

## Apport des techniques neuromimétiques à la commande d'un onduleur asymétrique à onze niveaux Application à l'alimentation d'une MASDE

Rachid Taleb \*, Taieb Bessaad, Adil Yahdou, Fayçal Mehedi et Abdelkader Belboula

Département de Génie Electrique, Université Hassiba Benbouali  
Laboratoire Génie Electrique et Energies Renouvelables, LGEER  
B.P. 78 C, Ouled Fares 02180, Chlef, Algeria

(reçu le 12 Décembre 2018 - accepté le 26 Décembre 2018)

**Résumé** - Les onduleurs multi niveaux asymétriques triphasés, étudiés sont constitués de la mise en série d'onduleurs partiels par phase. La commande de ces derniers par la stratégie de l'élimination des harmoniques fait appel à la résolution des systèmes d'équations non linéaires pour obtenir les angles d'amorçage des composants électroniques, et l'implémentation pratique de cette stratégie nécessite une très grande capacité mémoire. Dans cet article, nous proposons une approche mathématique exigeant moins de calculs et d'implémentation facile est souhaitée. Cette approche est réalisée par les réseaux de neurones artificiels (RNA). Ces onduleurs sont utilisés pour l'entraînement de la machine asynchrone double étoile (MASDE). Les résultats de simulations obtenus ont montré un comportement très satisfaisant de la machine.

**Abstract** - The studied three-phase asymmetric multi-level asymmetric inverters consist of the series connection of partial inverters per phase. The control of the latter by the harmonic elimination strategy requires the resolution of non-linear equation systems to obtain the ignition angles of the electronic components, and the practical implementation of this strategy requires a very large memory capacity. In this article, we propose a mathematical approach that requires fewer calculations and easy implementation is desired. This approach is carried out by artificial neural networks (ANNs). These inverters are used to drive the double star asynchronous machine (MASDE). The simulation results obtained showed a very satisfactory performance of the machine.

**Mots clés:** Onduleurs multi niveaux asymétriques - Stratégie d'élimination des harmoniques - Réseaux de neurones artificiels.

### 1. INTRODUCTION

Les onduleurs multi niveaux permettent d'augmenter la tension de sortie des convertisseurs statiques au delà des limites des semi-conducteurs. De tels onduleurs peuvent être réalisés de différentes manières [1-3]. Cet article se focalise sur l'étude des convertisseurs multi niveaux triphasés, dont la topologie est basée sur la mise en série de plusieurs onduleurs monophasés (cellules partielles) sur la même phase (figure 1).

Elle montre qu'en alimentant les cellules partielles par des tensions continues de différentes valeurs, il est possible d'augmenter le nombre de niveaux à la sortie du convertisseur, sans complexité supplémentaire à sa structure [2]. Ces onduleurs sont connus sous le nom d'onduleurs multi niveaux asymétriques.

Certaines applications nécessitent des performances de hauts niveaux, mais la présence des harmoniques de bas ordre dans le signal de tension peut dégrader ces performances. Afin d'améliorer la qualité du signal de sortie de l'onduleur multi

---

\* rac.taleb@gmail.com

niveaux asymétriques, différentes stratégies de modulation de largeurs d'impulsions ont été proposées par différents auteurs.

La plus connue est la stratégie triangulo-sinusoidale [3]. Elle pousse les harmoniques vers les fréquences élevées, en ayant recours à des porteuses de hautes fréquences.

Cependant, pour les applications de puissance électrique élevée, les composants électroniques sont limités en fréquence de commutation, ce qui limite à son tour la fréquence de la porteuse. On peut remédier à ce problème en appliquant la méthode d'élimination d'harmoniques adaptées au cas des onduleurs multi niveaux asymétriques. Ceci permet d'annuler les harmoniques les plus gênants et de réguler le fondamental du signal avec l'avantage majeur d'une faible fréquence de commutation des composants électroniques.

Le principe de cette technique fait appel à la résolution des systèmes d'équations non linéaires pour obtenir les angles d'amorçage des composants électroniques [4, 5]. L'implémentation pratique de cette méthode exige le stockage de toutes les valeurs de ces angles. Le besoin d'une grande capacité mémoire rend la résolution complexe et coûteuse. Aussi, une approche mathématique exigeant moins de calculs et d'implémentation facile est souhaitée. Cette approche peut être réalisée par les réseaux de neurones artificiels. Ces derniers sont connus par leur propriété d'approximation universelle parcimonieuse [6].

Afin d'assurer une motorisation électrique pour des applications de forte puissance, telles que la traction ferroviaire ou la propulsion navale par exemple, il est souvent nécessaire de segmenter la puissance. Pour cela, on peut agir au niveau de l'ensemble convertisseur-machine, en utilisant des machines multi phasées [7]. Nous nous proposons d'en étudier un exemple courant, la machine asynchrone double étoile (MASDE).

