

## Optimisation des performances du réseau 5G par la combinaison de la prédistorsion à base de réseau de neurones avec le codage LDPC

*Rakotonirina H.B.<sup>1</sup>, Randriamitantsoa P.A.<sup>2</sup>, Randriamitantsoa A.A.<sup>3</sup>.*

Laboratoire de Recherche en Télécommunication, Automatique, Signal et Images (LR-TASI)

Ecole Doctorale en Science et Technique de l'Ingénierie et de l'Innovation (ED – STII)

Ecole Supérieure Polytechnique – Université d'Antananarivo, BP 1500, Antananarivo 101 -

Madagascar

<sup>1</sup> *dao.rakotonirina@gmail.com*, <sup>2</sup> *rpauguste@gmail.com*, <sup>3</sup> *andriau23@gmail.com*

### Résumé :

Dans cet article, nous avons proposé une nouvelle technique de linéarisation de l'amplificateur de puissance basée sur la combinaison de la prédistorsion à base de réseau de neurones avec le codage LDPC (Low Density Parity Check). Nous avons évalué la performance de cette nouvelle technique en l'appliquant dans le réseau 5G. Les résultats de la simulation révèlent que la combinaison de la prédistorsion à base de réseau de neurones avec le codage LDPC permet au réseau de télécommunication 5G d'offrir à la fois une haute fiabilité de la communication (Taux d'erreurs faible) et une faible consommation énergétique du réseau d'accès.

**Mots clés :** 5G, Prédistorsion, Réseau de Neurones, LDPC, Amplificateur de puissance, non-linéarité

### Abstract :

In this article, we have proposed a new power amplifier linearization technique based on the combination of neural network predistortion with Low Density Parity

Check (LDPC) coding. We evaluated the performance of this new technique by applying it in the 5G network. The results of the simulation reveal that the combination of neural network predistortion with LDPC coding allows the 5G telecommunications network to offer both high communication reliability (low error rate) and low energy consumption of the access network.

**Keywords :** 5G, Predistortion, Neural network, LDPC, Power amplifier, non-linearity

### 1. Introduction

Les réseaux de télécommunication actuels et futurs vont utiliser des modulations multiporteuses mais non plus des modulations monoporteuses dans le but d'augmenter le débit et de diminuer les erreurs de transmission. A titre de preuve, la 4G est basée sur la modulation OFDM (Orthogonal Frequency Division Multiplexing) et quatre modulations multiporteuses sont proposées pour la 5G : F-OFDM, UFMC, FBMC et GFDM. Malgré les avantages offerts par ces

modulations, leur inconvénient majeur est la forte variation d’amplitude du signal modulé qui crée un problème de non-linéarité au niveau de l’amplificateur de puissance. Ce problème se traduit par une dégradation du Taux d’Erreurs Binaires (TEB) à la réception et par l’augmentation de la consommation énergétique de l’amplificateur de puissance. Tout ça provoque l’augmentation du coût d’exploitation et de maintenance du réseau pour les opérateurs et la diminution de l’autonomie des téléphones portables pour les abonnés. Afin de résoudre ce problème, nous avons proposé une nouvelle technique basée sur la combinaison de la prédistorsion à base de réseau de neurones et du codage LDPC. Dans cet article, nous allons voir la performance de cette nouvelle technique de linéarisation de l’amplificateur en l’appliquant dans le réseau de télécommunication 5G.

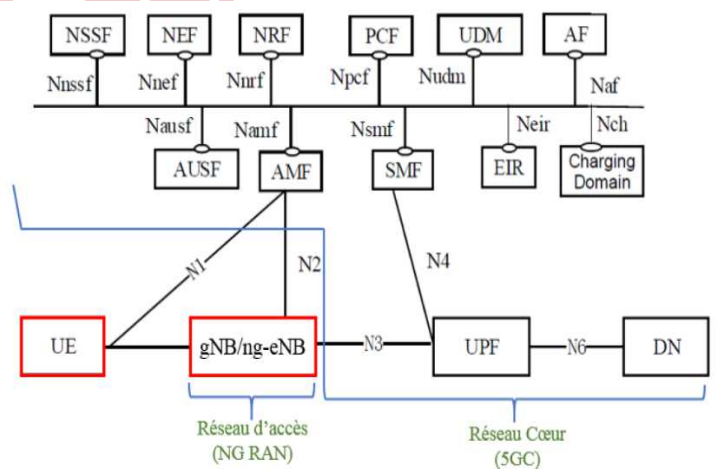
## 2. Réseau de télécommunication 5G

Le volume du trafic mobile et sans fil n’a cessé de croître exponentiellement depuis le déploiement des réseaux 2G, 3G et 4G. Il est prévu que le trafic de données mobiles se multipliera par un facteur de 1000 entre 2010 et 2020. Cette forte augmentation du volume de trafic est due à l’accroissement du nombre d’abonnés et du nombre d’objets connectés (IoT ou Internet Of Things). L’utilisation des réseaux mobiles ne se

limite plus donc à la téléphonie, aux messages courts et à la navigation sur le Web. En outre, de nouveaux services comme les banques en ligne (e-banking), les télémédecines (e-health), l’apprentissage en ligne (e-learning), l’Intelligence artificielle, les jeux en ligne et la réalité augmentée ont vu le jour. Tous ces services entraînent l’augmentation du volume de trafic et exigent un débit de transfert de données important et un temps de latence faible. Pour arriver à cette fin, les acteurs dans le domaine de la télécommunication ont lancé un nouveau réseau qui est la 5G.

### 2.1 Architecture du réseau 5G

L’architecture globale du réseau de télécommunication 5G se compose d’un Réseau d’accès appelé NG-RAN (Next Generation Radio Access Network) et d’un réseau coeur appelé 5G Core (5GC) [1] [2]. La figure 1 illustre cette architecture.



**Figure 01 :** Architecture 5G et interfaces entre entités

Les équipements utilisateurs ou User Equipment (UE) communiquent avec les stations de base: soit par un lien radio 5G, soit par un lien radio 4G. Si la communication est en 5G, la station de base se nomme next Generation Node Base Station (gNB), si la communication est en 4G, la station de base est une station eNB évoluée qui permet l'interconnexion avec le réseau coeur de la 5G. Cette station de base se nomme Next Generation - eNb (ng-eNb) ou eLTE-eNB.

La nouvelle technique de linéarisation de l'amplificateur que nous développons est déployée au niveau des blocs en rouge (NG-RAN et UE) de l'architecture de la 5G illustrée par la figure 01. Dans le paragraphe suivant, nous allons voir l'architecture du NG-RAN.

## 2.2 Architecture du NG-RAN

Le réseau d'accès de la 5G est constitué par les stations gNB et ng-eNB. La station gNB est divisée en trois parties [3][4]. Il y a :

- Une unité centrale appelée CU ou Central Unit
- Un ensemble d'unités distribuées appelé DU ou Distributed Unit
- Et une unité radio distante appelée RU ou Remote Unit

Cette nouvelle architecture facilite la virtualisation du réseau d'accès et apporte plus de flexibilité sur le réseau. La figure 02 nous montre une comparaison entre l'e-

UTRAN (4G) et le NG-RAN (5G). La liaison entre le CU et le réseau coeur de la 5G s'appelle backhaul. Elle est généralement implémentée à l'aide des technologies de transport optique à très haut débit. Il est prévu que des débits allant jusqu'à 400 Gbit/s soient possibles sur des distances pouvant atteindre 200 km.

La liaison entre le CU et le DU s'appelle midhaul et transporte les données de l'interface F1. C'est une liaison IP/Ethernet qui doit supporter des débits allant jusqu'à 100 Gbit/s sur des distances de 0 à 40 km.

Enfin la liaison entre le DU et le RU s'appelle fronthaul. Pour cette liaison, le 3GPP continue à étudier les options proposées par les différents consortiums. A titre d'exemple, voici quelques technologies proposées pour le fronthaul :

- **CPRI (Public Common Radio Interface)** : C'est le transport du signal RF numérique sur un support optique. C'est une technologie exigeante en débit et elle est utilisée par la 4G.
- **eCPRI (enhanced CPRI)** : C'est une amélioration de la technologie CPRI pour permettre une transmission sur le réseau Ethernet.
- **ARoF (Analog Radio over Fiber)**: permet le transport du signal RF analogique sur une fibre optique.

