

Une nouvelle approche MLI basée sur le principe des réseaux de neurone pour la commande des onduleurs

A. Guellal¹, C. Larbès² et L. Hassaine¹

¹ Division Energie Solaire Photovoltaïque, 'DESP'

Centre de Développement des Energies Renouvelables, 'CDER'
B.P. 62, Route de l'Observatoire, Bouzaréah, Alger, Algérie

² Département d'Electronique, Ecole Nationale Polytechnique, 'ENP'
10 Avenue Hassen Badi, B.P. 182, El Harrach, Alger, Algérie

(reçu le 27 Janvier 2012 – accepté le 30 Mars 2012)

Résumé - Les onduleurs sont des convertisseurs statiques continu/alternatif qui assurent des échanges d'énergie entre une source et une charge. Ces onduleurs sont utilisés pratiquement dans toutes les applications photovoltaïques (autonomes, hybrides et connectées au réseau). Les techniques de modulation de largeur d'impulsion (MLI) sont primordiales aux bonnes performances des onduleurs. Le but de ce travail est de démontrer un nouvel algorithme MLI en temps réel basé sur le principe des réseaux de neurone qui présente une précision de calcul pratiquement égale à celle de la technique de Patel et al., permettant ainsi une élimination des premiers harmoniques sélectionnés et un asservissement du fondamental.

Abstract – The inverters are static converters DC / AC that provide energy exchange between a source and a load. These inverters are used in virtually all photovoltaic applications (stand-alone, hybrid and grid connected). The techniques of pulse width modulation (PWM) are essential to good performance of inverters. The aim of this study is to demonstrate a new algorithm PWM in real time based on the principle of neural networks that present a calculation accuracy nearly equal to that of the technique of Patel et al., allowing removal of the first harmonics selected and feedback control of fundamental.

Mots clés: MLI'PWM' - Onduleur – Photovoltaïque – Conversion - Réseaux de neurones.

1. INTRODUCTION

Dans le monde, le parc solaire photovoltaïque croît en moyenne de 35 % par an depuis 1998. Fin 2010, la capacité totale installée était évaluée entre 36 000 et 39 000 MW, contre 1 500 MW en 2000 (Fig. 1). Le rythme d'installation de nouvelles capacités de production, en constante augmentation, a désormais dépassé les 12 000 MW par an.

Les premières centrales solaires de grande capacité (plusieurs dizaines, voire centaines de MW) ont vu le jour et leur nombre se multiplie. En termes économiques, le marché mondial de l'industrie solaire photovoltaïque a représenté environ 50 milliards de dollars en 2010 [1].

Cette croissance exceptionnelle, due principalement aux systèmes photovoltaïques raccordés au réseau de distribution d'électricité, se traduit bien évidemment par des innovations technologiques et une baisse de coûts des modules photovoltaïques, mais aussi à des efforts importants de recherche et développement dans le domaine de l'électronique de puissance [2].

En effet, les performances techniques et la fiabilité des onduleurs utilisés dans toutes les applications photovoltaïques (autonomes, hybrides et connectées au réseau) sont des paramètres qui peuvent très fortement faire varier la production d'énergie et donc la rentabilité financière d'un système.

Les performances des onduleurs sont affectées par la technologie des composants de puissance (IGBT, MOSFET) et par sa commande MLI (modulation de largeur d'impulsion) [3].

Le but de ce travail est de démontrer un nouvel algorithme MLI temps réel basé sur le principe des réseaux de neurone [4, 5], qui présente une précision de calcul pratiquement égale à celle de la technique de Patel *et al.*, [6-8], permettant ainsi une élimination des premiers harmoniques sélectionnés et un asservissement du fondamental.