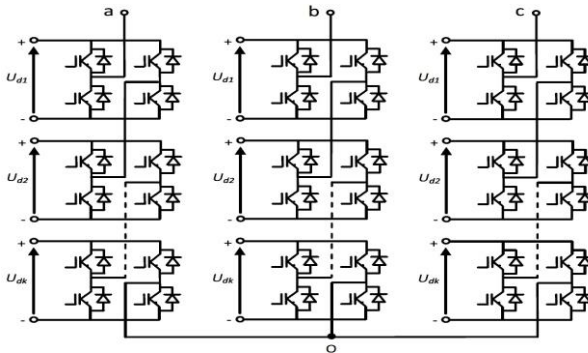


Fig. 1: Mise en série de  $k$  onduleurs partiels monophasés par phase

## 2. ONDULEUR MULTINIVEAUX ASYMETRIQUE A PAS UNIFORME

Pour obtenir un onduleur multi niveaux asymétrique à pas uniforme ou régulier (la différence entre deux niveaux consécutifs est constante), les tensions continues d'alimentation des cellules partielles  $U_{dj}$  ( $j = 1, \dots, k$ ) doivent respecter les deux conditions suivantes [8]:

$$\begin{cases} U_{d1} \leq U_{d2} \leq \dots \leq U_{dk} \\ U_{dj} \leq 1 + 2 \sum_{i=1}^{j-1} U_{di} \end{cases} \quad (1)$$

Le nombre de niveaux pour un groupe de tensions donné, s'obtient par la relation suivante [8]:

$$N = 1 + 2 \sum_{j=1}^k \frac{U_{dj}}{U_{d1}} \quad (2)$$

La résolution du système (1) est suffisante pour pouvoir fixer les tensions  $U_{dj}$ . Ce système peut dans certains cas aboutir à l'obtention de solutions redondantes vérifiant l'équation (2).

Une traduction de cette possibilité de redondance aboutit à la conclusion qu'il est éventuellement possible de générer le même nombre de niveaux à la sortie du convertisseur, en alimentant les onduleurs partiels de différentes façons. Le **Tableau 1** donne quelques possibilités de solutions redondantes.

**Tableau 1:** Exemples de possibilités de solutions redondantes

$U_{d1}$ (p.u)	$U_{d2}$ (p.u)	$U_{d3}$ (p.u)	N
1	1	1	7
1	1	2	9
1	1	3	11
1	2	2	11
1	2	6	19
1	3	5	19
1	3	9	27

Pour pouvoir générer par exemple  $N = 27$  niveaux avec un onduleur asymétrique, il aurait fallu  $k = 3$  cellules en série par phase seulement, au lieu de sept avec un onduleur symétrique ( $U_{d1} = U_{d2} = U_{d3} = 1$  p.u).

### 3. STRATEGIE D'ELIMINATION D'HARMONIQUES

A la figure 2, nous avons représenté une courbe généralisée de la tension de sortie ( $U_s$ ) d'un onduleur multi niveaux asymétrique à pas uniforme ( $E_1 = E_2 = \dots = E_p = U_{d1}$ ).

Le développement en série de Fourier de cette courbe qui est symétrique par rapport au demi et au quart de la période est donné par la relation (3):

$$\begin{cases} U_s = \sum_{n=1}^{+\infty} U_n \sin(n\omega t) \\ U_n = \frac{4U_{d1}}{n\pi} \sum_{i=1}^p \cos(n\theta_i) \end{cases} \quad (3)$$

avec,  $U_n$ , Amplitude de l'harmonique de rang  $n$ ;  $p$ , Nombre total de commutations sur un quart de période,  $p = (N-1) / 2$ ;  $\theta_i$ , Angles de commutation.

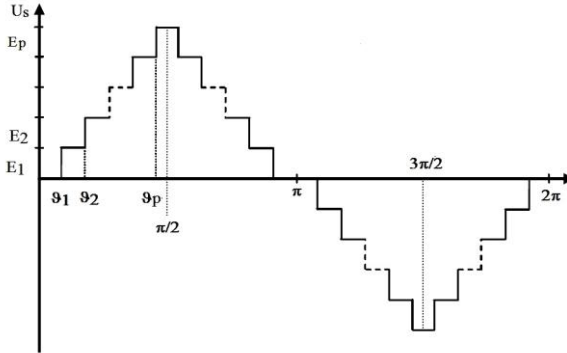


Fig. 2: Courbe généralisée d'une tension à pas uniforme

Les  $p$  angles de commutation de la relation (3) sont déterminés en imposant l'amplitude du fondamental et en annulant  $(p-1)$  harmoniques. Par exemple, si on veut faire varier la valeur des tensions de sortie d'un onduleur asymétrique triphasé à 11 niveaux constitué de  $k=3$  onduleurs partiels alimentés respectivement par le groupe de tension  $U_{d1} = 1, U_{d2} = 2, U_{d3} = 2$  p.u.