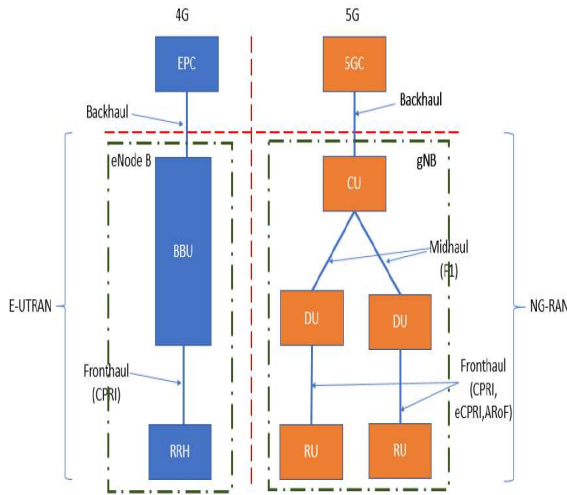


Figure 02 : e-UTRAN Vs NG-RAN

Nos travaux de recherche sont déployés sur le réseau d'accès NG-RAN de la 5G plus précisément au niveau de l'entité RU. Ce serait judicieux de parler de l'architecture du RU.

### 2.3 Architecture du RU

Le RU assure le rôle de la couche physique. La figure 03 nous montre l'architecture de cette entité.

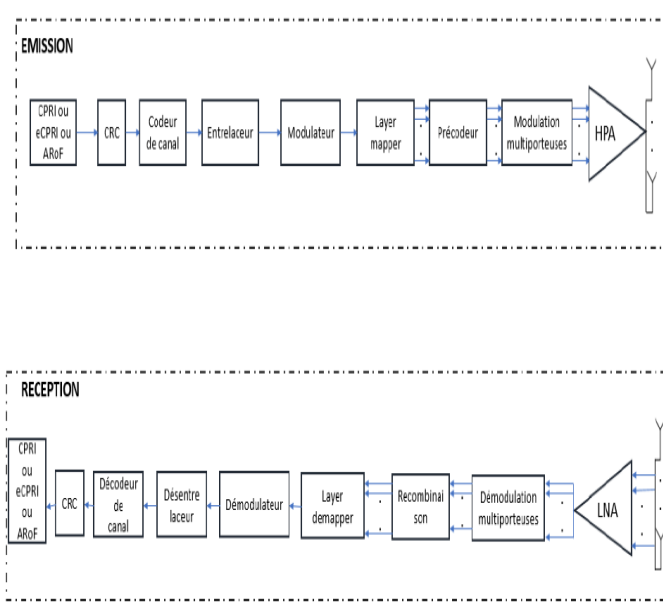


Figure 03 : Schéma bloc du RU

- **CPRI, eCPRI et ARoF** : Ce sont les technologies qu'on peut utiliser pour la liaison fronthaul c'est-à-dire la liaison entre le RU et le DU.
- **CRC (Cyclic Redundancy Check)** : Ce bloc ajoute un CRC à la fin de chaque trame pour vérifier l'intégrité des informations reçues au niveau du récepteur.
- **Codeur de canal** : Ce bloc ajoute des redondances au niveau de l'information afin de la protéger contre les bruits qui règnent dans le canal de transmission. Ce sont des codes détecteurs et correcteurs d'erreurs.
- **Entrelaceur** : Ce bloc va permuter les bits qui constituent l'information afin de la rendre plus robuste face aux bruits.
- **Modulateur** : Ce bloc va regrouper les informations binaires qui se trouvent à son entrée en paquets de bit appelés symboles numériques. Le nombre de bit constituant un symbole numérique dépend de la modulation utilisée. Par exemple si on utilise le BPSK, il y aura 1 bit par symbole, pour le cas du QPSK, il y aura 2bits par symbole et pour la 16-QAM il y aura 4bits par symbole.
- **Layer Mapper** : Ce bloc va faire la correspondance entre les symboles

numériques issus du modulateur et  $N_{TX}$  voies de transmission. En effet, ce bloc va envoyer les symboles à travers  $N_{TX}$  antennes d'émission.

- **Précodeur** : On appelle précodage, une technique appliquée à l'émission pour optimiser la performance du système de transmission.
- **Modulation multiporteuses** : Les informations précodées vont être moduler à l'aide d'une modulation multiporteuses. Pour le cas de la 5G, il y a plusieurs candidats pour cette modulation. Mais dans nos recherches, nous allons utiliser la modulation FBMC/OQAM.
- **HPA** : C'est l'amplificateur de puissance qui va amplifier la puissance du signal avant l'émission.
- **LNA (Low Noise Amplifier)** : bloc permettant d'amplifier les signaux très faibles en provenance d'une antenne
- **Démodulation multiporteuses** : Effectue l'opération inverse du bloc qui réalise la modulation multiporteuses
- **Recombinaison** : C'est une technique utilisée à la réception dans les systèmes multi-antennaires

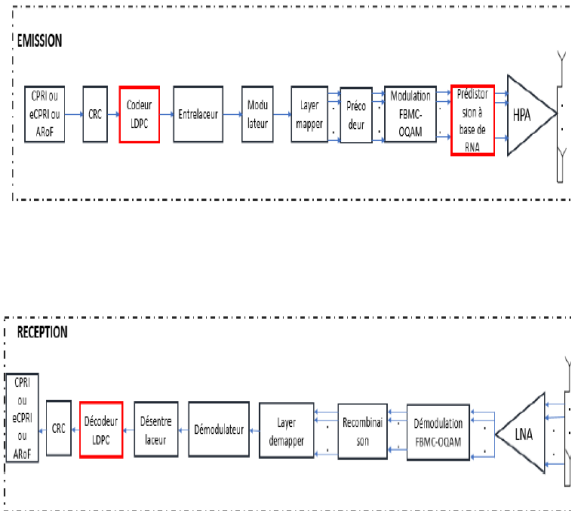
pour recombinaison les différentes versions du signal émis.

- **Layer demapper** : Effectue l'opération inverse du bloc layer mapper
- **Démodulateur** : Effectue l'opération inverse du bloc modulateur.
- **Désentrelaceur** : Effectue l'opération inverse du bloc entrelaceur.
- **Décodeur de canal** : Détecte et corrige les erreurs de transmission

### 3. Etude des performances de la prédistorsion à base de réseau de neurones combinée au codage LDPC appliqués au réseau de télécommunication 5G

Nous allons appliquer la prédistorsion à base de réseau de neurones combiné au codage LDPC dans le réseau 5G afin de linéariser l'amplificateur de puissance et d'optimiser les performances de ce réseau en termes de TEB et de consommation énergétique. Cette nouvelle technique est déployée au niveau du RU situé au niveau des gNB. La figure 04 nous montre le schéma bloc du RU modifié.





**Figure 04 :** Schéma bloc du RU avec la nouvelle technique de linéarisation de l'amplificateur de puissance

A la différence de la figure 03, on aperçoit sur la figure 04:

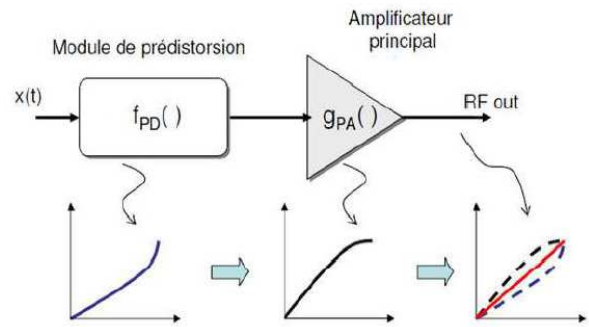
- Un bloc de prédistorsion à base de réseau de neurones avant l'amplificateur de puissance
- Le codage LDPC est aussi utilisé pour réaliser le codage et le décodage canal

Dans la suite, on va parler du principe de ces deux technologies.

### 3.1 Technique de Prédistorsion

#### Définition 1 :

La prédistorsion consiste à compenser la non-linéarité de l'amplificateur en rajoutant à l'entrée de celui-ci un bloc présentant une non-linéarité inverse, de façon que la juxtaposition des deux blocs non-linéaires donne une fonction de transfert linéaire (voir la figure 05).



**Figure 05 :** Principe de la technique de prédistorsion

La prédistorsion numérique se divise en deux catégories [5] :

- Prédistorsion par tables de correspondance LUT (Look-up table)
- Prédistorsion par modèles mathématiques

Dans cet article, nous nous focaliserons sur la prédistorsion par modèle mathématique.

Cette technique s'appuie sur la modélisation mathématique du système (bloc de prédistorsion) utilisé pour déterminer la caractéristique de transfert inverse de l'amplificateur. Dans cette approche, la fonction de prédistorsion est implémentée en utilisant des modèles mathématiques.

