



**HAL**  
open science

# Pré-distorsion adaptative des non-linéarités HPA dans un système OFDM à l'aide des réseaux de neurones

Rafik Zayani

► **To cite this version:**

Rafik Zayani. Pré-distorsion adaptative des non-linéarités HPA dans un système OFDM à l'aide des réseaux de neurones. Sciences de l'ingénieur [physics]. ENIT, 2009. Français. NNT : . tel-02459961

**HAL Id: tel-02459961**

**<https://hal.science/tel-02459961>**

Submitted on 29 Jan 2020

**HAL** is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

# THÈSE

Présentée en vue de l'obtention du

**DIPLÔME DE DOCTORAT**

Spécialité : Télécommunications

Par :

**Rafik ZAYANI**

Ingénieur en Télécommunications de l'ENIT

Thème

## **Pré-distorsion adaptative des non-linéarités HPA dans un système OFDM à l'aide des réseaux de neurones**

Soutenue le 07 Mars 2009 devant le jury composé de :

<b>M. Taoufik AGUILI</b>	Professeur à l'ENIT, Tunisie	Président
<b>Mme Safya BELGHITH</b>	Professeur à l'ENIT, Tunisie	Rapporteur
<b>M. Raouf KOSAI</b>	Professeur à l'INPG, France	Rapporteur
<b>M. Ammar BOUALLEGUE</b>	Professeur à l'ENIT, Tunisie	Examineur
<b>M. Ridha BOUALLEGUE</b>	Professeur à l'ENIT, Tunisie	Directeur de Thèse
<b>M. Daniel ROVIRAS</b>	Professeur au CNAM, France	Invité

# Remerciements

*Je tiens à remercier chaleureusement Monsieur le Professeur Ridha BOUALLEGUE, mon directeur de thèse. Ses orientations judicieuses et originales, sa disponibilité indéfectible, ses qualités humaines et pédagogiques, font que je lui dois plus que je ne saurais l'exprimer ici.*

*Mes remerciements vont également à Monsieur le Professeur Daniel ROVIRAS pour m'avoir encadré, pour son aide et le temps qu'elle m'a consacré, tout en me faisant profiter de sa culture et de sa rigueur scientifique.*

*J'adresse mes remerciements à M. Raoof KOSAI, Professeur à l'Université Joseph Fourier, et Mme Safya BELGHITH, Professeur à l'Ecole Nationale d'Ingénieurs de Tunis, d'avoir accepté de juger ce travail en qualité de rapporteurs.*

*Je remercie Monsieur Ammar BOUALLEGUE et Monsieur Taoufik AGUILI, Professeurs à l'Ecole Nationale d'Ingénieurs de Tunis, d'avoir accepté être parmi le jury. C'était un grand honneur pour moi.*

*Enfin, mes pensées se tournent vers ma famille qui n'a jamais cessé de me soutenir pendant toute la durée de cette thèse.*

*A mes parents*

*A mon frère et mes sœurs*

*A toute ma famille*

*A ma bien aimée*

# Table des matières

Résumé

Abstract

Liste des figures

Glossaire

Introduction Générale .....1

## Chapitre 1 : Systèmes de radiocommunications numériques et la technique multiporteuse OFDM

1.1 Systèmes de radiocommunications numériques .....8

1.1.1. Evolution des standards de radiocommunications .....8

1.1.2. Description de la chaîne de traitement numérique .....12

1.2 Les modulations multiporteuses OFDM.....13

1.2.1. Principe de l'OFDM .....14

1.2.2. Génération d'un signal OFDM .....14

1.2.3. Avantages et inconvénients de l'OFDM .....17

1.3 Effets de non-linéarités sur un système OFDM.....18

1.3.1. Non-linéarités des amplificateurs .....18

1.3.2. Modélisation des effets de non-linéarités dans les amplificateurs de puissance .....19

1.3.3. Facteur de crête .....22

1.3.4. Conséquences sur un système OFDM .....23

1.4 Techniques de réduction des effets de non-linéarités : État de l'art .....27

1.4.1. Linéarisation par boucle de contre-réaction « feedback » .....29

1.4.2. Linéarisation « Feed-forward » .....30

1.4.3. Linéarisation par pré-distorsion .....31

Conclusion .....34

## Chapitre 2 : Pré-distorsion numérique pour des amplificateurs sans mémoire et stationnaires

2.1. Réseaux de neurones .....37

2.2. Perceptrons Multicouches (PMC) .....39

2.2.1. Neurone artificiel (formel).....39

---

2.2.2.	Fonction d'activation.....	40
2.2.3.	Structure d'interconnexion d'un PMC.....	41
2.2.4.	Apprentissage.....	43
<b>2.3.</b>	<b>Système de pré-distorsion numérique .....</b>	<b>45</b>
2.3.1.	Description.....	45
2.3.2.	Simulation du système OFDM.....	46
2.3.3.	Calcul de la fonction de pré-distorsion .....	48
<b>2.4.</b>	<b>Modélisation de la fonction de pré-distorsion à l'aide d'un PMC .....</b>	<b>49</b>
2.4.1.	Apprentissage et généralisation .....	49
2.4.2.	Architecture .....	50
2.4.3.	Résultats et interprétations .....	51
<b>Conclusion .....</b>		<b>58</b>

**Chapitre 3 : Pré-distorsion adaptative pour des amplificateurs non-stationnaire**

<b>3.1.</b>	<b>Effets de non-stationnarité dans les amplificateurs de puissance .....</b>	<b>62</b>
3.1.1.	Modélisation de l'amplificateur de puissance non-stationnaire et sans mémoire .....	62
3.1.2.	Insuffisance de la pré-distorsion stationnaire.....	64
<b>3.2.</b>	<b>Système de pré-distorsion adaptative en bande de base .....</b>	<b>65</b>
<b>3.3.</b>	<b>Etude comparative des algorithmes d'apprentissage .....</b>	<b>66</b>
3.3.1.	Algorithmes d'apprentissage .....	66
3.3.2.	Résultats de comparaison et interprétations.....	70
<b>3.4.</b>	<b>Performance de la pré-distorsion adaptative.....</b>	<b>73</b>

**Chapitre 4 : Pré-distorsion adaptative pour des amplificateurs avec mémoire**

<b>4.1.</b>	<b>Effets de mémoire dans les amplificateurs de puissance .....</b>	<b>78</b>
4.1.1.	Mise en œuvre des effets de mémoire.....	78
4.1.2.	Modélisation d'un amplificateur de puissance avec effet de mémoire.....	79
<b>4.2.</b>	<b>Pré-distorsion adaptative avec effet de mémoire.....</b>	<b>84</b>
4.2.1.	Description.....	84
4.2.2.	Structures neuronales appliquées .....	85
4.2.3.	Extraction des coefficients des Pré-distorsions (Apprentissage).....	87
<b>4.3.</b>	<b>Comparaison des performances des Pré-distorsions.....</b>	<b>90</b>
<b>4.4.</b>	<b>Comparaison de la complexité des Pré-distorsions .....</b>	<b>94</b>
<b>Conclusion .....</b>		<b>94</b>

<b>Conclusion Générale et perspectives .....</b>		<b>96</b>
--	--	-----------

<b>Bibliographie .....</b>		<b>99</b>
----------------------------	--	-----------

---

## Résumé

Les travaux de recherche menés dans cette thèse de doctorat ont visé l'étude et la mise en œuvre des techniques de linéarisation d'amplificateurs de puissance destinés aux émetteurs radiofréquences à large bande. Dans ce cadre, nous avons proposé des techniques de pré-distorsion adaptative en bande de base en utilisant les réseaux de neurones.

Après avoir montré les conséquences du comportement non linéaire de l'amplificateur sur le spectre et la qualité du signal transmis, les techniques classiques d'amélioration de la linéarité sont présentées. Dans une deuxième partie, les réseaux de neurones sont présentés et en particulier les perceptrons multicouches sans oublier également les techniques d'apprentissage de ces derniers.

Ensuite, nous avons défini les étapes nécessaires pour l'établissement d'une architecture neuronale de pré-distorsion capable d'offrir de très bonnes performances avec une complexité raisonnable pour la compensation des non-linéarités d'un amplificateur considéré stationnaire et sans mémoire, dans le contexte des systèmes de communication OFDM. L'architecture de pré-distorsion choisie a montré de très bonnes performances en terme de réduction du taux d'erreur dans la transmission même avec des IBO assez faibles. Elle a montré également une bonne correction du signal à l'intérieur de sa bande utile et en dehors de celle-ci.

La dégradation des performances de correction suite à la non-stationnarité de l'amplificateur de puissance a été soulignée. Ainsi, une nouvelle architecture de pré-

---

distorsion adaptative a été proposée. Cette architecture a permis d'obtenir de bonnes performances en utilisant l'algorithme de Levenberg-Marquardt qui s'est avéré le plus efficace, par rapport à plusieurs autres algorithmes, en terme de réduction du temps d'adaptation aux changements du comportement de l'amplificateur tout en notant une complexité réduite. Les résultats de simulation obtenus justifient cette hypothèse.

Finalement, une analyse théorique a permis de mettre en évidence les origines de dispersion dans la réponse de l'amplificateur de puissance et a conduit à proposer de nouvelles architectures neuronales de pré-distorsion capables de tenir compte des effets de mémoire.

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

**Mots clés :** Radiocommunications, OFDM, Amplificateur de puissance, Pré-distorsion numérique, Réseaux de neurones, effets de mémoire.

---



## **Abstract**

The aim of the research accomplished in this thesis is to introduce linearization techniques applied to power amplifier for broadband radio-communications. In this context, we put forward base-band adaptive pre-distortion techniques using neural networks.

After showing the non-linear behavior of power amplifier on both the spectrum and the transmitted signal quality, the classic techniques of linearity improvement are introduced. In the second section, neural networks are presented in particular the multilayer perceptrons as well as their learning techniques.

Next, we defined the necessary steps for the establishment of a neural pre-distortion architecture able to offer very good performances within a reasonable complexity for the non-linearity's compensation of stationary and memoryless power amplifier, in the context of OFDM systems. The pre-distortion architecture chosen proved good performances in terms of the error rate reducing even with relatively low values of IBO. It equally proved a good correction of the transmitted signal quality in both inside and outside his band.

The performance degradation correction following the non-stationary behavior of power amplifier has been stressed. Hence, a new architecture of adaptive pre-distortion has been proposed which allowed to obtain good performances using

---

Levenberg-Marquard algorithm that proved to be the most efficient compared to several other algorithms, in terms of reducing time to adapt to power amplifier behavior changes while noting a reduced complexity. The obtained simulation results justify this hypothesis.

Finally, a theoretical analysis allowed to highlight the dispersion origins in the power amplifier response and led to the emergence of new neural architecture of pre-distortion able to take into account memory effects.

This survey concludes with some perspectives for research able to extend the work done during this thesis.

**Keywords** : Radiocommunications, OFDM, Power Amplifier, Pre-distortion, Neural Network, Memory effects.

---

# Liste des Figures

Figure 1.1 : Architecture générale d'un système de transmission numérique .....	12
Figure 1.2 : Principe général d'un modulateur OFDM .....	14
Figure 1.3 : Réalisation d'un émetteur OFDM avec une IFFT .....	16
Figure 1.4 : DSP normalisée d'un signal OFDM.....	16
Figure 1.5 : Réalisation d'un récepteur OFDM avec une FFT .....	17
Figure 1.6 : Distorsions non-linéaires AM/AM et AM/PM .....	19
Figure 1.7 : Taux d'erreur symbole en fonction du rapport signal sur bruit, BBAG, TWTA .....	24
Figure 1.8 : Constellations 16-QAM (a) avant et (b) après amplification non-linéaire, IBO=7dB .....	25
Figure 1.9 : Spectres d'un signal OFDM avant et après amplification.....	26
Figure 1.10 : Linéarisation de la fonction de transfert en puissance des amplificateurs .....	29
Figure 1.11 : Principe de la méthode « feedback » .....	29
Figure 1.12 : Linéarisation Feed-forward .....	30
Figure 1.13 : Principe de la pré-distorsion .....	31
Figure 2.1 : Un neurone.....	39
Figure 2.2 : Fonctions d'activation .....	41
Figure 2.3 : Un réseau de neurones PMC .....	42
Figure 2.4 : Modèle équivalent d'un système de pré-distorsion en bande de base .....	45
Figure 2.5 : Caractéristique : (a) AM/AM (b) AM/PM.....	47
Figure 2.6 : (a) Apprentissage (b) Généralisation .....	50
Figure 2.7 : Taux d'erreur symbole d'un système OFDM avec différents pré-distordeurs .....	52
Figure 2.8 : Courbe d'apprentissage du PD(2,9,2) .....	53
Figure 2.9 : Architecture de la pré-distorsion neuronale choisie.....	54
Figure 2.10 : Caractéristique AM/AM de la cascade (pré-distordeur+HPA) .....	55
Figure 2.11 : Performances du PD(2,9,2) en fonction du recul (IBO) .....	55
Figure 2.12 : Spectres d'un signal OFDM amplifié avec et sans pré-distorsion.....	57
Figure 2.13 : Constellation 16-QAM d'un signal OFDM reçu, 64 porteuses, SNR=15dB, IBO=7dB ...	57

Figure 3.1 : Variation de la caractéristique AM/AM.....	63
Figure 3.2 : Variation de la caractéristique AM/PM .....	63
Figure 3.3 : Performances de PD pour un système OFDM, avec TWTA non-stationnaire .....	64
Figure 3.4 : PD adaptative.....	65
Figure 3.5 : Evolution de la MSE de différents algorithmes en fonction de nombre d'itération.....	71
Figure 3.6 : Puissance de calcul nécessaire en fonction de MSE.....	73
Figure 3.7 : Evolution de l'erreur quadratique moyenne de différents algorithmes dans le temps .....	74
Figure 3.8 : Performances des pré-distorsions, système OFDM à 64 porteuses, modulation 16-QAM, TWTA non-stationnaire, IBO = 7 dB, SNR = 12dB. ....	76
Figure 4.1 : Modèle de Wiener d'un amplificateur de puissance avec effet de mémoire .....	82
Figure 4.2 : Schéma bloc du modèle de Hammerstein-Parallèle .....	83
Figure 4.3 : Conversion AM/AM .....	85
Figure 4.4 : Conversion AM/PM.....	85
Figure 4.5 : Réseau de neurones avec une ligne de retard totalement connecté (Full-Connected NN) .	86
Figure 4.6 : la cascade de deux réseaux de neurones ( LN + NLN) .....	87
Figure 4.7 : Courbe d'apprentissage de la structure FCNN .....	88
Figure 4.8 : Courbes d'apprentissage : (a) structure LN (b) structure NLN.....	89
Figure 4.9 : Comparaison de performances de PD avec mémoire, OFDM avec 64 porteuses.....	90
Figure 4.10 : Constellation du signal reçu, avec IBO=7dB et SNR=20dB.....	91
Figure 4.11 : Caractéristique AM/AM du HPA et la cascade PD+HPA .....	93
Figure 4.12 : Réponses fréquentielles de l'amplificateur et du pré-distorreur .....	93

---

# Glossaire

ACI	(Adjacent Channel Interference) : Interférence dans les canaux adjacents.
ADC	(Analog to Digital Converter) : Convertisseur numérique-analogique.
ADSL	(Asymmetric Digital Subscriber Line) : Système de communication haut débit asymétrique sur liaison filaire téléphonique, employée principalement pour les connexions de particuliers et d'entreprises à Internet.
AM/AM	(Amplitude Modulation/Amplitude Modulation) : Non linéarité d'amplitude
AM/PM	(Amplitude Modulation/Phase Modulation) : Non linéarité de phase
AMRT	(Accès Multiple à Répartition dans le Temps) : Méthode d'accès aux satellites, où les utilisateurs émettent sur le même canal chacun à son tour, les uns après les autres.
AWGN	(Additif White Gaussian Noise) : voir BBAG.
BBAG	(Bruit Blanc Additif Gaussien) : Modèle de canal dans lequel le bruit est modélisé par une variable aléatoire gaussienne et ajouté au signal transmis.
BFGS	(Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno) : Méthode dérivée de la descente de gradient permettant de résoudre un problème d'optimisation non-linéaire.
BP	Back-Propagation
CF	(Crest Factor) : Facteur de crête. Racine carrée du PAPR.
CG	Conjugate Gradient
CSMA	Carrier Sense Multiple Access
DAB	(Digital Audio Broadcasting) : La diffusion Audio Numérique est un système de radiodiffusion numérique standardisé.
DAC	(Digital to Analog Converter) : Convertisseur analogique-numérique.
DSP	(Densité Spectrale de Puissance) : Courbe représentant le spectre d'un signal.
DVB	(Digital Video Broadcasting) : La diffusion vidéo numérique est une norme de télévision numérique.
GD	Gradient Descent
GDm	Gradient Descent with momentum

---

---

HPA	(High Power Amplifier) : Amplificateur à fort gain de puissance.
IBO	(Input Back Off) : Recul d'un amplificateur. Rapport entre la puissance de saturation ramenée à l'entrée et la puissance moyenne du signal en entrée.
IEEE	(Institute of Electrical and Electronics Engineers) : est une organisation qui compte un grand nombre de membres, et possède différentes branches dans plusieurs parties du monde.
IFFT	(Inverse Fast Fourier Transform) : Transformée de Fourier rapide inverse
ISI	(InterSymbol Interference) : Interférence entre symboles.
LM	Levenberg-Marquard
LMS	(Least Mean Square) : Un algorithme basé sur la descente en gradient.
LUT	(Look-Up Table) : Tables de correspondances
MATLAB	(MATrix LABoratory) : Open-Source écrit par l'entreprise "Matworks" permettant l'exécution de tâches nécessitant une grande puissance de calcul.
MIMO	(Multi Input Multi Output) : "Entrées multiples, Sorties multiples" est une technologie utilisée pour les réseaux sans fil.
MLP	(MultiLayer Perceptron) : voir PMC.
M-MAQ	(Modulation d'Amplitude en Quadrature) : Codage binaire à symbole complexe dans lequel l'information est codé à la fois dans la partie réelle et la partie imaginaire du symbole.
MSE	(Mean Squared Error) : Erreur Quadratique Moyenne
NN	(Neural Network) : Réseaux de Neurones
OFDM	(Orthogonal Frequency Division Multiplexing) : Modulation multiporteuses utilisant une base orthogonale de sous-porteuses.
PAPR	(Peak to Average Power Ratio) : Rapport entre la puissance maximale et la puissance moyenne d'un signal temporel.
PD	(Pre-Distortion) : Pré-distorsion
PMC	(Perceptron MultiCouche) : Famille de réseaux de neurones, dont chaque neurone effectue un produit scalaire entre son vecteur d'entrée et son vecteur poids.
PS	(Parallel to Serial) : Parallèle-Série.
PTS	(Partial Transmit Sequences) : Méthode de réduction du facteur de crête qui consiste à séparer le symbole OFDM en plusieurs blocs et à appliquer une rotation différente sur chaque bloc.
RIF	(Réponse Impulsionnelle Finie) : est un filtre numérique qui est caractérisé par une réponse basée que sur les valeurs du signal d'entrée.
RLS	(Recursive Least Squares) : Algorithme des moindres carrés récursif.
RSB	(Rapport Signal sur Bruit) : Voir SNR.

---

SER	(Symbol Error Rate) : voir TES.
SLM	(Selected Mapping) : l'affectation sélective.
SNR	(Signal to Noise Ratio) : Puissance du signal utile divisé par la puissance du bruit.
SP	(Serial to Parallel) : Série-Parallèle.
SSPA	(Solid State Power Amplifier) : Modèle non linéaire d'amplificateur à semi-conducteurs.
TES	(Taux d'Erreur Symbole) : Évaluation de la qualité d'une transmission numérique. Nombre de symboles d'information erronés divisé par le nombre de symboles transmis.
TOP	(Tube à Ondes Progressives) : Voir TWT.
TWT	(Travelling Wave Tube) : Tube à ondes progressive. Modèle d'amplificateur non linéaire.
UMTS	(Universal Mobile Telecommunications System) : Une des technologies de téléphonie mobile de troisième génération (3G) européenne.
WiFi	(Wireless Fidelity) : Réseau local de type Ethernet à accès sans fil.
WiMAX	(Worldwide Interoperability for Microwave Access) : Un standard de réseau sans fil métropolitain.
WMAN	(Wireless Metropolitan Area Network) : Réseau métropolitain sans fil.
WPAN	(Wireless Personal Area Network) : Réseau personnel sans fil.

---

# Liste des Publications

## Revue internationale

**Adaptive Pre-distortions based on Neural Networks associated with Levenberg-Marquardt algorithm for Satellite Down Links**

**R. ZAYANI, R. BOUALLEGUE and D. ROVIRAS**

EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking

Volume 2008 (2008), Article ID 132729, 15 pages

doi:10.1155/2008/132729

**Pre-Distortion for the compensation of HPA nonlinearity with neural networks: Application to satellite communications**

**R. ZAYANI and R. BOUALLEGUE**

IJCNS International Journal of Computer Science and Network Security, Vol. 7 No.3

March 2007

## Conférences internationales

**Levenberg-Marquardt learning Neural Network for Adaptive Pre-distortion for time-varying HPA with memory in OFDM systems**

**R. ZAYANI, R. BOUALLEGUE and D. ROVIRAS**

EUSIPCO 2008, 16<sup>th</sup> European Signal Processing Conference

August 25-29, 2008, Lausanne, Switzerland

**An Adaptive Neural Network Pre-distorter for non stationary HPA in OFDM systems**

**R. ZAYANI, R. BOUALLEGUE and D. ROVIRAS**

EUSIPCO 2007, 15<sup>th</sup> European Signal Processing Conference

September 3-7, 2007, Poznan, Poland.

---



**A Neural Network Pre-Distorter for the Compensation of HPA Nonlinearity: Application to Satellite Communications**

**R. ZAYANI** and R. BOUALLEGUE

IEEE CCNC 2007, IEEE Consumer Communications and Networking Conference  
January 11-13, 2007, Las Vegas, Nevada, USA.

**A Novel Analog Pre-distorter of TWTA non-linearity in high power satellite transmitters**

**R. ZAYANI** and R. BOUALLEGUE

IEEE WASA2006, International Conference on Wireless Algorithms, Systems and Applications  
August 15-18, 2006, XI'AN, CHINA.

**Compensation of the OFDM non-linear distortions by the inverse model method**

**R. ZAYANI**, R. GUEDRIA and R. BOUALLEGUE

IEEE ICACT 2006, 8<sup>th</sup> International Conference on Advanced Communication Technology  
February 20-22, 2006, Phoenix Park, Gangwon Do, Korea.

**Simulateur des non-linéarités HPA sur un système OFDM**

**R. ZAYANI**, S. ZID et R. BOUALLEGUE

OHD 2005, 18<sup>e</sup> Colloque International « Optique Hertzienne et Diélectriques »,  
September 6-8, 2005, Hammamet, Tunisie.

---

## Introduction Générale

Le développement des systèmes de télécommunications modernes (téléphonie mobile, télévision numérique, réseau local sans fil, etc), tournés résolument vers des applications civiles grand public, a été poussé par des demandes importantes en services multimédias. En effet, les utilisateurs souhaitent de plus en plus accéder à de gros volumes d'informations en peu de temps, avec une grande souplesse et aussi une grande mobilité. Ainsi, nous avons connu un déploiement de la communication numérique nécessitant la transmission de ce type de données (fichiers, musiques, photos, vidéos, jeux en réseaux, etc), impliquant des débits de communication élevés atteints grâce à l'utilisation de schémas de modulation de haute capacité, par exemple le multiplexage fréquentiel orthogonal OFDM (Orthogonal Frequency Division Multiplexing).

La technique de modulation OFDM est robuste contre la sélectivité en fréquence et au bruit impulsif du canal de propagation [Li06]. En effet, elle a été retenue pour plusieurs applications, telles que les réseaux locaux sans fil à haut débit (HIPERLAN2 ou IEEE 802.11a/g) [Roshan04], la diffusion radio numérique (DAB), la diffusion de télévision numérique terrestre (DVB-T) [Vivier01] et vers les mobiles (DVB-H), l'ADSL, le WiMAX (IEEE 802.16) et les futures générations de systèmes de communication satellitaires [Stall05]. L'OFDM possède en plus une grande efficacité spectrale et semble être la plus adaptée à la demande en termes de débit.

Cependant, le principal inconvénient lié aux modulations multiporteuses concerne le fort facteur de crête (PAPR<sup>1</sup>) du signal modulé, défini comme le rapport entre la puissance maximale et la puissance moyenne de ce signal. Le PAPR caractérise les fluctuations du signal qui peuvent être relativement importantes. Cet aspect devient fatal quand il s'agit d'amplifier le signal temporel. En effet, l'amplificateur de puissance, dernier élément de la chaîne d'émission avant l'antenne, est généralement non-linéaire. Il doit être conçu pour fonctionner près de sa région de saturation afin d'optimiser le rendement du système en puissance plus élevée. Le comportement non-linéaire de l'amplificateur génère des distorsions de phase et d'amplitude sur le signal émis. Ces distorsions engendrent des remontées spectrales en dehors de la bande du signal utile et déforment les constellations des signaux modulés, générant ainsi des erreurs de transmission. Par conséquent, pour répondre à l'exigence de linéarité en faisant fonctionner l'amplificateur de puissance dans sa région non-linéaire, il est indispensable de compenser toutes les distorsions ainsi que leurs effets.

Durant la dernière décennie, plusieurs travaux de recherche ont été proposés pour réduire ces effets de non-linéarités, en diminuant le facteur de crête (PAPR) du signal temporel, afin de se rapprocher de la zone de saturation de l'amplificateur sans trop saturer le signal à la sortie. L'utilisation de techniques de réduction du facteur de crête permet la modification de la représentation du signal modulé à une autre ayant un PAPR plus faible. Récemment, plusieurs catégories de ces techniques ont été proposées, à savoir la méthode TR (Tone Réserve), TI (Tone Injection), ACE (Active Constellation Extension), les séquences de transmission partielle PTS (Partial Transmit Sequence) et l'affectation sélective SLM (Selected Mapping).

Néanmoins, en plus de la technique de réduction du PAPR, la linéarisation du HPA est indispensable afin d'opérer l'amplificateur avec des reculs plus réduits. Les techniques de linéarisation, telles que la rétroaction, l'approche feed-forward, la post-

---

<sup>1</sup> Peak to Average Power Ratio

distorsion et la pré-distorsion, peuvent être classifiées en deux catégories soient analogiques soient numériques dont leur objectif est d'étendre la zone linéaire de l'amplificateur. Parmi les diverses techniques de linéarisation, la pré-distorsion numérique est la plus prometteuse et la plus rentable en offrant de très bonne performances [Zayani07]. En effet, elle profite de la précision et la flexibilité des circuits numériques pour garantir une bonne performance pour différents types d'amplificateurs de puissance.

De ce fait, dans cette thèse nous nous intéressons à cette dernière approche dont l'avantage réside dans l'utilisation d'un seul module pour pré-compenser les différentes distorsions dues à l'amplificateur en question tout en optimisant sa puissance de sortie.

Récemment, plusieurs méthodes de pré-distorsion ont été proposées, tels que les séries de Voltera [Li06], les fonctions rationnelles [Zhu02], les fonctions polynomiales [Besbes01] et les systèmes de Wiener-Hammerstein [Ding02][Wang04]. Toutefois, divers algorithmes ont été associés à ces techniques, à savoir Volterra LMS et Volterra RLS [Hoh07]. En conséquence, des formulations et des calculs mathématiques lourds sont indispensables à ces algorithmes adaptatifs qui les rendent impraticables dans un système temps réel.

D'autres structures de pré-distorsion utilisent la technique des tables de consultation LUT (Look-Up Table). Cette table permet de multiplier le signal à l'entrée de l'amplificateur avec des coefficients dépendant de l'amplitude et de la phase du signal courant [Jardin07]. Cette technique est moins complexe que celles présentées ci-dessus mais elle n'est pas capable de compenser les effets mémoire dus au HPA au vu de son comportement sans mémoire.

D'autre part, il a été montré que les réseaux de neurones sont capables d'apporter des solutions à des problèmes complexes en communications numériques [Ibn00][Rahm05] grâce à leur traitement non linéaire, leur architecture parallèlement distribuée, leur

auto-organisation, leur capacité d'apprentissage et de généralisation et aussi leur implémentation efficace. Ainsi, ils peuvent faire partie des techniques de pré-distorsion.

Les travaux présentés dans ce mémoire ont ainsi pour objectif l'étude de plusieurs architectures neuronales afin de proposer des techniques de pré-distorsion originales et optimisées pour la compensation des distorsions causées par l'amplificateur HPA dans le contexte des communications multiporteuses.

Pour un amplificateur considéré stationnaire et sans mémoire, les distorsions peuvent être caractérisées par les conversions AM/AM et AM/PM qui donnent respectivement la puissance et la phase du signal de sortie en fonction de la puissance du signal d'entrée. Ainsi, une structure neuronale stationnaire et sans mémoire pour compenser ces dernières non-linéarités sera étudiée en vue de proposer une technique originale.

Cependant, les HPAs ne peuvent plus être considérés comme stationnaires dans un système réel. En fait, les amplificateurs fonctionnant dans des conditions sévères peuvent subir des changements lents mais cruciaux de leurs caractéristiques non-linéaires (AM/AM et AM/PM). De ce fait, une pré-distorsion adaptative sera indispensable afin de linéariser l'amplificateur de puissance de telle sorte que cette pré-distorsion soit capable de suivre les changements des caractéristiques de l'amplificateur en question. Ces changements sont en fait dus à plusieurs facteurs physiques et techniques, tels que la température, l'âge des composants, le niveau de la puissance et les changements en fréquence.

Dans le cadre de ce travail, nous allons proposer une architecture de pré-distorsion adaptative basée sur la structure neuronale proposée dans le cas stationnaire. Cette pré-distorsion se base sur un algorithme permettant le calcul itératif des fonctions de transfert inverses à celles de l'amplificateur. Le point crucial est ainsi de trouver l'algorithme le plus adéquat à ce type de problème (approximation de fonctions), à

cette architecture neuronale et à ce type de données, en termes de performance et de complexité. En conséquence, nous allons étudier plusieurs algorithmes relatifs à l'apprentissage des réseaux de neurones et allons établir une comparaison de ces algorithmes en termes de vitesse de convergence, de performance et de complexité.

Lorsqu'il s'agit d'un signal à porteuses multiples, vu que la bande du signal augmente, l'influence de la réponse fréquentielle du HPA est plus prononcée. Un effet de dispersion appelé effet de mémoire apparaît dans la réponse en puissance de l'amplificateur. Par conséquent, la qualité de la correction de la pré-distorsion sans effet de mémoire se dégrade. Dans le cadre de ce travail, nous allons aussi proposer une architecture, basée sur les réseaux de neurones avec mémoire, donnant de bonnes performances tout en garantissant une faible complexité.

Ce mémoire s'articule autour de quatre chapitres :

Dans le premier chapitre, nous dériverons d'abord le cadre du développement des systèmes de radiocommunications. Ensuite, nous présenterons le principe des modulations multiporteuses OFDM, sur lesquelles porte ce travail, ainsi que la chaîne globale générant le signal OFDM bande de base. Le problème du facteur de crête de celui-ci sera évoqué, ainsi que ses conséquences dans une chaîne présentant des non-linéarités. Enfin, nous présenterons une étude sur les méthodes déjà proposées pour réduire les effets de non-linéarités dans un système OFDM. À travers cette étude, nous allons justifier notre choix de l'approche à étudier dans cette Thèse.

Le deuxième chapitre comportera une introduction aux réseaux de neurones, et en particulier aux perceptrons multicouches qui sont les modèles employés dans cette Thèse afin d'achever la fonction de pré-distorsion pour les amplificateurs de puissance (HPA) dans le contexte d'un système OFDM. Une étude théorique de l'expression de la fonction que devra réaliser le réseau de neurones sera établie. Nous présenterons aussi les différentes étapes pour déterminer une structure de pré-distorsion neuronale

optimale, en termes de performance et complexité, garantissant une bonne qualité de correction pour un amplificateur considéré stationnaire et sans mémoire.

Dans le troisième chapitre, la non-stationnarité des amplificateurs sera évoquée. Nous proposerons ainsi une nouvelle architecture de pré-distorsion adaptative capable de suivre les changements dans le temps des caractéristiques de l'amplificateur non-stationnaire. Cette adaptation se base sur un algorithme adaptatif permettant le calcul itératif des coefficients du réseau de neurones pour chaque échantillon du signal OFDM. Les résultats de l'étude comparative des principaux algorithmes d'apprentissage seront ainsi présentés. Nous illustrerons également les résultats de mesures de performances relatifs à la pré-distorsion adaptative proposée pour un système OFDM temps réel.

