t - \tau)d\tau + n(t) \quad (2.26)$$

### 2.4.3 Canal discret linéaire

Le modèle discret utilisé pour décrire les effets de distorsion du canal est représenté par la fonction de transfert dans le domaine Z [8], définie par l'équation suivante :

$$H(z) = \sum_{i=0}^{N-1} h_i z^{-i} = h_0 + h_1 z^{-1} + h_2 z^{-2} + \dots + h_{N-1} z^{-(N-1)} \quad (2.27)$$

Ce modèle est illustré par la figure 2.6.

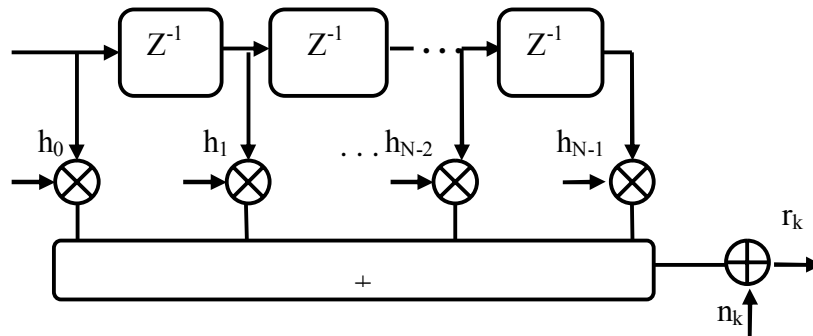


Figure 2.6 Modèle du canal discret linéaire

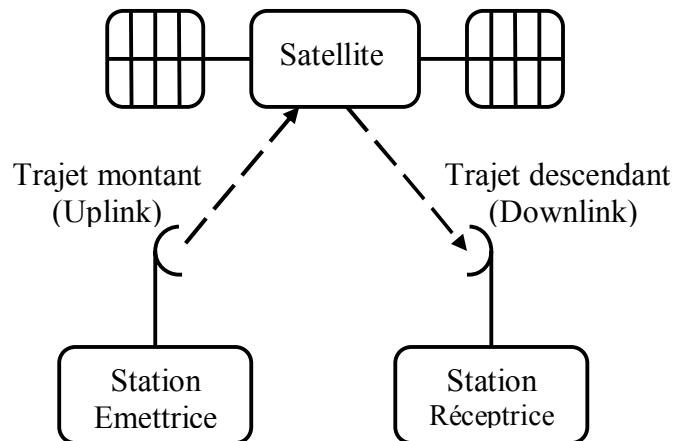
#### 2.4.4 Canal non linéaire

Dans les canaux de communication, la non linéarité est due essentiellement aux amplificateurs de puissance qui représentent en général les éléments clé d'un système embarqué (téléphones mobiles, satellites ...), car ce sont les principaux consommateurs d'énergie. Les meilleurs rendements pour un amplificateur de puissance sont obtenus en zone saturée, c'est à dire lorsque l'amplificateur est proche de son niveau de puissance maximum. Cependant dans de telles conditions, la non linéarité introduite par l'amplificateur dégrade l'information transportée par le signal hyperfréquence [4,5,6].

## 2.5 MODELISATION DU CANAL SATELLITAIRE

Les systèmes satellitaires se sont imposés pour le franchissement de grandes distances tenues de leur insensibilité à l'éloignement entre émetteur et récepteur. Ils sont particulièrement adaptés à la traversée des océans, des déserts et des zones montagneuses partout où les moyens terrestres nécessitent la mise en œuvre des répéteurs. L'avantage des satellites reste la disponibilité immédiate des services et leur capacité d'atteindre simultanément un nombre quasi illimité de destinations [1,2].

Les satellites fournissent des canaux de communication tout comme le font les systèmes basés sur la technologie terrestre. Un système de communication par satellite comprend une station terrienne d'émission, une station spatiale (satellite) et une station terrienne de réception [1,2] comme le montre la figure 2.7.

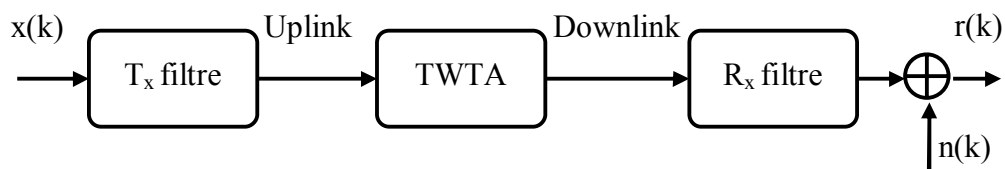


**Figure 2.7 Principe de communication par satellite**

La station terrienne émet les informations à travers le trajet montant (Uplink) vers le satellite qui retransmet ces informations après les avoir régénérées en empruntant le trajet descendant (Downlink) vers la station terrienne réceptrice. Le satellite se comporte donc, comme un véritable relais hertzien dans le ciel [1,2].

Les signaux reçus par le satellite sont faibles, ils sont retransmis avec des puissances de 10 W à 400 W [2]. Cette régénération des signaux est réalisée par un amplificateur de puissance HPA (High Power Amplifier) qui constitue l'élément le plus important du transpondeur de satellite. L'amplificateur de puissance le plus utilisé est le TWTA (Travelling Wave Tube Amplifier).

Le canal satellitaire consiste en deux stations terriennes matérialisées par deux filtres linéaires Tx et Rx connectées par le transpondeur du satellite à travers deux liaisons radio Uplink et Downlink [3,4,5] comme c'est représenté sur la figure 2.8.



**Figure 2.8 Model du canal satellitaire**

### 2.5.1 Source de non linéarité

Dans le canal satellitaire, les stations terriennes d'émission et de réception sont équipées d'amplificateurs de puissance ayant une caractéristique d'entrée/sortie non linéaire. Cependant la non linéarité est souvent très douce, ce qui est due au fait que les amplificateurs opèrent à quelques décibels loin du point de saturation, dans une zone linéaire de la caractéristique d'entrée/sortie. Donc pour un canal satellitaire la majeure source de distorsion est celle engendrée par le TWTA, qui fonctionne dans la zone de saturation là où il manifeste son meilleur rendement en puissance. Cette non linéarité engendre de l'ISI, ce qui cause des dégradations du fonctionnement global du système [3,4,5,6].

### 2.5.2 Modélisation des non linéarités par la série de Volterra

L'objectif du formalisme introduit par Volterra consiste à déterminer une expression analytique de la réponse d'un système non linéaire à mémoire. La série de Volterra prend la forme d'une série de fonctions intégrales comparables à la convolution des systèmes linéaires. Soit un signal  $x(t)$  se présentant à l'entrée d'un système non linéaire, la sortie  $y(t)$  est donnée par la série de Volterra du nième degré [26,27] :

$$\begin{aligned}
 y(t) = & \int_{-\infty}^{+\infty} h_1(\tau_1)x(t-\tau_1)d\tau_1 + \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} h_2(\tau_1, \tau_2)x(t-\tau_1)x(t-\tau_2)d\tau_1 d\tau_2 + \\
 & \dots + \int_{-\infty}^{+\infty} \dots \int_{-\infty}^{+\infty} h_n(\tau_1, \dots, \tau_n)x(t-\tau_1) \dots x(t-\tau_n)d\tau_1 \dots d\tau_n + \dots
 \end{aligned} \tag{2.28}$$

Où  $h_1(\tau_1), h_2(\tau_1, \tau_2), h_n(\tau_1, \dots, \tau_n)$  sont appelés les noyaux de Volterra, chaque noyau représente un invariant du système indépendant du signal d'excitation.

La forme discrète de la série de Volterra est donnée par [3,4,5] :

$$\begin{aligned}
 y(n) = & h_0 + \sum_{m_1=0}^{\infty} h_1(m_1)x(n-m_1) + \sum_{m_2=0}^{\infty} \sum_{m_1=0}^{\infty} h_2(m_1, m_2)x(n-m_1)x(n-m_2) + \\
 & \dots + \sum_{m_1=0}^{\infty} \sum_{m_2=0}^{\infty} \dots \sum_{m_p=0}^{\infty} h_p(m_1, \dots, m_p)x(n-m_1) \dots x(n-m_p) + \dots
 \end{aligned} \tag{2.29}$$

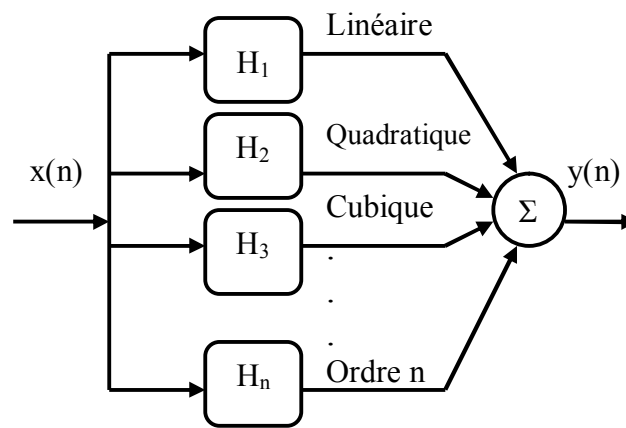
Où  $x_n$  est le signal d'entrée,  $y_n$  le signal de sortie  $n$  la variable indépendante.  $h_p(m_1 \dots m_p)$  est le noyau de Volterra d'ordre  $p$ .

Une autre forme d'exprimer l'expression (2.28) est la suivante [26,27] :

$$y(t) = H_1[x(t)] + H_2[x(t)] + \dots + H_n[x(t)] \quad (2.30)$$

Où  $H_n[x(t)] = \int_{-\infty}^{+\infty} \dots \int_{-\infty}^{+\infty} h_n(\tau_1, \dots, \tau_n) x(t - \tau_1) \dots x(t - \tau_n) d\tau_1 \dots d\tau_n$  est appelé opérateur de

Volterra du nième ordre. Une représentation graphique de la série de Volterra peut être donnée par le schéma synoptique de la figure 2.9.



**Figure 2.9** Représentation d'un système non linéaire par la série de Volterra

L'intérêt d'un tel formalisme réside dans la possibilité de l'appliquer à tout système non linéaire. Cependant pour un système fortement non linéaire, le nombre de termes à mettre en jeu est important, et la représentation mathématique, trop lourde (intégrales multiples), font que ce formalisme devient impraticable pour des raisons de coût de calcul et de complexité d'extraction des noyaux. Ces difficultés ont limité l'application de la série de Volterra aux systèmes faiblement non linéaires de deux à trois noyaux [5,26].

Le développement en série tronqué de Volterra d'ordre trois de (2.29), pour  $h_0=0$  est donné par :

$$y(n) = \sum_{m_1=0}^N h_1(m_1) x(n - m_1) + \sum_{m_2=0}^N \sum_{m_1=0}^N h_2(m_1, m_2) x(n - m_1) x(n - m_2) + \sum_{m_1=0}^N \sum_{m_2=0}^N \sum_{m_3=0}^N h_3(m_1, m_2, m_3) x(n - m_1) x(n - m_2) x(n - m_3) \quad (2.31)$$

Le premier modèle de Voltera simplifié d'ordre trois, pour les systèmes non linéaires sans mémoire était proposé par Falconer [28] et une version plus simplifiée de ce modèle est utilisée par Bigliéri [29], comme c'est représenté à la figure 2.10. Où une réduction significative dans le nombre de paramètre du modèle est obtenue. La sortie  $y$  est reliée à l'entrée  $x$  à travers la relation suivante :

$$y(n) = a_1x(n) + a_2x^2(n) + a_3x^3(n) \quad (2.32)$$

Les coefficients  $a_1$ ,  $a_2$  et  $a_3$  sont des scalaires qui contrôlent le degré de non linéarité. Ce modèle et sa version d'ordre deux sont largement exploités dans la littérature pour exprimer la non linéarité introduite par l'amplificateur TWTA du satellite [10,12,14,17,19,30].

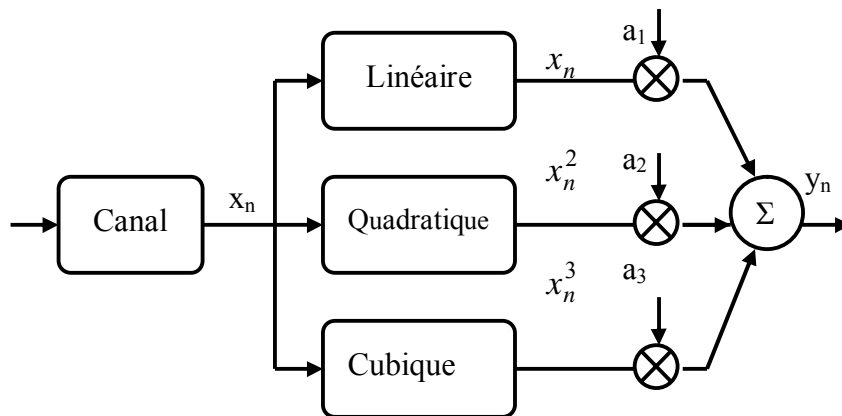


Figure 2.10 Modèle simplifié du canal non linéaire

### 2.5.3 Modèle de Saleh

A cause de la limite en puissance au bord du satellite, le dispositif d'amplification TWTA fonctionne souvent dans la zone de saturation là où il manifeste son meilleur rendement en puissance. Il introduit de ce fait deux types de distorsion :

Une distorsion de l'amplitude du signal de sortie due à l'effet de saturation, connue sous le nom de conversion d'amplitude d'entrée / amplitude de sortie (AM/AM).

Une distorsion de phase du signal de sortie connue sous le nom de conversion d'amplitude d'entrée / phase de sortie (AM/PM).

Ces types de distorsions sont modélisées par Saleh [31] et sont exprimées par les équations suivantes :

$$\begin{aligned} A(r) &= \frac{\alpha_a r}{1 + \beta_a r^2} \\ \varphi(r) &= \frac{\alpha_\varphi r^2}{1 + \beta_\varphi r^2} \end{aligned} \quad (2.33)$$

Où  $r$  est l'amplitude du signal d'entrée du TWTA  $\alpha_a$ ,  $\beta_a$ ,  $\alpha_\varphi$  et  $\beta_\varphi$  paramètres caractérisant le TWTA  $A(r)$  et  $\varphi(r)$  dénotent les distorsion d'amplitude AM/AM et de phase AM/PM respectivement.

#### 2.5.4 Techniques de transmission par satellite

Les transmissions par satellite font parties des systèmes de transmission par faisceau hertzien ; elles sont caractérisées par une forte atténuation et une puissance limitée de l'émetteur à bord du satellite. Les techniques de modulation les plus utilisées sont la BPSK, la QPSK et la 8PSK. Avec ces modulations, l'amplificateur de puissance du satellite peut être utilisé proche de sa saturation, ce qui permet d'employer efficacement la puissance disponible [2].

## 2.6 LES FILTRES NUMERIQUES

Etant donné que les égaliseurs sont conçus essentiellement à partir des filtres numériques, nous allons présenter une description de ces filtres. Les filtres numériques sont des systèmes linéaires discrets invariants dans le temps. Ils effectuent la transformation suivante :

$$y(n) = f[x(n)] = \sum_i h(i)x(n-i) \quad (2.34)$$

Où  $h_i$  dénote la réponse impulsionnelle du filtre,  $x(n)$  et  $y(n)$  les séquences d'entrée et de sortie respectivement. Les filtres numériques se classent en deux types selon la durée de leurs réponses impulsionnelles [32].

#### 2.6.1 Les filtres à Réponse Impulsionnelle Finie (RIF)

La sortie  $y(n)$  du filtre RIF est une combinaison linéaire des échantillons d'entrée  $x(n)$  ; les coefficients de cette combinaison constituent la réponse impulsionnelle  $h_i$  du filtre. Si le filtre est causal ( $h_i=0$  pour  $i < 0$ ) et de plus sa réponse impulsionnelle est finie, on aura:

$$y(n) = \sum_{i=0}^N h(i)x(n-i) \quad (2.35)$$

La fonction de transfert  $H(Z)$  du filtre s'écrit :

$$H(Z) = \sum_{i=0}^N h(i)Z^{-i} \quad (2.36)$$

Un filtre RIF est stable et causal et donc physiquement réalisable. Pour cette raison les filtres RIF sont très souvent utilisés dans les systèmes d'égalisation.

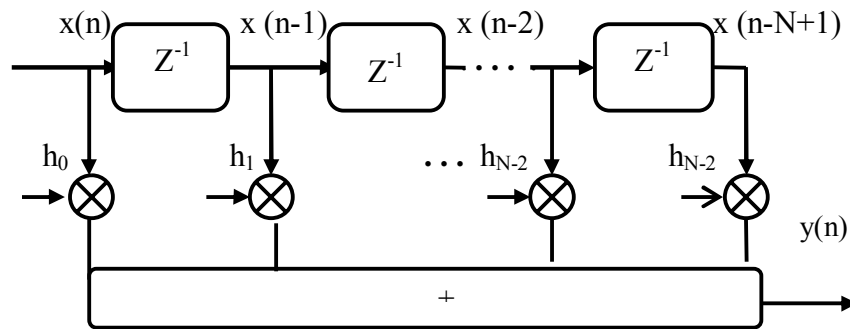


Figure 2.11 Architecture du filtre RIF

### 2.6.2 Les filtres à Réponse Impulsionnelle Infinie (RII)

Les filtres à réponse impulsionnelle infinie (RII) conservent une trace des échantillons qui leurs ont été appliqués, pendant une durée infini ; ils sont de ce fait à mémoire infinie. Une telle mémoire est réalisée en utilisant une boucle de rétroaction de la sortie sur l'entrée d'où la dénomination de filtre récursif. La sortie  $y(n)$  du filtre RII est une combinaison linéaire des échantillons  $x(n)$  à son entrée et de ceux précédemment déterminées en sa sortie.

$$y(n) = \sum_{l=0}^L a(l)x(n-l) - \sum_{k=1}^K b(k)y(n-k) \quad (2.37)$$

La fonction de transfert en  $Z$  du filtre s'écrit :

$$y(n) = \frac{\sum_{l=0}^L a(l)z^{-l}}{1 + \sum_{k=1}^K b(k)z^{-k}} \quad (2.38)$$

Ou d'une façon équivalente pour faire apparaître les pôles et les zéros de  $H(Z)$ :

$$H(Z) = a_0 \frac{\prod_{l=0}^L (1 - Z_l Z^{-1})}{\prod_{k=1}^K (1 - P_k Z^{-1})} \quad (2.39)$$

$Z_l$  et  $P_k$  : Dénotent les zéros et les pôles de  $H(Z)$  respectivement,  $a_0$  est le facteur d'échelle qui définit le gain.

Un filtre RII est physiquement réalisable, s'il est causal et stable c'est-à-dire que les pôles de sa fonction de transfert en  $Z$  sont tous à l'intérieur du cercle unité.

Notons qu'un filtre dont les pôles et les zéros sont à l'intérieur du cercle unité est dit à phase minimale, tandis qu'un filtre dont les pôles sont à l'intérieur du cercle unité et ayant des zéros à l'extérieur de ce cercle est dit à phase maximale.

Le filtre RII est réalisé par la mise en cascade d'un filtre purement récursif et d'un filtre RIF [32]. On donne la représentation du filtre purement récursif (figure 2.12), dont la fonction de transfert est donnée par l'équation (2.38) avec le numérateur réduit à l'unité.

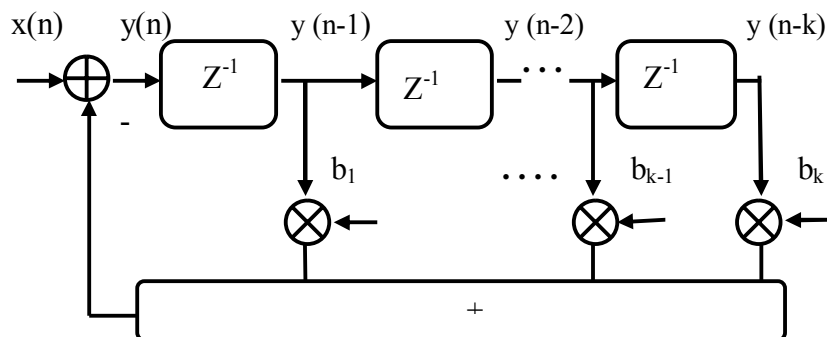


Figure 2.12 Architecture d'un filtre récursif

### 2.6.3 Choix entre un filtre RIF et un filtre RII

Le choix entre les deux structures des filtres RII et RIF se pose fréquemment aux concepteurs de systèmes. Les RIF sont toujours stable et facile à réaliser, les filtres RII sont plus délicats à mettre en œuvre. Cependant ils permettent de réaliser des fonctions de filtrage beaucoup plus sélectives que celles des RIF à quantité de calcul équivalente [32].

## 2.7 CONCLUSION

Dans ce chapitre nous avons présenté les notions de base de la communication numérique. Nous avons également examiné un certain nombre de modulations qui sont aujourd'hui utilisées ; il s'avère que le choix d'un type de modulation est toujours déterminé par les contraintes de l'application. Nous avons étudié les types de distorsions introduites par les canaux de communication qui altèrent le signal transmis, en particulier le phénomène d'interférence inter symbole ISI et la non linéarité engendrée par l'amplificateur de puissance du canal satellitaire. Ces distorsions doivent être corrigées au moyen de dispositifs spéciaux nommés égaliseurs. Les filtres numériques dont on a présenté un aperçu général constituent la base des égaliseurs classiques.

## ***TECHNIQUES CLASSIQUES D'EGALISATION***

### **Résumé**

*Ce chapitre présente les égaliseurs conventionnels les plus répandus dans le domaine d'égalisation tel que l'égaliseur transversal linéaire LTE et l'égaliseur à retour de décision DFE. Il présente la limitation des techniques basées sur le traitement linéaire à égaliser le canal à phase non minimale et le canal non linéaire justifiant la nécessité des techniques non linéaires.*

---

### **Sommaire**

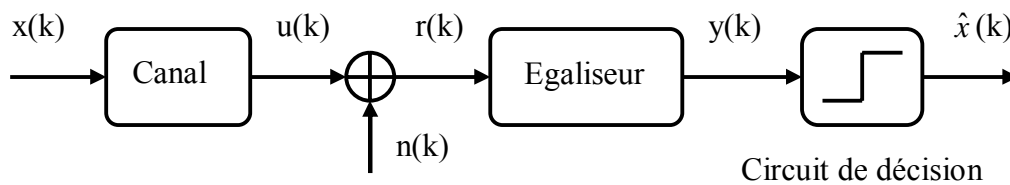
- 3.1 INTRODUCTION
- 3.2 FONCTION D' EGALISATION
- 3.3 EGALISEURS CLASSIQUES
- 3.4 EGALISATION ADAPTATIVE
- 3.5 SIMULATION DES EGALISEURS
- 3.6 CONCLUSION

### 3.1 INTRODUCTION

Dans ce chapitre nous présentons une étude des techniques classiques d'égalisation permettant de reconstituer la séquence de symboles transmise en éliminant les effets de distorsion qui peuvent altérer l'information utile. Nous montrons les caractéristiques des canaux utilisés dans les simulations, les principales structures d'égaliseurs conventionnels tel que l'égaliseur transversal linéaire LTE (Linear Transversal Equalizer) et l'égaliseur à retour de décision DFE (Decision Feedback Equalizer). Enfin nous comparons leurs performances respectives en terme de signal égalisé et de courbes de convergence de l'erreur quadratique moyenne MSE.