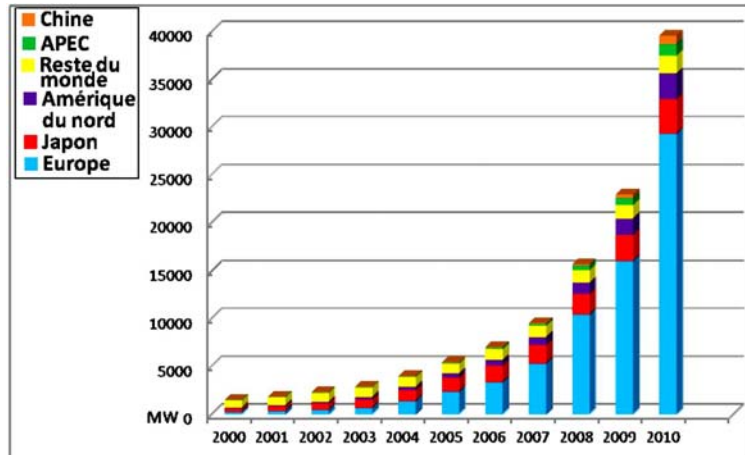


Fig. 1: Développement de la capacité photovoltaïque mondiale (MW)

Source: EPIA

2. TECHNIQUE MLI CALCULEE TECHNIQUE DE PATEL ET HOFT [4, 5]

2.1 Description

Soit la tension de sortie à deux états de l'onduleur demi-pont de la figure 2. On suppose que la tension de sortie est périodique et d'amplitude égale à l'unité (Fig. 3).

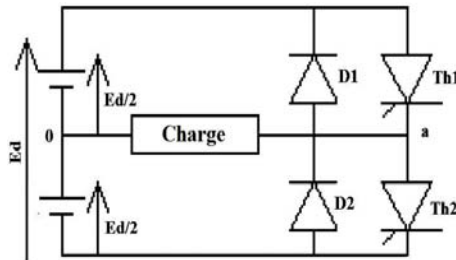


Fig. 2: Schéma synoptique de l'onduleur demi-pont

Dans ce cas, la tension de sortie $f(\alpha)$ ou V_{a0} peut s'écrire en série de Fourier:

$$f(\alpha) = a_0 + \sum_{n=1}^{\infty} [a_n \times \sin(n\alpha) + b_n \times \cos(n\alpha)] \quad (1)$$

Les coefficients a_n et b_n sont donnés par les relations suivantes:

$$a_0 = \frac{1}{2\pi} \int_0^{2\pi} f(\alpha) \times d\alpha$$

$$a_n = \frac{1}{\pi} \int_0^{2\pi} f(\alpha) \times \sin(n\alpha) \times d\alpha \quad (2)$$

$$b_n = \frac{1}{\pi} \int_0^{2\pi} f(\alpha) \times \cos(n\alpha) \times d\alpha$$

D'après les propriétés de la tension $f(\alpha)$, (antisymétrie demi-onde, symétrie quart d'onde), on trouve après simplification que:

$$b_n = 0$$

$$a_n = \frac{4}{n\pi} \times \left[1 + 2 \sum_{k=1}^m (-1)^k \times \cos(n\alpha_k) \right] \quad (3)$$

Où, n , est un nombre impair, devant être différent d'un multiple de 3 pour les montages triphasés et m , représente le nombre de commutations par quart d'onde ou alors le nombre de découpages par demi-onde.

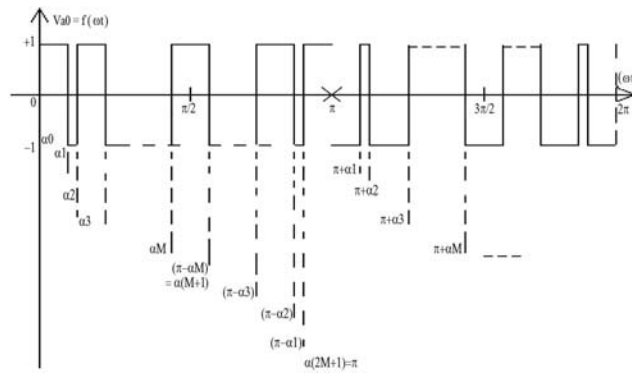


Fig. 3: Graphe d'une tension MLI calculée

Enfin la tension $f(\alpha)$ peut s'écrire sous la forme:

$$f(\alpha) = \sum_{n=1}^{\infty} a_n \times \sin(n\alpha) \quad (4)$$

La relation (4) possède m variables inconnues $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \dots, \alpha_m$, appelées angles de commutation.

Notre but est de calculer les valeurs de ces angles qui permettent d'assigner une valeur déterminée au fondamental a_1 et d'annuler les amplitudes a_n des $(m - 1)$ premières harmoniques.