Le quatrième et dernier chapitre sera consacré à la pré-distorsion du signal OFDM pour les amplificateurs de puissance avec mémoire. Le réseau de neurones est ainsi modifié afin qu'il soit capable de compenser non seulement les distorsions non-linéaires dues à l'amplificateur mais aussi ses effets mémoire. A ce propos, deux structures neuronales seront comparées selon leurs performances en compensation des erreurs et également selon leur complexité.

Nous clôturons ce mémoire par une conclusion générale et quelques perspectives.

# Chapitre 1

## Systemes de radiocommunications numériques et la technique multiporteuse OFDM

### Sommaire

---

<b>1.1</b>	<b>Systemes de radiocommunications numériques .....</b>	<b>8</b>
1.1.1.	Evolution des standards de radiocommunications.....	8
1.1.2.	Description de la chaîne de traitement numérique.....	12
<b>1.2</b>	<b>Les modulations multiporteuses OFDM.....</b>	<b>13</b>
1.2.1.	Principe de l'OFDM.....	14
1.2.2.	Génération d'un signal OFDM.....	14
1.2.3.	Avantages et inconvénients de l'OFDM.....	17
<b>1.3</b>	<b>Effets de non-linéarités sur un système OFDM.....</b>	<b>18</b>
1.3.1.	Non-linéarités des amplificateurs.....	18
1.3.2.	Modélisation des effets de non-linéarités dans les amplificateurs de puissance .	19
1.3.4.	Conséquences sur un système OFDM.....	23
<b>1.4</b>	<b>Techniques de réduction des effets de non-linéarités : État de l'art .....</b>	<b>27</b>
1.4.1.	Linéarisation par boucle de contre-réaction « feedback ».....	29
1.4.2.	Linéarisation « Feed-forward ».....	30
1.4.3.	Linéarisation par pré-distorsion.....	31
	<b>Conclusion.....</b>	<b>34</b>

---

Ce chapitre situe le contexte de notre étude. Nous y dériverons brièvement, en première section, le cadre du développement des systèmes de radiocommunications



avancés, l'évolution des normes de radiocommunications et les différents éléments constituant un système de radiocommunications. Dans la deuxième section nous illustrerons les principes de la technique des modulations multiporteuses ainsi que la chaîne de transmission, globale générant un signal OFDM, qui servira tout au long de cette Thèse. Cependant, cette technique est particulièrement sensible aux non linéarités inhérentes aux amplificateurs de puissance utilisés en pratique. Nous présenterons ainsi, dans la troisième section, les effets de ces derniers sur les performances d'un tel système OFDM. De nombreuses méthodes sont élaborées pour réduire les effets des non-linéarités et pour limiter les erreurs qu'elles engendrent dans une transmission. Ces méthodes feront l'objet de la dernière section de ce chapitre.

## **1.1 Systèmes de radiocommunications numériques**

La croissance brillante du marché des systèmes de communications sans fil, ces dernières années, illustre le besoin progressif de transferts d'informations en tout lieu et à tout instant. En fait, si en 1990, le nombre des usagers était approximativement de onze millions [Stall05], il était estimé en 2004 à un milliard et il est approximé aujourd'hui à plusieurs milliards. En contre partie, le nombre d'usagers des systèmes de communications filaires a stagné à partir de 2004 à 840 millions [Mass05].

### **1.1.1. Evolution des standards de radiocommunications**

L'histoire des systèmes de communications sans fil remonte du XIX<sup>ème</sup> lorsque Guglielmo Marconi a inventé le télégraphe sans fil en 1896 [Stall05]. Deux ans plus tard, le 5 novembre 1898, Eugène Ducretet a établi la première communication radio à longue distance, sur 4 Km, entre la Tour Eiffel et le Panthéon [Geron06]. En 1901, Marconi envoie des signaux télégraphiques par-delà l'océan Atlantique en couvrant une distance 3 200 Km [Stall05]. Grâce à Lee de Forest en 1908, ces ondes radio peuvent transporter la voix et la musique. En 1924, John Loggie Baird transmet des images d'objets en mouvement et il permet ensuite à un visage humain de s'afficher pour la première fois sur un écran de télévision via les ondes radio [Stall05].

Durant le dernier siècle, les progrès accomplis en matière de technologies sans fil ont témoigné la migration progressive des technologies vers des fréquences plus élevées et en donnant naissance à la radio, à la télévision, au téléphone mobile, au satellite de télécommunication, etc. Il est aujourd'hui possible d'envoyer tout type d'information dans pratiquement n'importe quel endroit du monde. Cette transmission se base plus particulièrement sur les communications par satellite, la technologie cellulaire et les réseaux locaux sans fil.

Les premiers satellites de communication ont été lancés dans les années 1960 et ne pouvaient à l'époque gérer que 240 circuits voix [Vivier01]. Ils sont désignés par le terme transpondeur du fait qu'ils reçoivent un signal montant et le convertissent à un autre descendant. Aujourd'hui, ils assurent le transport d'un tiers de trafic international de la voix et la quasi-totalité de celui des signaux de télévision. Récemment, des satellites modernes, ayant la possibilité de traitement du signal bande de base à bord, ont été déployés pour offrir des services de données tels que l'accès à l'internet [Rafik08].

La téléphonie cellulaire ou mobile représente l'équivalent moderne de la télégraphie sans fil de Marconi en permettant l'établissement d'une communication bidirectionnelle entre deux parties. Le passage de la première à la deuxième génération de systèmes mobiles consistait à l'adoption d'une nouvelle interface radio et marquait le passage de l'analogique au traitement numérique [Mass05]. Ils permettent de transmettre la voix ainsi que des données numériques de faible volume, par exemple des messages textes (SMS, pour Short Message Service). Ainsi les systèmes de communications mobiles actuels sont capables de transporter beaucoup plus de trafic tout en offrant une qualité de réception et une sécurité accrues. En outre, ils apportent de nouvelles fonctionnalités : l'échange de données multimédias, connexion à l'internet en utilisant des plages de fréquences qui permettent des débits plus élevés.

Parallèlement à l'essor des réseaux de mobiles, on assiste à la montée en puissance du WiFi [Vivier01], comme Ethernet dont il s'est inspiré, pour mettre en œuvre des réseaux locaux, mais, bien étendu, en s'affranchissant des fils grâce aux ondes électromagnétiques. On parle donc de Wireless LAN (WLAN). Les réseaux sans-fil ont évolué vers des réseaux personnels sans fil (noté WPAN pour Wireless Personal Area Network) et vers des réseaux métropolitains sans fil (WMAN pour Wireless Metropolitan Area Network).

Les WPAN concerne les réseaux sans fil d'une faible portée, ils servent généralement à relier des périphériques (imprimante, téléphone portable, appareils domestiques, ...) ou un assistant personnel (PDA) à un ordinateur sans liaison filaire ou bien à permettre la liaison sans fil entre deux machines très peu distantes. La principale technologie WPAN est la technologie Bluetooth, lancée par Ericsson en 1994, proposant un débit théorique de 1 Mbit/s pour une portée maximale d'une trentaine de mètres.

Les WMAN sont basés sur la norme IEEE 802.16 offrant un débit utile de 1 à 30 Mbit/s pour une portée de 4 à 10 kilomètres, ce qui destine principalement cette technologie aux opérateurs de télécommunication. La norme de réseau métropolitain sans fil la plus connue est le WiMAX. Ainsi, les performances atteintes par ces réseaux locaux font des solutions complémentaires aux systèmes cellulaires pour des applications nécessitant de hauts débits.

Il existe plusieurs variantes du WiFi [Stall05]. Le tableau (1.1) illustre cette diversité en résumant les caractéristiques principales qui définissent différents standards. Le 802.11b et le 802.11g sont compatibles entre eux et fonctionnent tous deux avec les ondes radio d'une fréquence de 2,4GHz. Le 802.11b atteint un débit de 11 Mb/s et le 802.11g monte à 54Mb/s. le 802.11a n'est pas compatible avec le 802.11b et le 802.11g, car il fonctionne avec les ondes radio d'une fréquence de 5 GHz. Le 802.16e permet d'atteindre un débit de 30 Mb/s et est capable de fonctionner à 2.5 GHz

(USA) ou à 3.5 GHz (Ailleurs). Le 802.11n devrait être capable de fonctionner à 2.4 GHz ou à 5 GHz et être compatible avec le 802.11b/g et le 802.11a.

<b>Normes</b>	<b>Hiperlan/2 IEEE 802.11a</b>	<b>IEEE 802.11b</b>	<b>IEEE 802.11g WiFi</b>	<b>IEEE 802.15 Bluetooth</b>	<b>IEEE 802.16e WiMAX</b>	<b>IEEE 802.11n</b>
<b>Fréquence porteuse (GHz)</b>	5.2	2.4	2.45	2.4	2.5 USA 3.5 ailleurs	2.4 ou 5
<b>Débit maximal (Mbit/s)</b>	54	11	54	1	30	540
<b>Modulation radio</b>	OFDM	Étalement par séquence direct	OFDM	Étalement par saut de fréquence	OFDM	MIMO-OFDM
<b>Méthode d'accès</b>	AMRT	CSMA-CA	CSMA-CA	CSMA-CA	OFDMA	CSMA-CA
<b>Date de normalisation</b>	1999	1999	2003	2002	2006	2007

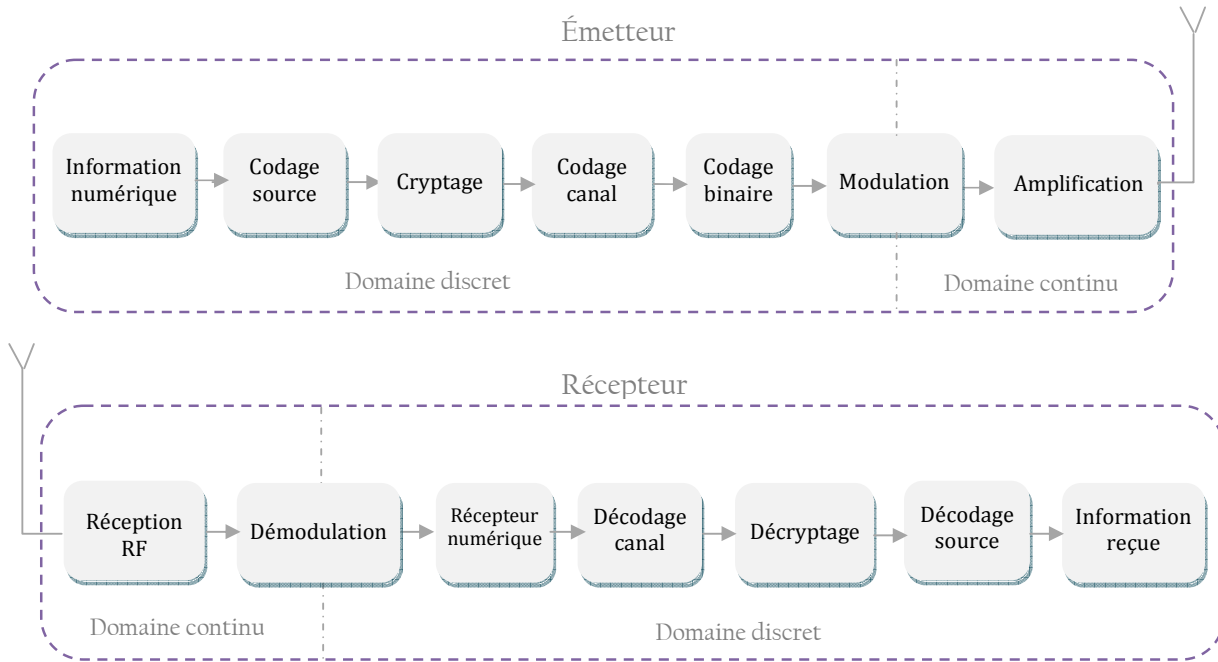
Tableau 1.1 : Caractéristiques de différents standards de réseaux locaux de radiocommunications

La quatrième génération des réseaux de mobiles et sans fil se donne pour ambition de mettre en commun la grande variété de solutions mobiles et de les proposer sous une forme unifiée, dans un équipement terminal unique. La cinquième génération souhaite aller encore plus loin dans la même direction par une unification des interfaces radio, des techniques d'accès et des services. De plus, ces systèmes doivent répondre aux contraintes de mobilité et de débit. Ainsi, leur développement implique la contrainte d'optimisation des ressources spectrales. La technique de modulation multiporteuses (OFDM) est une technologie prometteuse pour assurer une transmission haut débit dans un environnement de propagation mobile. Elle apparaît comme une technique de plus en plus utilisée dans les nouveaux systèmes terrestres (WiFi, WiMax, 4G), la diffusion de Télévision et Radio (DVB-T, DVB-H, DAB) et que pour cette raison, cette technique sera présentée plus en détail dans ce chapitre.

**1.1.2. Description de la chaîne de traitement numérique**

Les systèmes de radiocommunications numériques ont pour rôle la transmission à distance, au travers d'un canal, des informations d'un émetteur à un ou plusieurs récepteurs d'une manière aussi fiable que possible à un coût réduit. Le canal, support physique propageant les signaux, possède un certain nombre de caractéristiques et de contraintes devant être prises en compte par le système de transmission. Ainsi, pour transmettre le message numérique, en tant que suite d'éléments binaires, l'émetteur a pour fonction d'associer à cette dernière une grandeur physique en veillant à adapter celle-ci au milieu de transmission. Le récepteur réalise l'opération inverse en reconstituant le message émis par la source à partir du signal reçu.

Les systèmes de radio communications avancés sont construits selon l'architecture illustrée à la figure 1.1, même si l'enchaînement de certaines opérations peut varier d'un système à un autre.



**Figure 1.1 : Architecture générale d'un système de transmission numérique**

La plupart des systèmes de radiocommunications possèdent différentes fonctionnalités communes, telles que le codage source, le cryptage, le codage canal, le codage binaire

à symbole et la modulation ainsi que leurs fonctions duales associées au niveau du récepteur. Ces dernières ne sont pas abordées dans ce document, mais le lecteur intéressé peut se référer à [Vivier01].

Les systèmes de radiocommunications sont dimensionnés afin de combattre au maximum les dégradations induites par le canal de propagation et de satisfaire les besoins en terme de débit avec une grande souplesse et une grande mobilité. La satisfaction de ces contraintes implique l'utilisation de schémas de modulation de haute capacité, à savoir le multiplexage fréquentiel orthogonal OFDM qui sera décrit dans la section suivante.

## 1.2 Les modulations multiporteuses OFDM

Les modulations mono-porteuse ne permettent pas de répondre d'une manière optimale aux besoins des systèmes de radiocommunications avancés (demandes croissantes de services multimédias, mobilité des terminaux et l'encombrement de la ressource spectrale), en raison de la sélectivité en fréquence qui peut s'aggraver par la présence des multi-trajets.

A ce titre, une technique de modulation multiporteuse a connu un vif succès ces dernières années et a été adaptée dans différents standards. Cette technique, connue sous le nom « modulation à répartition en fréquences orthogonales (Orthogonal Frequency Division Multiplexing OFDM) », a le grand mérite de transformer un canal multi-trajet large bande en un ensemble de sous-canaux non sélectifs en fréquence. Cela revient à transmettre l'information « haut débit » sur  $Np$  sous-porteuses en parallèle modulées avec un débit réduit. Le regain d'intérêt actuel réside dans l'amélioration apportée pour augmenter l'efficacité spectrale en utilisant des sous-porteuses orthogonales entre elles ce qui permet de réduire la complexité des terminaux en implémentant le démodulateur et le modulateur à l'aide, respectivement, d'une FFT (Fast Fourier Transform) et une IFFT (Inverse FFT).

### 1.2.1. Principe de l'OFDM

La technique de modulation par multiporteuse repose sur le fait que les interférences dues aux trajets multiples dépendent de la durée du symbole d'information [Paul02], et que plus celui-ci est long, moins il a tendance à se mélanger avec un symbole précédent. Elle permet de répartir l'information haut-débit sur un grand nombre de sous bandes élémentaires (ou sous-canaux) modulées à bas débit, en les considérant de largeur  $\Delta f$  inférieure à la bande de cohérence du canal total  $B_c$  (voir figure 1.2).

Ainsi au lieu d'utiliser un canal rapide transmettant  $D$  symboles par seconde, cette technique de modulation envoie sur  $N_p$  sous-porteuses un débit de  $D/N_p$  symboles par seconde ce qui réduit d'un facteur  $N_p$  l'effet des interférences multi-trajets.

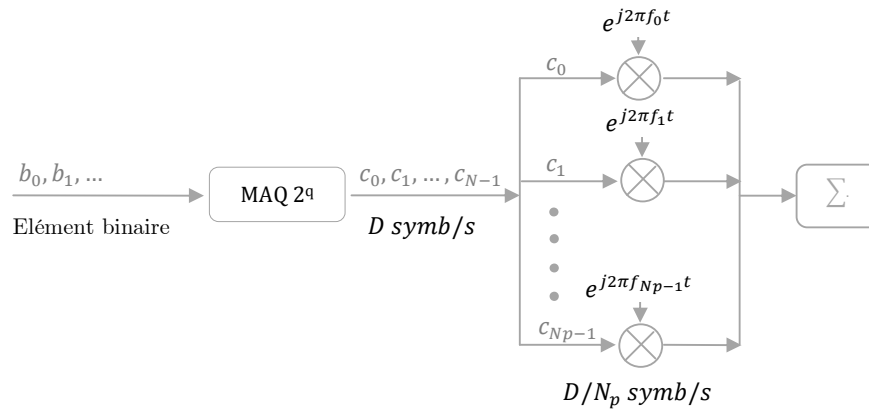


Figure 1.2 : Principe général d'un modulateur OFDM

### 1.2.2. Génération d'un signal OFDM

Les systèmes OFDM ont pour principe la répartition des symboles complexes  $c_k$  sur  $N_p$  sous-porteuses. Les symboles OFDM transmis sont de durée  $T_s$  et l'espacement entre deux porteuses adjacentes est noté par  $\Delta f = 1/T_s$ . Dans la figure (1.3), les  $c_k$  sont des symboles complexes (de période  $T_u$ ) générés à partir d'éléments binaires par une constellation souvent d'une modulation QAM (Quadratique Amplitude Modulation) ou PSK (Phase Shift Keying) à plusieurs états, en fonction de la vitesse de transmission demandée.

L'enveloppe complexe du signal OFDM émis qui est généré par le modulateur IFFT peut s'exprimer comme suit :

$$s(t) = \frac{1}{\sqrt{N_p}} \sum_{k=0}^{N_p-1} c_k e^{j2\pi f_k t} \quad (1.1)$$

Il reste à mentionner que les  $N_p$  fréquences porteuses possibles sont définies par la relation suivante :  $f_k = f_0 + \frac{k}{T_s}$  où  $k$  est un nombre entier et  $f_0$  la fréquence centrale.

Ainsi, nous avons une orthogonalité entre les différentes porteuses si et seulement si  $T_s = N_p T_u$ .

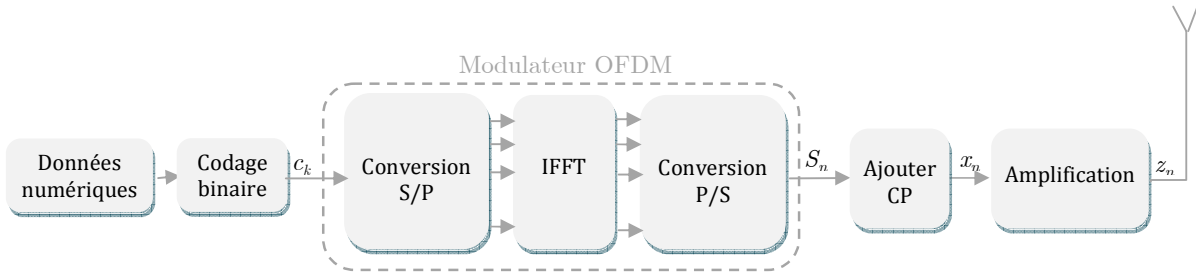
En échantillonnant le signal  $s(t)$  donné par la relation (1.1) aux instants  $t_n = n * \left(\frac{T_s}{N_p}\right) = n * T_u$  et pour  $f_0 = 0 \text{ Hz}$ , nous obtenons une version discrétisée du signal en bande de base donnée par :

$$s_n = x(nT_u) = \frac{1}{\sqrt{N_p}} \sum_{k=0}^{N_p-1} C_k e^{\frac{j2\pi kn}{N_p}} \quad (1.2)$$

Il est très important de noter que le signal  $s_n$  peut être réalisé grâce à une IFFT, comme illustré dans la figure (1.3).

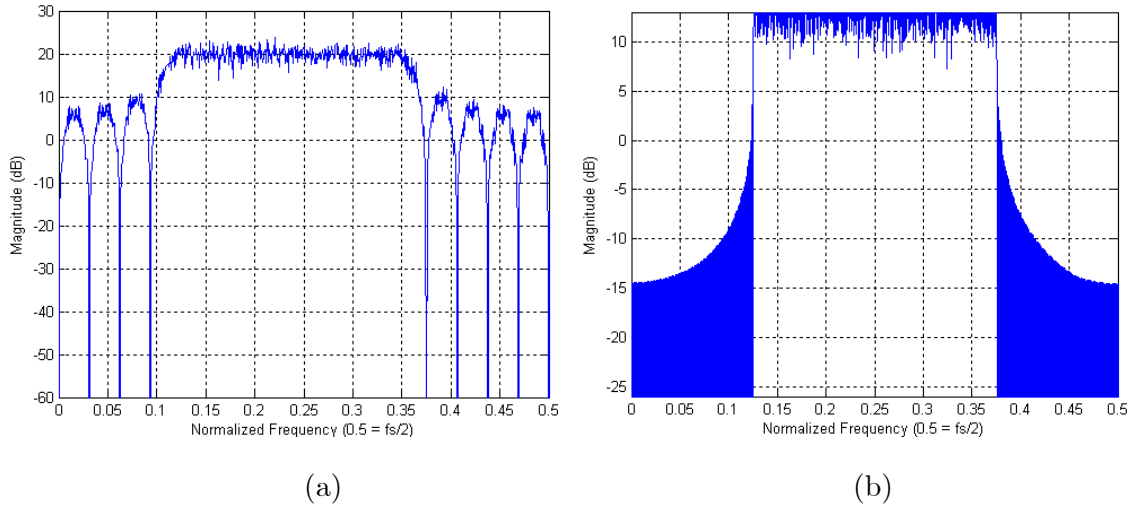
À ce stade, nous devons ajouter un CP (Cyclic Prefix) qui est un intervalle de garde injecté entre les différents symboles OFDM afin d'éviter les interférences. En effet, il peut subsister une légère interférence entre deux symboles OFDM transmis successivement. Pour s'en affranchir, il est possible d'ajouter un espace entre les symboles OFDM, d'une durée  $T_g$  supérieure ou égale à l'étalement des retards  $T_m$  d'où le signal  $x_n$  (figure (1.3)). Ainsi les derniers échos du symbole OFDM auront lieu durant cet intervalle dit "de garde", et le symbole OFDM suivant ne sera plus perturbé par le précédent. En pratique nous choisissons pour la taille de cet intervalle de garde une durée de l'ordre du quart de celle d'un symbole OFDM [Wasaff04], ce qui représente un bon compromis entre diminution des erreurs et perte de débit utile.





**Figure 1.3 : Réalisation d'un émetteur OFDM avec une IFFT, S/P et P/S correspondant respectivement à Série/Parallèle et Parallèle/Série**

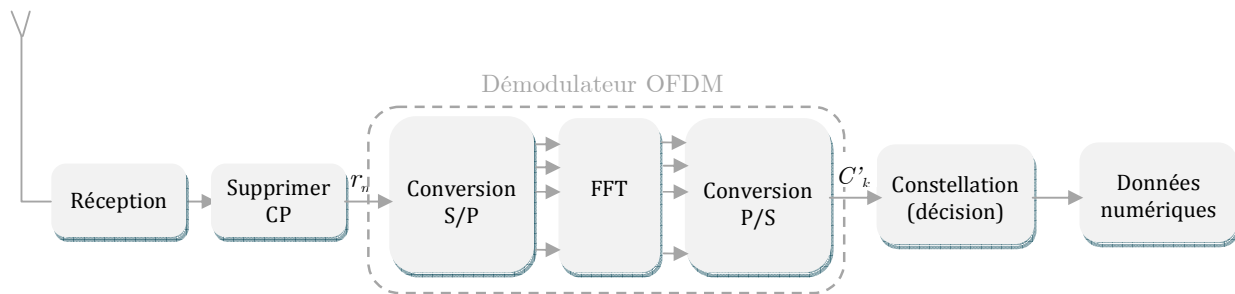
La construction particulière du signal modulé par projection sur une base orthogonale de sous-porteuses conduit à une densité spectrale composée de la somme des  $N_p$  densités spectrales des sous-porteuses. Il en résulte, une forme de densité spectrale, illustrée sur les figures 1.4 (a) et (b), typique des signaux OFDM avec une modulation 16-QAM.



**Figure 1.4 : DSP normalisée d'un signale OFDM  
(a) avec 16 porteuses (b) avec 256 porteuses**

Les figures ci-dessus montrent que la bande en fréquence est occupée de façon optimale, puisque le spectre est presque plat dans cette bande. La bande occupée est égale à  $\Delta f$  (en excluant les lobes secondaires de part et d'autre de la bande), chaque sous-porteuse occupant une bande  $\Delta f/N_p$ .

La démodulation à la réception se fait par une FFT du signal reçu  $x_n$  échantillonné au rythme  $f_s$ . (voir figure (1.5)).



**Figure 1.5 : Réalisation d'un récepteur OFDM avec une FFT**

La suppression du CP permet de restituer l'orthogonalité entre les sous-porteuses. De plus, comme l'ajout d'un CP est la copie des échantillons de fin de symbole OFDM, ce CP peut également être exploité en réception pour la synchronisation temporelle du signal OFDM.

### 1.2.3. Avantages et inconvénients de l'OFDM

Les majeurs avantages des systèmes de transmission OFDM sont :

- Une utilisation optimale de la bande de fréquences allouée, contrairement aux systèmes mono-porteuses. Ceci est dû à l'orthogonalité des porteuses.
- La modulation est basée sur un algorithme bien connu et peu complexe : la FFT. Ceci permet d'avoir des systèmes simples et moins coûteux.
- Une égalisation simple et optimale grâce à l'ajout d'un «Préfixe Cyclique».
- Un codage et entrelacement adapté permettent d'améliorer la qualité de la transmission de données.

Cependant, l'OFDM comporte néanmoins des inconvénients. On distingue :

- Sensibilité aux erreurs de synchronisation temporelle et de décalage en fréquence. Dans le premier cas, un phénomène de déphasage sur les symboles reçus peut intervenir dégradant considérablement les performances du système. Dans le second cas, le désaccord en fréquence entre les oscillateurs locaux de l'émetteur et du récepteur appelé « Offset Frequency » engendre de

l'interférence entre porteuses impliquant ainsi une perte d'orthogonalité entre ces dernières.

- Les systèmes OFDM sont également très vulnérables aux distorsions non-linéaires dues à l'amplificateur de puissance de l'émetteur. En effet, après une transformée de fourrier inverse (IFFT) du bloc de symbole fréquentiel, le signal OFDM temporel peut être considéré comme une somme de  $N_p$  sinusoïdes indépendantes. Selon le théorème de la limite centrale, l'enveloppe de ce signal suit une loi gaussienne et la probabilité que le signal ait une grande dynamique d'amplitude est d'autant plus importante que  $N_p$  est grand [Tertois03]. Ceci crée des contraintes énormes sur les amplificateurs à fort gain de puissance.

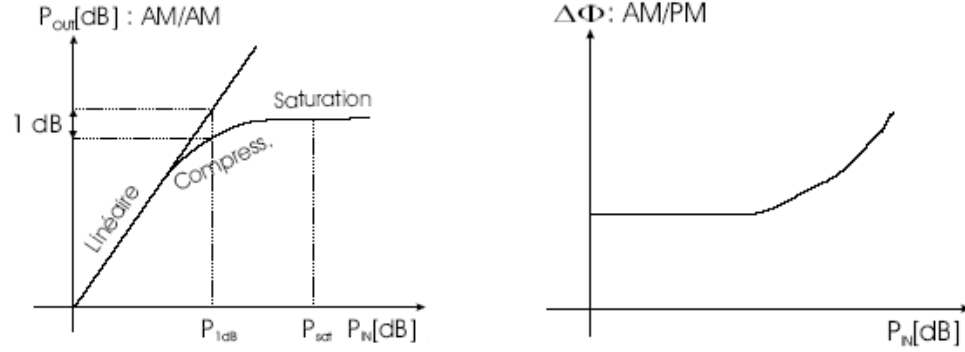
### 1.3 Effets de non-linéarités sur un système OFDM

#### 1.3.1. Non-linéarités des amplificateurs

Un amplificateur est nécessaire afin de faire propager le signal sur le canal. Si la transmission est réalisée sur un canal radio, nous utilisons un amplificateur de puissance afin que l'onde radio ait une puissance suffisante. Cependant, les amplificateurs radio utilisés en pratique ont des caractéristiques non-linéaires caractérisées par la compression en amplitude (AM/AM) et par le déphasage du signal à la sortie de l'amplificateur (AM/PM).

Les fonctions de transfert non-linéaires des amplificateurs comportent un point de compression (figure (1.6)) séparant la zone linéaire, où les variations du signal de sortie sont proportionnelles à celles du signal d'entrée, et la zone non-linéaire, où le signal de sortie est sujet à des distorsions en amplitude et phase. La courbe de la figure (1.6 (a)) montre la variation de la puissance de sortie en fonction de la puissance d'entrée, appelée aussi la caractéristique amplitude/amplitude ou encore la conversion AM/AM.

La courbe de la figure (1.6 (b)) exprimant le déphasage entre la sortie et l'entrée est appelée caractéristique amplitude/phase, ou aussi conversion AM/PM.



(a) Caractéristique non-linéaire du « HPA »  
AM/AM et zone de travail

(b) Caractéristique AM/PM

**Figure 1.6 : Distorsions non-linéaires AM/AM et AM/PM**

Dans la suite, nous reviendrons sur les modèles comportementaux des amplificateurs de puissance sans mémoire proposés dans la littérature.

### 1.3.2. Modélisation des effets de non-linéarités dans les amplificateurs de puissance

La modélisation des effets de non-linéarités des amplificateurs de puissance consiste à proposer un modèle mathématique ou physique capable de reproduire ou approximer ces effets non-linéaires en amplitude (AM/AM) et en phase (AM/PM).

Notons  $x(t)$  le signal à l'entrée de l'amplificateur, le signal à la sortie  $y(t)$  est définie par :

\_\_\_\_\_

$A(r)$  est la non-linéarité d'amplitude ou la fonction de gain en amplitude (AM/AM) et représente l'évolution du module du signal de sortie en fonction de celui de l'entrée.  $\emptyset(r)$  est la non-linéarité de phase ou fonction de la phase (AM/PM) et représente le déphase du signal de sortie en fonction du module de l'entrée.

Dans la littérature, plusieurs modèles d'amplificateurs de puissance ont été proposés. Nous trouvons principalement le modèle polynomial et quelques modèles non polynomiaux tels que le modèle de Rapp, le modèle de Ghorbani et le modèle de Saleh.

### ❖ Modèle polynomial

Le modèle polynomial a été proposé pour approximer l'allure de chacune des deux fonctions, de gain et de phase, à des fonctions polynomiales. Le modèle est ainsi donné par les équations (1.5) et (1.6).

$$A(r) = \sum_{i=0}^{p_1} \alpha_i r^i \quad (1.5)$$

$$\emptyset(r) = \sum_{i=0}^{p_2} \beta_i r^i \quad (1.6)$$

avec  $p_1$  et  $p_2$  sont respectivement les ordres des polynômes de la fonction de gain et de la phase. Leur valeur est fixée selon l'allure de la fonction à approximer. Plus  $p_1$  et  $p_2$  seront grand, plus l'approximation sera précise, par contre cela complique la complexité du modèle et augmente alors le risque de divergence au cours de l'extraction des paramètres  $[\alpha_0 \alpha_1 \dots \alpha_{p_1}]$  et  $[\beta_0 \beta_1 \dots \beta_{p_2}]$ .

