

Commande robuste par la logique floue et les réseaux de neurones artificiels de la GADA : étude comparative

Youcef Djeriri ^{1*} et Zinelaabidine Boudjema ²

¹ Laboratoire ICEPS, Intelligent Control & Electrical Power Systems

Département Electrotechnique, Faculté de Génie Electrique
Université Djillali Liabès, B.P. 98, Sidi Bel-Abbès, Algérie

² Département Electrotechnique, Faculté de Technologie
Université Hassiba Benbouali, Chlef, Algérie

(reçu le 10 Février 2017 - accepté le 30 Mars 2017)

Résumé - Cet article présente la commande de la machine asynchrone à double alimentation en mode génératrice (GADA) par des techniques de l'Intelligence Artificielle (IA), utilisée dans un système de conversion d'énergie éolienne à vitesse variable. Donc dans ce travail, on s'intéresse particulièrement à l'application de la commande vectorielle indirecte par orientation du flux statorique à la GADA, basée sur les régulateurs de l'intelligence artificielle, tels que la logique floue et les réseaux de neurones. Ces derniers surpassent les limites des techniques classiques et possèdent des caractéristiques essentielles pour l'amélioration de la robustesse de la commande vectorielle. Des résultats de simulation sous Matlab/Simulink sont donnés afin de comparer les performances des deux régulateurs dans le contrôle de la GADA.

Abstract - This paper presents the control of the doubly fed induction machine in generating mode (DFIG) using Artificial Intelligence (AI) techniques, used in a variable speed wind energy conversion system. In this work, we are particularly interested in the application of indirect vector control by stator field orientation of DFIG, based on artificial intelligence controllers, such as fuzzy logic and neural networks. The latter surpass the limits of conventional techniques and possess essential characteristics for improving the robustness of the vector control. Matlab/Simulink simulation results are presented to compare the performance of the two controllers in the control of DFIG.

Mots Clés: Energie éolienne – Génératrice Asynchrone à Double Alimentation – Commande vectorielle – Intelligence artificielle – Logique floue – Réseaux de neurones.

1. INTRODUCTION

Les éoliennes de dernière génération fonctionnent à vitesse variable. Ce type de fonctionnement permet d'augmenter le rendement énergétique, de baisser les charges mécaniques et d'améliorer la qualité de l'énergie électrique produite. Par rapport aux éoliennes à vitesse fixe, ce sont les algorithmes de commande qui permettent de contrôler les puissances active et réactive produites par l'éolienne à chaque instant.

Actuellement, le marché des générateurs éoliens à vitesse variable s'est orienté vers des puissances supérieures à 1 MW notamment pour tirer parti au maximum du gisement éolien sur le site d'implantation. Ces générateurs utilisent souvent la machine asynchrone à double alimentation (MADA) comme génératrice étant donné ses avantages. En effet, le schéma de raccordement le plus typique de cette machine consiste à raccorder le stator directement au réseau, alors que le rotor est alimenté à travers deux convertisseurs statiques en mode back-to-back (un côté machine CCM et l'autre côté réseau CCR).

* youcef.djeriri@univ-sba.dz

Cette dernière configuration permet un fonctionnement de l'éolienne à vitesse variable ce qui donne la possibilité de produire le maximum de puissance possible sur une large plage de variation de la vitesse ($\pm 30\%$ autour de la vitesse de synchronisme). Par ailleurs, les convertisseurs statiques utilisés pour le contrôle de cette machine peuvent être dimensionnés pour transiter seulement une fraction de la puissance totale (qui représente la puissance du glissement).

Ceci implique moins de pertes par commutations, un coût de production du convertisseur moins élevé et une réduction de la taille des filtres passifs impliquant ainsi une réduction des coûts et des pertes additionnelles.

La commande vectorielle indirecte basée sur des régulateurs classiques de type PI (Proportionnel-Intégral) est traditionnellement utilisée pour le contrôle de la puissance active et réactive de la GADA [1, 2]. Cette technique découple le courant du rotor en composants actif et réactif, est obtenu indirectement en contrôlant les courants d'entrée.

Par conséquent, les régulateurs PI classiques, en raison de leurs structures simples, sont encore les correcteurs les plus couramment utilisés dans le contrôle des systèmes industriels; récemment dans le contrôle des éoliennes équipées de GADA [1-4].

Cependant, l'ajustement des correcteurs PI est fastidieux et il peut être difficile de régler les gains de ce dernier correctement en raison de la non-linéarité et de la grande complexité du système. Un autre inconvénient principal de ce régulateur est que ses performances dépendent fortement des paramètres de la GADA [5, 6].

Les techniques de l'intelligence artificielle sont connues actuellement pour leur grande potentialité de pouvoir résoudre les problèmes liés aux processus industriels, notamment le contrôle, l'estimation et l'identification des paramètres des systèmes variant.

Parmi ces techniques, on trouve la logique floue et les réseaux de neurones qui s'appliquent de plus en plus dans le contrôle de la machine à induction et l'adaptation de sa commande vectorielle. Le but de l'Intelligence Artificielle (IA) est de concevoir des systèmes capables de reproduire le comportement de l'humain dans ses activités de raisonnement.