### 3.2 LA FONCTION D'EGALISATION

L'égalisation est la technique adoptée dans les récepteurs de communication pour corriger les effets de distorsion causés par le canal de transmission, tels que l'interférence inter symbole ISI, les non linéarités et le bruit [1,7,8]. Le principe des égaliseurs consiste à inverser la réponse du canal de transmission. Le schéma montrant la position relative de l'égaliseur dans un système de communication numérique est représenté par la figure 3.1.



**Figure 3.1** Système de communication en présence d'égalisation

L'ensemble modulateur, milieu de transmission, démodulateur est modélisé par un canal discret équivalent de réponse  $H(z)$  [8]. Le canal modélisé par un filtre de réponse impulsionnelle finie RIF, est défini par les coefficients non nuls de sa réponse impulsionnelle comme suit :

$$H(z) = \sum_{i=0}^M h_i z^{-i} \quad (3.1)$$

La séquence binaire aléatoire  $x^1(k)$  présentée à l'entrée du canal est formée de symboles équiprobable, de moyenne nulle et de variance normalisée  $\sigma_x^2$  donnée par :

$$\sigma_x^2 = E\{|x_k|^2\} = 1 \quad (3.2)$$

Le canal est perturbé par un bruit blanc  $n(k)$  additif, dont les échantillons sont gaussiens, de moyenne nulle et de variance  $\sigma_n^2$  définie par :

$$\sigma_n^2 = E\{|n_k|^2\} \quad (3.3)$$

La sortie bruitée du canal  $r(k)$  se présente à l'entrée de l'égaliseur et peut être déterminée par une convolution discrète entre le signal transmit et la réponse impulsionnelle du canal, additionné au bruit comme suit :

$$r_k = \sum_{i=0}^M h_i x_{k-i} + n_k \quad (3.4)$$

La fonction de l'égaliseur est de reconstituer à partir d'une séquence reçue  $r(k)$  présentant de l'ISI les estimés  $y_k$  qu'on souhaite être plus proches des données émises  $x(k)$ , au sens d'un certain critère [1,7,8].

La sortie de l'égaliseur est finalement appliquée au circuit de décision qui compare le symbole estimé à l'ensemble des valeurs possibles, et une décision  $\hat{x}(k)$  est déterminée pour chaque symbole transmis  $x(k)$ .

Les égaliseurs peuvent être linéaires ou non linéaires, les égaliseurs linéaires sont largement utilisés pour les canaux de type téléphonique. Cependant sur les canaux non linéaires ou présentant de sévères distorsions d'amplitude, un égaliseur linéaire donne des résultats médiocres du fait qu'il rehausse le bruit aux fréquences présentant de forte atténuation. L'égaliseur à retour de décision DFE (Decision Feedback Equaliser) possède les meilleures performances pour une large gamme de canaux de communication [1,7,8].

---

<sup>1</sup> Les écritures  $x(k)$  et  $x_k$  sont équivalentes.

### 3.3 EGALISEURS CLASSIQUES

#### 3.3.1 Egaliseur linéaire transversal

L'égaliseur le plus populaire en raison de sa mise en œuvre simple est l'égaliseur transversal linéaire LTE possédant une structure réalisée à partir d'un filtre à réponse impulsionnelle finie RIF telle que représentée sur la figure 3.2. Le critère d'optimisation souvent retenu pour déterminer les paramètres optimaux de l'égaliseur est le critère de la minimisation de l'erreur quadratique moyenne MSE (Mean Square Error), qui est le plus performant lorsque le canal de transmission est bruité. L'algorithme d'adaptation utilisé est celui des moindres carrés LMS (Least Mean Square) [1,7,8].

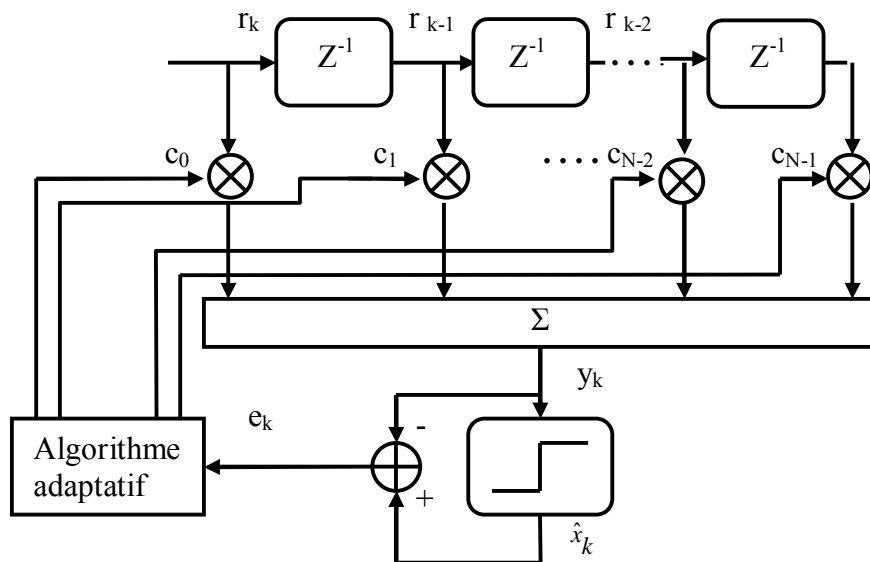


Figure 3.2 Structure de l'égaliseur transversal linéaire

La sortie bruitée du canal se présentant à l'entrée de l'égaliseur est donnée par l'équation (3.4) ou d'une façon équivalente par :

$$r_k = Hx_k + n_k \quad (3.5)$$

Où  $r_k = [r_k \ r_{k-1} \ \dots \ r_{k-N+1}]^T$  est le vecteur des observations bruitées,

$x_k = [x_k x_{k-1} \dots x_{k-M-N+1}]^T$  le vecteur à l'entrée du canal et  $n_k = [n_k n_{k-1} \dots n_{k-N+1}]^T$  le vecteur d'échantillons du bruit.  $H$  étant la matrice de convolution du canal de dimension  $N \times (M+N)$ .

L'équation (3.5) peut être représentée sous forme matricielle comme suit :

$$\begin{bmatrix} r_k \\ r_{k-1} \\ \vdots \\ r_{k-N+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_0 & h_1 & h_2 & \dots & h_M & 0 & \dots & 0 \\ 0 & h_0 & h_1 & \dots & h_{M-1} & h_M & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \dots & h_0 & h_1 & \dots & h_M \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} x_k \\ x_{k-1} \\ \vdots \\ x_{k-M-N+1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} n_k \\ n_{k-1} \\ \vdots \\ n_{k-N+1} \end{bmatrix} \quad (3.6)$$

Le rôle de l'égaliseur est d'utiliser le vecteur d'observations bruitées  $r(k)$  qui se présente à son entrée, pour estimer la séquence de symboles émise  $x(k)$  [1,7,8].

L'égaliseur est décrit par ses  $N$  coefficients représentés par le vecteur :  $C = [c_0 c_1 \dots c_{N-1}]^T$ .

La sortie de l'égaliseur au temps  $k$  peut être exprimée en fonction de ces coefficients et du signal reçu comme suit :

$$y_k = \sum_{i=0}^{N-1} C_i r_{k-i} \quad (3.7)$$

Ou d'une façon équivalente par :

$$y_k = C^T r_k \quad (3.8)$$

Notre but c'est de déterminer les coefficients optiums de l'égaliseur qui minimisent un certain critère d'erreur. Quand un symbole est transmis le mieux qu'on puisse espérer c'est que la sortie égalisée soit une version retardée du symbole considéré, autrement dit :  $y_k = x_{k-d}$ ,  $d$  étant le retard. Un choix judicieux de la valeur de ce paramètre du retard doit appartenir à l'intervalle :  $d \in \{0, 1, \dots, M + N - 1\}$  [33].

### 3.3.2 Adaptation de l'égaliseur LTE

Un critère standard pour déterminer les coefficients optiums de l'égaliseur est la minimisation de l'erreur quadratique moyenne (MSE) [1,7,8]. L'erreur est exprimée par la différence entre la sortie de l'égaliseur  $y(k)$  et la sortie désirée  $x(k-d)$ .

Soit une fonction de coût  $J_{MSE}$  qu'on cherche à minimiser et qui dépend des coefficients de l'égaliseur. Cette fonction est minimale lorsque son gradient par rapport au vecteur des coefficients est nul.

$$J_{MSE} = \frac{1}{2} E \{ |e_k|^2 \} = \frac{1}{2} E \{ |y_k - x_{k-d}|^2 \} \quad (3.9)$$

En tenant compte des équations (3.8) et (3.9) on obtient :

$$J_{MSE} = \frac{1}{2} E \{ |C^T r_k - x_{k-d}|^2 \} \quad (3.10)$$

En développant le carré de l'expression (3.10) on obtient :

$$J_{MSE} = \frac{1}{2} C^T E \{ r_k r_k^T \} C - C^T E \{ r_k^T x_{k-d} \} + \frac{1}{2} E \{ |x_{k-d}|^2 \} \quad (3.11)$$

Sachant que  $R = E \{ r_k r_k^T \}$  est la matrice de covariance du signal reçu,  $\rho = E \{ r_k^T x_{k-d} \}$  est le vecteur de corrélation et par définition  $\sigma_x^2 = E \{ |x_{k-d}|^2 \}$ , la variance des données.

En remplaçant chaque expression par sa valeur, on obtient :

$$J_{MSE} = \frac{1}{2} C^T R C - C^T \rho + \frac{1}{2} \sigma_d^2 \quad (3.12)$$

Le gradient de  $J_{MSE}$  par rapport aux coefficients de l'égaliseur est donné par :

$$\frac{\partial J_{MSE}}{\partial C} = \left( \frac{\partial J}{\partial c_0}, \dots, \frac{\partial J}{\partial c_{N-1}} \right) = CR - \rho \quad (3.13)$$

La solution optimale est obtenue en annulant l'équation (3.13). Les coefficients optimaux de l'égaliseurs sont déterminés comme suit :

$$C_{opt} = R^{-1} \rho \quad (3.14)$$

La matrice de covariance  $R$  doit être non singulière. En considérant l'équation (3.5), l'expression de la matrice  $R$  devient :

$$R = H^T E \{ x_k x_k^T \} H + 2H^T E \{ x_k^T n_k \} + E \{ n_k n_k^T \} \quad (3.15)$$

En remplaçant chaque expression par sa valeur correspondante et sachant que les symboles émis sont non corrélés avec le bruit, on obtient alors:

$$R = H^T H + \sigma_n^2 I \quad (3.16)$$

En tenant compte des expressions (3.16) et (3.14) on aura :

$$C_{opt} = (HH^T + \sigma_n^2 I)^{-1} \rho \quad (3.17)$$

Cette solution nécessite l'inversion de la matrice de covariance  $R$ , comme alternative une procédure itérative qui évite l'inversion directe de la matrice peut être utilisée.

La plus simple procédure et la plus populaire est l'utilisation de l'algorithme des moindres carrés LMS qui est très utilisé pour l'adaptation des égaliseurs [1,7,8].

L'algorithme des moindres carrés LMS permet une adaptation itérative des coefficients de l'égaliseur vers la solution optimale en minimisant le critère de l'erreur quadratique moyenne.

La vitesse de convergence des coefficients vers cette solution optimale dépend de la valeur du pas d'adaptation  $\mu$ . Les coefficients de l'égaliseur sont donnés par :

$$C_{k+1} = C_k - \mu \frac{\partial J}{\partial C} = C_k - \mu (CR - \rho) \quad (3.18)$$

La matrice de covariance  $R$  et le vecteur  $\rho$  sont des valeurs d'espérance qui peuvent être rapprochés par leurs évaluations instantanées soient :  $R = \hat{R} = r_k r_k^T$  et  $\rho = \hat{\rho} = r_k x_{k-d}$ .

En tenant compte de ces expressions et des équations (3.18) et (3.8) on obtient :

$$C_{k+1} = C_k - \mu r_k (y_k - x_{k-d}) \quad (3.19)$$

Quand l'égaliseur est en mode de décision, le symbole décidé  $\hat{x}_{k-d} = \text{sign}(y_k)$  est utilisé à la place de  $x_{k-d}$ . L'équation (3.19) devient :

$$C_{k+1} = C_k - \mu r_k (y_k - \hat{x}_{k-d}) \quad (3.20)$$

Cet algorithme converge vers une solution unique qui coïncide avec la solution optimale au sens de la minimisation de l'erreur quadratique moyenne MSE. Cependant il engendre un bruit d'adaptation dit bruit de gradient qui est d'autant plus faible que la valeur du pas est petite. En contre partie, le choix d'un pas d'adaptation petit a pour effet de ralentir la vitesse de convergence; et de ce fait le choix de la valeur du pas doit être un compromis entre vitesse de convergence et performance de l'égaliseur.

### 3.3.3 Egaliseur à retour de décision DFE

L'égaliseur à retour de décision DFE (Decision Feedback Equalizer) est un égaliseur très utilisé pour les canaux présentant de sévères distorsions. Il est plus performant que l'égaliseur transversale de complexité équivalente [1,7,8,34].

L'égaliseur DFE est constitué de deux filtres, un filtre direct FFF (Feed Forward Filter) qui est identique à l'égaliseur transversal décrit précédemment et un filtre de retour FBF (Feed Back Filter) [7,8,34]. L'entrée du filtre direct est la séquence des symboles reçus  $r(k)$ . La séquence de symboles de décision faite sur le signal égalisé est présentée à l'entrée du filtre de retour.

Les schémas illustrant le principe de l'égaliseur à retour de décision DFE et son architecture sont donnés par les figures 3.3 et 3.4 respectivement.

Conventionnellement, la structure de l'égaliseur DFE est considérée non linéaire à cause de la non linéarité du circuit de décision. Cependant, sa structure est une combinaison linéaire entre le signal se présentant à son entrée et la sortie de la boucle de réaction ; et de là il a été classifié comme une structure d'égaliseur linéaire [22].

Le DFE repose sur l'idée que si la valeur du symbole déjà détecté est considérée comme correcte, alors l'ISI due à la contribution de ce symbole peut être éliminée. La valeur de ce symbole est soustraite avec une pondération appropriée de la sortie de l'égaliseur [7].

Lorsqu'une décision est incorrecte, une erreur est produite; celle-ci se propage aux autres symboles jusqu'à ce que le futur échantillon compense cette erreur. Ce phénomène de propagation de l'erreur n'est pas catastrophique pour le DFE [7].

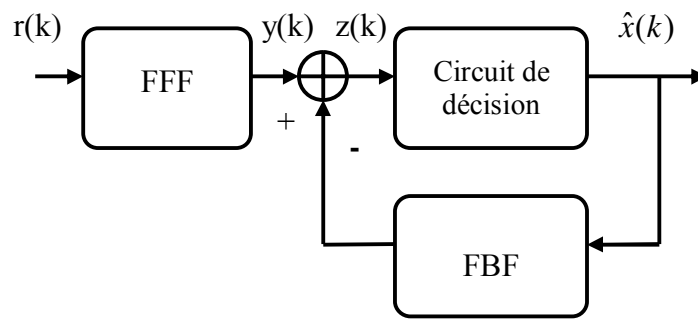


Figure 3.3 Principe de l'égaliseur à retour de décision DFE

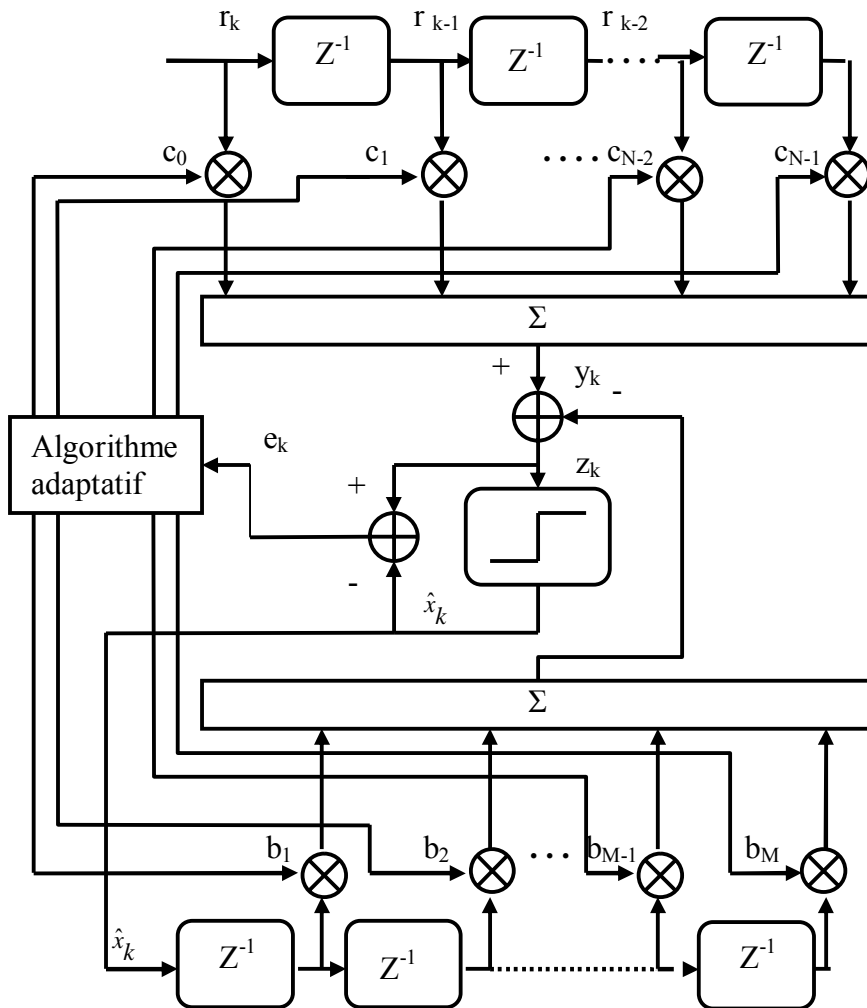


Figure 3.4 Structure de l'égaliseur à retour de décision DFE

Le signal égalisé est la somme des sorties de la partie directe et de celle de retour. Le filtre de retour est utilisé pour éliminer les effets de l'ISI engendrés par les symboles préalablement détectés [7]. La sortie de l'égaliseur DFE constituant la somme des sorties de la partie directe et de celle de retour est donnée par :

$$z_k = \sum_{i=0}^{N-1} C_i r_{k-i} - \sum_{i=1}^M b_i \hat{x}_{k-i} \quad (3.21)$$

Avec  $C = [c_0 c_1 \dots c_{N-1}]^T$  et  $b = [b_1 \dots b_M]^T$  les vecteurs des coefficients du filtre direct et celui de retour respectivement. Le vecteur des symboles reçus  $r(k)$  est défini au paragraphe 3.2.

Le vecteur des symboles détectés est  $\hat{x}_k = [\hat{x}_{k-1} \hat{x}_{k-2} \dots \hat{x}_{k-M}]^T$ .

L'équation (3.21) s'écrit en notation vectorielle comme suit :

$$z_k = C^T y_k - b^T \hat{x}_k \quad (3.22)$$

Les coefficients du filtre direct et ceux du filtre de retour peuvent être ajustés simultanément pour minimiser le critère de l'erreur quadratique moyenne MSE.

### 3.3.4 Adaptation de l'égaliseur DFE

L'algorithme des moindres carrés LMS est aussi utilisé pour adapter l'égaliseur DFE. Notons par  $\Theta = [c_0 c_1 \dots c_{N-1}, b_1 b_2 \dots b_m]^T$ , le vecteur de la combinaison des coefficients de la partie directe et de celle de retour et par  $\Phi = [r_k r_{k-1} \dots r_{k-N+1}, -\hat{x}_{k-1} - \hat{x}_{k-2} \dots - \hat{x}_{k-m}]^T$ , le vecteur de la combinaison des échantillons à l'entrée des deux filtres. L'équation (3.22) devient alors :

$$z_k = \Theta^T \Phi_k \quad (3.23)$$

La fonction du coût minimisant le critère de l'erreur quadratique moyenne est donnée par :

$$J_{MSE} = \frac{1}{2} E \{ |e_k|^2 \} = \frac{1}{2} E \{ |z_k - x_{k-d}|^2 \} \quad (3.24)$$

En tenant compte de l'équation (3.23) on obtient :

$$J_{MSE} = \frac{1}{2} E \left\{ \left| \Theta^T \Phi_k - x_{k-d} \right|^2 \right\} \quad (3.25)$$

En développant le carré de l'expression (3.25) on obtient :

$$J_{MSE} = \frac{1}{2} \Theta^T E \{ \Phi_k \Phi_k^T \} \Theta - \Theta^T E \{ \Phi_k^T x_{k-d} \} + \frac{1}{2} E \{ |x_{k-d}|^2 \} \quad (3.26)$$

Sachant que  $R_\Phi = E \{ \Phi_k \Phi_k^T \}$  et  $\rho_\Phi = E \{ \Phi_k^T x_{k-d} \}$ , en remplaçant chaque expression par sa valeur on obtient :

$$J_{MSE} = \frac{1}{2} \Theta^T R_\Phi \Theta - \Theta^T \rho_\Phi + \frac{1}{2} \sigma_d^2 \quad (3.27)$$

Le gradient de  $J_{MSE}$  par rapport aux coefficients de l'égaliseur est donné par :

$$\frac{\partial J_{MSE}}{\partial \Theta} = \left( \frac{\partial J}{\partial c_0}, \dots, \frac{\partial J}{\partial c_{N-1}}, \frac{\partial J}{\partial b_1}, \dots, \frac{\partial J}{\partial b_m} \right) = \Theta R_\Phi - \rho_\Phi \quad (3.28)$$

Les coefficients optimaux de l'égaliseur sont déterminés en annulant (3.28):

$$\Theta_{opt} = R_\Phi^{-1} \rho_\Phi \quad (3.29)$$

De la même façon que pour l'égaliseur LTE, la solution itérative évitant l'inversion matricielle peut être réalisée par l'algorithme LMS, les coefficients des deux filtres de l'égaliseur DFE sont donnés par :

$$\Theta_{k+1} = \Theta_k - \mu \frac{\partial J}{\partial \Theta} = \Theta_k - \mu \left( \Theta_k^T R_\Phi - \rho_\Phi \right) \quad (3.30)$$

Sachant que :  $R_\Phi = \hat{R}_\Phi = \Phi_k \Phi_k^T$ ,  $\rho_\Phi = \hat{\rho}_\Phi = \Phi_k x_{k-d}$  et en considérant les équations (3.23) et (3.24) on obtient :

$$\Theta_{k+1} = \Theta_k - \mu \Phi_k \left( z_k - x_{k-d} \right) \quad (3.31)$$

Ou plus explicitement, les coefficients des filtres direct et de retour sont donnés par :

$$\begin{aligned} C_{k+1} &= C_k - \mu r_k e_k \\ b_{k+1} &= b_k + \mu \hat{x}_k e_k \end{aligned} \quad (3.32)$$

Pour le DFE le signal est égalisé par le filtre direct et l'ISI causée par les décisions préalables est éliminée par le filtre de retour. Les deux filtres peuvent être considérés comme indépendants mais complémentaires.