### ❖ Modèle de Saleh

Un modèle a été proposé par Saleh en 1982 [Saleh81] pour les amplificateurs à Tube à Onde progressive TOP (ou TWTA pour Travelling Wave Tube Amplifiers) utilisés principalement dans les systèmes de communications par satellite. Ce modèle est

représenté par les deux équations (1.7) et (1.8) qui tentent à approximer les fonctions AM/AM et AM/PM.

$$A(r) = \frac{\alpha_a r}{1 + \beta_a r^2} \quad (1.7)$$

$$\varnothing(r) = \frac{\alpha_p r^2}{1 + \beta_p r^2} \quad (1.8)$$

Le modèle renferme seulement quatre paramètres :  $(\alpha_a, \beta_a)$  pour la fonction du gain en amplitude et  $(\alpha_p, \beta_p)$  pour la fonction de la phase. Il est donc facile à identifier et à implémenter.

❖ **Modèle de Ghorbani**

En 1991, Ghorbani [Ghor91] a proposé un modèle plus général qui se base sur le modèle de Saleh. Ce modèle, représenté par les équations (1.9) et (1.10), nécessite quatre paramètres  $(\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4)$  pour approximer la fonction de non-linéarité d'amplitude AM/AM et quatre autres  $(\beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4)$  pour celle de la phase AM/PM.

$$A(r) = \frac{\alpha_1 r^{\alpha_2}}{1 + \alpha_3 r^{\alpha_2}} + \alpha_4 r \quad (1.9)$$

$$\varnothing(r) = \frac{\beta_1 r^{\beta_2}}{1 + \beta_3 r^{\beta_2}} + \beta_4 r \quad (1.10)$$

❖ **Modèle de Rapp**

Dans la même année (1991), Rapp [Rapp91] a proposé un autre modèle (éq. (1.11) et (1.12)) représentant des amplificateurs à semi-conducteurs (SSPA pour Solid State Power Amplifier) présents dans les systèmes radio mobiles.

$$A(r) = \frac{\vartheta r}{\left(1 + \left(\frac{\vartheta r}{A_0}\right)^{2s}\right)^{\frac{1}{2s}}} \quad (1.11)$$

$$\varnothing(r) = 0 \quad (1.12)$$

Ce modèle se base sur trois paramètres : l'amplitude de saturation en sortie ( $A_0$ ), l'ordre de la non-linéarité ( $s$ ) et le gain dans le domaine linéaire ( $\vartheta$ ). La non-linéarité de la phase est nulle pour ce modèle et il ne tient compte que de la fonction de non-linéarité d'amplitude.

### 1.3.3. Facteur de crête

L'évaluation du facteur de crête est importante pour le dimensionnement des composants non-linéaires dans un système de communication. Nous définissons tout d'abord le PAPR (Peak to Average Power Ratio) qui est le rapport entre la puissance crête et la puissance moyenne du signal. le PAPR d'un signal temporel non nul  $s(t)$  et de moyenne nulle sur  $[0, T]$  est égal à :

$$PAPR = \frac{P_{max}}{P_{moy}} = \frac{\max_{t \in [0, T]} |s(t)|^2}{\frac{1}{T} \int_0^T |s(t)|^2 dt} \quad (1.13)$$

Le facteur de crête est le rapport entre l'amplitude maximale du signal et la racine carrée de la valeur quadratique moyenne de ce signal. Avec de cette définition, le facteur de crête est égal à la racine carrée du PAPR.

Le signal OFDM temporel (éq. 1.1) quand à lui est la somme de  $N_p$  signaux modulés, où  $N_p$  est le nombre de porteuses. D'après le théorème de la limite centrale, si  $N_p$  est grand, chaque composante en phase et en quadratique de ce signal suit une distribution gaussienne. Dans [Foom02], l'auteur a montré que le PAPR d'un signal OFDM est majoré par :

$$PAPR \leq \frac{1}{N_p} \left| \sum_{k=0}^{N_p-1} c_{j,k} e^{j2\pi f_k t} \right|^2 \approx N_p \quad (1.14)$$

avec  $N_p$  le nombre de porteuse et  $c_{j,k}$  sont les symboles modulés sur chaque porteuse.

Cette caractéristique du signal OFDM conduit à des distorsions d'amplitudes et de phases dues, respectivement, aux non-linéarités AM/AM et AM/PM des amplificateurs des étages de sortie de l'émetteur.

Nous définissons le recul d'entrée (ou Input Back-Off (*IBO*) en anglais) qui représente l'influence des non-linéarités de l'amplificateur sur un signal donné. Cette grandeur, généralement exprimée en dB, est le rapport entre la puissance de saturation ramenée à l'entrée de l'amplificateur et la puissance moyenne du signal ( $P_e^{sat} / P_{moy}$ ). Plus le recul d'entrée est élevé, plus l'amplificateur est surdimensionné par rapport au signal à amplifier, et moins il y a de distorsions non-linéaires.

#### 1.3.4. Conséquences sur un système OFDM

Comme nous avons déjà indiqué, afin d'aboutir à l'efficacité de puissance la plus élevée dans les communications sans fil, les HPA sont opérés près de la saturation. Cependant, dans le cas des systèmes de communication employant les modulations numériques à enveloppe non constante, ils présentent des distorsions non-linéaires d'amplitude (AM/AM) et de phase (AM/PM) sur le signal de sortie. Ces distorsions se divisent en deux types : des distorsions dans la bande utile du signal et des distorsions hors bande. Les distorsions dans la bande du signal affectent la qualité du signal et introduisent une dégradation dans la capacité à récupérer l'information au niveau de la réception. Les distorsions hors bande, présentant au voisinage de la bande utile du signal, bien qu'elles n'affectent pas la qualité du signal, leur présence a un impact négatif sur les canaux adjacents (Adjacent Channel Interference ACI). En effet, la présence d'un signal inutile au voisinage de la bande du signal sera interprétée par les canaux adjacents comme un bruit d'interférence qui affecte la qualité de transmission dans ces canaux.

Ainsi, ces distorsions non-linéaires engendrent des remontées spectrales en dehors de la bande utile du signal (figure (1.9)), déforment la constellation du signal modulé (1.8) et dégradent ainsi la qualité la transmission (figure (1.7)).

##### a. Dégradation des performances du système

Le Taux d'Erreurs Symboles (TES ou SER pour Symbol Error Rate) évalue la qualité d'une transmission qui nous permet de juger l'importance des dégradations subies par



le message numérique. Ces dégradations dépendent à la fois du canal de propagation et des imperfections de la chaîne de transmission, à savoir les distorsions dues aux non-linéarités des amplificateurs de puissance.

A ce propos, il est important de citer que ces distorsions non-linéaires peuvent être considérées comme un bruit supplémentaire ajouté au symbole transmis, et si l'amplitude de ce bruit est supérieure au seuil de décision du récepteur, le message reçu renferme ainsi des erreurs.

La figure (1.7) représente l'évolution du taux d'erreur symbole en fonction du rapport signal/bruit (SNR) d'un système OFDM présentant des non-linéarités. Le système OFDM simulé utilise 64 porteuses, une modulation de type 16-MAQ, un canal BBAG et un amplificateur de type TWTA sans mémoire [Zayani07b] avec un recul d'entrée de 8 dB.

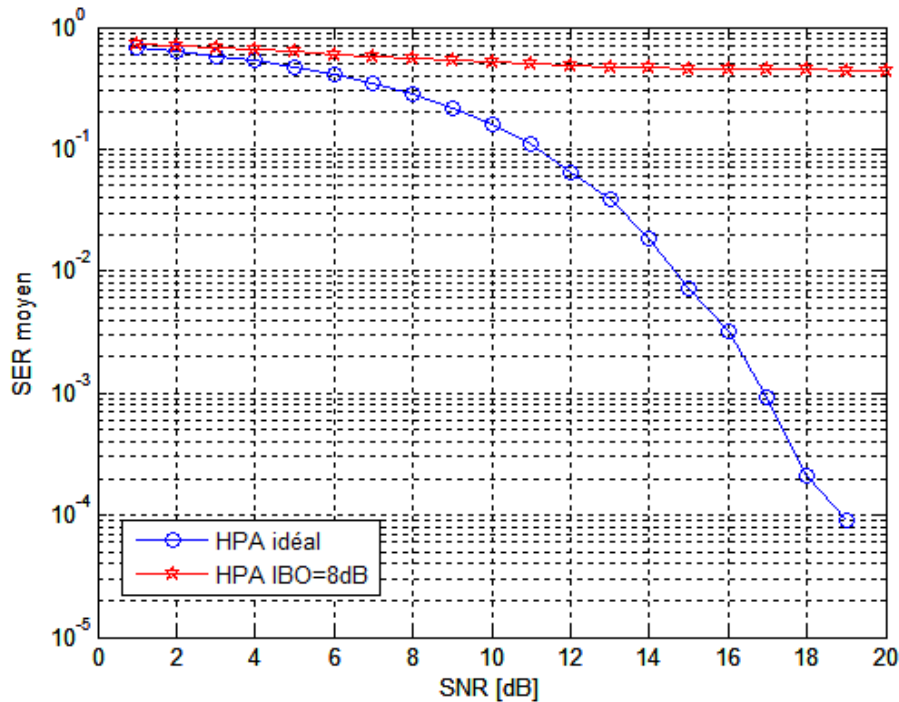


Figure 1.7 : Taux d'erreur symbole en fonction du rapport signal sur bruit, canal BBAG, un modèle d'amplificateur TWTA,  $N_p=64$ ,  $IBO=8dB$ .

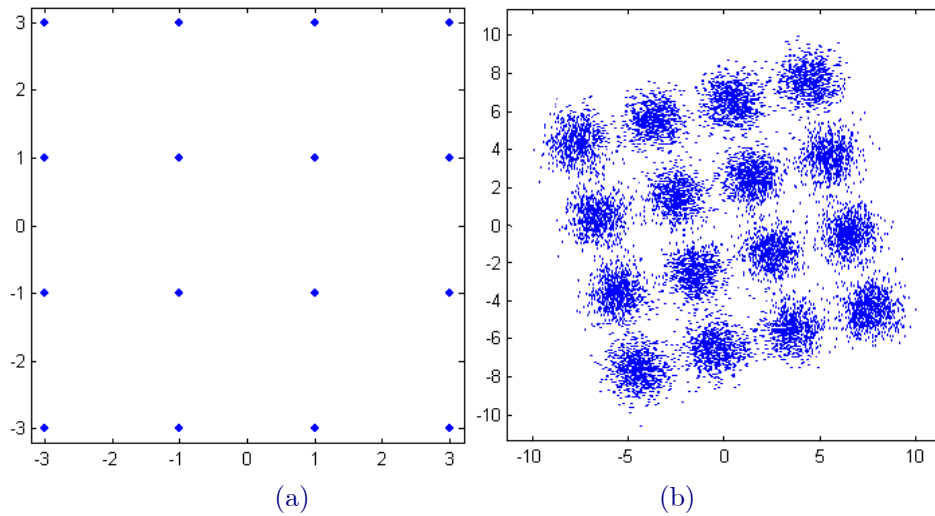
Nous constatons, pour des faibles  $SNR$ , que le taux d'erreur symbole ne dépend pas des non-linéarités causées par l'amplificateur. En fait, les perturbations principales du

signal sont dues au bruit gaussien et non pas à l'amplificateur de puissance. Mais avec un  $SNR$  plus élevé, nous remarquons la décroissance du  $TES$  dans le cas linéaire. Cependant, il stagne dans le cas de l'amplificateur non-linéaire.

**b. Déformation de la constellation**

Les non-linéarités AM/AM et AM/PM de l'amplificateur de puissance ont des effets non souhaitables sur le diagramme de constellation du signal OFDM.

En effet, les échantillons d'un signal présentant une enveloppe non constante à l'entrée du HPA, seront amplifiés avec un gain différent et le déphasage présenté différera selon l'amplitude du signal d'entrée. Par conséquent, le signal de sortie du HPA éprouve une déformation non-linéaire qui n'est pas négligeable et son équivalent en bande de base est caractérisé par un embrouillement dans la constellation causé par les distorsions apportées au signal. La figure ci-dessous montre les constellations des symboles avant et après amplification non-linéaire pour un amplificateur TWTA avec  $IBO=7dB$ .



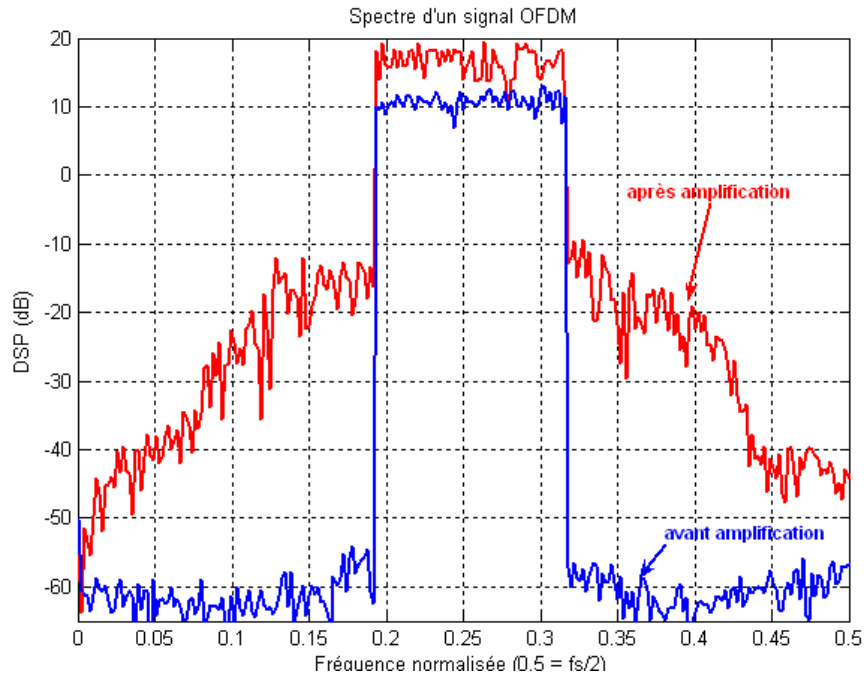
**Figure 1.8 : Constellations 16-QAM (a) avant et (b) après amplification non-linéaire, IBO=7dB**

Nous constatons que les symboles sont dispersés et les phases sont tournées, ce qui augmente considérablement la probabilité d'erreur et dégrade les performances du système.

**c. Déformation du spectre**

Un amplificateur non-linéaire génère des produits d'intermodulation qui vont causer une remontée des lobes secondaires du spectre du signal de sortie et ainsi des émissions hors de sa bande utile. Ces dernières sont visualisées à l'aide d'un diagramme de spectre, elles constituent un moyen pour examiner le niveau de l'interférence des canaux adjacents et aussi la croissance spectrale dans les canaux de transmission voisins.

La figure 1.9 représente les spectres d'un signal OFDM avant et après amplification. Nous observons une déformation au niveau du spectre du signal amplifié due aux caractéristiques non-linéaires (AM/AM et AM/PM) de l'amplificateur.



**Figure 1.9 : Spectres d'un signal OFDM avant et après amplification**

Les résultats illustrés ci-dessus (figure (1.7), (1.8) et (1.9)) nous serviront de référence dans la suite de cette Thèse.

#### 1.4. Techniques de réduction des effets de non-linéarités : État de l'art

Pour assurer une efficacité spectrale suffisante pour les demandes croissantes en bande passante, les nouveaux standards de communications, tels que les standards de troisième et de quatrième génération, utilisent des techniques de modulation de haute capacité. Ces techniques, utilisant le multiplexage orthogonal de fréquence, résultent en des signaux à très grande dynamique ayant un PAPR très élevé.

Comme nous l'avons déjà cité, cette caractéristique a une conséquence sur l'amplificateur de puissance non-linéaire, dernier élément de la chaîne d'émission, qui présente des caractéristiques de transfert non-linéaires avec saturation.

Dans ce contexte de PAPR élevé, le HPA doit avoir un recul d'entrée (IBO) suffisant afin de ne pas saturer le signal à amplifier. Ainsi, le HPA va travailler dans une zone fortement linéaire avec une dégradation importante de son rendement et donc avec une augmentation de sa consommation. Par conséquence, l'amplificateur de puissance est amené à opérer dans la région la plus proche de sa zone de saturation dans le but d'optimiser l'efficacité énergétique ou afin d'obtenir le maximum de puissance à la sortie. Il est alors nécessaire de limiter les fluctuations d'enveloppe du signal d'entrée et ainsi son PAPR, afin de se rapprocher de la zone de saturation sans trop le saturer.

Plusieurs approches ont été proposées pour traiter le problème du PAPR. Ces approches incluent, principalement, les techniques d'écrêtage, de codage, l'affectation sélective SLM (Selected Mapping), les séquences de transmission partielle PTS (Partial Transmit Sequence), la technique TR (Tone Réserve), TI (Tone injection) et ACE (Active Constellation Extension).

Dans [han05], une étude détaillée a été menée sur ces principales techniques dans le contexte des transmissions multiporteuses.

Néanmoins, même avec une technique de réduction du PAPR, la linéarisation du HPA est indispensable afin d'opérer l'amplificateur avec des reculs plus réduits et ainsi améliorer son efficacité en puissance.

En outre, plusieurs techniques d'amplification efficace ont été proposées dans la littérature afin d'améliorer l'efficacité énergétique des amplificateurs de puissance et d'optimiser le compromis entre efficacité et linéarité [Helaoui07]. On distingue trois principales méthodes d'amplification efficace : la technique d'amplification linéaire avec des composants non-linéaires (Linear amplification with Non-linear Component, LINC [Cox74]), la technique d'élimination et de restauration d'enveloppe (Envelope Elimination and Restoration, EER [Raab98]) et la technique Doherty [Dohe36]. Bien qu'elles aient montré de bonnes performances en termes d'efficacité énergétique, ces techniques restent moins utilisées à cause des limites en termes de largeur de bande (EER et LINC) et de linéarité (LINC et Doherty).

Les approches de réduction du PAPR et d'amplification efficace ne font pas l'objet de notre étude, ainsi nous nous limitons à les citer car nous nous sommes principalement intéressés aux techniques de linéarisation de l'amplificateur de puissance qui ont pour objectif d'étendre la zone linéaire de l'amplificateur de puissance. Autrement dit, cela permettra une réduction de la valeur du facteur de recul sans détériorer la qualité du signal. Toutes ces techniques se basent sur le même principe, on apporte des modifications sur le signal à transmettre avant ou après l'amplification de telle sorte que la réponse en puissance de l'amplificateur demeure linéaire jusqu'à la saturation (voir figure 1.10). Selon les caractéristiques et les conceptions de ces techniques, elles peuvent être classifiées en deux catégories soient analogiques soient numériques. Dans la suite, nous présenterons quelques techniques de linéarisation ainsi que les avantages et les inconvénients de chaque technique.

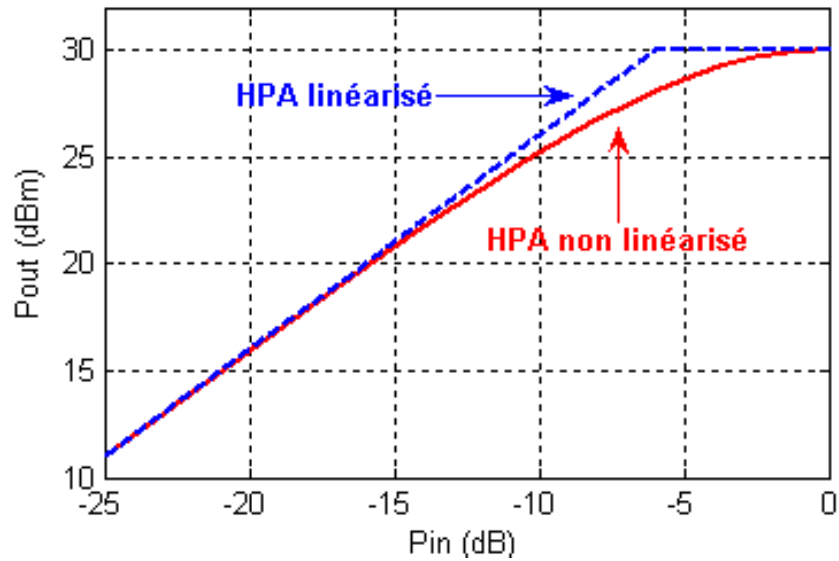


Figure 1.10 : Linéarisation de la fonction de transfert en puissance des amplificateurs

1.4.1. Linéarisation par boucle de contre-réaction « feedback »

La méthode de linéarisation « feedback » [Kim06] a pour but d'améliorer la linéarité de l'amplificateur en agissant sur la compensation de gain et de phase, en tenant compte des deux signaux présents en entrée et en sortie de l'amplificateur. Différentes topologies existent, mais le principe reste le même, à savoir prendre un échantillon du signal de sortie et de le soustraire du signal d'entrée pour extraire l'erreur introduite par la réponse non-linéaire de l'amplificateur de puissance. La figure (1.11) représente un schéma de principe d'une architecture de linéarisation « feedback ».

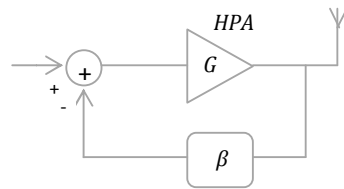


Figure 1.11 : Principe de la méthode « feedback »

Le gain d'amplification fourni par le système à contre-réaction est donné par :

Où  $G$  et  $\beta$  représentent, respectivement, le gain initial de l'amplificateur de puissance et celui de la boucle de contre-réaction.

Afin de garantir la stabilité du système contre la variation des caractéristiques de l'amplificateur, le délai dans le chemin de contre-réaction doit être sérieusement pris en considération. En effet, les problèmes de stabilité limitent cette technique à des systèmes à bande étroite rendant difficile l'application de cette méthode à des amplificateurs constitués de plusieurs étages. En effet, pour des applications HF, la boucle doit être constituée de plusieurs amplificateurs mis en cascade afin d'avoir le gain attendu, augmentant d'autant les retards dans la branche d'amplification et la consommation totale. Il devient alors délicat d'avoir des performances correctes en termes de linéarité, rendement et stabilité [Kim06].

#### 1.4.2. Linéarisation « Feed-forward »

La popularité de la méthode feed-forward est due à ses possibilités de linéarisation de signaux sur des porteuses multiples et sur une bande large dont le concept est simple mais peut être coûteux à implémenter. Dans cette linéarisation, le signal original  $u(t)$  est retardé en parallèle avec l'amplification. Le signal amplifié  $u_a(t)$  est atténué, l'erreur est obtenue en faisant la différence entre  $u_a(t)$  et  $u(t)$  retardé (éq. (1.16)).

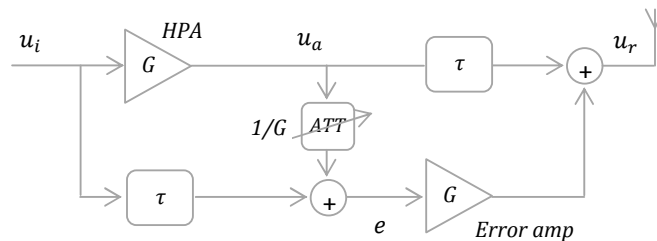


Figure 1.12 : Linéarisation Feed-forward

Si  $G$  dénote l'amplification non-linéaire du HPA alors  $e$  qui représente la distorsion vaut :

$$e = \frac{1}{G} u_a - u_i \tag{1.16}$$

Par la suite, cette valeur est amplifiée de nouveau et est soustraite de  $y$  pour avoir la sortie  $z$ .

$$(1.17)$$

Le résultat est un signal linéairement amplifié. L'avantage de cette méthode est qu'elle repose sur un concept simple et stable. Les inconvénients sont l'insertion de retard, la consommation d'énergie de l'amplificateur d'erreurs, qui réduit l'efficacité globale et la difficulté à maintenir la stabilité contre la non-stationnarité de l'amplificateur.

### 1.4.3. Linéarisation par pré-distorsion

La technique de linéarisation par pré-distorsion consiste à cascader en amont de l'amplificateur de puissance une fonction non-linéaire en puissance inverse à celle de l'amplificateur de telle sorte que la cascade des deux fonctions résulte en une fonction linéaire pour les puissances inférieures à la puissance de saturation (figure 1.13).

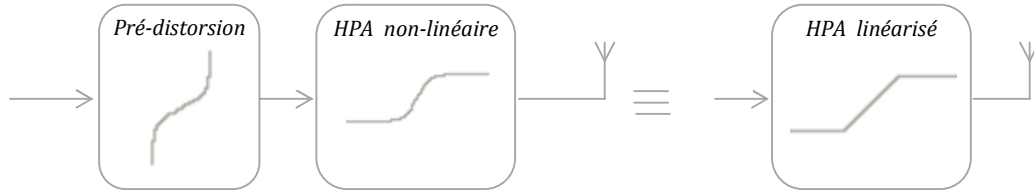


Figure 1.13 : Principe de la pré-distorsion

Différents systèmes sont basés sur une pré-distorsion du signal d'entrée et peuvent être classés dans une des trois catégories :

- *Pré-distorsion HF* : l'élément de pré-distorsion fonctionne à la fréquence de la porteuse.
- *Pré-distorsion FI* : l'élément de pré-distorsion fonctionne à une fréquence intermédiaire FI, permettant la conception d'un seul élément de pré-distorsion pour différentes fréquences porteuses. Il suffit de faire varier la fréquence de



l'oscillateur local pour que l'élément de pré-distorsion puisse être utilisé avec plusieurs porteuses.

- *Pré-distorsion en bande de base* : Précédent l'avènement des processeur de signal numérique (Digital Signal Processor (DSP)), cette approche n'offrait pas d'avantages par rapport à une pré-distorsion IF. C'est maintenant devenu un outil très puissant. La caractéristique de pré-distorsion est stockée dans un DSP de façon à corriger le signal en bande de base.

La difficulté dans cette technique est la réalisation d'un circuit qui produit de manière précise l'inverse en amplitude et en phase de la caractéristique des distorsions apportées par l'amplificateur. Si la fonction de pré-distorsion est implémentée numériquement, elle est beaucoup plus précise que celle implémentée dans le domaine analogique [Helaoui07], mais elle impose des contraintes plus sévères sur les convertisseurs numériques analogiques [Jardin07].

Pour avoir plus de flexibilité et de précision lors de la génération de la fonction non-linéaire, plusieurs travaux de recherche ont suggéré de réaliser cette fonction de correction dans le domaine numérique en bande de base avant de convertir le signal en analogique et de le translater vers la fréquence RF. L'implémentation de cette fonction dans le domaine numérique permet d'assurer une meilleure précision et par conséquent une bonne correction des distorsions introduites par le transmetteur RF. En plus, vu la facilité d'implémenter des fonctions génériques paramétrables et reconfigurables, il est plus facile de mettre à jour la fonction de pré-distorsion sans nécessité de changer la topologie des circuits utilisés [Helaoui07]. Ceci permettra l'adaptation de la fonction de pré-distorsion à la variation de la réponse en puissance de l'amplificateur de puissance. Dans la littérature, ce type de pré-distorsions numériques est appelé adaptatif.

De point de vue coût et facilité de l'implémentation, en profitant du développement technologique des circuits de traitement numérique de signaux (processeurs de traitement de signaux DSP et les circuits programmables FPGA) d'une part et des

convertisseurs analogique/numérique et numérique/analogique d'autre part, cette technique de linéarisation est devenue réalisable et moins coûteuse que les autres techniques de linéarisation même pour des signaux à bande large.[Helaoui07]

Plusieurs travaux de recherche sont intéressés à la technique de pré-distorsion en utilisant plusieurs méthodes, telles que les séries de Voltera [Li06], les fonctions rationnelles [Zhu02], les fonctions polynomiales [Besbes01] et les systèmes de Wiener-Hammerstein [Wang04][Ding02].

Dans [Jardin07], d'autres structures de pré-distorsion utilisant la technique des tables de consultation LUT (Look-Up Table) ont été proposées. Cette technique est moins complexe que celles présentées ci-dessus, mais elle n'est pas capable de compenser les effets mémoire dus au HPA, au fait de son comportement sans mémoire. Dans [Hoh07] les auteurs ont proposé une technique de pré-distorsion basée sur les tables de consultation à deux dimensions (2DLUT) qui permet de mieux réduire les effet de mémoire et les distorsions non-linéaires du signal avec une amélioration de 20 dB en termes de linéarité.

Il a été montré que les réseaux de neurones sont capables d'apporter des solutions à des problèmes complexes [Ibn00] en communications numériques grâce à leur traitement non-linéaire, leur architecture parallèlement distribuée, leur auto-organisation, leur capacité d'apprentissage et de généralisation et leur implémentation efficace. Ainsi, ils faisaient partie des techniques de pré-distorsion. Plusieurs méthodes, adoptant les réseaux de neurones pour la linéarisation des amplificateurs de puissance, ont été proposées. À titre d'exemple, celles publiées dans [Ibnkahla00] ou [Berdon07] supposent que le HPA est sans mémoire. D'autres méthodes, comme les pré-distorsions publiées dans [Langlet01], [Lang01] ou [Poch04] compensent également la mémoire dans l'émetteur. La majorité de ces méthodes utilise deux réseaux de neurones, l'un pour la compensation des distorsions en amplitude et le second pour la compensation des distorsions en phase. Plusieurs algorithmes ont été associés à ces techniques, à savoir, Backpropagation [Langlet01], Conjugate gradient [Poch04],

Natural gradient [Abdul01]. Dans [Berdon07] les auteurs ont montré que les réseaux de neurones ont des performances similaires à celles basées sur les tables de consultation (LUT) avec une complexité réduite en phase de pré-distorsion.

## **Conclusion**

Ce premier chapitre a permis de présenter le contexte de notre étude. L'évolution incessante des besoins de mobilité, de débit et de qualité de service implique une convergence nécessaire entre les réseaux locaux sans fil et les systèmes cellulaires radio-mobiles. Cette convergence définit l'émergence de la quatrième génération de systèmes de radiocommunications impliquant l'utilisation des schémas de modulation offrant une grande efficacité spectrale à savoir les modulations multiporteuses. Dans la deuxième section, nous avons présenté les principales fonctionnalités d'une chaîne de communications numériques ensuite le principe et les avantages de la modulation à porteuses multiples, plus connue sous le sigle OFDM. Après avoir défini le facteur de crête du signal temporel à transmettre qui le rend sensible aux non-linéarités de l'amplificateur, les effets de ces non-linéarités sur le signal OFDM amplifié ont été explicités dans la troisième section.

Plusieurs travaux de recherche ont été proposés pour réduire ces effets de non-linéarités tout en garantissant une bonne efficacité énergétique. On a distingué trois principales classes d'approches : la réduction du facteur de crête du signal, la linéarisation de l'amplificateur de puissance et l'amplification efficace.

Notre étude s'est intéressée à l'approche de linéarisation des amplificateurs de puissance. Ainsi un état de l'art des techniques, déjà élaborées, a été effectué dans la quatrième section. Ce dernier a montré que la pré-distorsion numérique est la technique la plus prometteuse prenant l'avantage de la précision des processeurs de traitement numérique du signal afin de garantir une bonne qualité de correction.

Parmi les techniques de pré-distorsion, les techniques basées sur des fonctions mathématiques pour achever la fonction de pré-distorsion, à savoir les fonctions polynomiales et les séries de Voltera, ne sont pas praticables dans un système temps réel vue leur complexité. La technique de pré-distorsion LUT reste incapable de compenser les effets mémoire dus à l'amplificateur de puissance. De ce fait, nous allons écarter ces dernières techniques de notre étude en mettant la lumière au contraire sur d'autres utilisant les réseaux de neurones qui font ainsi l'objet de notre travail.

Le chapitre suivant sera consacré alors aux techniques neuronales et leur utilisation dans la modélisation d'une pré-distorsion d'un signal large bande, tel que l'OFDM, pour un amplificateur considéré sans mémoire et stationnaire.