#### 3.1.1 Prédistorsion par modèle polynomial ou prédistorsion classique

Le modèle polynomial est apparu comme une approche assez efficace pour linéariser les amplificateurs. On doit d'abord identifier les coefficients de ce modèle. Pour cela, on

doit identifier une fonction de « post-distorsion »  $f_{POST}$  à partir des signaux d'entrée et de sortie de l'amplificateur (figure 06). On trouve la fonction  $f_{POST}$  par minimisation de l'erreur moyenne  $\|x - y_{post}\|^2$  où  $x$  est le signal à l'entrée de l'amplificateur et  $y_{post}$  le signal à la sortie de la fonction de post-distorsion (voir figure 06). Dès que le critère de minimisation est rempli, la fonction estimée de post-distorsion est recopiée dans le module de prédistorsion c'est-à-dire  $f_{PD}=f_{POST}$ . Voici les étapes à suivre pour la réalisation de la prédistorsion par modèle polynomial :

**Etape 1 :** Normalisation de la sortie de l'amplificateur de puissance par le gain linéaire  $G$  de ce dispositif pour obtenir les échantillons  $y_{norm}(n)$  d'expression:

$$y_{norm}(n) = \frac{1}{G} \cdot y(n) \quad (01)$$

**Etape 2 :** Recherche du polynôme de post-distorsion défini comme suit :

$$y_{post}(n) = f_{POST}(y_{norm}(n)) \quad (02)$$

Cette fonction  $f_{POST}$  sera modélisée mathématiquement à l'aide d'un modèle polynomial selon la relation 03.

$$y_{post}(n) = \sum_{k=1}^K a_k y_{norm}(n) |y_{norm}(n)|^{k-1} \quad (03)$$

Où  $a_k$  : les coefficients du polynôme, notons qu'on doit les rechercher  
 $k$  : est l'ordre de la non-linéarité de la fonction de prédistorsion

Sous forme matricielle, l'équation 03 devient :

$$y_{post} = H \cdot a \quad (04)$$

Où

$$y_{post} = [y_{post}(0) \ y_{post}(1) \ \dots \ y_{post}(N - 1)]^T \text{ avec } N \text{ le nombre de symbole.}$$

$$a = [a_1 \ a_2 \ \dots \ a_K]^T \text{ le vecteur des coefficients du polynôme de post-distorsion}$$

$$H = [H_1 \ H_2 \ \dots \ H_K]^T$$

$$\text{Avec } H_k = [h_k(0) \ h_k(1) \ \dots \ h_k(N - 1)]^T \text{ et}$$

$$h_k(n) = \frac{y(n)}{G} \cdot \left| \frac{y(n)}{G} \right|^{k-1}$$

En regardant la figure 6, l'expression de l'erreur de prédistorsion est donnée par l'équation 05.

$$e = x - y_{post} \quad (05)$$

En utilisant les équations 04 et 05, on peut trouver l'expression de l'erreur de prédistorsion moyenne donnée par l'équation 06 :

$$\|x - y_{post}\|^2 = \|x - H \cdot a\|^2 \quad (06)$$

$$\|x - y_{post}\|^2 = (x - Ha)^T (x - Ha) \quad (07)$$

$$\|x - y_{post}\|^2 = x^T x - a^T H^T x - x^T H a + a^T H^T H a \quad (08)$$

Notre objectif c'est de retrouver les coefficients  $a_k$  du polynôme de post-distorsion qui minimisent l'erreur moyenne définie par la relation 08 (erreur moyenne de prédistorsion), pour cela il faut que sa dérivée par rapport à  $a$  soit nulle, on a alors l'équation 09:

$$\frac{d}{da} ||x - Ha||^2 \tag{09}$$

$$= 0 - H^T x - Hx^T + 2H^T Ha$$

$$\frac{d}{da} ||x - Ha||^2 = -2H^T x + 2H^T Ha \tag{10}$$

$$\frac{d}{da} ||x - Ha||^2 = 0 \Leftrightarrow -2H^T x + \tag{11}$$

$$2H^T Ha = 0$$

D'où

$$2H^T Ha = 2H^T x \tag{12}$$

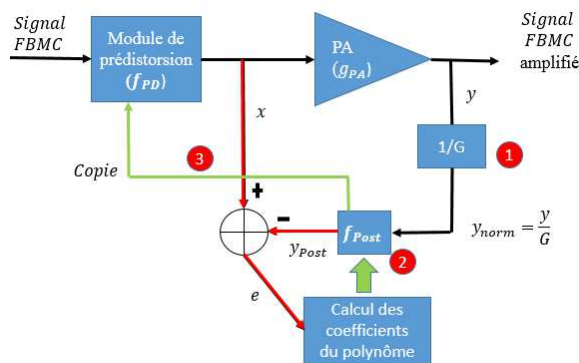
$$a = (H^T H)^{-1} H^T x \tag{13}$$

Comme les échantillons  $y$  sont des nombres complexes,  $H$  est une matrice complexe donc la transposée devient hermitien d'où

$$a = (H^H H)^{-1} H^H x \tag{14}$$

**Etape 3 :** L'étape 2 nous donne l'expression du polynôme de post-distorsion  $f_{POST}$  (équation 04 où  $a$  est défini par l'équation 14). La dernière étape consiste à copier ce dernier dans le bloc de prédistorsion c'est-à-dire  $f_{PD} = f_{POST}$ .

La figure 6 nous résume le principe de cette technique de prédistorsion par modèle polynomial.



**Figure 06:** Prédistorsion à base de modèle polynomial ou prédistorsion classique

### 3.1.2 Prédistorsion à base de réseau de neurone

#### 3.1.2.1 Propriété d'approximation universelle des réseaux de neurones

Cette propriété s'énonce comme suit : « pour toute fonction, il existe au moins un réseau de neurones non bouclé, possédant une couche de neurones cachés et un neurone de sortie linéaire, qui réalise une approximation de cette fonction et de ses dérivées successives » [6]. Donc les réseaux de neurones non bouclés peuvent être tout à fait appropriés pour modéliser la fonction de prédistorsion désirée en vue de linéariser l'amplificateur. Parmi les diverses architectures de réseaux non bouclés, nous allons utiliser un réseau de neurones de type feedforward.

#### 3.1.2.2 Principe de la prédistorsion à base de réseau de neurones

On peut déduire de la propriété d'«approximation universelle» des réseaux de neurones que la fonction de prédistorsion  $f_{PD}$  utilisée pour inverser la caractéristique de transfert de l'amplificateur peut être approximée à l'aide d'un réseau de neurones non bouclé de type feedforward. Pour atteindre ce but, on doit entraîner ce réseau. On va donc utiliser un algorithme d'apprentissage supervisé appelé algorithme de rétro-propagation. Voici alors les étapes à suivre pour la réalisation



de la prédistorsion à base de réseau de neurones (Voir la figure 07).

**Etape 1 :** Initialisation des poids synaptiques du réseau de type feedforward

**Etape 2 :** Introduction d'une base d'apprentissage. En effet, le réseau va recevoir à son entrée les données de sortie de l'amplificateur de puissance.

**Etape 3 :** Le réseau de neurones va estimer les données de sortie qui correspondent aux données d'entrées (les données de sortie de l'amplificateur)

**Etape 4 :** Comparaison entre les sorties estimées par le réseau de neurones et les sorties désirées qui sont les données d'entrée de l'amplificateur. L'erreur entre ces valeurs est définie par l'équation 15. Souvent on associe à cette erreur une fonction coût  $J$  donnée par l'équation 16.

$$e = y_{des} - y_{est} \quad (15)$$

Où

$y_{des}$  : les sorties désirées

$y_{est}$  : les sorties estimées par le réseau de neurones

$$J = \frac{1}{2} \sum (e)^2 \quad (16)$$

**Etape 5 :** La mise à jour des poids synaptiques du réseau de neurones en utilisant l'équation 17.

$$W_{nouvelle} = W_{ancienne} - \Delta W \quad (17)$$

Où

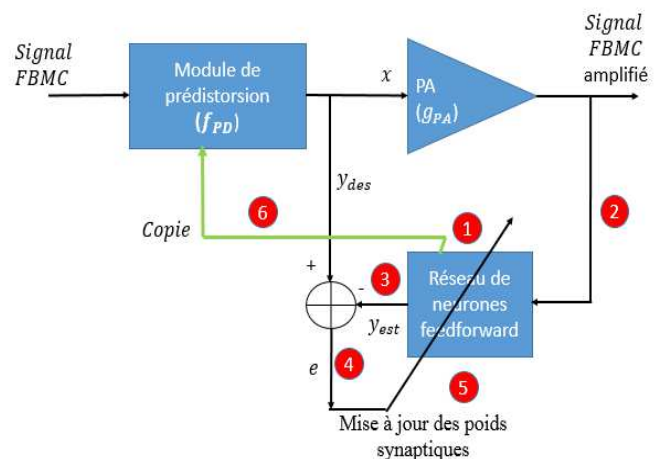
$W_{ancienne}$  : ancienne valeur du poids synaptique

$W_{nouvelle}$  : nouvelle valeur du poids synaptique

$\Delta W$  : Valeur de correction qui dépend de l'algorithme d'optimisation utilisé pour minimiser la fonction coût  $J$ .

