

Génération de Profils de Vent en vue d'Application Eoliennes

Nawal Cheggaga^{#1}, Abderrahmane Hamidat^{*2}, Omar Nadjemi^{#3}

[#]Département d'électronique - Université Saad Dahleb de BLIDA
Route de SOUMÂA BP 270 Blida (09000) Algerie

¹cheggaga@yahoo.fr

³omarnadjemipro@gmail.com

^{*} Centre de Développement des Energies Renouvelables
BP. 62 Route de l'Observatoire Bouzaréah - Alger, Algérie

²hamidat@cder.dz

Abstract— Dans le cadre de la modélisation des processus complexes, nous décrivons dans ce travail l'apport des réseaux de neurones à la modélisation du vent. Il s'agit d'effectuer à partir des données d'observations une description de la variation verticale de la vitesse du vent. L'impact visé est de générer des profils de vent utiles à la conception et au choix des générateurs éoliens en réduisant les incertitudes sur l'estimation du productible éolien. Pour cela, une approche couplée mesures/modélisation numérique sera utilisée. Il s'agira en particulier de modélisations plus complexes que ceux utilisés actuellement pour la détermination des conditions de vent et de turbulence à l'échelle verticale. Le modèle que nous avons alors conçu, est basé sur les réseaux de neurones à structure multicouche. Les données d'apprentissage et de test sont des mesures prises à l'échelle horaire et à diverses altitudes. Nous avons élaboré le profil vertical de la vitesse du vent suivant deux scénarios. Le scénario le plus favorable correspond à l'utilisation d'un réseau de réseaux de neurones ou chaque réseau correspond à un pas d'altitude. Cette approche a permis l'amélioration considérable des erreurs de prédiction obtenues lors de l'extrapolation de la vitesse du vent, et présente l'avantage majeur de procurer avec exactitude le profil vertical du vent à basse altitude.

Keywords— Extrapolation, Eolienne, Réseaux récurrents, Systèmes non linéaires, Vitesse du vent

I. INTRODUCTION

Le profil vertical de la vitesse du vent du site est un paramètre essentiel pour l'exploitation d'une station d'énergie éolienne, car cela permet de calculer les contraintes cycliques sur les pales. Avant de considérer le fonctionnement propre de la machine, il convient de définir la source d'énergie de l'éolien qui le vent. La modélisation du vent est primordiale que ce soit pour [1-3]:

- définir les conditions de fonctionnement de l'éolienne ;
- définir les sollicitations qui s'appliquent sur les pales ;
- développer et affiner la modélisation du rotor ;
- évaluer le potentiel d'énergie utilisable ;
- fournir une aide pour l'implantation de machines.

L'étude de faisabilité d'un projet de parc éolien implique une estimation aussi précise que possible du productible théorique, c'est-à-dire de la quantité d'énergie annuelle moyenne que pourra fournir le parc tout au long de sa durée de vie (typiquement 20 ans). La localisation approximative du site est choisie à partir d'atlas éoliens de grande échelle et en fonction d'autres considérations comme les contraintes environnementales ou de raccordement au réseau. Le choix des turbines et de leur emplacement précis nécessite ensuite une détermination plus précise des conditions de vent et de turbulence prenant en compte les facteurs locaux. Le productible théorique est alors estimé, assorti d'un calcul d'incertitude.

Plusieurs travaux portant sur la validité de ces modèles ont été effectués et ont confirmé qu'aucune formulation analytique pour la variation de la vitesse du vent avec la hauteur n'est valable pour toutes les conditions de stabilité et terrain[4,5]. Cela est particulièrement vrai pour les calculs de l'énergie éolienne, où un léger écart dans l'estimation de la vitesse du vent à la hauteur du moyeu peut entraîner une surestimation du rendement énergétique dramatique, vu que la puissance éolique varie avec la vitesse au cube et que l'investissement est à coût élevé[5,6].

Nos connaissances de la variation de la vitesse du vent en fonction de l'altitude dans la CLA, ou profil vertical de la vitesse du vent à basse altitude, proviennent essentiellement de la mesure des principaux processus qui la gouvernent. Les mesures expérimentales sont obtenues grâce à des instruments ou capteurs de mesure utilisés en atmosphère réelle (in situ).

Les techniques numériques qui consistent, à reproduire le profil par simulation informatique, sont nées des observations expérimentales. Dans ce sillage, les objectifs du présent travail peuvent être résumés en quelques points essentiels comme suit:

- Déterminer un modèle adéquat d'extrapolation de la vitesse du vent en utilisant les réseaux de neurones.
- Valider le modèle en utilisant des données qui n'ont pas été utilisées pour l'établissement de la formule (l'apprentissage du réseau de neurones).
- Générer le profil vertical de la vitesse du vent.

II. MODELISATION

La vitesse du vent a été modélisée telle une série temporelle définie comme une suite d'observations indexées par le temps. On remarque en observant un graphique de ces séries que la valeur prise au temps t possède une certaine dépendance des valeurs prises antérieurement, ou de paramètres qui évoluent en même temps. Le processus qui les engendre est non linéaire, on voudra construire un modèle de ce processus théorique qui se présente pour nous comme un problème d'extrapolation de la vitesse du vent d'un niveau Z_1 à un niveau plus haut Z_2 . Le problème était alors de trouver le modèle pratique qui approchera le plus possible le processus théorique et ensuite de l'estimer. La modélisation statique et dynamique est l'une des principaux domaines d'utilisation des réseaux de neurones artificiels RNAs. Ces derniers sont des fonctions non linéaires modulaires capable d'approximer n'importe quelle fonction bornée dans un intervalle fermé de ses entrées.

