

RÉDUCTION DES EFFETS DES NON-LINÉARITÉS DU SIGNAL OFDM À L'AIDE D'UN RÉSEAU DE NEURONES D'ORDRE SUPÉRIEUR

Sylvain Tertois, Yves Louët, Gilles Vaucher, Annick Le Glaunec

*Supélec – Équipe ETSN
Avenue de la Boulaie – BP 81127
35511 Cesson Sévigné Cedex
France*

**sylvain.tertois, yves.louet, gilles.vaucher,
annick.leglaunec@supelec.fr**

Résumé :

La modulation OFDM (Orthogonal Frequency Division Multiplexing) présente de nombreux avantages pour les communications numériques à haut débit sur un canal sélectif en fréquence. Cependant la nature du signal le rend sensible aux non-linéarités de l'amplificateur de puissance. Dans cet article nous présentons un système basé sur un réseau de neurones d'ordre supérieur, le RPN (Ridge Polynomial Network), qui corrige au niveau du récepteur les distorsions introduites par les non-linéarités.

Après avoir présenté la modulation OFDM, le problème des non-linéarités et le réseau RPN, nous montrerons le principe de notre correcteur et présenterons des résultats de simulation. Sur un système à 4 porteuses avec une modulation MAQ16, un gain de 3dB avant codage est obtenu pour un taux d'erreur binaire de $6 \cdot 10^{-3}$. On verra de plus que la souplesse du réseau neuronal permet à ce système de s'adapter à différents types de non-linéarités.

MOTS-CLES : OFDM, Réseau de neurones, télécommunications, RPN

1. Modulation OFDM

La modulation OFDM (Orthogonal Frequency Division Multiplexing) possède des caractéristiques intéressantes pour la transmission numérique à haut débit sur un canal multi-trajets. Elle est utilisée dans les normes DAB et DVB-T (Digital Audio/Video Broadcasting, réseaux de diffusion hertzienne de signaux audio et vidéo), HIPERLAN/2 et IEEE 802.11a/g (réseaux informatiques locaux par ondes radio) ainsi que l'ADSL (Asymmetric Digital Subscriber Line, accès à internet à haut débit pour le particulier). Le principe est de transmettre les informations sur plusieurs porteuses en parallèle [LEFL95].

La bande de fréquence utilisée pour la communication est donc divisée en plusieurs sous-bandes, une par porteuse. Il est ainsi possible d'utiliser une largeur de bande supérieure à la bande de cohérence du canal (la largeur de bande sur laquelle on considère que la réponse du canal varie peu). En effet, lorsque la largeur de chaque sous bande est assez faible, la réponse du canal sur chaque sous bande peut être considérée constante et ainsi le signal ne subit pas de distorsion (cf figure ci-dessous).

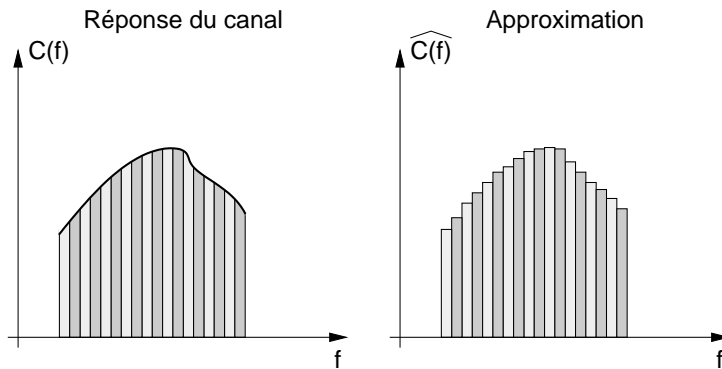


Figure 1: réponse fréquentielle du canal de transmission et sous-bandes

Si chaque sous-bande est suffisamment étroite, le signal modulé sur chaque porteuse sera ainsi atténué ou amplifié par le canal. Une simple multiplication au niveau du récepteur permet de retrouver le signal original.