**Etape 6 :** On copie le réseau entraîné dans le bloc de prédistorsion.

La figure 07 résume le principe de la technique de prédistorsion à base de réseau de neurones



**Figure 07:** Principe de la prédistorsion à base de réseau de neurones

### 3.2 Code LDPC

**Définition 2 :**

Les codes LDPC (Low Density Parity Check) ont été inventés par Gallager en 1962. Ce sont des codes binaires caractérisés par une matrice de parité  $H$  à faible densité c'est-à-dire le nombre de 1 dans cette matrice est faible. Les codes

LDPC sont des codes linéaires en bloc [7][8].

Pour construire la matrice de parité  $H$  d'un code LDPC, il y a plusieurs techniques comme :

- La construction de Gallager
- La construction algébrique
- La construction aléatoire

### 3.2.1 Encodage LDPC

#### 3.2.1.1 Encodage utilisant la matrice génératrice

Comme le code LDPC est un code linéaire en bloc, le codage d'un message  $m$  se fait par la multiplication de ce dernier par la matrice génératrice  $G$  de ce code. Donc il faut trouver l'expression de cette matrice génératrice à partir de la matrice de parité  $H$ . Elle a pour expression :

$$G = (H_2 H_1^{-1} : I_k) \quad (18)$$

Où :

$I_k$  est une matrice identité avec  $k$  la longueur du message à coder

$H_1$  est une matrice carré de dimension  $(n - k) \times (n - k)$  où  $n$  est la longueur du mot de code

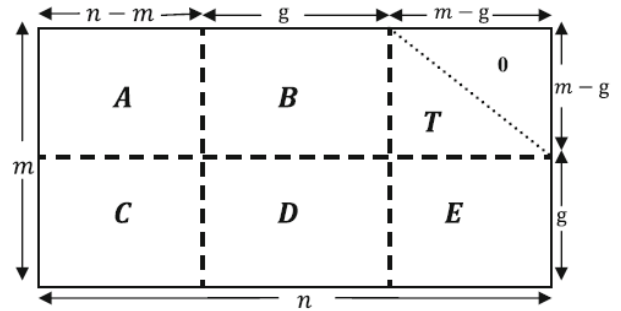
$H_2$  est une matrice rectangulaire de dimension  $k \times (n - k)$

Et la matrice de parité  $H$  est définie comme

$$\text{suit } H^T = \begin{bmatrix} H_1 \\ \dots \\ H_2 \end{bmatrix}.$$

#### 3.2.1.2 Encodage utilisant la matrice de parité $H$

Le principe de cette méthode est de modifier la matrice de parité  $H$  pour avoir la forme donnée par la figure 08.



**Figure 08 :** La nouvelle forme de la matrice de parité  $H$  avec une matrice triangulaire ( $T$ )

Où  $g$  est un réel qu'on essaye de minimiser.

Et l'expression du mot de code  $C$  est donnée par l'équation 19.

$$C = [m : p_1 : p_2] \quad (19)$$

Où

$m$  est un vecteur contenant le message,

$$p_1^T = -\phi^{-1}(-ET^{-1}A + C)m^T \quad \text{avec } \phi = -ET^{-1}B + D$$

$$\text{Et } p_2^T = -T^{-1}(Am^T + Bp_1^T)$$

### 3.2.2 Décodage LDPC

Pour l'opération de décodage, il y a deux techniques qu'on peut utiliser :

- Décodage par propagation de croyance
- Décodage par basculement de bit

### 3.3 Simulations, résultats et interprétations

#### 3.3.1 Paramètres de la simulation

Voici les paramètres utilisés dans la simulation :

- Modulation multiporteuses : FBMC-OQAM
- Nombre de porteuses = 64
- Constellation OQAM : Déduite de la 16 QAM
- Facteur de chevauchement :  $K=4$
- Filtre prototype : Filtre de PHYDYAS pour  $K = 4$
- Modèle d'amplificateur de puissance : Modèle de Rapp (Voir la figure 09)
- Knee factor :  $p = 3$
- Gain de l'amplificateur est égal à 4
- Amplitude de saturation est égale à 4 volts

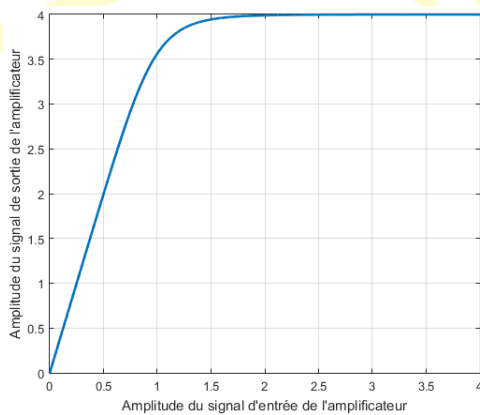


Figure 09: Modèle de Rapp

- Architecture du réseau de neurones : réseau de neurones de type feedforward avec trois couches : une couche d'entrée constituée d'un seul

neurone, une couche cachée de 10 neurones ayant une fonction d'activation tangente hyperbolique et une couche de sortie constituée d'un seul neurone dont la fonction d'activation est linéaire (voir figure 10). L'algorithme d'apprentissage utilisé est l'algorithme de rétro-propagation associé à la méthode d'optimisation de Levenberg Marquardt.

- Code LDPC de rendement :  $R = \frac{4}{5}$ ,

$$R = \frac{1}{2}, R = \frac{1}{3}$$

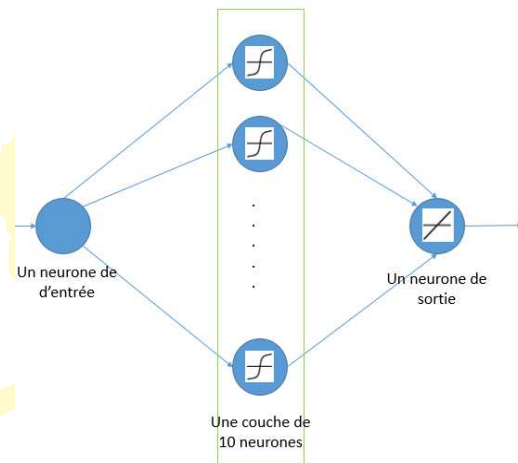


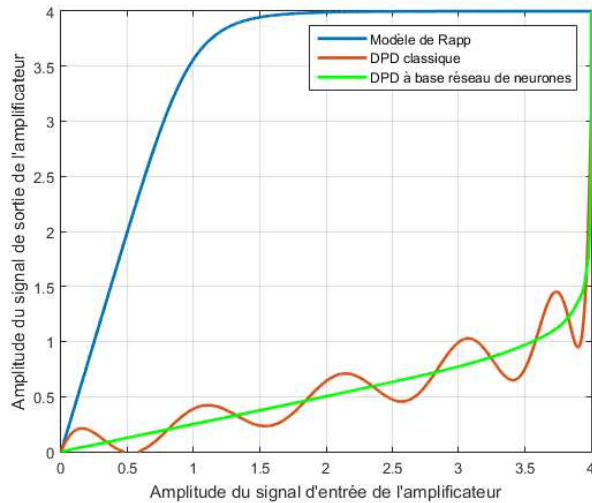
Figure 10: L'architecture du réseau de neurones Feedforward utilisé

#### 3.3.2 Précision de la fonction de prédistorsion

##### Définition 3 :

On appelle fonction de prédistorsion la caractéristique de transfert inverse de l'amplificateur de puissance. Elle est placée avant l'amplificateur pour linéariser ce dispositif.

Nous allons comparer l'allure de la fonction de prédistorsion modélisée à partir du réseau de neurones avec celle modélisée à partir du modèle polynômial qui est une technique de prédistorsion standard. La figure 11 illustre cette comparaison.

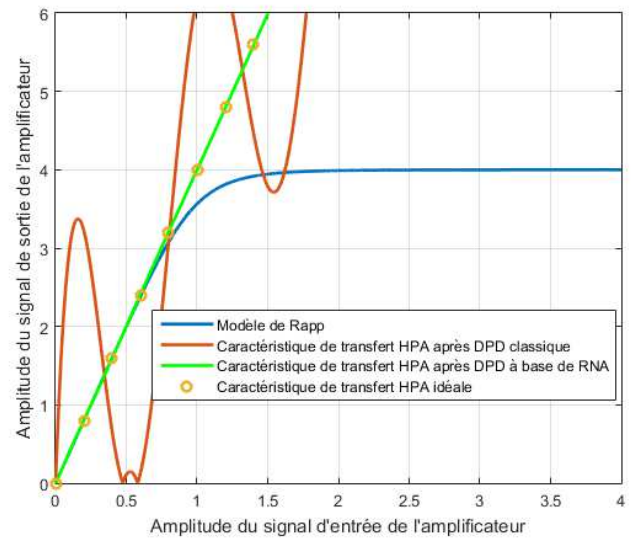


**Figure 11:** Comparaison de l'allure de la fonction de prédistorsion obtenue à partir de la prédistorsion à base de réseau de neurones avec celle obtenue à l'aide de la prédistorsion classique

On déduit de la **figure 11** que la fonction de prédistorsion obtenue à partir de l'utilisation du réseau de neurones est plus précise par rapport à celle obtenue par le modèle polynômial (prédistorsion classique). En effet, le réseau de neurones est un approximateur universel donc c'est évident qu'il donne un résultat plus précis par rapport au modèle polynômial.