### 3.4 EGALISATION ADAPTATIVE

Dans la plupart des systèmes de communication utilisant les égaliseurs, les caractéristiques du canal sont *à priori* inconnues et dans la plus part de cas la réponse du canal est variable en fonction du temps. Dans ce cas les égaliseurs sont conçus de façon à être ajustables pour s'adapter aux variations temporelles de la réponse du canal [1,7,8].

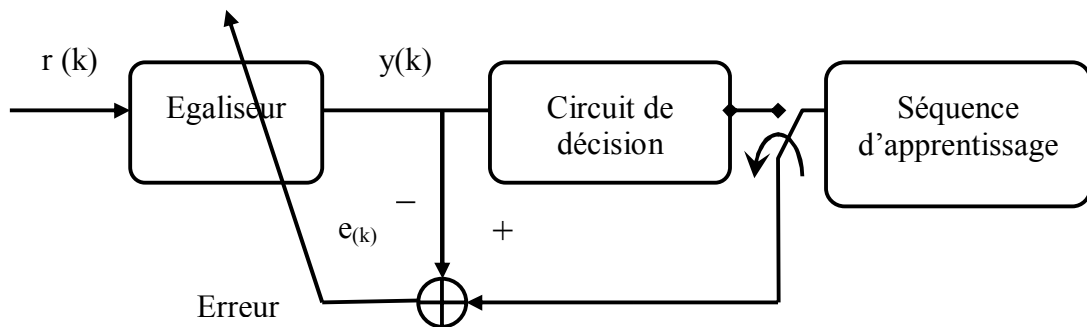


Figure 3.5 Egaliseur adaptatif

L'égaliseur adaptatif possède deux modes de fonctionnement : mode d'entraînement (apprentissage) et mode de convergence (poursuite).

#### 3.4.1 Mode d'apprentissage du canal

Les paramètres du canal de transmission sont initialement inconnus par le récepteur. Une séquence d'apprentissage qui consiste en un signal connu du récepteur, est utilisée pour identifier approximativement et sur un temps aussi court que possible les paramètres du canal de transmission. Un signal d'erreur  $e_k = y_k - x_k$  est utilisé pour ajuster les coefficients de l'égaliseur à leurs valeurs optimales [1,7,8]. Quand les coefficients atteignent leurs valeurs optimales, l'égaliseur commute en mode de décisions.

Il arrive que l'égaliseur travaille en mode de décisions sans l'aide d'une séquence d'apprentissage. L'identification du canal de transmission doit s'effectuer directement sur le flot de données, c'est l'égalisation autodidacte (aveugle) [35].

### 3.4.2 Mode de décision

Après le mode d'apprentissage, les coefficients de l'égaliseur adaptatif doivent être ajustés continûment aux moyens des décisions. La sortie de l'égaliseur est passée à travers un circuit de décision et sa sortie est comparée à celle de l'égaliseur pour générer le signal d'erreur :  $e_k = y_k - \hat{x}_k$  où  $\hat{x}_k$  est le symbole décidé. Dans le cas normal les décisions du récepteur sont correctes avec une grande probabilité pour permettre à l'égaliseur de maintenir une égalisation précise [7]. Il a été montré que si le canal présente des variations lentes et les coefficients de l'égaliseur sont à leurs valeurs optimales, la sortie de l'égaliseur est assumée à produire les symboles corrects [34].

## 3.5 SIMULATION DES EGALISEURS

Pour illustrer les notions présentées dans ce chapitre, nous donnons quelques résultats de simulation des égaliseurs étudiés : l'égaliseur transversal linéaire LTE et l'égaliseur à retour de décision DFE de même ordre et nous comparons ensuite leurs performances respectives pour deux types de canaux : un canal linéaire à phase non minimale et un canal non linéaire.

Les simulations sont réalisées au moyen du logiciel MATLAB.

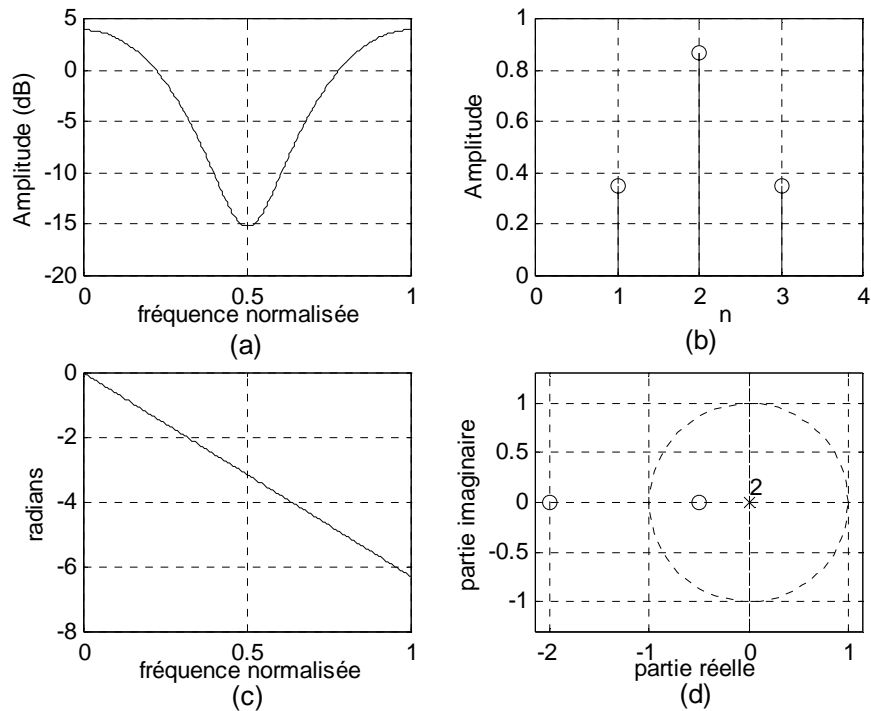
### 3.5.1 Canal linéaire à phase non minimale

Le modèle du canal discret équivalent utilisé pour tester les performances des égaliseurs est un canal à phase non minimale ; il est représenté par la fonction de transfert en Z définie par :

$$H(Z) = 0.3482 + 0.8704Z^{-1} + 0.3482Z^{-2} \quad (3.33)$$

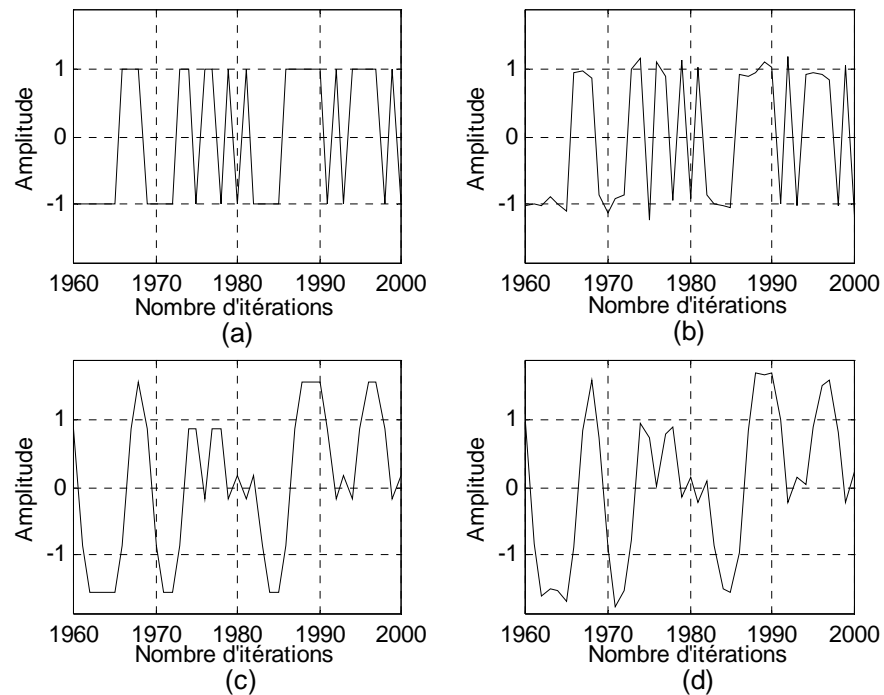
Les coefficients du canal sont réels au nombre de trois. C'est un canal représentatif de la majorité des canaux rencontrés en pratique, il est très utilisé pour la simulation des égaliseurs [9,13,14,15].

Les caractéristiques de ce canal sont illustrées par la figure 3.6. La partie (a) représente la réponse en amplitude du canal qui comporte des zones où le signal sera amplifié (amplitude > 0) et des zones où le signal sera très affaibli (amplitude < 0). Les coefficients de la réponse impulsionnelle du canal qui sont au nombre de trois sont représentés en (b). La partie (c) représente la réponse en phase qui est linéaire. La partie (d) donne la représentation dans le plan Z et montre que le canal possède deux zéros : l'un est à l'intérieur du cercle unité et l'autre est à l'extérieur de ce cercle.



**Figure 3.6** Les caractéristiques du canal: (a) réponse en amplitude (b) réponse impulsionnelle (c) réponse en phase (d) les zéros du canal

La figure 3.7 montre les effets de distorsion engendrés par le bruit et le canal de transmission. La partie (a) représente le signal à l'entrée du canal qui est constitué d'une séquence aléatoire de symboles bipolaires  $\{-1,1\}$ . La partie (b) montre l'effet du bruit blanc additif sur le signal transmis pour une valeur du rapport signal sur bruit SNR de 20 dB. L'effet du canal est très sévère, certaines zones du signal sont amplifiées et l'amplitude de la distorsion dépasse celle du signal, d'autres sont fortement atténuées, ces distorsions peuvent engendrer des erreurs de décision, cet effet est illustré en (c). La partie (d) montre les effets combinés du canal et du bruit. Étant donné que la séquence transmise est tellement distordue, la détection sans le processus d'égalisation n'est même pas envisageable. L'utilisation d'un égaliseur devient donc indispensable.

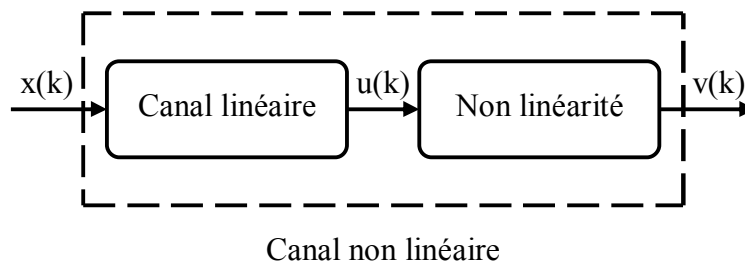


**Figure 3.7** Les effets de distorsion du canal : (a) Signal émis (b) effet du bruit (c) effet du canal (d) effet du canal plus le bruit

### 3.5.2 Canal non linéaire

Nous considérons un canal non linéaire composé d'un canal linéaire à phase non minimale qui est décrit au paragraphe précédent, suivi d'une non linéarité statique de Volterra, ce modèle est représenté par la figure 3.8.

Un tel modèle du canal non linéaire peut être rencontré dans les communications par satellite [10,14,17,19].



**Figure 3.8** Canal non linéaire

La non linéarité est engendrée par l'amplificateur de puissance du satellite qui travaille souvent dans la zone de saturation pour avoir un rendement maximal.

La séquence de symboles est transmise à travers le canal à phase non minimale décrit par l'équation (3.33). La sortie de ce canal est ensuite passée dans une fonction non linéaire dont la non linéarité est décrite par :

$$\begin{aligned} v_k &= a_1 u_k + a_2 u_k^2 + a_3 u_k^3 \\ r_k &= v_k + n_k \end{aligned} \quad (3.34)$$

Où  $u(k)$  est la sortie du canal linéaire,  $v(k)$  la sortie du canal non linéaire, et  $n(k)$  le bruit additif et  $r(k)$  la sortie bruitée du canal non linéaire,  $a_1$ ,  $a_2$  et  $a_3$  sont les paramètres du canal non linéaire qui décrivent le degré de la non linéarité.

### 3.5.3 Les performances des égaliseurs

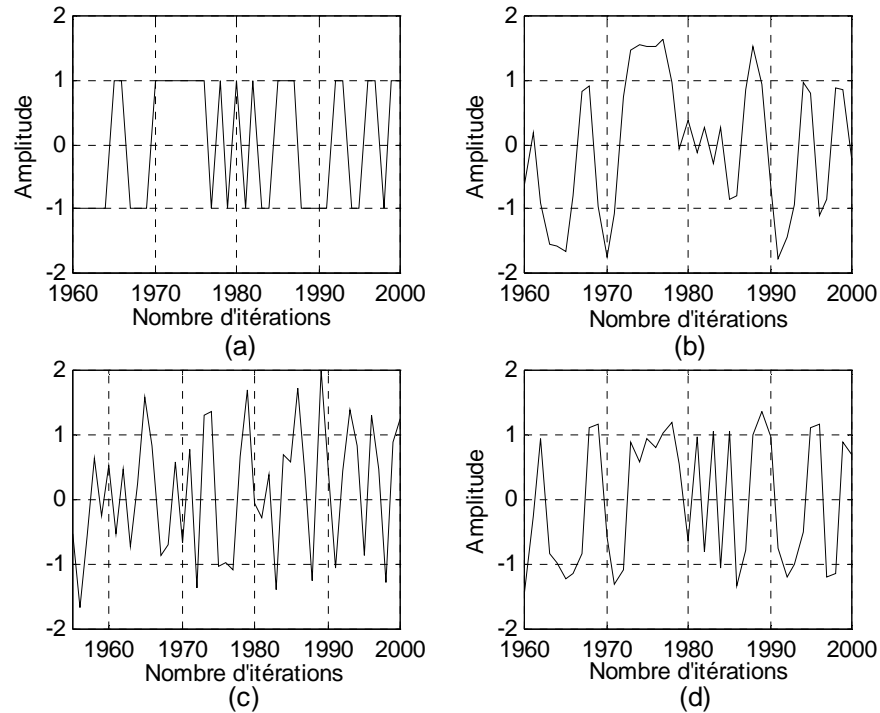
#### ➤ Les performances en terme du signal égalisé

Durant cette phase de simulation, les performances des deux égaliseurs sont obtenues à travers les signaux égalisés en comparaison avec le signal transmis pour le canal linéaire et le canal non linéaire.

Le message numérique appliqué au canal est constitué par les symboles aléatoires  $\{-1,1\}$  uniformément distribués. La valeur du rapport signal sur bruit SNR est de 20 dB.

La figure 3.9 montre la performance des égaliseurs à reproduire la séquence transmise à travers le canal linéaire. La partie (a) visualise le signal émis à travers le canal, le signal reçu qui est sévèrement distordu par le canal plus le bruit est visualisé en (b). Le signal en sortie de l'égaliseur LTE présente toujours des distorsions comme s'est illustré par (c). Le signal égalisé par le DFE est représenté en (d), nous remarquons une amélioration considérable par rapport au signal égalisé par le LTE.

Il est clair que l'égaliseur LTE est incapable de combattre l'effet de l'ISI et du bruit, pour reproduire la séquence émise. L'égaliseur DFE opère mieux que l'égaliseur LTE ; cependant il n'arrive pas à reconstituer avec grande perfection la séquence émise.

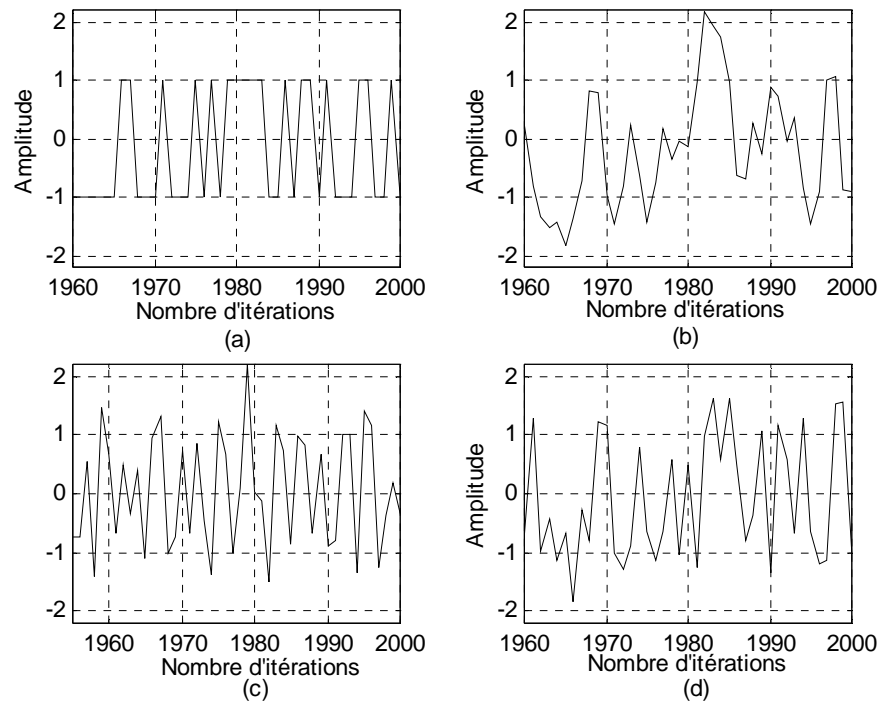


**Figure 3.9 Les signaux égalisés, canal linéaire: Signal émis (a), signal reçu (b), sortie de l'égaliseur LTE (c), sortie de l'égaliseur DFE (d)**

La figure 3.10 montre les performances des égaliseurs à reproduire la séquence transmise à travers le canal non linéaire avec  $a_1 = 1$  et  $a_2 = a_3 = 0,1$ . La partie (a) visualise le signal émis à travers le canal, (b) montre que l'amplitude de distorsion du signal reçu a augmenté considérablement sous l'effet de la non linéarité du canal.

Les performances des deux égaliseurs se dégradent, le signal en sortie du LTE se déforme encore plus à cause de la non linéarité du canal comme s'est représenté en (c). L'égaliseur DFE opère mieux que l'égaliseur LTE cependant, il n'arrive pas à combattre les effets conjugués de l'ISI, du bruit et de la non linéarité engendrée par le canal comme le montre la partie (d).

Nous pouvons constater que les performances des deux égaliseurs en terme du signal égalisé, pour le canal non linéaire sont sous optimales.

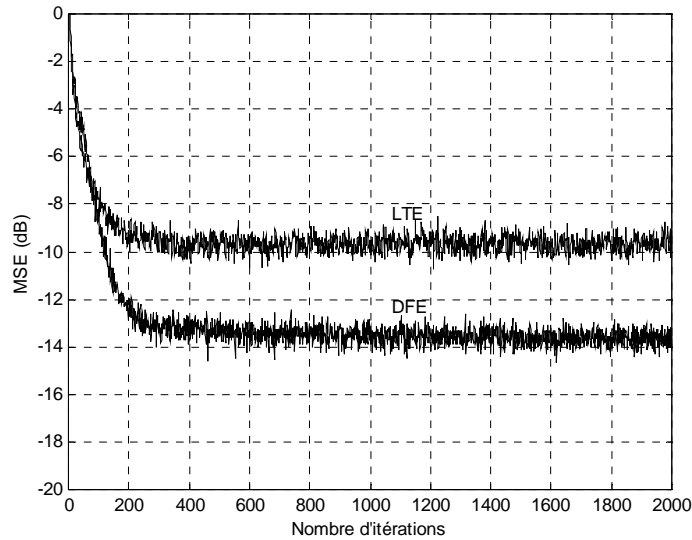


**Figure 3.10** Les signaux égalisés, canal non linéaire : Signal émis (a), signal reçu (b), sortie de l'égaliseur LTE (c), sortie de l'égaliseur DFE (d)

### ➤ Les performances en terme de courbes de convergence

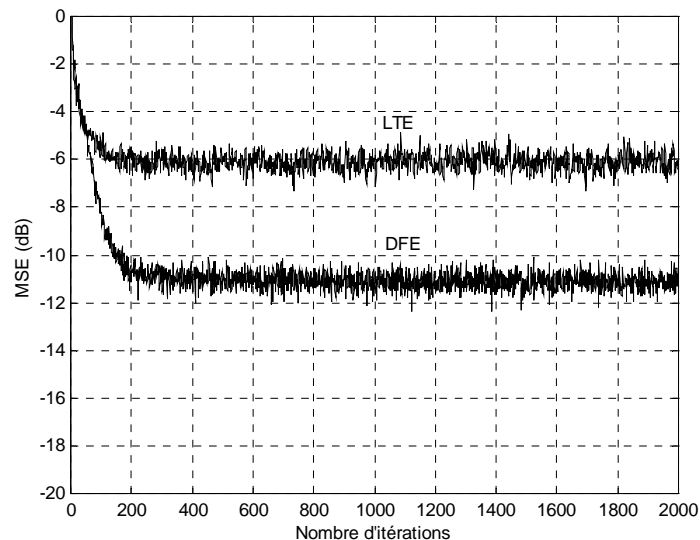
Dans cette phase, les performances des égaliseurs sont obtenues en terme des courbes de convergence pour le canal linéaire et non linéaire. Celles-ci sont obtenues en moyennant 300 simulations indépendantes, chacune consistant en 2000 itérations et caractérisée par une séquence aléatoire différente. Ces courbes décrivent l'évolution de l'erreur quadratique moyenne MSE pour un SNR de 20dB.

La figure 3.11 représente les courbes de convergence des deux égaliseurs. L'égaliseur LTE converge vers un état stable de -10 dB après 200 itérations, alors que le DFE atteint ce même niveau après 110 itérations seulement. L'état stable du DFE est de -14 dB obtenu après 280 itérations. L'égaliseur DFE apporte un gain en temps de convergence par rapport à l'égaliseur LTE. Cependant les performances des deux égaliseurs restent sous optimales; les niveaux MSE atteints sont tous les deux supérieurs au niveau du bruit.