Cependant les signaux OFDM temporels ont un facteur de crête élevé, c'est à dire que la puissance maximale du signal est bien supérieure à sa puissance moyenne, et des pics de forte amplitude apparaissent. Ils sont donc sensibles aux non-linéarités engendrées par l'amplificateur d'émission [COST99]. Diverses techniques sont étudiées pour limiter les effets de ces non linéarités, notamment au niveau du codage canal [WILK95], [LOUE00]. Il a également été proposé d'ajouter un module dans le récepteur capable de retrouver le symbole OFDM qui a été envoyé à partir du symbole OFDM reçu et déformé par les non-linéarités. Dans la solution proposée dans [NISH96] ce module simule la chaîne OFDM complète (émetteur, canal, récepteur) afin de retrouver le symbole qui a été envoyé avec la plus grande probabilité. Nous proposons une approche différente, qui utilise un

réseau de neurones dans le récepteur, lui aussi chargé de retrouver le symbole émis à partir du symbole reçu:

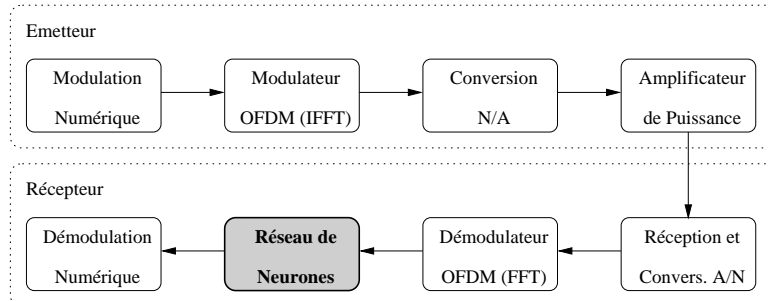


Figure 2: principe du système OFDM avec correcteur neuronal

L'avantage d'une telle approche est qu'elle peut être utilisée sans changer les normes de codage. Par contre la difficulté est que la non-linéarité se situe dans le domaine temporel, alors que la compensation se fait dans le domaine fréquentiel. Des intermodulations entre les différentes porteuses interviennent, et chaque symbole reçu est en fait une combinaison non linéaire des symboles envoyés. La tâche du réseau de neurones est donc d'inverser la non-linéarité, c'est-à-dire de retrouver le symbole émis sur une porteuse en fonction des symboles reçus sur toutes les porteuses.

2. Réseau de Neurones utilisé

Nous avons envisagé plusieurs architectures de réseaux de neurones [BISH95] pour réaliser cette tâche, aussi bien des réseaux basés sur les distances, comme les RBF (Radial Basis Functions) que ceux basés sur les produits scalaires, comme les perceptrons. Les réseaux de type RBF ont été écartés en raison de la répartition des données dans l'espace d'entrée. En effet les données sont réparties de manière quasiment uniforme dans toutes les dimensions, les signaux sur chaque porteuse étant indépendants, et le nombre de dimensions de l'espace d'entrée peut être assez important. Avec un réseau RBF il faudrait alors un grand nombre de prototypes pour paver tout l'espace d'entrée, ce qui peut devenir rapidement irréalisable.

Les réseaux de type perceptron ont donc été retenus, et comme les intermodulations entre les porteuses induisent des perturbations d'ordre supérieur, les réseaux de neurones d'ordre supérieur ont été particulièrement étudiés. On trouve dans cette dernière famille les réseaux HPU (Higher-order Processing Unit), Pi-Sigma, et RPN (Ridge Polynomial Network) [SHIN87]. Le réseau qui a montré les meilleures performances est le RPN. Sa sortie est donnée par:

$$y = \sigma \left(\sum_{j=1}^m \prod_{i=1}^j (X \cdot W_{ij} + b_{ij}) \right) \quad (1)$$

où X est le vecteur d'entrée, W_{ij} sont les vecteurs de poids, b_{ij} les biais et σ est une fonction d'activation non linéaire, sigmoïde en général. m est l'ordre du réseau, et chaque terme de la somme correspond à un réseau de neurones Pi-Sigma d'ordre j (indiqué par PSN^j dans la figure ci-dessous).