Ces équations sont non linéaires. On utilisera la méthode de Newton-Raphson pour résoudre ce système de m équations non linéaires à m inconnues.

2.2 Calcul des valeurs exactes des angles de commutation par la méthode de Newton-Raphson

La relation (4) est un système de m équations non linéaires $\alpha_1, \dots, \alpha_m$. On désire assigner une valeur déterminée im , appelée 'indice de modulation', à l'amplitude a_1 du fondamental et annuler les amplitudes a_n des $(m - 1)$ premières harmoniques.

On obtient donc un système de m équations non linéaires à m inconnues de la forme:

$$\begin{aligned}
 f_1(\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \dots, \alpha_m) &= \frac{4}{\pi} \left[1 + 2 \sum_{k=1}^m (-1)^k \times \cos(\alpha_k) \right] + im = 0 \\
 f_2(\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \dots, \alpha_m) &= \frac{4}{5\pi} \left[1 + 2 \sum_{k=1}^m (-1)^k \times \cos(5\alpha_k) \right] = 0 \\
 &\dots\dots\dots \\
 f_m(\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \dots, \alpha_m) &= \frac{4}{n\pi} \left[1 + 2 \sum_{k=1}^m (-1)^k \times \cos(n\alpha_k) \right] = 0
 \end{aligned} \quad (5)$$

Pour résoudre ce système, on utilise la méthode itérative de Newton-Raphson. De plus, on utilisera l'algorithme 'on-line' de Taufik *et al.*, [8] pour estimer rapidement les valeurs initiales de la solution du système non linéaire.

La figure 4 donne, à titre d'exemple, le graphe des angles de commutation exacts calculés pour m égal à 3 et 5.

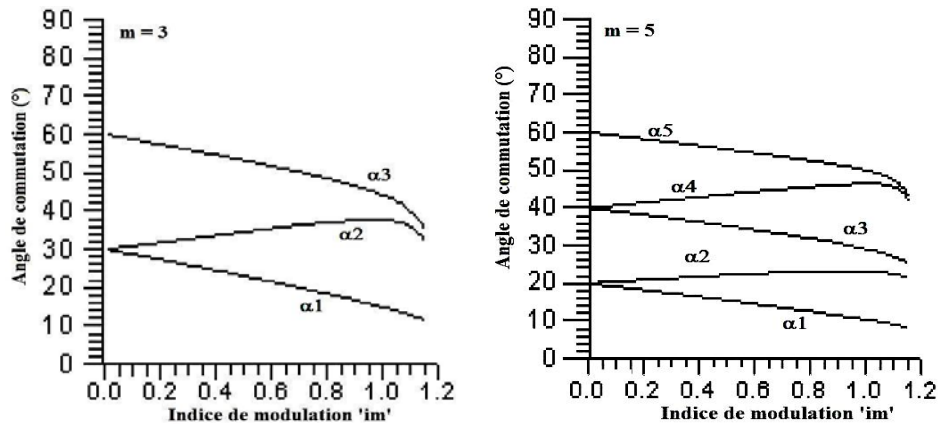


Fig. 4: Courbes des angles de commutation exacts pour m égal à 3 et 5

3. LE NOUVEL ALGORITHME NEURONAL

3.1 Description

Notre but est de construire un réseau de neurones multicouche [4, 5] qui génère à ses sorties, les angles de commutation d'un signal MLI. Ces derniers doivent être proches des angles exacts calculés par la technique de Patel *et al.*, afin de commander un onduleur destiné pour les applications photovoltaïques.

Pour simplifier l'architecture, on choisit un réseau de neurones composé d'une couche d'entrée, d'une couche cachée et d'une couche de sortie.