Différentes techniques de l'IA existent aujourd'hui dans la littérature, telles que les algorithmes génétiques, les algorithmes évolutionnaires, la logique floue et les réseaux de neurones, etc....

Dans notre étude, nous nous sommes intéressés par ces deux dernières techniques pour synthétiser des régulateurs robustes vis-à-vis aux variations paramétriques de la GADA, afin de remplacer les quatre régulateurs PI classiques utilisés dans la commande vectorielle. Des résultats de simulation sont présentés afin de monter l'efficacité de ces régulateurs dans la résolution du problème de la robustesse ainsi de comparer leurs performances.

2. MODELE SIMPLIFIE DE LA GADA

La GADA est représentée par son modèle de Park (d-q) dont les équations sont établies dans un référentiel lié au champ tournant comme suit:

- Les tensions statoriques

$$\begin{cases} V_{sd} = R_s \cdot i_{sd} + \frac{d}{dt} \varphi_{sd} - \omega_s \cdot \varphi_{sq} \\ V_{sq} = R_s \cdot i_{sq} + \frac{d}{dt} \varphi_{sq} + \omega_s \cdot \varphi_{sd} \end{cases} \quad (1)$$

- Les tensions rotoriques

$$\begin{cases} V_{rd} = R_r \cdot i_{rd} + \frac{d}{dt} \phi_{rd} - (\omega_s - \omega_r) \cdot \phi_{rq} \\ V_{rq} = R_r \cdot i_{rq} + \frac{d}{dt} \phi_{rq} + (\omega_s - \omega_r) \cdot \phi_{rd} \end{cases} \quad (2)$$

- Les flux magnétiques statoriques

$$\begin{cases} \phi_{sd} = L_s \cdot i_{sd} + L_m \cdot I_{rd} \\ \phi_{sq} = L_s \cdot i_{sq} + L_m \cdot I_{rq} \end{cases} \quad (3)$$

- Les flux magnétiques rotoriques

$$\begin{cases} \phi_{rd} = L_r \cdot i_{rd} + L_m \cdot I_{sd} \\ \phi_{rq} = L_r \cdot i_{rq} + L_m \cdot I_{sq} \end{cases} \quad (4)$$

- Les puissances actives et réactives statoriques et rotoriques s'expriment par,

$$\begin{cases} P_s = \frac{3}{2} \cdot \text{Re} \cdot \{ \vec{V}_s \times \vec{I}_s^* \} = \frac{3}{2} (v_{sd} \cdot i_{sd} + v_{sq} \cdot i_{sq}) \\ Q_s = \frac{3}{2} \cdot \text{Im} \cdot \{ \vec{V}_s \times \vec{I}_s^* \} = \frac{3}{2} (v_{sq} \cdot i_{sd} - v_{sd} \cdot i_{sq}) \end{cases} \quad (5)$$

$$\begin{cases} P_r = \frac{3}{2} \cdot \text{Re} \cdot \{ \vec{V}_r \times \vec{I}_r^* \} = \frac{3}{2} (v_{rd} \cdot i_{rd} + v_{rq} \cdot i_{rq}) \\ Q_r = \frac{3}{2} \cdot \text{Im} \cdot \{ \vec{V}_r \times \vec{I}_r^* \} = \frac{3}{2} (v_{rq} \cdot i_{rd} - v_{rd} \cdot i_{rq}) \end{cases} \quad (6)$$

- Le couple électromagnétiques

$$C_{em} = \frac{3}{2} \cdot p \cdot \frac{L_m}{L_s} \cdot (\Phi_{qs} \cdot i_{dr} - \Phi_{ds} \cdot i_{qr}) \quad (7)$$

Avec, p , est le nombre de paires de pôles de la GADA.

En vue de la commande vectorielle de la GADA, il est plus judicieux de choisir le repère d - q lié au champ tournant statorique, lequel est relatif à la fréquence de 50 Hz (fréquence du réseau électrique). Par conséquent, le repère de Park sera synchronisé avec le flux statorique (figure 1).

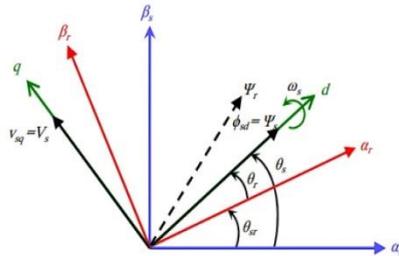


Fig. 1: Orientation du flux statorique

Souvent dans le cas d'une GADA de moyenne et de grande puissance, la résistance statorique R_s est négligée lors de la synthèse de son modèle sous l'hypothèse d'orientation du flux statorique [3, 7].