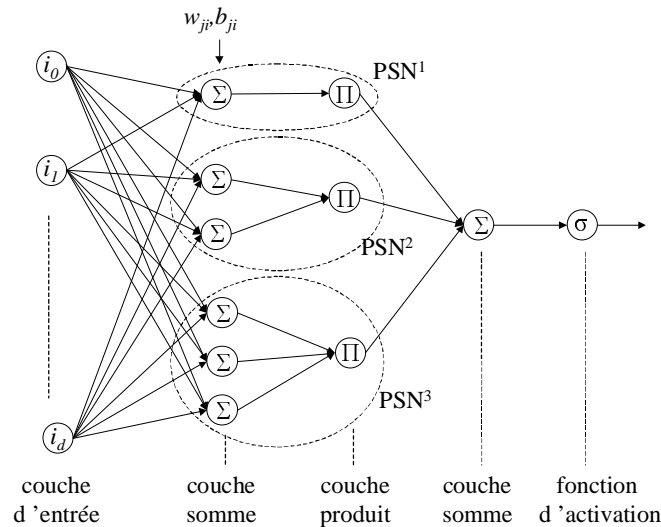


Figure 3: architecture d'un réseau RPN

Les données sont fournies à la couche d'entrée. Seule la première couche somme possède des poids et biais ajustables par apprentissage. Les neurones de la première couche effectuent un produit scalaire entre le vecteur d'entrée et leur vecteur poids, et y ajoutent leur biais, comme la première couche d'un perceptron. Les neurones de la seconde couche effectuent un produit entre leurs entrées, et celui de la troisième couche fait une somme de ses entrées. Enfin une fonction d'activation calcule la sortie du réseau. Un réseau RPN fonctionne avec des valeurs réelles, donc si l'on veut travailler avec des valeurs complexes, il faut tout d'abord les séparer en parties réelle et imaginaire. De plus si l'on désire plusieurs sorties, il faut utiliser plusieurs réseaux RPN. L'apprentissage d'un réseau RPN est réalisé en plusieurs étapes: on entraîne successivement les réseaux Pi-Sigma par une descente de gradient, en commençant par l'ordre 1 ($j=1$) puis en entraînant et incorporant les autres ordres l'un après l'autre.

3. Simulations et résultats

Pour utiliser ce réseau de neurones dans notre application, nous avons tout d'abord construit une base d'apprentissage en simulant une chaîne OFDM avec un amplificateur non-linéaire. Cette base a servi à entraîner un réseau RPN, qui a ensuite été simulé dans la chaîne OFDM pour mesurer le taux d'erreur binaire de la transmission.

Les symboles transmis sur chaque porteuse sont complexes, et le réseau RPN fonctionne avec des réels. Il faudrait donc $2N$ réseaux RPN, où N est le nombre de porteuses, et chaque réseau devrait posséder $2N$ entrées réelles. Cependant en utilisant des règles de symétries, il a été possible de réduire le système à 2 réseaux RPN avec $4N-2$ entrées, ce qui réduit la complexité et la quantité de calcul nécessaire [TERT02]. Nous avons utilisé une modulation MAQ16 (Modulation d'Amplitude en Quadrature à 16 états), pour laquelle les parties réelle et imaginaire des symboles peuvent prendre 4 valeurs distinctes. Une fonction d'activation particulière et adaptée à cette modulation a été choisie [MAN94]. Elle possède 4 paliers, un par valeur possible pour la sortie du réseau de neurones:

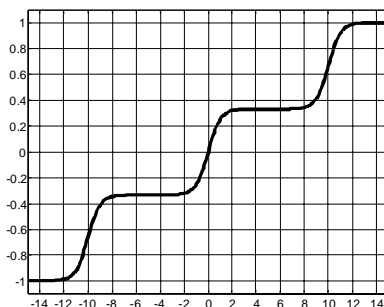


Figure 4: fonction d'activation à 4 paliers adaptée à une modulation MAQ16

L'apprentissage du RPN se fait ordre par ordre. Comme chaque réseau Pi-Sigma est initialisé avec des poids aléatoires, l'introduction d'un nouvel ordre au réseau lors de l'apprentissage se traduit par une grande augmentation de l'erreur, et donc un pic sur la courbe d'apprentissage. L'apprentissage de chaque ordre est stoppé lorsque les poids n'évoluent que très peu à la fin d'un pas, c'est à dire lorsque le module du vecteur différence appliqué aux poids devient négligeable devant le module du vecteur poids lui-même. La vitesse de convergence a été augmentée en utilisant l'algorithme de Levenberg-Marquardt [MARQ63].

Nous avons simulé un système OFDM avec 4 porteuses, une modulation MAQ16, et un canal gaussien, c'est à dire avec un bruit blanc additif gaussien. Le rapport signal sur bruit pour établir la base d'apprentissage est de 13dB, et le modèle d'amplificateur a été choisi avec un recul de 0dB, ce qui veut dire que la puissance de saturation en entrée est égale à la puissance moyenne du signal à amplifier. Un réseau RPN d'ordre 7 a été utilisé. En choisissant des ordres plus élevés on ne

constate aucune amélioration sur les performances, et donc 7 semble être un ordre correct pour cette application. La courbe suivante représente l'évolution de l'erreur du réseau sur la base d'apprentissage (en traits pleins) et sur la base de test (en traits pointillés).