**Figure 3.11** Courbes de convergence MSE des égaliseurs LTE et DFE  
Canal linéaire

La figure 3.12 représente les courbes de convergence des égaliseurs pour le canal non linéaire avec  $a_1=1$  et  $a_2 = a_3 = 0,1$ . Ces courbes montrent que les performances se dégradent plus, du fait que les niveaux MSE atteints augmentent encore sous l'effet de la non linéarité. L'égaliseur LTE atteint un niveau de -6 dB après 100 itérations alors que le DFE atteint ce même niveau après 60 itérations seulement. L'état stable du DFE est de -11 dB obtenu après 200 itérations.



**Figure 3.12** Les courbes de convergence MSE des égaliseurs LTE et DFE  
Canal non linéaire

Les deux égaliseurs n'arrivent pas à éliminer les distorsions engendrées par le bruit et la non linéarité du canal, en plus les niveaux de MSE obtenus dépassent largement le niveau du bruit. Montrant ainsi l'incapacité des égaliseurs fondés sur un traitement linéaire à égaliser le canal non linéaire. Ces canaux nécessitent des méthodes qui élaborent un traitement non linéaire.

### 3.6 CONCLUSION

Dans ce chapitre nous avons discuté le contexte d'égalisation des canaux de communication numériques et nous avons également mis en évidence certaines structures d'égaliseurs les plus communes ; l'égaliseur LTF et l'égaliseur DFE. Les méthodes classiques ont été présentées dans le but de mettre en évidence leurs performances médiocres pour un canal à phase non minimale ; les niveaux MSE atteints sont sous optimales. Pour le canal non linéaire les performances se dégradent encore plus. Les égaliseurs conventionnels présentent une incapacité à égaliser les canaux linéaires à phase non minimale. Cette incapacité s'accroît beaucoup plus pour le canal non linéaire ; d'où la nécessité des architectures présentant un traitement non linéaire spécialement dans le cas où le canal non linéaire forme le problème d'essai. Ces architectures feront l'objet du chapitre suivant.

## ***EGALISATION A BASE DES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS***

### **Résumé**

*Ce chapitre étudie les réseaux de neurones artificiels pour des buts d'égalisation des canaux de communication, avec une focalisation principale sur le perceptron multicouche MLP. Deux architectures d'égaliseurs non linéaire à base du MLP sont mises en œuvre pour l'égalisation du canal à phase non minimale et le canal non linéaire, l'égaliseur MLP et l'égaliseur DFE-MLP. Les performances des égaliseurs présentés sont aussi comparées et évaluées dans le but de déterminer la structure optimale pour égaliser le canal non linéaire.*

---

### **Sommaire**

4.1 INTRODUCTION

4.2 APERÇU SUR LES RESEAUX DE NEURONES

4.3 EGALISEUR À BASE DES RESEAUX DE NEURONES

4.4 PERFORMANCES DES EGALISEURS A BASE DU MLP

4.5 COMPARAISON FACE AUX EGALISEURS CONVENTIONNELS

4.6 CONCLUSION

## 4.1 INTRODUCTION

L'égalisation non linéaire à base des réseaux de neurones offre une solution plus avancée au problème d'égalisation avec des améliorations dans les performances et dans les types des canaux qui peuvent être égalisés par rapport aux techniques conventionnelles qui aboutissent à des performances sous optimales. Les architectures des égaliseurs LTE et DFE peuvent profiter de la mise en œuvre de ces structures en montrant une amélioration des performances.

Trois types particuliers des réseaux de neurones sont investis dans l'égalisation des canaux de communication : le perceptron multicouches MLP (Multi Layer Perceptron), la fonction de base radiale RBF (Radial Basis Fonction) et le réseau récurrent RNN (Recurrent Neural Network). Nous focaliserons notre étude principalement sur le perceptron multi couches MLP. Nous commençons d'abord par donner un aperçu général sur les réseaux de neurones.

## 4.2 APERÇU SUR LES RESEAUX DE NEURONES

### 4.2.1 Le neurone biologique

Les neurones sont les cellules nerveuses constituant le système nerveux. Chez l'être humain, on en compte environ cent milliards  $10^{11}$ , ce qui correspond à environ  $10^{15}$  connexions [36].

La figure 4.1 montre les éléments essentiels constituant le neurone biologique.

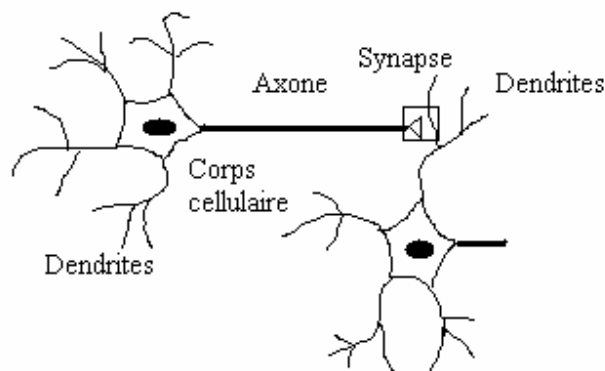


Figure 4. 1 Les éléments constituant le neurone biologique

Un neurone biologique est composé de trois parties essentielles :

- Le corps cellulaire effectue les transformations biochimiques nécessaires à la vie du neurone.
- Les dendrites forment une arborescence autour du corps cellulaire et permettent au neurone de capter les signaux qui parviennent de l'extérieur.
- L'axone est une fibre nerveuse qui transporte les signaux émis par le neurone, il se ramifie en extrémité là où il communique avec les autres neurones à travers des synapses.

L'influx nerveux se propage toujours de la dendrite vers le corps cellulaire et de celui-ci vers l'axone. Chaque neurone reçoit des signaux excitateurs ou inhibiteurs par ses dendrites. Ces signaux pondérés sont combinés dans le corps cellulaire. Le potentiel résultant est comparé au seuil interne, s'il est supérieur à celui-ci, le neurone provoque l'émission dans l'axone d'un train d'impulsions vers les synapses, dans le cas contraire il reste inactif.

#### 4.2.2 Le neurone artificiel

Un neurone artificiel est une modélisation simplifiée du neurone biologique, c'est un processeur élémentaire qui reçoit un nombre d'entrées en provenance des autres neurones ou de l'extérieur. A chacune de ces entrées est associée un poids représentant la force de la connexion.

La figure 4. 2 montre le modèle du neurone artificiel.

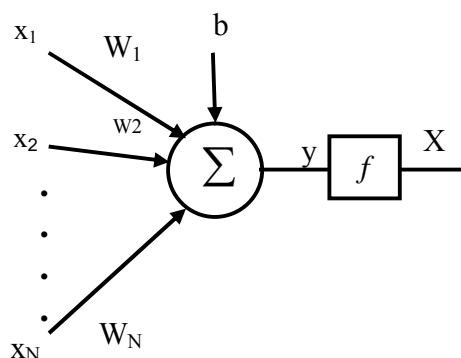


Figure 4.2 Modèle du neurone artificiel

La sortie du neurone est une somme pondérée de ses entrées plus un biais, multipliée par une fonction d'activation qui peut être linéaire ou non linéaire (identité, sigmoïde, tangente hyperbolique, etc.) [18,24,37]. Une fonction d'activation linéaire aboutira à une structure linéaire, qui défait le but d'une mise en œuvre des réseaux de neurones.

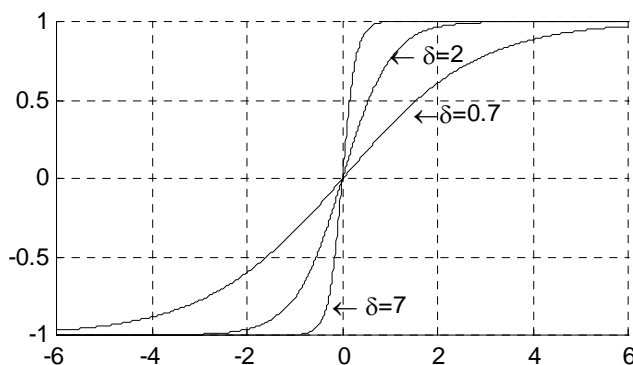
$$y = \sum_{j=1}^N W_j x_j + b \quad (4.1)$$

$$X = f(y)$$

$x_j$  est la valeur de la  $j^{\text{ème}}$  entrée du neurone,  $W_j$  est le poids synaptique correspondant au neurone  $j$ ,  $b$  désigne le biais et  $f(.)$  la fonction d'activation. La fonction la plus utilisée est de type sigmoïde [18,24]. Elle est définie par :

$$f(y) = \frac{1 - e^{-\delta \cdot y}}{1 + e^{-\delta \cdot y}} \quad (4.2)$$

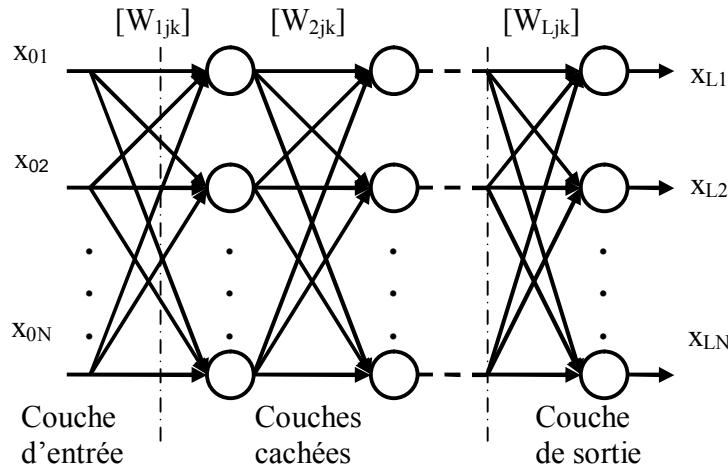
Où  $\delta$  dénote le paramètre de la sigmoïde qui définit le degré de la non linéarité,  $f(y) \in [-1, 1] \forall y \in \mathbb{R}$ . La représentation de la fonction sigmoïde pour différentes valeurs de  $\delta$  est donnée par la figure 4.3.



**Figure 4.3** La fonction d'activation sigmoïde

### 4.2.3 Le perceptron multicouche

L'architecture du réseau multicouche MLP est basée sur l'idée de grouper des neurones dans une couche, ensuite plusieurs couches sont placées bout à bout et les neurones de deux couches adjacentes sont connectés. Les neurones de la première couche sont reliés au monde extérieur et reçoivent le vecteur d'entrée. Les couches intermédiaires qui n'ont aucun contact physique avec les entrées ou les sorties sont dites couches cachées. Les sorties des neurones dans une couche forment les entrées de la couche suivante et la couche extérieure est appelée couche de sortie. Le traitement de l'information se fait de la couche d'entrée vers la couche de sortie. L'architecture du réseau multicouche MLP est représentée par la figure 4.4.



**Figure 4.4** Architecture du perceptron multicouche MLP

Le réseau MLP contient  $N_0$  entrées,  $L-1$  couches cachées de  $N_i$  neurones chacune ( $1 < i < L-1$ ) et une couche de sortie contenant  $N_L$  neurones. L'indice de la couche est  $i$ ,  $x_{ik}$  est la sortie du neurone  $k$  de la couche  $i$ ,  $W_{ijk}$  est le poids reliant la sortie  $x_{i-1j}$  au neurone  $k$  de la couche  $i$ ,  $N_i$  est le nombre de neurones dans la couche  $i$ . Avec ces notations, la sortie  $x_{ik}$  du neurone  $(i, k)$  sera donnée par:

$$y_{ik} = \sum_{j=1}^{N(i-1)} W_{ijk} x_{i-1j} + b_{ik} \quad (4.3)$$

$$X_{ik} = f(y_{ik})$$

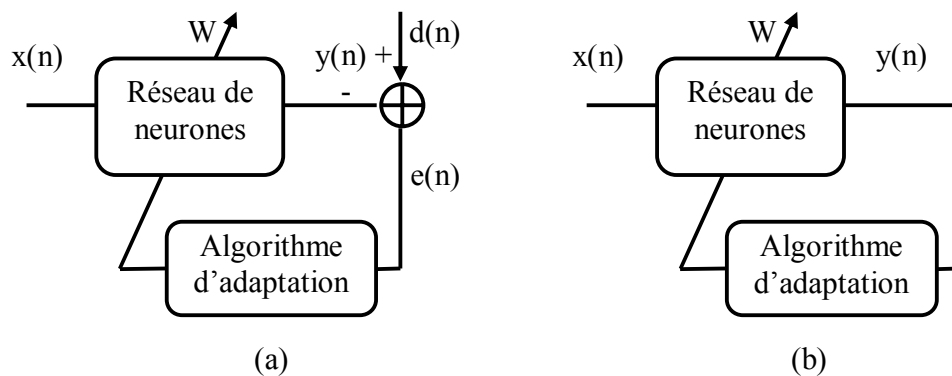
Le filtrage non linéaire du MLP dépend énormément du nombre de couches cachées, le réseau peut avoir plusieurs de ces couches [9,24]. Cependant, trop de couches cachées compliquera l'apprentissage et augmentera le coût de calcul de la structure et peu de couches cachées sera inadéquat pour créer la non linéarité suffisante.

Il a été démontré qu'un réseau MLP (Multi Layer perceptron) avec seulement deux couches cachées dont la fonction d'activation est de type sigmoïde et une sortie avec une fonction d'activation linéaire peut approximer n'importe quelle fonction continue pourvu qu'un nombre suffisant de neurones soit fourni [16,38]. Cette propriété est dite propriété d'approximation universelle.

#### 4.2.4 Apprentissage des réseaux de neurones

L'apprentissage est la propriété la plus intéressante des réseaux neuronaux. Durant cette phase, le comportement du réseau est modifié à travers les poids en fonction d'un jeu de données présentées en entrée, jusqu'à l'obtention du comportement désiré.

L'apprentissage peut être supervisé ou non supervisé selon la présence ou l'absence de la réponse désirée  $d(n)$  comme illustré sur la figure 4.5.



**Figure 4.5** Mode d'apprentissage des réseaux de neurones

(a) supervisé, (b) non supervisé

➤ **Apprentissage supervisé**

L'apprentissage est dit supervisé lorsque le réseau est forcé à converger vers un état final précis, ce qui nécessite la connaissance *à priori* de la réponse désirée  $d(n)$ . La méthode la plus utilisée est la rétropropagation du gradient [9,39]. Elle consiste à présenter des exemples au réseau, calculer sa sortie, ajuster les poids de façon à réduire l'écart entre cette sortie et la réponse désirée pour satisfaire un certain critère de performance.

➤ **Apprentissage non supervisé**

Dans l'apprentissage non supervisé, seules les valeurs d'entrée sont disponibles et le réseau est laissé libre de converger vers n'importe quel état final. La connaissance *à priori* de la sortie désirée n'est pas nécessaire, la procédure d'apprentissage est basée uniquement sur les valeurs d'entrées. Le réseau s'auto-organise de façon à optimiser une certaine fonction de coût.

#### 4.2.5 L'algorithme de rétropropagation

La rétropropagation du gradient BP (Back Propagation) est une généralisation de l'algorithme LMS conçu spécialement pour le MLP [9,16,39]. C'est un algorithme supervisé dont l'objectif est d'ajuster les poids du réseau MLP de façon à minimiser une fonction de coût différentiable, telle que l'erreur quadratique entre la sortie du réseau et la sortie désirée :

$$E(n) = \| d(n) - x_L(n) \|^2 \quad (4.4)$$

Où  $x_L(n)$  est la sortie du réseau au temps  $n$  et  $d(n)$  la sortie désirée.

L'algorithme de BP assure la descente du gradient sur le critère d'erreur pour atteindre le minimum.

Le gradient de  $E(n)$  est calculé pour tous les poids de la manière suivante :

$$\frac{\partial E(n)}{\partial W_{ijk}(n)} = \frac{\partial E(n)}{\partial y_{ik}} \cdot \frac{\partial y_{ik}}{\partial W_{ijk}} = \frac{\partial E(n)}{\partial y_{ik}} \cdot x_{i-1j} \quad (4.5)$$

Dans le cas de la couche de sortie ( $i=L$ ) on évalue le terme d'erreur de sortie  $\delta_{Lk}$  comme suit :

$$\delta_{Lk} = \frac{\partial E(n)}{\partial y_{Lk}} = 2f'(y_{Lk})(d_k - x_{Lk}) \quad (4.6)$$

Où  $f'(\ )$  est la dérivée de la fonction d'activation :  $f'(x) = \frac{df(x)}{dx}$ .

Pour les couches cachées, le terme d'erreur  $\delta_{ik}$  du neurone (i,k) est donné par :

$$\delta_{ik} = f'(y_{ik}) \sum_{j=1}^{N(i+1)} \delta_{i+1j} W_{i+1kj} \quad (4.7)$$

La modification des poids et des biais est obtenue selon les équations suivantes :

$$\begin{aligned} w_{ijk}(n+1) &= w_{ijk}(n) + \mu \delta_{ik} x_{i-1j} + \alpha (W_{ijk}(n) - W_{ijk}(n-1)) \\ b_{ik}(n+1) &= b_{ik}(n) + \mu \delta_{ik} \end{aligned} \quad (4.8)$$

$\mu$  est le pas d'apprentissage et  $\alpha$  le terme d'inertie (momentum).

Le choix du pas d'apprentissage influe beaucoup sur la rapidité de convergence, un pas trop petit ralenti l'apprentissage, un pas trop important provoque un risque d'instabilité. Il est même possible que l'algorithme rencontre un minimum local. Le terme d'inertie (momentum  $0 < \alpha < 1.0$ ) permet de sortir du minimum local et de limiter les oscillations lors de l'apprentissage ; en prenant en compte les évolutions des étapes précédentes et donc de converger plus rapidement [9,39].

La phase d'apprentissage est souvent arrêtée lorsque l'erreur calculée sur l'ensemble de la base d'apprentissage est inférieure à un seuil déterminé par l'utilisateur. Il est possible d'arrêter l'apprentissage en fixant une limite au nombre d'itérations.

#### 4.2.6 Le réseau à fonction de base radiale

Le réseau à fonction de base radiale RBF ( Radial Basis Function) est basé sur une architecture qui s'organise en deux couches seulement ; une couche cachée et une couche de sortie [16,22] comme le montre la figure 4.6.

La couche cachée, constituée des noyaux (ou neurones) RBF effectue une transformation non linéaire de l'espace d'entrée. La couche de sortie calcule une combinaison linéaire des sorties de la couche cachée. Chaque noyau élémentaire calcule la distance entre l'entrée et son centre qu'il passe ensuite dans une non linéarité concrétisée par une fonction d'activation  $\phi(\cdot)$  qui est généralement de type gaussienne [16,22]. La valeur que prend la sortie du noyau gaussien est d'autant plus importante que l'entrée est plus proche de son centre et tend vers zéro, lorsque la distance entrée centre devient importante. La sortie du réseau RBF est donnée par :

$$y_i = \sum_{k=1}^{N_1} w_{kj} \phi_k(\|x - c_k\|) \quad (4.9)$$

$$\phi(\xi) = \exp\left(-\frac{\xi^2}{2\eta^2}\right) \quad (4.10)$$

$\|\cdot\|$  dénote la norme euclidienne,  $x$  le vecteur d'entrée,  $c_k$  est le centre associé au noyau  $k$ .

$N_1$  le nombre de noyaux de la couche cachée et  $w_{kj}$  les poids associés à la couche de sortie. Le paramètre ' $\eta$ ' permet de contrôler la vitesse de décroissance de la fonction  $\phi$ .

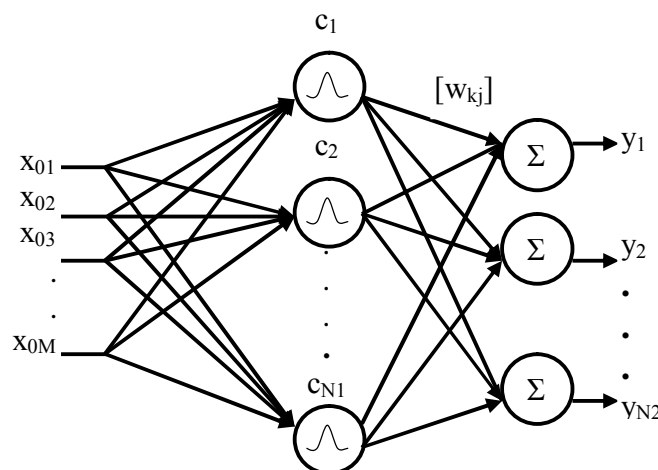


Figure 4.6 Architecture du réseau RBF

L'utilisation habituelle des RBF conserve une fonction d'activation linéaire en sortie mais l'utilisation d'une fonction non linéaire reste possible [22,24].

A l'instar du réseau MLP, le réseau RBF possède aussi la propriété d'approximation c'est à dire que le réseau est capable d'approximer n'importe quelle fonction continue avec une précision donnée pourvu qu'on fournisse un nombre de neurones suffisant [16,22,38].

L'apprentissage des réseaux RBF est composé d'une règle non supervisée pour l'adaptation des centres et une règle d'apprentissage supervisé pour l'adaptation des poids [Annexe B].

Le choix de la position des centres et le nombre de neurones reste généralement arbitraire.

#### **4.2.7 Comparaison entre le réseau MLP et le réseau RBF**

Les réseaux de neurones de type MLP et RBF sont capables d'approximer n'importe quelle fonction non linéaire ; la différence porte sur l'architecture qui est figée en deux couches pour les RBF et peut comporter plusieurs couches pour le MLP.

Le réseau RBF souffre d'une difficulté dans le calcul de la distribution optimale des centres. Si les centres ne sont pas identifiés avec une grande précision, il se produira des dégradations dans les performances du système [18,24]. En outre, la complexité de calcul augmente exponentiellement avec le nombre d'entrée, augmentant ainsi la difficulté du problème [18,24]. Cependant l'addition d'une couche cachée supplémentaire peut améliorer la généralisation du MLP; il peut aussi réduire le nombre de neurones requis et, donc, être une solution plus désirable [13,14,18,24].

### **4.3 EGALISEURS À BASE DES RESEAUX DE NEURONES**

Les égaliseurs à base des réseaux de neurones ont été privilégiés dans le domaine de l'égalisation grâce à leur traitement non linéaire, leur capacité d'apprentissage et de généralisation et leur implémentation efficace [5,10,16].

Le point clé pour une utilisation efficace de ces réseaux est de trouver une architecture adaptée au problème donnant des résultats efficaces.

Trois architectures particulières de réseaux de neurones sont proposées dans la littérature pour l'égalisation des canaux de communication ; le perceptron multicouches MLP [10,11,13,14,18], les fonctions de base radiale RBF [21,22,23] et les réseaux récurrents RNN [5,15,20].

De part toutes ces structures, la plus communément et largement utilisée est la structure MLP. La popularité des égaliseurs MLP est due à leur simplicité de calcul et leur stabilité par rapport aux autres structures [9,13,14].