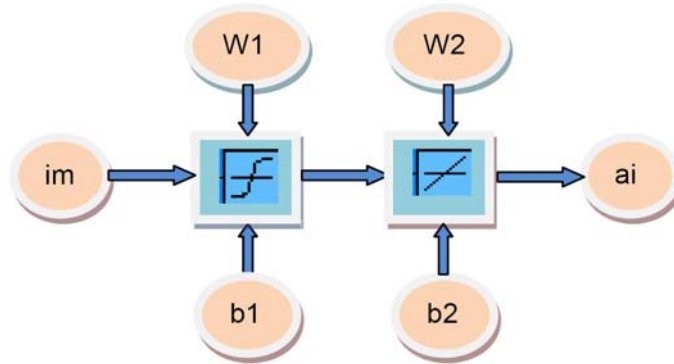


Fig. 5: Architecture de la commande MLI neuronal

L'architecture de notre réseau est représentée sur la Figure 5 où:

im : représente l'entrée de notre réseau im

W1 : une matrice des poids entre la couche d'entrée et la couche cachée

W2 : une matrice des poids entre la couche cachée et la couche de sortie

b1 : une matrice des seuils entre la couche d'entrée et la couche cachée

b2 : une matrice des seuils entre la couche cachée et la couche de sortie

ai : représente la sortie de notre réseau.

De plus, pour les fonctions d'activation, on a utilisé la fonction tangente sigmoïde entre la couche d'entrée et la couche cachée, et la fonction linéaire entre la couche cachée et la couche de sortie, (Fig. 6).

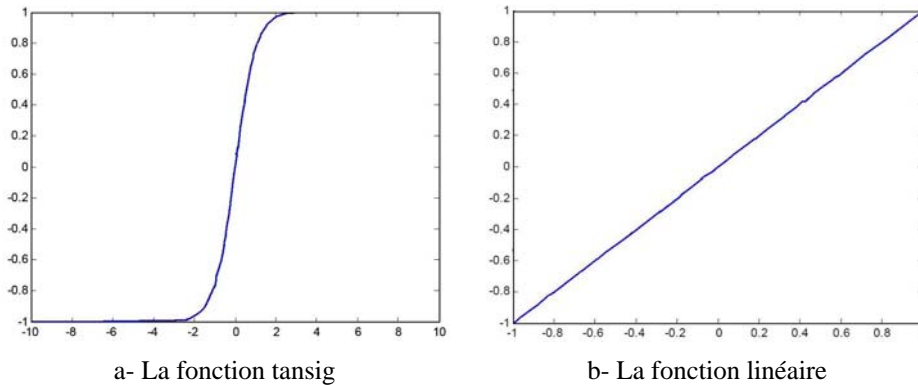


Fig. 6: les fonctions d'activation utilisées

3.2 Architecture

L'indice de modulation, 'im', qui est l'entrée de notre réseau de neurone varie de 0 à 1. On le fait varier par pas de 0.01 pour qu'on puisse générer 100 valeurs de fréquence.

Les valeurs des angles de commutation qui forment la sortie de notre réseau de neurones dépendent de l'indice, im selon le système d'équations de Patel *et al.*, (5).

Pour que notre solution soit efficace et pour permettre la convergence de l'étape d'apprentissage et la bonne estimation des paramètres de notre réseau (poids et seuils), on divise l'intervalle de variation de im en six intervalles et pour chaque intervalle, on construit un réseau de neurone spécifique (poids et seuils).

Le choix du nombre d'angles de commutation (le nombre des harmoniques à éliminer) dépend de l'effet des harmoniques. Comme ce dernier augmente lorsque im diminue, on fait le choix qui est représenté dans le **Tableau 1**.

Tableau 1: Choix du nombre d'angles de communication

Indice de modulation 'im'	Nombre d'angles de commutation par quart de période
$0 < im < 0.1$	23
$0.1 < im < 0.2$	19
$0.2 < im < 0.4$	15
$0.4 < im < 0.6$	7
$0.6 < im < 0.8$	5
$0.8 < im < 1$	3

3.3 Les bases de données

Afin de calculer les paramètres (poids et seuils) de nos six réseaux, on fait un programme qui résout le système d'équations (5) de Patel *et al.*, et qui permet de générer les six bases de données qui seront utilisées dans l'étape d'apprentissage de nos systèmes neuronaux.

Le **Tableau 2** montre la base des données des angles exacts de commutation calculés par notre programme, lorsque 'im' varie de 0.41 à 0.6.