## Chapitre 2

# Pré-distorsion numérique pour des amplificateurs sans mémoire et stationnaires

### Sommaire

---

<b>2.1. Réseaux de neurones.....</b>	<b>37</b>
<b>2.2. Perceptrons Multicouches (PMC) .....</b>	<b>39</b>
2.2.1. Neurone artificiel (formel) .....	39
2.2.2. Fonction d'activation.....	40
2.2.3. Structure d'interconnexion d'un PMC.....	41
2.2.4. Apprentissage .....	43
<b>2.3. Système de pré-distorsion numérique.....</b>	<b>45</b>
2.3.1. Description .....	45
2.3.2. Simulation du système OFDM.....	46
2.3.3. Calcul de la fonction de pré-distorsion.....	48
<b>2.4. Modélisation de la fonction de pré-distorsion à l'aide d'un PMC.....</b>	<b>49</b>
2.4.1. Apprentissage et généralisation.....	49
2.4.2. Architecture .....	50
2.4.3. Résultats et interprétations .....	51
<b>Conclusion.....</b>	<b>58</b>

---

Les amplificateurs utilisés dans les systèmes de radiocommunications sont à rendement élevé (tels que les amplificateurs de classes AB, B et C). Ce type d'amplificateurs offre une meilleure efficacité à la saturation cependant un facteur de recul important est nécessaire pour garantir la linéarité. Un tel facteur de recul résulte en une dégradation importante de l'efficacité énergétique. C'est pourquoi il est nécessaire d'appliquer des techniques de linéarisation à l'amplificateur de puissance afin d'améliorer son rendement énergétique.

Dans le premier chapitre nous avons vu que parmi les différentes techniques de linéarisation, la technique qui permet d'offrir une bonne qualité de correction tout en garantissant une bonne efficacité énergétique est celle de la pré-distorsion numérique. Cette technique fera ainsi l'objet de l'étude de ce chapitre subdivisé en quatre sections. Dans la première section, nous introduirons le principe des réseaux de neurones et ensuite nous nous intéressons aux perceptrons multicouches (PMC) qui représentent les modèles sur lesquels porte notre travail. Une description du système de pré-distorsion utilisé avec une étude théorique de l'expression de la fonction qui devra réaliser le réseau de neurones seront établies dans la troisième section. Dans la dernière section, nous présenterons les différentes étapes pour déterminer une structure de pré-distorsion neuronale optimale en termes de performance et complexité, garantissant une bonne qualité de correction pour un amplificateur considéré stationnaire et sans mémoire. Nous y illustrerons ainsi les résultats de performances de la méthode choisie.

### **2.1. Réseaux de neurones**

Les réseaux de neurones artificiels sont des systèmes de traitement d'informations qui présentent de bonnes performances de calcul à travers une interconnexion dense de processeurs de calcul simple (neurone) fonctionnant en parallèle. La distribution parallèle et en temps réel de nombreux composants est un avantage marquant des techniques neuronales.

Cette technique a été étudiée depuis 1943 avec les travaux de McCulloch et Pitts [Mc&Pit43] qui représentent le neurone formel qui a eu, comme son nom l'indique, pour source d'inspiration le neurone biologique. Ces deux auteurs sont les premiers qui ont montré qu'un réseau de neurones discret, sans contrainte de topologie, peut représenter n'importe quelle fonction logique. En 1957 Rosenblatt [Rose88] a développé le modèle du Perceptron<sup>2</sup>. Un an plus tard, il a proposé le premier algorithme d'apprentissage qui permet d'ajuster les paramètres d'un neurone. La technique inspirait beaucoup de chercheurs à cette époque. Malheureusement beaucoup de ce grand intérêt disparaissait après la publication de l'article de Minsky et Papert [Min&Pap69] dans le quel ils utilisent une solide argumentation mathématique pour démontrer les limitations des réseaux de neurones à une seule couche. En 1982, Hopfield, physicien connu, a présenté à travers un article [Hopf82] une théorie du fonctionnement et des possibilités des réseaux de neurones. Ainsi, l'intérêt pour les réseaux de neurones renaît chez les chercheurs encore une fois. En 1986, Rumelhart, Hinton et Williams ont découvert la rétro-propagation de gradient. C'est un algorithme d'apprentissage adapté aux réseaux de neurones multicouches (aussi appelés Perceptrons MultiCouches PMC) ayant la capacité de traiter avec succès des phénomènes non-linéaires.

De nos jours, les réseaux multicouches associés à la rétro-propagation de gradient s'avèrent les modèles les plus étudiés et les plus productifs dans divers domaines. Ainsi, il a été utilisé pour résoudre des problèmes de contrôle, de reconnaissance de formes ou de caractères, de traitement d'image et bien d'autres problèmes complexes dans le domaine de télécommunications [Ibn00][Langlet01][Zayani07]. A ce propos, Nous lui consacrons la partie suivante.

---

<sup>2</sup> Perceptron : le premier système artificiel capable d'apprendre par expérience

## 2.2. Perceptrons Multicouches (PMC)

Un réseau de neurones multicouche appelé aussi réseau de type "feed-forward" est un ensemble de neurones interconnectés. Dans un tel réseau l'information se propage de couche en couche sans la possibilité du retour en arrière.

### 2.2.1. Neurone artificiel (formel)

Le neurone artificiel est un processeur élémentaire générant une fonction algébrique non-linéaire et bornée [Gérard04]. Les variables de cette fonction sont généralement appelées entrées du neurone. A chacune des entrées est associé un poids représentatif de la force de la connexion. Chaque neurone est doté d'une sortie unique qui se ramifie ensuite pour alimenter un nombre variable de neurones avals. Un neurone est généralement composé des éléments suivants :

- une ou plusieurs entrées pondérées,
- un sommateur,
- une fonction de transfert,
- une sortie.

La Figure 2.1 montre le schéma général du neurone artificiel

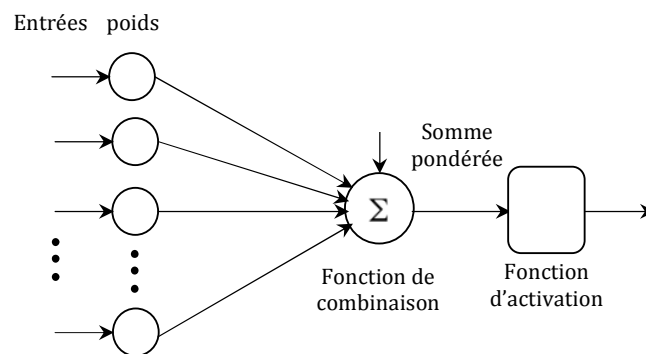


Figure 2.1 : Un neurone



avec

- $x_i$  le stimulus d'entrée,
- $w_{j,i}$  la valeur du poids synaptique reliant le stimulus  $i$  au neurone  $j$ ,
- $p_j$  la somme des entrées pondérées du neurone  $j$ ,
- $f$  la fonction de sortie du neurone,
- $y_j$  la sortie du neurone  $j$ ,
- $b_j$  le biais du neurone  $j$ .

La sortie d'un neurone est donnée par l'équation (2.1) :

$$y_j = f\left(\sum_{i=1}^n x_i \cdot w_{j,i} + b_j\right) \quad (2.1)$$

### 2.2.2. Fonction d'activation

La fonction d'activation (ou fonction de transfert) calcule la valeur de l'état du neurone, elle doit être de préférence strictement croissante et bornée. Les fonctions couramment utilisées sont présentées sur la figure (2.2).

La fonction linéaire est l'une des fonctions d'activation les plus simples. En général, elle est considérée comme la fonction identité qui est définie par :

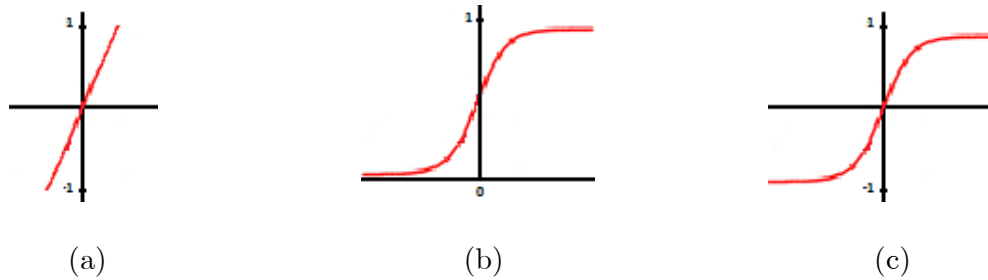
$$f_1(x) = x \quad (2.2)$$

La fonction sigmoïde standard est définie par :

$$f_2(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \quad (2.3)$$

La tangente hyperbolique, définie par l'équation (2.4), est une fonction sigmoïde dont le domaine des valeurs prises à sa sortie est de  $]-1, 1[$ , tandis qu'il est de  $]0, 1[$  pour la sigmoïde standard.

$$f_3(x) = \tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (2.4)$$

**Figure 2.2 : Fonctions d'activation**

(a) fonction linéaire (b) sigmoïde standard (c) tangente hyperbolique

### 2.2.3. Structure d'interconnexion d'un PMC

Les connexions entre les neurones qui composent le réseau décrivent la topologie du modèle. Ainsi, pour un PMC les neurones sont arrangés par couche. Il n'y a pas de connexion entre neurones d'une même couche puisque les connexions ne se font qu'avec les neurones des couches avals (figure (2.3)), autrement dit chaque neurone d'une couche est connecté à tous les neurones de la couche suivante et celle-ci seulement. Habituellement, la première couche d'un PMC est reliée à ses entrées alors que la dernière couche produit ses sorties. Les sorties des couches intermédiaires ne sont pas visibles à l'extérieur du réseau, c'est pourquoi elles sont appelées couches cachées.

L'exemple du réseau représenté par la figure 2.3 est composé de :

- Deux entrées et deux sorties,
- deux couches cachées qui définissent l'ensemble des neurones intermédiaires,
- La couche de sortie qui définit la réponse des neurones par rapport à ceux d'entrée.

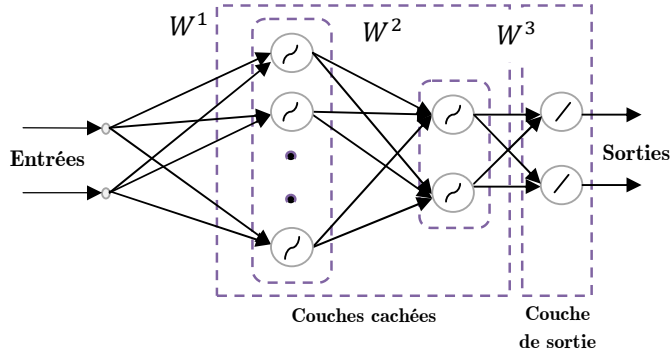


Figure 2.3 : Un réseau de neurones PMC<sup>3</sup> avec deux entrées, trois couches : deux couches cachées et une couche de deux sorties

Nous remarquons bien dans ce modèle que chaque neurone d'une couche ne peut être relié qu'à des neurones de la couche suivante.

Notons  $n$  et  $m$  respectivement le nombre d'entrées et de sorties du réseau avec  $x = [x_1, x_2, \dots, x_n]$  et  $y = [y_1, y_2, \dots, y_m]$  sont respectivement le vecteur d'entrées et de sorties.  $N_c$  est le nombre de couches et l'indice  $k$  servira à désigner une couche avec  $S^k$  le nombre de neurones de la couche  $k$  et ainsi le nombre de sortie de cette couche.  $w_{j,i}^k$  désigne le poids relatif à la connexion allant du neurone  $i$  de la couche  $k - 1$  vers le neurone  $j$  de la couche  $k$ . Les poids d'une couche sont regroupés dans une matrice  $W^k$ . Cette matrice de dimension  $(S^{k-1} \times S^k)$  est définie comme suit :

$$W^k = \begin{bmatrix} w_{1,1} & w_{2,1} & \dots & w_{S^{k-1},1} \\ w_{1,2} & w_{2,2} & \dots & w_{S^{k-1},2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{1,S^k} & w_{2,S^k} & \dots & w_{S^{k-1},S^k} \end{bmatrix} \quad (2.5)$$

Notons  $y_k = [y_1^k, y_2^k, \dots, y_{S^k}^k]$  le vecteur regroupant les sorties des neurones de la couche  $k$  et  $b^k = [b_1^k, b_2^k, \dots, b_{S^k}^k]$  pour les biais.

<sup>3</sup> Les réseaux de neurones non bouclés à couches dont les neurones cachés ont une fonction d'activation sigmoïde, sont souvent appelés perceptrons multicouche (ou MLP pour Multi-Layer Perceptron).

Une des caractéristiques importante du réseau de neurones est le fait qu'il est adaptatif. En effet, les paramètres de chaque neurone peuvent être modifiés et servent à adapter le réseau à une tâche particulière. Ces modifications sont faites lors d'une phase appelée apprentissage du réseau qui fera le sujet de la partie suivante.

#### 2.2.4. Apprentissage

Tel que mentionné plus haut, un perceptron multicouche est constitué de neurones connectés entre eux par des liaisons pondérées. A chacune de ces liaisons est associé un poids et ce sont précisément les modifications apportées à ces poids qui vont nous intéresser. De manière générale, l'apprentissage neuronal consiste en une phase du développement d'un réseau de neurones durant laquelle le comportement du réseau est modifié jusqu'à l'obtention du comportement désiré.

Le principal algorithme d'apprentissage utilisant un perceptron est celui de rétro-propagation du gradient (ou « Backpropagation » en anglais)[Rume86]. Il consiste à minimiser l'erreur quadratique moyenne entre les sorties calculées et celles désirées en modifiant les valeurs des poids. Le terme rétro-propagation du gradient provient du fait que l'erreur calculée en sortie est transmise en sens inverse vers l'entrée. L'erreur quadratique moyenne totale (pour tous les  $m$  neurones de sortie) représentant la performance du réseau est définie par :

$$E = \frac{1}{N} \sum_{l=1}^N \sum_{j=1}^m e_{j,l}^2 \quad (2.6)$$

avec  $e_{j,l}$  est l'erreur commise sur le  $j^{\text{ème}}$  neurone de sortie et  $l$  est l'exemple de la base d'apprentissage :

$$e_{j,l} = d_{j,l} - y_{j,l} \quad (2.7)$$

Dans le cas d'un perceptron à une couche l'expression de l'évolution des poids est assez simple. En effet, il repose sur le calcul du gradient de  $E$  par rapport à chaque

poids  $(w_{j,i})$  de la couche de sortie. Ainsi, ces poids sont mis à jour de la façon suivante [Gérard04][Tertois03][Rume86]:

---

Algorithme d'apprentissage d'un réseau à une couche (sans couche cachée)

---

1. Initialisation des poids à des valeurs aléatoires de faible grandeur,
2. Propager l'entrée à travers le réseau et calculer les sorties  $y_j$
3. Calculer l'évolution des poids au cours d'une itération :

$$\Delta w_{j,i} = -2\mu \sum_{l=1}^N e_{j,l} f_1'(W^1 \cdot x_l) x_l \quad (2.8)$$

4. Mettre à jour chaque poids synaptique du réseau:

$$w_{j,i}(k+1) = w_{j,i}(k) + \Delta w_{j,i}(k)$$

5. Retourner en 2. tant que l'erreur est trop grande.
- 

Le coefficient  $\mu$  représente le pas d'apprentissage, plus sa valeur sera faible, plus l'apprentissage sera long et stable.

Dans un perceptron multicouche il faut tenir compte de l'influence de plusieurs couches dans le calcul du gradient. En fait, il s'agit de présenter des exemples au réseau multicouches, puis à en propager l'erreur entre la sortie désirée et la sortie obtenue à travers le réseau afin d'ajuster tous les poids même ceux des couches cachées. Un exemple est composé d'un vecteur d'entrées et de sorties désirées  $\langle x_n, d_m \rangle$ . Voici donc un résumé de la démarche à suivre pour entraîner un perceptron multicouche [Gérard04] [Tertois03][Rume86] :

---

Algorithme de rétro-propagation du gradient

---

1. Initialisation des poids à des valeurs aléatoires de faible grandeur,
2. Propager les entrées  $x_n$  à travers le réseau,
3. Pour chaque couche cachée ( $k$ ), calculer l'évolution des poids au cours d'une itération :

$$\Delta w_{j,i}^k = -2\mu \sum_{l=1}^N e_{j,l}^k f'(W^k \cdot y_l^{k-1}) y_l^{k-1} \quad (2.9)$$

4. Mettre à jour chaque poids synaptique du réseau:
-

$$w_{j,i}(k + 1) = w_{j,i}(k) + \Delta w_{j,i}(k)$$

5. Retourner en 2. tant que l'erreur est trop grande.

En augmentant le nombre de couches, on constate que l'algorithme d'apprentissage nécessite de plus en plus d'itérations et de mémoire pour converger vers un résultat. De plus un PMC constitué d'une ou deux couche cachées est capable d'approximer n'importe quelle fonction d'approximation fondamentale [Ibn00]. C'est pour ces raisons que nous n'avons pas dépassé deux couches dans nos simulations (section(2.4.3)).

### 2.3. Système de pré-distorsion numérique

#### 2.3.1. Description

Comme nous avons déjà mentionné dans le premier chapitre, l'opération de pré-distorsion consiste à cascader en amont de l'amplificateur de puissance une fonction non-linéaire appelée fonction de pré-distorsion qui a pour propriété d'annuler les distorsions dues à l'amplificateur HPA. Les premiers systèmes de pré-distorsion numérique en bande de base ont été proposés par Nagata [Nag89] en 1989 et Cavers [Cav90] en 1990. La figure (2.4) représente le schéma de principe d'un modèle équivalent en bande de base d'un système de pré-distorsion comportant les notations qui vont nous servir tout au long de cette étude.

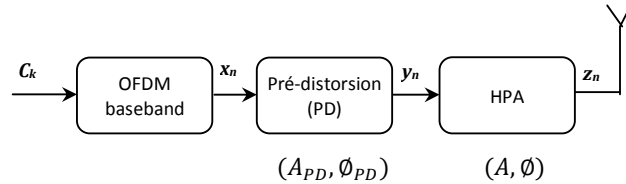


Figure 2.4 : Modèle équivalent d'un système de pré-distorsion en bande de base

Notons  $C_k$  le  $k^{\text{ème}}$  symbole transmis, appartient à une constellation QAM (Quadratique Amplitude Modulation) ou PSK (Phase Shift Keying).  $x_n$  est le  $n^{\text{ème}}$  symbole OFDM,  $y_n$  désigne le même symbole à la sortie du pré-distorreur et  $z_n$  est celui amplifié.

Si  $A$  et  $\emptyset$  représentent les fonctions de gain et de déphasage de l'amplificateur de puissance (HPA),  $A_{PD}$  et  $\emptyset_{PD}$  représentent alors les deux fonctions de pré-distorsion (PD), respectivement, en amplitude et en phase.

### 2.3.2. Simulation du système OFDM

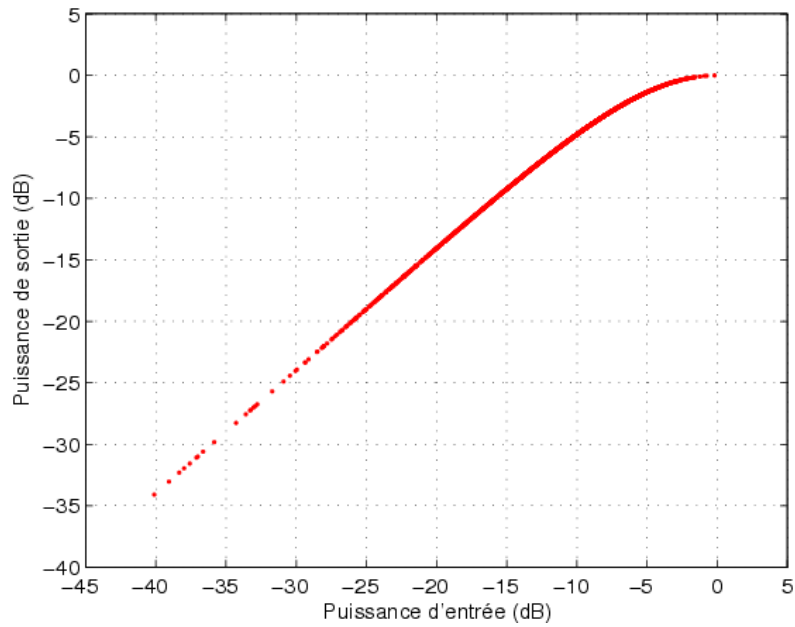
Afin d'évaluer les performances d'une telle pré-distorsion, un système OFDM complet (figures (1.3) et (1.5)) a été simulé en utilisant l'outil « MATLAB », développé par l'INRIA et l'ENPC, en raison de ses performances en terme de calcul, sa souplesse et son avantage d'être open source.

Le canal de transmission choisi pour les différentes simulations, est le plus simple possible afin de bien montrer l'efficacité d'une telle pré-distorsion dans l'amélioration de la qualité de la transmission pour les systèmes présentant des non-linéarités. En effet, il s'agit d'un canal gaussien qui n'est pas sélectif en fréquence. Dans ce canal le signal propagé ne subit aucune distorsion et un Bruit Blanc Additif Gaussien (BBAG) est ajouté. Définissons ainsi le Rapport Signal à Bruit (RSB ou SNR pour Signal to Noise Ratio) qui est une mesure relative du bruit et égal au rapport entre la puissance moyenne du signal et celle du bruit blanc gaussien dans la bande occupée par le signal.

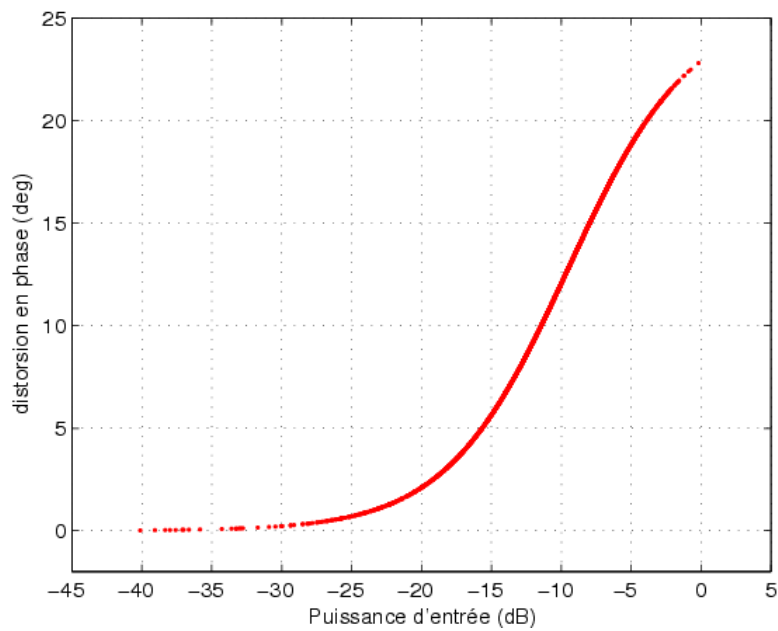
Pour modéliser un amplificateur sans mémoire en bande de base, nous avons utilisé le modèle de Saleh (TWTA). Ce modèle d'amplificateur présente plus de non-linéarités que le SSPA avec une complexité réduite par rapport au modèle polynomial et à celui de Ghorbani. De plus, il représente bien les amplificateurs utilisés dans les systèmes de communications par satellites.

Le modèle TWTA (éq. (1.7) et (1.8)) comporte quatre paramètres ( $\alpha_a, \beta_a, \alpha_p$  et  $\beta_p$ ) pour régler la forme de la réponse de l'amplificateur en puissance et en phase. Dans nos simulations, nous avons ajusté ces paramètres à ( $\alpha_a = 2, \beta_a = 1, \alpha_p = 4$  et  $\beta_p = 9$ ) représentant un modèle typique d'un amplificateur utilisé dans les satellites

[Ibnkahla04]. Les figures (2.5 (a)) et (2.5 (b)) représentent, respectivement, les caractéristiques AM/AM et AM/PM d'un tel amplificateur.



(a)



(b)

**Figure 2.5 : Caractéristique : (a) AM/AM (b) AM/PM**

Rappelons que l'influence des non-linéarités de l'amplificateur sur un signal donné peut être représentée par le recul IBO (p. 22). De cette manière, plus le recul d'entrée



est élevé, plus l'amplificateur est surdimensionné par rapport au signal à amplifier et moins les distorsions non-linéaires sont importantes.

### 2.3.3. Calcul de la fonction de pré-distorsion

Comme a été noté précédemment, les fonctions de gain et de déphasage du pré-distordeur sont  $A_{PD}$  et  $\Phi_{PD}$ . Alors, l'enveloppe complexe du signal à la sortie du pré-distordeur  $y$  (fig. (2.4)) s'écrit en fonction de celui de l'entrée ( $x = r_x \cdot e^{j\varphi_x}$ ), comme indiqué par l'équation (2.10).

$$y = A_{PD}(r_x) e^{j(\varphi_x + \Phi_{PD}(r_x))} \quad (2.10)$$

Ainsi le signal complexe à la sortie de l'amplificateur s'écrit sous la forme suivante :

$$z = A(A_{PD}(r_x)) e^{j(\varphi_x + \Phi_{PD}(r_x) + \Phi(A_{PD}(r_x)))} \quad (2.11)$$

L'extraction de la fonction de pré-distorsion consiste donc à trouver les fonctions de transfert  $A_{PD}$  (PD AM/AM) et  $\Phi_{PD}$  (PD AM/PM) pour les différentes puissances d'entrée.

Afin d'assurer une réponse en puissance linéaire de la cascade (pré-distodeur + amplificateur de puissance) revient à satisfaire la condition donnée par l'équation (2.12) :

$$A(A_{PD}(r_x)) = r_x \quad (2.12)$$

La formulation théorique de la fonction de pré-distorsion en amplitude (PD AM/AM) est obtenue en remplaçant l'amplitude de saturation  $A_s = \frac{1}{\sqrt{\beta_a}}$  dans l'équation (1.7).

Ça nous donne :

$$A(r) = \frac{A_s^2 \alpha_a r}{A_s^2 + r^2} \quad (2.13)$$

Ainsi, nous pouvons déterminer la fonction de transfert  $A_{PD}[\cdot]$  par résolution de l'équation (2.13) pour  $A(A_{PD}(r_x)) = r_x$ .

Un calcul mathématique nous mène directement au résultat suivant :

$$A_{PD}(r) = \frac{\alpha_a A_s^2}{2r} \left[ 1 - \sqrt{1 - \left( \frac{2r}{\alpha_a A_s} \right)^2} \right] \quad (2.14)$$

La caractéristique idéale de la pré-distorsion de phase (PD AM/PM) s'avère très simple à déterminer par rapport à celle PD AM/AM, mais il ne suffit pas de prendre l'opposé de la caractéristique AM/PM (éq. (1.8)).

La correction idéale de la distorsion de phase AM/PM consiste à assurer un déphasage nul de la cascade (PD + HPA) qui revient à satisfaire la condition de l'équation (2.15) :

$$\phi_{PD}(r_x) = -\phi(A_{PD}(r_x)) \quad (2.15)$$

Il est important de citer que la détermination théorique de la fonction de transfert inverse de la conversion AM/AM (éq. (2.14)) sera valide seulement avec des valeurs de l'intervalle  $\{0 \leq r \leq \alpha_a A_s/2\}$ . Ceci définit une restriction pour des valeurs à l'entrée de la PD AM/AM et PD AM/PM théoriques. L'implémentation de ces modèles théoriques se base sur une connaissance parfaite des paramètres de l'amplificateur. Elle s'avère ainsi impraticable dans un système réel, là il nous faut identifier un modèle plus pratique, capable d'achever la fonction de pré-distorsion.

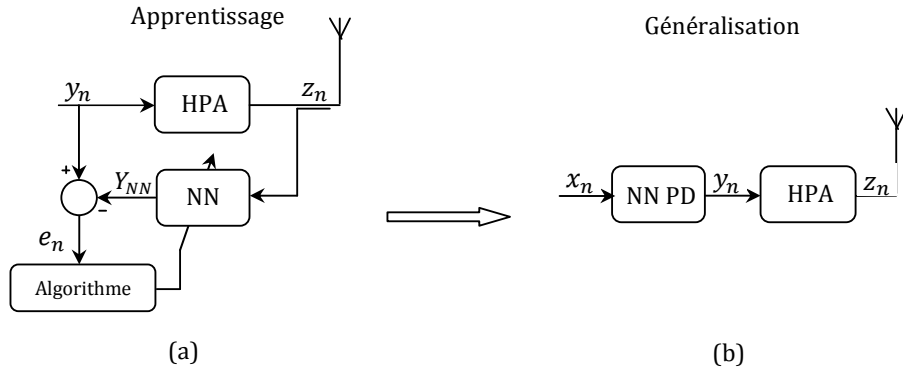
#### 2.4. Modélisation de la fonction de pré-distorsion à l'aide d'un PMC

L'idée fondamentale proposée consiste à identifier les fonctions de transfert inverses de l'amplificateur TWTA en utilisant un perceptron multicouche de type feed-forward. Ainsi, en utilisant la structure illustrée par la figure (2.6), nous visons à obtenir une estimation directe des non-linéarités inverses en amplitude et en phase.

##### 2.4.1. Apprentissage et généralisation

Pour la phase d'apprentissage du réseau de neurones, nous allons nous servir d'une simulation du système OFDM présentant des non-linéarités. Pour chaque symbole OFDM simulé, on stocke dans une base d'apprentissage, le symbole à l'entrée du

HPA ainsi le symbole amplifié. Les symboles amplifiés seront donc fournis comme entrées du réseau de neurones lors de l'apprentissage (figure 2.6 (a)) l'entrée du HPA correspondante sera donnée comme réponse désirée. L'erreur calculée sera envoyée à l'algorithme d'apprentissage qui réagit sur les coefficients du réseau (NN). Après une phase d'apprentissage complète, ces coefficients seront recopiés sur le NN PD qui va ainsi achever la fonction de pré-distorsion (figure 2.6 (b)).



**Figure 2.6 : (a) Apprentissage (b) Généralisation**

S'il s'agit d'une communication par satellite, la phase d'apprentissage peut être effectuée au niveau du sol tant que le HPA est considéré stationnaire. À bord du satellite, seul le système de la figure (2.6 (b)) sera mis en place.

Plusieurs paramètres sont importants dans la phase d'apprentissage. Ces paramètres sont reliés principalement aux caractéristiques du système OFDM tels que le nombre de porteuses, le codage binaire à symbole, le recul ainsi que le modèle de l'amplificateur. Dans la présentation des résultats, ces paramètres seront systématiquement indiqués.

### 2.4.2. Architecture

La pré-distorsion est réalisée en utilisant des perceptrons multicouches de type « feed-forward ». Un seul réseau de neurones a été employé pour corriger les distorsions AM/AM et AM/PM, causées par l'amplificateur de puissance.

Le PMC possède deux entrées et deux sorties (figure 2.9) qui représentent, respectivement, les composantes du signal complexe à l'entrée et à la sortie du pré-distordeur. Le choix du reste de l'architecture est un problème difficile à résoudre puisque les performances du réseau sont principalement liées à celle-ci. En fait, on ne peut pas choisir au hasard le nombre de couches cachées et le nombre de neurones par couches qui ne peut être fait qu'expérimentalement puisque il n'y a pas de théorie dans ce domaine [Tertois03].

A ce propos, différentes architectures de PMC ont été testées afin de déterminer celle la plus adéquate au problème donné (approximation de fonction). En premier lieu, nous commençons avec une couche cachée de deux neurones, puis nous augmentons progressivement le nombre de neurones. Ensuite, nous ajoutons une seconde couche cachée en augmentant également le nombre de neurones sur les deux couches. Les fonctions d'activation des neurones cachés sont des tangentes hyperboliques tandis que celles des neurones de sortie sont linéaires. Une base d'apprentissage a été constituée de 312 symboles OFDM. Il ne serait pas intéressant de détailler toutes les simulations qui ont été faites mais les plus significatives seront présentées dans la suite.

### 2.4.3. Résultats et interprétations

Les deux courbes de la figure (1.7) nous serviront de référence. Ces deux courbes correspondent, respectivement, au système de référence avec un amplificateur idéal (linéaire) et au système sans pré-distorsion mais présentant des non-linéarités. Les simulations seront effectuées avec un système OFDM à 64 porteuses et une modulation 16-QAM. Rappelons que le modèle d'amplificateur simulé est celui de Saleh présenté dans la section (2.3.2) et le canal utilisé est gaussien. Pour ces simulations, le recul IBO est de 8 dB.

La figure (2.7) représente les performances de quelques pré-distordeurs neuronaux de type PMC. En effet, elle représente l'évolution du TES (Taux d'Erreurs Symbole) en fonction du SNR (ou RSB pour Rapport Signal à Bruit). Notons PD(2,x,2) un PMC

à une couche cachée avec  $x$  neurones et  $PD(2,x,y,2)$  un PMC à deux couches cachées constituées respectivement de  $x$  et  $y$  neurones.

