Modélisation d'une éolienne par réseau de neurones à fonction radiales de base en vue de son contrôle robuste

E. EL MJABBER¹, A. KHAMLICHI², A. EL HAJJAJI¹

1 Département de Physique, Faculté des Sciences de Tétouan, 93030, Maroc. kabira.mjabber@gmail.com 2 Département STIC, Ecole Nationale des Sciences Appliquées, Tétouan 93030, Maroc khamlichi7@yahoo.es

Résumé

Face aux variations fortes du vent, le système éolien est le sujet de nonlinéarités importantes qui provoquent des difficultés de la modélisation du système et de son contrôle. Dans ce travail, le contrôleur neuronal adaptatif à mode glissant a été considéré. Ce contrôleur permet une approximation pertinente du comportement nonlinéaire du système afin d'élaborer une commande robuste. modèle de l'éolienne utilisé est un modèle discret à deux masses. La zone de fonctionnement choisie est le régime à puissance maximale où le calage est maintenue constant en pratiquant la poursuite du coefficient de puissance maximale. La modélisation du système éolien et du contrôleur proposé a été développée dans l'environnent Matlab/Simulink. Les résultats obtenus sont comparés avec d'autres méthodes connues dans la littérature. La performance de la modélisation proposée a été démontrée.

Mots clefs : éolienne à vitesse variable, contrôle, réseau de neurone, mode glissant, rendement.

1. Introduction

Ces dernières années, il y a eu une évolution extraordinaire de la production d'électricité à base de l'énergie éolienne. Cette source d'énergie s'est développée considérablement compte tenu surtout de la diversité des zones exploitables et de son coût relativement intéressant. On peut définir un aérogénérateur comme une machine tournante permettant de convertir l'énergie cinétique du vent en énergie mécanique, puis en énergie électrique produite dans génératrice. une aérogénérateurs modernes fonctionnent à vitesse variable pour maximiser l'efficacité de conversion quand la vitesse du vent est inférieure à la vitesse nominale.

La plupart des travaux sur le contrôle des systèmes de conversion de l'énergie éolienne se sont concentrées sur l'optimisation de la puissance aérodynamique extraite. Parmi les contrôleurs utilisés il y a les régulateurs classique comme le proportionnel Intégral [1] et [2], les contrôleurs intelligents basés sur la logique floue [3] ou les

réseaux de neurones [4]. On trouve aussi des contrôleurs avancés de type contrôle nonlinéaire (statique et dynamique) [5] et le contrôleur dit en mode glissant [6]. L'objectif de ce travail est de proposer une modélisation du système éolien dans le cadre d'une approche qui couple représentation du système par un Réseau de Neurone à Fonction Radial de Base (RNFRB) et le contrôleur en Mode Glissant (MG). Le modèle permet d'estimer de manière appropriée la partie nonlinéaire. Le contrôleur MG qui se greffe dessus permet d'obtenir des performances notables en termes de minimisation des fluctuations des couples, ce qui réduit le phénomène de fatigue et améliore la qualité de l'énergie électrique produite.

2. Modélisation de l'aérogénérateur

Le modèle de l'éolienne considéré est un modèle discret à deux masses destinées à représenter le rotor éolien et le train de puissance [5], [6]. Son schéma est illustré sur la figure 1.

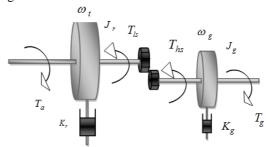


Figure 1. Schéma du modèle à deux degrés de liberté de l'éolienne

La dynamique du système éolien est décrite par le système suivant:

$$\begin{bmatrix} \dot{\omega}_t \\ \dot{\omega}_g \\ \dot{T}_{ls} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \omega_t \\ \omega_g \\ T_{ls} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b_{11} \\ b_{21} \\ b_{32} \end{bmatrix} T_a + \begin{bmatrix} b_{12} \\ b_{22} \\ b_{32} \end{bmatrix} T_g \quad (1)$$

avec

$$\begin{split} a_{11} &= -\frac{K_r}{J_r}, \quad a_{12} = 0, \quad a_{13} = -\frac{1}{J_r}, \quad a_{21} = 0, \\ a_{22} &= -\frac{B_g}{J_g}, \quad a_{23} = \frac{1}{n_g J_g}, \quad a_{32} = \frac{1}{n_g} \left(\frac{B_{ls} B_r}{J_g} - K_{ls} \right), \\ a_{33} &= -B_{ls} \left(\frac{J_r + n_g^2 J_g}{n_g^2 J_g J_r} \right), \quad b_{22} = -\frac{1}{J_g}, \quad b_{32} = \frac{B_{ls}}{n_g J_g}, \\ b_{31} &= \frac{B_{ls}}{J_r}, \quad b_{11} = \frac{1}{J_r}, \quad b_{12} = 0, \quad b_{21} = 0. \end{split}$$