Tableau 2: Base des données des angles exacts de commutation lorsque 'im' varie de 0.41 à 0.6

im	α_1	α_2	α_3	α_4	α_5	α_6	α_7
0.41	12.2871254	16.0823964	27.1428592	31.8130231	42.1221432	47.3539922	57.2871686
0.42	12.2191183	16.1069726	27.0697321	31.855101	42.0485869	47.4108418	57.2192738
0.43	12.1510037	16.1313951	26.9963877	31.8970126	41.9748079	47.467643	57.1512634
0.44	12.0827799	16.1556575	26.9228208	31.9387512	41.9007994	47.5243934	57.0831341
0.45	12.0144448	16.1797532	26.8490258	31.9803099	41.8265548	47.5810904	57.0148823
0.46	11.9459965	16.2036752	26.7749968	32.0216814	41.752067	47.6377311	56.9465043
0.47	11.8774331	16.2274166	26.700728	32.0628581	41.6773285	47.6943127	56.8779961
0.48	11.8087523	16.2509698	26.626213	32.1038319	41.6023316	47.750832	56.8093537
0.49	11.739952	16.2743273	26.5514453	32.1445946	41.5270681	47.8072859	56.7405729
0.50	11.6710301	16.297481	26.4764181	32.1851373	41.4515294	47.8636707	56.671649

0.51	11.6019841	16.3204227	26.4011244	32.2254508	41.3757066	47.9199828	56.6025774
0.52	11.5328117	16.3431437	26.3255567	32.2655255	41.2995903	47.9762183	56.5333531
0.53	11.4635103	16.365635	26.2497073	32.3053511	41.2231707	48.0323731	56.4639709
0.54	11.3940774	16.3878875	26.1735682	32.3449169	41.1464372	48.0884426	56.3944252
0.55	11.3245103	16.4098912	26.097131	32.3842118	41.069379	48.1444223	56.3247102
0.56	11.2548063	16.4316362	26.0203869	32.4232237	40.9919846	48.2003071	56.2548197
0.57	11.1849624	16.4531118	25.9433267	32.4619403	40.9142418	48.2560917	56.1847473
0.58	11.1149756	16.474307	25.8659408	32.5003483	40.8361378	48.3117704	56.114486
0.59	11.0448428	16.4952103	25.7882191	32.5384337	40.7576592	48.3673371	56.0440285
0.60	10.9745607	16.5158096	25.710151	32.5761818	40.6787917	48.4227854	55.9733672

De plus, la figure 7 montre l'évaluation de ces angles en fonction de 'im'.

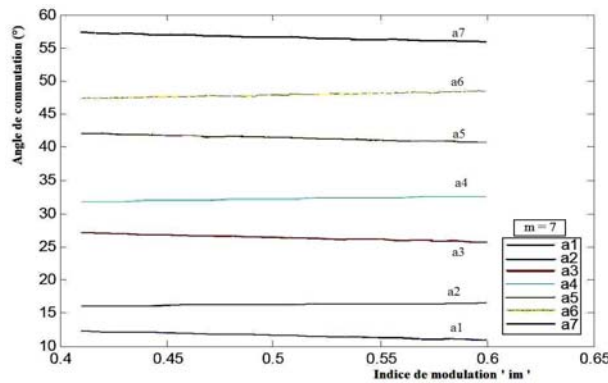


Fig. 7: Angles de commutation pour m = 7

3.4 L'apprentissage

Cette étape permet de calculer les paramètres de nos six réseaux qui sont les poids (weights) et les seuils (bias).

Pour chaque réseau de neurone, on fait entrer sa base de données (calculée précédemment) dans un programme d'apprentissage qui est basé sur la méthode du gradient. Ce programme d'itération possède deux conditions d'arrêt: la performance et le nombre d'itérations. On lance l'apprentissage jusqu'à ce que l'une de ces conditions soit vérifiée.

Le **Tableau 3** donne un exemple des poids et seuils calculés par le programme, lorsque im varie de 0.41 à 0.6 (Le nombre des angles de commutation m = 7).

Tableau 3: Les poids et les seuils pour m = 7

W1	W2	b1	b2
-0.9486436	1.1044259	0.49285027	0.48368996
	-1.1013565		0.53339166
	1.10418357		0.48638628
	-1.1046779		0.52793608
	1.10404012		0.48674086
	-1.1046711		0.52109015
	1.1042117		0.48426608

3.5 Simulation

Des résultats de simulation sont présentés dans le **Tableau 4** et sur les figures 8, 9 et 10.