#### 4.3.1 Egaliseur à base du perceptron multicouche

L'égaliseur à base du perceptron multicouche est réalisé en reliant les échantillons du signal reçu à la couche d'entrée du MLP. L'architecture de réseau MLP est constituée d'une couche d'entrée, de deux couches cachées et une seule sortie, comme le représente la figure 4.7. La couche de sortie du réseau MLP constitue la sortie de l'égaliseur.

Le signal d'erreur calculé entre la sortie de l'égaliseur et la sortie désirée est utilisé pour ajuster les poids du réseau MLP vers leurs valeurs optimales en utilisant l'algorithme de la rétro propagation du gradient BP.

#### 4.3.2 Egaliseur DFE à base du perceptron multicouche

Pour bénéficier des capacités de l'égaliseur à retour de décision DFE et du traitement non linéaire offert par les réseaux de neurone, nous présentons l'architecture d'un égaliseur DFE à base du perceptron multicouche noté DFE-MLP. Cette architecture peut être vue comme celle d'un réseau récurrent avec un retour (feedback) externe [17]. L'architecture de l'égaliseur DFE-MLP est représentée par la figure 4.8.

Les entrées de l'égaliseur DFE-MLP sont les échantillons de la séquence des symboles reçus ainsi que les échantillons en sortie du circuit de décision qui représentent les estimées de la séquence transmise. Le signal égalisé constituant la sortie du DFE-MLP se présente à la sortie du circuit de décision pour décider de la valeur du symbole transmis.

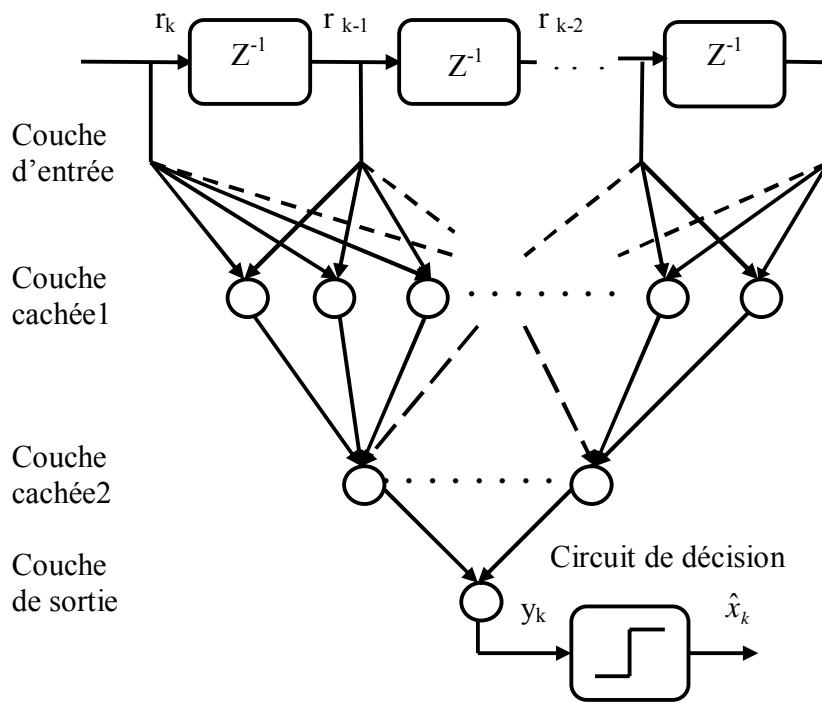


Figure 4.7 Egaliseur à base du perceptron multicouche

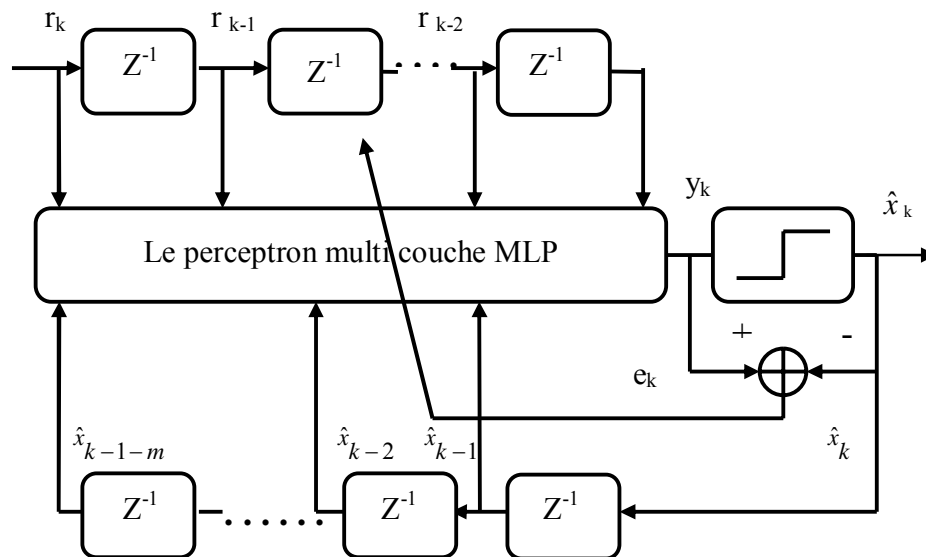


Figure 4.8 Egaliseur DFE à base du perceptron multicouche

## 4.4 PERFORMANCES DES EGALISEURS

Dans cette section nous présentons les résultats de simulation, obtenus en utilisant le logiciel MATLAB, pour l'égaliseur à base du perceptron multicouche MLP et l'égaliseur à retour de décision à base du perceptron multicouche noté DFE-MLP de même ordre et nous comparons leurs performances respectives. Les mesures de performances sont obtenues à travers le signal égalisé ainsi que les courbes de convergences des égaliseurs.

Le message numérique appliqué au canal est constitué par les symboles aléatoires  $\{-1,1\}$  uniformément distribués. Les modèles du canal linéaire à phase non minimale et du canal non linéaire utilisés pour tester les performances des égaliseurs à base du perceptron multi couche sont identiques aux modèles présentés au chapitre trois.

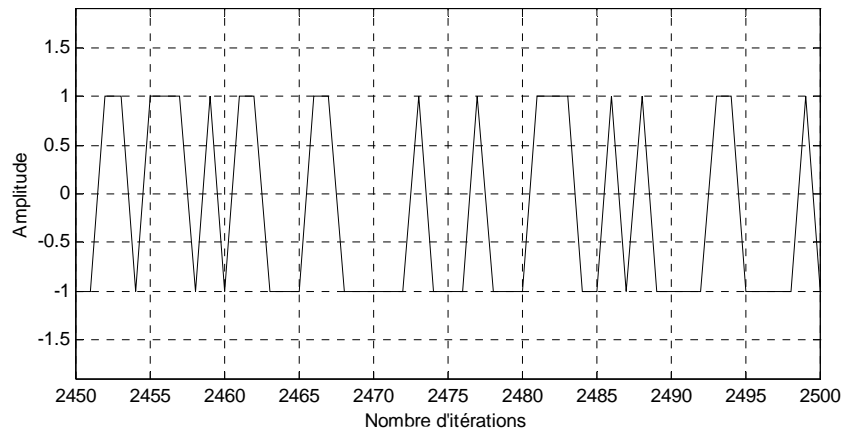
### 4.4.1 Performance de l'égaliseur MLP

L'égaliseur MLP utilisé dans les simulations possède 5 entrées recevant les échantillons du signal à égaliser, neuf neurones dans la première couche cachée, trois neurones dans la deuxième couche cachée et un neurone dans la couche de sortie. Ce choix est basé sur des essais empiriques. Les paramètres d'apprentissage du réseau soient ; le pas d'apprentissage  $\mu$  et le momentum  $\alpha$  sont choisis comme dans [9,13].

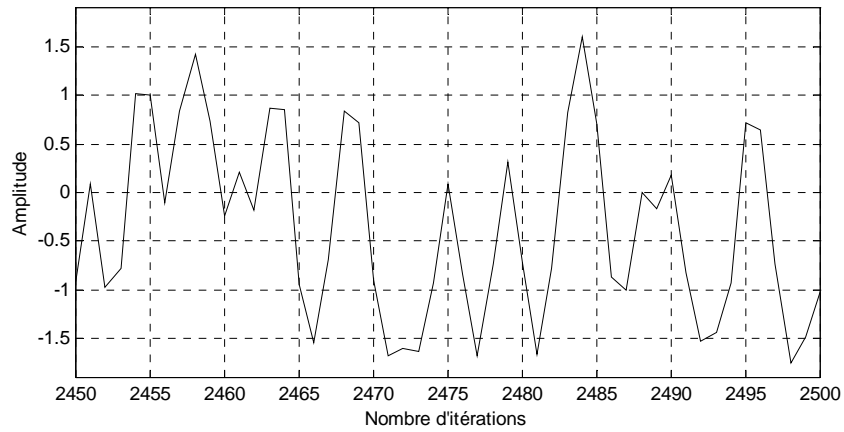
#### ➤ Le signal en sortie de l'égaliseur MLP pour le canal linéaire

Durant cette phase de simulation, la performance de l'égaliseur MLP est obtenue en terme du signal égalisé en comparaison avec le signal transmis pour le canal linéaire à phase non minimale. Le rapport signal sur bruit SNR est de 20 dB.

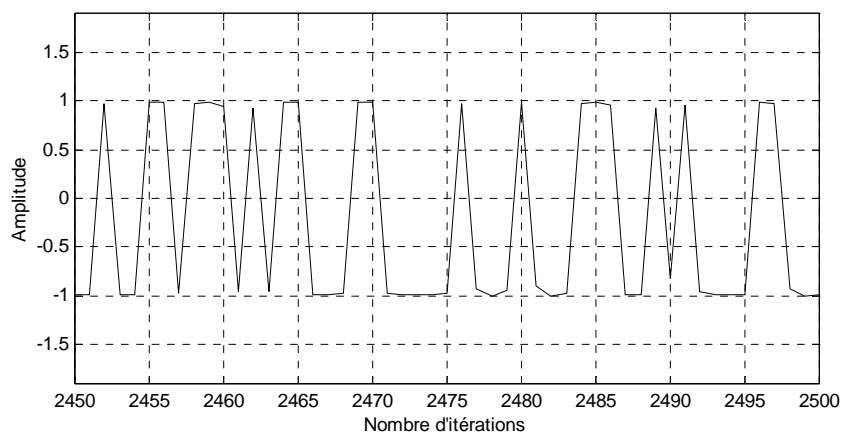
La figure 4.9 montre la performance de l'égaliseur à base du perceptron multicouche MLP à égaliser le signal reçu : La partie (a) visualise le signal émis à travers le canal, (b) visualise le signal reçu qui est sévèrement distordu. Nous remarquons des parties du signal fortement atténuées qui peuvent causer des erreurs de décision. La partie (c) présente le signal en sortie de l'égaliseur MLP. Il est clair que l'égaliseur MLP arrive à reconstituer avec perfection la séquence transmise. Le signal égalisé ne présente pas de distorsion et n'engendre aucun risque de décisions erronées.



(a)



(b)



(c)

**Figure.4.9** Le signal égalisé du MLP pour le canal linéaire : Signal émis (a), signal reçu (b), sortie de l'égaliseur MLP (c)

Durant cette phase de simulation nous avons utilisé un égaliseur à base du perceptron multicouche MLP qui se distingue par sa capacité à égaliser les canaux à phase nom minimal et sa moindre sensibilité aux effets du bruit.

L'égaliseur MLP étant un égaliseur non linéaire possédant des capacités attirantes, il sera intéressant de tester ses performances pour des canaux non linéaires ; ceci constitue l'objet des simulations suivantes.

➤ **Le signal en sortie de l'égaliseur MLP pour le canal non linéaire**

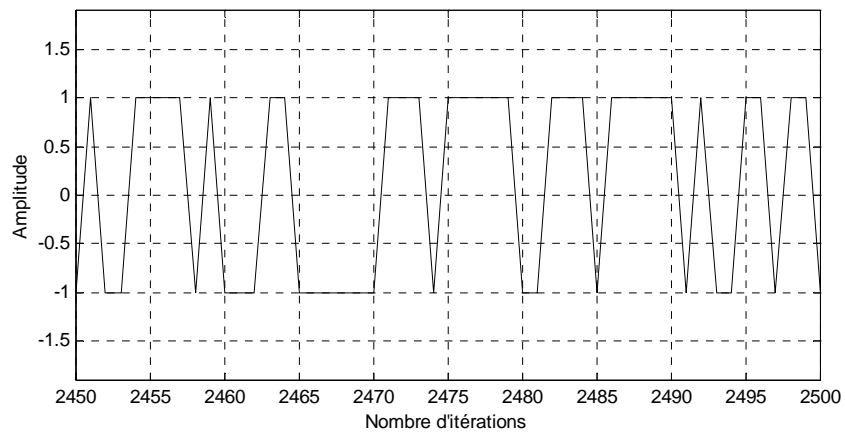
Ces performances sont obtenues dans les mêmes conditions de simulation que précédemment, mais pour le canal non linéaire. Les figures 4.10 et 4.11 illustrent les signaux transmis, les effets du canal non linéaire sur les signaux reçus et la capacité de l'égaliseur MLP à traiter les différents degrés de la non linéarité du canal.

Nous commençons par une non linéarité modérée en posant les paramètres  $a_1$ ,  $a_2$  et  $a_3$  égaux à 1, 0.1 et 0.5 respectivement.

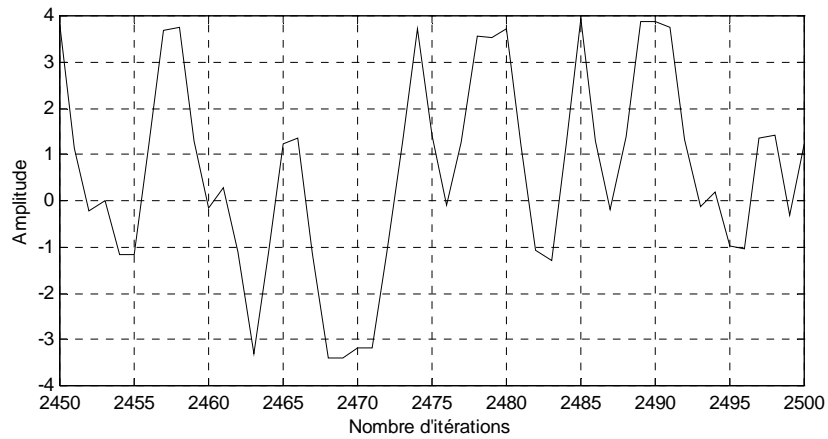
La figure 4.10 montre les performances en terme du signal égalisé pour le canal de non linéarité modérée. La partie (a) illustre le signal transmis alors que le signal reçu est visualisé en (b). Nous remarquons une augmentation dans l'amplitude de la distorsion sous l'effet de la non linéarité et la présence des zones de forte atténuation. L'égaliseur MLP arrive à égaliser avec succès le signal reçu (c). Nous remarquons la ressemblance entre le signal transmis et le signal égalisé par l'égaliseur MLP. L'amplitude des distorsions est réduite au niveau requis et les fortes atténuations sont mises à niveau.

Pour mieux mettre en valeur les capacités non linéaires de l'égaliseur à base du MLP, nous augmentons les degrés de la non linéarité. Les coefficients  $a_1$ ,  $a_2$  et  $a_3$  sont tous posés à 1. Cet effet est représenté à la figure 4.11.

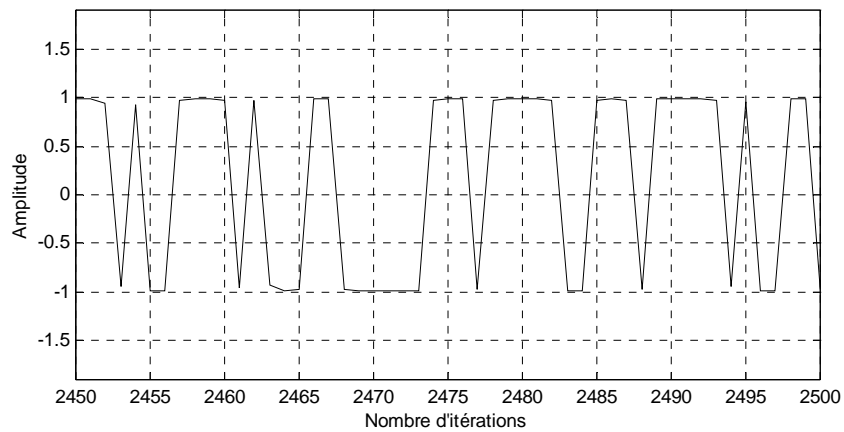
La partie (a) montre le signal transmis et le signal reçu est visualisé en (b). Nous remarquons une grande augmentation dans l'amplitude de la distorsion sous l'effet de la non linéarité et la présence des zones de forte atténuation. Le signal en sortie de l'égaliseur MLP est représenté en (c). L'égaliseur MLP réussit à égaliser les fortes distorsions causées par la forte non linéarité du canal ainsi que les fortes atténuations.



(a)

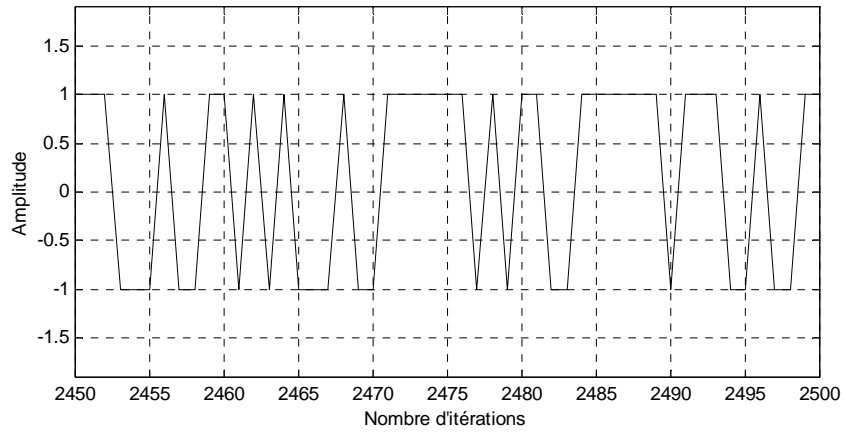


(b)

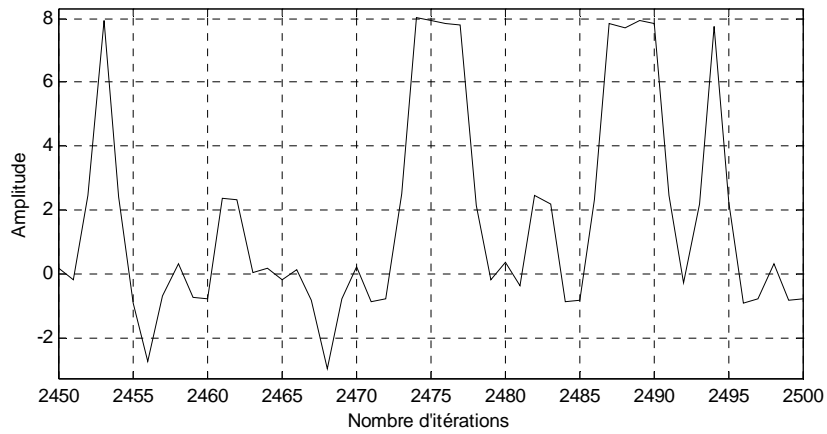


(c)

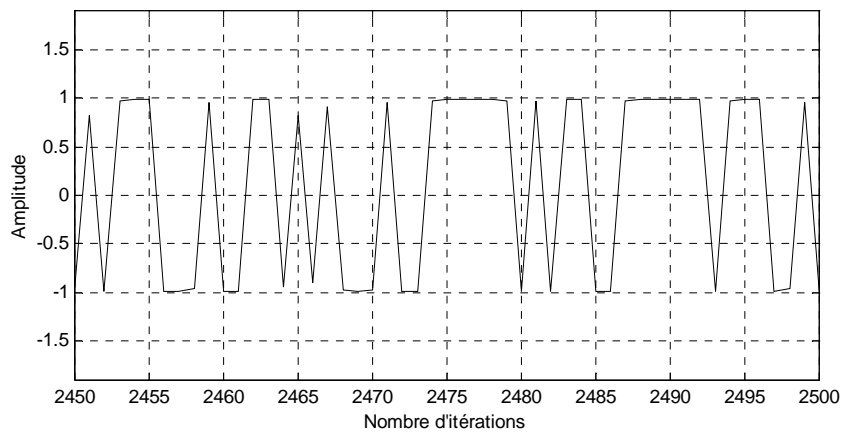
**Figure 4.10** Le signal égalisé du MLP pour le canal non linéaire  $a_1=1$   $a_2=0.1$   $a_3=0.5$   
 Le signal émis (a), le signal reçu (b), sortie de l'égaliseur MLP (c)



(a)



(b)



(c)

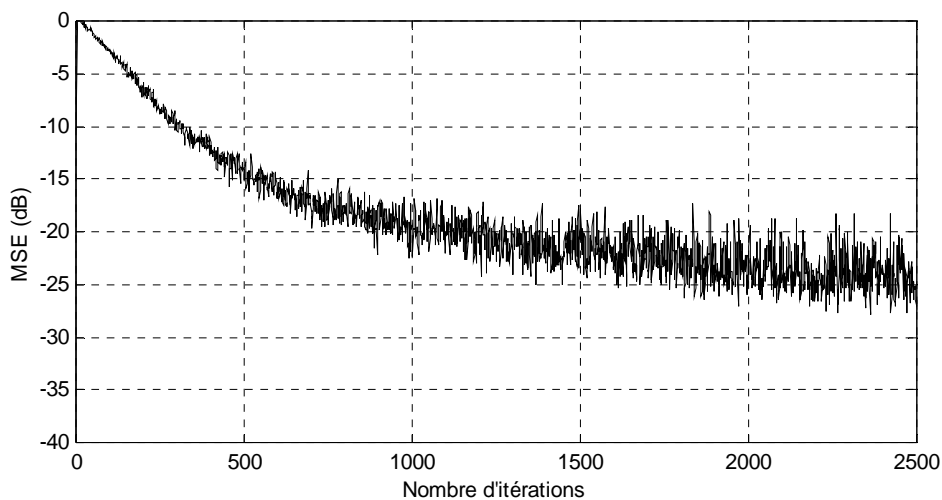
**Figure 4.11 Le signal égalisé du MLP pour le canal non linéaire  $a_1 = a_2 = a_3 = 1$**

**Le signal émis (a), le signal reçu (b), le signal égalisé du MLP (c)**

➤ **La courbe de convergence de l'égaliseur MLP pour le canal linéaire**

Durant cette phase de simulation, la performance de l'égaliseur MLP est obtenue en terme de courbe de convergence. Cette courbe décrit l'évolution de l'erreur quadratique moyenne MSE pour un rapport signal sur bruit SNR de 20 dB. Elle est obtenue en moyennant 300 simulations indépendantes, chacune consistant en 2500 itérations et caractérisée par une séquence aléatoire différente et une initialisation aléatoire des poids pour le MLP.