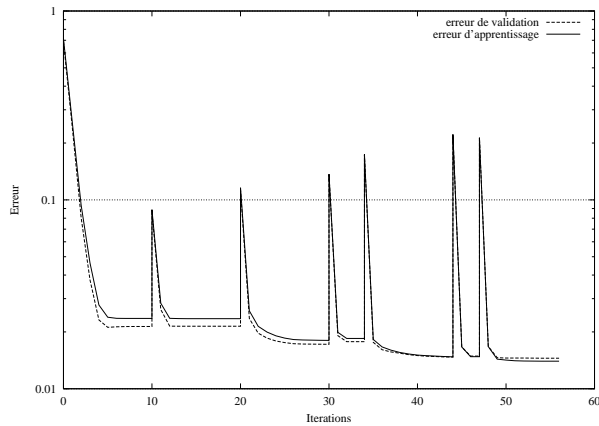


Figure 5: courbe d'apprentissage du réseau RPN sur un système à 4 porteuses

Une fois l'apprentissage terminé, le système OFDM complet avec le réseau RPN est simulé afin de déterminer le taux d'erreur binaire du système de transmission. On peut ensuite comparer les résultats avec et sans réseau pour mesurer le gain apporté par le correcteur. Dans la courbe ci-dessous, le rapport signal/bruit est placé en abscisse, et est le rapport entre l'énergie dépensée par bit transmis et la densité spectrale du bruit blanc (E_b/N_0). En ordonnée le taux d'erreur binaire est égal au nombre de bits erronés divisé par le nombre de bits transmis.

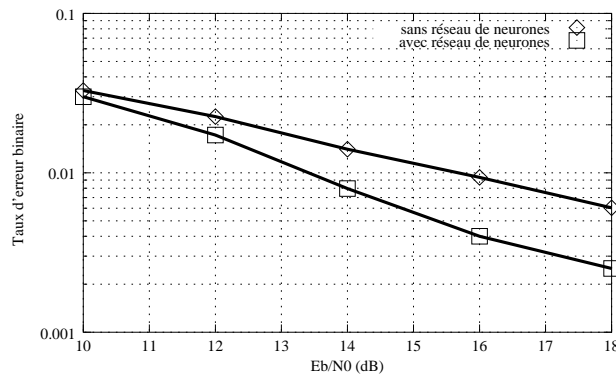


Figure 6: taux d'erreur binaire en fonction du rapport signal/bruit

On constate que pour un taux d'erreur binaire de $6 \cdot 10^{-3}$, le réseau de neurones apporte un gain de 3dB sur le rapport signal/bruit. Cela veut dire qu'à conditions

égales le réseau de neurones permet de diviser par deux la puissance d'émission du signal tout en gardant les mêmes performances. Ceci peut s'avérer non négligeable pour un système portable où l'amplificateur de puissance est le composant qui consomme le plus d'énergie.

Deux modèles d'amplificateurs non-linéaires ont été testés: le modèle SSPA (Solid State Power Amplifier) et modèle linéaire à saturation, dit "clipping". Le modèle SSPA est plutôt courant pour représenter un amplificateur radio classique [COST99], tandis que le clipping se retrouve à la fois dans les liaisons filaires (ADSL) [GROS93] et les amplificateurs radio avec pré-distorsion. On constate des performances similaires du réseau de neurones avec ces deux modèles. Ceci est un aspect intéressant de l'approche neuronale: le réseau est capable de s'adapter à différentes situations, et la méthode peut être utilisée avec plusieurs types d'amplificateurs non linéaires. Les courbes suivantes ont été obtenues en utilisant un rapport signal sur bruit fixe $E_b/N_0=16\text{dB}$, avec différentes valeurs pour le recul (rapport entre les puissances de saturation et moyenne). Plus le recul est faible, plus la non-linéarité est importante.

