

COMPARAISON DU FILTRE ADAPTATIF RIF ET DU FILTRE À BASE DE RÉSEAU DE NEURONES POUR LE FILTRAGE DU COURANT DE RÉFÉRENCE POUR LA COMMANDE DU FILTRE ACTIF PARALLÈLE

C. BENACHAIBA*, A. BASSOU*, B. MAZARI**

*C.U.Béchar BP 417, Béchar, Algérie
**U.S.T.Oran, BP 1505, Oran El M'aouar, Algérie
chellali@netscape.net

Abstract

The control of the active filter that inscribes in the frame of new solutions to filter needs a generalship of appropriate order of switch. It exists various classical techniques to get current references from non-linear load, like spectral analysis and sorting filters.

In this paper we compare the simulation obtained results by two types of filter, the adaptive filter FIR and the filter based on neural network. The nature non-sinusoidal of the target signals (current reference) obliges us to raise the order of the filter. The result of the filter based on the neural network is performant compared to the adaptive filter FIR.

Résumé

Le pilotage du filtre actif, qui s'inscrit dans le cadre des solutions nouvelles de filtrage, nécessite une stratégie de commande appropriée des interrupteurs. Il existe plusieurs techniques classiques pour l'obtention des courants de références à partir des courants absorbés par la charge non linéaire tels que l'analyse spectrale et les filtres sélectifs.

Dans cet article, nous comparons les résultats de simulation obtenus par deux types de filtres à savoir le filtre adaptatif RIF et le filtre basé sur un réseau de neurones. Le signal cible (courant de référence) de nature non sinusoïdale nous a amené à utiliser des filtres d'ordre élevé. Le résultat obtenu par le filtre basé sur un réseau de neurones est performant par rapport à celui présenté par le filtre adaptatif RIF.

Mots clés : Courants harmoniques, Filtre actif, Réseau de neurones, Filtre adaptatif RIF.

Introduction

Le principe du filtre actif parallèle, qui s'inscrit parmi les solutions nouvelles, consiste à la génération de courants harmoniques de même amplitude, mais en opposition de phase avec ceux absorbés par la charge non linéaire [1]. Le courant dans le réseau électrique est de ce fait parfaitement sinusoïdal. Le courant périodique non sinusoïdal absorbé par la charge contient une composante fondamentale et des composantes harmoniques. Un certain nombre de commandes existent.

Les contrôles par hystérésis et par la MLI du filtre actif parallèle utilisent les courants harmoniques de référence qui sont déterminés par plusieurs méthodes. Une des méthodes se base sur l'analyse spectrale du courant de la charge. Le nombre d'opérations à effectuer à chaque période d'échantillonnage sera important, ce qui va à l'encontre des performances dynamiques [2]. Une autre solution consiste à filtrer le courant à l'aide d'un filtre coupe bande très sélectif. L'efficacité de ce type de filtre est conditionnée par la stabilité de la fréquence du réseau. Une troisième méthode se base sur le calcul des puissances instantanées. Elle consiste à transformer la composante fondamentale en composante continue et de laisser un caractère alternatif aux harmoniques [3].

Dans cet article, nous comparons les deux nouvelles techniques proposées. La première est conçue par un filtre adaptatif à structure RIF. La seconde est basée sur un réseau de neurones [4]. L'avantage de ces deux techniques réside dans leur adaptabilité à la variation de la charge, seulement la deuxième nécessite une actualisation des valeurs relatives.

Les solutions proposées pourraient être des nouvelles alternatives parmi les stratégies de commande existant dans la littérature [5]. Elles présentent des structures faciles à réaliser qui sont basées sur des sommateurs et de multiplieurs.