On calcule les cinq angles de commutation  $(\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_5)$  de façon à annuler les quatre premiers harmoniques impairs autres que ceux de rang 3 ou multiple de 3 (5, 7, 11 et 13) de la tension composée. Dans ce cas, on doit résoudre le système non linéaire suivant:

$$\begin{cases} \cos(\theta_1) + \cos(\theta_2) + \cos(\theta_3) + \cos(\theta_4) + \cos(\theta_5) = (5\pi/4) r \\ \cos(5\theta_1) + \cos(5\theta_2) + \cos(5\theta_3) + \cos(5\theta_4) + \cos(5\theta_5) = 0 \\ \cos(7\theta_1) + \cos(7\theta_2) + \cos(7\theta_3) + \cos(7\theta_4) + \cos(7\theta_5) = 0 \\ \cos(11\theta_1) + \cos(11\theta_2) + \cos(11\theta_3) + \cos(11\theta_4) + \cos(11\theta_5) = 0 \\ \cos(13\theta_1) + \cos(13\theta_2) + \cos(13\theta_3) + \cos(13\theta_4) + \cos(13\theta_5) = 0 \end{cases} \quad (4)$$

Avec:  $r = U_1 / 5U_{d1}$ , et la solution recherchée doit satisfaire la condition suivante:

$$\theta_1 < \theta_2 < \theta_3 < \theta_4 < \theta_5 < \pi/2 \quad (5)$$

La résolution du système (4) par la méthode de Newton - Raphson donne toutes les solutions possibles pour différentes valeurs de  $r$  (figure 3). De cette figure, on remarque qu'il existe une double solution pour  $(0.65 \leq r \leq 0.74)$  et  $(0.77 \leq r \leq 0.89)$ .

Pour les valeurs de  $r$  inférieures à 0.48 et  $r$  compris entre 0.92 et 0.951, aucune solution n'est possible. Par conséquent, ce système accepte une seule solution pour les autres valeurs de  $r$ .

La figure 4 donne la variation des THD de toutes les solutions possibles, celles qui donnent le THD le plus faible (figure 6) sont sélectionnées (figure 5).

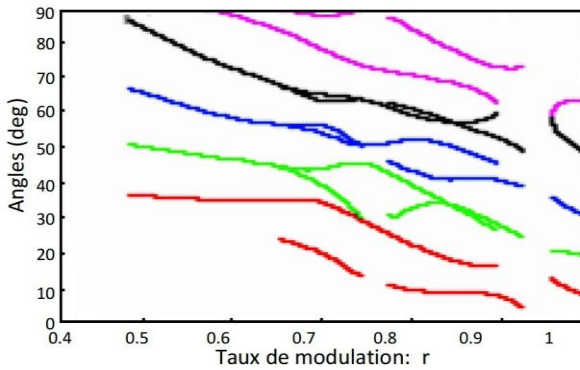


Fig. 3: Angles de commutation

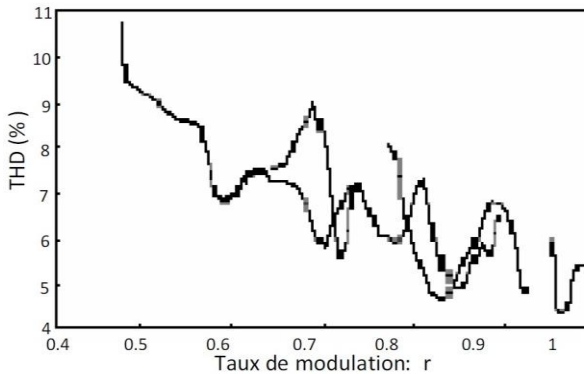


Fig. 4: Variation des THD en fonction de r

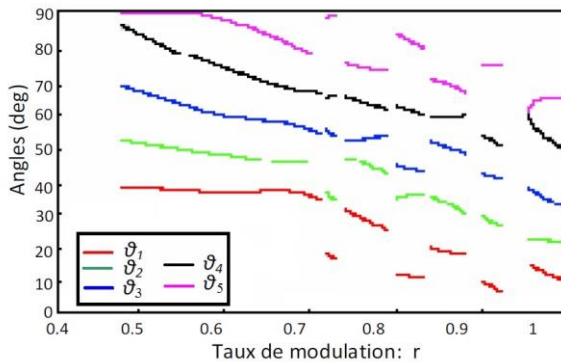


Fig. 5: Les bons angles de commutation

Les tensions individuelles à la sortie de chaque onduleur monophasé (cellules partielles) et la tension simple de la phase a, ainsi que la tension composée et leur spectre sont donnés par les figures 7, 8 et 9 pour une valeur fixe de r ( $r = 0.85$ ),

c'est-à-dire pour  $\theta_1 = 17.7312^\circ$ ,  $\theta_2 = 32.7053^\circ$ ,  $\theta_3 = 50.0119^\circ$ ,  $\theta_4 = 57.8089^\circ$  et  $\theta_5 = 68.3700^\circ$ .