En adoptant donc l'hypothèse d'une résistance statorique R_s négligeable et que le flux statorique est constant (cette condition est assurée dans le cas d'un réseau stable connecté au stator de la GADA), et orienté selon l'axe d , on déduit:

$$\begin{cases} \phi_{sq} = 0 \\ \phi_{sd} = \Psi_s \end{cases} \quad (8)$$

$$\begin{cases} V_{sd} = 0 \\ V_{sq} = V_s = \omega_s \Psi_s \end{cases} \quad (9)$$

$$\begin{cases} V_{sd} = L_s \cdot i_{sd} + L_m \cdot i_{rd} \\ 0 = L_s \cdot i_{sq} + L_m \cdot i_{rq} \end{cases} \quad (10)$$

A partir de l'équation (10), nous pouvons alors écrire les équations liant les courants statoriques aux courants rotoriques,

$$\begin{cases} i_{sd} = \frac{\Psi_s}{L_s} - \frac{L_m}{L_s} \times i_{rd} \\ i_{sq} = -\frac{L_m}{L_s} \times i_{rq} \end{cases} \quad (11)$$

En remplaçant dans l'équation (4) des flux rotoriques, les courants statoriques de l'expression (11), on obtient :

$$\begin{cases} \phi_{rd} = \sigma \cdot L_r \cdot i_{rq} + \frac{L_m}{L_s} \cdot \Psi_s \\ \phi_{rq} = \sigma \cdot L_r \cdot i_{rq} \end{cases} \quad (12)$$

Avec, $\sigma = 1 - (L_m^2 / L_s \cdot L_r)$; (coefficient de dispersion de Blondel).

En remplaçant l'expression (12) des flux rotoriques dans l'équation (2), on obtient:

$$\begin{cases} V_{rd} = R_r \cdot i_{rd} + \sigma \cdot L_r \cdot \frac{d}{dt} i_{rd} - g \cdot \omega_s \cdot \sigma \cdot L_r \cdot i_{rq} \\ V_{rq} = R_r \cdot i_{rq} + \sigma \cdot L_r \cdot \frac{d}{dt} i_{rq} - g \cdot \omega_s \cdot \sigma \cdot L_r \cdot i_{rd} + g \cdot \frac{L_m \cdot V_s}{L_s} \end{cases} \quad (13)$$

En régime permanent, les termes faisant intervenir les dérivées des courants rotoriques diphasés disparaissent, nous pouvons donc écrire :

$$\begin{cases} V_{rd} = R_r \cdot i_{rd} - g \cdot \omega_s \cdot \sigma \cdot L_r \cdot i_{rq} \\ V_{rq} = R_r \cdot i_{rq} + g \cdot \omega_s \cdot \sigma \cdot L_r \cdot i_{rd} + g \cdot \frac{L_m \cdot V_s}{L_s} \end{cases} \quad (14)$$

Où g correspond au glissement de la machine asynchrone, et le terme $(g \cdot L_m \cdot V_s / L_s)$ représente une force électromotrice dépendante de la vitesse de rotation. Son influence n'est pas négligeable car elle entraîne une erreur de traînage. Le contrôle du système devra donc prendre en compte cette erreur.

L'adaptation des équations des puissances (5) au système d'axes choisi et aux hypothèses simplificatrices effectuées dans notre cas ($V_{sd} = 0$) donne,

$$\begin{cases} P_s = \frac{3}{2} V_s \cdot i_{sq} \\ Q_s = \frac{3}{2} V_s \cdot i_{sd} \end{cases} \quad (15)$$

En remplaçant les courants statoriques par leurs valeurs de l'équation (11) dans l'équation (15), nous obtenons les expressions suivantes pour les puissances active et réactive:

$$\begin{cases} P_s = -\frac{3}{2} V_s \cdot \frac{L_m}{L_s} i_{rq} \\ Q_s = \frac{3}{2} \left(V_s \cdot \frac{\Psi_s}{L_s} - V_s \cdot \frac{L_m}{L_s} \cdot i_{rq} \right) \end{cases} \quad (16)$$

En tirant $\Psi_s = \frac{V_s}{\omega_s}$ de l'équation (9), l'expression de la puissance réactive devient,

$$Q_s = -\frac{3}{2} \cdot V_s \cdot \frac{L_m}{L} \cdot i_{rq} + \left(\frac{3 \cdot V_s^2}{2 \cdot L_s \cdot \omega_s} \right) \quad (17)$$

Compte tenu du repère choisi et des approximations faites et si l'on considère l'inductance magnétisante L_m comme constante (entrefer constant), le système obtenu lie de façon proportionnelle la puissance active au courant rotorique d'axe q et la puissance réactive au courant rotorique d'axe d à la constante $\left(3V_s^2 / 2L_s \omega_s\right)$ près imposée par le réseau.

En remplaçant (9) dans (7), le couple de la GADA aura pour expression,

$$C_{em} = -\frac{3}{2} p \cdot \frac{L_m}{L_s} \cdot \Psi_s \cdot i_{rq} = -\frac{3}{2} p \cdot \frac{L_m}{L_s} \cdot \frac{V_s}{\omega_s} \cdot i_{rq} \quad (18)$$

En examinant les équations (13), (16), (17) et (18), on peut établir le schéma bloc de la GADA illustré dans la figure 2 qui comporte en entrées les tensions rotoriques et en sorties les puissances active et réactive statoriques et le couple électromagnétique.