La **figure 12** nous montre la caractéristique de transfert de l'amplificateur de puissance après la prédistorsion à base de réseau de

neurone (la courbe en vert) et celle obtenue après la prédistorsion classique (la courbe en orange). On en déduit que la prédistorsion à base de réseau de neurones est plus performante pour linéariser l'amplificateur de puissance et la caractéristique de transfert de l'amplificateur obtenue après l'application de cette technique coïncide avec la caractéristique de transfert idéale (ronds en jaune).

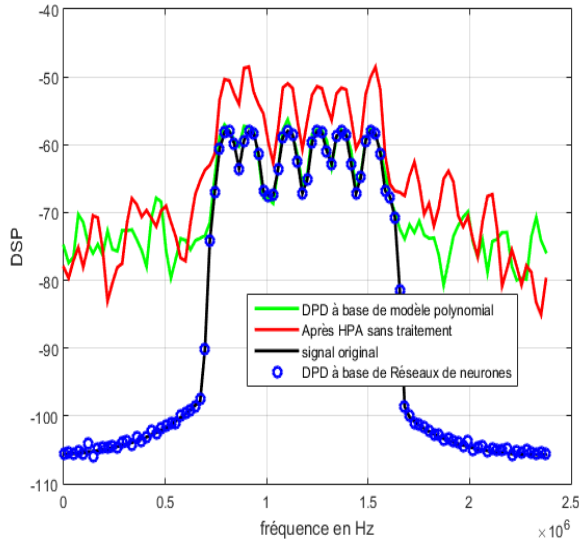


**Figure 12:** Comparaison de la caractéristique de transfert de l'amplificateur obtenue à partir de la prédistorsion à base de réseau de neurones avec celle obtenue à l'aide de la prédistorsion classique

### 3.3.3 Allure du spectre du signal FBMC-OQAM après prédistorsion numérique

Dans nos recherches, nous avons décidé d'utiliser la modulation FBMC-OQAM et dans cette partie, on va comparer le spectre

d'un signal FBMC-OQAM obtenu après la prédistorsion à base de réseau de neurones avec celui obtenu après prédistorsion numérique classique (voir figure 13).



**Figure 13:** Spectre du signal FBMC-OQAM obtenu à partir des techniques de prédistorsion numérique

On constate d'après la figure 13 que les techniques de prédistorsion numérique permettent de diminuer les remontées spectrales causées par la non-linéarité de l'amplificateur de puissance.

On en déduit aussi que la diminution de la remontée spectrale résultante de la prédistorsion à base de réseau de neurones est plus importante par rapport à celle obtenue après la prédistorsion classique. Cette dernière peut donc causer des interférences avec les canaux voisins.

On constate aussi que le spectre du signal FBMC-OQAM obtenu après prédistorsion à base de réseau de neurones se superpose avec celui du signal original sans distorsion. Cette performance est due à la précision de

la fonction de prédistorsion obtenue à partir du réseau de neurones.

### 3.3.4 TEB du signal FBMC-OQAM après prédistorsion numérique

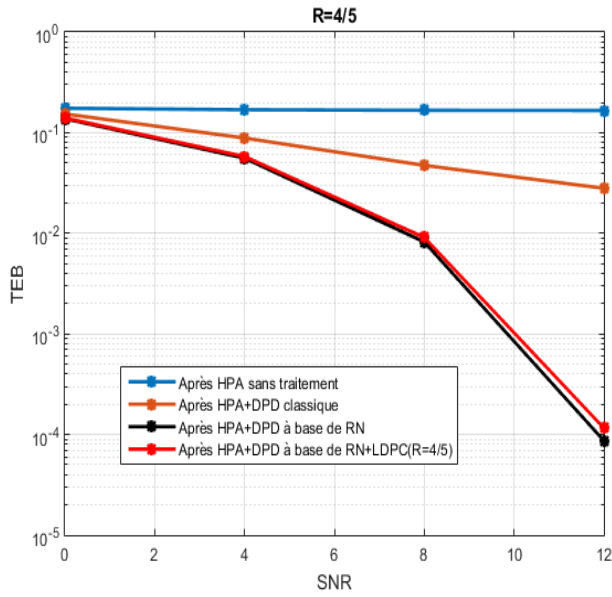
Maintenant, on va comparer le Taux d'Erreurs Binaires (TEB) à la réception après l'application de trois différentes techniques de prédistorsion numérique au sein du RU. Voici les trois techniques utilisées :

- Prédistorsion numérique à base de modèle polynomial ou prédistorsion classique (DPD classique).
- Prédistorsion numérique à base de réseau de neurones (DPD à base de RN).
- Prédistorsion numérique à base de réseau de neurones combinée au codage LDPC (DPD à base de RN+LDPC). Le rendement  $R$  du code prend les valeurs  $4/5$ ,  $1/2$ , et  $1/3$ .

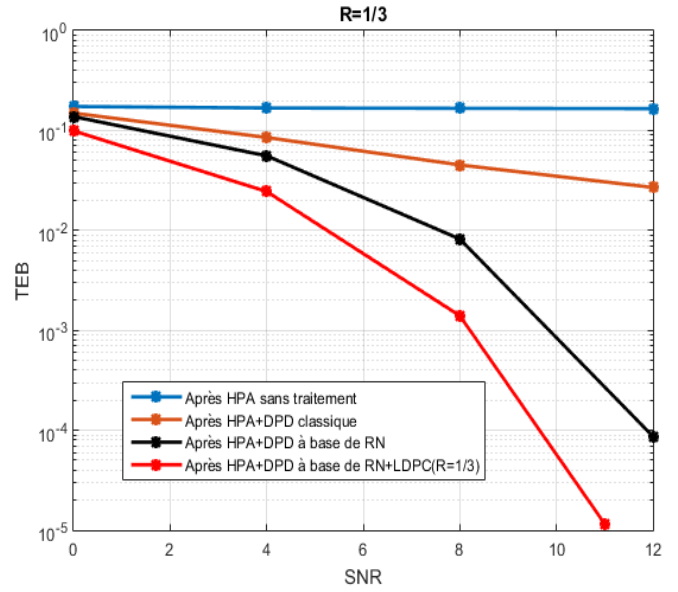
Les performances de ces techniques sont évaluées à partir de deux types de canal de transmission :

- Le canal AWGN qui est un canal standard pour faire une simulation.
- Et le canal de Rayleigh qui reflète vraiment la réalité car dans ce canal, il y a l'absence de visibilité directe entre l'émetteur et le récepteur et l'existence des trajets multiples.

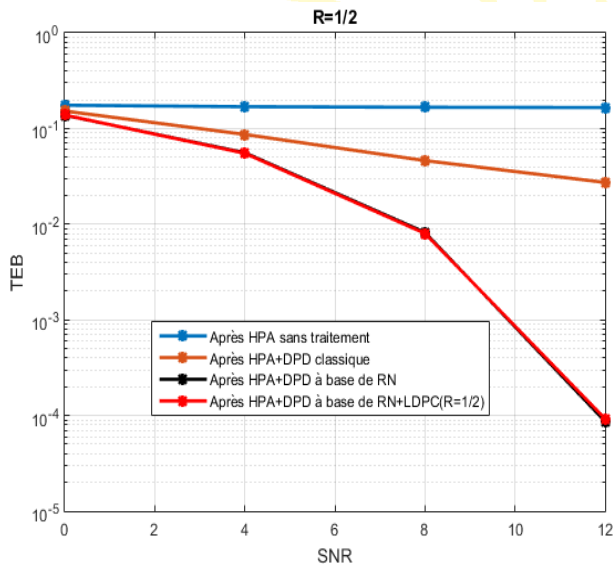




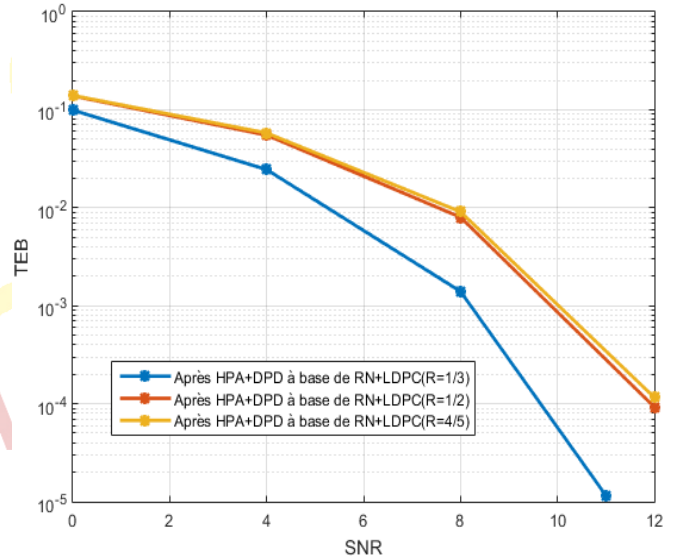
**Figure 14 :** *TEB après prédistorsion numérique à travers un canal AWGN pour un code LDPC de rendement 4/5*