Il est clair que les harmoniques non désirés (5, 7, 11 et 13) sont nuls, et l'amplitude des autres harmoniques est faible par rapport à celle du fondamental.

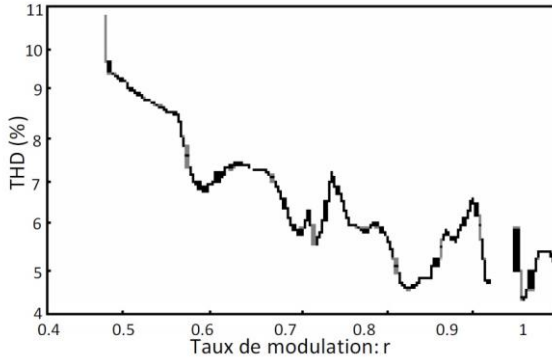


Fig. 6: Variation du plus faible THD en fonction de  $r$

De plus, le fondamental suit bien la valeur imposée,  $\left\{ \sqrt{3} \text{ rp } U_{d1} = \sqrt{3} \times 0.85 \times 5 \times 1 = 7.361 \text{ p.u} \right\}$

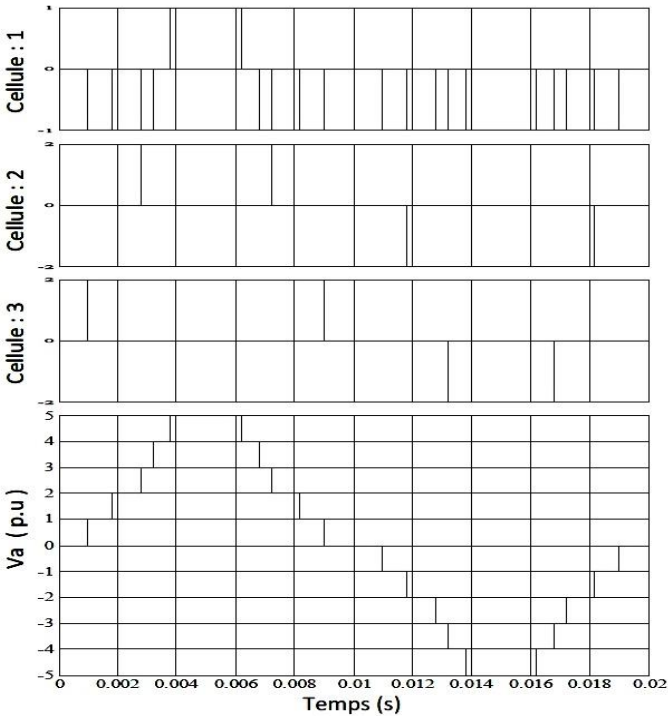


Fig. 7: Tensions partielles et tension de phase

(11 niveaux, avec  $k=3$ ,  $U_{d1} = 1$ ,  $U_{d2} = 2$  et  $U_{d3} = 2$ )

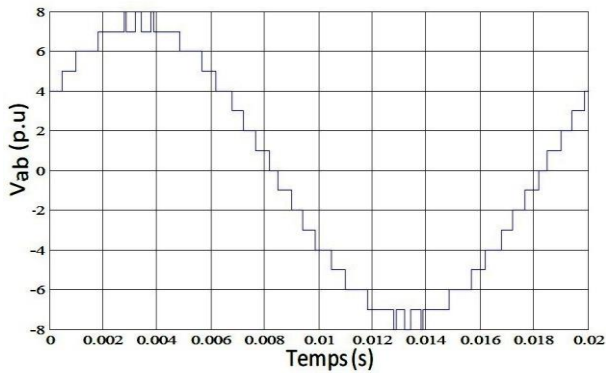


Fig. 8: Tension composée,  $V_{ab}$

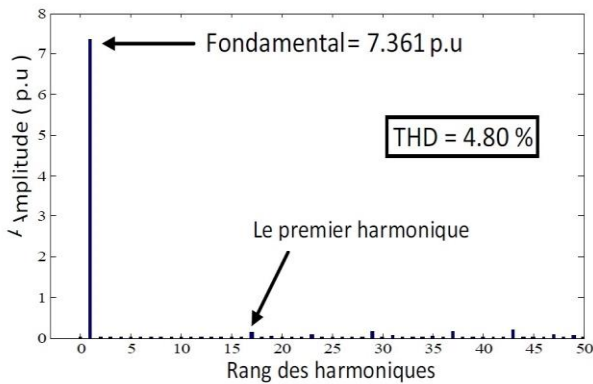


Fig. 9: Spectre de la tension composée,  $V_{ab}$

#### 4. APPLICATION DES RNA A LA COMMANDE PAR ELIMINATION D'HARMONIQUES

La commande, en temps réel, des onduleurs multi niveaux asymétriques par la stratégie d'élimination d'harmoniques, exige d'une part, la détermination de tous les angles d'amorçage des interrupteurs, et d'autres part, le stockage de toutes les valeurs obtenues.