1. Modélisation

Soit un réseau puissant,

$$\begin{aligned} V_a &= \sqrt{2} V \sin(\omega t) \\ V_b &= \sqrt{2} V \sin\left(\omega t - \frac{2\pi}{3}\right) \\ V_c &= \sqrt{2} V \sin\left(\omega t + \frac{2\pi}{3}\right) \end{aligned} \quad (1)$$

Les courants de la charge non linéaire en série de Fourier sont:

$$\begin{aligned} i_a &= \sqrt{2} I_1 \sin(\omega t - \phi_1) + \\ &\sum_{k=1}^{+\infty} \sqrt{2} I_{6k-1} \sin\left[(6k-1)(\omega t - \phi_{6k-1})\right] + \\ &\sqrt{2} I_{6k+1} \sin\left[(6k+1)(\omega t - \phi_{6k+1})\right] \end{aligned} \quad (2)$$

$$\begin{aligned} i_b &= \sqrt{2} I_1 \sin\left(\omega t - \phi_1 - \frac{2\pi}{3}\right) + \\ &\sum_{k=1}^{+\infty} \sqrt{2} I_{6k-1} \sin\left[(6k-1)\left(\omega t - \phi_{6k-1} + \frac{2\pi}{3}\right)\right] + \\ &\sqrt{2} I_{6k+1} \sin\left[(6k+1)\left(\omega t - \phi_{6k+1} - \frac{2\pi}{3}\right)\right] \end{aligned} \quad (3)$$

$$\begin{aligned} i_c &= \sqrt{2} I_1 \sin\left(\omega t - \phi_1 + \frac{2\pi}{3}\right) + \\ &\sum_{k=1}^{+\infty} \sqrt{2} I_{6k-1} \sin\left[(6k-1)\left(\omega t - \phi_{6k-1} - \frac{2\pi}{3}\right)\right] + \\ &\sqrt{2} I_{6k+1} \sin\left[(6k+1)\left(\omega t - \phi_{6k+1} + \frac{2\pi}{3}\right)\right] \end{aligned} \quad (4)$$

La structure du réseau de neurones proposé est basée sur les résultats concluants obtenus dans la référence [4]. Le réseau de neurones considéré est formé de deux couches cachées avec 5 neurones chacune et une couche de sortie avec un neurone (voir figure 1). Tous les neurones ont une fonction d'activation sigmoïde [4]. Ce réseau a 54 entrées (qui représentent le courant ia et ces retards) et une sortie (qui représente le courant de référence simulé). Nous avons choisi 54 entrées afin de préserver le compromis entre la performance et la complexité du réseau de neurones proposé. Pour l'apprentissage du réseau de neurone, nous avons adopté la méthode de rétro-

propagation du gradient [4].

La figure 2 représente le modèle du filtre adaptatif utilisé.

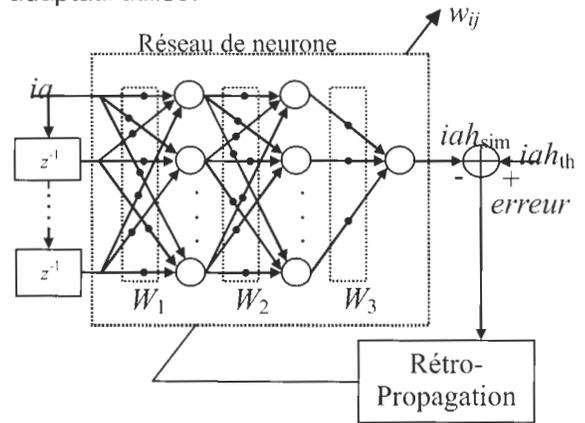


Figure 1. Modèle du réseau de neurones

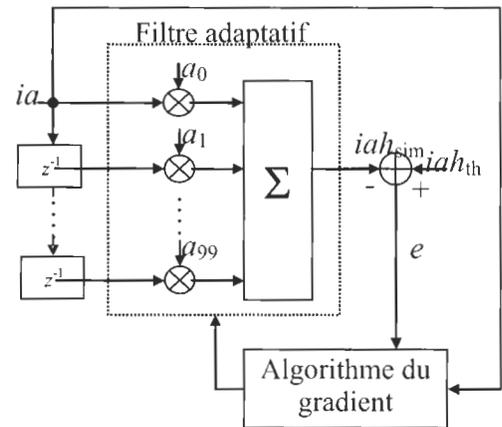


Figure 2. Modèle du filtre adaptatif

Il est de type RIF et comporte 100 coefficients (a_0, \dots, a_{99}) mis à jour suivant l'algorithme du gradient qui peut être réduit aux équations suivantes:

$$e(k) = ia_{th}(k) - A^T(k-1)ia(k) \quad (5)$$

$$A(k) = A(k-1) + \delta ia(k) e(k) \quad (6)$$

tels que:

- $A(k)$: le vecteur ligne comportant les coefficients du filtre.
- δ : le scalaire d'adaptation choisi en fonction du nombre total d'échantillons d'entrée (N) et la puissance du signal d'entrée (σ_{ia}^2), suivant l'inégalité: $0 < \delta < \frac{2}{N \sigma_{ia}^2}$

Nous avons choisi un filtre RIF d'ordre 100 afin d'obtenir une durée transitoire de la réponse du filtre qui est inférieure à la demi-période du signal d'entrée.

2. Simulation et discussion

Les résultats obtenus sont performants et offrent une nouvelle solution pour l'obtention des courants de références pour la commande du filtre actif parallèle. Les courants harmoniques (figure 3), résultants de la technique du filtre adaptatif, présentent, durant la première demi-période transitoire, une réponse perturbée à cause de son ordre élevé. Dans la figure 4, nous avons illustré l'évolution de quatre coefficients à savoir a_0 , a_{32} , a_{65} , a_{99} dont l'adaptation a duré 1.6 seconde. Le coefficient a_0 converge vers 0.678, les trois autres sont aux alentours de la valeur nulle (figure 5). Le réseau de neurones a généré un courant harmonique pratiquement identique à celui calculé théoriquement. La figure 6 présente les allures des courants obtenus par le réseau de neurones. L'apprentissage du réseau de neurones conçu présente une erreur quadratique de 0.02 pour 50 mille itérations (figure 7). Le changement de phase (figure 8 et 9) et le changement d'amplitude (figure 10 et 11) montrent la stabilité des filtres proposés.

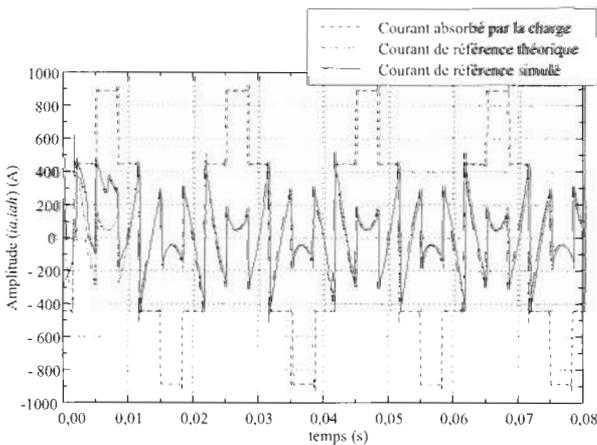


Figure 3. Allures des courants (Filtre adaptatif RIF)

