
Stratégie neuromimétique d'identification et de commande d'un filtre actif parallèle

Djaffar Ould Abdeslam* — Patrice Wira* — Jean Mercklé*
Yves-André Chapuis** — Damien Flieller***

* *Laboratoire MIPS-TROP - Université de Haute Alsace*
4 rue des Frères Lumière, F-68093 Mulhouse Cedex
{d.ouldabdeslam, patrice.wira, jean.merckle}@uha.fr

** *Laboratoire LEPSI - Université Louis Pasteur*
23 rue du Loess, BP 20/CRO, F-67037 Strasbourg Cedex 2
chapis@lepsi.in2p3.fr

*** *Laboratoire ERGE - INSA Strasbourg*
24 Bd de la Victoire, F-67084 Strasbourg Cedex
flieller@mail.insa-strasbourg.fr

RÉSUMÉ. Cet article présente une stratégie complète d'identification et de commande d'un filtre actif parallèle améliorant les performances des systèmes classiques de dépollution des installations électriques. Basée sur des techniques neuromimétiques, notre approche s'adapte aux variations de charge du réseau et donc aux fluctuations des perturbations harmoniques. De plus, les réseaux neuromimétiques rendent la structure de calcul homogène pour une implémentation matérielle en temps-réel. Des simulations démontrent les caractéristiques originales de cette stratégie et des résultats expérimentaux permettent de valider la robustesse de l'approche.

ABSTRACT. In this paper, a new approach improving harmonic estimation and control of an active power filter is presented. Using artificial neural networks, the proposed approach adaptes itself to any changes of the non-linear load and thus to the generated harmonics. Furthermore, the different blocks of neural networks compose an homogeneous computing structure specially well-suited for hardware implementation in real-time applications. Simulations demonstrate the original features of our strategy and practical results also confirm its robustness.

MOTS-CLÉS : harmoniques, filtre actif parallèle, compensation sélective, réseaux de neurones artificiels, commande adaptative, système électrique triphasé.

KEYWORDS: harmonics, active power filter, selective compensation, artificial neural networks, adaptive control, three-phase electric system.

RS - RIGE. Volume 9 – n° 1/2006, pages 35 à 64

Ould Abdeslam, D., Wira, P., Mercklé, J., Chapuis, Y.-A., and Flieller, D.

"Stratégie neuromimétique d'identification et de commande d'un filtre actif parallèle." *Revue des Systèmes, Série Revue Internationale de Génie Electrique (RS-RIGE)*, vol. 9, no. 1, pp 35-64, 2006.

<http://www.trop.mips.uha.fr>

1. Introduction

Les perturbations de courant et de tension dans les réseaux de distribution électrique sont causées par la prolifération des charges non linéaires, telles que les convertisseurs statiques (les redresseurs, les gradateurs, etc.), le matériel informatique, les appareils de climatisation ou encore les éclairages à base de tubes fluorescents. Ces appareils absorbent des courants non sinusoïdaux et introduisent de ce fait des pollutions harmoniques. Les harmoniques engendrées par ces charges circulent dans les réseaux électriques et perturbent sérieusement le fonctionnement normal de certains équipements électriques pouvant même engendrer leur destruction. Ces effets néfastes peuvent apparaître instantanément, mais peuvent également se produire en différé tant pour le distributeur que pour les exploitants. C'est pour ces raisons que le filtrage des distorsions en courant et en tension est au centre des préoccupations actuelles à la fois des fournisseurs et des utilisateurs d'énergie électrique. Pour des installations électriques existantes, les filtres actifs parallèles (FAP) sont à ce jour les solutions avancées de dépollution les plus adéquates (Bruyant, 1999). Actuellement, les solutions actives sont celles qui répondent au mieux aux contraintes de la production et de la distribution. Leur réponse est instantanée et elles s'adaptent automatiquement aux évolutions des perturbations introduites par les charges du réseau électrique. Que ce soit dans le secteur industriel ou dans le secteur domestique, les FAP s'insèrent facilement dans un réseau de distribution électrique sans imposer un aménagement des installations du fournisseur d'énergie ou du consommateur.

Les FAP sont constitués de convertisseurs à base d'interrupteurs de puissance, de type onduleur, associés à un dispositif de contrôle et de commande adapté. Ils peuvent être assimilés à des sources de courant ou de tension qui compensent directement les perturbations harmoniques en injectant sur le réseau des courants ou des tensions en opposition de phase par rapport aux perturbations mesurées. Cette technique nécessite une identification et un filtrage des harmoniques à rejeter (Machmoum *et al.*, 2003).

Le FAP, appelé aussi compensateur *shunt*, est connecté en parallèle sur le réseau électrique. Il est dimensionné uniquement par rapport à la puissance due aux harmoniques absorbées par la charge polluante. Son indépendance totale par rapport à la source et à la charge lui confère des propriétés avantageuses : auto-adaptabilité, fiabilité et efficacité. L'identification et le filtrage des harmoniques peuvent utiliser différentes techniques. La plus efficace et la plus utilisée consiste à identifier et à filtrer les harmoniques polluantes dans l'espace des puissances instantanées. Nous avons adopté cette technique dans nos travaux en raison des nombreux avantages qu'elle procure (Bruyant, 1999).

Basée sur l'utilisation des techniques neuromimétiques, notre approche vise principalement à améliorer les performances de ces systèmes en termes de distorsions résiduelles. Pour atteindre cet objectif, nous mettons en œuvre différents réseaux de neurones afin d'assurer un suivi instantané des fluctuations du spectre fréquentiel des perturbations. La structure de calcul qui en résulte est rendue homogène par l'utilisation exclusive des techniques neuromimétiques et permet d'envisager une implé-

mentation efficace des organes de traitement dans une cible matérielle en vue d'une commande en temps réel.

L'originalité des travaux présentés ici concerne tant l'étude des harmoniques (identification et filtrage) que la commande de l'onduleur. Ces deux points seront abordés par une étude théorique puis par une étape de simulation, elle-même suivie de validations expérimentales. La section 2 récapitule brièvement le principe du FAP. La section 3 introduit la compensation sélective et adaptative des courants harmoniques à l'aide d'un réseau ADALINE (ADAPtive LINear Element). La commande neuronale de l'onduleur est présentée dans la section 4. Une analyse de la robustesse de l'ensemble de l'approche est proposée dans la section 5 et une dernière partie (section 6) est consacrée aux conclusions. Pour valider les solutions proposées, ainsi que l'analyse de leur robustesse, des simulations et des résultats expérimentaux complètent chacune des sections.

2. Principe du filtre actif parallèle

2.1. Introduction

Le FAP est une solution moderne et efficace pour restituer la forme sinusoïdale du courant provenant du réseau électrique lorsque celui-ci est déformé par une charge non linéaire comme le montre la figure 1. En effet, l'introduction d'un filtre dans un réseau électrique permet d'éliminer par compensation les harmoniques introduites par une charge non linéaire.

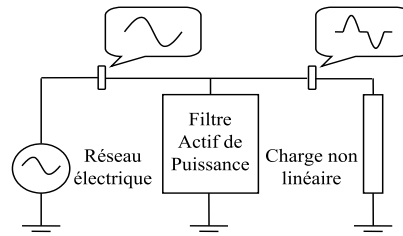


Figure 1. Insertion d'un filtre actif parallèle dans un réseau de distribution électrique

Notre étude se limite au cas où la source de tension est sinusoïdale et où le courant absorbé par la charge est entaché de composantes harmoniques. Dans ces conditions, le taux global de distorsion harmonique (THD) est bien adapté pour quantifier le degré de pollution harmonique sur les réseaux électriques. Le THD s'exprime par rapport à la fréquence fondamentale. Avec I_{s1} la valeur efficace du courant fondamental et I_{si} les valeurs efficaces des différentes harmoniques du courant, le THD est donné par l'expression suivante :

$$THD(\%) = \frac{100 \sqrt{\sum_{i=2}^n I_{si}^2}}{I_{s1}} \quad [1]$$

La structure générale d'un FAP triphasé de type tension est donnée par la figure 2 où l'on distingue une partie puissance et une partie contrôle-commande. La partie puissance est généralement constituée d'un onduleur de tension à base d'interrupteurs de puissance, commandables à l'amorçage et au blocage avec des diodes en antiparallèle, d'un circuit de stockage d'énergie (souvent capacitif) et d'un filtre de sortie. La partie contrôle-commande est réalisée ici, selon la méthode des puissances active et réactive. Elle est composée d'une PLL dont le rôle est d'extraire le système direct de tensions aux bornes de la charge ($V_{1,2,3}$), d'une étape d'identification et d'une étape de filtrage.

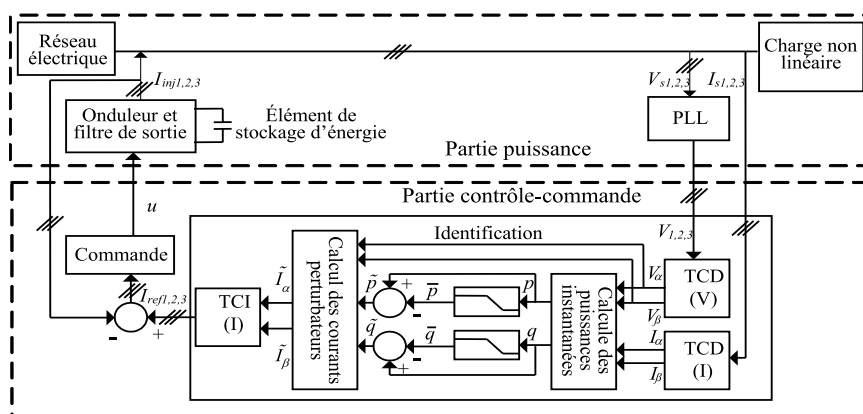


Figure 2. Structure d'un filtre actif parallèle basé sur la méthode des puissances actives/réactives

La qualité de compensation des harmoniques dépend fortement des performances de la méthode d'identification choisie. En effet, le système de commande, même très efficace, ne pourra pas à lui seul effectuer des corrections suffisantes si les harmoniques parasites sont mal identifiées. Pour cette raison, de nombreuses méthodes d'identification ont été développées dans la littérature, les plus significatives feront l'objet du paragraphe suivant.