Tableau 4: Angles exacts et approximatés pour 'im' = 0.5 et m = 7

Angles exacts	Angles approximatés	Erreur
11.67103009	11.6724438	-0.00141372
16.297481	16.2928275	0.00465346
26.47641812	26.4757616	0.00065649
32.1851373	32.1792789	0.0058584
41.45152938	41.4505927	0.00093673
47.86367067	47.8596118	0.00405887
56.671649	56.6726525	-0.00100348

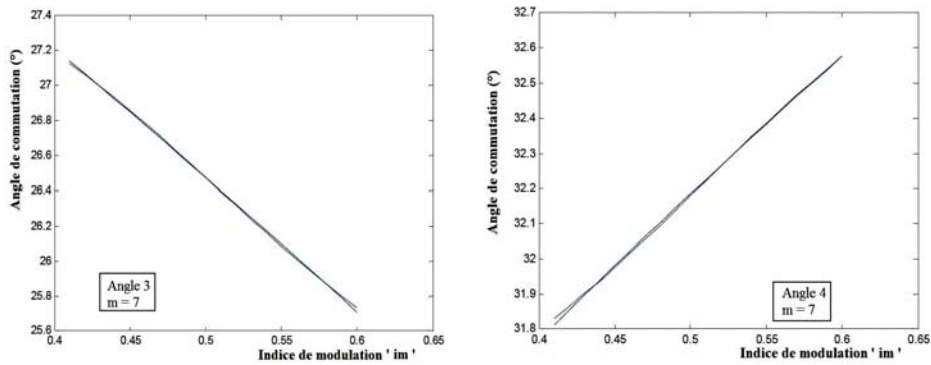


Fig. 8: Comparaison entre l'angle exact et l'angle approximaté pour m = 7

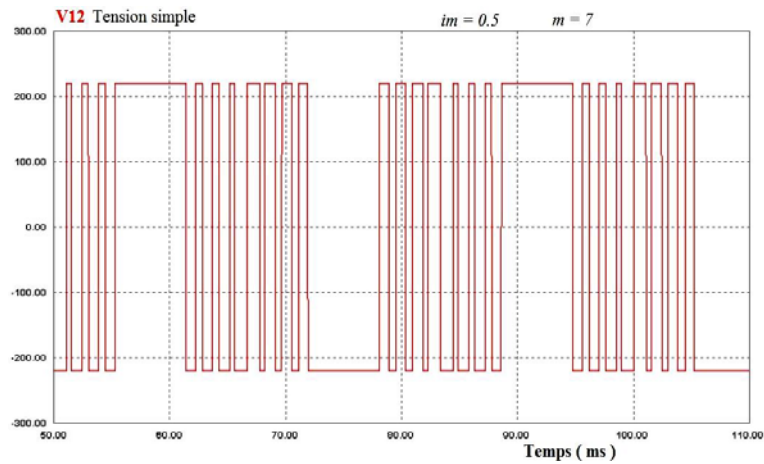


Fig. 9: Exemple de tension simple obtenue en simulation pour 'im' = 0.5 et m = 7

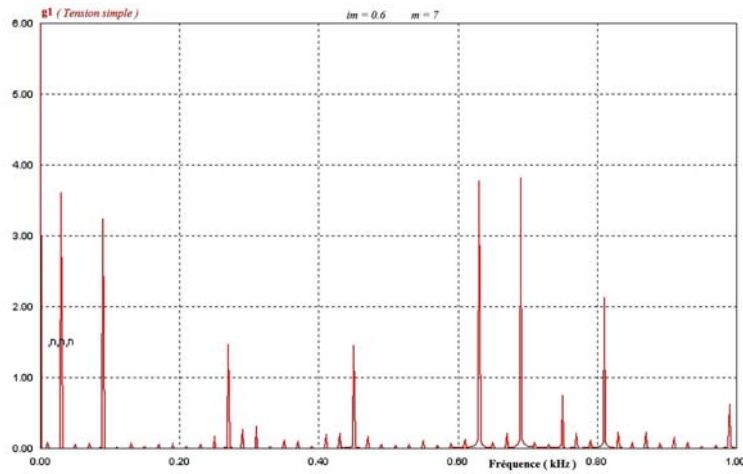


Fig. 10: Spectre de la tension simple
obtenue en simulation pour 'im' = 0.6 et m = 7

3.6 Interprétation

D'après le **Tableau 4** et la figure 8, on voit bien que les angles de commutation calculés par notre réseau neuronale sont très proches des angles exacts et l'erreur maximale est inférieure à 0.006 degrés.