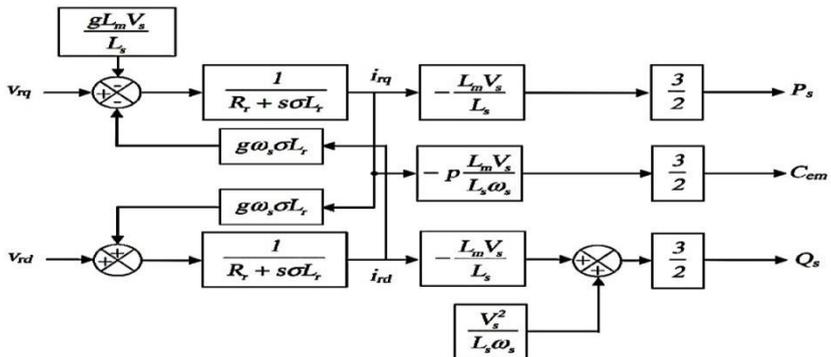


Fig. 2: Schéma bloc du modèle simplifié de la GADA

3. COMMANDE VECTORIELLE INDIRECTE

Cette méthode consiste à tenir compte des termes de couplage (C_d et C_q) et à les compenser en utilisant un système comportant deux boucles permettant de contrôler les

puissances et les courants rotoriques. En combinant les différentes équations des flux, des tensions rotoriques, des courants et des puissances, nous pouvons exprimer les tensions en fonction des puissances.

On reproduit ainsi le schéma bloc du système en sens inverse en aboutissant à un modèle qui correspond à celui de la machine mais dans l'autre sens et qui contient tous les éléments du schéma bloc de la GADA.

Dans cette méthode, le découplage se fait au niveau des sorties des régulateurs en courant rotorique avec un retour du système, qui permet le réglage des puissances. On distingue donc, une commande par boucle en cascade de la puissance et du courant rotorique pour chaque axe, puisqu'elle permet de contrôler séparément les courants I_{rd} , I_{rq} et les puissances Q_s , P_s en boucle fermé. Le schéma simplifié de la commande est illustré sur la figure 3.

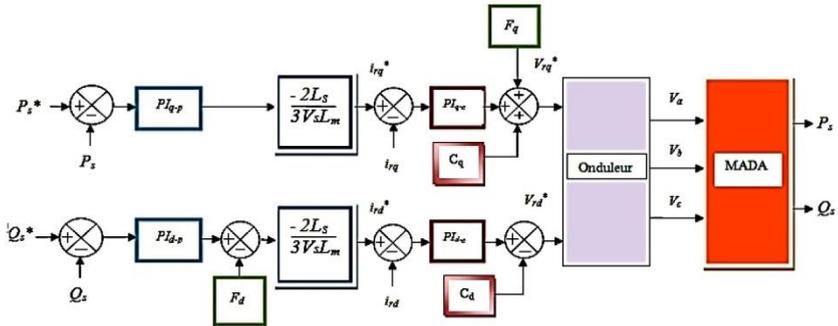


Fig. 3: Schéma bloc de la commande indirecte avec des régulateurs PI

$$\begin{cases} C_d = g \omega_s \sigma L_r i_{rq} \\ C_q = g \omega_s \sigma L_r i_{rd} \end{cases} \begin{cases} F_d = \frac{3 V_s^2}{2 L_s \omega_s} \\ F_q = \frac{g L_m V_s}{L_s} \end{cases}$$

4. COMMANDE PAR LA LOGIQUE FLOUE

L'avantage de la commande floue par rapport aux commandes classiques est qu'elle ne nécessite pas la connaissance des modèles mathématiques du système. Par contre elle a besoin d'un ensemble de règles basées essentiellement sur la connaissance d'un opérateur qualifié manipulant le système [8-11].

La conception du contrôleur flou (FLC) passe par quatre principales étapes distinctes, comme le montre la figure 4.

En se basant sur la structure de la commande logique floue décrite ci-dessous, on va procéder à son application à notre GADA pour le contrôle indépendant des puissances actives et réactives, où on aura deux régulateurs sur chacune des boucles, celles des puissances et des courants rotoriques, ce qui résulte en quatre régulateurs.

Les deux grandeurs les plus significatives pour analyser le comportement du système à savoir l'erreur E_p et sa variation dE_p sont choisies comme deux entrées du régulateur par logique floue (RLF).

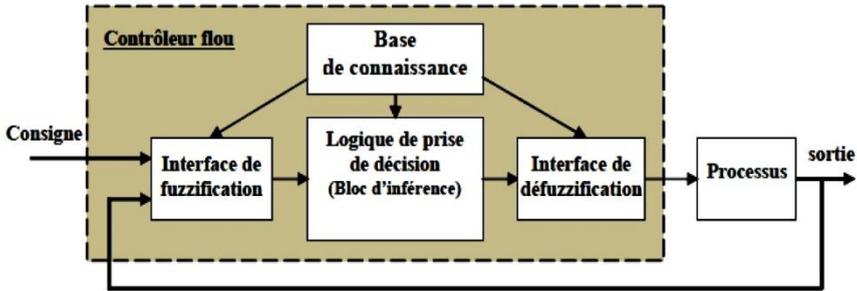


Fig. 4: Structure de base d'une commande à logique floue [10, 11]

La sortie est l'incrément du signal de commande à appliquer au système à commander dI_{qr} (figure 5). Les entrées du RLF sont calculées à l'instant K de la manière suivante [11, 12].

$$E_p(k) = P_{ref}(k) - P_s(k) \tag{19}$$

$$dE_p(k) = E_p(k) - E_p(k-1) \tag{20}$$

Le signal de commande I_{iq}^{ref} s'obtient après l'intégration de la sortie du RLF.