2.2. Méthodes d'identification existantes

Une des méthodes d'identification des plus anciennes est la transformée de Fourier rapide qui nécessite une grande puissance de calculs afin de réaliser toutes les

transformations en temps réel (Phadke *et al.*, 1983). Des techniques basées sur les moindres carrés, des algorithmes itératifs du même type que celui de Newton, des filtres adaptatifs et d'autres méthodes itératives ont été proposées ; une étude comparative est disponible dans (Tichavsky *et al.*, 1997). L'utilisation du filtre de Kalman a également été éprouvée. On trouvera des exemples dans (Routray *et al.*, 2002). Dans ces derniers travaux, les auteurs ont mis au point un filtre de Kalman étendu (Extended Kalman Filter, EKF) pour estimer la fréquence du réseau électrique soumise à de légères fluctuations. Le principe est basé sur un régulateur par hysteresis servant à réinitialiser la matrice de covariance de l'état du système. Cette méthode utilise l'erreur d'estimation, sa valeur minimale et sa valeur maximale fixent une plage en dehors de laquelle la matrice de covariance est réinitialisée. Ceci permet d'augmenter rapidement la valeur du gain de Kalman pour poursuivre le signal très rapidement lorsque des paramètres voient leur valeur changer (l'amplitude, la phase ou la fréquence du signal). La faisabilité a été étudiée et la stabilité du filtre a été montrée et discutée dans une certaine mesure, c'est-à-dire pour un signal sinusoïdal perturbé uniquement par des harmoniques parasites. L'approche est compatible avec la contrainte temps réel, et semble efficace face à des fluctuations rapides de la fréquence fondamentale. Le courant issu de la fréquence fondamentale est estimé, le courant dû aux harmoniques est quant à lui estimé puis éliminé. Les inconvénients des approches basées sur le filtrage de Kalman (linéaire ou non linéaire) sont la nécessité d'un modèle du signal, une convergence qui n'est pas toujours rapide, l'utilisation de plusieurs types de capteurs, les bruits qui doivent être blancs, gaussiens, centrés et stationnaires. L'avantage principal de l'algorithme est son principe itératif qui permet une implémentation aisée sur des structures à base de DSP.

Depuis quelques années, les techniques neuromimétiques, appelées également réseaux de neurones artificiels, sont apparues comme une solution alternative à ces méthodes. Elles possèdent deux caractéristiques essentielles. D'une part, le problème se formule en termes d'apprentissage et il n'est de ce fait pas nécessaire d'avoir un modèle. D'autre part, leur architecture de calcul est du type parallèle, ce qui peut être extrêmement rapide et efficace.

Des études tentent d'identifier directement les harmoniques à partir du signal mesuré sur le réseau électrique à l'aide de réseaux ADALINE (El Shatshat *et al.*, 2002) qui servent à prédire la fréquence fondamentale et les harmoniques du signal pollué dans le cas où des dérives en fréquence sont présentes. Cette approche, dans un souci d'économie d'énergie, utilise une structure avec différents modules comprenant chacun un filtre par harmonique. Les modules fonctionnent avec les informations apprises par l'ADALINE. Chaque module est commandé indépendamment et modulé en fonction des harmoniques : plus l'harmonique est d'ordre élevé, plus l'amplitude de sortie est pondérée à l'aide d'un coefficient bas. La méthode proposée, en filtrant uniquement les harmoniques 3, 5 et 7, possède une bonne fiabilité, est rapide et précise.

Des méthodes qui combinent la transformée de Park avec des réseaux de neurones ont été explorées. L'identification des harmoniques s'effectue dans ce cas dans l'espace des puissances instantanées actives et réactives. Dans cet espace à deux di-

mensions, une grandeur triphasée est représentée par deux composantes. Ce principe est mis en œuvre dans (Vázquez *et al.*, 2002) par exemple où pour chaque phase, un réseau ADALINE estime l'amplitude de la fréquence fondamentale du signal. Cela permet d'isoler les composantes harmoniques et de déterminer les courants de référence à injecter dans le réseau électrique pour compenser les harmoniques. Un second réseau de neurones, du type multicouche, associé à l'algorithme d'apprentissage de rétropropagation, réalise la loi de commande de l'onduleur.

Les deux méthodes précédentes se révèlent insuffisantes lorsque la fréquence fondamentale varie dans des proportions importantes. L'idée consiste alors à évaluer en permanence la fréquence du réseau électrique. Les travaux présentés dans (Dash *et al.*, 1997) utilisent pour cela un réseau ADALINE afin d'estimer uniquement la fréquence fondamentale. Les auteurs identifient les paramètres d'un modèle du signal électrique s'écrivant sous la forme d'une équation aux différences incluant les premières harmoniques. L'apprentissage contraint l'erreur entre la sortie désirée et la sortie calculée à satisfaire la stabilité d'une équation aux différences plutôt que de minimiser une fonction d'erreur. La méthode proposée est robuste et précise pour de grandes variations de fréquence. Elle est insensible aux harmoniques et aux bruits aléatoires, pouvant ainsi parfaitement compléter les méthodes d'identification des harmoniques abordées ci-dessus.

Notre travail est axé sur l'utilisation de la méthode des puissances réelle et imaginaire instantanées (développée dans le paragraphe suivant) qui offre l'avantage de sélectionner la perturbation à compenser avec précision et rapidité. Notre approche va plus loin puisqu'elle consiste à remplacer les transformations de Concordia directe et inverse ainsi que le calcul des puissances active et réactive par deux réseaux feed-forward puis à séparer les puissances continue et alternative respectivement liées aux composantes fondamentales et perturbatrices par deux réseaux ADALINE.

2.3. Principe de la compensation des harmoniques par la méthode des puissances active et réactive

La méthode des puissances active et réactive est une technique de compensation bien établie (Alali, 2002) (Bruyant, 1999). Elle n'est cependant valable que si les tensions appliquées à l'entrée de l'identificateur forment un système direct de tension. Afin de remplir ces conditions, un système à verrouillage de phase (PLL) est inséré après la mesure des tensions du réseau.

La première étape de l'identification consiste à transformer les courants et les tensions du repère triphasé (1, 2, 3) vers le repère diphasé (α, β). Cette transformation, appelée Transformation de Concordia Directe (TCD), permet essentiellement de réduire les contraintes de calcul. Elle est donnée par les équations [2] et [3] qui permettent de calculer les tensions V_α et V_β et les courants I_α et I_β .

$$\begin{bmatrix} V_0 \\ V_\alpha \\ V_\beta \end{bmatrix} = \sqrt{\frac{2}{3}} \cdot \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ 1 & \frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \\ 0 & \frac{\sqrt{3}}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_1 \\ V_2 \\ V_3 \end{bmatrix} \quad [2]$$

$$\begin{bmatrix} I_0 \\ I_\alpha \\ I_\beta \end{bmatrix} = \sqrt{\frac{2}{3}} \cdot \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ 1 & \frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \\ 0 & \frac{\sqrt{3}}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{S1} \\ I_{S2} \\ I_{S3} \end{bmatrix}. \quad [3]$$

Les puissances réelle et imaginaire instantanées, respectivement p et q , sont données par [4] :

$$\begin{bmatrix} p \\ q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} V_\alpha & V_\beta \\ -V_\beta & V_\alpha \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} I_\alpha \\ I_\beta \end{bmatrix}. \quad [4]$$

Elles peuvent être décomposées selon $p = \bar{p} + \tilde{p}$ et $q = \bar{q} + \tilde{q}$. Dans le cas sinusoïdal, \bar{p} est la partie continue liée à la composante fondamentale active du courant, \bar{q} est la partie continue liée à la composante fondamentale réactive du courant, alors que \tilde{p} et \tilde{q} sont les parties fluctuantes liées à la somme des composantes perturbatrices du courant et de la tension.

Un filtre passe-bas dans l'espace des puissances permet de séparer la composante fondamentale (autrement dit la partie continue), des composantes perturbatrices (la partie alternative). Deux filtres sont nécessaires, le premier pour isoler la partie \bar{p} de la puissance active instantanée, le second pour isoler la partie \bar{q} de la puissance réactive instantanée.

L'inverse de l'équation [4] des puissances active et réactive permet d'établir la relation [5] des courants I_α et I_β :

$$\begin{bmatrix} I_\alpha \\ I_\beta \end{bmatrix} = \frac{1}{V_\alpha^2 + V_\beta^2} \begin{bmatrix} V_\alpha & -V_\beta \\ V_\beta & V_\alpha \end{bmatrix} \begin{bmatrix} p \\ q \end{bmatrix}. \quad [5]$$

En remplaçant les puissances p et q par leurs parties continues et alternatives, il vient :

$$\begin{bmatrix} I_\alpha \\ I_\beta \end{bmatrix} = \frac{1}{\Delta} \begin{bmatrix} V_\alpha & -V_\beta \\ V_\beta & V_\alpha \end{bmatrix} \begin{bmatrix} p \\ 0 \end{bmatrix} + \frac{1}{\Delta} \begin{bmatrix} V_\alpha & -V_\beta \\ V_\beta & V_\alpha \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 \\ q \end{bmatrix} + \frac{1}{\Delta} \begin{bmatrix} V_\alpha & -V_\beta \\ V_\beta & V_\alpha \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \tilde{p} \\ \tilde{q} \end{bmatrix} \quad [6]$$

avec $\Delta = V_\alpha^2 + V_\beta^2$. Le calcul des courants perturbateurs dans le repère biphasé (α, β) est finalement donné par :

$$\begin{bmatrix} \tilde{I}_\alpha \\ \tilde{I}_\beta \end{bmatrix} = \frac{1}{\Delta} \begin{bmatrix} V_\alpha & -V_\beta \\ V_\beta & V_\alpha \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \tilde{p} \\ \tilde{q} \end{bmatrix}. \quad [7]$$

Des parties alternatives des puissances, \tilde{p} et \tilde{q} , on déduit des courants perturbateurs triphasés grâce à la Transformation de Concordia Inverse (TCI). Ces courants représentent les perturbations et correspondent à des courants de référence qui sont à réinjecter en opposition de phase sur le réseau électrique pour éliminer les harmoniques.