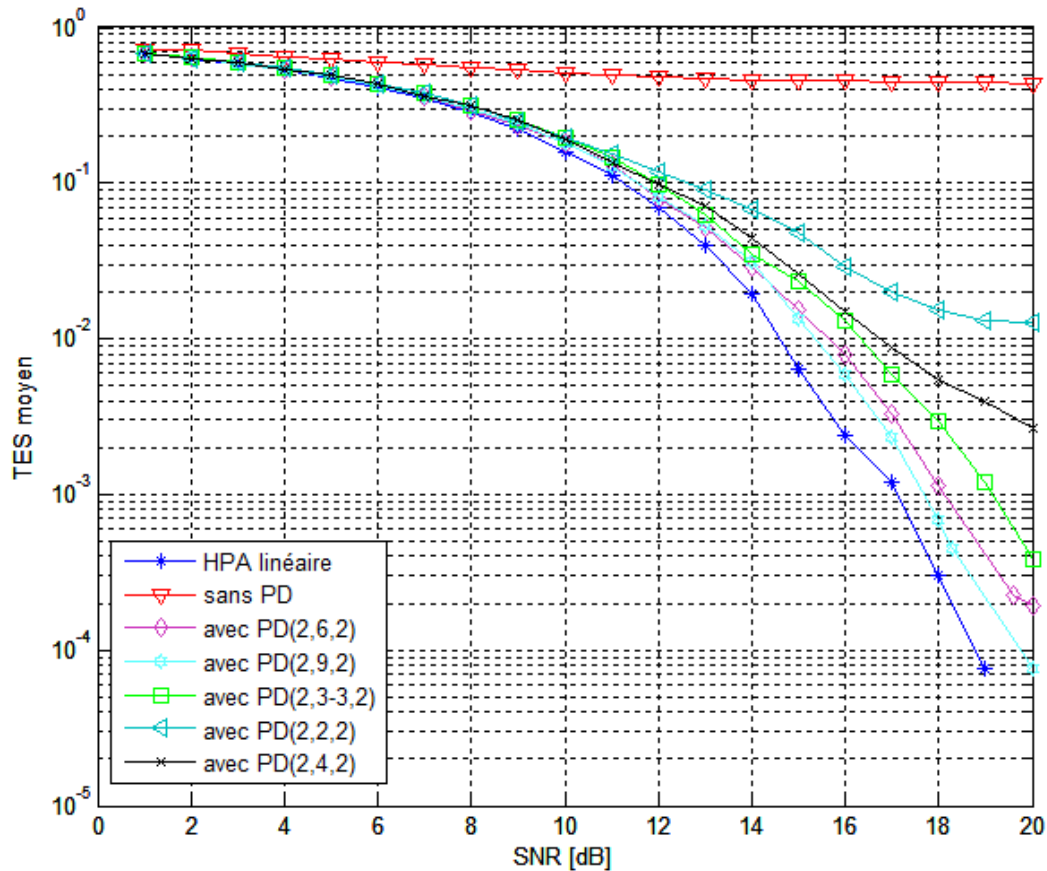


Figure 2.7 : Taux d'erreur symbole d'un système OFDM avec différents pré-distordeurs, 64 porteuses, une modulation 16-QAM et un amplificateur TWTA avec un recul de 8dB

Nous constatons que tous les pré-distordeurs, y compris le plus simple, réalisé avec un PMC constitué d'une couche cachée de 2 neurones, parviennent à réduire le taux d'erreur symbole par rapport au système de référence sans pré-distorsion. Celui qui obtient les meilleures performances est le  $PD(2,9,2)$ , représentant un PMC avec une seule couche cachée à neuf neurones. Ça vérifie bien la théorie qui a montré qu'un PMC constitué d'une seule couche est capable d'approximer n'importe quelle fonction non-linéaire et peut convenir donc à cette tâche.

Les apprentissages de ces réseaux de neurones ont été effectués avec un algorithme de Levenberg-Marquardt (voir section 3.3.1.5) qui demande généralement plus de puissance de calcul et de mémoire pour une itération. Par contre, il demande beaucoup moins d'itérations par rapport à d'autres algorithmes d'apprentissage [Zayani08]. La figure (2.8) montre la courbe d'apprentissage du PD(2,9,2) en représentant l'évolution de l'erreur quadratique moyenne (la performance du réseau de neurone) en fonction du nombre d'itérations au fur et à mesure de l'apprentissage.

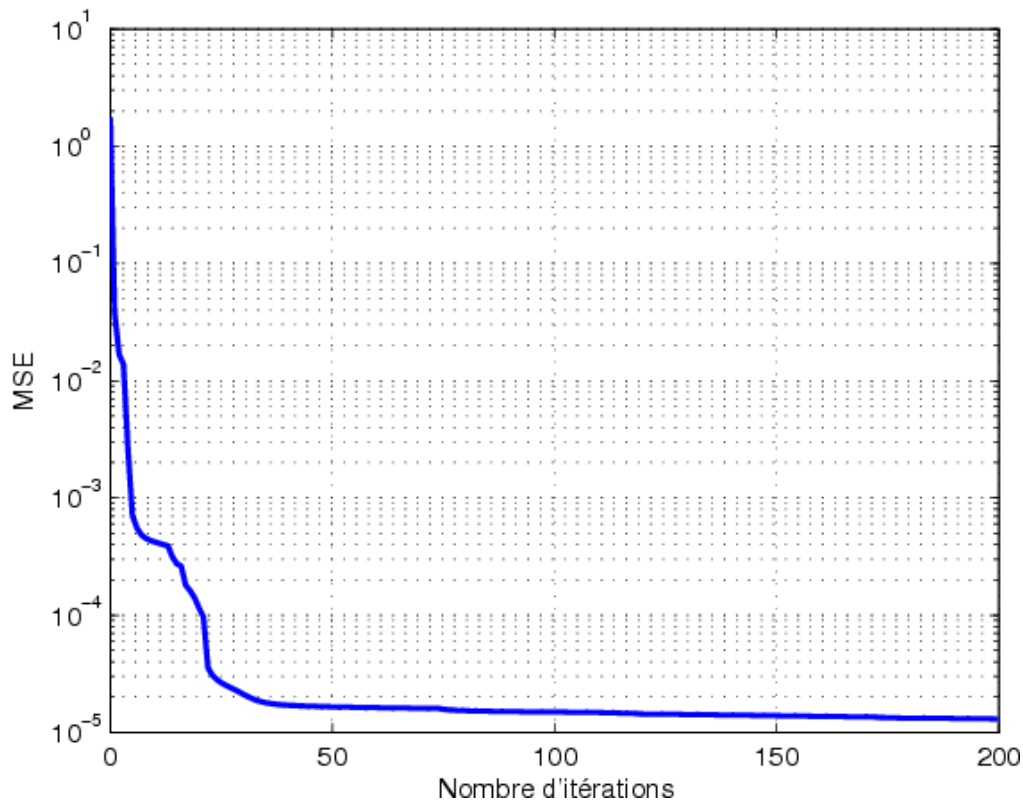
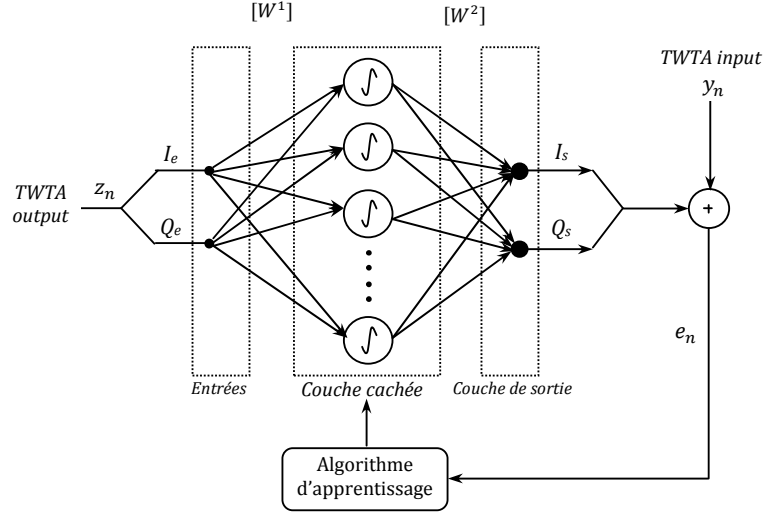


Figure 2.8 : Courbe d'apprentissage du PD(2,9,2)

Nous constatons que l'algorithme converge et dès l'itération 100, l'erreur quadratique moyenne vaut  $10^{-5}$  et ne diminue presque plus. Ce qui résulte en une bonne estimation des coefficients (poids et biais) du pré-distordeur neuronal (figure (2.9)).


**Figure 2.9 : Architecture de la pré-distorsion neuronale choisie**

Les composantes réelle et imaginaire du signal pré-distordu sont les sorties du réseau de neurones qui sont ainsi donnés par les équations<sup>4</sup> (2.16) et (2.17) :

$$I_s(x, w) = \sum_{i=1}^{N_c=9} \left[ w_{1,i}^2 \operatorname{th} \left( \sum_{j=1}^{n=2} w_{j,i}^1 x_j + b_i^1 \right) \right] + b_1^2 \quad (2.16)$$

$$Q_s(x, w) = \sum_{i=1}^{N_c=9} \left[ w_{2,i}^2 \operatorname{th} \left( \sum_{j=1}^{n=2} w_{j,i}^1 x_j + b_i^1 \right) \right] + b_2^2 \quad (2.17)$$

avec :  $n (= 2)$  est le nombre d'entrée,  $N_c (= 9)$  est le nombre de neurones cachés et  $x_j$  est le vecteur regroupant les entrées.

La figure (2.10) représente les caractéristique AM/AM pour un modèle de Saleh de l'amplificateur, les caractéristiques du pré-distorreur déduites à partir des caractéristiques de l'amplificateur en utilisant l'approche présentée ci-dessus et les caractéristiques de la cascade du pré-distorreur et de l'amplificateur de puissance. Nous remarquons que la réponse en puissance de la cascade est linéaire. Ceci implique un gain constant de la cascade PD+HPA et montre l'efficacité du pré-distorreur à corriger les non-linéarités de l'amplificateur de puissance.

<sup>4</sup> Reprenons les notations indiquées dans la section (2.2.3)

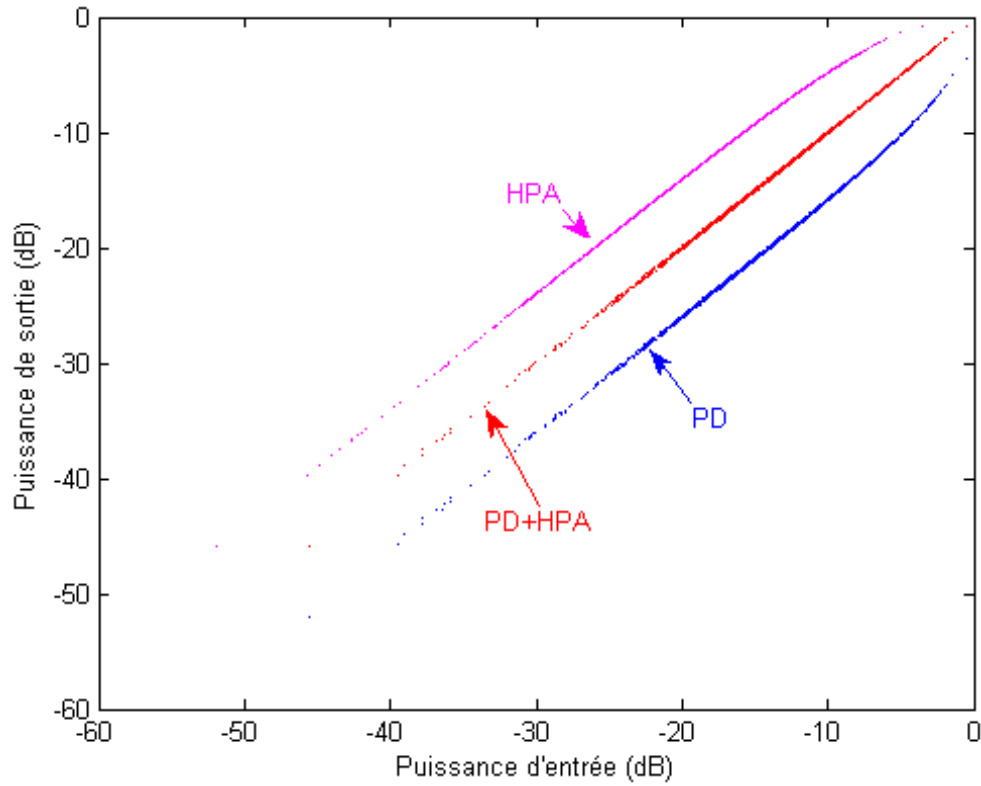


Figure 2.10 : Caractéristique AM/AM de la cascade (pré-distorreur+HPA)

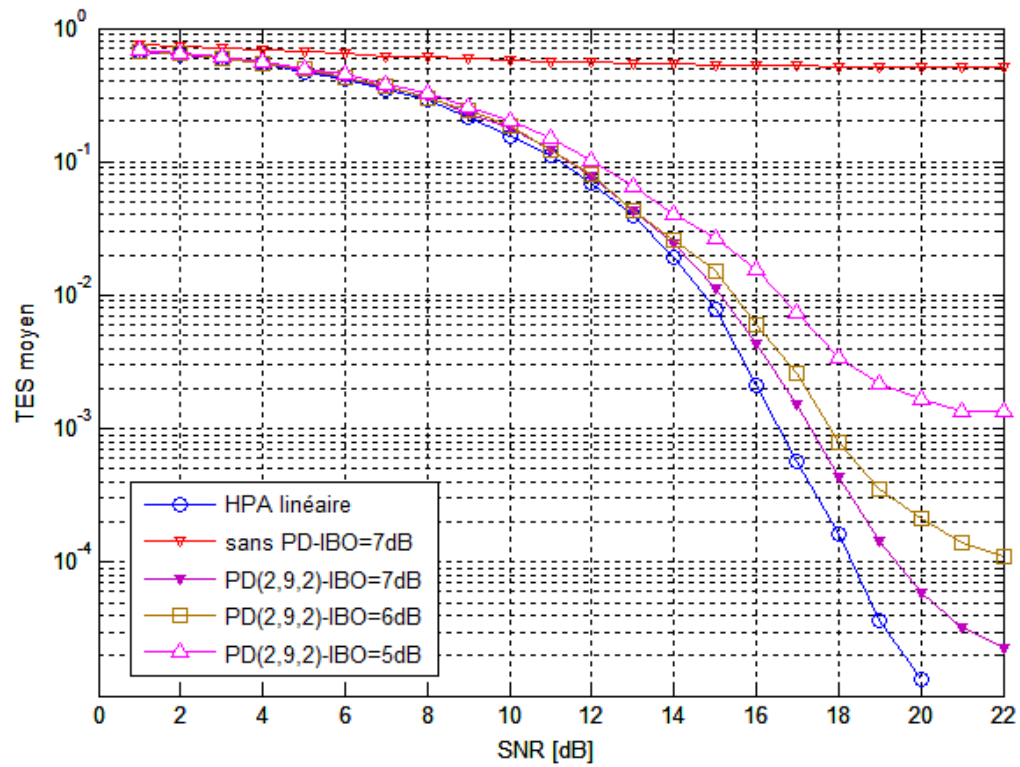


Figure 2.11 : Performances du PD(2,9,2) en fonction du recul (IBO)



Afin de tester l'efficacité de notre pré-distordeur dans la compensation des distorsions non-linéaires plus sévères, nous l'avons déjà testé avec le même modèle d'amplificateur en prenant différentes valeurs de recul (IBO). La figure (2.11) montre les résultats de performances en terme de TES obtenus.

Pour un IBO de 7 dB, le pré-distordeur apporte également une diminution considérable du taux d'erreur symbole et ses performances sont très proches à celles d'un amplificateur idéal. Par conséquent, la diminution de l'IBO (5 dB par exemple) mène à l'augmentation de la probabilité d'avoir une amplitude du signal d'entrée supérieure à l'amplitude de saturation ( $A_s$ ) du HPA. En effet, nous constatons un taux d'erreur symbole irréductible pour des SNR élevés.

Comme nous avons indiqué dans la section (1.4), une réduction du PAPR du signal d'entrée à l'aide d'une technique de réduction de PAPR, est nécessaire simultanément avec la linéarisation de l'amplificateur afin d'opérer ce dernier avec un IBO faible (optimiser son rendement) sans trop saturer le signal à la sortie.

Afin de voir l'impact de la pré-distorsion sur l'amélioration de la qualité du signal, nous présenterons sur la figure (2.12) les spectres d'un signal OFDM amplifié sans et avec pré-distorsion. Le système OFDM simulé est celui présenté ci-dessus avec un IBO de 7dB.

Nous remarquons que l'opération de pré-distorsion compense les distorsions en dehors de la bande utile du signal et réduit ainsi le niveau du bruit au voisinage du spectre du signal.

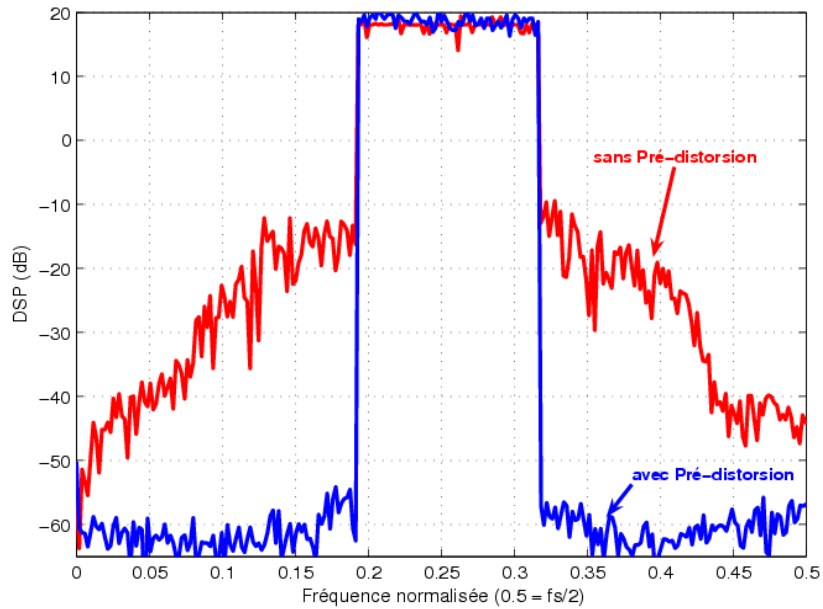


Figure 2.12 : Spectres d'un signal OFDM amplifié avec et sans pré-distorsion

Notons que pour certains standards utilisant la technique OFDM, à savoir la norme 802.11a, le plus grand intérêt doit être donné aux distorsions à l'intérieur de la bande utile du signal. A ce titre, nous représenterons sur les figures (2.13 (a)) et (2.13 (b)) les constellations du signal reçu avec et sans pré-distorsion pour un système OFDM à 64 porteuses, une modulation 16-QAM, un TWTA avec un IBO de 7 dB et un canal BBAG avec un SNR de 15 dB.

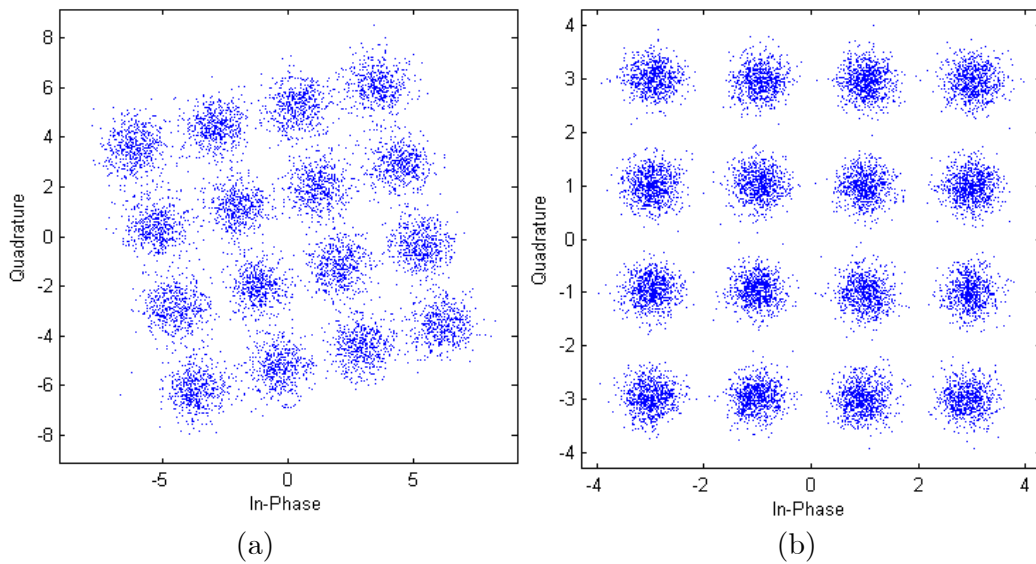


Figure 2.13 : Constellation 16-QAM d'un signal OFDM reçu, 64 porteuses, SNR=15dB, IBO=7dB

(a) sans pré-distorsion (b) avec pré-distorsion

Dans la figure (2.13 (a)), lorsque la pré-distorsion n'est pas activée, le signal reçu est caractérisé par un embrouillement dans la constellation causé par les distorsions dues à l'amplificateur de puissance. Les interférences dans la bande utile sont ainsi plus prononcées. En effet, Les points de constellations sont éloignés de la valeur idéale et les phases sont tournées. L'impact de la pré-distorsion neuronale sur la réduction des interférences est montré dans la figure (2.13 (b)) dont la dispersion des points de constellations est due principalement au canal (BBAG).

### **Conclusion**

Dans de ce chapitre nous avons présenté la technique des réseaux de neurones en s'intéressant plus particulièrement aux perceptrons multicouches (PMC) qui peuvent être capables de résoudre le problème étudié. Une revue de la littérature nous a permis de choisir le modèle le plus approprié pour représenter les effets de non-linéarités des amplificateurs de puissance. Ensuite, nous avons présenté un modèle mathématique pour représenter la fonction de transfert que devra réaliser le pré-distordeur neuronale.

Par la suite, nous avons décrit la procédure d'établissement d'une pré-distorsion neuronale, allant de l'apprentissage à la généralisation, capable d'offrir de meilleures performances avec une complexité réduite pour la compensation des non-linéarités d'un amplificateur considéré stationnaire et sans mémoire, dans le contexte des systèmes à porteuses multiples.

La pré-distorsion choisie consiste en un perceptron multicouche de type feed-forward constitué de deux entrées, deux sorties et une couche cachée de neuf neurones. Cette architecture a montré de très bonnes performances en termes de réduction du taux d'erreur dans la transmission, même avec des IBO assez faibles. Elle a montré également une bonne correction du signal à l'intérieur de sa bande utile et en dehors de celle-ci. Ceci s'est traduit sous forme des corrections au niveau du spectre du signal OFDM amplifié et bien d'autres au niveau des points de constellation reçus.

Cette technique de pré-distorsion représente donc une nouvelle contribution qui va nous servir comme référence dans l'établissement d'autres techniques de pré-distorsion qui ne seront pas limitées à compenser que les distorsions non-linéaires dues au HPA, mais aussi à ses variations dans le temps (chapitre 3) et ses effets mémoire (chapitre 4).

## Chapitre 3

# Pré-distorsion adaptative pour des amplificateurs non-stationnaire

### Sommaire

---

<b>3.1. Effets de non-stationnarité dans les amplificateurs de puissance.....</b>	<b>62</b>
3.1.1. Modélisation de l'amplificateur de puissance non-stationnaire et sans mémoire	62
3.1.2. Insuffisance de la pré-distorsion stationnaire .....	64
<b>3.2. Système de pré-distorsion adaptative en bande de base.....</b>	<b>65</b>
<b>3.3. Etude comparative des algorithmes d'apprentissage.....</b>	<b>66</b>
3.3.1. Algorithmes d'apprentissage .....	66
3.3.1.1. Algorithme de rétro-propagation standard (GD).....	66
3.3.1.2. Algorithme de rétro-propagation avec le momentum (GDm) .....	67
3.3.1.3. Algorithme du gradient conjugué (CGF) .....	67
3.3.1.4. Algorithme de Quasi-Newton (BFGS).....	68
3.3.1.5. Algorithme de Levenberg-Marquardt (LM).....	69
3.3.2. Résultats de comparaison et interprétations .....	70
<b>3.4. Performance de la pré-distorsion adaptative .....</b>	<b>73</b>
<b>Conclusion.....</b>	<b>76</b>

---

Le modèle de pré-distorsion numérique présenté dans le chapitre précédent a montré de très bonnes performances pour un système OFDM comprenant un amplificateur de puissance non-linéaire considéré stationnaire et sans mémoire. Il a montré également de bonnes corrections de la qualité du signal dans sa bande utile et en dehors de celle-ci. Cependant, les HPA ne peuvent plus être stationnaires dans un système réel. En fait, les amplificateurs fonctionnant dans des conditions sévères peuvent subir des changements lents mais cruciaux de leurs caractéristiques non-linéaires (AM/AM et AM/PM). Ces changements qui sont en fait dus à plusieurs facteurs physiques et techniques, tels que la température, l'âge des composants, le niveau de la puissance et les changements en fréquence. Dans la première partie de ce chapitre, nous présenterons le modèle de l'amplificateur non-stationnaire adopté dans cette Thèse et nous soulignons les limites de l'architecture de pré-distorsion, utilisée dans le premier chapitre, dans la compensation des effets de non-linéarités, dus aux HPA non-stationnaires, sur un système OFDM. Dans la deuxième section, nous proposerons une nouvelle architecture neuronale de pré-distorsion adaptative, basée sur le réseau de neurones utilisé pour le cas stationnaire. L'architecture proposée doit être capable de suivre les changements en temps réel des caractéristiques de l'amplificateur de puissance. Elle se base sur un algorithme adaptatif permettant le calcul itératif de la fonction de pré-distorsion. Dans la troisième section, nous étudierons les principaux algorithmes d'apprentissage des réseaux de neurones proposés dans la littérature. Ensuite, nous présenterons les résultats de l'étude comparative des ces algorithmes en termes de performances et de complexité. Cette étude nous mènera à choisir l'algorithme le plus adéquat au problème étudié (approximation de fonction), au type de données traitées (Signaux OFDM) et à la structure neuronale choisie. Dans la dernière section, nous présenterons les résultats de performances de l'algorithme choisi avec l'architecture de pré-distorsion adaptative proposée pour un système OFDM.

### 3.1. Effets de non-stationnarité dans les amplificateurs de puissance

#### 3.1.1. Modélisation de l'amplificateur de puissance non-stationnaire et sans mémoire

La non-stationnarité de l'amplificateur est provoquée par plusieurs facteurs techniques et physiques à savoir la température, l'âge du composant, le niveau de la puissance, etc. Son évolution temporelle sera une succession d'états stationnaires. Le modèle ainsi considéré est celui de Saleh sans mémoire où les quatre paramètres ( $\alpha_a, \beta_a, \alpha_p$  et  $\beta_p$ ) sont variables dans le temps.

Dans cette Thèse, nous supposons que ces paramètres varient de façon linéaire dans le temps selon les conditions suivantes :

- Variation des quatre paramètres dans les intervalles suivants :

$$1,5 \leq \alpha_a \leq 3 \quad (3.1)$$

$$0,5 \leq \beta_a \leq 2 \quad (3.2)$$

$$2 \leq \alpha_p \leq 4 \quad (3.3)$$

$$7 \leq \beta_p \leq 9 \quad (3.4)$$

- Condition de normalisation d'entrée et de sortie :  $\beta_a = \alpha_a - 1$
- Puissance de saturation de 0 dB.

La raison pour laquelle nous avons choisi ces conditions pour l'amplitude et la phase est de maintenir les contraintes de normalisation à l'entrée et à la sortie ainsi que la condition de saturation.

Ainsi, nous utilisons la fonction suivante pour représenter la variation temporelle de chaque paramètre tout en respectant les conditions illustrées ci-dessus.

$$f(t) = A * t + C \quad (3.5)$$

avec  $\alpha$  est une constante définissant la vitesse de la variation et  $\beta$  représente la valeur initiale.

Les figures 3.1 et 3.2 représentent respectivement les variations des caractéristiques AM/AM et AM/PM afin de montrer l'étendue de la variation du HPA utilisée dans cette Thèse.

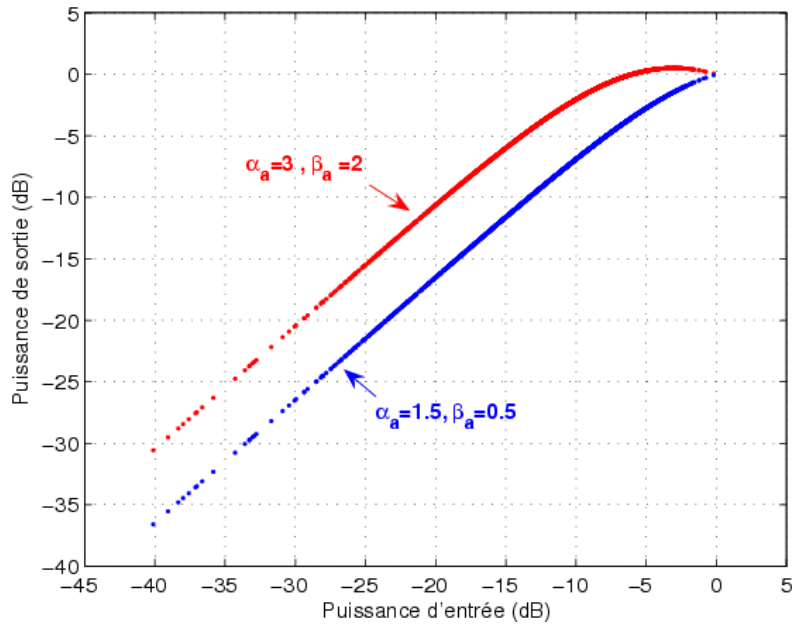


Figure 3.1 : Variation de la caractéristique AM/AM

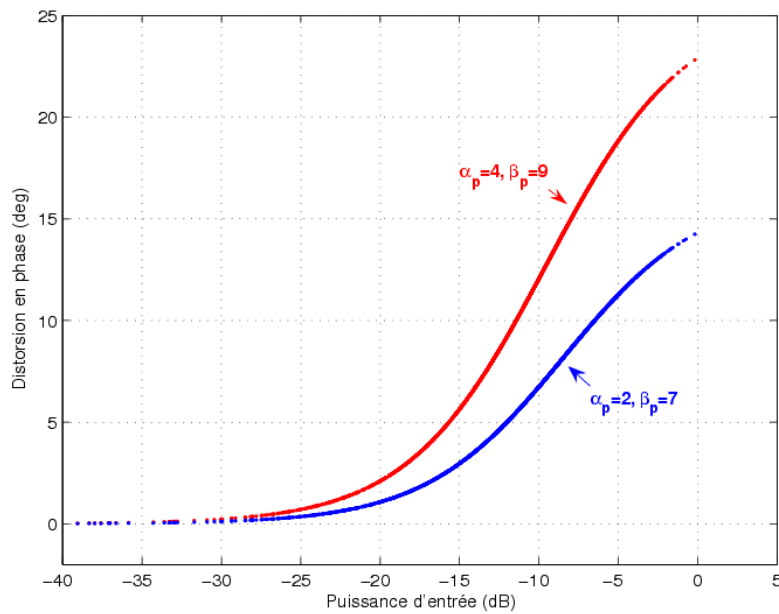


Figure 3.2 : Variation de la caractéristique AM/PM



### 3.1.2. Insuffisance de la pré-distorsion stationnaire

Pour évaluer les performances de la pré-distorsion dans une chaîne comportant des non-linéarités non-stationnaires, elle a été simulée dans un système OFDM<sup>5</sup> avec deux amplificateurs ayant des caractéristiques différentes. La pré-distorsion a été déterminée après une phase complète d'apprentissage du réseau de neurones avec un HPA dont ses paramètres sont les suivants . Dans la figure (3.3), nous exposons les résultats de performances de cette pré-distorsion.