$$I_{iq}^{ref}(k) = I_{iq}^{ref}(k-1) + dI_{iq}^{ref}(k) \tag{21}$$

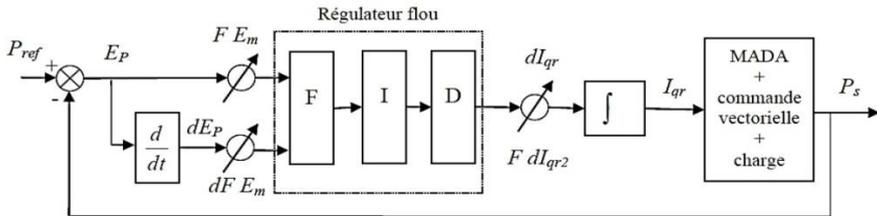


Fig. 5: Schéma bloc de la commande de la GADA

Le même raisonnement et la même procédure s'applique à la boucle de puissance réactive où le signal de commande est le courant rotorique direct I_{iq}^{ref} .

Le régulateur flou représenté par la figure 5 est composé de [10] :

- Les fonctions d'appartenances triangulaires et trapézoïdales, ce choix est dû à la simplicité de mise en œuvre;
- Un univers de discours normalisé;
- L'univers de discours est découpé en trois (réglage fin) pour les variables d'entrées et de sortie; une subdivision très fine de l'univers de discours sur plus de sept ensembles flous n'apporte en général aucune amélioration du comportement dynamique du système à réguler;
- L'implication de Mamdani pour l'inférence;
- La méthode du centre de gravité pour la défuzzification;

a- Fuzzification

Pour les fonctions d'appartenance, on a choisi pour chaque variable les formes triangulaires et trapézoïdales comme le montre la figure 6: [13]

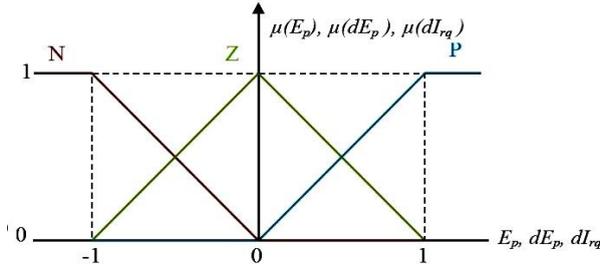


Fig. 6: Fonctions d'appartenance pour les variables d'entrées E_p , dE_p et de sortie du dI_{rq} du régulateur flou de puissance active

Explicitons maintenant les notations des sous-ensembles flous utilisés pour "fuzzifier" les trois variables précédentes: **N**: Négatif; **Z**: Zéro; **P**: Positif.

b- Inférence

Comme nous l'avons mentionné auparavant, chacune des deux entrées linguistiques du contrôleur flou possède trois ensembles flous, ce qui donne un ensemble de neuf règles. Celles-ci peuvent être représentées par la matrice d'inférence suivante: [13]

Table.1: Matrice d'inférence du régulateur flou de puissance

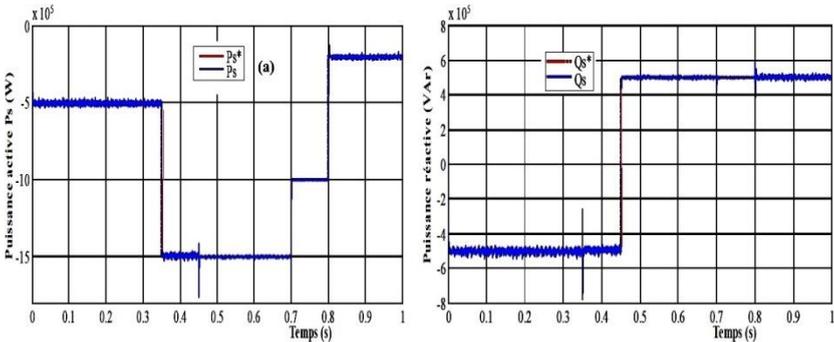
dI_{rq}		dE_p		
		N	Z	P
E	N	N	N	Z
	Z	N	Z	P
	P	Z	P	P

c- Défuzzification

Pour la défuzzification, on utilise la méthode du centre de gravité [14], on obtient:

$$dI_{rq} = \frac{\sum \mu_{Ri} (I_{rqi}) dI_{rqR}}{\sum \mu_{Ri} (I_{rqi})}$$

La stratégie indirecte de commande en puissances de la GADA par la logique floue a été validée par simulation numérique en utilisant le logiciel MATLAB/SIMULINK ; dont les paramètres du système sont donnés par l'annexe.