$$\begin{bmatrix} I_{ref1} \\ I_{ref2} \\ I_{ref3} \end{bmatrix} = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -\frac{1}{2} & \frac{\sqrt{3}}{2} \\ -\frac{1}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \tilde{I}_\alpha \\ \tilde{I}_\beta \end{bmatrix}. \quad [8]$$

2.4. Méthodes existantes de commande de l'onduleur

L'objectif de la méthode de compensation est de réinjecter les courants de références de l'équation [8] dans le réseau électrique en opposition de phase. Cette opération se fait à travers la partie puissance (l'onduleur de tension, l'élément de stockage d'énergie et le filtre de sortie représentés sur la figure 2) et grâce à une loi de commande. Différents types de commande sont recensés dans la littérature, on peut citer la commande par hysteresis, la commande MLI (modulation par largeur d'impulsion) utilisant soit un régulateur PID, soit un régulateur RST (Bruyant, 1999). La commande par hysteresis est basée sur le principe du réglage par mode glissant qui se résume pour un système du premier ordre à un simple relais. Elle est parfaitement adaptée aux organes de commande ayant une action à deux positions comme c'est le cas pour l'onduleur. La commande MLI cherche à rendre la fréquence de commutation constante et nécessite pour cela un régulateur. Des actions proportionnelles, intégrales et dérivées peuvent être utilisées (PID), tout comme un régulateur RST, composé de trois polynômes et basé sur le principe de la commande par retour d'état. A l'inverse du régulateur PID, le régulateur RST aboutit généralement à un très bon compromis entre rapidité et filtrage (Bruyant, 1999).

La section suivante montre comment les équations précédentes ([2]-[8]) sont implémentées au moyen de réseaux de neurones artificiels. La section 4 présente quand à elle, une étude originale pour la commande de l'onduleur à l'aide de réseaux de neurones artificiels.

3. Etude de l'estimation et du filtrage des harmoniques par réseaux neuromimétiques

3.1. Introduction

Après avoir montré qu'une identification des composantes alternatives des puissances instantanées permettait de filtrer les perturbations, nous introduisons une stratégie de filtrage basée exclusivement sur des techniques neuromimétiques. Le principe est illustré par la figure 3. Il permet d'estimer les courants de référence directement à partir des mesures triphasées de courants et de tensions. Son architecture est composée de trois blocs.

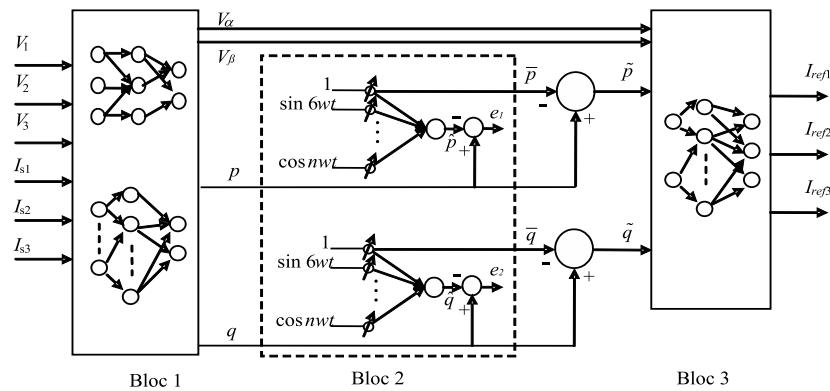


Figure 3. Identification des courants de compensation à l'aide d'une structure neuronale

Le bloc 1 détermine les tensions V_α et V_β de l'équation [2] et les puissances réelle et imaginaire instantanées p et q de l'équation [4]. Il est constitué de deux réseaux de neurones multicouches. Les entrées du premier réseau du bloc 1 sont les tensions V_1 , V_2 et V_3 issues de la PLL. Les sorties sont les tensions V_α et V_β . Le second réseau prend six entrées (les tensions et courants triphasés V_1 , V_2 , V_3 , I_{s1} , I_{s2} et I_{s3}) et a pour sorties les puissances réelle et imaginaire instantanées.

Le bloc 2 est constitué de deux filtres adaptatifs basés sur un réseau ADALINE, ses sorties sont les puissances réelle et imaginaire instantanées estimées \hat{p} et \hat{q} . Celles-ci sont ensuite comparées avec les puissances p et q supposées exactes et sortant du premier bloc. Si l'apprentissage converge, les poids de l'ADALINE de ce bloc représentent les coefficients de Fourier.

Le bloc 3 fournit les courants harmoniques de référence donnés par l'équation [8]. Il contient un réseau de neurones ayant 4 entrées qui sont les tensions V_α et V_β ainsi que les parties alternatives des puissances réelle et imaginaire \hat{p} et \hat{q} . Les sorties de ce bloc sont les courants harmoniques de compensation (cf. équation [8]) qui seront utilisés comme courants de référence par le module de commande.

Les réseaux de neurones des blocs 1 et 3 réalisent des approximations de fonctions, respectivement de la TCD et de la TCI. Leur apprentissage est effectué hors ligne avec un algorithme de type rétropropagation de l'erreur. Cette configuration étant classique, nous ne la détaillerons pas d'avantage.

3.2. Principe de la compensation avec un réseau ADALINE

L'ADALINE est un réseau de neurones où les sorties sont des combinaisons linéaires des entrées. Proposé par Widrow (Widrow *et al.*, 1996), ce réseau est largement utilisé dans le filtrage adaptatif et la prédiction de signaux. C'est dans cette optique que nous l'utilisons dans notre application. Placé au sein du bloc 2, l'ADALINE doit estimer les puissances réelle et imaginaire instantanées (Ould Abdeslam *et al.*, 2004). Le principe général est repris ci-dessous sur la phase 1 d'un réseau triphasé.

Il est possible de décomposer le courant et la tension d'un réseau électrique en série de Fourier de la façon suivante :

$$I_{s1}(t) = \sum_{n=1, \dots, N} [I_{n1} \cos n(\omega t - \alpha) + I_{n2} \sin n(\omega t - \alpha)] \quad [9]$$

$$V_{s1}(t) = \sum_{n=1, \dots, N} [V_{n1} \cos n\omega t + V_{n2} \sin n\omega t] \quad [10]$$

où ω représente la fréquence fondamentale du réseau, I_{n1} et I_{n2} les amplitudes des composantes en sinus et en cosinus du courant du réseau, α l'angle de déphasage entre courant et tension et V_{n1} et V_{n2} les amplitudes des composantes en sinus et en cosinus de la tension du réseau.

A l'aide d'une analyse fréquentielle, il est possible de développer les expressions des puissances instantanées :

$$p(t) = \underbrace{p_1 \cos \alpha}_{\bar{p}} + \underbrace{p_5 \cos(6\omega t - 5\alpha) - p_7 \cos(6\omega t - 7\alpha) - \dots}_{\bar{p}} \quad [11]$$

$$q(t) = \underbrace{-q_1 \sin \alpha}_{\bar{q}} - \underbrace{q_5 \sin(6\omega t - 5\alpha) - q_7 \sin(6\omega t - 7\alpha) + \dots}_{\bar{q}} \quad [12]$$

où $p_1 \cos \alpha$ et $-q_1 \sin \alpha$ représentent les parties continues et les termes suivants, les parties alternatives.

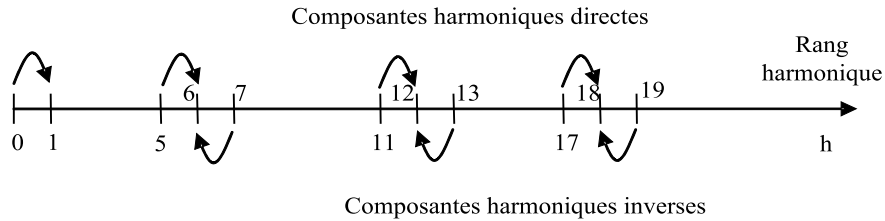


Figure 4. Transformation du spectre de la puissance réelle instantanée

Il existe deux types de composantes : les composantes harmoniques directes et les composantes harmoniques inverses. Le tracé de la transformation du spectre de la puissance active instantanée est donné par la figure 4. Ainsi, les puissances réelles et imaginaires instantanées peuvent être exprimées dans le cas général par l'analyse de Fourier comme suit :

$$f(t) = A_0 + \sum_{n=1, \dots, N} [A_{n1} \cos(n\omega t - (n-1)\alpha) + A_{n2} \cos(n\omega t - (n+1)\alpha) + B_{n1} \sin(n\omega t - (n-1)\alpha) + B_{n2} \sin(n\omega t - (n+1)\alpha)] \quad [13]$$

où A_0 est la composante continue, A_{n1} , A_{n2} , B_{n1} et B_{n2} les amplitudes des sinus et cosinus. Avec la notation vectorielle, l'équation [13] s'écrit (Vázquez *et al.*, 2002) :

$$f(t) = W^T \cdot x(t) \quad [14]$$

avec $W^T = [A_0 A_{11} A_{12} B_{11} B_{12} \dots A_{N1} A_{N2} B_{N1} B_{N2}]$ et

$$x(t) = \begin{bmatrix} 1 \\ \cos(6\omega t - 5\alpha) \\ \sin(6\omega t - 5\alpha) \\ \cos(6\omega t - 7\alpha) \\ \sin(6\omega t - 7\alpha) \\ \vdots \\ \cos(n\omega t - (n-1)\alpha) \\ \sin(n\omega t - (n-1)\alpha) \\ \cos(n\omega t - (n+1)\alpha) \\ \sin(n\omega t - (n+1)\alpha) \end{bmatrix} \quad [15]$$

Le produit de l'équation [14] peut alors être implémenté par un unique neurone, où W est le vecteur poids du réseau et $x(t)$ son entrée. La figure 5 montre cette topologie.