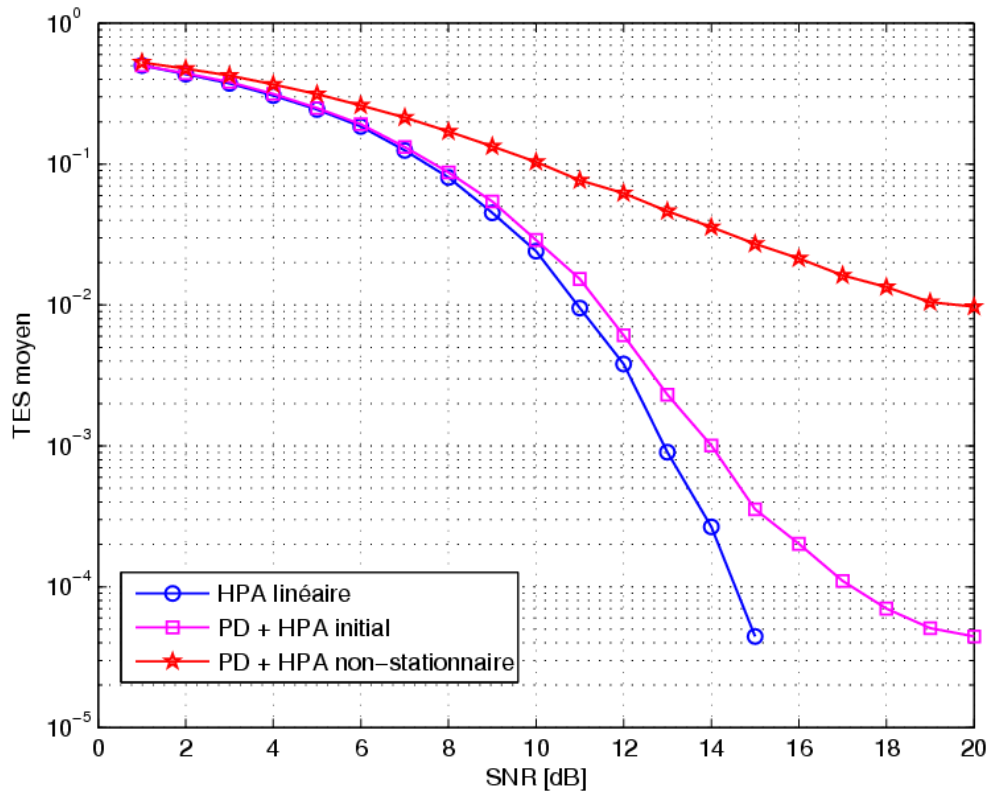


Figure 3.3 : Performances de PD pour un système OFDM, avec TWTA non-stationnaire, IBO = 7 dB, un canal BBAG.

En variant les caractéristiques de l'amplificateur

, nous remarquons que la qualité de la transmission se dégrade. Ainsi, la correction de la pré-distorsion non adaptative devient moins bonne et le Taux d'Erreur Symbole augmente. En effet, la non-stationnarité de l'amplificateur de

<sup>5</sup> Rappelons que le système OFDM simulé utilise 64 porteuses, une modulation 16-QAM et un canal gaussien

puissance devient importante et il faut en tenir compte dans la pré-distorsion pour garantir une bonne linéarité.

### 3.2. Système de pré-distorsion adaptative en bande de base

Nous présentons une technique de pré-distorsion adaptative en bande de base pour la linéarisation des amplificateurs de puissance non-stationnaires tels que ceux présentés dans la section (3.1.1). Cette pré-distorsion doit être capable de suivre les changements des caractéristiques de l'amplificateur HPA qui sont dus à plusieurs facteurs physiques et techniques.

L'approche utilisée est indirecte au sens où nous calculons un système de post-distorsion que nous appliquons en pré-distorsion. Cette technique utilise généralement deux alternatives à savoir :

**1<sup>ère</sup> Alternative :** Initialisation du pré-distorreur avec une phase d'apprentissage complète (figure 2.6).

**2<sup>ème</sup> Alternative :** Adapter simultanément les coefficients de NN et NN PD (figure 3.4).

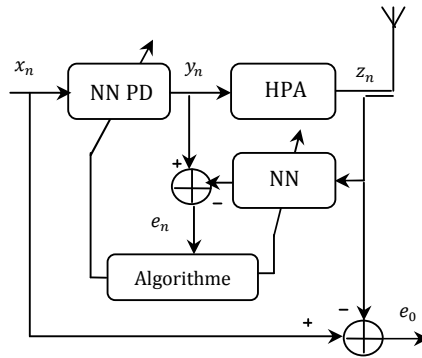


Figure 3.4 : PD adaptative

Le réseau de neurones adopté est celui déterminé dans le cas stationnaire et sans mémoire. Il s'agit d'un PMC constitué de deux entrées, une couche cachée de neuf neurones et une couche de sortie de deux neurones. Les fonctions d'activation des neurones cachés sont des tangentes hyperboliques tandis que celles des neurones de sortie sont linéaires.

Cette pré-distorsion se base sur un algorithme adaptatif permettant le calcul itératif des coefficients du NN PD pour chaque symbole OFDM transmis. Cet algorithme doit être choisi de façon judicieuse. On parle alors du choix de l'algorithme d'apprentissage qui sera l'objectif de la partie suivante.

### 3.3. Etude comparative des algorithmes d'apprentissage

#### 3.3.1. Algorithmes d'apprentissage

Le tableau (3.1) illustre les principaux algorithmes utilisés ainsi que les acronymes que nous avons utilisés pour les identifier :

Acronyme	Algorithme
LM	Levenberg Marquardt
BFG	BFGS Quasi-Newton
CGF	Gradient conjugué+ FLETCHER-REEVES
GDm	Descente de gradient avec moment
GD	Descente de gradient classique

Tableau 3.1 : Algorithmes et leurs acronymes

##### 3.3.1.1. Algorithme de rétro-propagation standard (GD)

La rétro-propagation est une technique très populaire dans les applications des réseaux de neurones multi-couches. Elle permet d'ajuster les poids d'un réseau pour diminuer, à chaque étape, l'erreur quadratique entre les sorties calculées et celles souhaitées.

La rétro-propagation standard est un algorithme de descente de gradient qui permet d'ajuster les poids du réseau dans le sens du gradient négatif de la fonction coût (Erreur Quadratique Moyenne (EQM)).

Le vecteur de poids est ajusté en utilisant la formule suivante :

$$w_{k+1} = w_k - \mu g_k \tag{3.6}$$

où :

$w_k$  est le vecteur de different poids et biais à l'instant  $k$

$\mu$  est le facteur d'apprentissage, l'un des paramètres de cet algorithme. Il ne doit pas être trop grand pour éviter les grandes oscillations de l'erreur.

$g_k$  est le gradient de l'erreur par rapport au vecteur de poids. Le calcul de  $g_k$  est présenté dans la section (2.2.4).

### 3.3.1.2. Algorithme de rétro-propagation avec le momentum (GDm)

Afin d'améliorer l'algorithme de rétro-propagation, nous pouvons rajouter un terme d'inertie (momentum) dont le rôle est de filtrer les oscillations dans la trajectoire de la descente du gradient [Wang05]. En effet, il empêche que le changement de poids à l'instant  $k$  ne devienne beaucoup plus grand qu'à l'instant  $k - 1$ . Les poids sont mis à jour de la façon suivante :

$$w_{k+1} = w_k - \mu g_k + \alpha(w_k - w_{k-1}) \quad (3.7)$$

où  $\alpha$  est le momentum et peut être une valeur entre 0 et 1.

Lorsque  $\alpha = 0$ , l'équation (3.7) est équivalente à l'équation (3.6).

Lorsque  $\alpha = 1$ , la variation de poids ne dépend plus des équations de rétro-propagation des erreurs, mais uniquement des variations de poids à l'instant précédent. En effet, le momentum est un moyen efficace pour pouvoir sortir des minimums locaux et aussi pour accélérer l'apprentissage.

### 3.3.1.3. Algorithme du gradient conjugué (CGF)

L'algorithme de rétro-propagation standard permet d'ajuster les poids dans la direction de la plus forte pente mais ne produit pas nécessairement la convergence la plus rapide [Seiffert06]. Il est également très sensible au taux d'apprentissage choisi qui cause un résultat instable ou une convergence longue [Zay07]. En fait, plusieurs algorithmes basés sur la méthode du gradient conjugué [Wang05] ont été récemment présentés pour l'apprentissage des réseaux de neurones. Ces derniers reposent sur la

recherche de directions successives permettant une convergence très rapide en atteignant la solution exacte (minimum global) [Castillo06].

La direction de descente pour la première itération est donnée par :

$$p_0 = -g_0 \quad (3.8)$$

La recherche de la direction pour chaque itération est déterminée par la mise à jour du vecteur de poids de la forme suivante :

$$w_{k+1} = w_k + \mu_k p_k \quad (3.9)$$

avec :

$$p_k = -g_k + \beta_k p_{k-1} \quad (3.10)$$

D'après la formule proposée par Fletcher-Reeves [Wang05][Seiffert06], la constante  $\beta_k$  est définie par le rapport entre la norme carrée du gradient conjugué courant et la norme carrée du gradient conjugué précédent (éq. 3.11)

$$\beta_k = \frac{g_k^T g_k}{g_{k-1}^T g_{k-1}} \quad (3.11)$$

#### 3.3.1.4. Algorithme de Quasi-Newton (BFGS)

La méthode de Newton est une alternative aux méthodes du gradient conjugué pour une optimisation plus rapide. La reformulation de base de la méthode de newton [Seiffert06] pour l'ajustement du vecteur de poids est :

$$w_{k+1} = w_k - H_k^{-1} g_k \quad (3.12)$$

avec  $H_k$  est le Hessien (matrice des dérivées partielles secondes) de la fonction coût (EQM) par rapport au vecteur de poids.

La méthode de newton offre une convergence plus rapide que celle du gradient conjugué. Malheureusement, cette méthode est plus coûteuse en terme de calcul parce que l'inverse de la matrice du Hessien doit être déterminé à chaque itération. Ainsi, plusieurs algorithmes d'apprentissage de réseaux multicouches se basent sur la

méthode de Newton, mais sans calculer les dérivées secondes. Ils sont les algorithmes de Quasi-Newton qui permettent l'approximation de la matrice Hessienne à chaque itération. La méthode de Quasi-Newton qui était la plus couronnée de succès dans les études publiées est celle de Broyden, Fletcher, Goldfarb, and Shanno (BFGS) [Wang05].

### 3.3.1.5. Algorithme de Levenberg-Marquardt (LM)

La méthode de Levenberg-marquardt [Zay07] fait partie des méthodes d'optimisation de second ordre qui permet de diminuer le nombre d'itération d'un algorithme d'apprentissage sans avoir calculer la matrice du Hessien. Elle utilise en fait une approximation des dérivées secondes calculées à partir de dérivées premières.

L'algorithme de Levenberg-Marquardt s'applique au cas particulier où la fonction coût est l'Erreur Quadratique Moyenne (EQM)<sup>6</sup>. En effet, si l'on suppose que l'EQM est une fonction quadratique, la matrice du Hessien peut être estimée comme suit :

$$H = J^T J \quad (3.13)$$

Et le gradient peut être calculé de la façon suivante :

$$g = J^T e \quad (3.14)$$

avec  $J$  est la matrice jacobienne contenant les dérivées premières de l'EQM par rapport le vecteur de poids et  $e$  est le vecteur d'erreur. La détermination de la matrice jacobienne est moins coûteuse en terme de calcul que la détermination de la matrice du Hessien.

Le nouveau vecteur de poids calculé sera :

$$w_{k+1} = w_k - [J^T J + \mu I]^{-1} J^T e \quad (3.15)$$

où  $\mu$  est une constante qui contrôle le comportement de l'algorithme.

---

<sup>6</sup> Typique dans l'apprentissage des réseaux de neurones multicouches de type « feed-forward »

Lorsque  $\mu$  est faible, l'algorithme suit la méthode de Quasi-Newton utilisant l'approximation de la matrice du Hessien (éq. 3.12).

Lorsque  $\mu$  est grand, l'algorithme correspond bien à une descente de gradient à pas réduit.

### 3.3.2. Résultats de comparaison et interprétations

Il est très difficile de savoir quel algorithme d'apprentissage sera le plus rapide et le plus adéquat pour un problème donné. Il dépendra de plusieurs facteurs à savoir la complexité du problème, le nombre de données de la base d'apprentissage, le nombre de poids et des biais dans le réseau, l'erreur objective et le type de problème traité par le réseau. En effet, Le réseau de neurones consiste en un pré-distordeur capable de compenser les non-linéarités dues aux amplificateurs de puissance dans un système OFDM utilisant une modulation 16-QAM. En fait, il s'agit d'un problème d'approximation des fonctions de transfert inverses de l'amplificateur en question.

Ainsi, dans cette section, nous effectuerons un certain nombre de comparaisons entre divers algorithmes d'apprentissage en termes de vitesse de convergence, performances et complexité.

D'après l'étude déjà faite, le réseau de neurones le plus adéquat est un PMC de type feed-forward avec deux entrées, deux sorties et une couche cachée de neuf neurones. La fonction d'activation est une sigmoïde pour les neurones de la couche cachée et linéaire pour les neurones de sorties.

La performance de divers algorithmes peut être achevée par l'exactitude exigée de l'approximation. Ceci est démontré dans la figure (3.5) qui représente l'évolution de l'erreur quadratique moyenne (moyennant sur 30 simulations différentes) en fonction du nombre d'itérations pour les différents algorithmes.

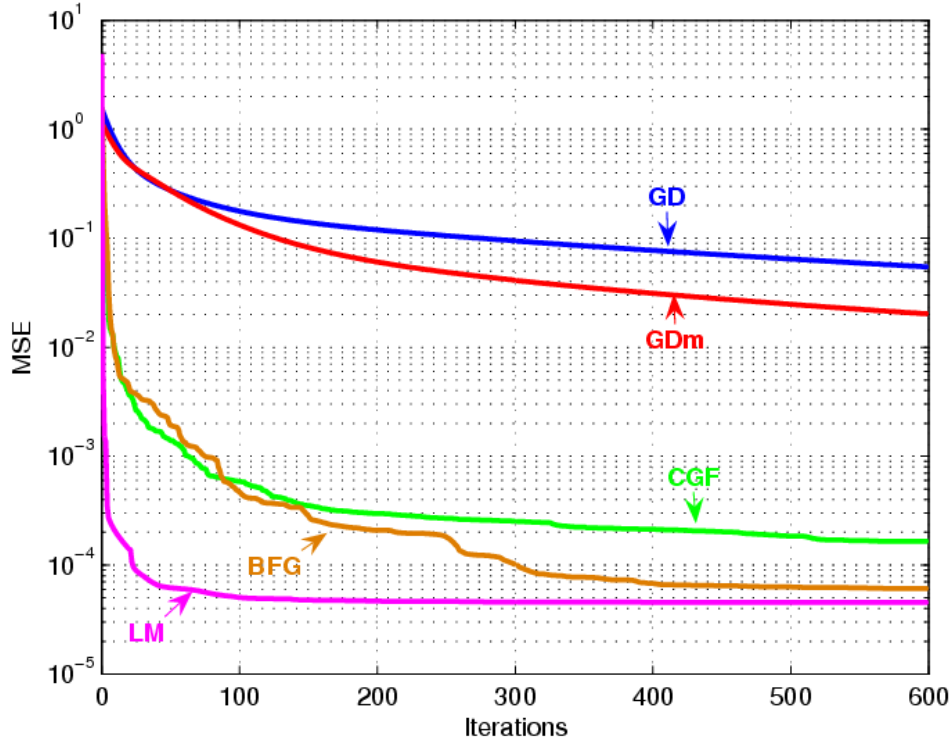


Figure 3.5 : Evolution de la MSE de différents algorithmes en fonction de nombre d'itération, OFDM avec 64 porteuse, 16 QAM, IBO = 8 dB

Nous constatons que l'algorithme de LM est le plus rapide par rapport aux autres algorithmes. De plus, il converge vers l'erreur la plus faible. Ceci résulte en une meilleure approximation de la fonction de pré-distorsion.

Il est aussi important de mettre en considération la complexité algorithmique. D'après le Tableau (3.2), nous pouvons voir les résultats de l'étude comparative des cinq algorithmes déjà mentionnés en terme de complexité. La variable  $Nflops$  est le nombre d'opérations élémentaires (multiplication, division, addition et soustraction) nécessaires pour l'exécution de chaque algorithme par itération.  $Ntflops$  est le nombre d'opérations requis pour atteindre une MSE désirée. Pour chaque méthode, le réseau est entraîné jusqu'à ce que l'erreur quadratique moyenne soit moins de  $10^{-3}$ . Chaque entrée dans la table représente 30 simulations différentes en utilisant différents poids initiaux aléatoires.



Pour le calcul du nombre d'opérations élémentaires, l'addition ou la soustraction représente une opération si le résultat est réel et deux s'il est complexe. Chaque multiplication ou division compte une opération dans le cas réel et six opérations dans le cas complexe.

<b>Algorithme</b>	<i>Nflops</i>	<i>Ntflops</i>
<i>LM</i>	5973400	1.5651e+007
<i>BFG</i>	402710	2.225e+007
<i>CGF</i>	285300	2.472e+007
<i>GDm</i>	296574	*
<i>GD</i>	197663	*

**Tableau 3.2 : Comparaison de la complexité de différents algorithmes**

(\* MSE désirée n'a pas été atteint avec  $2.10^5$  itérations)

Il est évident de noter que l'algorithme de Levenberg-Marquardt est le plus adapté en terme de puissance de calcul (complexité). En fait, bien qu'il exige le nombre d'opérations le plus significatif par itération, il nécessite moins d'opérations que les autres algorithmes pour converger vers une MSE assez faible.

Le rapport entre les algorithmes<sup>7</sup> est encore illustré dans la figure (3.6) qui évalue la complexité de différents algorithmes en fonction de l'erreur objective. Nous représentons alors sur cette figure l'évolution de la puissance de calcul requise (nombre d'opérations nécessaires) pour atteindre différentes MSE. Chaque valeur sur la figure représente 30 simulations différentes en utilisant différents poids initiaux aléatoires.

---

<sup>7</sup> Les différentes simulations ont été effectuées par MATLAB exécuté sur un HP pavilion ze5500 avec un processeur Intel Pentium IV 2.66 GHz et une mémoire vive 512 Mo

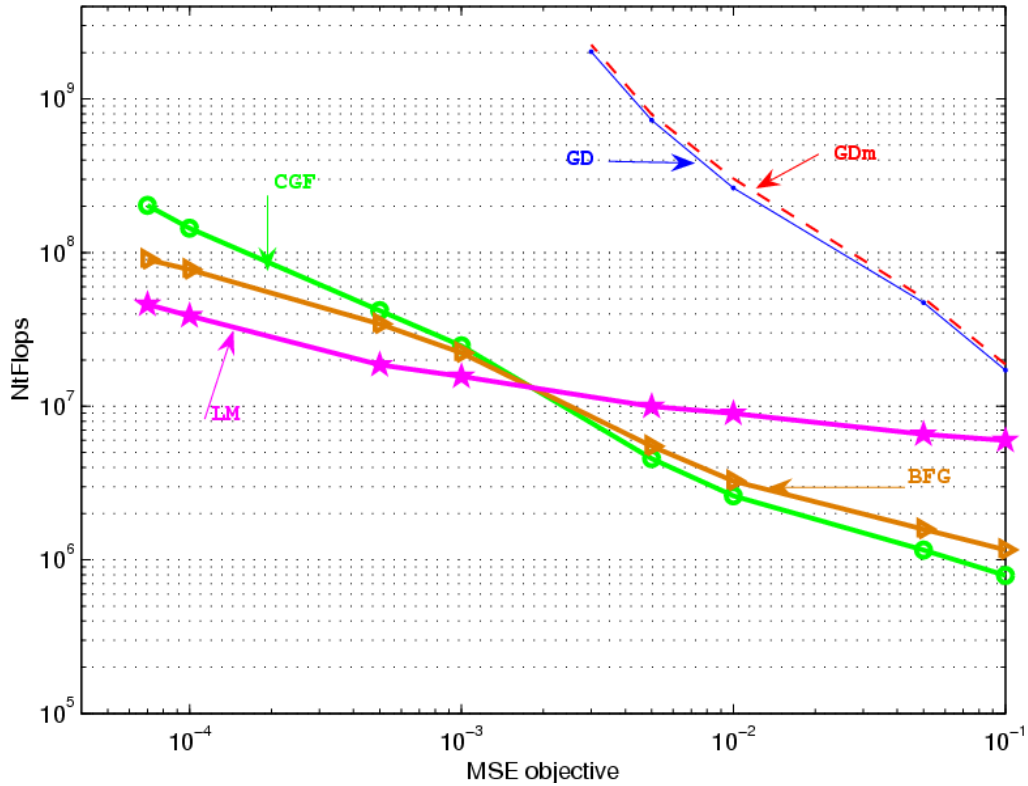


Figure 3.6 : Puissance de calcul nécessaire en fonction de MSE

Nous remarquons, selon la figure (3.6), que plus l'erreur objective est réduite, plus la complexité de l'algorithme LM sera réduite par rapport aux autres algorithmes ainsi que son efficacité devient plus prononcée.

### 3.4. Performances de la pré-distorsion adaptative

Après avoir montré l'efficacité de l'algorithme de LM en termes de vitesse de convergence et de complexité, nous allons aussi comparer ses performances avec les autres algorithmes pour une pré-distorsion adaptative (figure 3.4), dans le cas d'un amplificateur non-stationnaire.

Dans une première phase, nous avons entraîné le réseau de neurones, décrit dans la section (3.2), pendant un temps « » afin de fixer Le "NN PD" (figure (2.6)). L'amplificateur utilisé est de type TWTA avec .

Les courbes d'apprentissage du réseau de neurones, relatives à cette phase ( ), avec les différents algorithmes sont représentées dans la figure (3.7).

Nous constatons que tous les algorithmes convergent vers des MSE faibles différentes et que celle de LM est la plus petite, elle vaut . Tandis que pour le GD, l'erreur quadratique moyenne est de 0,05.

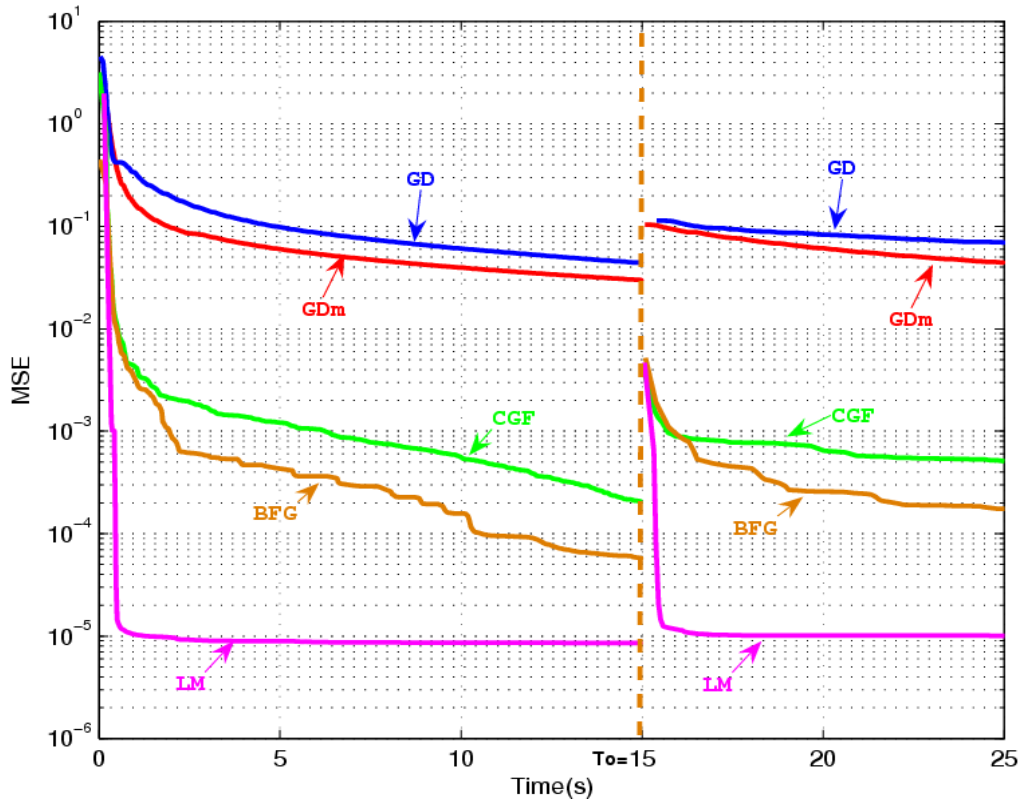


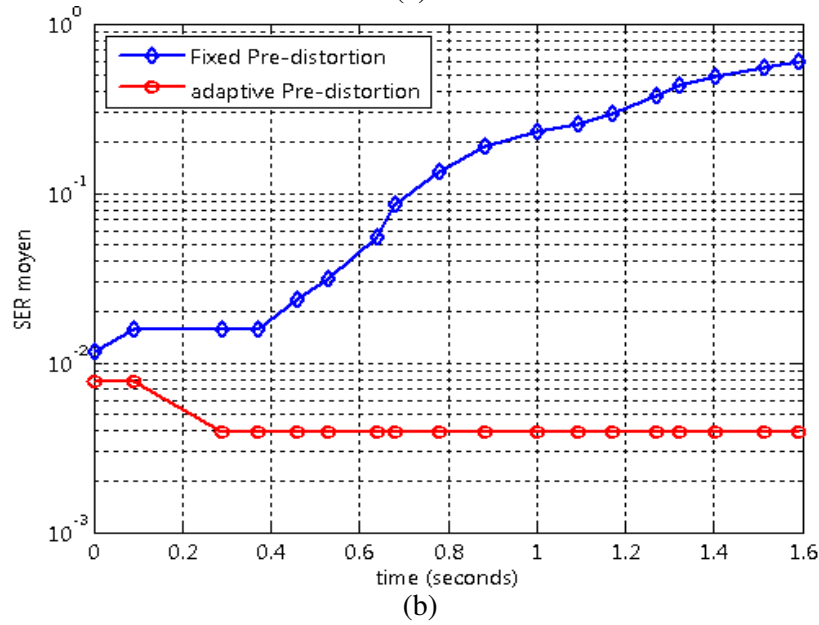
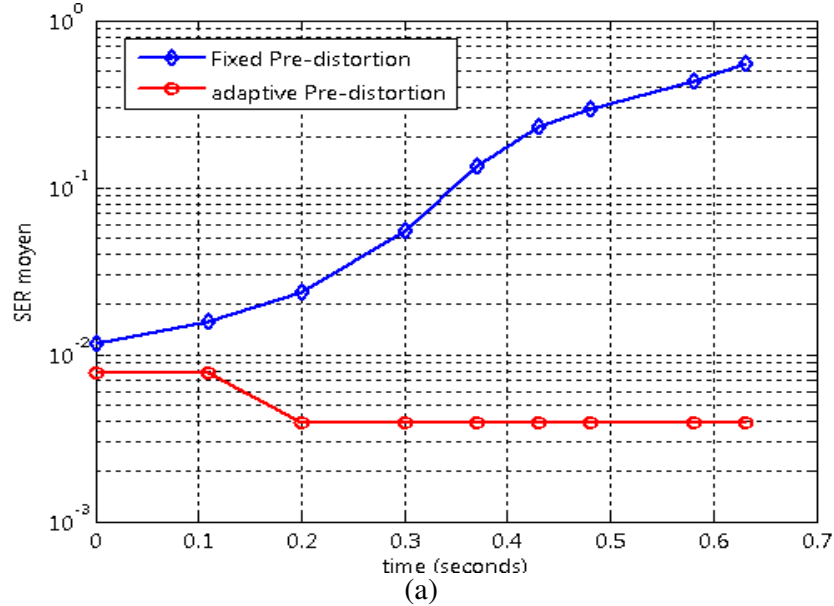
Figure 3.7 : Evolution de l'erreur quadratique moyenne de différents algorithmes dans le temps

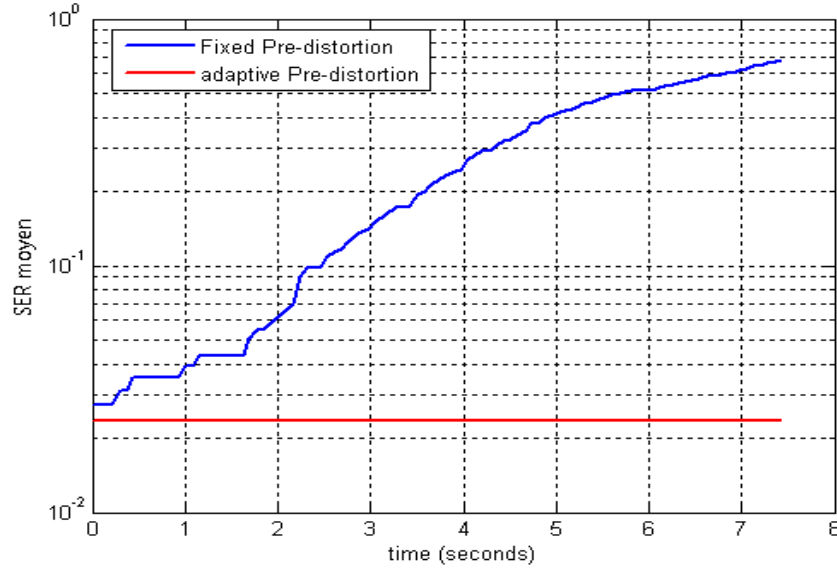
A l'instant , nous changeons brusquement les paramètres de l'amplificateur tels que ( $\alpha_a = 3, \beta_a = 2, \alpha_p = 2.5, \beta_p = 7.5$ ) et nous comparons également la convergence des différents algorithmes dans le temps. Nous remarquons bien que l'algorithme de Levenberg-Marquardt est le plus rapide et assure la meilleure convergence vers l'erreur minimale.

Afin d'évaluer les performances réelles de la pré-distorsion adaptative, nous allons ensuite la simuler dans un système OFDM complet, comprenant un amplificateur de

puissance non-stationnaire, un canal gaussien et un récepteur. Quelques résultats sont présentés sur les figures 3.8 (a), 3.8 (b) et 3.8 (c) représentant la variation du taux d'erreurs symboles, pour un SNR de 13dB, en fonction du temps et la vitesse de la variation des caractéristiques de l'amplificateur.

Rappelons que la vitesse de la variation des caractéristiques de l'amplificateur est définie par la constante «  $\gamma$  » (éq. 3.5).





**Figure 3.8 : Performances des pré-distorsions, système OFDM à 64 porteuses, modulation 16-QAM, TWTA non-stationnaire, IBO = 7 dB, SNR = 12dB.**

(a)  $A = 1.33$  (b)  $A=0.81$  (c)  $A=0.016$

### Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons proposé une nouvelle architecture de pré-distorsion adaptative capable de compenser les distorsions non-linéaires dues à l'amplificateur et elle est également capable de prendre en compte et de compenser les effets de non-stationnarité qui se manifestent dans ce dernier. Cette architecture testée dans un système OFDM utilise un algorithme adaptatif qui permet le calcul itératif des coefficients du réseau de neurones représentant la fonction de pré-distorsion. Ainsi, une étude comparative, des principaux algorithmes d'apprentissage, à été menée en termes de performances et complexité. Cette étude a montré que l'algorithme le plus adéquat à ce type de problème est celui de Levenberg-Marquardt (LM). En fait, il a la convergence la plus rapide vers l'erreur la plus faible. De plus, LM nécessite la puissance de calcul minimale par rapport aux autres algorithmes. Enfin, nous avons démontré que les performances d'un tel système OFDM souffrant des distorsions non-linéaires, causées par un amplificateur non-stationnaire, peuvent être considérablement améliorées par la structure adaptative de pré-distorsion neuronale proposée en utilisant l'algorithme de LM qui s'est avéré le plus efficace.

## Chapitre 4

# Pré-distorsion adaptative pour des amplificateurs avec mémoire

### Sommaire

---

<b>4.1. Effets de mémoire dans les amplificateurs de puissance.....</b>	<b>78</b>
4.1.1. Mise en œuvre des effets de mémoire.....	78
4.1.2. Modélisation d'un amplificateur de puissance avec effet de mémoire .....	79
<b>4.2. Pré-distorsion adaptative avec effet de mémoire .....</b>	<b>84</b>
4.2.1. Description .....	84
4.2.2. Structures neuronales appliquées .....	85
4.2.3. Extraction des coefficients des PDs (Apprentissage).....	87
<b>4.3. Comparaison des performances de PDs .....</b>	<b>90</b>
<b>4.4. Comparaison de la complexité de PDs .....</b>	<b>94</b>
<b>Conclusion.....</b>	<b>94</b>

---

Lorsqu'il s'agit d'un signal à porteuses multiples, vu que la bande du signal augmente, l'influence de la variation de la réponse fréquentielle de l'amplificateur de puissance sur la qualité du signal augmente. Un effet de dispersion appelé effet de mémoire apparaît dans la réponse en puissance de l'amplificateur. Par conséquent, la qualité de la correction de la pré-distorsion sans effet de mémoire se dégrade.