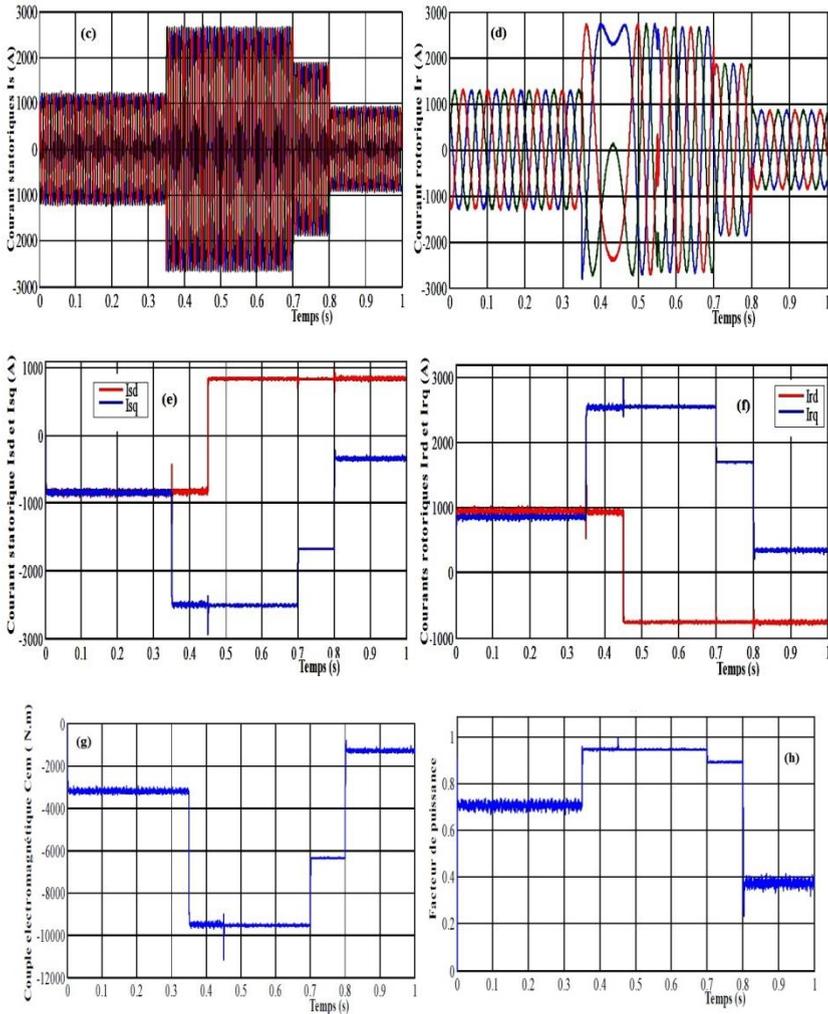


Fig. 10: Résultats de simulation de la commande vectorielle en puissances de la GADA par des régulateurs des réseaux de neurones artificiels (RNA)

Les résultats de simulation présentés dans la figure 10 montrent que le régulateur neuronal (RNA) offre une meilleure poursuite de la référence des puissances, sans dépassement comparativement au régulateur RLF de la logique floue.

6. TEST DE ROBUSTESSE

Ce test a pour but de tester la robustesse des deux techniques proposées vis-à-vis les variations des paramètres de la GADA. Nous allons effectuer une diminution de l'inductance mutuelle (10 % de L_m et 30 % de L_m), ce qui correspond un effet de saturation du circuit magnétique de la machine.

D'après les résultats obtenus de la figure 11, on constate que le régulateur flou garde sa robustesse particulièrement face à la variation de l'inductance mutuelle. Les résultats obtenus avec le test de robustesse du régulateur neuronal (figure 12) montrent la supériorité de ce régulateur par rapport au régulateur flou (RLF)

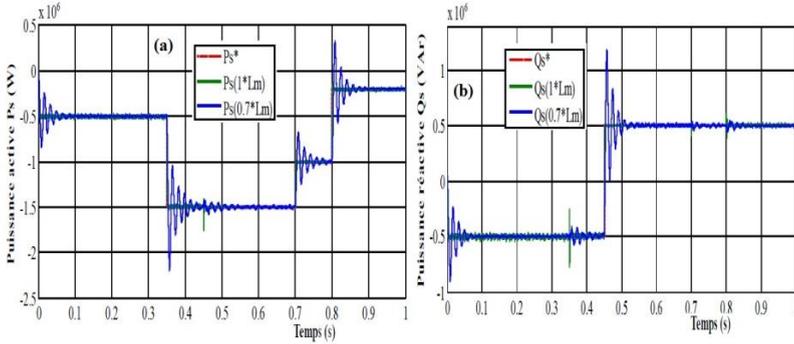


Fig. 11: Le régulateur flou face aux variations paramétriques de la GADA

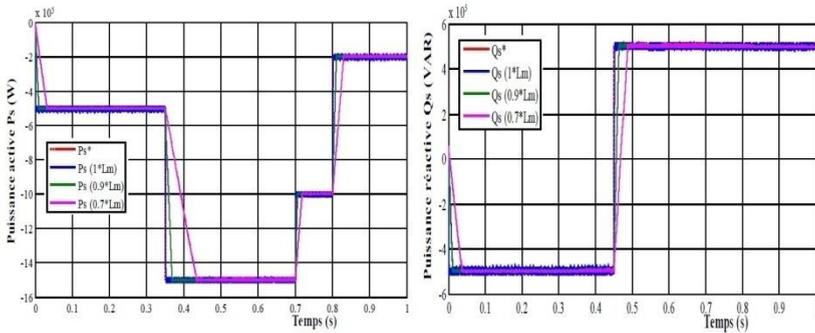


Fig. 12: Le régulateur neuronal face aux variations paramétriques de la GADA

Généralement, on remarque que les réponses en puissances pour les deux régulateurs proposés restent insensibles aux variations des paramètres de la machine, il y a une erreur statique très faible avec un temps de réponse rapide. Le découplage entre les puissances est maintenu en régime permanent.