En effet, cette opération nécessite une très grande capacité mémoire. Pour remédier à ce problème, il est possible d'exploiter la propriété d'approximation universelle des réseaux de neurones artificiels (RNA). Ces derniers sont largement appliqués dans les domaines de la classification, mémorisation et approximation.

Dans ce paragraphe, nous allons surtout exploiter leur propriété d'approximation universelle. L'objectif est de reproduire toutes les caractéristiques d'allumage non linéaires, déjà calculées par la méthode de Newton-Raphson.

De l'étude bibliographique [6, 9], il ressort que les réseaux multicouches (Perceptron Multicouches: PMC) constituent les modèles les plus efficaces pour l'approximation des fonctions non linéaires. Néanmoins, le problème de la détermination du nombre de neurones cachés se pose toujours. Pour assurer leur apprentissage, la méthode de rétro propagation représente l'algorithme le plus couramment utilisé [10].

**4.1 Architecture du réseau élaboré**

Comme le réseau doit recevoir à son entrée la valeur  $r(k)$  et doit fournir à sa sortie les angles  $\theta_i$  avec  $(i = 1, \dots, p)$ , donc le réseaux doit comporter un seul neurone à l'entrée et  $p$  neurones à sa sortie correspondant aux  $p$  angles de commutation qu'il doit générer. Pour cette étude, le réseau est à une seule couche cachée (figure 10).

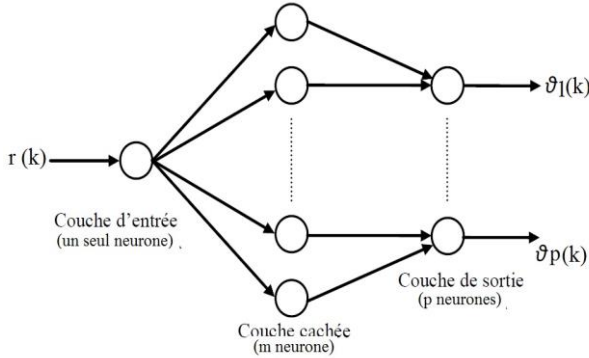


Fig. 10: Perceptron multicouches: structure (1-m-p)

Pour l'élimination de  $p-1$  harmoniques, les exemples d'apprentissage sont donnés par le vecteur suivant:

$$R = [r(1), \dots, r(k), \dots, r(n)] \tag{6}$$

Et la matrice de sortie désirée donnée par:

$$S = \begin{bmatrix} \theta_1(1) & \dots & \theta_1(k) & \dots & \theta_1(n) \\ \theta_p(1) & \dots & \theta_p(k) & \dots & \theta_p(n) \end{bmatrix} \tag{7}$$

Le nombre  $n$  représente le nombre de valeurs mesurées ou le nombre d'exemples. En outre, à l'entrée  $r(k)$ , le réseau doit fournir le signal de sortie désirée:

$$S(k) = [\theta_1(k), \dots, \theta_p(k)] \tag{8}$$

Lors de l'apprentissage, la valeur  $r(k)$  est présentée à l'entrée du réseau, puis propagée jusqu'à la sortie pour obtenir le signal de sortie:

$$\hat{S}(k) = [\hat{\theta}_1(k), \dots, \hat{\theta}_p(k)] \tag{9}$$

La différence entre  $S(k)$  et  $\hat{S}(k)$  constitue l'erreur d'apprentissage sur l'exemple  $k$ . Ce processus est répété pour tous les exemples ( $k$  varie de 1 à  $n$ ). Par la suite, l'erreur globale sur les angles est exploitée par l'algorithme de rétro propagation pour adapter les valeurs des paramètres du réseau (poids). De même, des itérations sur tous les exemples sont effectuées jusqu'à l'obtention de la convergence du réseau.

A la fin de cette phase d'apprentissage, tous les paramètres sont adaptés, de telle manière que lorsque le réseau reçoit une valeur actuelle  $r(k)$ , il fournira



automatiquement les angles correspondant à l'entrée introduite et cela grâce aux poids synaptiques calculés lors de la phase d'apprentissage. Le réseau est donc prêt, après la phase d'adaptation, d'être implémenté pour une commande en temps réel.

Dans le cas de l'onduleur à onze niveaux, seule l'annulation des harmoniques 5, 7, 11 et 13 était possible. La résolution du système d'équations relatif à ce cas, comme indiqué au paragraphe 3, présente des solutions multiples sur deux différents intervalles de  $r$ .

Aussi le choix des angles sur le meilleur THD a conduit à la solution optimale des angles d'allumage suivante:

$$\theta_i = f_i(r), (i = 1, \dots, 5) \tag{10}$$

Il s'agit donc d'approximer les cinq fonctions tabulées  $f_i(r)$  par un seul réseau de neurone (figure 10). La convergence du réseau a été concrétisée en imposant les paramètres indiqués au **Tableau 2**.