Dans une première section de ce chapitre, nous donnerons une explication analytique du phénomène de l'effet de mémoire. Ensuite, nous présenterons les principaux modèles des amplificateurs de puissance avec mémoire utilisés dans la littérature. Dans la deuxième section, nous proposerons deux modèles de pré-distorsions neuronales capables de tenir compte de ces effets de mémoire. Nous comparerons par la suite la précision de la méthode d'apprentissage utilisée pour l'extraction des coefficients de deux modèles proposés et nous analyserons, dans la troisième section, les performances de correction des ces architectures de pré-distorsion dans un système OFDM. Dans la dernière section de ce chapitre, nous présenterons les résultats de l'étude comparative de ces deux architectures de pré-distorsion, en terme de complexité.

#### 4.1. Effets de mémoire dans les amplificateurs de puissance

##### 4.1.1. Mise en œuvre des effets de mémoire

Les effets de mémoire ou effets dispersifs dans un amplificateur de puissance sont dus au changement de son comportement selon la fréquence des signaux d'excitation. Ils sont ainsi dus aux variations du comportement du transistor en fonction des variations de ses caractéristiques. En effet, les transistors des amplificateurs de puissance sont principalement des sources de courant contrôlées par la tension d'entrée. Ces sources sont caractérisées par un niveau de saturation et un comportement non-linéaire. La principale non-linéarité est celle de la source de courant de drain dont sa variation en fonction de sa tension d'entrée peut être modélisée par une série polynomiale de Taylor [Sébas05] sous la forme :

$$I_d = \alpha_1 V + \alpha_2 V_e^2 + \alpha_3 V_e^3 + \dots \quad (4.1)$$

avec  $\alpha_i$  sont les coefficients de la série déduits des dérivées successives de  $I$  par rapport à  $V$ .

$$\alpha_1 = \frac{\partial I_d}{\partial V_e}, \alpha_2 = \frac{1}{2!} \frac{\partial^2 I_d}{\partial V_e^2}, \dots, \alpha_n = \frac{1}{n!} \frac{\partial^n I_d}{\partial V_e^n} \quad (4.2)$$

Lors de l'analyse de l'origine des effets de mémoire dans les amplificateurs de puissance, nous allons étudier un signal d'entrée de deux sinusoïdes de même amplitude et en phase. La tension à l'entrée de l'amplificateur de puissance est donc exprimée telle que indiqué par l'équation (4.3).

$$V_e = K \cos(w_1 t) + K \cos(w_2 t) \quad (4.3)$$

En remplaçant  $V_e$  dans l'expression (4.1), la valeur du courant de sortie est déduite aux différentes fréquences indiquées dans le système (4.4).

$$\left\{ \begin{array}{l} -f_2, -f_1, f_1, f_2 \\ -2f_2, -2f_1, 2f_1, 2f_2 \\ -(f_1 + f_2), -(f_1 - f_2), (f_1 - f_2), (f_1 + f_2) \\ -3f_2, -3f_1, 3f_1, 3f_2 \\ -(2f_2 + f_1), -(2f_1 + f_2), -(2f_1 - f_2), (-f_1 + 2f_2), (2f_1 - f_2), (f_1 - 2f_2), (2f_2 + f_1), (2f_1 + f_2) \end{array} \right. \quad (4.4)$$

#### 4.1.2. Modélisation d'un amplificateur de puissance avec effet de mémoire

##### a. Modèle de Volterra

Parmi les méthodes modélisant un amplificateur de puissance, celle par des séries de Volterra offre un bon modèle capable de tenir compte des distorsions non-linéaires et de la dispersion fréquentielle en même temps [Tsimb96][Li06][Zhu02]. Partant du constat que la réponse de l'amplificateur de puissance varie en fonction de la fréquence, la réponse instantanée en puissance de l'amplificateur ne dépend plus seulement de la puissance instantanée à l'entrée mais plutôt de cette valeur et des valeurs des puissances qui l'ont précédées [Helaoui07]. Ainsi, les séries de Volterra d'ordre permettent de représenter la sortie de l'amplificateur de puissance par la somme des produits des échantillons pondérés par des coefficients. La formule de la réponse de l'amplificateur du modèle de Volterra d'ordre  $K$  pour des systèmes de degré de mémoire égal à  $L$  sera donc donnée par l'équation (4.5) [Tsimb96].



$$\begin{aligned}
 z(n) &= \sum_{l_1=0}^{L_1} h_{l_1}^{(1)} z(n-l_1) + \sum_{l_1=0}^{L_1} \sum_{l_2=0}^{L_1} h_{l_1, l_2}^{(2)} z(n-l_1) z(n-l_2) + \dots \\
 &+ \sum_{l_1=0}^{L_1} \dots \sum_{l_K}^{L_1} h_{l_1, \dots, l_K}^{(K)} z(n-l_1) \dots z(n-l_K)
 \end{aligned} \tag{4.5}$$

Ce modèle permet de tenir compte de l'interaction entre les distorsions non-linéaires et les effets de mémoire. Cependant, l'inconvénient majeur de ce modèle réside dans la complexité. En effet, il comporte  $(L_1 + 1)^K$  coefficients augmentant exponentiellement avec l'augmentation de l'ordre de non-linéarité ( $K$ ) qui rend l'implémentation de ce dernier difficile et pousse à penser à d'autres méthodes.

D'autre part, pour modéliser la fonction inverse de ce modèle de Volterra, on propose dans la littérature d'approximer l'inverse du modèle à un autre modèle de Volterra. En effet, cette approximation se base sur le fait que, comme dans le modèle de l'amplificateur de puissance nous avons tenu compte de toutes les interactions possibles entre l'échantillon présent et les échantillons passés, dans le modèle de pré-distorsion nous tenons compte des mêmes types d'interaction et la formule de la fonction de pré-distorsion du modèle de Volterra sera donnée par l'équation (4.6) [Helaoui07] :

$$\begin{aligned}
 y(n) &= \sum_{l_1=0}^{L_2} \tilde{h}_{l_1}^{(1)} z(n-l_1) + \sum_{l_1=0}^{L_2} \sum_{l_2=0}^{L_2} \tilde{h}_{l_1, l_2}^{(2)} z(n-l_1) z(n-l_2) + \dots \\
 &+ \sum_{l_1=0}^{L_2} \dots \sum_{l_{K_2}}^{L_2} \tilde{h}_{l_1, \dots, l_{K_2}}^{(K_2)} z(n-l_1) \dots z(n-l_{K_2})
 \end{aligned} \tag{4.6}$$

Ce modèle est de même complexité que le modèle d'amplificateur. Il contient  $(L_1 + 1)^{K_2}$  coefficients à déterminer. À cause de cette complexité, les algorithmes d'identification des coefficients du modèle deviennent très lourds et leur convergence n'est pas toujours garantie.

### b. Modèle polynomial à mémoire

Le comportement en bande de base d'un amplificateur de puissance avec mémoire peut être également décrit par des polynômes. En effet, une représentation polynomiale présentée dans [Boud03] offre aussi un bon modèle pour tenir compte des non-linéarités et des effets de mémoire. Ce modèle est décrit par l'opérateur de l'équation (4.7) :

$$z(n) = \sum_{k=0}^{L_A-1} \sum_{l=0}^{N_A} a_{k,l} y_{n-l_{n_0}} |y_{n-l_{n_0}}|^k \quad (4.7)$$

Pour inverser le modèle polynomial, on considère le plus souvent des opérateurs de type gain complexe [Boud03]. Dans [Boud00] et [Besbes01] le gain complexe est écrit sous forme de polynôme (équation (4.8)) :

$$y_n = x_n \sum_{i=0}^K f_i |z_n|^{2i} \quad (4.8)$$

Une généralisation de cette forme a été proposée dans [Boud03] pour prendre en compte et compenser les effets de mémoire de l'amplificateur en considérant des opérateurs polynomiaux à mémoire de la forme suivante :

$$y_n = \sum_{k=0}^{N-1} \sum_{l=0}^L f_{k,l} x_{n-l_{n_0}} |x_{n-l_{n_0}}|^k \quad (4.9)$$

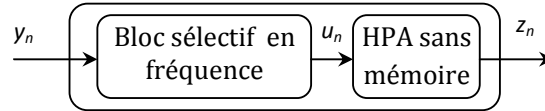
avec :

- $n_0$  est la valeur élémentaire du retard pris en compte dans l'effet mémoire.
- $f_{k,l}$  sont les coefficients de l'opérateur de pré-distorsion  $y_n$
- $(N, L_A)$  et  $(L, N_A)$  sont respectivement les ordres des polynômes et les longueurs de mémoire.

Notons que la notation  $y_n$  est dans ce cas impropre puisque la sortie du pré-distorreur ne dépend plus de la seule valeur  $x_n$  mais aussi de  $L$  valeurs passées.

**c. Modèle de Wiener et de Hammerstein**

Une autre méthode proposée dans la littérature [Ding02] permet de réduire la complexité du modèle de Volterra en proposant de modéliser l’amplificateur de puissance par une cascade d’un élément sélectif en fréquence et d’une fonction non-linéaire de transfert de puissance. Cette fonction modélise les conversions de gain en puissance et de phase de l’amplificateur. Elle devrait être estimée en se basant sur la même méthode de caractérisation des amplificateurs de puissance sans effet de mémoire présentée dans le chapitre 1. L’élément sélectif en fréquence capture ainsi l’effet de mémoire de l’amplificateur. Il peut être placé en aval (modèle de Hammerstein) ou en amont (Modèle de Wiener) de la fonction non-linéaire.



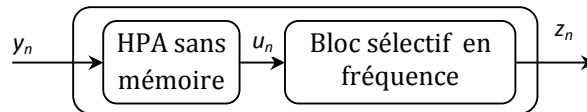
**Figure 4.1 : Modèle de Wiener d’un amplificateur de puissance avec effet de mémoire**

La fonction de transfert du modèle de Wiener est donnée par l’équation (4.10) :

$$z(n) = g\left(\sum_{l=0}^L h_l y(n-l)\right) \tag{4.10}$$

où  $g$  est une fonction non-linéaire de transfert en puissance et  $L$  indique l’ordre de mémoire dans le système.

Le modèle de Hammerstein peut être vu comme étant le dual du modèle de Wiener composé des mêmes blocs mais placés dans un ordre inversé. Nous obtenons le modèle suivant :



**Figure 4.2 : Modèle de Wiener d’un amplificateur de puissance avec effet de mémoire**

La fonction de transfert du modèle de Hammerstein est donnée par l’équation (4.11) :

$$z(n) = \sum_{l=0}^L h_l g(y(n-l)) \quad (4.11)$$

#### d. Modèle de Hammerstein-Parallèle

La figure (4.3) représente le schéma bloc du modèle de Hammerstein-parallèle [Kim06]. Il consiste de multiple branches Hammerstein avec une entrée commune et une sortie composée de la somme des sorties de chaque branche.

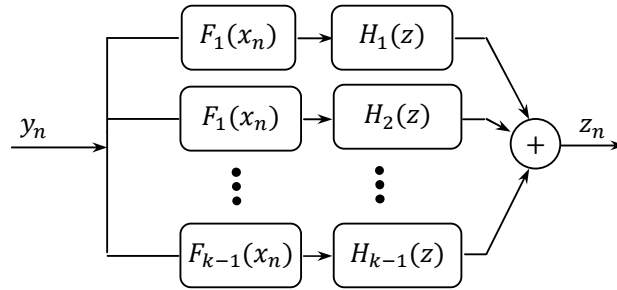


Figure 4.3 : Schéma bloc du modèle de Hammerstein-Parallèle

Le modèle considéré dans [Helaoui07] permet, à chaque harmonique, d'appliquer un filtre indépendant. L'équation qui permet de fournir la sortie de ce modèle en fonction de l'entrée est donnée par la forme suivante :

$$z_n = \sum_{k=1}^K \sum_{q=0}^Q h_{k,q} |y(n-q)|^{k-1} y(n-q) \quad (4.12)$$

où \$Q\$ est le nombre d'échantillons passés c'est-à-dire le degré maximal de mémoire de toute les harmoniques et \$K\$ est le nombre des harmoniques considérées pour ce modèle.

Ce modèle comporte \$(Q + 1)K\$ coefficients à identifier. Il s'avère beaucoup moins complexe en le comparant avec le modèle de Volterra. En effet, le nombre de coefficients relatifs à ce modèle augmente linéairement en fonction de l'ordre de non-linéarité \$K\$.

## 4.2. Pré-distorsion adaptative avec effet de mémoire

### 4.2.1. Description

Après avoir présenté, dans les chapitres précédents, l'architecture neuronale adéquate et l'algorithme d'apprentissage associé afin d'achever la fonction de pré-distorsion pour un amplificateur stationnaire et non-stationnaire, nous allons présenter de nouvelles techniques de pré-distorsion à base de réseaux de neurones, capables de prendre en compte et de corriger l'effet mémoire qui se manifeste dans les amplificateurs de puissance.

Pour modéliser l'amplificateur en bande de base, nous avons utilisé, par souci de moindre complexité d'implémentation, le modèle de Hammerstein (figure(4.2)) qui offre un bon modèle pour tenir compte des distorsions non-linéaires et des effets de mémoire. Il s'agit donc d'un HPA sans mémoire suivi d'un filtre linéaire.

Les figures (4.4) et (4.5) représentent, respectivement, les caractéristiques AM/AM et AM/PM du HPA avec mémoire utilisé pour nos simulations. Nous avons utilisé le modèle de Saleh avec un jeu de paramètres ( $\alpha_a = 2, \beta_a = 1, \alpha_p = 4$  et  $\beta_p = 9$ ) pour représenter les distorsions non-linéaires et un filtre passe-bas de 3 pôles [0.7692, 0.1538, 0.0769] qui permet de capturer l'effet mémoire. Il est simulé dans un système OFDM à 64 porteuses avec une modulation 16-QAM.

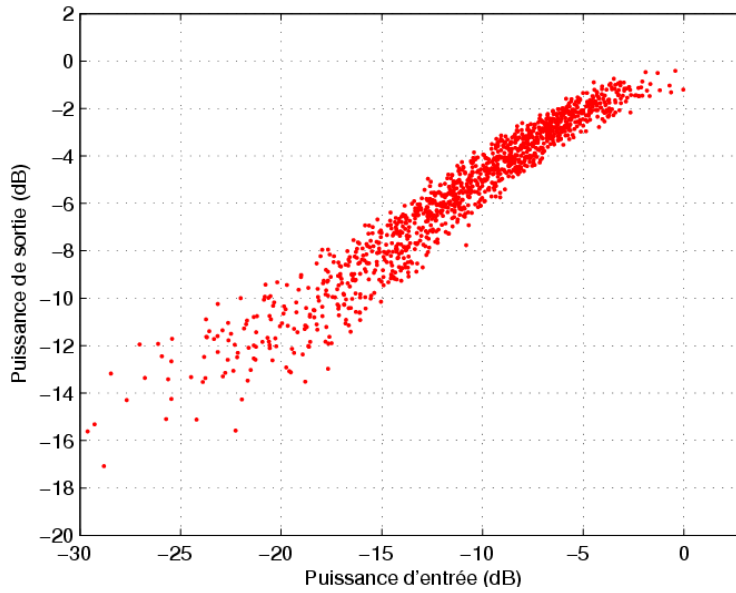


Figure 4.4 : Conversion AM/AM

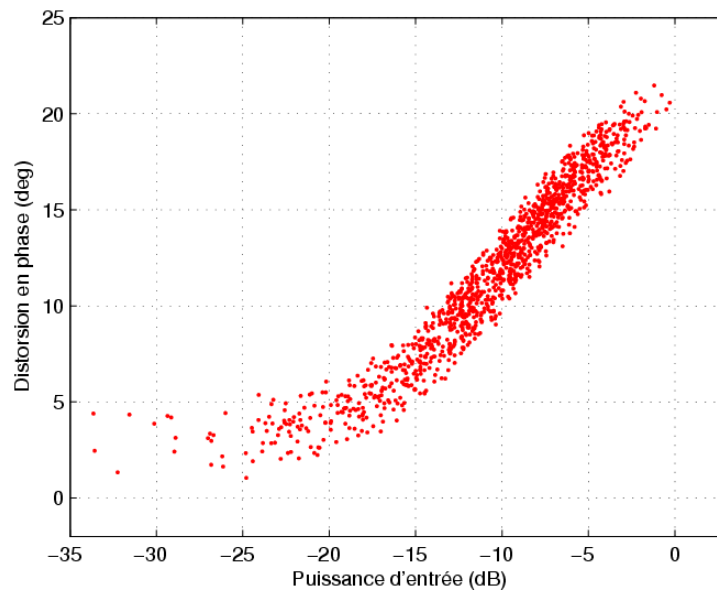


Figure 4.5 : Conversion AM/PM

#### 4.2.2. Structures neuronales appliquées

Lorsqu'il s'agit d'un signal à porteuses multiples (large-bande), le modèle de pré-distorsion sans mémoire est insuffisant pour prévoir le comportement de l'amplificateur de puissance avec mémoire. La structure neuronale, déjà proposée, est ainsi modifiée afin qu'elle soit capable de compenser non seulement les distorsions

non-linéaires dues à l'amplificateur mais aussi de ses effets mémoire. La structure neuronale envisageable consiste en un perceptron multicouche de type feedforward avec une ligne de retard (avec mémoire). A ce propos, nous avons proposé deux structures neuronales différentes tout en se basant sur la structure proposée pour le cas sans mémoire.

La première consiste en un réseau de neurones totalement connecté (FCNN) (fig. 4.6) qui comporte une couche cachée de neuf neurones non-linéaires, une couche de sortie de deux neurones linéaires et 4 retards en entrée.

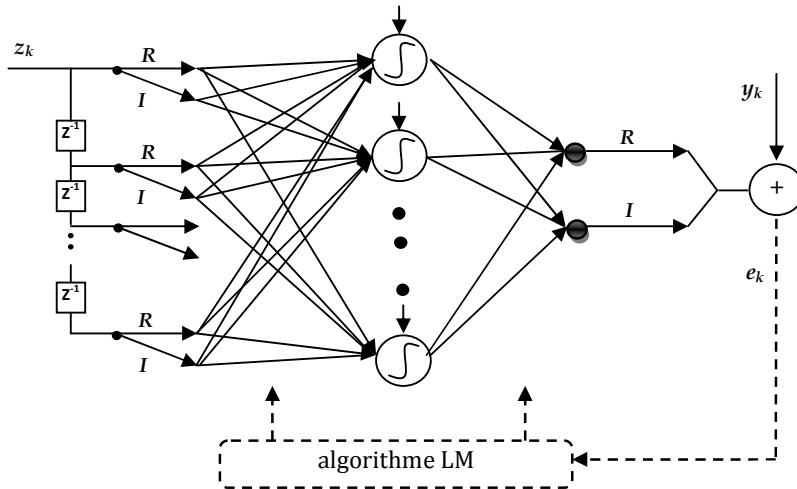


Figure 4.6 : Réseau de neurones avec une ligne de retard totalement connecté (Full-Connected NN)

Avec cette structure le réseau de neurones réalise à la fois la compensation des effets de mémoire et de non-linéarités dues à l'amplificateur de puissance.

La deuxième structure proposée est « mimétique » de celle de l'amplificateur (fig. 4.7). En fait, il s'agit d'une cascade de deux réseaux de neurones dont le premier est un réseau linéaire alors que le second est le réseau non-linéaire déjà proposé pour la linéarisation de l'amplificateur sans mémoire. Cette structure comporte 4 retards d'entrée, neuf neurones cachés et deux sorties.

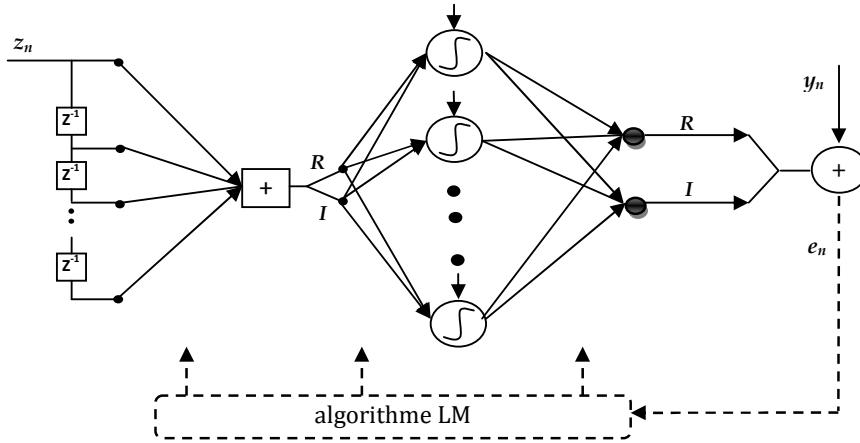


Figure 4.7 : la cascade de deux réseaux de neurones (Réseau linéaire LN + réseau non-linéaire NLN)

En utilisant cette structure « mimétique », nous visons à réaliser séparément la compensation des effets de mémoire avec le réseau linéaire (LN) et les effets de non-linéarités avec le réseau non-linéaire (NLN).

Une étude comparative de ces deux structures a été effectuée en termes de performance et complexité. Pour assurer une bonne comparaison, la même longueur de la ligne de retard doit être choisie pour les deux structures (4 retards d'entrée). De plus, L'algorithme de Levenberg-Marquardt a été choisi comme algorithme d'apprentissage de deux structures.

#### 4.2.3. Extraction des coefficients des Pré-distorsions (Apprentissage)

La figure (4.8) représente la courbe d'apprentissage de la structure FCNN en utilisant l'algorithme de Levenberg-Marquardt. Elle montre ainsi l'évolution de l'Erreur Quadratique Moyenne en fonction du nombre d'itération. Nous remarquons qu'après 300 itérations, l'algorithme converge et l'erreur vaut  $1.32 \times 10^{-5}$  résultant en une bonne estimation des coefficients du réseau de neurones achevant la fonction de pré-distorsion avec mémoire.



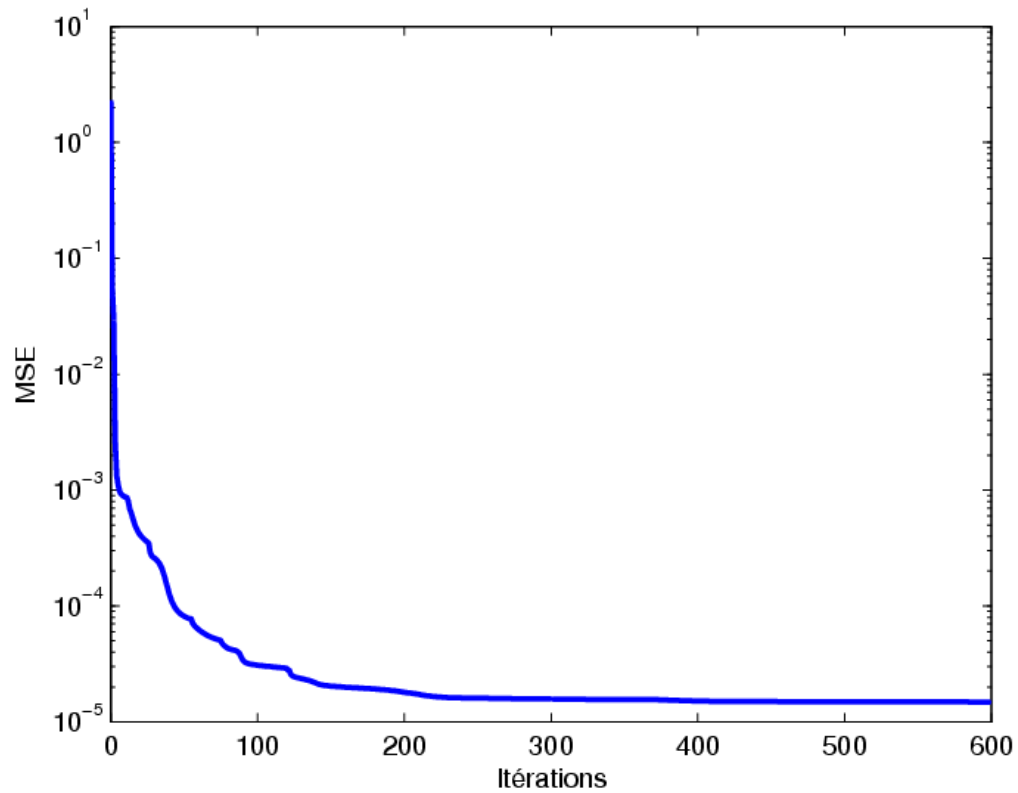
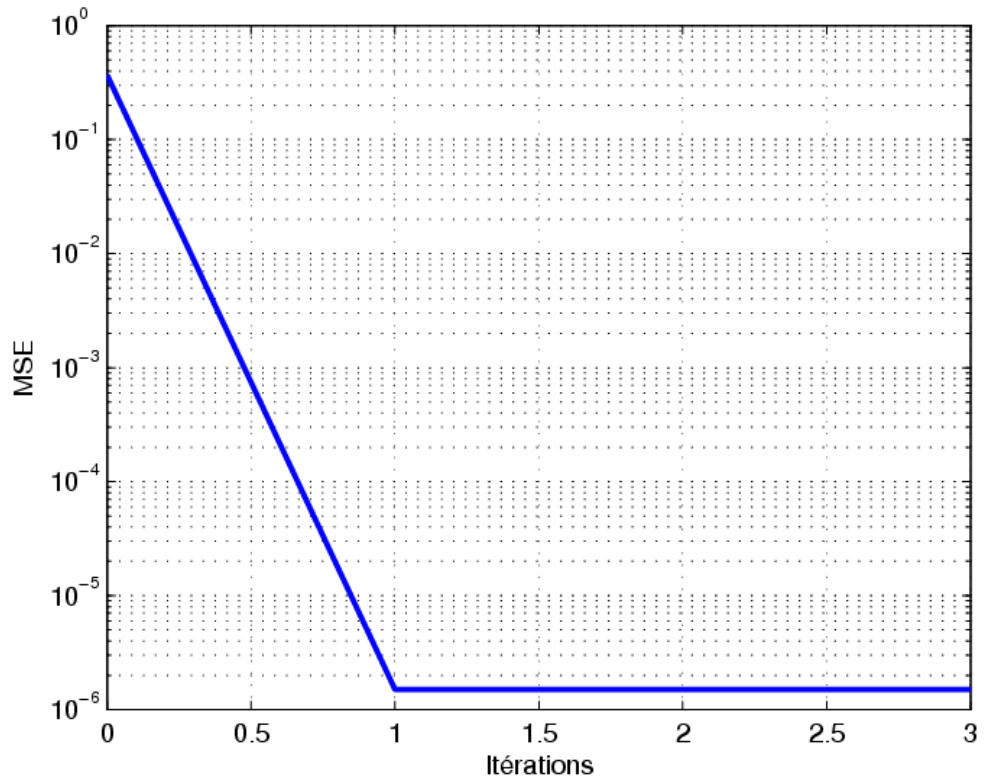
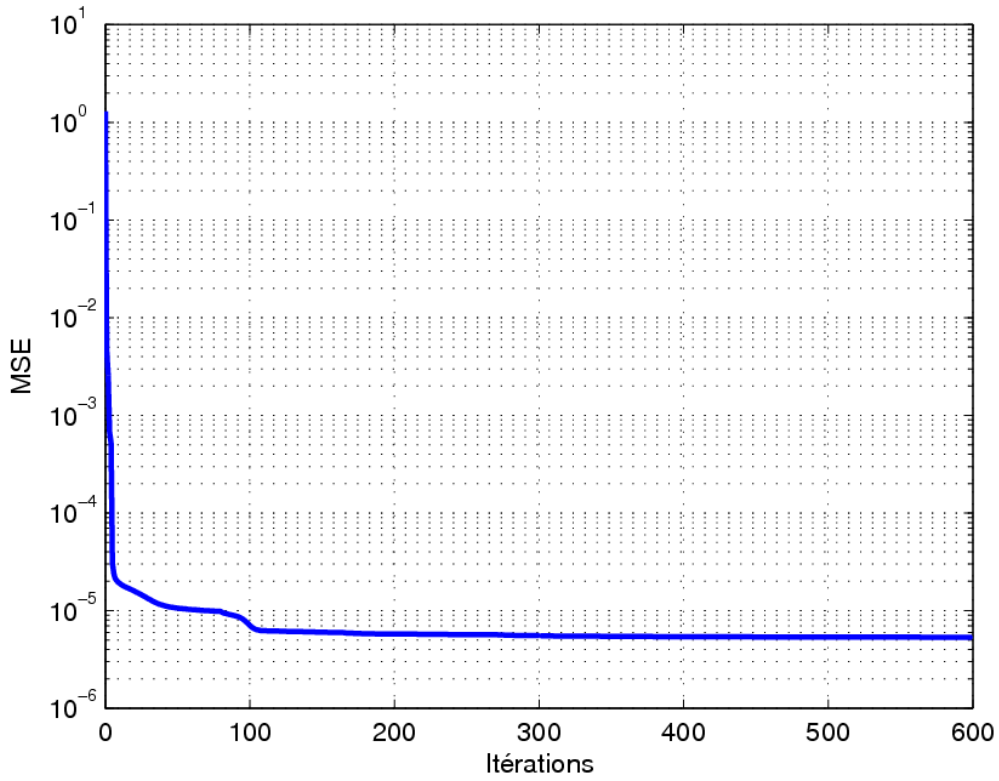


Figure 4.8 : Courbe d'apprentissage de la structure FCNN

Pour la structure mimétique (LN-NLN), nous présentons sur la figure (4.9 (a)) la courbe d'apprentissage de réseau linéaire (LN). Après une seule itération l'algorithme converge qui montre bien l'intérêt d'utiliser LM comme algorithme d'apprentissage. La figure (4.9 (b)) montre l'évolution de L'erreur Quadratique Moyenne en fonction du nombre d'itération pour la structure neuronale sans mémoire (NLN). Après 300 itérations, nous remarquons une convergence vers une erreur faible qui vaut .



(a)



(b)

Figure 4.9 : Courbes d'apprentissage (a) : structure LN (b) structure NLN

### 4.3. Comparaison des performances des Pré-distorsions

La figure 4.10 représente l'évolution du Taux d'Erreur Symbole (TES) en fonction du SNR pour différents systèmes avec un HPA idéal et un HPA non-linéaire sans pré-distorsion, avec LN-NLN PD et avec FCNN PD. L'IBO utilisé pour représenter les distorsions non-linéaires sans mémoire est de 7 dB.