La figure 4.12 représente l'évolution de l'erreur quadratique moyenne en sortie de l'égaliseur MLP. La MSE converge vers un état stable de -25 dB qui est inférieure au niveau du bruit. Ceci résulte de la nature non linéaire de la fonction de transfert de l'égaliseur MLP.



**Figure 4.12** Courbe de convergence MSE de l'égaliseur MLP  
**Canal linéaire**

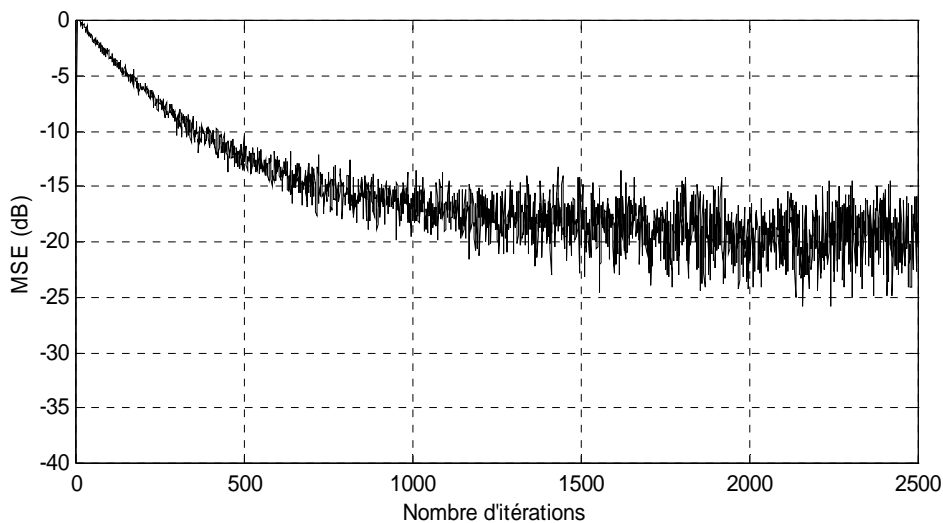
Durant les simulations suivantes nous allons représenter les courbes de convergence en terme de l'erreur quadratique moyenne MSE pour l'égaliseur MLP en considérant un canal non linéaire avec différents degrés de non linéarité.

➤ **Les courbes de convergence de l'égaliseur MLP pour le canal non linéaire**

Les courbes de convergence sont obtenues dans les mêmes conditions de simulation que précédemment, mais pour le canal non linéaire.

Les figures 4.13 et 4.14 illustrent à travers les courbes de convergences, les capacités de l'égaliseur MLP à traiter les différents degrés de la non linéarité du canal. Nous commençons par une non linéarité modérée où les coefficients  $a_1$ ,  $a_2$  et  $a_3$  sont égaux à 1, 0.1 et 0.5 respectivement.

La figure 4.13 montre une dégradation dans la performance du MLP qui se manifeste par une augmentation de la valeur de l'état stable MSE sous l'effet de la non linéarité du canal. L'état stable du MSE remonte à -22 dB, cependant il reste inférieur au niveau du bruit.

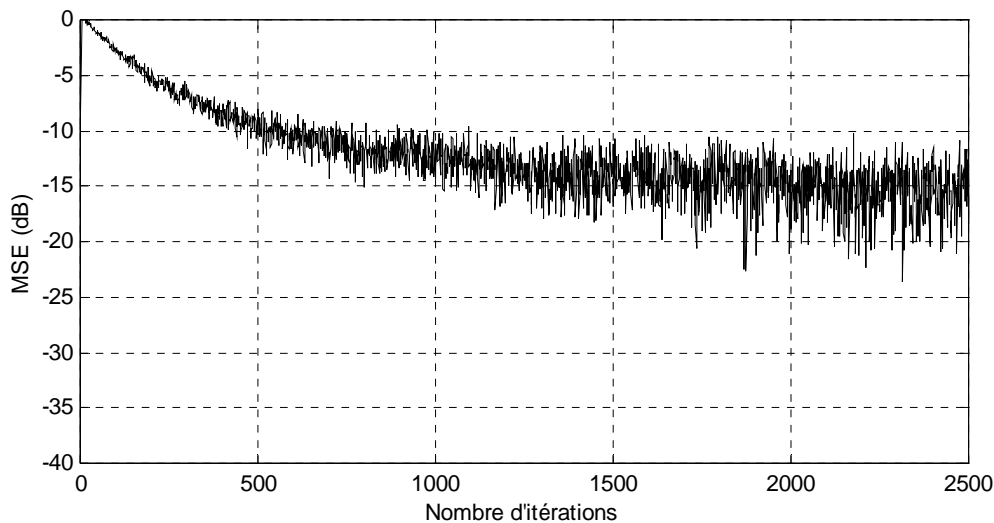


**Figure 4.13** Courbe de convergence MSE de l'égaliseur MLP

**Canal non linéaire  $a_1=1$   $a_2=0.1$   $a_3=0.5$**

Nous augmentons les degrés de la non linéarité; les coefficients  $a_1$ ,  $a_2$  et  $a_3$  sont tous posés à 1. Nous suspectons encore une dégradation dans la performance de l'égaliseur MLP ; ceci est appuyé par la figure 4.14.

Nous remarquons que le niveau MSE a encore augmenté sous l'effet de la forte non linéarité. L'état stable de MSE devient d'environ -18 dB qui dépasse de 2 dB le niveau du bruit additif.



**Figure 4.14** Courbe de convergence MSE de l'égaliseur MLP

**Canal non linéaire  $a_1=a_2=a_3=1$**

L'égaliseur à base du perceptron multicouche MLP a donné des résultats satisfaisants en terme du signal égalisé en poursuivant les fluctuations du canal non linéaire décrites par les variations des coefficients  $a_1$ ,  $a_2$  et  $a_3$ .

Les performances en terme de convergence de l'erreur quadratique moyenne MSE sont aussi acceptables pour le canal linéaire à phase non minimale et pour le canal non linéaire avec une non linéarité modérée. Cependant quand la fluctuation de la non linéarité augmente, l'égaliseur MLP engendre un niveau MSE supérieur au niveau du bruit.

#### 4.4.2 Performance de l'égaliseur DFE-MLP

Nous allons étudier les fonctionnalités de l'égaliseur DFE-MLP à égaliser le canal linéaire à phase non minimale et le canal non linéaire avec des différents degrés de non linéarité.

L'égaliseur DFE-MLP utilisé dans les simulations est de même ordre que l'égaliseur MLP. Il possède 5 entrées dont 4 constituent les entrées directes recevant les échantillons du signal à égaliser et une entrée de retour recevant la sortie du circuit de décision.

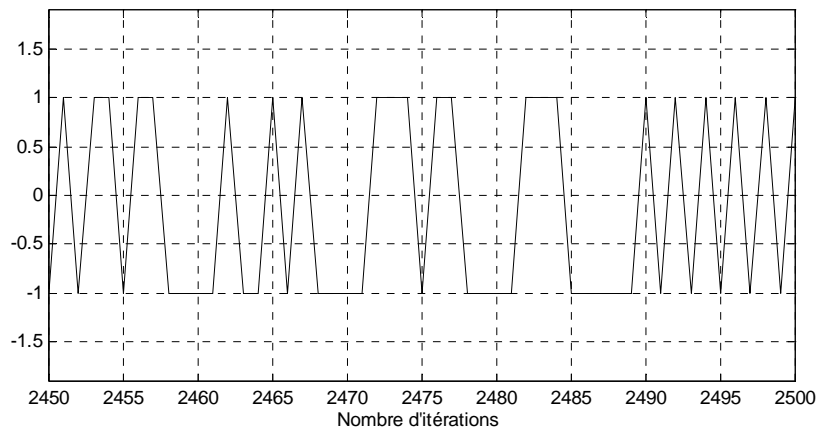
L'architecture du réseau de neurone utilisée pour le DFE-MLP est identique à celle utilisée pour le MLP, ainsi que les valeurs des paramètres d'apprentissage du réseau.

➤ **Le signal en sortie de l'égaliseur DFE-MLP pour le canal linéaire**

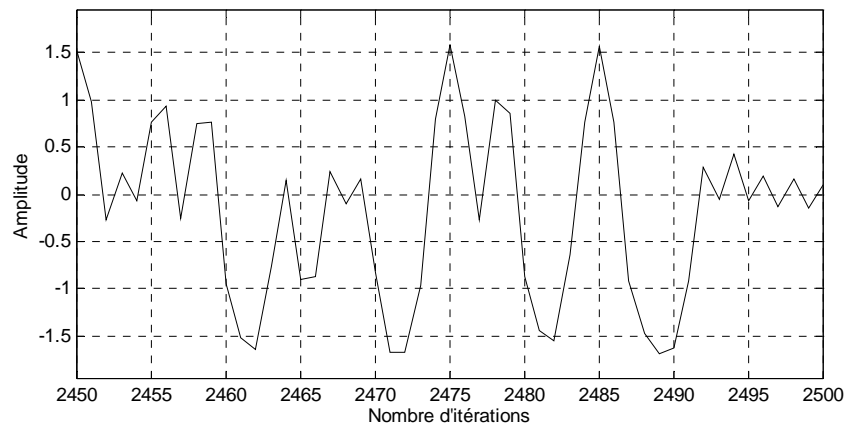
Durant cette phase de simulation, nous présentons la performance de l'égaliseur DFE-MLP en terme du signal égalisé pour le canal linéaire.

La figure 4.15 montre la performance du DFE-MLP en terme du signal égalisé pour le canal linéaire. La partie (a) montre le signal transmis, la partie (b) visualise le signal reçu qui est distordu sous l'effet du canal et du bruit. Nous remarquons des parties fortement atténuées qui peuvent créer des erreurs de décision. Le signal en sortie de l'égaliseur DFE-MLP est représenté à la partie (c).

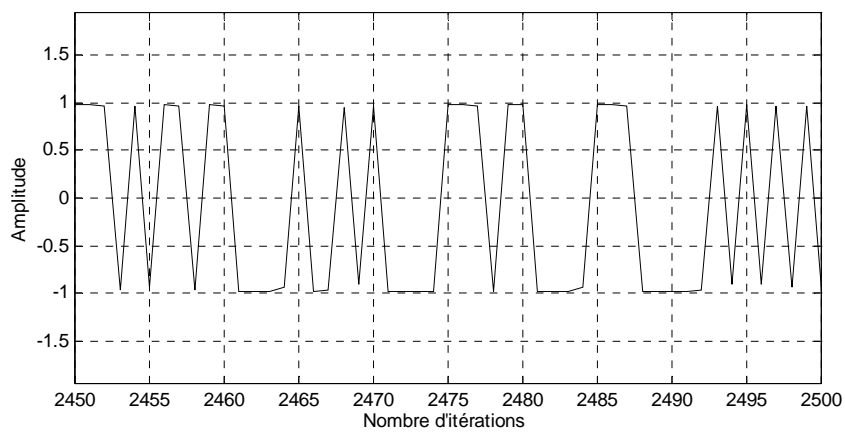
L'égaliseur DFE-MLP arrive à égaliser avec succès le signal reçu, les parties atténuées sont mises à niveau et n'engendrent pas d'erreurs de décision.



(a)



(b)



(c)

**Figure 4.15** Le signal égalisé du DFE-MLP canal linéaire, le signal émis (a), le signal reçu (b), le signal égalisé du DFE-MLP (c)

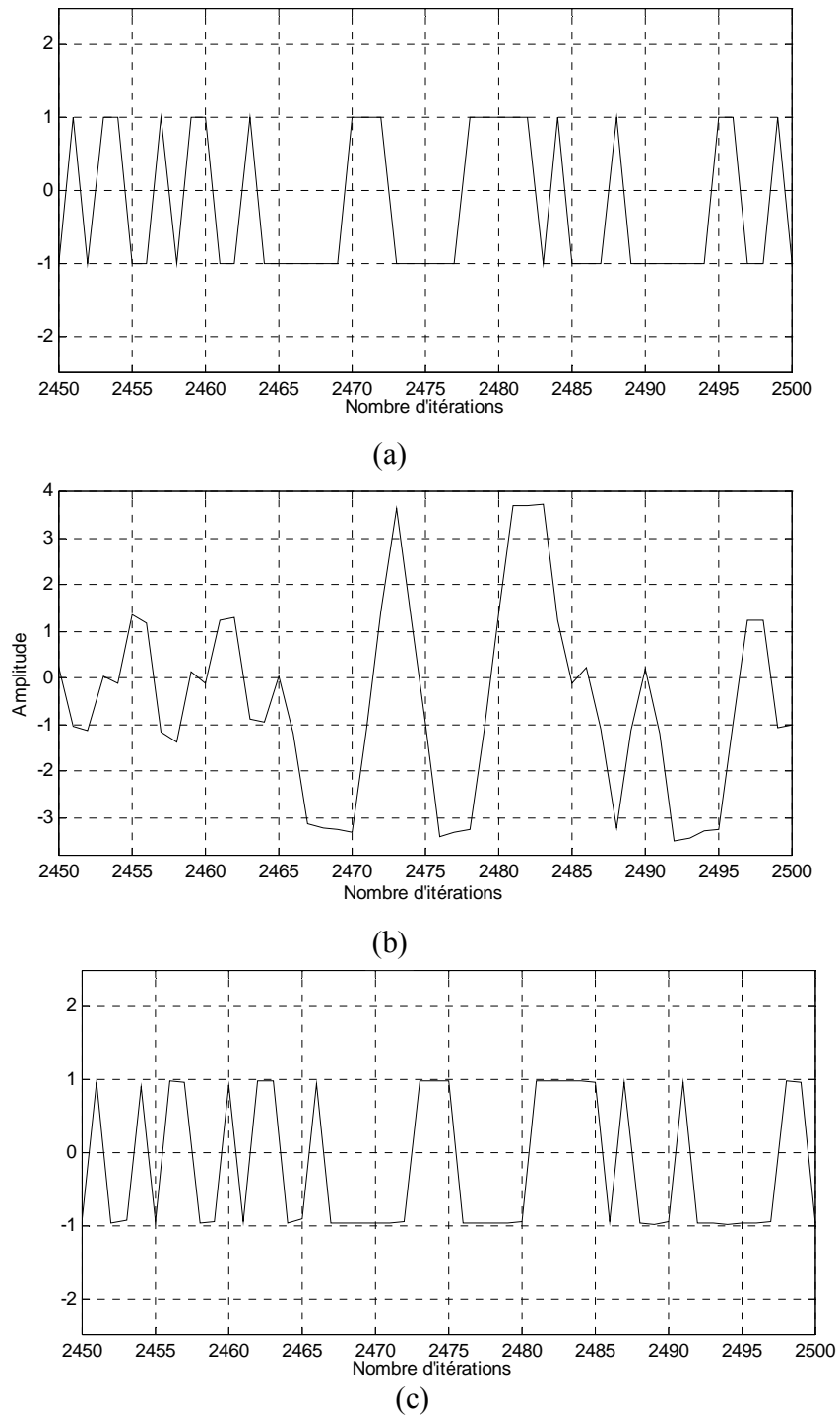
➤ **Le signal en sortie de l'égaliseur DFE-MLP pour le canal non linéaire**

Nous procédons au test des performances de l'égaliseur DFE-MLP pour le canal non linéaire. Les figures 4.16 et 4.17 illustrent les capacités de l'égaliseur DFE-MLP à égaliser les différents degrés de la non linéarité du canal. Nous commençons par une non linéarité modérée en posant les coefficients  $a_1$ ,  $a_2$  et  $a_3$  à 1, 0.1 et 0.5 respectivement.

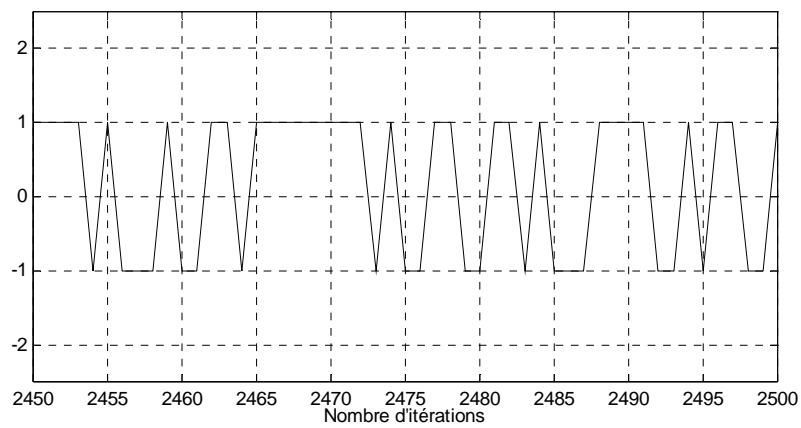
La figure 4.16 visualise les performances en terme du signal égalisé pour le canal non linéaire. La partie (a) montre le signal transmis, la partie (b) visualise le signal reçu qui présente une augmentation dans l'amplitude des distorsions sous l'effet de la non linéarité du canal. Nous remarquons encore des zones fortement atténuées ou presque nulles qui peuvent créer des erreurs de décision. La sortie de l'égaliseur DFE-MLP est représentée en (c). L'égaliseur DFE-MLP réussit à égaliser le signal reçu, les parties atténuées sont parfaitement égalisées.

Nous augmentons le degré de la non linéarité, les coefficients  $a_1$ ,  $a_2$  et  $a_3$  sont tous égaux à 1. Ceci met en évidence les capacités de l'égaliseur DFE-MLP à suivre les fluctuations du canal non linéaire et exploite en mieux ses potentialités d'égaliseur non linéaire.

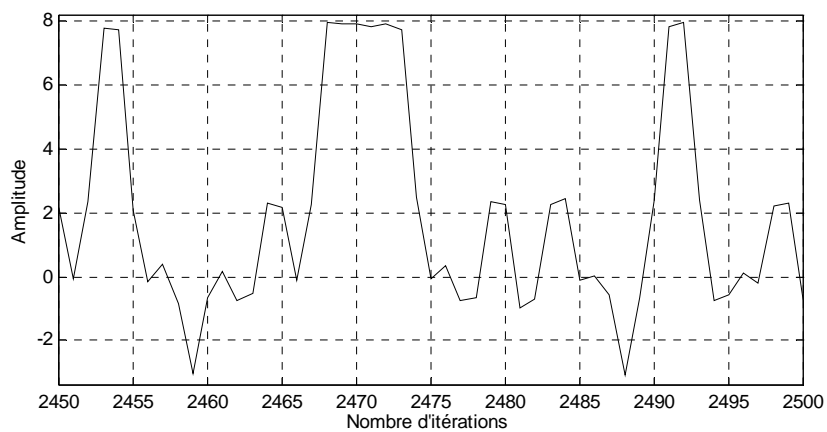
La figure 4.17 illustre le signal transmis (a), le signal reçu complètement distordu est montré en (b). Nous remarquons la forte augmentation de l'amplitude des distorsions sous l'effet de la forte non linéarité ainsi que la présence de fortes atténuations. Le signal égalisé par le DFE-MLP visualisé en (c) ; ne présente aucune distorsion. Les atténuations sont parfaitement égalisées ainsi que les distorsions de forte amplitude.



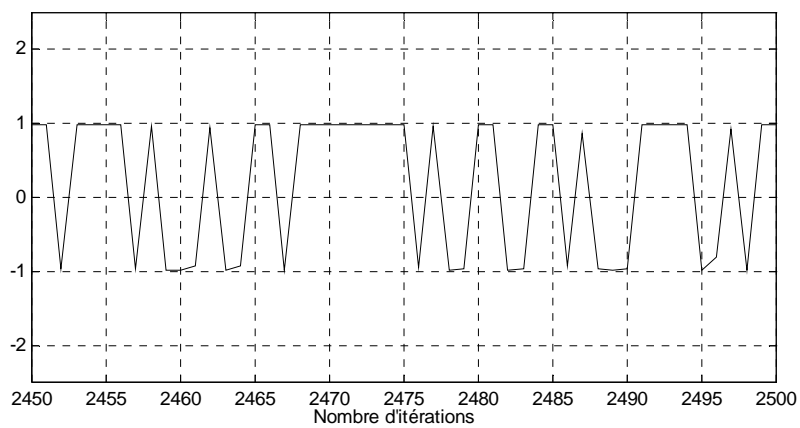
**Figure 4.16** Le signal égalisé du DFE-MLP canal non linéaire  $a_1=1$   $a_2=0.1$   $a_3=0.5$   
 Le signal émis (a), le signal reçu (b), le signal égalisé du DFE-MLP (c)



(a)



(b)



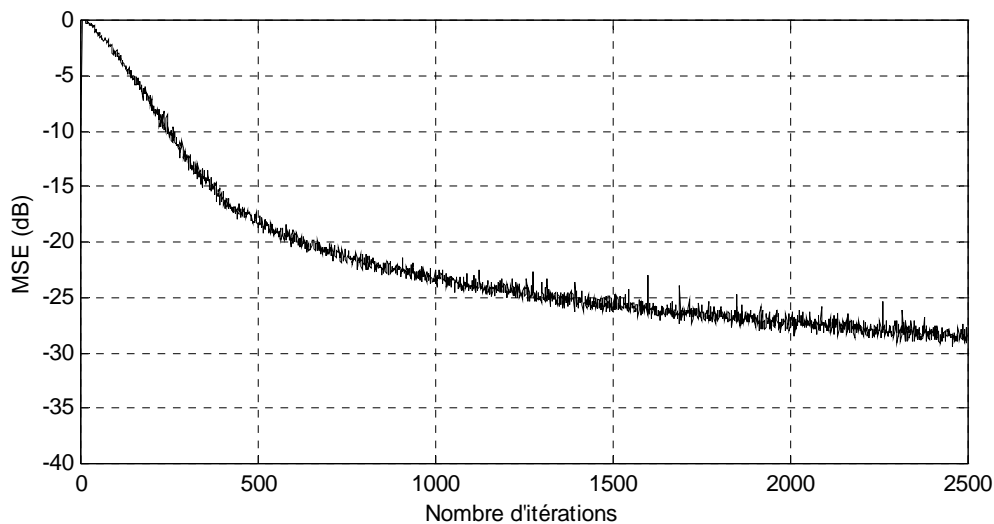
(c)

**Figure 4.17** Le signal égalisé du DFE-MLP pour le canal non linéaire  $a_1= a_2= a_3=1$   
 Le signal émis (a), le signal reçu (b), le signal égalisé du DFE-MLP (c)

➤ **Courbe de convergence de l'égaliseur DFE-MLP canal linéaire**

Nous allons examiner les performances de l'égaliseur DFE-MLP en terme de courbe de convergence de l'erreur quadratique moyenne MSE. Ces courbes sont obtenues dans les mêmes conditions de simulation que précédemment.