**Tableau 2:** Paramètres du réseau pour  $N = 11$

Nombre de neurones: $m$	Nombre d'itérations	Erreur
16	1934	$10^{-3}$

Du fait que les cinq fonctions optimisées comportent de fortes discontinuités, la convergence du réseau a été laborieuse, il a nécessité 1934 itérations pour ramener l'erreur d'apprentissage à  $10^{-3}$ . La réponse de réseau pour  $(0.48 \leq r \leq 0.48)$  donnée à la figure 11 est pratiquement identique à celle de Newton-Raphson (figure 5).

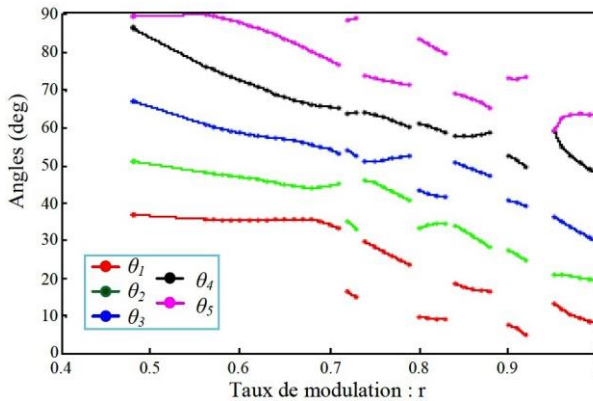


Fig. 11: Angles de commutation donnés par les RNA (•) et par la méthode de Newton-Raphson (-)

L'évolution de l'erreur lors de l'apprentissage est présentée par la figure 12.

### 5. ASSOCIATION ONDULEUR – MASDE

La figure 13 présente une machine asynchrone double étoile alimentée par deux onduleurs multi niveaux asymétriques triphasés ( $N = 11$ ).

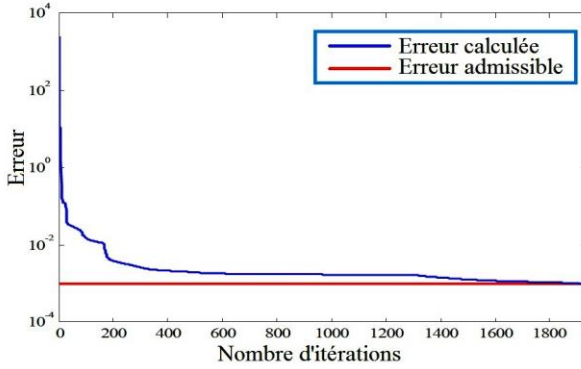


Fig. 12: Evolution de l'erreur lors de l'apprentissage

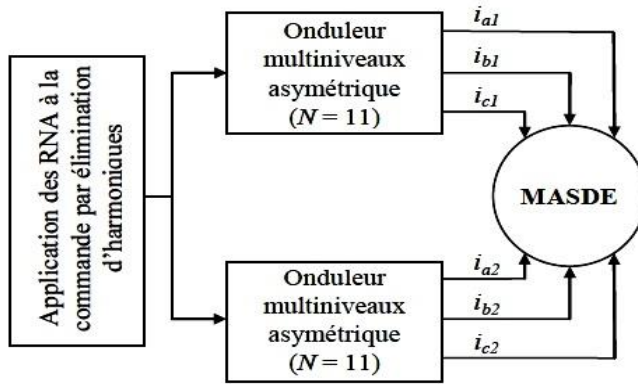


Fig. 13: Association deux onduleurs multi niveaux asymétriques (N = 11) - MASDE

**5.1 Modèle de la MASDE**

La représentation des équations de MASDE est définie par le système d'état suivant:

\* Equations électriques

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{d\varphi_{sd1}}{dt} = V_{sd1} - \frac{R_s}{L_{s1}} (\varphi_{sd1} - \varphi_{md}) + \omega \cdot \varphi_{sq1} \\ \frac{d\varphi_{sq1}}{dt} = V_{sq1} - \frac{R_s}{L_{s1}} (\varphi_{sq1} - \varphi_{mq}) - \omega \cdot \varphi_{sd1} \\ \frac{d\varphi_{sd2}}{dt} = V_{sd2} - \frac{R_s}{L_{s2}} (\varphi_{sd2} - \varphi_{md}) + \omega \cdot \varphi_{sq2} \\ \frac{d\varphi_{sq2}}{dt} = V_{sq2} - \frac{R_s}{L_{s2}} (\varphi_{sq2} - \varphi_{mq}) + \omega \cdot \varphi_{sd2} \\ \frac{d\varphi_{rd}}{dt} = 0 - \frac{R}{L_r} (\varphi_{rd} - \varphi_{md}) - \omega_g \cdot \varphi_{rq} \\ \frac{d\varphi_{rq}}{dt} = 0 - \frac{R}{L_r} (\varphi_{sq} - \varphi_{mq}) + \omega_g \cdot \varphi_{rd} \end{array} \right. \quad (11)$$