On peut récapituler les performances dynamiques et statiques obtenus par les deux régulateurs dans l'état normal de fonctionnement (sans changement paramétrique) par le tableau comparatif suivant:

Table 2: Comparaison des performances des trois régulateurs

Performance		Régulateur	
		RLF	RNA
Temps de réponse (ms)		1.95	0.97
Dépassement %		6	4.4
Erreur statique	%	1.42	0.77
	W	21000	11600
Robustesse vis-à-vis des variations paramétriques		acceptable	forte
Conception		difficile	Moyenne
THD pour le courant statorique (%)		1.88	12.15

Finalement, on peut dire que malgré les bonnes performances atteintes par le régulateur flou, il reste difficile à synthétiser. En fait, son réglage peut être relativement long et ennuyeux. Il s'agit parfois beaucoup plus de tâtonnement que d'une réelle

réflexion. Il manque donc à la logique floue un moyen d'apprentissage performant pour régler un système flou, c'est les réseaux de neurones qui remplissent cette tâche.

7. CONCLUSION

Dans cet article, la commande vectorielle robuste de la GADA basée sur les techniques de l'intelligence artificielle, a été exposée. Premièrement, un contrôleur à base de logique floue en utilisant la notion de la table de décision hors ligne est implantée dans la commande vectorielle de la GADA. Ce choix de la commande a été justifié par la capacité de la logique floue à traiter l'imprécis, l'incertain et le vague.

Deuxièmement, la synthèse d'un contrôleur basé sur les réseaux de neurones a été proposée, pour l'entraînement de ce type de réseau la méthode de rétropropagation constitue l'algorithme d'apprentissage qui reste le plus utilisé dans ce domaine. On peut dire que l'apprentissage hors ligne aboutit à une commande nettement plus performante car, il permet au contrôleur neuronal de s'affiner tout au long du processus de commande.

D'après les résultats de simulation obtenus, on peut dire que les régulateurs intelligents amènent une robustesse importante à la commande vectorielle de la GADA, vis-à-vis des variations paramétriques de cette dernière, notamment l'inductance mutuelle.

A titre comparatif, le régulateur neuronal présent l'avantage en termes d'atténuation des dépassements au niveau des régimes transitoires et la simplicité de sa conception par rapport au régulateur flou.

ANNEXES

A1- Paramètres de la turbine éolienne

Table 3: Paramètres de la turbine éolienne de 1.5MW

Nom et symbole des paramètres	Valeur numérique
Nombre de pales	03
Rayon du rotor R	35.25 m
Gain du multiplicateur de vitesse G	90
Moment d'inertie total J	1000 kg.m ²
Coefficient de frottement visqueux f_v	0.0024 N.m/s
Vitesse de démarrage du vent v_d	4 m/s
Vitesse d'arrêt du vent v_m	25 m/s

A2- Paramètres de la machine asynchrone à double alimentation

Table 4: Paramètres de la GADA

Nom et symbole du paramètre	Valeur numérique
Puissance nominale P_n	1.5 MW
Courant nominal I_n	1900 A

Tension nominale statorique V_s	398 / 690 V
Fréquence nominale statorique f	50 Hz
Tension nominale rotorique V_r	225 / 389 V
Résistance statorique R_s	0.012 Ω
Résistance rotorique R_r	0.021 Ω
Inductance statorique L_s	0.0137 H
Inductance rotorique L_r	0.0136 H
Inductance mutuelle L_m	0.0135 H
Tension de bus continu U_{DC}	1200 V
Inertie totale J	1000 kg.m ²
Nombre de paires de pôles p	2

A3- Paramètres des régulateurs

Table 5: Paramètres du régulateur fluo

	FE_m	dFE_m	Fd_{qr2}
Régulateur de puissance	0.0048378	4.7058×10^{-6}	33000000
Régulateur de courant	0.00000000000001290	4.7058×10^{-14}	1999999999999

Table 6: Poids et Biais du régulateur de puissance

Poids & Biais	RNA/Puissances	Poids & Biais	RNA/Courants
W_{01}	0.6286	W_{01}	-17.9524
W_{11}	$1.0e+005*4.6229$	W_{11}	643.9732
W_{12}	$-1.0e+005*2.5455$	W_{12}	-361.0591
W_{13}	$1.0e+005*3.3348$	W_{13}	-517.9770
W_{14}	$1.0e+005*3.2057$	W_{14}	69.4576
W_{15}	$-1.0e+005*1.5094$	W_{24}	119.8720
W_{16}	$1.0e+006*1.1175$	W_{34}	273.5682
W_{26}	$-1.0e+006*0.4748$	b_0	5.3193
W_{36}	$-1.0e+006*0.0633$	b_1	-63.1180
W_{46}	$1.0e+006*0.2622$	b_2	22.6514
W_{56}	$-1.0e+006*0.1483$	b_3	50.6036
b_0	-0.5130	b_4	-48.7803
b_1	$-1.0e+004*9.3654$		
b_2	$1.0e+004*2.4847$		
b_3	$1.0e+004*2.5461$		
b_4	$-1.0e+004*1.5338$		
b_5	$1.0e+004*0.8092$		
b_6	$2.9090e+005$		