La figure 4.18 décrit l'évolution de l'erreur quadratique moyenne MSE en sortie de l'égaliseur DFE-MLP. Nous remarquons que l'égaliseur MLP-DFE converge vers un état stable MSE d'environ -29 dB qui est nettement inférieure au niveau du bruit. Nous voyons clairement le gain en performance par rapport à l'égaliseur MLP, ceci résulte des capacités conjuguées du DFE et du traitement non linéaire fourni par le MLP.



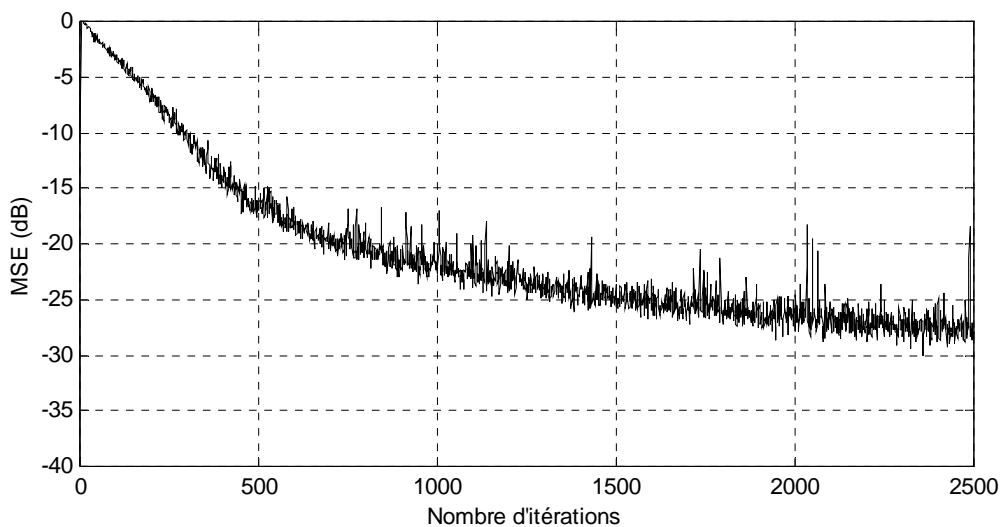
**Figure 4.18** Courbe de convergence MSE de l'égaliseur DFE-MLP  
Canal linéaire

➤ **Courbe de convergence de l'égaliseur DFE-MLP canal non linéaire**

Dans les mêmes conditions de simulation, nous présentons l'étude de performance de l'égaliseur DFE-MLP en terme d'évolution de l'erreur quadratique moyenne MSE pour le canal non linéaire avec différents degrés de non linéarité.

Les figures 4.19 et 4.20 illustrent à travers les courbes de convergences les capacités de l'égaliseur MLP à traiter les fluctuations du canal non linéaire. La figure 4.19 illustre la courbe de convergence de l'égaliseur DFE-MLP Pour une non linéarité modérée les paramètres  $a_1$ ,  $a_2$  et  $a_3$  sont égaux à 1, 0.1 et 0.5 respectivement.

L'égaliseur DFE-MLP donne presque la même performance que pour un canal linéaire ; l'état stable de MSE a légèrement augmenté vers environ -28 dB qui reste toujours inférieur au niveau du bruit.

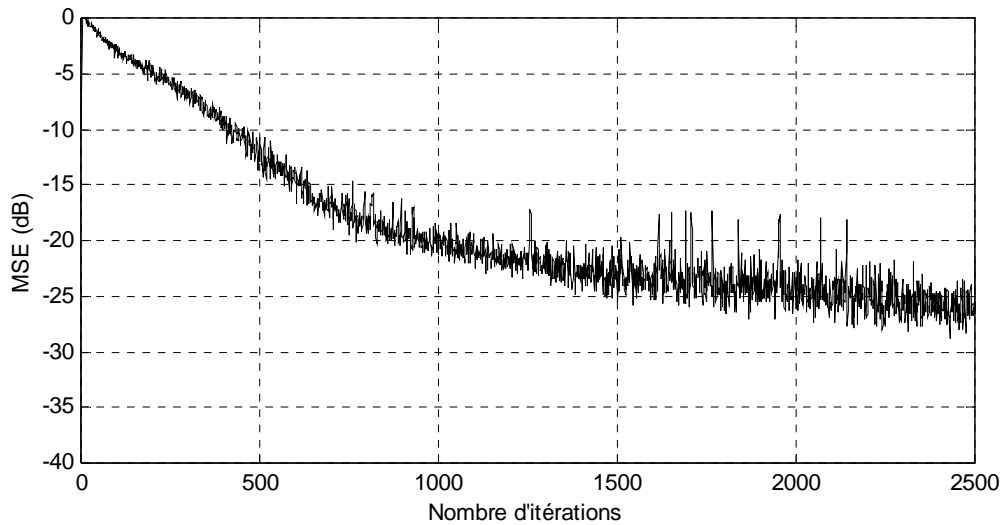


**Figure 4.19** Courbe de convergence MSE de l'égaliseur DFE-MLP

**Canal non linéaire  $a_1=1$   $a_2=0.1$   $a_3=0.5$**

Nous augmentons le degré de la non linéarité en posant les paramètres  $a_1$ ,  $a_2$  et  $a_3$  tous égaux à 1. Cette simulation examine l'efficacité du DFE-MLP à égaliser un canal fortement non linéaire.

La figure 4.20 montre une dégradation dans la performance de l'égaliseur DFE-MLP qui se manifeste par une augmentation du niveau MSE atteint. L'état stable MSE devient de -26 dB qui reste nettement inférieur au niveau du bruit malgré la forte non linéarité introduite. Ce qui illustre le gain apporté par l'égaliseur DFE-MLP par rapport à l'égaliseur MLP qui a donné un niveau de MSE supérieur au niveau du bruit.



**Figure 4.20** Courbe de convergence MSE de l'égaliseur DFE-MLP  
**Canal non linéaire  $a_1 = a_2 = a_3 = 1$**

Ces résultats de simulation mettent en valeur les capacités surprenantes de l'égaliseur DFE-MLP à poursuivre les fluctuations de la non linéarité introduite par le canal.

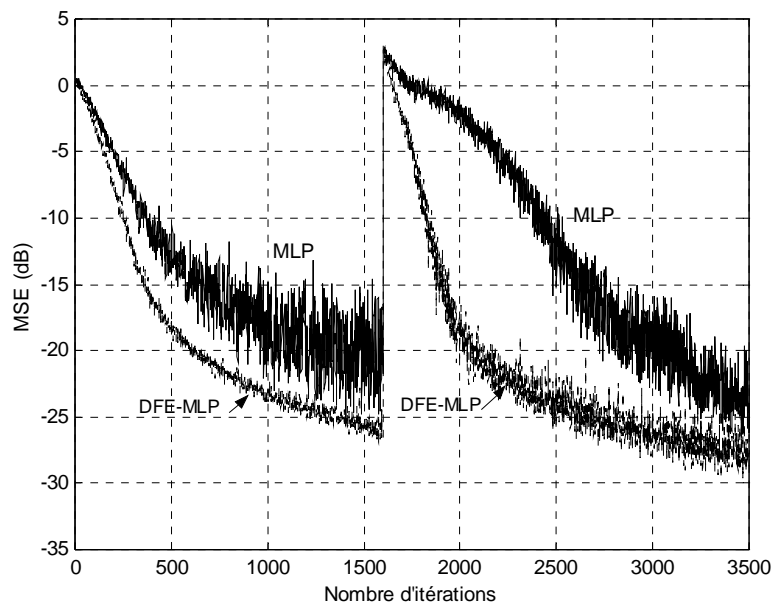
Les signaux reçus pour les différents degrés de la non linéarité du canal sont parfaitement égalisés par l'égaliseur DFE-MLP montrant ainsi la capacité de cet égaliseur à poursuivre les fluctuations du canal non linéaire.

Les performances en terme de convergence de l'erreur quadratique moyenne MSE présentent une grande amélioration en terme du niveau MSE atteint en comparaison avec l'égaliseur MLP. L'égaliseur DFE-MLP engendre toujours les niveaux les plus bas pour les différents degrés de la non linéarité. Lorsque la fluctuation de la non linéarité augmente, l'égaliseur DFE-MLP engendre un niveau MSE qui reste toujours inférieur au niveau du bruit additif.

#### 4.4.3 Étude des égaliseurs sous une variation du canal

Nous mettons en évidence le caractère adaptatif des deux égaliseurs en introduisant une variation dans les coefficients de la réponse impulsionnelle du canal durant la phase de convergence des égaliseurs [40]. Ce test est utilisé pour évaluer la capacité des égaliseurs à poursuivre les variations du canal de transmission, et à s'adapter à un changement brusque qui peut surgir à un instant donné.

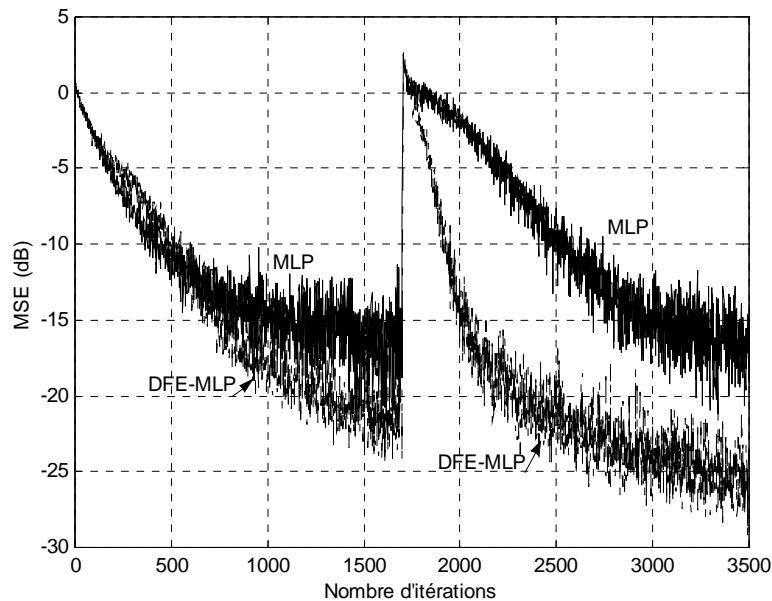
La figure 4.21 montre les courbes de convergence des égaliseurs MLP et DFE-MLP, en considérant une variation dans le canal linéaire. La dégradation dans les performances est grande ; le niveau MSE devient supérieur au niveau atteint ; l'augmentation du MSE est d'environ 20 dB. Les deux égaliseurs MLP et DFE-MLP s'adaptent à cette variation brusque et convergent vers les niveaux MSE de -25 dB et de -29 dB respectivement. Nous remarquons que l'égaliseur DFE-MLP s'adapte en mieux, en donnant une convergence plus rapide lors de l'apparition de cette variation en comparaison avec le MLP.



**Figure 4.21** Courbes de convergence MSE des égaliseurs MLP et DFE-MLP  
 Sous une variation du canal linéaire

Le même raisonnement continu pour le canal non linéaire avec une non linéarité sévère en posant tous les coefficients  $a_1$ ,  $a_2$  et  $a_3$  égaux à 1. Ce fait est illustré par la figure 4.22.

Nous remarquons encore une dégradation des niveaux de convergence MSE des égaliseurs MLP et DFE-MLP, sous l'effet de la non linéarité du canal. Les niveaux MSE après introduction de la variation du canal sont de -18 dB et de -26 dB respectivement. L'égaliseur DFE-MLP converge plus rapidement que l'égaliseur MLP.



**Figure 4.22** Courbes de convergence MSE des égaliseurs MLP et DFE-MLP  
Sous une variation du canal non linéaire

Les résultats obtenus montrent que les égaliseurs MLP et DFE-MLP s'adaptent à la variation soudaine introduite dans les deux canaux. Cependant l'égaliseur MLP engendre une erreur résiduelle qui dépasse la variance du bruit dans le cas du canal non linéaire. L'égaliseur DFE-MLP s'adapte en mieux à cette variation et fournit des résultats intéressants en terme de performance en erreur quadratique moyenne MSE et de vitesse d'adaptation. La valeur du MSE résiduelle est nettement inférieure à la variance du bruit pour les deux canaux.

#### 4.4 COMPARAISON DES PERFORMANCES DES EGALISEURS

Pour mieux illustrer les capacités de l'égaliseur DFE-MLP par rapport aux autres égaliseurs étudiés. Nous présentons les mesures de performances de l'ensemble des égaliseurs à travers l'utilisation des courbes de la convergence MSE et celle du taux d'erreur par bit BER (Bit Error Rate). Les résultats de simulations comparent les quatre structures principales d'égaliseurs étudiés dans le but de déterminer la structure optimale pour égaliser le canal non linéaire.

➤ **Les courbes de convergence des égaliseurs pour le canal non linéaire**

Les courbes de convergence sont toujours obtenues dans les mêmes conditions de simulations que précédemment.

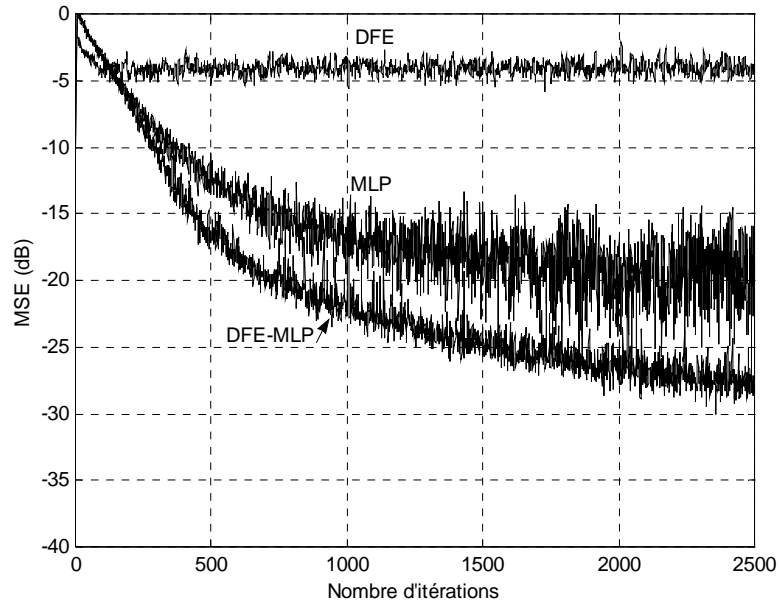
La figure 4.23 montre les courbes de convergence des égaliseurs DFE, MLP et DFE-MLP pour le canal non linéaire avec le degré de non linéarité défini par :  $a_1=1$ ,  $a_2=0.1$  et  $a_3=0.5$ .

Nous remarquons les performances sous optimales des égaliseurs basés sur le traitement linéaire pour l'égalisation des canaux non linéaires. La performance de l'égaliseur LTE est très mauvaise, par conséquent il n'est pas considéré dans la comparaison. Le niveau MSE atteint par l'égaliseur DFE est légèrement supérieur à -5 dB.

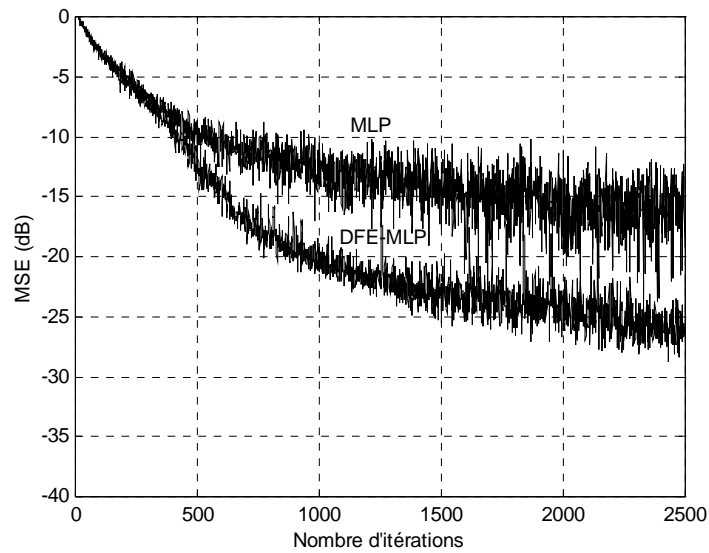
Les égaliseurs à base du MLP sont très adaptés à l'égalisation des canaux non linéaires ; plus particulièrement le DFE-MLP exhibe une grande capacité de traitement non linéaire. Les états stables MSE atteints sont de -22 dB et -28 dB pour les égaliseurs MLP et DFE-MLP respectivement. L'égaliseur DFE-MLP fournit le niveau MSE le moins réduit. Nous remarquons aussi le gain en temps de convergence apporté par le DFE-MLP en comparaison avec le MLP qui atteint le niveau de -22 dB après 1900 itérations alors que le DFE-MLP atteint ce même niveau au bout de 900 itérations seulement. Le gain en temps de convergence est d'environ 1000 itérations.

Lorsque nous augmentons le degré de la non linéarité, en posant tous les coefficients  $a_1$ ,  $a_2$  et  $a_3$  égaux à 1, les performances des égaliseurs tendent à se dégrader ; ce fait est illustré par la figure 4.24. La performance de l'égaliseur DFE devient aussi très mauvaise et par conséquent, il n'est pas considéré dans la comparaison. Ce fait montre l'incapacité totale des égaliseurs conventionnels à traiter la non linéarité du canal.

La figure 4.24 montre que les égaliseurs MLP et DFE-MLP convergent vers des états stables MSE de -18 dB et de -26 dB respectivement. Le MLP atteint le niveau de -18 dB après 2000 itérations alors que le DFE-MLP atteint ce même niveau au bout de 750 itérations seulement. Ce qui fait un gain d'environ 1250 itérations dans le temps de convergence. L'état MSE atteint par l'égaliseur MLP dépasse le niveau du bruit alors que celui atteint par le DFE-MLP est nettement inférieur au niveau du bruit.



**Figure 4.23** Courbes de convergence MSE des égaliseurs DFE, MLP et DFE-MLP  
 Canal non linéaire  $a_1=1$   $a_2=0.1$   $a_3=0.5$



**Figure 4.24** Courbes de convergence MSE des égaliseurs MLP et DFE-MLP  
 Canal non linéaire  $a_1=a_2=a_3=1$

Ces résultats montrent que l'égaliseur DFE-MLP opère mieux que l'égaliseur MLP. Ils mettent en évidence les capacités surprenantes du traitement non linéaire offertes par l'égaliseur DFE-MPL et montrent son efficacité à égaliser les canaux non linéaires.

➤ **Courbes du taux d'erreur par bit des égaliseurs pour le canal non linéaire**

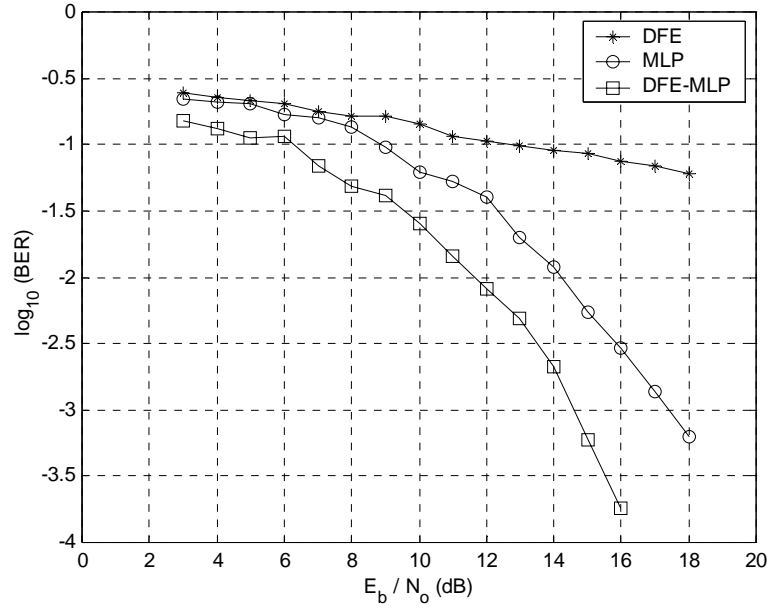
Les performances en terme du taux d'erreur par bit BER sont obtenues en utilisant 100 simulations indépendantes, chacune consistant en  $10^4$  échantillons pour la plage du rapport signal sur bruit SNR considéré.

Les figures 4.25 et 4.26 confirment le fait que les égaliseurs basés sur le traitement linéaires sont incapable d'égaliser les distorsions introduites par le canal non linéaire. L'égaliseur LTE n'est pas considéré dans la comparaison à cause de sa performance mauvaise. L'égaliseur DFE-MLP performe mieux que les autres structures pour tous les scénarios présentés dans cette étude.

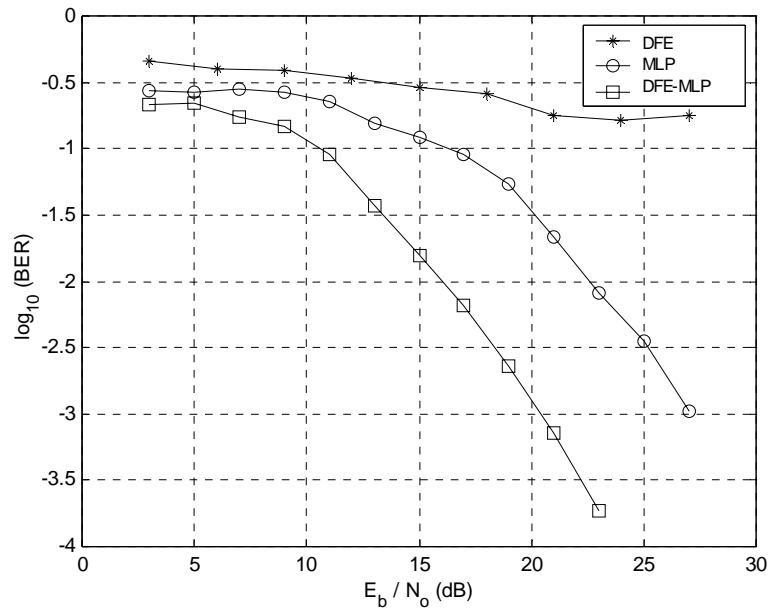
La figure 4.25 représente le taux d'erreur par bit BER en sorties des égaliseurs DFE, MLP et DFE-MLP pour le canal non linéaire avec les coefficients  $a_1=1$ ,  $a_2=0.1$  et  $a_3=0.5$ . Nous remarquons que le DFE engendre le taux d'erreur le plus élevé sur toute la plage du rapport signal sur bruit SNR considéré. La supériorité des performances des égaliseurs à base du MLP est très claire. Le gain apporté par l'égaliseur DFE-MLP est supérieur à 2 dB pour un taux d'erreur de  $10^{-2}$  et de plus de 3 dB pour le taux de  $10^{-3}$  en comparaison avec l'égaliseur MLP.