\* Equations mécaniques

$$\begin{cases} C_{em} = p \cdot \frac{L_m}{L_m + L_r} [\varphi_{rd}(i_{sq1} + i_{sq2}) - \varphi_{rq}(i_{sd1} + i_{sd2})] \\ J \cdot \frac{d\Omega}{dt} = C_{em} - C_r - k_f \Omega \end{cases} \quad (12)$$

avec,

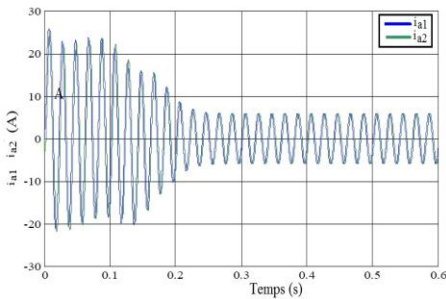
$$\varphi_{mq} = \left( \frac{\varphi_{sq1}}{L_s} + \frac{\varphi_{sq2}}{L_s} + \frac{\varphi_{rq}}{L_r} \right) \times L_a$$

$$\varphi_{md} = \left( \frac{\varphi_{sd1}}{L_s} + \frac{\varphi_{sd2}}{L_s} + \frac{\varphi_{rd}}{L_r} \right) \times L_a$$

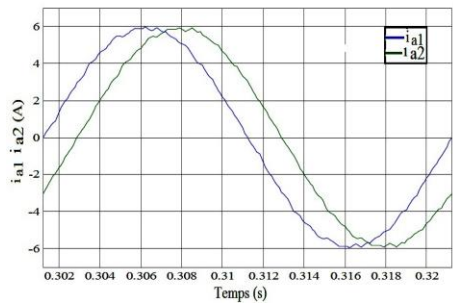
$$L_a = \frac{1}{\frac{1}{L_m} + \frac{1}{L_s} + \frac{1}{L_s} + \frac{1}{L_r}}$$

La figure 14 montre le comportement de la MASDE alimentée par cet onduleur et commandé par RNA et entraînant une charge imposant un couple résistant  $C_r = 14 \text{ N.m}$ .

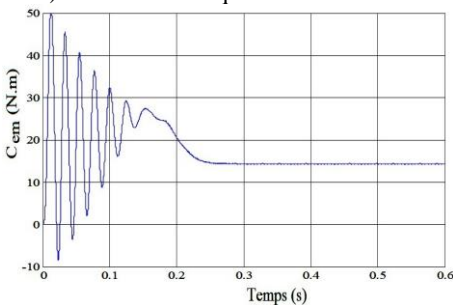
On remarque que les courants  $i_{a1}$  et  $i_{a2}$  en régime permanent reste proches de la sinusoïde et l'ondulation du couple électromagnétique reste faible, elle est de  $0.20 \text{ N.m}$ . On remarque aussi que la vitesse de rotation atteint sa valeur nominale ( $2750 \text{ tr/min}$ ) au bout de temps égale à  $0.25 \text{ s}$ .



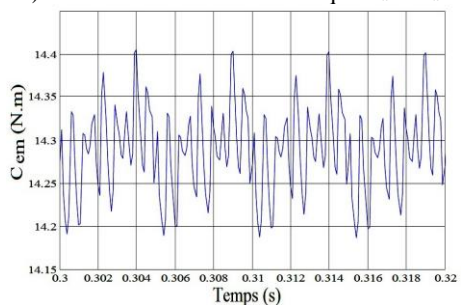
a) Courants statoriques des deux étoiles



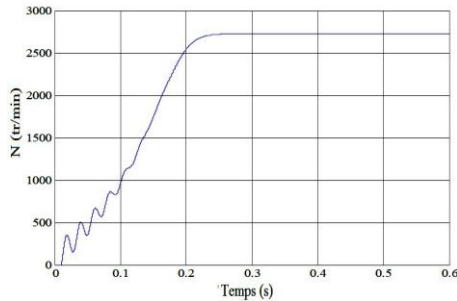
b) Zoom sur les courants statoriques  $i_{a1}$  et  $i_{a2}$



c) Couple électromagnétique



d) Zoom sur le couple électromagnétique



e) Vitesse de rotation

Fig. 14: Comportement de la MASDE alimentée par deux onduleurs multi niveaux asymétriques ( $N = 11$ ) commandés par RNA

## 6. CONCLUSION

Dans cet article, nous avons présenté la commande par réseaux de neurones d'un onduleur multi niveau asymétrique. La topologie étudiée est basée sur la mise en série de  $k$  cellules d'onduleurs monophasés sur chaque phase. La modularité et la simplicité de sa structure permettent une extension aisée à un nombre de niveaux élevé.