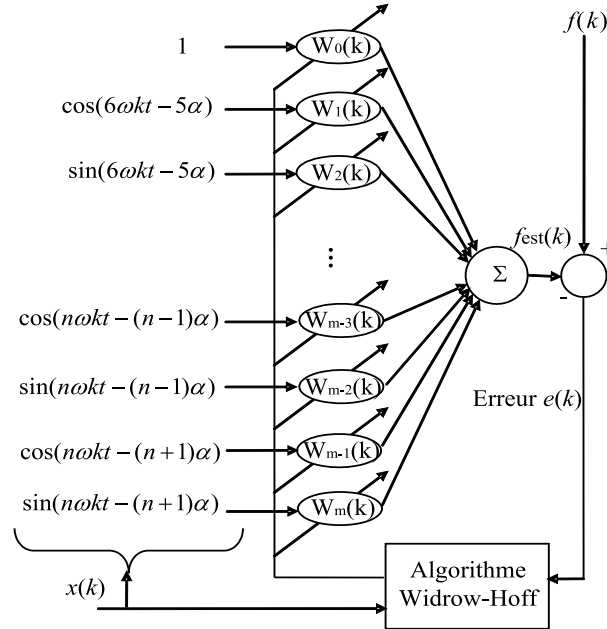


Figure 5. Structure du réseau ADALINE pour l'estimation des harmoniques

Pour estimer conjointement les deux puissances, le réseau ADALINE possède deux sorties. La première prédit la puissance réelle instantanée alors que la seconde prédit la puissance imaginaire instantanée.

Le nombre d'entrées correspond à $m = h/2 - 1$ avec h le nombre d'harmoniques (forcément pair) que l'on souhaite identifier. $f(k)$ est le signal à identifier par ses composantes (soit la puissance active, soit la puissance réactive du réseau électrique), $f_{est}(k)$ est le signal estimé par le réseau de neurones (la puissance instantanée prédite par le réseau ADALINE). L'erreur $e(k)$ est la différence entre le signal $f(k)$ à l'instant k et le signal estimé $f_{est}(k)$. Elle est utilisée par l'algorithme d'apprentissage pour la mise à jour des poids du réseau. Pour réaliser une bonne prédiction du signal, l'algorithme cherche soit à annuler l'erreur $e(k)$, soit à atteindre une valeur fixée au préalable. L'algorithme d'apprentissage que nous avons utilisé est une version modifiée de l'algorithme Widrow-Hoff. L'algorithme original s'écrit comme suit :

$$W(k+1) = W(k) + \frac{\mu e(k)x(k)}{\lambda + x^T(k)x(k)} \quad [16]$$

où $W(k)$ est le poids neuronal à l'instant k , $x(k)$ le vecteur d'entrée à l'instant k , $e(k)$ est l'erreur à l'instant k , μ le paramètre d'apprentissage, et λ une constante convena-

blement choisie pour ne pas annuler le dénominateur (Dash *et al.*, 1997). L'apprentissage est rendu plus rapide et plus robuste en posant :

$$W(k+1) = \begin{cases} W(k) + \frac{\mu e(k)y(k)}{x^T(k)y(k)}, & \text{si } x^T(k)y(k) \neq 0 \\ W(k) & \text{si } x^T(k)y(k) = 0 \end{cases} \quad [17]$$

avec $y(k) = 0,5 \operatorname{sgn}(x(k)) + 0,5 x(k)$. Comme $x(k)$ est un vecteur constitué uniquement de termes en sinus et en cosinus, on a $-1 \leq x(k) \leq 1$, et de ce fait $|y(k)| \geq |x(k)|$.

Dans notre application, les amplitudes des composantes continues de la puissance réelle instantanée et de la puissance imaginaire instantanée sont déterminées à chaque fois par le premier poids des deux neurones du réseau ADALINE. De ce fait, la différence entre la puissance réelle (respectivement imaginaire) et sa composante continue estimée permet de déterminer la composante alternative. La méthode permet également de récupérer les puissances alternatives individuellement, et ceci en considérant la somme de deux poids consécutifs multipliés par les cosinus et sinus équivalents. Ceci permet d'obtenir les perturbations directes et inverses avec une très bonne précision.

Les composantes alternatives des puissances réelle et imaginaire permettent d'établir les courants de références à injecter en opposition de phase sur le réseau électrique. Des tests ont été effectués en simulation afin de valider le principe, puis des expérimentations sur un banc de test réel ont confirmé l'efficacité et la robustesse de l'approche proposée.

3.3. Modélisation du réseau électrique

Avant de présenter les résultats de simulation, nous allons détailler les modèles utilisés ainsi que leurs caractéristiques. L'environnement de simulation est conforme à un cahier des charges industriel. Les modèles utilisés sont récapitulés dans (Alali, 2002). Les caractéristiques de la source, de la charge polluante ou celles du filtre actif parallèle sont brièvement rappelées ci-dessous.

3.3.1. Modèle de la source

Le réseau électrique est représenté par un poste de transformation modélisé par la force électromotrice du réseau, par une inductance L_s et une résistance R_s . Le tableau 1 donne les valeurs des paramètres modélisant le réseau électrique pour différentes puissances nominales fixées par notre cahier des charges. Les simulations qui ont été effectuées en faisant varier la puissance nominale du réseau utilisent ces valeurs pour L_s et R_s .

Puissance (kVA)	L_s (μH)	R_s ($\text{m}\Omega$)
100	155,6	14,6
1000	19,4	0,25
2000	9,7	0,13

Tableau 1. *Caractéristiques de la source*

3.3.2. Modèle de la charge polluante

La charge polluante se compose d'une inductance de lissage (L_c , R_c) et d'un redresseur (pont de Graetz). La valeur de L_c est $400 \mu\text{H}$. La résistance interne de l'inductance de lissage R_c est de $5 \text{ m}\Omega$. Le redresseur alimente une charge composée d'une résistance R_{ch} en parallèle avec une capacité $C_{ch} = 45 \text{ mF}$. La puissance de charge est de 103 kW .

3.3.3. Modèle du filtre actif parallèle

En sortie du filtre actif, on trouve un filtre passif du troisième ordre, appelé généralement filtre en T , qui est représenté par deux inductances (R_{f1} , L_{f1} , R_{f2} , L_{f2}) et une capacité C_f en série avec une résistance d'amortissement R_f . Ce filtre sert d'une part, à connecter l'onduleur de tension au réseau électrique, d'autre part à empêcher les composantes dues aux commutations de se propager sur le réseau électrique. Les valeurs des éléments caractérisant le filtre actif parallèle sont données dans le tableau 2.

Éléments du filtre actif parallèle	Valeurs
V_{dc} , C_{dc}	840 V, 4,4 mF
L_{f1} , L_{f2}	100 μH , 100 μH
R_{f1} , R_{f2}	5 $\text{m}\Omega$, 5 $\text{m}\Omega$
C_f , R_f	130 μF , 16 $\text{m}\Omega$
fréquence de commutation	12,5 kHz

Tableau 2. *Caractéristiques du FAP*

3.4. Résultats de simulation

Les modèles et l'ensemble des simulations sont réalisés dans l'environnement Matlab/Simulink. L'objectif est ici de valider l'utilisation du réseau ADALINE pour l'identification et le filtrage des harmoniques polluantes. L'ADALINE possède deux sorties pour estimer les composantes continues des puissances instantanées. Il a 9 entrées, c'est-à-dire qu'il tient compte des harmoniques jusqu'à l'ordre 4. Les valeurs des éléments caractérisant le réseau électrique sont les suivantes : $R_S = 1,269 \text{ m}\Omega$, $L_S = 46 \mu\text{H}$, $V_{s1} = V_{s2} = V_{s3} = 230 \text{ V}$ et $f = 50 \text{ Hz}$. La charge perturbatrice est un pont de Graetz consommant 100 kVA et ayant un angle d'amorçage de 0° .

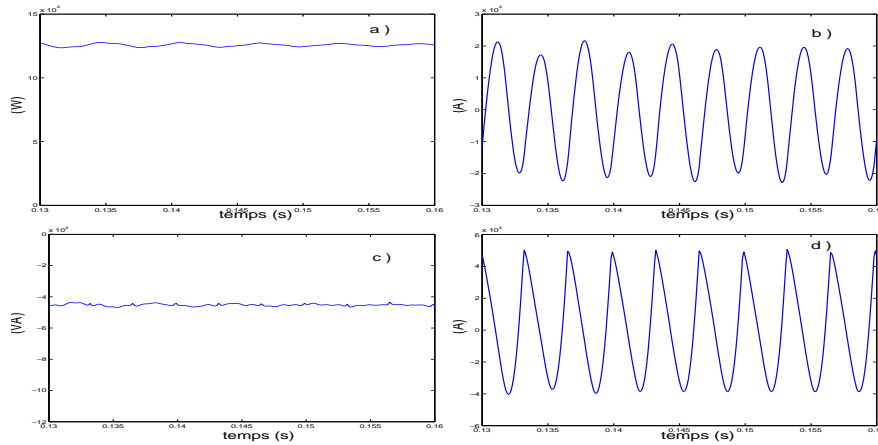


Figure 6. Performances du filtre actif de puissance. a) Composante continue de la puissance réelle instantanée estimée par l'ADALINE, b) puissance réelle résultant des harmoniques, c) composante continue de la puissance imaginaire instantanée estimée par l'ADALINE, d) puissance imaginaire résultant des harmoniques

La composante continue de la puissance réelle instantanée estimée par le réseau d'ADALINE est donnée par la figure 6a. De la différence entre la puissance active et la composante continue, résulte la partie alternative représentant la contribution des harmoniques. Cette dernière est représentée sur la figure 6b. L'estimation de la composante continue de la puissance imaginaire instantanée et la composante alternative obtenue en faisant la différence entre la puissance imaginaire et sa composante continue sont représentées respectivement sur les figures 6c et 6d. La composante continue permet une estimation précise de la fréquence fondamentale. Il est à noter que chaque harmonique pourrait être représentée séparément grâce aux poids et aux entrées du réseau ADALINE.

La figure 7 présente la forme du courant I_{s1} avant le filtrage, la forme du courant de référence de la phase 1 ainsi que le courant de la phase 1 après compensation. Le courant du réseau y est désormais sinusoïdal et exempt de toutes perturbations harmoniques.

Afin de tester l'efficacité de notre démarche, les performances de l'ADALINE sont comparées avec celles obtenues avec la méthode classique, basée sur l'utilisation d'un filtre de puissance pour la séparation des puissances instantanées. Afin que les comparaisons soient significatives, le même système de commande est utilisé pour les deux méthodes. La figure 8 montre le THD du courant de la charge qui est de 24,2 % avant le filtrage, et celle du réseau après compensation par la méthode classique qui vaut 1,2 %. Le THD obtenu avec l'ADALINE est de 0,85 % côté réseau. On peut constater que la compensation par la technique neuronale a nettement amélioré la qualité du courant.