La figure 9 montre que la tension est périodique de fréquence 25 Hz pour $im = 0.5$, et on voit bien l'existence des sept angles de commutation par quart de période. L'analyse spectrale (Fig. 10) montre l'élimination des harmoniques 5, 7, 11, 13, 17 et 19 pour $m = 7$.

Donc, on peut dire que notre algorithme MLI neuronale présente une grande précision dans le calcul des angles de commutation et il donne une efficacité dans l'élimination des harmoniques voulus.

4. CONCLUSION

L'objectif de notre étude est la commande en tension et en fréquence d'un onduleur destiné pour des applications photovoltaïques.

Pour atteindre cet objectif, on utilise généralement une commande MLI programmée avec élimination sélective d'harmoniques et asservissement du fondamental de Patel *et al.*, [6]. Mais l'utilisation d'une telle commande en fonctionnement temps réel, 'on-line', est impossible à cause d'un temps de calcul des angles très élevé. La technique de Patel *et al.*, est de ce fait une technique 'off-line'.

Il fallait donc mettre au point un nouvel algorithme 'on-line' pour pallier cet inconvénient. C'est ce qui a été fait dans notre étude, où nous avons proposé une nouvelle méthode basée sur le principe des réseaux de neurone pour approximer les angles de commutation exacts. Il a été montré que la méthode proposée présente un taux d'harmoniques négligeable par élimination sélective des harmoniques. Ce résultat est pratiquement le même que celui de l'algorithme de Patel *et al.*, [6].

Enfin, dans le présent travail, nous avons démontré la possibilité de générer une commande MLI calculée, avec élimination sélective d'harmoniques et asservissement du fondamental, 'on-line' en se basant sur le principe des réseaux de neurones.

REFERENCES

- [1] Report, 'Global Market Outlook for Photovoltaics until 2015', EPIA, May 2011.
- [2] V. Didier, 'Les Onduleurs pour Systèmes Photovoltaïques, Fonctionnement, Etat de l'Art et Etude des Performances', HESPUL, Août 2007.
- [3] M. Pinard, 'Convertisseurs et Electronique de Puissance: Commande, Description, Mise en Œuvre', Ed. Dunod, pp. 127 – 153, Paris, 2007.
- [4] C. Eliasmith and C.H. Anderson, 'Neural Engineering: Computation, Representation, and Dynamics in Neurobiological Systems', The MIT Press, Computers, 376 p., Sep. 2004.
- [5] M. Veerachary, T. Senjyu and Katsumi Uezato, 'Neural-Network-Based Maximum-Power-Point Tracking of Coupled-Inductor Interleaved-Boost-Converter-Supplied PV System using Fuzzy Controller', IEEE Transactions on Industrial Electronics, Vol. 50, N°4, pp. 749 – 758, August 2003.
- [6] H.S. Patel and R.G. Hoft, 'Generalised Techniques of Harmonic Elimination and Voltage Control in Thyristor Inverters, Part I: Harmonic Elimination', IEEE Transactions on Industry Applications, Vol. IA-9, N°3, pp. 310 - 317, May 1973.
- [7] H.S. Patel and R.G. Hoft, 'Generalised Techniques of Harmonic Elimination and Voltage Control in Thyristor Inverters, Part II: Voltage Control Techniques', IEEE Transactions on Industry Applications, Vol. IA-10, N°5, pp. 666 – 673, September 1974.
- [8] J.A. Taufiq, B. Mellitt and C.J. Goodman, 'Novel Algorithm for Generating Near Optimal PWM Waveforms for AC Traction Drives', Proceedings IEE, Pt. B, Electric Power Applications, Vol. 133, N°2, pp. 85 – 94, March 1986.