REFERENCES

- [1] B. Hopfensperger, D.J. Atkinson, and R. Lakin, '*Stator-Flux-Oriented Control of a Doubly-Fed Induction Machine with and without Position Encoder*', IEE Proceedings - Electric Power Applications, Vol. 147, N°4, pp. 241 - 250, 2000.
- [2] M. Yamamoto and O. Motoyoshi, '*Active and Reactive Power Control for Doubly-Fed Wound Rotor Induction Generator*', IEEE Transactions on Power Electronics, Vol. 6, N°4, pp. 624 - 629, 1991.
- [3] A. Tapia, G. Tapia, J.X. Ostolaza, and J.R. Sáenz, '*Modeling and Control of a Wind Turbine Driven Doubly Fed Induction Generator*', IEEE Transactions on Energy Conversion, Vol. 18, N°2, pp. 194 - 204, 2003.
- [4] G. Tapia, A. Tapia, and J.X. Ostolaza, '*Proportional-Integral Regulator Based Approach to Wind Farm Reactive Power Management for Secondary Voltage Control*', IEEE Transaction Energy Conversion, Vol. 22, N°2, pp. 488 - 498, 2007.
- [5] A. Meroufel, Y. Djeriri, A. Massoum et A. Hammoumi, '*Commande Vectorielle par les Réseaux de Neurons Artificiels de l'Energie d'une MADA Intégrée à un Système Eolien*', Revue des Energies Renouvelables, Vol. 13, N°4, pp. 669 - 682, 2010.
- [6] Y. Djeriri, A. Meroufel and M. Allam, '*Artificial Neural Network-Based Robust Tracking Control for Doubly Fed Induction Generator Used in Wind Energy Conversion Systems*', Journal of Advanced Research in Science and Technology, JARST, Algeria, Vol. 2, N°1, pp.173-181, 2015.
- [7] S. Muller, M. Deicke and R.W. De Doncker, '*Doubly Fed Induction Generator Systems for wind turbines*', IEEE Industry Applications Magazine, pp. 26 - 33, 2002..
- [8] E.H. Mamdani and S. Assilian, '*An Experiment in Linguistic Synthesis with a Fuzzy Logic Controller*', International Journal of Machine Studies, Vol. 7, pp. 1 - 13, 1975.
- [9] M.J. Hany, '*Design and Implementation of Neuron- Fuzzy Vector control for Wind-Driven Doubly-Fed Induction generator*', IEEE Transactions on Sustainable Energy Conversion, Vol. 2, N°4, 2011.
- [10] A. Chaiba, R. Abdessemed, M.L. Bendaas and A. Dendouga, '*Performances of Torque Tracking Control for Doubly Fed Asynchronous Motor using PI and Fuzzy Logic Controllers*', Journal of Electrical Engineering, Vol. 5, N°2, pp. 25 - 30, 2005.
- [11] Z. Boudjema, A. Meroufel, E. Bounadja and Y. Djeriri, '*Nonlinear Control of a Doubly Fed Induction Generator Supplied by a Matrix Converter for Wind Energy Conversion Systems*', Journal of Electrical Engineering, Vol. 13, N°4, pp. 60 - 68, 2013.
- [12] Z. Boudjema, A. Meroufel and Y. Djeriri, '*Nonlinear Control of a Doubly Fed Induction Generator for Wind Energy Conversion*', Carpathian Journal of Electronic and Computer Engineering, Vol. 6, N°1, pp. 28 - 35, 2013.
- [13] K. Mouilah, M. Abid, A. Naceri and M. Allam, '*Fuzzy Control of a Doubly Fed Induction Generator for Wind Turbines*', Journal of Electrical Engineering, JEE, Vol. 14, N°4, pp. 352 - 357, 2014.
- [14] M.A.M. Prats, J.M. Carrasco, E. Galvan, J.A. Sanchez, L.G. Franquelo and C. Batista, '*Improving Transition Between Power Optimization and Limitation of*

- Variable Speed, Variable Pitch Wind Turbines using Fuzzy Control*', in Proceedings IEEE Industrial Electronics Society Conference, Vol. 3, pp. 1497 - 1502, 2000.
- [15] G. Dreyfus, J. Martinez, M. Samuelides, M. Gordon, F. Badran, S. Thiria, and L. Hérault, '*Réseaux de Neurones : Méthodologie et Application*', Eyrolles, Paris, France, 2002.
- [16] B. Widrow and M.A. Lehr, '*30 Years of Adaptive Neural Networks: Perceptron, Adaline, and Back-Propagation*', Proceedings of the IEEE, Vol. 78, N°9, pp. 1415 -1442, 1990.
- [17] M.T. Hagan and M. Menhaj, '*Training Feed Forward Networks with the Marquardt Algorithm*', IEEE Transaction on Neural Networks, Vol. 5, N°6, pp. 989 - 993, 1994.
- [18] D. Yathley, '*Back Propagation Neural Networks for Non-Linear Self Tuning Adaptive Control*', IEEE, Control Systems Magazine, pp. 44 - 99, 1990.