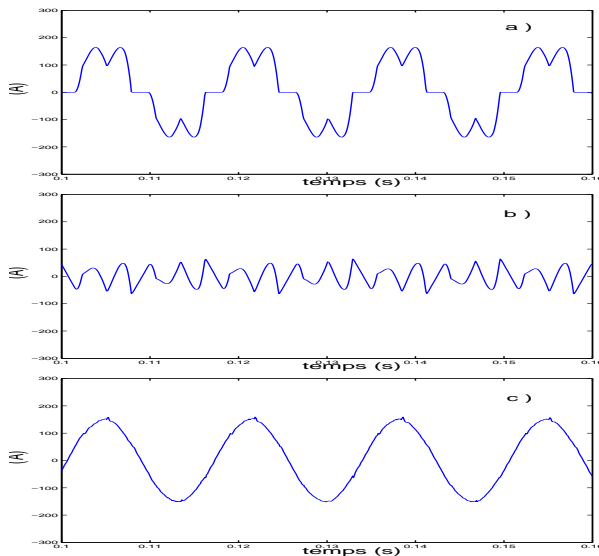


Figure 7. Performances du filtre actif de puissance en simulation. a) Allure du courant de charge I_{s1} avant la compensation, b) allure du courant de référence I_{ref1} , c) allure du courant de charge I_{s1} après la compensation

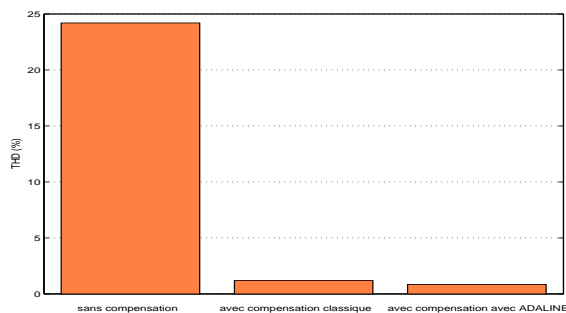


Figure 8. THD du courant (en %) sans compensation, avec compensation classique et avec compensation avec un réseau ADALINE

L'influence du paramètre μ dans l'algorithme Widrow-Hoff modifié est très importante. Si l'objectif est de récupérer les harmoniques individuellement, alors il est préférable de choisir μ grand. L'algorithme s'adapte alors rapidement au signal. Si l'objectif est simplement d'identifier les composantes continues des puissances instantanées active et réactive pour supprimer les harmoniques (c'est notre cas), alors une petite valeur de μ stabilise plus rapidement ces deux composantes.

3.5. Résultats expérimentaux

3.5.1. Présentation du banc expérimental

L'ensemble des expérimentations a été réalisé sur un banc expérimental composé d'une carte dSPACE, d'un onduleur triphasé, d'un filtre de sortie du premier ordre, d'une alimentation triphasée, d'un redresseur, d'une charge RL et d'un variateur de puissance. La carte dSPACE (DS 1104) est équipée d'un processeur Power PC 603e d'IBM et un DSP TMS320C31 cadencé à 40 MHz de Texas Instrument. Elle utilise Real Time Workshop pour la génération du code C et l'interface temps réel de dSPACE (RTI) pour la compilation et l'implémentation automatique des modèles Simulink sur la carte. L'approche d'identification est évaluée sur un réseau électrique triphasé réel.

3.5.2. Résultats

Nous avons conduit des expérimentations dans une configuration quasiment identique à celle des simulations présentées ci-dessus. Le réseau électrique est caractérisé par $V_{s1} = V_{s2} = V_{s3} = 100$ V, la puissance apparente est de 500 VA, la fréquence vaut 50 Hz et la charge polluante est composée de $R_{ch} = 12 \Omega$, $L_{ch} = 38$ mH, et d'un angle d'amorçage de 25° .

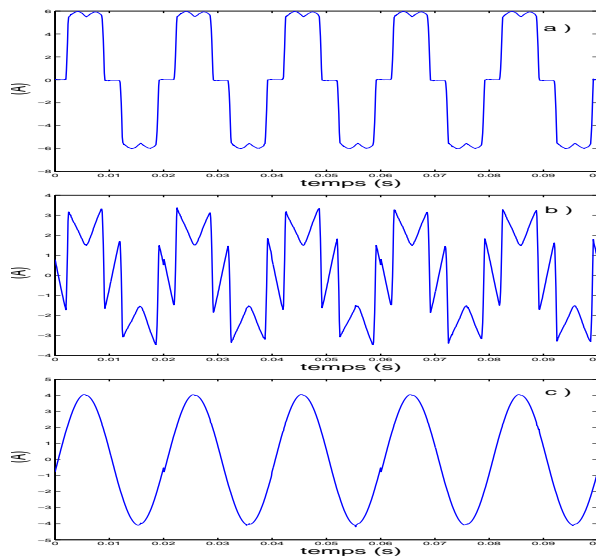


Figure 9. Performances du filtre actif de puissance sur le banc de test expérimental. a) Allure du courant de charge I_{s1} avant la compensation, b) allure du courant de référence I_{ref1} , c) allure du courant de charge I_{s1} après la compensation

Les résultats obtenus sur ce banc de test sont illustrés par la figure 9. Ils sont conformes aux simulations précédentes. La présence de bruit de mesure n'entraîne pas

d'altération des résultats. Ceci montre que notre approche neuromimétique d'identification est valable comparativement avec les méthodes traditionnelles.

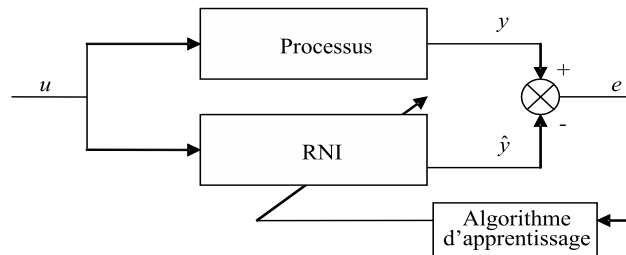


Figure 10. Schéma d'identification directe d'un processus par un réseau de neurones

4. Etude de la commande de l'onduleur par réseaux neuromimétiques

4.1. Principe de commande avec des réseaux de neurones

Les capacités qu'ont les réseaux de neurones à estimer une fonction non linéaire quelconque sont très intéressantes du point de vue de la commande. Les réseaux de neurones permettent d'obtenir une représentation d'une relation non linéaire qui peut être affinée en permanence grâce à un processus d'apprentissage. Dans le cadre de la commande, cette représentation peut être vue comme une sorte de modèle du système non linéaire. D'un autre côté, pour diverses raisons, les méthodes traditionnelles ne proposent pas à ce jour de formalisme générique et acceptable pour le contrôle des systèmes non linéaires. Les réseaux de neurones se présentent comme une solution viable pour l'élaboration d'une commande d'un tel système dans la mesure où un neurocontrôleur constitue un contrôleur adaptatif.

Il existe différents schémas pour utiliser un réseau de neurones en tant que contrôleur (Narendra, 1990) (Widrow *et al.*, 1996) (Vas, 1999). On peut distinguer une étape d'identification et une étape de contrôle. L'identification consiste à élaborer un modèle neuronal qui est une estimation du processus à commander et cela au moyen d'une phase d'apprentissage. Celle-ci peut être soit préalable et il n'y a alors pas d'apprentissage en ligne, ou bien elle peut se faire intégralement en ligne. La commande utilise les connaissances acquises pendant la phase d'identification et/ou de l'apprentissage en ligne pour élaborer des signaux de commande. Un apprentissage en ligne, pendant la commande du système, est intéressant si des perturbations viennent affecter le processus ou son environnement. Les paramètres du neurocontrôleur sont alors ajustés continuellement pendant son utilisation avec le processus.

Nous utilisons trois schémas d'apprentissage différents : un schéma d'identification directe d'un processus, un schéma d'identification inverse, et un schéma d'apprentissage appelé direct inverse. La figure 10 montre le schéma général d'identification

directe d'un processus. Sur cette figure, RNI représente un réseau de neurones identificateur. La figure 11 montre le cas d'une commande où le processus est remplacé par son modèle neuronal afin de déterminer, dans une phase d'apprentissage préalable, les paramètres de l'organe de commande neuronale RNC. Cette technique est simple d'utilisation par contre elle reste limitée lorsque des variations importantes sont constatées dans le système (Vas, 1999). La figure 12 montre un système de commande adaptatif appelé commande directe inverse. Le réseau de neurones identificateur (RNI) estime les paramètres du processus en minimisant l'erreur quadratique entre sa sortie et celle du processus puis calcule le Jacobien du processus $\partial y(k)/\partial u(k)$. Le réseau de neurones contrôleur (RNC) détermine ses paramètres en utilisant l'erreur quadratique entre la sortie du processus et la référence ainsi que le Jacobien du processus pour tenir compte des variations de celui-ci (Omatu *et al.*, 1996).

Notre motivation principale dans le choix d'une commande neuromimétique reste, en plus de l'amélioration des performances, de tendre vers une stratégie de contrôle-commande « tout neuromimétique », cela afin d'aboutir à une structure de calcul fortement homogène se prêtant favorablement à une implémentation matérielle.