Le choix asymétrique des tensions, et surtout l'existence de plusieurs possibilités d'alimentation pour le même nombre de niveaux à la sortie du convertisseur est un degré de liberté supplémentaire offert à cette topologie de convertisseur. Il devient ainsi possible d'augmenter le nombre de niveaux de la tension à la sortie du convertisseur, tout en réduisant le nombre de semi-conducteurs.

Puisque chaque technique de modulation de largeur d'impulsions présente des avantages et des inconvénients, on note que la technique de modulation à élimination d'harmoniques présente les trois avantages suivants:

- les instants de commande sont connus au préalable;
- elle permet la sélection d'harmoniques à éliminer ;
- elle permet aussi le contrôle de l'amplitude du fondamental.

Mais en pratique, l'implémentation de l'algorithme d'élimination d'harmoniques nécessite une très grande capacité mémoire, où doivent être stockés, tous les angles nécessaires à la commande des composants à semi-conducteurs du convertisseur multi niveaux asymétriques. Ce qui rend la réalisation coûteuse.

Pour assurer alors la commande du convertisseur en temps réel, nous avons proposé d'exploiter la propriété d'approximation universelle des réseaux de neurones artificiels. Les caractéristiques de commutation obtenues par les RNA sont pratiquement similaires à celles déterminées par la méthode de Newton-Raphson. Ce qui valide, sans doute, l'excellente performance de réseau élaboré.

De plus, le réseau est capable de fournir les angles de commutation pour la stratégie d'élimination d'harmoniques même pour les exemples non présentés de l'apprentissage. Par conséquent, un bon apprentissage est réalisé par le réseau obtenu.

## 7. ANNEXE

### 1. Tensions d'alimentations des onduleurs partiels

$$U_{d1} = 70 \text{ V}, \quad U_{d2} = 140 \text{ V} \text{ et } U_{d3} = 140 \text{ V}$$

## 2. Paramètres de la MASDE

- Résistance statorique:  $R_s = 3.72 \Omega$
- Résistance rotorique:  $R_r = 2.12 \Omega$
- Inductance statorique:  $L_s = 0.022 \text{ H}$
- Inductance rotorique:  $L_r = 0.006 \text{ H}$
- Inductance mutuelle:  $L_m = 0.3672 \text{ H}$
- Nombre de paires de pole:  $p = 1$
- Moment d'inertie:  $J = 0.0625 \text{ kg.m}^2$
- Coefficient de frottement:  $K_f = 0.001 \text{ N.m.s./rad}$
- Angle électrique de décalage entre les deux étoiles:  $\gamma = 30^\circ$

## REFERENCES

- [1] J. Rodriguez, J.S. Lai, F.Z. Peng, '*Multilevel Inverters: A Survey of Topologies, Controls, and Applications*', IEEE Transactions on Industry Electronics, Vol. 49, N°4, pp. 724 - 738, 2002.
- [2] J. Song-Manguelle, '*Convertisseurs multi niveaux asymétriques alimentés par transformateurs multi-secondaires basse-fréquence: réactions au réseau d'alimentation*', Thèse EPFL N°3033, Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne, 2004.
- [3] S. Mariethoz, '*Etude formelle pour la synthèse de convertisseurs multi niveaux asymétriques: topologies, modulation et commande*', Thèse EPFL N°3188, Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne, 2005.
- [4] P.N Enjeti and J.F Lindsay, '*Solving Nonlinear Equations of Harmonic Elimination PWM in Power Control*', IEEE Transactions on Industrial Application, Electronics Letters, Vol. 32, N°12, pp. 656 - 657, 1987.
- [5] J. N. Chiasson, L. M. Tolbert, K. J. McKenzie and Z. Du, '*A unified approach to solving the harmonic elimination equations in multilevel converters*', IEEE Transactions on Power Electronics, Vol. 19, N°2, pp. 478 - 490, 2004..
- [6] G. Dreyfus, J. Martinez, M. Samuelides, M.B. Gordon, F. Badran, S. Thiria et L. Hérault, '*Réseaux de neurones: Méthodologie et applications*', Editions Eyrolles, 2002.
- [7] D. Hadiouche, H. Razik and A. Rezzoug, '*Modelling of A Double-Star Induction Motor For Space Vector PWM Control*', Proceeding on ICEM 2000, 28 - 30 August 2000, Espoo, Finland, Vol. 1, pp. 392 - 396.
- [8] J. Song-Manguelle, S. Mariethoz, M. Veenstra and A. Rufer, '*A Generalized design principle of a uniform step asymmetrical multilevel converter for high power conversion*', European Conference on Power Electrics and Applications, EPE'01, Graz, Austria, 2001.

- [9] S. Clenet, C. Forgez, J. Hautier and B. Lemaire-Semail, '*Réseaux de neurones appliqués à la modélisation de systèmes électrotechniques*', Revue Internationale de Génie Electrique, pp. 305 - 333, 1999.
- [10] D. Yathley, '*Back propagation neural networks for non liniear self-tuning adaptive control*', IEEE, Control systems magazine, pp. 44 - 99, January 1990.