où J_r est l'inertie des masses côté rotor, J_g l'inertie des masses côté génératrice, K_{ls} le coefficient de frottement sur l'arbre lent, K_r le coefficient de frottement externe de la génératrice, K_g le coefficient de torsion sur l'arbre lent, T_{ls} le couple de l'arbre rapide, T_{hs} le couple de l'arbre lent, T_a le couple aérodynamique qui est fonction de la vitesse du vent [4], T_g le couple électromagnétique, ω_t la vitesse du rotor, ω_{ls} la vitesse de l'arbre lent, ω_g la vitesse de la génératrice et n_g le rapport du multiplicateur

3. Contrôle du système

Le contrôleur dit en mode glissant a connu un grand succès ces dernières années [6]. Cependant ce contrôleur s'adapte mal à des systèmes à fortes nonlinéarités qui provoquent des fluctuations intempestives au niveau de la loi de contrôle. Pour éviter ce problème, une représentation adéquate du système est requise. Nous proposons dans la suite d'utiliser un modèle RNRBF afin d'estimer la partie nonlinéaire du système.

3.1 Contrôle par mode glissant

La maximisation de l'énergie extraite du vent se fait par le contrôle de la vitesse de rotation du rotor éolien par l'utilisation du couple de la génératrice. Dans le cadre du contrôle MG [6], la commande est synthétisée par:

$$s(t) = \delta e + \dot{e} + G_i \int e(t)dt \tag{2}$$

avec l'erreur de contrôle définie par $e=\omega_{ref}-\omega_t$ et où δ et G_i sont des constantes positifs, ω_{ref} est la vitesse de référence poursuivie qui est fonction de la vitesse du vent. Le critère de stabilité de Lyapunov permet de trouver la commande sous la forme

$$\begin{split} T_{g} &= \frac{T_{a}}{n_{g}} - \frac{K_{r}}{n_{g}} - J_{g} \dot{\omega}_{g} - K_{g} \omega_{g} - \frac{J_{r}}{n_{g}} \dot{\omega}_{ref} + \frac{J_{r}}{\delta n_{g}} \ddot{e} + G_{i} e(t) \\ &+ \frac{J_{r}}{\delta n_{g}} \lambda \tanh(s) \end{split} \tag{3}$$

Cette loi peut être écrite sous la forme générale suivante:

$$T_g = f_n + \frac{J_r}{\delta n_\varrho} \ddot{e} + G_i e(t) + \frac{J_r}{\delta n_\varrho} \lambda \tan g h(s)$$
 (4)

avec

$$f_n = \frac{T_a}{n_g} - \frac{K_r}{n_g} - J_g \dot{\omega}_g - K_g \omega_g - \frac{J_r}{n_g} \dot{\omega}_{ref}$$
 (5)

3.2 Approximation du système par RNFRB

Le réseau de neurones artificiels comprend des processeurs élémentaires qui calculent une sortie unique sur la base des informations en entrée. A chacune de ses entrées est associé un poids W représentatif de la force de la connexion.

Pour approximer l'équation (5), nous utilisons le réseau de neurone activé par la fonction radiale de base suivante :

$$h_{j}(t) = \exp\left(-\frac{\left\|e(t) - c_{j}(t)\right\|}{2b_{j}^{2}}\right) \tag{6}$$

où c_j et b_j sont respectivement le centre et la largeur de la FRB et e(t) l'erreur sur la vitesse du rotor.

Le RNFRB se constitue par une couche d'entrée, des couches d'activation, et une couche de sortie. La sortie s'écrit [4]:

$$f_n(t) = \sum_{j=1}^k W_j h_j \tag{7}$$

où W_i sont les poids.

4. Résultats et discussion

Les simulations numériques ont été réalisées dans le cas de l'aérogénérateur expérimental bipales CART, [5], dont les caractéristiques sont les suivantes : diamètre de rotor 21.65m, $n_p = 43.165$, $J_r = 3.25 \times 10^5 kg m^2$,

21.65m,
$$n_g = 43.165$$
 , $J_r = 3.25 \times 10^5 kg m^2$,
$$J_g = 34.4kg m^2$$
 , $K_{ls} = 9500 N m / rad / s$,
$$K_r = 2.691 \times 10^5 Nm / rad$$
 .