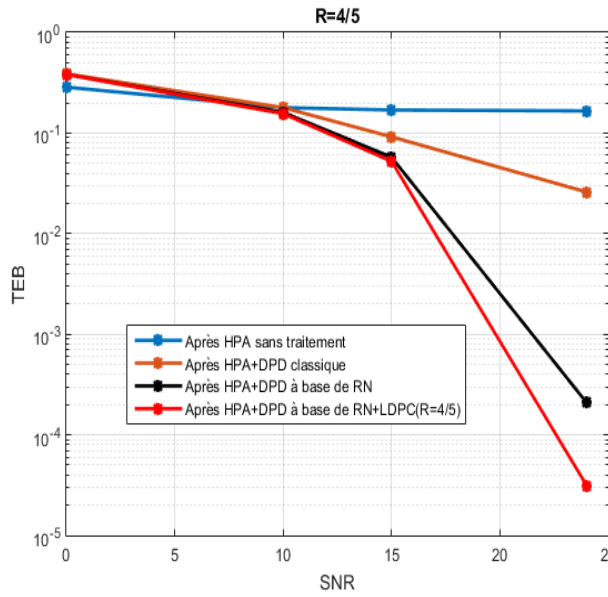
**Figure 16 :** *TEB après prédistorsion numérique à travers un canal AWGN pour un code LDPC de rendement 1/3*



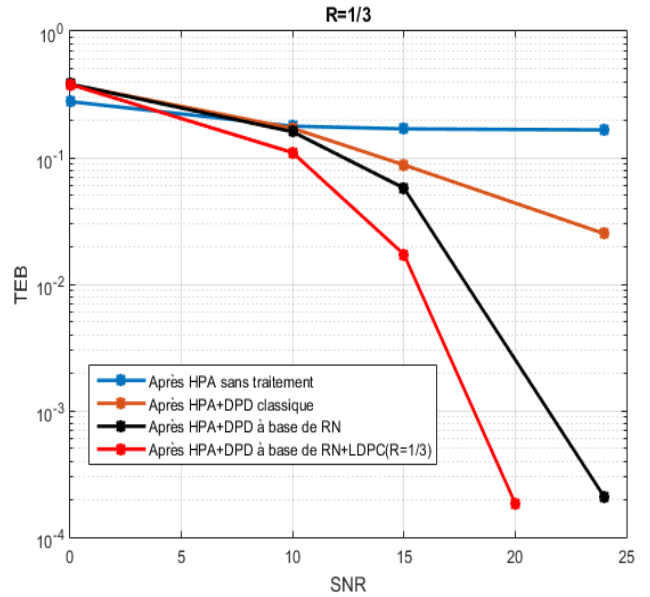
**Figure 15 :** *TEB après prédistorsion numérique à travers un canal AWGN pour un code LDPC de rendement 1/2*



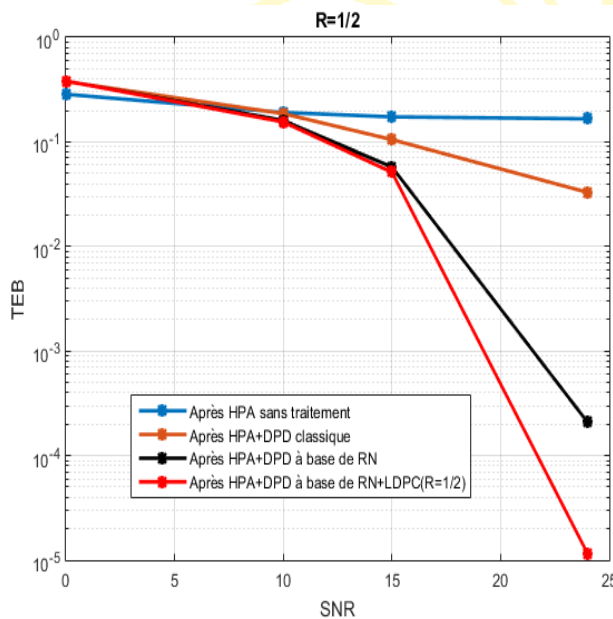
**Figure 17:** *TEB après prédistorsion à base de réseau de neurones combinée au codage LDPC pour un rendement R=1/3,1/2 et 4/5 et à travers le canal AWGN*



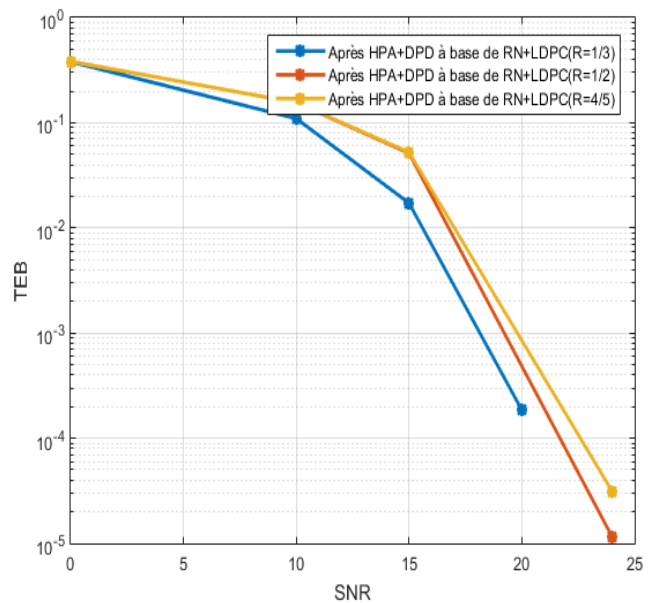
**Figure 18:** *TEB après prédistorsion numérique à travers un canal de Rayleigh pour un code LDPC de rendement 4/5*



**Figure 20:** *TEB après prédistorsion numérique à travers un canal de Rayleigh pour un code LDPC de rendement 1/3*



**Figure 19:** *TEB après prédistorsion numérique à travers un canal de Rayleigh pour un code LDPC de rendement 1/2*



**Figure 21 :** *TEB après prédistorsion à base de réseau de neurones combinée au codage LDPC pour un rendement R=1/3,1/2 et 4/5 et à travers le canal de Rayleigh*

- **Les figures 14, 15 et 16** nous montrent les TEB obtenus à travers un canal AWGN après l'application de trois différentes techniques de prédistorsion numérique au niveau du RU. On en déduit que ce sont les techniques de prédistorsion à base de réseau de neurones qui offrent un TEB faible. En plus, pour un rendement du code LDPC égal à  $4/5$  et  $1/2$ , les performances des techniques basées sur les réseaux de neurones sont très proches et voire même identiques. Lorsque le rendement du code LDPC est égal à  $1/3$ , la combinaison de la prédistorsion à base de réseau de neurones avec le codage LDPC offre un TEB plus faible par rapport à la prédistorsion à base de réseau de neurones simple.
- **La figure 17** illustre les TEB obtenus à travers un canal AWGN après la prédistorsion à base de réseau de neurones combinée au codage LDPC. Un TEB faible est obtenu lorsque le rendement du code LDPC utilisé est égale à  $1/3$ . Ce résultat vient du fait qu'un rendement égale à  $1/3$  offre un niveau de protection plus élevé de l'information par rapport aux rendements dont la valeur est  $4/5$  ou  $1/2$ .
- **Pour le cas du canal de Rayleigh, les figures 18, 19 et 20** nous montrent les TEB obtenus après l'application des trois techniques de prédistorsion au niveau du RU de la station de base. On constate que les techniques basées sur les réseaux de neurones offrent un TEB faible. On en déduit aussi que pour différentes valeurs du rendement du code LDPC, c'est la combinaison de la prédistorsion à base de réseau de neurones avec ce code qui offre un TEB faible. On peut donc conclure que pour le cas du canal de Rayleigh, le codage LDPC permet d'améliorer la performance de la prédistorsion à base de réseau de neurones.
- **La figure 21** nous montre les TEB obtenus après la combinaison la prédistorsion à base de réseau de neurones avec le codage LDPC pour différentes valeurs du rendement de ce code. Notons que le canal utilisé est celui de Rayleigh. On en déduit qu'un TEB faible est obtenu si le rendement du code LDPC est  $1/3$ . Ce résultat prouve encore qu'un rendement égal à  $1/3$  offre un niveau de protection élevé de l'information

par rapport aux rendements dont la valeur est 1/2 ou 4/5.