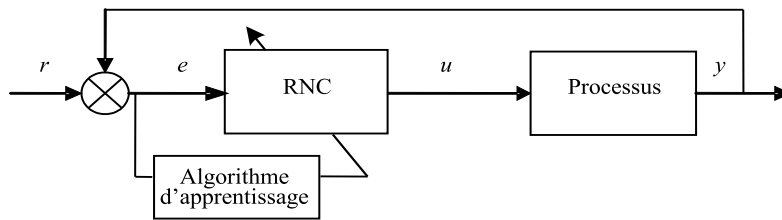


Figure 11. Schéma d'identification inverse d'un processus par un réseau de neurones

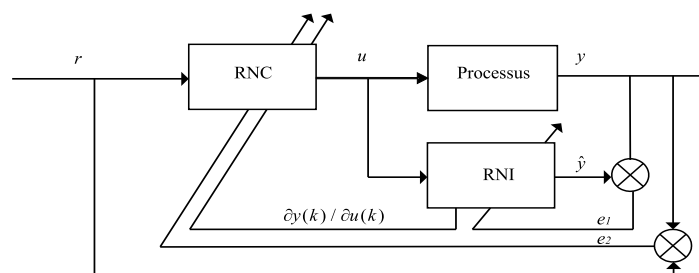


Figure 12. Schéma de commande directe inverse

4.2. Application à la commande de l'onduleur

4.2.1. Commande directe avec apprentissage hors ligne

Dans le schéma de commande directe, il s'agit d'élaborer un neurocontrôleur par apprentissage du comportement d'un contrôleur existant. Pour ce faire, nous choisissons un régulateur de type RST reconnu pour ses bonnes performances lorsque le système n'est pas soumis à des changements importants. Cette démarche nous permet d'obtenir une commande efficace tout en nous affranchissant des limitations du régulateur RST du point de vue de l'intégration numérique.

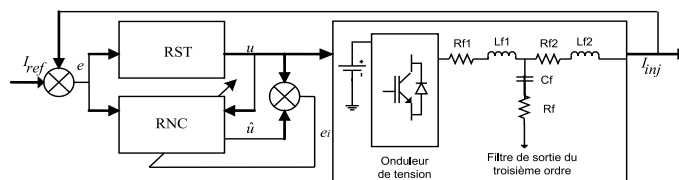


Figure 13. Schéma d'identification directe de la commande RST

Le schéma d'apprentissage de la commande RST est donné par la figure 13. Cet apprentissage est réalisé à l'aide d'un réseau de neurones multicouche avec une seule couche cachée de 15 neurones. Les entrées sont le signal de commande aux instants k , $k-1$ et l'écart entre les sorties des deux contrôleurs aux instants k , $k-1$ et $k-2$. La règle d'apprentissage utilisée est l'algorithme de la rétropropagation du gradient. En tant que neurocontrôleur, le réseau de neurones calcule les commandes à partir du modèle $\hat{u}(k) = f(u(k-1), u(k-2), e(k), e(k-1), e(k-2))$.

Cette commande est évaluée en simulation avec une période d'échantillonnage de $10 \mu s$. On peut voir sur la figure 14 la forme du courant de référence de la phase 1, le courant injecté dans la même phase, ainsi que la différence entre les deux. On constate que le réseau de neurones arrive à des performances similaires à celles de la commande RST qu'il remplace car l'erreur d'estimation du courant est évaluée à 9,5 %.

4.2.2. Commande inverse avec apprentissage en ligne

Avec l'approche précédente, le neurocontrôleur possède les qualités et les imperfections de la commande RST. Cette commande ne prend pas en compte les variations de la charge non linéaire. Nous proposons donc un apprentissage en ligne basé sur le schéma d'une commande inverse afin de tenir compte des fluctuations de la charge. Grâce à l'apprentissage en ligne, le neurocontrôleur peut s'adapter en permanence aux évolutions du système à commander. La figure 15 montre le schéma d'identification inverse de la commande RST. Un réseau multicouche RNA avec une couche cachée de 5 neurones est utilisé comme neurocontrôleur. Il possède 4 entrées et une sortie, son apprentissage est réalisé à l'aide de l'algorithme de rétropropagation du gradient

basé sur l'erreur $e_k = I_{ref} - I_{inj}$. Le neurocontrôleur permet d'injecter dans le réseau électrique, via l'onduleur et le filtre de sortie, le courant de référence issu de l'étape d'identification. Avec une commande inverse associée à un apprentissage en ligne, l'erreur d'estimation du courant est évaluée à 1,16 %. L'apprentissage en ligne aboutit à une commande nettement plus performante car, contrairement à l'apprentissage hors ligne, il permet au neurocontrôleur de s'affiner tout au long du processus de commande.

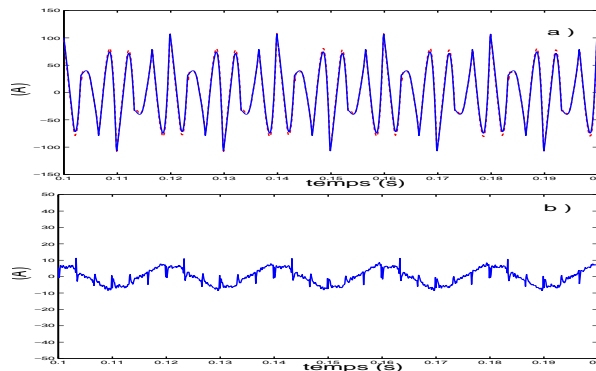


Figure 14. Performances de la commande neuronale basée sur une identification directe de la commande RST, a) courant de référence et courant injecté de la phase 1 (respectivement en continu et en pointillé), b) différence entre ces deux courants

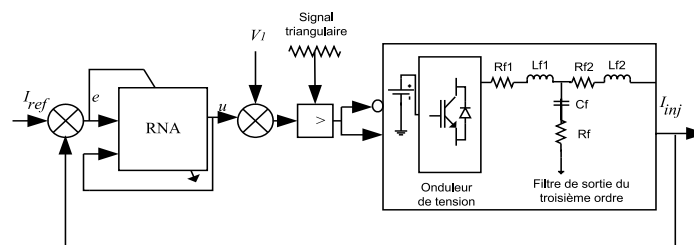


Figure 15. Commande inverse de l'étage de puissance (constitué d'un onduleur et d'un filtre de sortie)

4.2.3. Commande directe inverse

La commande directe inverse est plus sophistiquée que la commande directe et la commande inverse du fait qu'elle estime le processus et son Jacobien. L'application de cette commande au contrôle de l'onduleur est montrée par la figure 16. Les deux blocs, identificateur et contrôleur, ont été implémentés par deux réseaux multicouches. Les entrées du réseau identificateur sont les signaux de commande à différents instants, soit $u(k)$, $u(k-1)$, $u(k-2)$ et $u(k-3)$. Ce réseau estime le courant à injecter

$\hat{I}_{inj}(k) = f(u(k), u(k-1), u(k-2), u(k-3))$ sur la base de l'erreur d'apprentissage
 $e_1(k) = I_{inj}(k) - \hat{I}_{inj}(k)$.

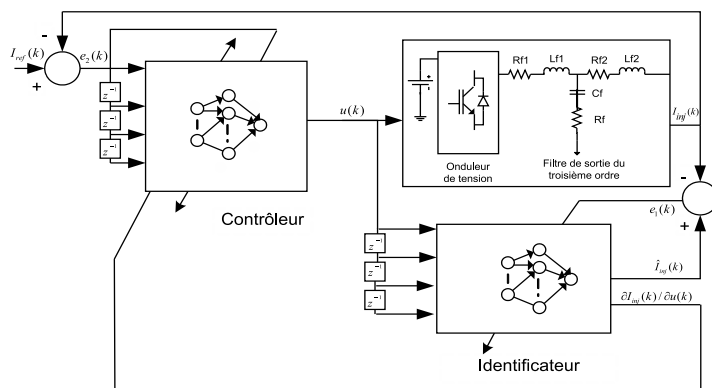


Figure 16. Schéma de la commande directe inverse appliquée au contrôle de l'étage de puissance (l'onduleur et le filtre de sortie)

Les entrées du contrôleur correspondent à l'erreur $e_2(k) = I_{ref}(k) - I_{inj}(k)$ aux instants successifs $k, k-1, k-2$ et $k-3$. La sortie est directement $u(k)$, la commande de l'onduleur. Elle est établie sur un apprentissage basé sur l'erreur $e_2(k)$, ainsi que sur un terme supplémentaire $\partial I_{inj}(k)/\partial u(k)$. Cette dérivée est le Jacobien du processus qui est fourni par le réseau identificateur à chaque instant.

Cette approche autorise un apprentissage en ligne pendant la commande de l'onduleur. L'allure du courant de référence et l'allure du courant injecté sont montrés sur la figure 17. On constate que l'utilisation de cette dernière approche donne de légères améliorations par rapport à la commande inverse. Vu le coût en calculs qu'elle présente, et les résultats quasi équivalents obtenus par la commande inverse, nous conserverons la commande inverse dans les prochaines simulations.

4.2.4. Résultats de simulation de l'ensemble du système (identification des harmoniques et commande)

Dans un premier temps, nous effectuons des simulations dans un environnement comprenant le réseau électrique et une charge polluante, tous deux modélisés sous Matlab/Simulink avec le Power System Blockset. Le cahier des charges est de nature industrielle. Les valeurs des éléments caractérisant cet environnement complet sont les mêmes que celles utilisées précédemment (cf. section 3.4). La compensation est effectuée avec un FAP conventionnel, puis avec un réseau ADALINE afin d'établir un comparatif. Pour les besoins de la comparaison, plusieurs commandes ont été évaluées, que ce soit une commande du type PID, une commande du type RST amélioré, ou des commandes neuronales. Quelle que soit la technique de compensation utilisée, les paramètres de simulation sont les mêmes.

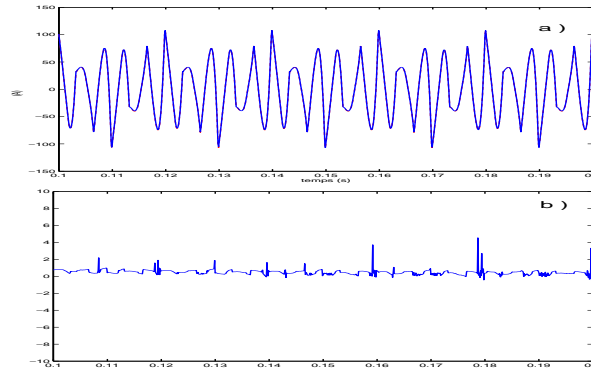


Figure 17. Performances de la commande neuronale basée sur une identification directe inverse, a) courant de référence et courant injecté de la phase 1 (respectivement en continu et en pointillé), b) différence entre ces deux courants

Les approches classiques proposées dans ces comparatifs serviront de référence pour l'évaluation des performances de l'approche neuronale. La plus simple est constituée d'un filtre de puissance conventionnel, d'une commande PID, et d'un filtre de sortie du premier ordre (c'est la solution la moins coûteuse). Cette technique vaut plus pour sa simplicité, sa facilité de mise en œuvre et son coût réduit que pour ses performances. La figure 18 montre les performances de cette approche grâce au courant de la source I_{s1} avant compensation et après compensation. Ce dernier courant est sinusoïdal mais reste néanmoins fortement bruité. La figure 18 donne également un aperçu du courant de la source I_{s1} après compensation avec une approche purement neuronale sous la forme d'une commande inverse. Le signal sinusoïdal résultant de la compensation neuronale est très proche d'une sinusoïde perturbée par un faible bruit. On voit d'ailleurs sur cette figure que ce signal est de mieux en mieux estimé grâce à l'apprentissage en ligne. Le THD mesuré est de 0,92 % au lieu de 8 % avec un PID pour un THD côté charge de 24 %.