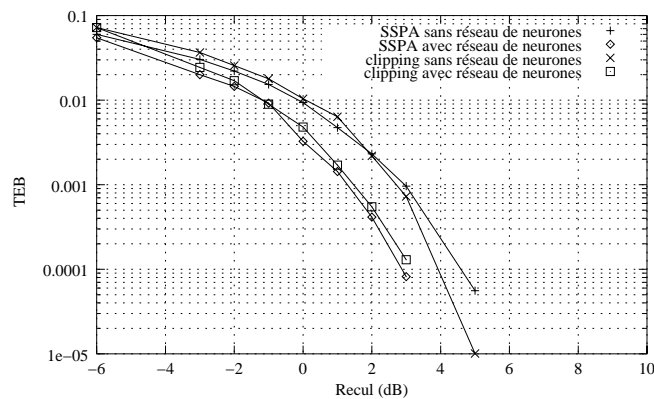


Figure 7: performances du réseau RPN avec différents modèles de non-linéarités

Pour des faibles valeurs du recul la non-linéarité est tellement importante que le réseau de neurones est incapable de corriger les distorsions. Par contre pour des reculs plus élevés on constate une diminution significative du taux d'erreur binaire, aussi bien avec l'amplificateur SSPA qu'avec le clipping. Pour un recul de 2dB le réseau de neurones permet de diviser par 4 le taux d'erreur binaire.

4. Conclusion

Nous avons montré qu'une approche neuronale à base de réseau RPN est intéressante pour corriger les distorsions non linéaires subies par un signal OFDM. Sur un système avec 4 porteuses et une modulation MAQ16, un réseau neuronal permet de diviser par deux la puissance nécessaire pour réaliser une transmission

avec un taux d'erreur binaire de $6 \cdot 10^{-3}$. De plus cette méthode s'adapte au type de non-linéarité, et peut être appliquée à plusieurs systèmes OFDM présentant des non-linéarités différentes. Cependant au-delà de 8 porteuses des difficultés apparaissent pour la convergence de l'algorithme d'apprentissage du réseau de neurone. Actuellement nous continuons cette étude afin de l'appliquer à des systèmes avec un plus grand nombre de porteuses, plus proches des applications OFDM courantes.

5. Bibliographie

- [BISH95] C.M. Bishop, "Neural Networks for Pattern Recognition", Oxford University Press, 1995
- [COST99] E. Costa, M. Midrio, S. Pupolin. "Impact of Amplifier Nonlinearities on OFDM Transmission System Performance" *IEEE Communications Letters* Vol. 3, N° 2, pp. 37-39, 1999
- [GROS93] R. Gross, D. Veeneman, "Clipping distortion in DMT ADSL systems", *Electronics Letters*, Vol. 29, N° 24, 1993
- [LEFL95] B. Le Floch, M. Alard, C. Berrou, "Coded Orthogonal Frequency Division Multiplex", *Proceedings of the IEEE*, Vol. 83, N° 6, pp. 982-996, 1995
- [LOUE00] Y. Louët. "Mise en Oeuvre et Performances des Codes de Reed-Muller pour la Réduction du Facteur de Crête dans la Modulation OFDM" *Mémoire de Thèse. Université Rennes 1*. 2000.
- [MAN94] M. Man Peng, "Neural Networks Applications in Linear and Nonlinear Channel Equalization", *PhD thesis, Northeastern University, Boston, Massachusetts*, 1994
- [MARQ63] D.W. Marquardt, "An algorithm for Least-Squares Estimation of Non-Linear Parameters", *Journal of the Society for Industrial and Applied Mathematics*, Vol. 11, N° 2, pp. 431-441, 1963
- [NISH96] H. Nishijima, M. Okada, S. Komaki. "A sub-optimum non-linear distortion scheme for orthogonal multi-carrier modulation systems", *Proceedings of PIMRC'96*, pp. 45-48, 1996
- [SHIN87] Y. Shin, J. Ghosh. "Approximation of Multivariate Functions Using Ridge Polynomial Networks" *Proceedings of IJCNN* Vol. 26, N° 23, pp. 4972-4978, 1987
- [TERT02] Sylvain Tertois, Annick Le Glaunec "Symétries du problème de correction des non linéarités à la réception dans un système OFDM", *Rapport technique interne, Supélec*, 2002.
- [WILK95] T. A. Wilkinson, A. E. Jones. "Minimisation of the Peak to Mean Envelope Power Ratio of Multicarrier Transmission Schemes by Block Coding" *Proceedings of IEEE Vehicular Technology Conferences*, pp. 825-829, 1995