Bref, la combinaison de la prédistorsion à base de réseau de neurones avec le codage LDPC est plus performante par rapport aux autres techniques de prédistorsion. En outre, le TEB le plus faible est obtenu lorsque le rendement du code LDPC est 1/3. Dans la suite de ce paragraphe, nous allons utiliser cette valeur.

Pour démontrer un peu plus la performance de la prédistorsion à base de réseau de neurones combinée au codage LDPC, nous allons utiliser comme information l'image illustrée par la figure 22 et nous allons l'envoyer à travers le réseau. Nous allons utiliser différentes valeurs du SNR (Rapport Signal sur Bruit) et calculer le TEB, le PSNR (Peak Signal to Noise Ratio) et le SSIM (Structural SIMilarity) entre l'image originale et l'image reçue.



**Figure 22:** Image originale à envoyer dans le réseau

**Définition 4:**

Le PSNR ou « Peak Signal to Noise Ratio » est une mesure de distorsion utilisée en imagerie numérique. Une valeur infinie du PSNR correspond à une image identique à l'image originale, et elle décroît en fonction de la distorsion.

**Définition 5 :**

Structural SIMilarity ou SSIM est une mesure de similarité entre deux images numériques. Elle a été développée pour mesurer la qualité visuelle d'une image par rapport à l'image originale. L'idée de SSIM est de mesurer la similarité de structure entre les deux images, plutôt qu'une différence pixel à pixel comme le fait par exemple le PSNR. L'hypothèse est que l'œil humain est plus sensible aux changements dans la structure de l'image. Il est essentiel de préciser que deux images sont identiques lorsque le SSIM est égal à 1 et il est égal à 0 dans le cas contraire.

• Cas SNR=6dB



**Figure 23 :** Image reçue dans le cas où aucune technique de linéarisation de l'amplificateur n'est utilisée (SNR=6dB)



**Figure 24 :** Image reçue après prédistorsion classique (SNR=6dB)



**Figure 25 :** Image reçue après prédistorsion à base de réseau de neurones (SNR=6dB)



**Figure 26 :** Image reçue après prédistorsion à base de réseau de neurones combinée au codage LDPC ( $R=1/3$ , SNR=6dB)

- **Les figures 23, 24, 25 et 26** nous montrent les images reçues pour un rapport signal sur bruit égal à 6 dB. Nous avons considéré quatre scénarios :

- **Scénario 1 :** Présence de l'amplificateur de puissance (HPA) au niveau du RU mais aucune technique de linéarisation n'est utilisée.
- **Scénario 2 :** Présence de l'amplificateur de puissance au niveau du RU et on utilise comme technique de linéarisation la prédistorsion classique
- **Scénario 3 :** Présence de l'amplificateur de puissance au niveau du RU et la technique de linéarisation utilisée est la prédistorsion à base de réseau de neurones
- **Scénario 4 :** Présence de l'amplificateur de puissance au niveau du RU et la combinaison de la prédistorsion à base de réseau de neurones avec le codage LDPC est utilisée comme technique de linéarisation.

Pour chacun de ces scénarios, nous avons calculé le TEB, le PSNR et le SSIM entre l'image originale et l'image reçue. Le tableau 01 nous montre les résultats.



**Tableau 01 : Qualité de l'image reçue pour un SNR=6dB**

Scénario	Description	TEB	PSNR	SSIM
1	HPA sans traitement	0.3125	10.6894	0.1355
2	HPA + DPD classique	0.2822	10.6514	0.1344
3	HPA+DPD à base de RN	0.0230	25.2033	0.3350
4	HPA+DPD à base RN+LDPC	$10^{-4}$	39.3094	0.9655

Pour les scénarios 1 et 2, les PSNR sont faibles et les SSIM sont proches de 0. C'est donc évident que les images reçues pour ces scénarios sont détériorées (figure 23 et 24). Pour le cas du scénario 3 qui utilise la prédistorsion à base de réseau de neurones, les valeurs du PSNR et du SSIM sont plus élevées par rapport aux deux premiers scénarios. On déduit de la figure 25 une amélioration de la qualité visuelle de l'image cependant, les bruits ne sont pas complètement éliminés. Pour le scénario 4 qui utilise la combinaison de la prédistorsion à base de réseau de neurones avec le codage LDPC, une grande amélioration de la qualité visuelle de l'image a été constatée (figure 26). Les valeurs du PSNR et du SSIM prouvent cette affirmation. En

effet, le PSNR est élevé et le SSIM est sensiblement égal à 1. L'image reçue est donc presque identique à l'image originale.

- Cas SNR=8dB



**Figure 27 :** Image reçue dans le cas où aucune technique de linéarisation de l'amplificateur n'est utilisée (SNR=8dB)



**Figure 28:** Image reçue après prédistorsion classique (SNR=8dB)



**Figure 29:** Image reçue après prédistorsion à base de réseau de neurones (SNR=8dB)



**Figure 30 :** Image reçue après prédistorsion à base de réseau de neurones combinée au codage LDPC ( $R=1/3$ ,  $SNR=8dB$ )

Les figures 27, 28, 29 et 30 nous montrent les images reçues pour un rapport signal sur bruit égal à 8 dB. On considère toujours les quatre scénarios précédents. Le tableau 02 nous montre les valeurs du TEB, du PSNR et du SSIM.

**Tableau 02 :** Qualité de l'image reçue pour un  $SNR=8dB$

Scénario	Description	TEB	PSNR	SSIM
1	HPA sans traitement	0.3119	10.7214	0.1360
2	HPA + DPD classique	0.2748	10.7416	0.1387
3	HPA+DPD à base de RN	0.0075	29.9730	0.5725
4	HPA+DPD à base RN+LDPC	0	Infini	1

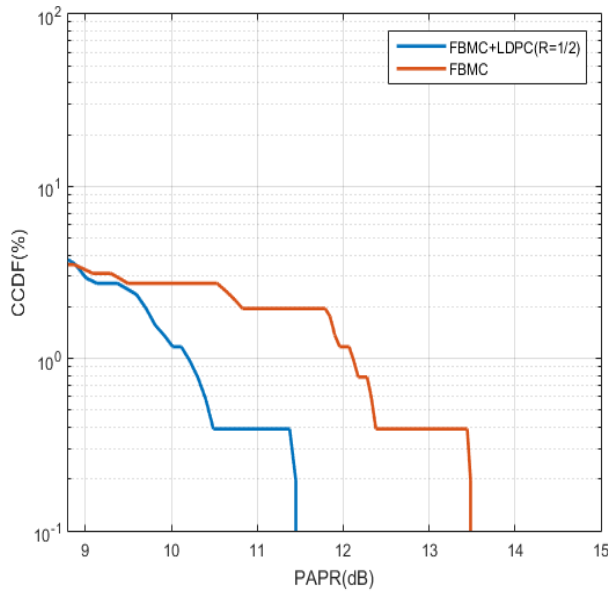
Pour le scénario 1 et 2, le PSNR et le SSIM sont faibles. La qualité de l'image reçue est donc détériorée (Figure 27 et 28). Pour le scénario 3, le PSNR est assez élevé 29.9730

et le SSIM supérieur à 1/2. Contrairement aux deux scénarios précédents, la qualité visuelle de l'image est plus améliorée (Figure 29) malgré l'existence des bruits. Pour le dernier scénario qui utilise la combinaison de la prédistorsion à base réseau de neurones avec le codage LDPC, le PSNR est égal à infini et le SSIM est égal 1, donc l'image reçue (Figure 30) est identique à l'image originale (Figure 22).

Les différents scénarios utilisant différentes valeurs du rapport signal sur bruit (SNR) prouvent que parmi les techniques de prédistorsion, c'est la combinaison de la prédistorsion à base de réseau de neurones avec le codage LDPC qui est la plus performante.

### 3.3.5 Performance de la nouvelle technique de linéarisation de l'amplificateur en termes d'économie d'énergie

D'abord, nous allons comparer le PAPR du signal FBMC-OQAM avant et après l'application du codage LDPC. Pour évaluer le PAPR, on utilise la fonction de répartition complémentaire appelée CCDF.