Le même raisonnement continue avec la non linéarité sévère avec les coefficients  $a_1= a_2= a_3=1$ , ce fait est représenté par la figure 4.26. Nous remarquons une dégradation des performances à cause de l'augmentation du degré de la non linéarité. La différence entre les deux structures MLP et DFE-MLP a aussi augmenté. Le DFE-MLP engendre une amélioration de 6 dB à la valeur de  $10^{-2}$  du BER et environ 7 dB à la valeur de  $10^{-3}$  du BER en comparaison avec le MLP.

A travers ces résultats, il est évident de constater la supériorité de l'égaliseur DFE-MLP par rapport à l'égaliseur MLP et du DFE classique. L'égaliseur DFE-MLP fournit toujours les meilleures performances.



**Figure 4.25** Courbes du BER des égaliseurs DFE, MLP, DFE-MLP  
 Canal non linéaire  $a_1=1$   $a_2=0.1$   $a_3=0.5$



**Figure 4.26** Courbes du BER des égaliseurs DFE, MLP, DFE-MLP  
 Canal non linéaire  $a_1= a_2= a_3=1$

## 4.5 CONCLUSION

Nous avons en premier lieu, procédé à une présentation des architectures des réseaux de neurones ainsi que le principe d'apprentissage de leurs coefficients synaptiques. Nous avons examiné la fonctionnalité des égaliseurs à base du MLP et nous avons décrit comment cette architecture peut être employée pour résoudre le problème d'égalisation en donnant des exemples.

Nous avons envisagé le test de l'adaptativité de nos égaliseurs neuronaux en introduisant une variation brusque dans le canal linéaire et non linéaire. Les deux égaliseurs s'adaptent à cette variation, l'égaliseur DFE-MLP fournit les meilleures performances.

Nous avons procédé à une comparaison des performances des égaliseurs à base des réseaux de neurones vis-à-vis des égaliseurs conventionnels pour un canal non linéaire. Les égaliseurs conventionnels ont donné des performances sous optimales montrant leur incapacité totale à égaliser le canal non linéaire. Les égaliseurs neuronaux ont exhibé une grande capacité à poursuivre les fluctuations du canal non linéaire en donnant les meilleures performances. Particulièrement l'égaliseur DFE-MLP a fourni le signal égalisé le plus performant, le niveau d'erreur quadratique MSE le plus faible et le taux d'erreur BER le plus réduit.

## CONCLUSION GENERALE

### Résumé

*Ce chapitre présente la synthèse de l'ensemble des résultats et des conclusions tirées des chapitres précédents et ouvre des perspectives pour des futurs travaux.*

---

### Sommaire

**5.1 CONCLUSION**

**5.2 PERSPECTIVE**

## 5.1 CONCLUSION

Ce mémoire est consacré aux améliorations apportées par le traitement non linéaire à base du perceptron multicouche pour le problème d'égalisation des canaux de transmission.

Les réseaux neuronaux ont été étudiés pour des buts d'égalisation de canal avec des résultats et des solutions prometteuses. Nous avons donné les schémas les plus simples d'apprentissage et de mise en oeuvre des réseaux de neurones. Nous nous sommes intéressé plus particulièrement aux égaliseurs à base du MLP. Nous avons examiné la fonctionnalité des égaliseurs à base du MLP et montré, à travers des exemples, comment ces architectures peuvent être employées pour résoudre le problème d'égalisation. Les performances des égaliseurs présentés sont aussi comparées et évaluées.

L'utilisation de l'égaliseur DFE-MLP résulte en une amélioration substantielle en terme de qualité du signal égalisé, de vitesse de convergence, de la valeur de l'état stable MSE et du taux d'erreur binaire BER. L'augmentation de la fluctuation de la non linéarité fait que l'égaliseur DFE-MLP surperforme considérablement l'égaliseur MLP.

L'introduction d'une variation dans le canal linéaire et non linéaire met en valeur la capacité des égaliseurs à s'adapter à un changement qui peut surgir à instant donnée dans le canal de transmission. L'égaliseur DFE-MLP exhibe une grande capacité d'adaptation à cette variation et fournit les meilleures performances en terme de vitesse de convergence et d'état stable MSE pour les deux canaux considérés.

Pour le canal non linéaire, les égaliseurs basés sur un traitement linéaire ont échoué à donner des bonnes performances. Toutefois, les architectures d'égaliseurs à base de réseaux de neurones : MLP et DFE-MLP ont manifesté des améliorations dans les performances en terme de la valeur de l'état stable MSE et du taux d'erreur par bit BER comparé aux architectures conventionnelles. Tout spécialement, l'égaliseur DFE-MLP fournit les meilleures performances face à l'égaliseur MLP.

A travers l'étude présentée et qui a mis en valeur les capacités intéressantes de l'égaliseur DFE-MLP, il est évident de constater que cet égaliseur offre une solution optimale au problème d'égalisation non linéaire.

## 5.2 PERSPECTIVE

Les travaux accomplis, dans ce mémoire, ouvrent plusieurs perspectives de futurs travaux. Certains aspects pourraient être étendus ; tout d'abord il est possible de travailler sur l'algorithme d'apprentissage des réseaux de neurones.

Les algorithmes Génétiques GA (Genetic Algorithm) sont basés sur le processus de sélection naturel et ne sont pas des algorithmes de descente de gradient. Ils constituent alors une technique de recherche globale qui n'est pas limitée par des minimums locaux comme c'est le cas de l'algorithme de back propagation BP. Ces algorithmes d'apprentissage peuvent donc produire un résultat plus performant. Il est donc possible d'utiliser les GA pour l'apprentissage de la structure MLP qui est capable de produire des non linéarités plus grandes.

En plus, l'algorithme de back propagation BP exige que la fonction d'activation des neurones soit différentiable, ce n'est pas le cas avec l'algorithme génétique GA. On peut donc envisager l'utilisation des fonctions de forte non linéarité telles que la fonction de seuil pour augmenter les capacités non linéaires du MLP. Cela aboutit à la structure ayant le plus grand degré d'adaptabilité et être donc capable de traiter des circonstances imprévues.

La structure du MLP utilisée dans les simulations étant basée sur des essais empiriques, il est aussi possible d'utiliser les algorithmes génétiques GA pour optimiser la structure du réseau MLP.

Les approches d'égalisation examinées dans ce mémoire sont appliquées à des signaux bipolaires ; il est possible d'étendre le travail pour les modulations de grand nombre d'états.

Nous avons utilisé l'égalisation supervisée basée sur une séquence d'apprentissage du canal ; nous pouvons envisager l'utilisation des techniques d'égalisation aveugles (non supervisées) n'utilisant pas de séquence d'apprentissage. Ce qui a pour effet d'augmenter l'efficacité du système de communication c'est-à-dire son débit.

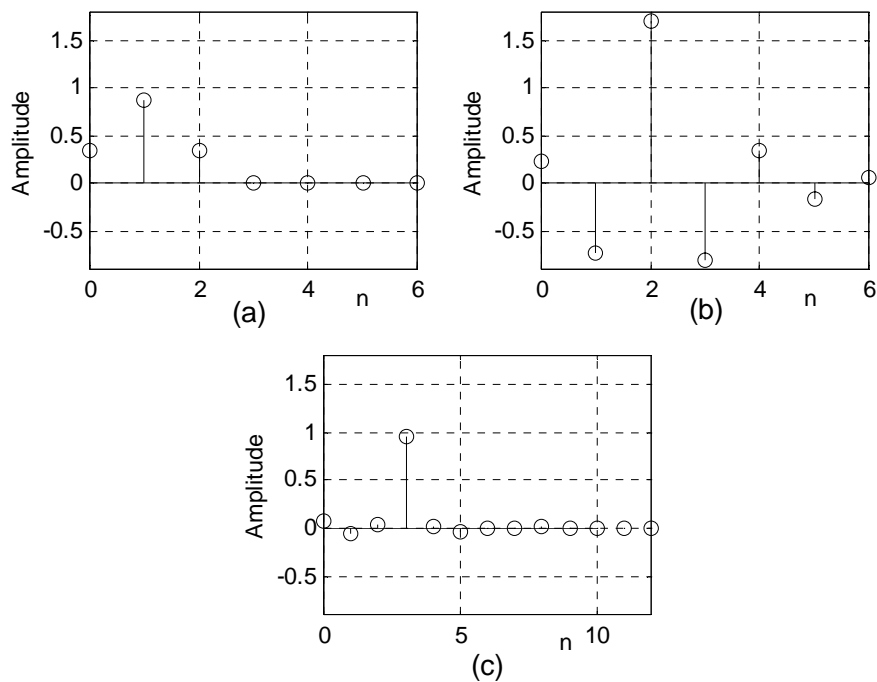
# **ANNEXES**

## A. CARACTERISTIQUES DE L'EGALISEUR (LTE)

Dans cette annexe nous présentons la réponse impulsionnelle et fréquentielle de l'égaliseur transversal linéaire, du canal de transmission et celle du système constitué par le couple (canal + égaliseur). Le canal de communication considéré est défini par l'équation (3.33).

### A.1 Réponse impulsionnelle

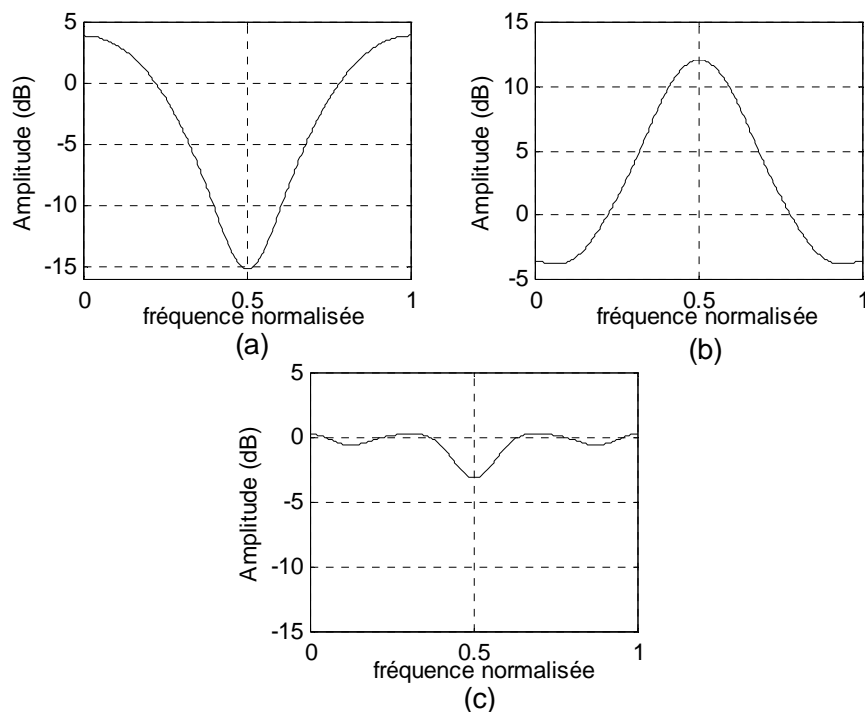
La figure A.1 montre la réponse impulsionnelle du canal, de l'égaliseur et du système (canal+égaliseur). La partie (a) représente les échantillons de la réponse impulsionnelle du canal qui sont au nombre de trois, la partie (b) représente ceux de l'égaliseur au nombre de sept. Les échantillons de la réponse du système (canal+égaliseur) sont représentés en (c). Ils sont tous nuls sauf celui du centre qui est mis à 1. Nous remarquons que le système (canal +égaliseur) se comporte comme un canal idéal ; l'ISI avant et après l'impulsion centrale est nulle.



**Figure A.1 Réponse impulsionnelle : (a) du canal (b) de l'égaliseur  
(c) du système (canal + égaliseur)**

## A.2 Caractéristique fréquentielle

La figure A.2 montre la réponse fréquentielle du canal, de l'égaliseur et du système (canal+égaliseur). La partie (a) représente la réponse fréquentielle du canal qui présente une zone de très forte atténuation. La réponse fréquentielle de l'égaliseur qui constitue l'inverse de celle du canal est visualisée en (b). La partie (c) représente la réponse fréquentielle du système (canal+égaliseur) qui présente une ondulation à la fréquence normalisée de 0.5 ; là où le canal présente une forte atténuation.



**Figure A.2 Réponse fréquentielle : (a) du canal (b) de l'égaliseur  
(c) du système (canal + égaliseur)**

## B. APPRENTISSAGE DU RESEAU RBF

L'apprentissage des réseaux RBF est composé d'une règle d'apprentissage non supervisée pour l'adaptation des centres et d'une règle d'apprentissage supervisé pour l'adaptation des poids.

### B.1. Apprentissage des centres

L'apprentissage des centres se fait selon les étapes suivantes :

- 1- Présenter un signal  $x_n$  au réseau
- 2- Calculer la distance entre le vecteur d'entrée et les centres  $D_i(n) = \|x(n) - c_i(n)\|$ .
- 3- Déterminer le centre le plus proche du signal d'entrée I de façon que :
- 4-

$$D_I(n) = \min D_i(n)$$

- 5- Mettre à jour les centres  $c_I$  selon l'équation suivante :

$$c_I(n+1) = c_I(n) + \mu(x(n) - c_I(n))$$

- 6- Aller à l'étape 1.

### B.2. Adaptation des poids

L'adaptation des poids est réalisée par la règle de rétropropagation du gradient , elle est utilisée sur la seule couche de sortie :

- 1- Présenter une paire des entrées et de sortie désirée ( $x_n, d_n$ ).
- 2- Calculer l'erreur entre la sortie du réseau et la sortie désirée :  $e_j(n) = d_j(n) - y_j$
- 3- Mise à jour des poids de la couche de sortie selon l'équation :

$$w_{kj}(n+1) = w_{kj}(n) + \alpha e_j(n) \phi_k(\|x - c_k\|)$$

$\alpha$  est une constante petite positive

- 4- Aller à l'étape 1.

# REFERENCES

- 
- 
- [1] **S. Hayin**, *Communication systems*, Wiley New York 1994.
- [2] **M. Boisseau**, *Les communications par satellite*, Paris : Hermès 1991.
- [3] **S. Benedetto and E. Biglieri**, “Nonlinear Equalization of Digital Satellite Channels,” *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. SAC-1, no. 1, pp. 57-62, January. 1983.
- [4] **A. Gutierrez and W. Ryans**, “ Performance of Volterra and MLSD Receivers for Nonlinear Band-Limited Satellite Systems,” *IEEE Transactions on Communications*, Vol. 48, no.7, pp. 1171–1177, July 2000.
- [5] **D.C. Park and T.K J. Jeong**,” Complex-Bilinear Recurrent Neural Network for Equalization of a Digital Satellite Channel,” *IEEE Transactions on neural networks*, vol.13, no. 3, pp.711-725, may 2002.
- [6] **H. Abdulkader, F. Langlet, D. Roviras and F. Castanie**, ” Natural gradient algorithm for neural networks applied to non-linear high power amplifiers,” *International Journal of Adaptive Control and Signal Processing*, vol.16, pp.557-576, 2002.
- [7] **S. Qureshi**, “Adaptive equalization,” *Proceeding of IEEE*, vol. 73, no.9, pp.1349–1387, Sep. 1985.
- [8] **J.G. Proakis**, *Digital Communications*, 3rd Ed, New York: McGraw Hill, 1995.
- [9] **S. Siu, G.J. Gibson, and C.F.N. Cowan**, “ Decision feedback equalisation using neural network structures and performance comparison with standard architecture,” *IEE Proceedings*, Vol.137, Pt. I, No. 4, pp.221-225, August 1990.
- [10] **S. Chen, G.J. Gibson, C.F.N. Cown, and P. Grant**, “Adaptive equalization of finite nonlinear channels using multilayer perceptrons,” *Signal Processing*, vol. 20, pp. 107–119, June 1990.
- [11] **M. Meyer and G. Pfeiffer**,” Multilayer perceptron based decision feedback equalisers for channels with inter symbol interference,” *IEEE Proceedings*, Vol.140, no. 6, pp. 420-424, 1993.
- [12] **J. C. Patra and R.N. Pal**, ” A functional link artificial neural network for adaptive channel equalisation,” *Signal Processing*, vol.43, pp. 181-195, 1995.
- [13] **A. Zerguine, A. Shafi, and M. Bettayeb**, “Multilayer perceptron based DFE with lattice structure,” *IEEE Transaction on Neural Networks*, vol.12, no.3, pp.532–545, May. 2001.
- [14] **I. Santamaria, D. Erdogmus, J.C. Principe**, “Entropy Minimization for Supervised Digital Communications Channel Equalization,” *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol.5, no.5, pp.1184-1192, May.2002.
- [15] **J. Choi, C. Lima and S. Haykin** ” Kalman Filter-Trained Recurrent Neural Equalizers for Time-Varying Channels”, *IEEE Transaction on communications*, vol. 53, n° 3 Mar. 2005.

- 
- 
- [16] **M.Ibnnkahla**, “Application of neural networks to digital communication”, Signal processing 80, pp 1185-1215, 2000.
- [17] **E. D. D. Claudio R. Parisi and G. Orlandi**, “Discriminative learning for neural decision feedback equalizers,” European Symposium on Artificial Neural Networks proceedings, pp. 219–226, April 2000.
- [18] **P.D.Power**, Non linear Multilayer Perceptron channel equalisation, PHD Dissertation, University of Belfast, 2001.
- [19] **K.J.Wang and S.J.chern**, ”Adaptive Bayesian Decision Feedback Equalizer for Radio Channel With high power Amplifier,” Proc.Natl.Sci, Counc. Roc(A).Vol.24, no.1, pp. 61-72, 2000.
- [20] **G. Kechriotis, E. Zervas, and E. S. Manolakos**, “Using recurrent neural networks for adaptive communication channel equalizations,” IEEE Transaction on Neural Network, vol. 5, pp. 267–278, Mar. 1994.
- [21] **S. Chen, C. F. N. Cowan and P. M. Grant**, “Orthogonal least squares learning algorithm for radial basis function networks,” IEEE Transactions on Neural Networks, Vol.2, pp.403-410, March 1991.
- [22] **B.Mulgrew**, “Applying radial basis function networks,” IEEE Signal Processing Magazine, pp. 50–65, Mar. 1996.
- [23] **S. Chen, B. Mulgrew and P. M. Grant**, ” A Clustering Technique for Digital Communications Channel Equalization Using Radial Basis Function Networks,” IEEE Transactions on Neural Networks, vol. 4, no. 4, pp.570-579, July 1993.
- [24] **S. Haykin**, *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*, 2<sup>nd</sup> ed, New York: Macmillan College Publishing, 1998.
- [25] **A.Glavieux et M.joindot**, *Communications numériques Introduction*, Paris: Masson, 1996.
- [26] **N. L. Gallou**, “Modélisation par séries de Volterra dynamique des phénomènes de mémoire non linéaires pour la simulation des systèmes d’amplificateurs de puissance” Thèse de doctorat, Université de Limoge, 2001.
- [27] **M. Schetzen**, *The Volterra and Wiener Theories of nonlinear systems*, New York: Wiley 1980.
- [28] **DD. Falconer**, “Adaptive Equalisation of Channel nonlinearities in QAM Data Transmission, Systems,” Bell System Technical Journal, vol.57, no.7, pp.2589-2611, 1978.
- [29] **E. Biglieri, A. Gersho, R.D.Gitlin and T.L.Lim**, “ Adaptive Cancellation of nonlinear Intersymbol Interference for Voice-Band Data Transmission,” IEEE Journal on Selected Areas in Communication, vol. 2, no.5, pp.765-777, 1984.

- 
- 
- [30] **J. Feng, C.K. Tse, and F.C. M. Lau,**” Reconstruction of chaotic signals with application to channel equalization in chaos-based communication systems,” *International Journal of Communication Systems*, vol. 17, pp. 217–232, 2004.
- [31] **A. A. M .Saleh,**” Frequency-independent and frequency-dependent nonlinear models of TWT amplifiers”, *IEEE Transactions on Communications*, vol.29, no.11, pp. 1715-1720, November 1981.
- [32] **M. Bellanger,** *Traitement numérique du signal*, Paris : Masson, 1994.
- [33] **C.Yen and J.Barry,** ”Adaptive bit error rate equalisation for binary signalling”, *IEEE transactions on Communications*, vol.48, no.7, pp. 1226-1235, July.2000.
- [34] **C.A. Belfiore and J.H.Park,** “Decision feedback equalisation,” *Proceeding IEEE*, vol.67, no.8, pp.1143-1156, Aug.1979.
- [35] **C.Laot,**” Egalisation autodidacte et turbo égalisation. Application aux canaux sélectifs en fréquence,” *Thèse de doctorat, Université de Rennes* 1997.
- [36] **E. Davalo et P. Naim,** *Des réseaux de neurones*, 2<sup>ème</sup> ed, Paris : Eyrolles, 1993.
- [37] **G. Dreyfus,** *Réseaux de neurones : Méthodologie et application*, Paris : Eyrolles, 2002.
- [38] **K. Hornik,** “Multilayer feed forward networks are universal approximators, ” *Neural Networks*, vol.2, pp .359-366. 1989.
- [39] **D. E. Rumelhart and J. L. Mc Clelland.** *Parallel Distributed Processing: Exploration in The Micro Structure of Cognition*, MIT Press, vol.1, pp.318-362, Cambridge, 1986.
- [40] **M.Glavin and E. Jones,**” Equalization of digital subscriber lines under dynamic channel conditions,” *International Journal of Adaptive Control and Signal Processing*, vol.84, pp.583-864, 2004.

## ABSTRACT

We presented the study of non linear channel equalisers, based on Multi Layer Perceptron MLP. We started by presenting the inefficiency of the linear equalisers to deal with non minimum phase channel and the non linear as well. We studied two equalisers based on MLP with and without feedback, namely the DFE-MLP and the MLP respectively. We demonstrated how these equalisers can deal with deferent degrees of channel non linearity, the performances of the two equalisers are also compared and evaluated. The use of the DFE-MLP equaliser results in an improvement in both convergence time and the steady state MSE.

The adaptivity of our equalisers is tested by introducing a variation in the channels considered; the consistency in performances of the DFE-MLP is observed in both linear and non linear channels. The performances of all the equalisers studied are compared, the MLP based equalisers exhibit more improvement than the classical ones, particularly the use of DFE-MLP outperform the MLP in all the scenarios presented. We conclude our work by presenting some further works where this study can lead.

(Multi Layer Perceptron)

(Neural Network)

(Inter Symbol Interference)

( Decision Feedback Equalizer-Multi Layer Perceptron) :

(Multi Layer Perceptron Equalizer)