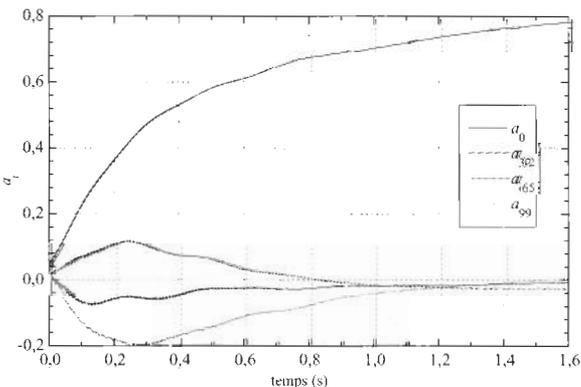


Figure 4. Variation des coefficients du filtre adaptatif RIF

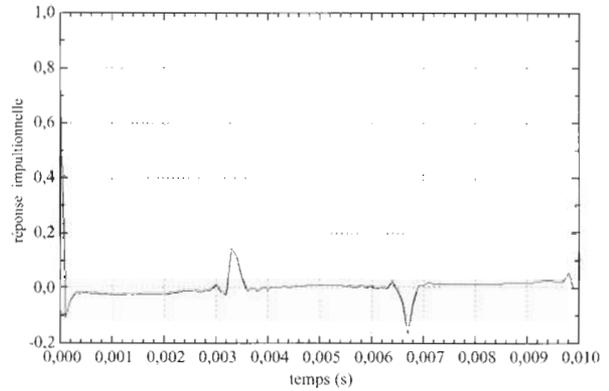


Figure 5. Réponse impulsionnelle du filtre adaptatif RIF

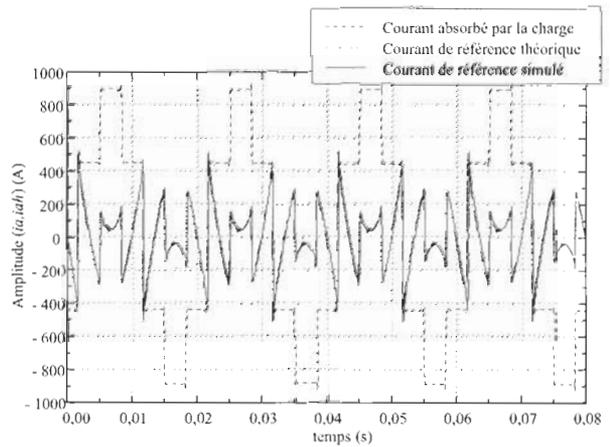


Figure 6. Allures des courants (Réseau de neurones)

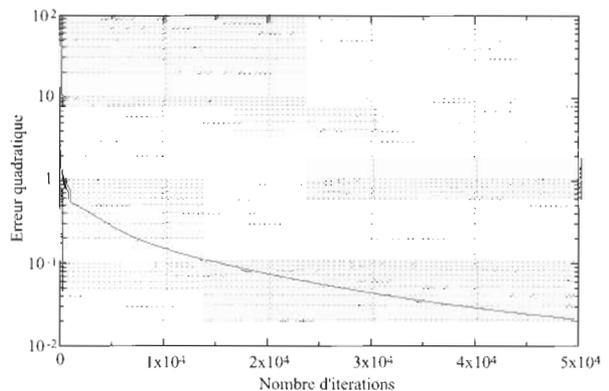


Figure 7. Erreur quadratique durant l'apprentissage du réseau de neurones

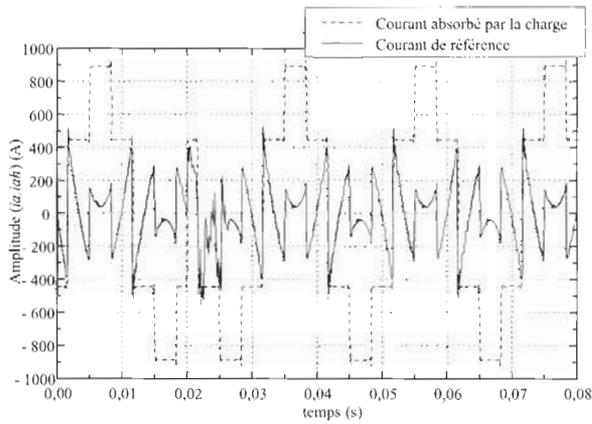


Figure 8. Allures des courants avec changement de phase (réseau de neurones)