Dans le tableau 3, nous résumons les résultats des différentes combinaisons que nous avons évaluées. Avec un filtre passe bas, l'utilisation d'une commande RST améliorée en remplacement du PID permet de réduire le THD de 8 % à 1,2 % et s'avère donc bien plus efficace. Avec cette même commande RST et un réseau ADALINE pour le filtrage, on réduit encore le THD de 1,2 % à 0,84 %. Ensuite, l'utilisation d'une commande directe inverse permet encore de réduire le THD à 0,82 %. Avec des THD de 0,92 %, de 0,84 % et de 0,82 %, nos trois stratégies basées exclusivement sur des réseaux neuromimétiques permettent d'améliorer sensiblement les performances du compensateur actif par rapport aux techniques classiques. Cet objectif étant atteint, il convient de vérifier les capacités d'adaptation de notre stratégie face à des variations importantes de la charge non linéaire.

Méthode de filtrage dans l'espace des puissances	Type de commande	THD du courant côté réseau (pour un THD côté charge de 24 %)
filtre passe bas	PID	8 %
filtre passe bas	RST amélioré	1,2 %
réseau ADALINE	RST amélioré	0,84 %
réseau ADALINE	commande neuronale inverse (avec apprentissage hors ligne)	0,92 %
réseau ADALINE	commande neuronale directe inverse (avec apprentissage en ligne)	0,82 %

Tableau 3. Comparatif des performances de compensation avec différentes méthodes de filtrage et de commande.

5. Performances dynamiques d'un FAP à base de réseaux neuromimétiques

Après avoir montré la validité de l'approche neuronale, nous allons dans cette section montrer sa robustesse. Ceci est réalisé à la fois en simulation et sur banc expérimental en faisant varier différents paramètres comme la charge non linéaire, la tension et la puissance du réseau, et ceci pour différentes valeurs de la fréquence.

L'identification des harmoniques est réalisée par un réseau ADALINE pour séparer et filtrer les harmoniques dans l'espace des puissances. Afin de pouvoir examiner le seul apport des opérations d'identification et de commande, on conservera les expressions mathématiques de la transformation de Concordia. L'onduleur est contrôlé par une commande neuronale inverse réalisée à l'aide de réseaux de neurones multicouches.

5.1. Résultats de simulation avec différents paramètres

Dans ces comparatifs, il s'agit d'évaluer la robustesse de l'approche neuronale proposée, l'identification et le filtrage étant effectués par un réseau ADALINE et la commande par un réseau de neurones multicouche. Des simulations avec des paramètres différents sont présentés dans le tableau 4. Les performances sont évaluées grâce au THD côté source qui doit être relativisé par le THD côté charge. On remarque cependant que quel soit le changement effectué dans le réseau électrique, la compensation par l'approche neuronale est toujours plus efficace qu'une compensation par l'approche classique. Ces simulations montrent également que le THD obtenu avec la compensation par l'approche neuronale ne dépasse pas les 2 %. Grâce aux réseaux de neurones, la méthode de compensation neuronale est capable de faire face aux changements imprévus intervenant dans le réseau électrique.

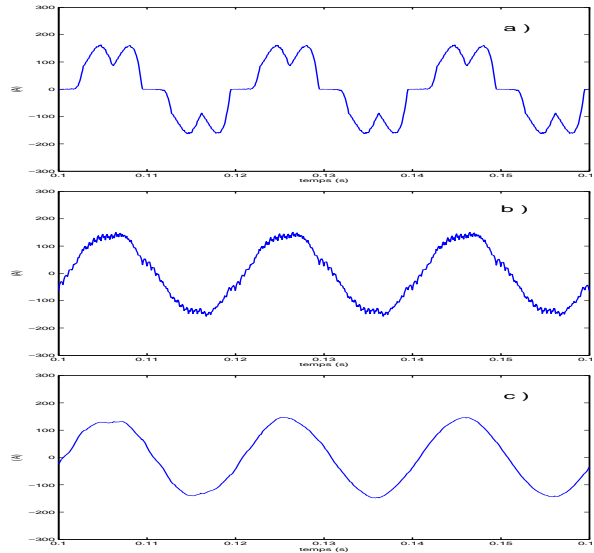


Figure 18. Performances de la compensation des harmoniques en simulation. a) Courant de la source I_{s1} avant compensation, b) courant de la source I_{s1} après compensation par l'approche filtre de puissance classique et commande du type PID, c) courant de la source I_{s1} après compensation par l'approche neuronale

Différentes valeurs des paramètres de la source et valeur de R_{ch} pour une puissance de la charge de $P_{ch} = 103$ kW (les puissances de la source sont obtenues à l'aide des valeurs de L_s et R_s données par le tableau 1)	THD du courant sans compensation (%)	THD du courant après compensation par l'approche classique (%)	THD du courant après compensation par l'approche neuronale (%)
100 kVA, 230 V, 50 Hz, $R_{ch} = 1,6 \Omega$	22,31	1,28	0,6
100 kVA, 230 V, 50 Hz, $R_{ch} = 3,9 \Omega$	31,5	1,86	0,93
1 MVA, 230 V, 50 Hz, $R_{ch} = 3,9 \Omega$	31,3	2,35	1,56
2 MVA, 230 V, 50 Hz, $R_{ch} = 3,9 \Omega$	31,28	2,56	1,84
2 MVA, 240 V, 50 Hz, $R_{ch} = 3,9 \Omega$	31,28	2,65	1,87
2 MVA, 240 V, 60 Hz, $R_{ch} = 3,9 \Omega$	29,2	2,52	1,95

Tableau 4. Comparatif des performances avec différents paramètres de l'environnement de simulation pour l'approche classique utilisant un filtre de puissance et une commande RST et pour l'approche neuronale après la phase d'apprentissage

5.2. Résultats de simulation lorsque la charge non linéaire varie en temps réel

Pour vérifier si les capacités d'apprentissage des réseaux de neurones rendent notre approche robuste et valide face aux variations de la valeur de la charge, nous propo-

sons des simulations dans lesquelles la charge non linéaire varie dans le temps. Sur un exemple, la charge est fixée à $R_{ch} = 2 \Omega$ au départ, c'est-à-dire entre 0 et 0,18 secondes. Un changement brusque de la charge intervient à 0,18 seconde. A partir de ce moment, la valeur de la charge est maintenue à $R_{ch} = 1 \Omega$ jusqu'à 0,3 secondes. Les autres paramètres de l'environnement de simulation sont maintenus fixes. Ainsi, la puissance de la charge est fixée à $P_{ch} = 103 \text{ kW}$, et le réseau électrique reste caractérisé par 100 kVA, 230 V, 50 Hz.

La figure 19 montre l'évolution des courants de source I_{s1} avec et sans technique de compensation neuronale lorsque la charge varie brusquement. Elle montre également le courant de référence I_{ref1} déterminé par l'approche neuronale et l'évolution du THD côté source au cours du temps (avec et sans technique de compensation neuronale). Au départ, avant le changement de la charge non linéaire, la méthode de compensation permet de réduire le THD de 35 % à 1,2 % (entre 0 et 0,18 seconde). Après le changement brusque de la valeur de la charge non linéaire, la méthode de compensation réduit le THD de 27 % à 0,92 %. La méthode de compensation s'adapte au changement de la charge grâce aux réseaux de neurones mais elle nécessite un certain temps pour en tenir compte. Les courbes de la figure 19 ainsi que de nombreuses simulations complémentaires montrent que ce temps de réponse est rapide puisqu'il est généralement estimé à moins de 50 ms.

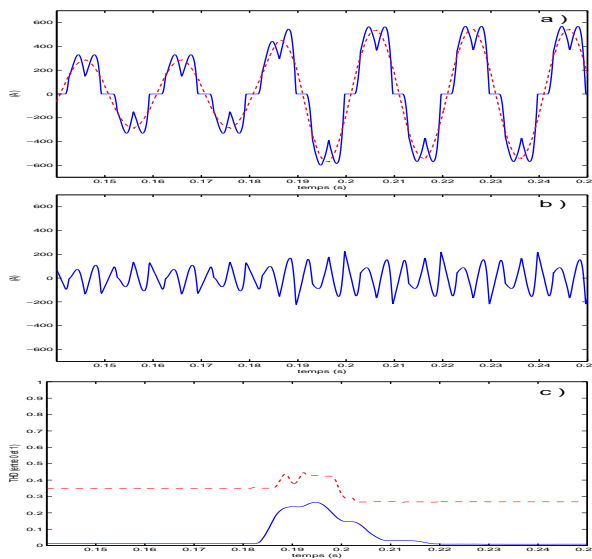


Figure 19. Performances de l'approche neuronale en simulation lorsque la charge varie brusquement dans le temps (à l'instant 0,18 seconde). a) Courant de source I_{s1} avec et sans compensation (respectivement en pointillé et en continu), b) courant de référence I_{ref1} , c) THD (entre 0 et 1) du courant avec et sans compensation (respectivement en pointillé et en continu)

5.3. Résultats expérimentaux

Les expérimentations qui suivent complètent et confirment les résultats des simulations précédentes quand des paramètres changent. Elles sont réalisées sur un banc expérimental constitué d'un réseau électrique monophasé.