**Figure 31 :** PAPR du signal FBMC-OQAM avant et après le codage LDPC

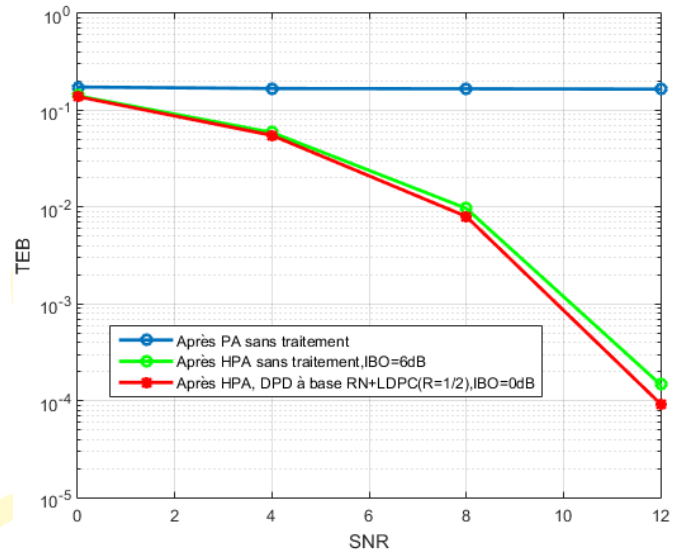
On déduit de la figure 31 que le PAPR du signal FBMC-OQAM après l'application du codage LDPC est plus faible par rapport à celui du signal original. Cela permet à l'amplificateur de puissance de travailler proche de la zone de saturation afin d'avoir un rendement élevé et une faible consommation énergétique.

Ensuite, nous allons comparer le TEB à la réception pour le cas de deux scénarios :

- **Scénario 1 :** Présence de l'amplificateur de puissance (HPA) au niveau du RU mais aucune technique de linéarisation n'est utilisée. Le recul d'entrée IBO de l'amplificateur est fixé à 6dB c'est-à-dire que le point de fonctionnement de l'amplificateur est dans la zone linéaire loin de la zone de saturation.

- **Scénario 2 :** Présence de l'amplificateur de puissance au niveau du RU et la combinaison de la prédistorsion à base de réseau de neurones avec le codage LDPC est utilisée comme technique de linéarisation. Le recul d'entrée IBO de l'amplificateur est fixé à 0dB c'est-à-dire que le point de fonctionnement de l'amplificateur est dans la zone de saturation.

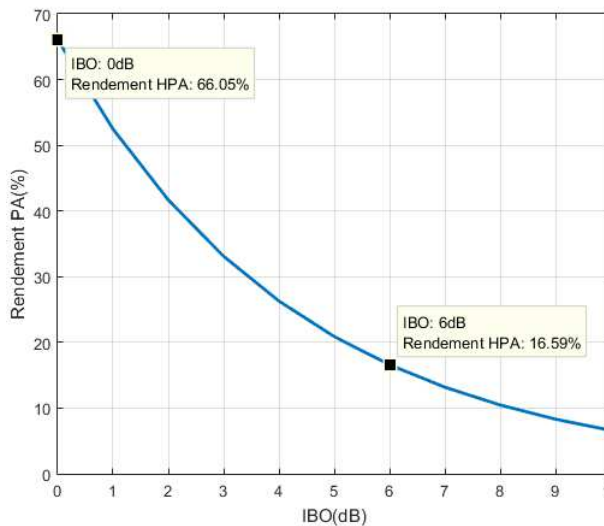
La figure 32 nous montre les TEB obtenus



**Figure 32 :** Gain en IBO en utilisant la DPD à base réseau de neurones combinée au codage LDPC

On déduit de la figure 32 que les TEB obtenus sont très proches pour les scénarios 1 et 2. Donc l'utilisation de la prédistorsion numérique à base de réseau de neurones combinée au codage LDPC nous donne un gain de 6 dB sur l'IBO. Ce gain se traduit

par l'augmentation du rendement de l'amplificateur. A titre de preuve, considérons la **figure 33** qui nous montre la variation du rendement de l'amplificateur de puissance en fonction de l'IBO. On déduit de cette figure que plus l'IBO augmente c'est-à-dire plus l'amplificateur travaille proche de la zone linéaire, plus le rendement de ce dispositif va diminuer. On constate aussi que pour un IBO=6dB, le rendement de l'amplificateur est égal à 16.59 % tandis que pour un IBO=0 dB, ce rendement est égal à 66.05%.



**Figure 33:** Variation du rendement de l'amplificateur en fonction de l'IBO

Continuons encore le raisonnement, l'équation 20 nous donne le rendement de l'amplificateur.

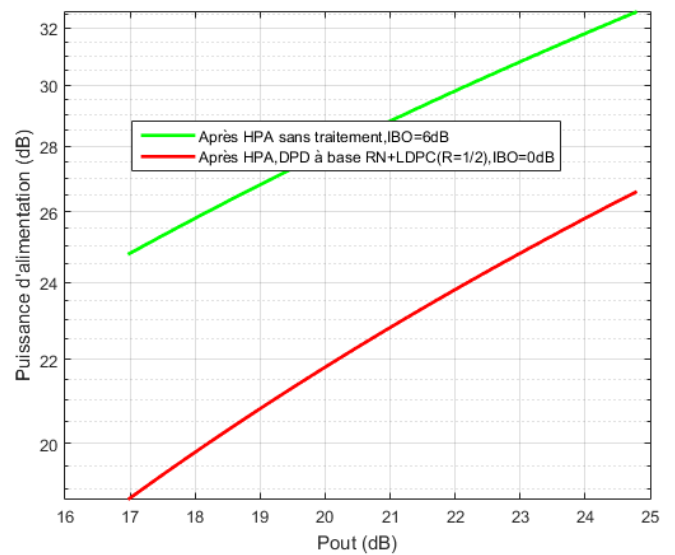
$$\eta_{DC} = \frac{P_s}{P_{dc}} \quad (20)$$

On déduit de l'équation 20 la puissance d'alimentation  $P_{dc}$  de ce dispositif :

$$P_{dc} = \frac{P_s}{\eta_{DC}} \quad (21)$$

Où  $P_s$  : la puissance de sortie et  $\eta_{DC}$  le rendement de l'amplificateur.

Faisons varier la puissance de sortie et regardons l'allure de la puissance d'alimentation de l'amplificateur de puissance pour le cas des deux scénarios considérés. La figure 34 nous montre le résultat



**Figure 34:** Variation de la puissance d'alimentation de l'amplificateur en fonction de la puissance de sortie

On déduit de la **figure 34** que pour avoir une même puissance de sortie de l'amplificateur, le **scénario 1** qui n'utilise aucune technique de linéarisation a besoin de beaucoup plus d'énergie (puissance d'alimentation) par rapport au **scénario 2** qui utilise la combinaison de la prédistorsion à base de réseau de neurones avec le codage LDPC. Nous constatons

aussi que cette différence en besoin énergétique est très importante.

Pour conclure, la combinaison de la prédistorsion à base de réseau de neurones avec le codage LDPC permet de diminuer la consommation énergétique de l'amplificateur de puissance. Par conséquent, pour le cas des téléphones portables, il y aura une augmentation de l'autonomie de la batterie et pour les stations de base, il y aura une diminution de la consommation énergétique d'où la diminution du coût d'exploitation du réseau d'accès de la 5G.

#### 4. Conclusion

La nouvelle technique de linéarisation de l'amplificateur qu'on a proposée est implémentée au niveau du réseau d'accès de la 5G plus précisément au sein de l'entité RU (Remote Unit). En effet, un bloc de prédistorsion à base de réseau de neurones est placé devant l'amplificateur de puissance pour linéariser la caractéristique de transfert de ce dispositif et ainsi diminuer les distorsions au niveau du signal amplifié. Cela nous permet d'avoir un taux d'erreurs binaire faible à la réception. On a combiné avec cette technique de prédistorsion le codage LDPC qui est un code détecteur et correcteur d'erreurs et qui permet à l'amplificateur de travailler proche de la zone de saturation afin d'avoir un rendement élevé et une faible

consommation énergétique. Nous avons démontré dans cet article que cette nouvelle technique de linéarisation de l'amplificateur de puissance permet à la 5G d'offrir une communication fiable avec une faible consommation énergétique. D'où la diminution du coût d'exploitation et de maintenance de ce réseau.

#### 5. Références

- [1] Y. Wu, H. Huang, C. Wang, Y. Pan, « *5G Enabled Internet Of Thing* », CRC Press, 2019
- [2] E. Dahlman, S. Parvall, J. Sköld, « *5G NR : The Next Generation Wireless Access* », Academic Press, 2018
- [3] 5G PPP Architecture Working Group, « *View on 5G Architecture* », Version 3.0, juin 2019
- [4] S. Ahmadi, « *5G NR Architecture, Technology, Implementation, and Operation of 3GPP New Radio Standards* », ACADEMIC PRESS, 2019
- [5] M. Ghannouchi, O. Hammi et M. Helaoui, « *Behavioral modeling and predistortion of wideband wireless transmitters* », Wiley, 2015
- [6] S. Shanmuganathan, S. Samarasinghe, « *Artificial Neural Network Modelling* », Springer, 2016
- [7] K. D. Rao, « *Channel Coding Techniques for wireless communications* », Springer, 2015.



[8] V. Guruswami, « *Iterative decoding of Low Density Parity Check Code* », Department of Computer Science and Engineering of Washington, September 2006.