La comparaison de la performance du contrôleur proposé ici a été faite avec les méthodes publiées dans [4] et [6].

Le profil de vent utilisé est de valeur moyenne 8.5 m/s. avec l'écart type des fluctuations supposées purement aléatoires égal à 20%.

La figure 2 présente la vitesse de la génératrice. Les figures 3 et 4 donnent respectivement la puissance électrique et le couple de la génératrice.

Le tableau 1 donne une comparaison de la performance du contrôleur RNFRB-MG avec les contrôleurs de référence: MG et RNFRB, std dans ce tableau désigne l'écart type de la grandeur considérée.

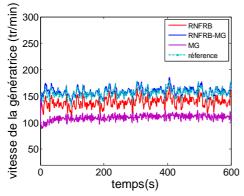


Figure 2. Vitesse de la génératrice

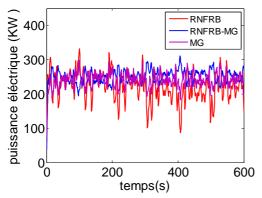


Figure 3: Puissance électrique

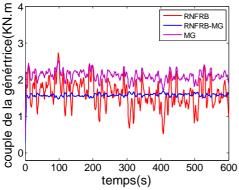


Figure 4. Couple de la génératrice

Tableau 1. Comparaison de la performance du contrôleur RNFRB-MG avec les contrôleurs de référence

	RNFRB	MG	RNFRB-MG
std(Tls)(kN.m)	22 .7	43	20
max(Tls)(kN.m)	273	415	167
std(Tg)(kN.m)	0.36	1.2	0 .08
max(Tg)(kN.m)	2.73	2.7	1 .68
Rendement(%)	84	91	95

Les figures 2,3 et 4 montrent que la loi de contrôle proposée RNFRB-MG est plus efficace que les deux autres: MG et RNFRB. On remarque que la vitesse de la génératrice, figure 2, suit parfaitement la référence. Par contre les résultats donnés par RNFRB et MG sont inférieurs à la référence. La figure 3 montre que la

puissance électrique produite par le RNFRB-MG est plus stable que celle des deux autres méthodes.

La figure 4 montre que le couple de la génératrice de la commande proposée est plus stable avec moins de fluctuations que les deux autres.

Le tableau 1 confirme les résultats observés sur les signaux des figures 3 et 4. Le maximum et l'écart type des couples de la génératrice (Tg) et de l'arbre (Tls) dus au protocole RNFRB-MG sont inférieurs par rapport à ceux des méthodes MG et RNFRB.

Par ailleurs le rendement énergétique du contrôleur proposé affiche une amélioration respectivement de 4% et 11% par rapport à celles respectivement de MG et RNFRB.

5. Conclusion

Dans ce travail, une modélisation de l'éolienne à base de réseau de neurones à fonction radiales de base a été introduite. Elle a permis de représenter les fortes nonlinéarités qui caractérisent le système éolien et qui sont dues à la nature stochastique de la vitesse du vent est autres incertitudes propres à l'éolienne. Cette modélisation a permis l'élaboration d'un nouveau contrôleur plus robuste à base du contrôleur dit en mode glissant. La simulation effectuée dans la zone de charge partielle a montré une nette amélioration des performances par rapport à des contrôleurs de référence.

Références

- [1] X.Ma, Adaptive extremum control and wind turbine contrôle, Thèse, université technique de Danemark, 1997.
- [2] M. M. Hand, M.J Balas, Non-linear and linear model based controller design for variable speed wind turbines, National Renwable Energy Laboratory, (1999),1-8.
- [3] M. Sheikhan, R. Shahnazi, A.N Yousefi; *An optimal fuzzy PI controller to capture the maximum power for variable- speed wind tyrbine*, Neural comput and applic, 23(2013), 1359-1369.
- [4] Q.W. Zhong, J.J Wen, L.R. Zhao, C.H. Wu, *Maximum wind power traking based on cloud RBF neural network*, Renewbale Energy, 86(2016), 466-472.
- [5] B. Boukhezzar, H. Siguerdidjane, *Nonlinear* control of a variable-speed wind turbine using a two-mass model, IEEE Transactions on Energy Conversion, 26(2011), 149-162.
- [6] R. Saravankumar, D, Jena, Validation of an integral sliding mode control for optimal control of a three blade variable speed variable pitch wind turbine, Electrical Power and Energy Systems, 69(2015), 421-429.