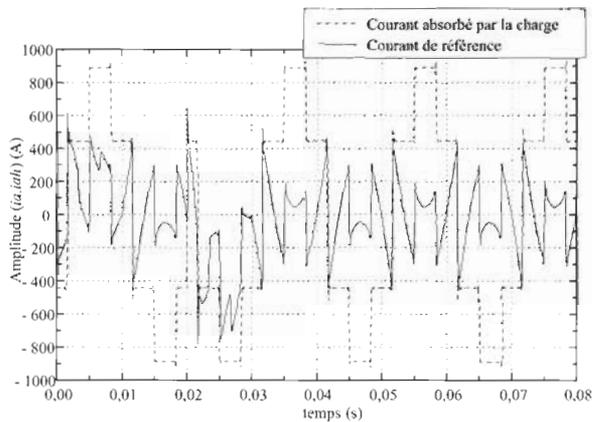


Figure 9. Allures des courants avec changement de phase (Filtre adaptatif RIF)

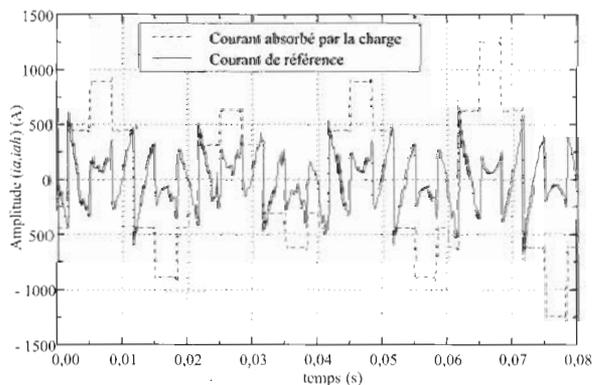


Figure 10. Allures des courants avec changement d'amplitude (Réseau de neurones)

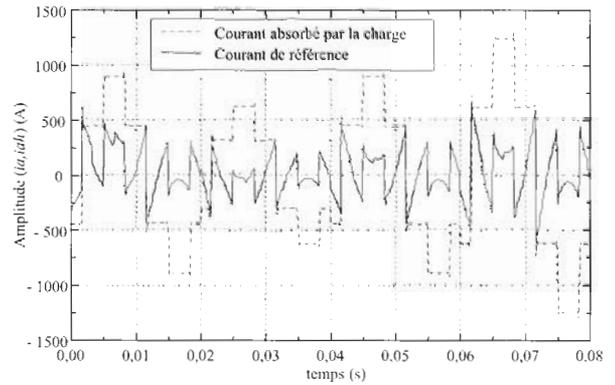


Figure 11. Allures des courants avec Changement d'amplitude (Filtre adaptatif RIF)

Conclusion

Les deux nouvelles techniques proposées présentent des résultats performants et permettent une commande intelligente capable de rendre le filtre actif parallèle très efficace. La technique à base de réseau de neurones, dont l'implémentation est facile par rapport à celle du filtre adaptatif RIF, permet un suivi du courant cible plus fidèle.

REFERENCES

- [1] B. N. Singh, B. Singh, A Chandra, K. Al-Haddad 'Digital Implementation of Fuzzy Control Algorithm for Shunt Active Filter', ETEP Vol. 10, No. 6, Nov./Déc. 2000.
- [2] C. Benachaiba, B. Mazari, M. Rahli, 'Minimisation des Courants harmoniques par la technique d'Optimisation de la Commutation Forcée d'un Convertisseur AC/DC', SIPE4, Béchar, Algérie, Nov. 1998.
- [3] C. Benachaiba, B. Mazari, 'Obtention des Références Temporelles des Courants Harmoniques pour la Commande du Filtre Actif Parallèle', ICEE 2000, Boumerdes, Algérie.
- [4] Bassou, D. Djebouri, A. Djebbari, R. Méliani, M. Bouziani, 'Application des réseaux de neurones artificiels à la simulation de fonctions non-lineaires et de filtre numérique', CMGE'99, Constantine, Algérie, Mai.1999.
- [5] Mohamad Alaa Eddine Alali, 'Contribution à l'étude des Compensateurs Actifs d'un Réseau Electrique Basse-Tension', Thèse de l'université de Louis Pasteur, Strasbourg I, 12 September 2002.