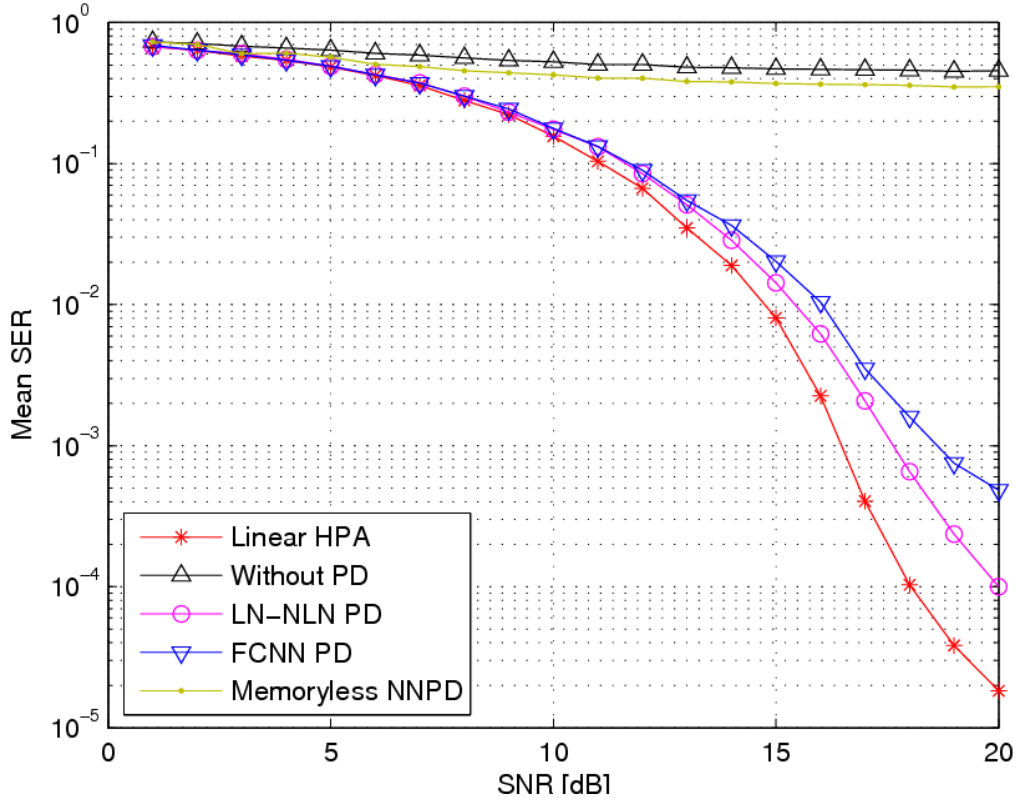
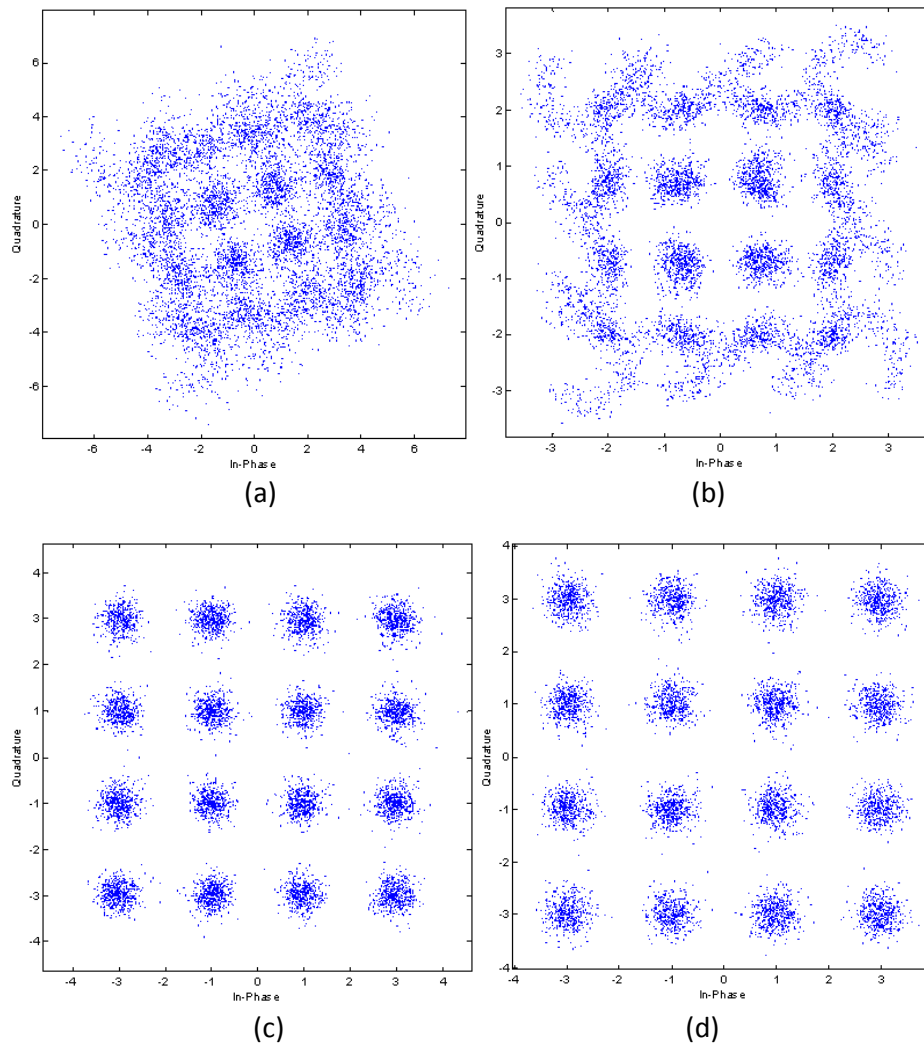


Figure 4.10 : Comparaison de performances de PD avec mémoire, OFDM avec 64 porteuses, modulation 16-QAM, canal BBAG, IBO=7dB

La constellation 16-QAM du signal OFDM reçu à partir d'une chaîne comprenant un HPA avec mémoire (IBO=7dB) et canal BBAG (SNR=20dB) est représentée dans la figure (4.11 (a)). Nous montrons par la figure (4.11 (b)) les limitations de la pré-distorsion sans mémoire dans le rétablissement de la constellation. Quant aux figures 4.11 (c) et (d), elles montrent de meilleures performances achevées, respectivement, par LN-NLN PD et FCNN PD.

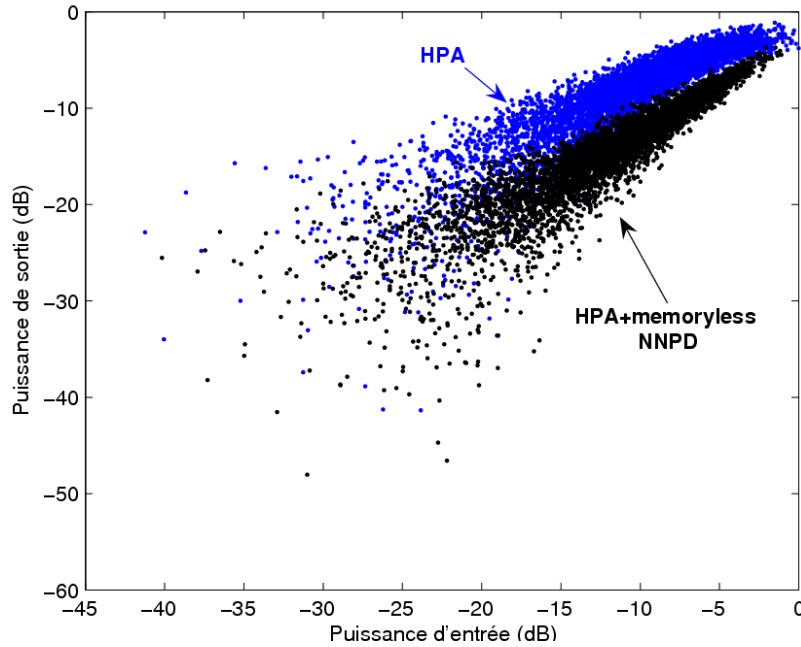


**Figure 4.11 : Constellation du signal reçu, avec IBO=7dB et SNR=20dB: (a) HPA sans pré-distorsion (b) HPA avec PD sans mémoire (c) HPA avec LN-NLN PD (d) HPA avec FCNN PD**

Nous constatons, selon les figures (4.10) et (4.11), que les deux pré-distorsions neuronales (LN-NLN et FCNN) réussissent à réduire considérablement le taux d'erreur symbole par rapport à celui sans pré-distorsion ou avec une pré-distorsion sans mémoire. De plus, elles nous offrent de meilleures corrections au niveau de la constellation du signal reçu. Néanmoins, la structure mimétique (LN-NLN) offre des performances légèrement meilleures que celles de la PD FCNN quand les deux sont entraînées avec l'algorithme de LM.

La figure (4.12) représente les courbes de type AM/AM du signal amplifié en fonction du signal d'entrée sans pré-distorsion et avec les deux pré-distorsions étudiées précédemment (PD sans mémoire et LN-NLN PD). La PD FCNN n'est pas incluse dans cette comparaison puisqu'elle a montré de performances légèrement moins bonnes que celles de la PD LN-NLN.

L'effet mémoire n'est pas pris en compte dans la structure de PD sans mémoire. Ainsi, nous remarquons à partir de la figure (4.12 (a)) que la courbe AM/AM du système avec PD sans mémoire (HPA+memoryless NN PD) est plus dispersée que celle résultant du système avec pré-distorsion LN-NLN (figure 4.12 (b)).



(a)

Plus la courbe AM/AM est dispersée, plus cela veut dire que l'effet mémoire est mal corrigé. Sur la figure 4.12 (b) on voit une dispersion faible des points de la courbe AM/AM, signe que l'effet mémoire est bien corrigé.

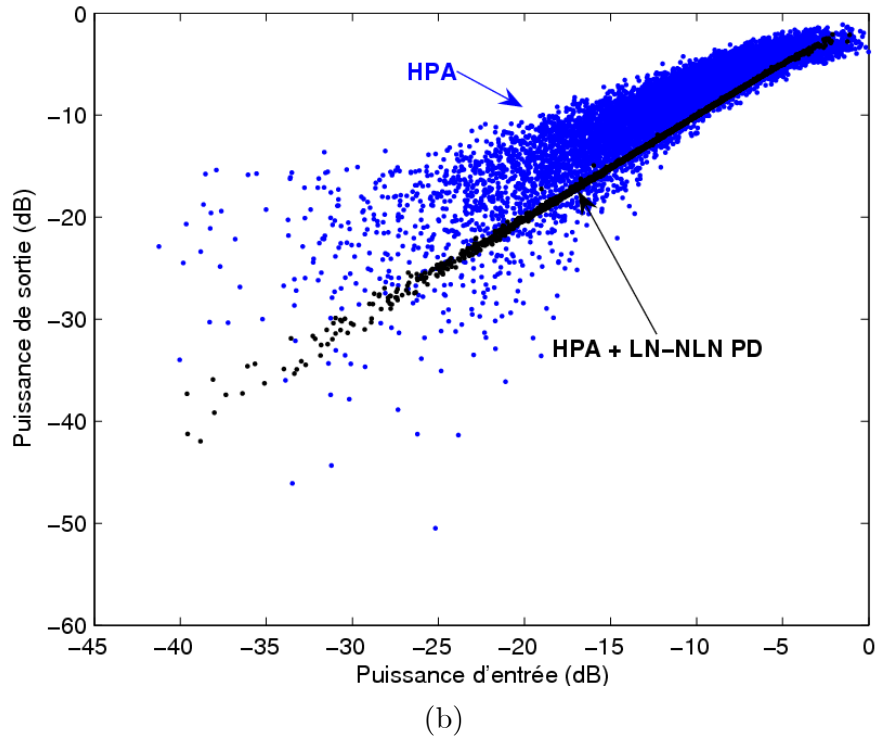


Figure 4.12 : Caractéristique AM/AM du HPA et la cascade PD+HPA

Nous montrons sur la figure (4.13) les réponses fréquentielle du filtre capturant l'effet de mémoire de l'amplificateur et du réseau linéaire du pré-distorreur neuronal après une phase d'apprentissage complète. Nous remarquons que la cascade de ces deux derniers permet de récupérer à la convergence un signal à la sortie identique à celui de l'entrée.

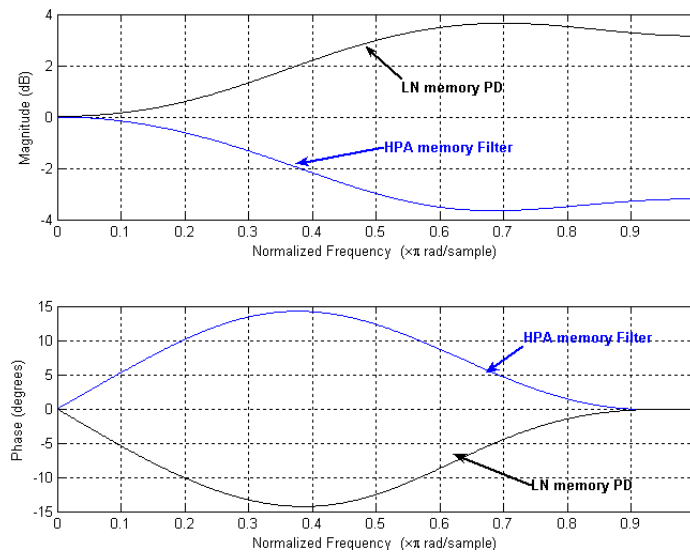


Figure 4.13 : Réponses fréquentielles de l'amplificateur et du pré-distorreur

#### 4.4. Comparaison de la complexité des Pré-distorsions

La complexité est évaluée par le calcul du nombre d'opérations (multiplication, division, addition et soustraction) nécessaire dans la phase d'apprentissage ou de généralisation pour chaque méthode. Rappelons que l'algorithme d'apprentissage est celui de LM et 312 symboles OFDM à 64 porteuses et une modulation 16-QAM sont utilisés dans la phase d'apprentissage et de généralisation.

Le tableau (4.1) résume les résultats de l'étude comparative de deux structures proposées en terme de complexité.  $Nlearnflops$  est le nombre d'opérations réalisé par l'algorithme d'apprentissage (ici Levenberg-Marquardt) par itération pour un symbole OFDM à 64 porteuses avec une modulation 16-QAM.  $Nrunflops$  est le nombre d'opérations nécessaires dans l'exécution de la structure de PD d'un symbole OFDM.

Structure	$Nlearnflops$		LRatio	$Nrunflops$		RRatio
LN-NLN	LN	57	1	LN	25	1
	NLN	5059		NLN	64	
	Total	<b>5116</b>		Total	<b>89</b>	
<b>FullyCNN</b>	<b>32981</b>		6.45	<b>145</b>		1.63

Tableau 4.1 : Comparaison en puissance de calcul

Nous déduisons de ces résultats que la complexité de calcul relative à la structure mimétique (LN-NLN) est beaucoup plus faible que celle relative à la structure (FCNN) avec un rapport approximatif de 80% dans la phase d'apprentissage et à peu près 40% dans la phase de généralisation.

#### Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons expliqué l'origine des effets de mémoire dus aux amplificateurs de puissance et avons proposé deux structures neuronales avec mémoire (LN-NLN et FCNN) permettant de compenser, non pas seulement les

distorsions non-linéaires et ses variations mais aussi l'effet de mémoire qui se manifeste dans l'amplificateur de puissance. La première structure (LN-NLN) est mimétique à celle de l'amplificateur. En effet, elle réalise séparément la compensation des distorsions non-linéaires et les effets de mémoire dus au HPA, tandis que la structure FCNN réalise à la fois la compensation de ces dernières distorsions.

Selon les résultats trouvés, nous pouvons conclure que la structure LN-NLN offre de performances légèrement meilleures par rapport à celles offertes par la structure totalement connectée (quand les deux sont entraînées par l'algorithme de Levenberg-Marquardt), tout en notant une complexité très réduite par rapport à celle de la structure FCNN.



## Conclusion Générale et perspectives

Dans cette thèse, nous nous sommes intéressés à améliorer l'efficacité énergétique et d'augmenter la puissance de sortie dans les transmetteurs radiofréquences utilisant la technique OFDM. Dans ce cadre, nous avons proposé des techniques de pré-distorsion adaptative en bande de base permettant d'étendre la zone linéaire de l'amplificateur de puissance pour se rapprocher le plus possible vers la zone de saturation où l'efficacité énergétique est plus élevée. Nous avons en particulier cherché à réduire le taux d'erreur symbole d'une transmission OFDM en ajoutant un réseau de neurones au sein de l'émetteur, dont le rôle est de pré-compenser les distorsions dues à l'amplificateur de puissance. Des pré-distordeurs utilisant différentes structures neuronales associées avec divers algorithmes ont été présentés avec les résultats obtenus. Nous nous sommes de plus intéressés à leur mise en œuvre et en particulier à la puissance de calcul nécessaire.

Dans une première étape, nous avons défini les étapes nécessaires pour l'établissement d'une architecture neuronale de pré-distorsion capable d'offrir de bonnes performances avec une complexité réduite pour la compensation des non-linéarités d'un amplificateur considéré stationnaire et sans mémoire, dans le contexte des systèmes de communication OFDM.

La pré-distorsion choisie consiste en un perceptron multicouche de type feed-forward constitué de deux entrées (les parties  $I$  et  $Q$  du signal transmis), deux sorties et une couche cachée de neuf neurones. L'application de ce modèle a montré de très bonnes

performances en termes de réduction du taux d'erreur dans la transmission, même avec des IBO assez faibles. Il a montré également une bonne correction du signal à l'intérieur de sa bande utile et en dehors de celle-ci. Ceci s'est traduit sous forme des corrections au niveau du spectre du signal OFDM amplifié et bien d'autres au niveau des points de constellation reçus.

Dans une deuxième étape, nous avons étudié les performances de la pré-distorsion déjà proposée dans le cas stationnaire et sans mémoire pour un amplificateur non-stationnaire et nous avons remarqué que les performances de correction se dégradent. Ainsi, nous avons proposé une nouvelle architecture de pré-distorsion adaptative capable de tenir compte des ces effets de non-stationnarité de l'amplificateur.

En effet, les performances d'une telle pré-distorsion neuronale ne dépendent pas seulement de l'architecture choisie mais également de l'algorithme d'apprentissage associé. Ainsi, nous avons étudié les principaux algorithmes d'apprentissages dans une structure adaptative en termes de performances et complexité.

Cette comparaison a été étudiée à travers des simulations « MATLAB », utilisant un système OFDM à 64 porteuses avec des symboles 16-QAM et modèle d'amplificateur TWTA proposé par Saleh. Elle se base sur la vitesse de convergence, la puissance de calcul requise par itération et le nombre total d'opérations nécessaire pour converger vers une MSE faible.

Nous avons montré par des simulations que l'algorithme de Levenberg-Marquardt a la convergence la plus rapide en terme de nombre d'itérations vers l'erreur la plus réduite. En effet, LM est capable de converger vers des MSE très faibles par rapport à tous les autres algorithmes testés. De plus, nous avons montré que l'algorithme de LM nécessite la puissance de calcul minimale en atteignant des faibles MSE, plus la performance requise est importante, plus cet avantage est prononcé.

En bref, l'algorithme de LM est le gagnant de toutes les comparaisons. En effet, nous avons montré que les performances d'un tel système OFDM souffrant des distorsions

non-linéaires, causées par un amplificateur non-stationnaire, peuvent être considérablement améliorées par l'architecture adaptative de pré-distorsion neuronale proposée en utilisant l'algorithme de LM qui s'est avéré le plus efficace en termes de vitesse de convergence, performances et complexité.

Finalement, nous avons étudié les amplificateurs avec mémoire. En effet, nous avons proposé deux nouvelles structures neuronales (LN-NLN et FCNN) de pré-distorsion pour réduire les effets de mémoire dans les amplificateurs de puissance. Une étude comparative de ces deux structures a été effectuée en termes de performances et de complexité dans un système OFDM à 64 porteuses, une modulation 16-QAM et un modèle de Hammerstein d'amplificateur.

Selon les résultats obtenus, nous pouvons conclure que la structure mimétique à celle de l'amplificateur (LN-NLN) offre de performances légèrement meilleures par rapport à celles offertes par la structure totalement connectée (quand les deux sont entraînées par l'algorithme de LM) et avec un grand intérêt la structure LN-NLN exige une puissance de calcul beaucoup plus faible que celle de la structure FCNN avec un rapport approximatif de 80% dans la phase d'apprentissage et à peu près 40% dans la phase de généralisation.

Les techniques de pré-distorsion proposées dans cette thèse ont été simulés sur des canaux présentant un seul trajet sans atténuation ni retard, et un bruit blanc additif gaussien. Or un des intérêts de la modulation OFDM est sa grande adaptation aux canaux multitrajets. Dans les différents systèmes utilisés l'égalisation du canal est indépendante de la compensation des distorsions faite par la pré-distorsion neuronale. Le pré-distordeur devrait donc avoir les mêmes performances quel que soit le canal dans lequel se propage le signal OFDM. Nous envisageons ainsi la vérification de cette affirmation à l'aide des simulations sur un canal multitrajet.

Pour améliorer les techniques de pré-distorsion utilisant les réseaux de neurones, nous envisageons une éventuelle optimisation de l'algorithme d'apprentissage tout en assurant de bonnes performances avec une complexité raisonnable.

## Bibliographie

- [**Ibnkahla04**] M. Ibnkahla, J. Yuan, “ A neural network MLSE receiver based on natural gradient descent : Application to satellite communications ”, *Eurasip Journal on Applied Signal Processing* 2004 :16, 2580-2591.
- [**Kofidis06**] E. Kofidis, V. Dalakas, Y. Kopsinis, S. Theodoridis, “ A novel efficient cluster-based MLSE equalizer for satellite communication channels with M-QAM signaling” , *Eurasip Journal on Applied Signal Processing* 2006, Article ID 34343, Pages 1-16.
- [**Hoh07**] T. Hoh, G. Jian-hua, G. Shu-jian, W. Gang, “A nonlinearity predistortion technique for HPA with memory effects in OFDM systems”, *Elsevier Journal, Nonlinear Analysis: Real World Applications* 8 (2007) 249-256.
- [**Jardin07**] P. Jardin, G. Baudoin, “Filter Look Up Table method for power amplifiers linearization”, *IEEE transaction on Vehicular technology*, 2007.
- [**Li06**] J. li, J. Ilow, “Adaptive Volterra predistorters for compensation of non-linear effects with memory in OFDM transmitters”, *Proceeding of the 4<sup>th</sup> Annual Communication Networks and Services Research Conference (CNSR'06)*, 2006.
- [**Wang04**] T. Wang, J. Ilow, “Compensation of nonlinear distortions with memory effects in OFDM transmitters”, *IEEE Communications Society, Globecom* 2004.
- [**Zayani07**] R. Zayani, R. Bouallegue and D. Roviras, “An adaptive neural network pre-distorter for non stationary HPA in OFDM Systems”, *15th European Signal Processing Conference EUSIPCO*, September 3-7 2007, Poznan, Poland.
- [**Zayani07b**] R. Zayani and R. Bouallegue, “A neural network pre-distorter for the compensation of HPA nonlinearity: application to satellite communications”, *IEEE CCNC*, pp. 465-469, Jan. 2007.
- [**Zayani08**] R. Zayani, R. Bouallegue and D. Roviras, “Levenberg-Marquardt learning Neural Network for Adaptive Pre-distortion for time-varying HPA with memory in OFDM systems”, *EUSIPCO 2008*, August 25-29, 2008, Lausanne, Switzerland.

- [**Zayani08b**] R. Zayani, R. Bouallegue and D. Roviras, “Adaptive Pre-distortions based on Neural Networks associated with Levenberg-Marquardt algorithm for Satellite Down Links”, *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*, Volume 2008 (2008), Article ID 132729, doi:10.1155/2008/132729, 15 pages.
- [**Langlet01**] F. Langlet, H. Abdulkader, D. Roviras, A. Mallet and F. Castanié, “Comparison of neural network adaptive predistortion techniques for satellite down links”, *International Joint Conference on Neural Networks, IJCNN 2001*.
- [**Pochmara04**] J. Pochmara, “Improving compensation of nonlinear distortion in OFDM system using recurrent neural network with conjugate gradient algorithm”, *IEEE PIMRC 2004*.
- [**Baxely05**] R. J. Baxley, “Analyzing Selected Mapping for Peak-to-Average Power Reduction in OFDM”, Thesis presented to the Academic Faculty, April 14, 2005.
- [**Bauml96**] R. Bauml, R. Fischer, J. Huber, “Reducing the peak-to-average power ratio of multicarrier modulation by selected mapping”, *IEE Electronics Letters*, vol. 32, pp. 2056-2057, Oct. 1996.
- [**Gatherer97**] A. Gatherer, M. Polley, “Controlling clipping probability in DMT transmission”, *Asilomar Conference record*, vol. 1, pp. 578-584, Nov. 1997.
- [**Ho03**] W. S. Ho, A. S. Madhukumar, F. Chin, “A novel two-layered suboptimal approach to partial transmit sequences”, *Proc. IEEE Vehicular Technology Conference*, vol. 2, pp. 1268-1272, Apr. 2003.
- [**Kongold03**] B. S. Krongold, D. L. Jones, “PAR reduction in OFDM via Active Constellation Extension”, *IEEE Trans. on Broadcasting*, vol. 49, pp. 258-268, Sept. 2003.
- [**Tellado00**] J. Tellado, “Multicarrier Modulation with Low PAR: Applications to DSL and Wireless”, *Kluwer Academic Publishers*, 2000.
- [**Zhu02**] A. Zhu, T.J. Brazil, “An adaptive volterra predistorter for the linearization of RF high power amplifiers”, *Microwave Symposium Digest 2002 IEEE MTT-S Int. 1*, 2-7 June, 2002, pp. 461-464.
- [**Ding02**] L. Ding, R. Raich, G.T. Zhou, “A Hammerstein predistortion linearization design based on the indirect learning architecture”, *Pro. International IEEE Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, ICASSP’02. Vol3*, pp:III-2689 – III-2692, May 2002.
- [**Nizamuddin03**] M.A. Nizamuddin, P.J. Balister, W.H. Tranter, J.H. Reed, “Nonlinear tapped delay line digital predistorter for power amplifiers with memory”, *Proc. IEEE Wireless Communications and Networking Conference, WCNC 2003*, vol1, p.:607-611, March 2003.

- [**Ibnkahla00**] M. Ibnkahla, “Adaptive predistortion techniques for satellite channel Equalization”, proc. IEEE ICASSP, Istanbul, Turkey, June 2000.
- [**Saleh81**] A.A.M. Saleh, Frequency-independent and frequency-dependent nonlinear models of TWT amplifiers, IEEE Trans. Commun. 29 (1981) 1715–1720.
- [**Ibn00**] M. Ibnkahla, “Applications of neural networks to digital communications – a survey”, Elsevier Journal on Signal Processing 80, pp. 1185-1215, 2000.
- [**Wang05**] Y. Wang, S. Kim, J. C. Principe, “Comparison of TDNN Training Algorithms in Brain Machine Interfaces”, International Joint Conference on Neural Networks , IJCNN 2005.
- [**Castello06**] E. Castillo, B. Berdinas, O. Romero and A. Betanzos, “A Very Fast Learning Method for Neural Networks Based on Sensitivity Analysis”, Journal of Machine Learning Research 7 (2006) 1159–1182.
- [**Ding06**] Y. Ding, I. Nilkhamhang and A. Sano, “An Adaptive Nonlinearity Compensation Scheme for OFDM Communication Systems”, Proceedings of the 6th World Congress on Intelligent Control and Automation, June 21 - 23, 2006, Dalian, China.
- [**Seiffert06**] U. Seiffert, “Training of Large-Scale Feed-Forward Neural Networks”, International Joint Conference on Neural Networks, IJCNN 2006.
- [**han05**] S. H. Han and J. H. lee, “An Overview of Peak-to-Average Power Ration reduction techniques for multicarrier transmission”, IEEE Wireless Communications, April 2005.
- [**Amari98**] S. I. Amari, “Natural gradient works efficiently in learning”, Neural Computing 10,25 1-276 (1998).
- [**Rahm05**] Q. M. Rahman, M. Ibnkahla and M. Bayoumi, “Neural Network based channel estimation and performance evaluation of a time varying multipath satellite channel”, IEEE Proceeding of the 3rd Annual Communication Networks and Services Research Conference (CNSR’05), 2005.
- [**Bouch99**] S. Bouchired, M. Ibnkahla, D. Roviras and F. Castanie, “Equalization of satellite UMTS channels using neural network devices”, in Proc. of IEEE, (ICASSP’ 1999), Phoenix (USA).
- [**Berdondini07**] M. Berdondini, M. Neri, S. Cioni, and G. E. Corraza, “Adaptive Fractional predistortion Techniques for Satellite Systems based on Neural Networks and Tables”, 65<sup>th</sup> IEEE Vehicular technology Conference, VTC 2007-Spring.
- [**Geron06**] A. Géron, “WIFI Déploiement et sécurité”, ISBN : 2-10-050563-7, 2006.

- [**Vivier01**] A. P. Vivier, "Réseaux de mobiles & réseaux sans fil", ISBN : 2-212-11018-9, 2001.
- [**Stall05**] W. Stallings, "Réseaux et communication sans fil", ISBN : 2-7440-7085-8, 2005.
- [**Roshan04**] P. Roshan, J. Leary, "Réseaux WIFI : notions fondamentales", ISBN : 2-7440-1767-1, 2004.
- [**Muhl02**] P. Muhlethaler, "802.11 et les réseaux sans fil", ISBN : 2-212-11154-1, 2002.
- [**Mass05**] A. Massiani, "Prototypage de systèmes haut débit combinant étalement de spectre, multi-porteuses et multi-antennes", Thèse présentée devant l'Institut National des Sciences appliquées de Rennes, 2005.
- [**Raguza06**] S. Raguza, "Ecrêtage inversible pour l'amplification non-linéaire des signaux OFDM dans des terminaux mobiles", Thèse présentée devant l'Université JOSEPH FOURIER, 2006.
- [**Tertois03**] S. Tertois, "Réduction des effets des non-linéarités dans une modulation multiporteuse à l'aide de réseaux de neurones", Thèse présentée devant l'Université de RENNES 1, 2003.
- [**Wasaff04**] H. D. Wasaff, "Adaptive pre-distortion for nonlinear power amplifiers in OFDM systems", Thèse présentée à l'Universitat Politècnica de Catalunya, 2004.
- [**Mc&Pit43**] W. S. McCulloch and W. Pitts, "A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity, Bulletin of Mathematical Biophysics", 5, p. 115-133. 1943.
- [**Rose88**] M. Lee Minsky and S. Papert, "Perceptrons : an introduction to computational geometry", MIT Press, expanded edition, 1988.
- [**Min&Pap69**] M. Minsky, S. Papert, "Perceptrons", MIT Press, 1969
- [**Hopf82**] John Joseph Hopfield, "Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities", Proceedings of the National Academy of Sciences, 79:2554-2558, 1982.
- [**RUME86**] D. E. Rumelhart et J.L. Mc Clelland. Parallel Distributed Processing. Explorations in the Microstructure of Cognition. ISBN: 0-262-68053-X. 1986.
- [**Gérard04**] Gérard Dreyfus, Jean-Marc Martinez, Manuel Samuelides, Mirta Gordon, Fouad Badran, Sylvie Thiria, Laurent Héroult, « Réseaux de neurones, méthodologie et applications », Eyrolles, 2<sup>e</sup> édition, 2004.
- [**Ghor91**] A. Ghorbani, and M. Sheikhan, "The effect of Solid State Power Amplifiers (SSPAs) Nonlinearities on MPSK and M-QAM Signal Transmission", Sixth Int'l Conference on Digital Processing of Signals in Comm., 1991, pp. 193-197.

- [**Rapp91**] C. Rapp, "Effects of HPA-Nonlinearity on a 4-DPSK/OFDM-Signal for a Digital Sound Broadcasting System", in Proceedings of the Second European Conference on Satellite Communications, Liege, Belgium, Oct. 22-24, 1991, pp. 179-184.
- [**Nag89**] Y. Nagata. "Linear amplification technique for digital mobile communications". Proc. IEEE Vehicular Tech. Conf. San Francisco, CA. 1989, pp. 159-164.
- [**Cav90**] J.K. Cavers. "Amplifier linearization using a digital predistorter with fast adaptation and low memory requirements". IEEE Trans. Vehicular Tech. vol. 39, no.4, pp 374-382, Nov. 1990.
- [**BOUD00**] G. Baudoin, P. Jardin, " A new adaptive base band predistortion algorithm for linearization of power amplifiers, application to EDGE-GSM transmitters", European Microwave Week 2000, Proc. Conf. ECWT, pp. 163-166, 2 - 6 Octobre 2000 Paris la Défense.
- [**Besbes01**] H. Besbes, T. Le-Ngoc, H. Lin. "A Fast Adaptive Polynomial Predistorter for Power Amplifiers", Proc. Globecom, 2 vol. 1, pp. 659-663.
- [**Kim06**] W. J. Kim, "Digital predistortion linearization and crest factor reduction for wideband applications", thesis presented in the school of engineering science, Simon Fraser University, Fall 2006.
- [**Sébas05**] Sébastien Dardenne, "Amélioration de la linéarité des amplificateurs de puissance par injection de composantes basses fréquences et d'intermodulation, pour des applications de radiocommunications mobiles", thèse présentée à l'Université de Poitiers, 2005.
- [**Tsimb96**] J. Tsimbinos, K. V. Level, "Computational complexity of Volterra based nonlinear compensators", IEEE Electronics Letters, 32(9):852-854, April 1996.
- [**Foom02**] P. Foomooljareon and W.A.C. Fernando, "PAPR Reduction in OFDM Systems", Thammasat Int. J. Sc.T ech., Vol. 7, No. 3, September-December 2002.