Caractéristiques de la charge	THD du courant côté source (%)	THD du courant côté charge (%)
$R_{ch} = 12 \Omega$, $a = 1,5 \text{ V}$	30,6	0,8
$R_{ch} = 12 \Omega$, $a = 1 \text{ V}$	27,1	0,2
$R_{ch} = 11.45 \Omega$, $a = 1 \text{ V}$	28,2	2,6
$R_{ch} = 12 \Omega$, $a = 4,5 \text{ V}$	30,1	1,4

Tableau 5. Comparatifs des performances de l'approche neuronale sur un banc expérimental avec une source de 117,8 V et 0,65 kVA et avec une fréquence de 50 Hz

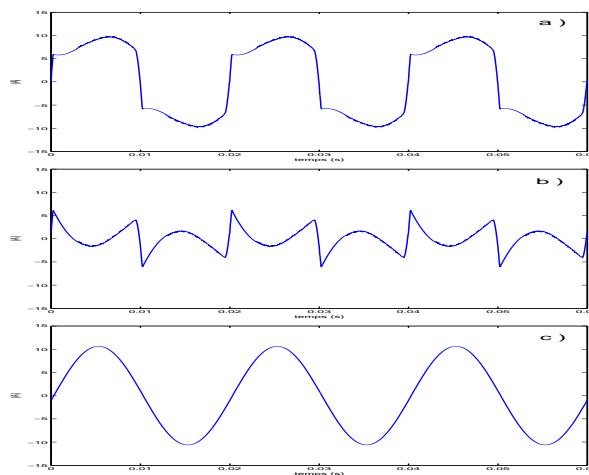


Figure 20. Performances de la technique de compensation neuronale sur un banc expérimental constitué d'un réseau électrique avec une puissance apparente de 0,65 kVA, une tension de 117,8 V et une fréquence de 50 Hz, et une charge polluante R_L avec $R_{ch} = 12 \Omega$, $L_{ch} = 40 \text{ mH}$ et un angle d'amorçage des thyristors de 4,5 V. a) Courant I_{s1} avant compensation, b) courant de référence I_{ref1} , c) courant I_{s1} après compensation

Dans ces expérimentations, l'utilisation du réseau ADALINE pour l'identification et le filtrage diffère quelque peu de la méthode des puissances instantanées. En effet, dans le cas d'un réseau monophasé, l'identification et le filtrage s'effectuent dans l'espace des courants au lieu de l'espace des puissances active et réactive. L'identification des harmoniques se fait par un réseau ADALINE unique qui prend comme entrées les termes en cosinus et en sinus issus de la décomposition

en série de Fourier du courant mesuré (à l'exception d'un terme constant correspondant à un biais). Le courant fondamental estimé est alors récupéré comme suit : $\hat{I}_{fond} = w_0(k) \sin(k\omega t) + w_1(k) \cos(k\omega t)$ où $w_0(k)$ et $w_1(k)$ représentent les poids du réseau ADALINE associés aux entrées constituées des termes cosinus et sinus pour la fréquence fondamentale. La différence entre ce courant et celui mesuré sur la charge donne la somme des harmoniques et donc de ce fait le courant de référence.

Le tableau 5 regroupe des mesures du THD faites sur le réseau électrique avec différentes valeurs de la résistance de charge et de l'angle d'amorçage des thyristors. On peut constater que quelle que soit la charge, la technique de compensation neuronale permet de réduire le THD sous les 2,6 % même s'il est de l'ordre de 30 % sans compensation. La technique de compensation neuronale est dotée de capacités d'adaptation rapides et efficaces. La figure 20 montre l'aspect des courants I_{s1} avec et sans compensation, ainsi que le courant de référence I_{ref1} mis au point par la technique neuronale de compensation. La fréquence du réseau électrique, qui varie légèrement entre 49,95 et 50,15 Hz, n'a aucune incidence sur la qualité d'estimation des harmoniques. Le courant restitué est parfaitement sinusoïdal et ce résultat est confirmé par l'analyse spectrale représentée sur la figure 21.

6. Conclusions et perspectives

Dans cette étude nous proposons une nouvelle stratégie d'identification et de commande permettant d'améliorer les performances d'un filtre actif parallèle. Cette stratégie, basée exclusivement sur des techniques neuromimétiques, possède en outre des caractéristiques essentielles dans la perspective d'une intégration électronique.

Notre approche neuromimétique pour l'identification des courants polluants est composée de trois sous-ensembles. Le premier, par une approximation de fonctions, calcule les puissances instantanées et les tensions dans un repère biphasé au moyen d'un perceptron multicouche. Le second sous-ensemble est constitué d'un réseau ADALINE qui effectue un filtrage adaptatif séparant les puissances actives et réactives. L'utilisation de l'algorithme de Widrow-Hoff permet alors une adaptation rapide du réseau ADALINE et une bonne estimation des composantes perturbatrices des puissances instantanées. Le troisième sous-ensemble, constitué d'un perceptron multicouche, génère les courants de références destinés à la commande de l'onduleur.

Le pilotage de l'onduleur est réalisé par une commande neuronale inverse qui s'adapte aux variations, notamment à celles de la charge non linéaire. Ce schéma de commande, constitué d'un réseau multichouche, possède l'avantage d'être facile à mettre en œuvre. De plus, il est compatible avec des contraintes temps réel.

L'approche par fonctionnalité que nous avons proposé est modulaire et permettra une réutilisation de ces sous-ensembles dans d'autres systèmes de contrôle. Elle peut être utilisée aussi bien pour des réseaux électriques triphasés que monophasés. Elle permet en outre d'identifier les harmoniques séparément, afin de les supprimer individuellement.

Les simulations décrites dans ce travail et les résultats expérimentaux obtenus, montrent que notre approche « tout neuromimétique » conduit à des résultats au moins équivalents à ceux d'une approche classique. Cependant, la stratégie étant basée exclusivement sur des réseaux neuromimétiques, la structure de calcul qui en résulte est, contrairement à l'approche classique, de nature homogène. Cette caractéristique pourra être avantageusement exploitée lors de l'intégration matérielle.

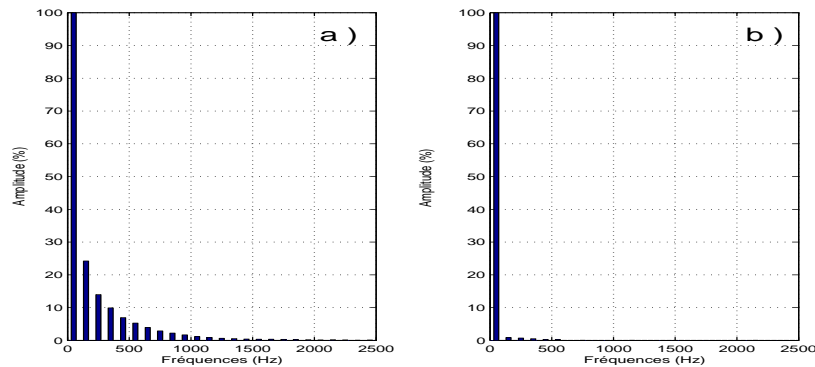


Figure 21. Analyse spectrale du courant, a) sans compensation, b) avec l'approche neuronale de compensation

7. Bibliographie

- Alali M. A. E., Contribution à l'Etude des Compensateurs Actifs des Réseaux Electriques Basse Tension (Automatisation des systèmes de puissance électriques), Thèse de doctorat, Université Louis Pasteur, 2002.
- Bruyant N., Etude et commande généralisées de filtres actifs parallèles, Compensation globale ou sélective des harmoniques, Régime équilibré ou déséquilibré, Thèse de doctorat, Université de Nantes, 1999.
- Dash P., Swain D., Routray A., Liew A., « An adaptive neural network approach for the estimation of power system frequency », *Electric Power Systems Research*, vol. 41, p. 203-210, 1997.
- El Shatshat R., Kazerani M., Salama M., « Power quality improvement in 3-phase 3-wire distribution systems using modular active power filter », *Electric Power Systems Research*, vol. 64, p. 185-194, 2002.
- Machmoum M., Chevrel P., Bruyant N., « Compensation sélective des courants harmoniques à l'aide d'un filtre actif parallèle », *Revue des Systèmes, Série Revue Internationale de Génie Electrique (RS-RIGE)*, vol. 6, n° 3-4, p. 457-483, 2003.
- Narendra K. S., « Adaptive Control using Neural Networks », in I. Miller, W. Thomas, R. S. Sutton, P. J. Werbos (eds), *Neural Networks for Control*, The MIT Press, Cambridge, MA, p. 115-142, 1990.
- Omatu S., Khalid M., Yusof R., *Neuro-control and its Applications Advances in Industrial Control*, Springer-Verlag, London, 1996.

- Ould Abdeslam D., Mercklé J., Ngwanyi R., Chapuis Y.-A., « Artificial Neural Networks for Harmonic Estimation in Low-Voltage Power Systems », *Fourth International ICSC Symposium on Engineering of Intelligent Systems (EIS 2004)*, Island of Madeira, Portugal, 2004.
- Phadke A., Thorp J., Adamiak M., « A new measurement technique for tracking voltage phasors, local system frequency and rate of change of frequency », *IEEE Transactions on Power Appar. Syst.*, vol. 102, p. 1025-1038, 1983.
- Routray A., Pradhan A. K., Rao K. P., « A Novel Kalman Filter for Frequency Estimation of Distorted Signals in Power Systems », *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 51, n° 3, p. 469-479, 2002.
- Tichavsky P., Nehorai A., « Comparative study of four adaptive frequency trackers », *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 45, n° 6, p. 1473-1484, 1997.
- Vas P., *Artificial-intelligence-Based Electrical Machines and Drives : Application of Fuzzy, Neural, Fuzzy-Neural and Genetic-Algorithm-Based Techniques*, Monographs in Electrical and Electronic Engineering, Oxford University Press, Oxford, 1999.
- Vázquez J. R., Salmerón P., Prieto J., Pérez A., « A Practical Implementation of a Three-Phase Active Power Line Conditioner with ANNs Technology », *28th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society (IECON'02)*, Sevilla, Spain, p. 739-744, 2002.
- Widrow B., Walach E., *Adaptive Inverse Control*, Information and System Sciences Series, Prentice Hall Press, Upper Saddle River, 1996.