Le système est considéré comme un système non linéaire mono variable qui peut être modélisés par la relation suivante[7]:

$$y(k) = g(\varphi(k)),$$

Avec :

$$\varphi(k) = [y(k-1), \dots, y(k-n), u(k-1), \dots, u(k-m)]$$

Et g est une fonction non linéaire supposée inconnue. Les paramètres m et n représentent, respectivement, l'ordre de la régression sur l'entrée $u(k)$ et l'ordre de la régression sur la sortie $y(k)$.

Donc la sortie du réseau de neurone sera :

$$y_{\text{net}} = W_{2a}[W_{1a}U] + W_{2b}F[W_{1b}U]$$

$W_1, W_2, W_{1a}, W_{1b}, W_{2a}$ et W_{2b} Présentent les poids des réseaux linéaire, non linéaire et hybride.

Pour notre application :

$u(k)=x$ Présente les vitesses moyenne horaire du vent à Z_1 .

$y_{\text{net}}=a$ présente les vitesses moyennes horaires du vent à Z_2 .

Notre choix c'est porté sur un réseau multicouche non récurrent. Le réseau est constitué par trois couches de neurones, nommées couche d'entrée, couche de sortie et couche cachée.

Un grand nombre des processus d'apprentissage sont disponibles. Dans notre cas, on utilise la règle d'apprentissage nommé apprentissage par rétro propagation. Le but de l'algorithme d'apprentissage est de minimiser l'erreur globale E définit par :

$$E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2$$

y_i est la sortie obtenue par le réseau et \hat{y}_i est la cible (la sortie désirée)[8-10].

III. RESULTATS

A. Extrapolation de la vitesse du vent entre deux niveaux

Nous avons commencé par l'extrapolation de la vitesse de vent d'un niveau $Z_1=10\text{m}$ à $Z_2=50\text{m}$. À l'aide du logiciel MatLab et des données météorologiques relevées grâce à des pylônes installés dans différentes régions (Algérie, Canada et USA). Les données sont relevées toutes les heures à des hauteurs allant de 10 à 103m du sol.

Nous avons procédé à des simulations pour tester l'efficacité des réseaux de neurones particulièrement dans le domaine de l'extrapolation. Notre choix justifier par le critère d'Akaike c'est porté sur le feed-forward à une entrée Z_1 , deux couches cachées et une sortie Z_2 .

Le critère d'Akaike consiste à choisir le modèle pour lequel la quantité AIC est minimale :

$$AIC = N \log(EQM) + 2(q + 1)$$

Où N est le nombre d'exemple, q le nombre de descripteur du modèle, et ou EQM est l'erreur quadratique moyenne sur un ensemble de données. Ainsi, pour une même performances estimé les modèles ayant le plus petit nombre de paramètre sont favorisés.

Le modèle retenue pour l'extrapolation de la vitesse du vent de 10 m à une plus haute altitude exploite un réseau de neurones artificiel multi couches non récurrent (R-S1-S2-S) qui comprend un neurone d'entrée, deux couches cachées de trois neurones chacune et un neurone de sortie. Les neurones de la première couche sont caractérisés par une fonction de transfert hyperbolique tangente et les neurones de la deuxième couche par la fonction de transfert linéaire. En utilisant la règle d'apprentissage nommé apprentissage par rétro propagation[6,7].

Pour examiner la performance du réseau de neurones (R-S1-S2-S) pour l'extrapolation de la vitesse du vent d'une altitude vers une autre nous allons l'exploiter pour faire l'extrapolation des données vitesse du vent entre deux altitudes (10m et 50m). Une paire de valeurs (d'entrée et de sortie) constitue l'échantillon d'apprentissage. L'entrée c'est la vitesse du vent à 10m et la sortie c'est la vitesse du vent à 50m.

Les figures suivantes illustrent la comparaison entre la vitesse mesurée et la sortie obtenue par le modèle retenue pour une validation sur un mois pour la figure 1 et sur une année pour la figure 2 alors que l'apprentissage a été effectué sur une journée de la base de données utilisée. Le réseau de neurones trace une fonction d'approximation au bout d'une

journée d'observation (apprentissage) et présente une erreur relative très acceptable qui varie entre 9% et 12% pour les différentes périodes (un mois et une année).

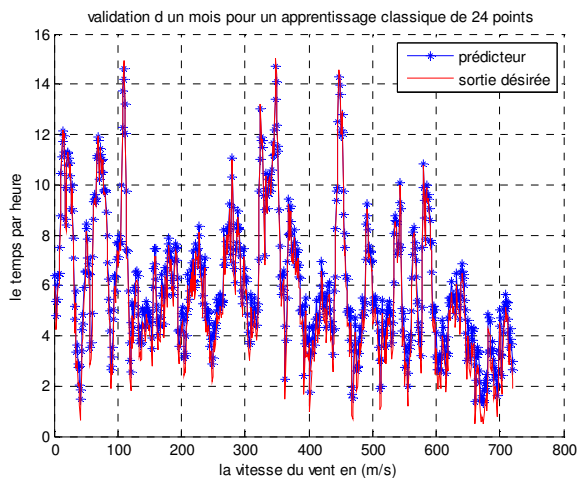


Fig. 1 Comparaison entre la vitesse mesurée et la sortie obtenue par le modèle à deux entrées pour une validation sur un mois

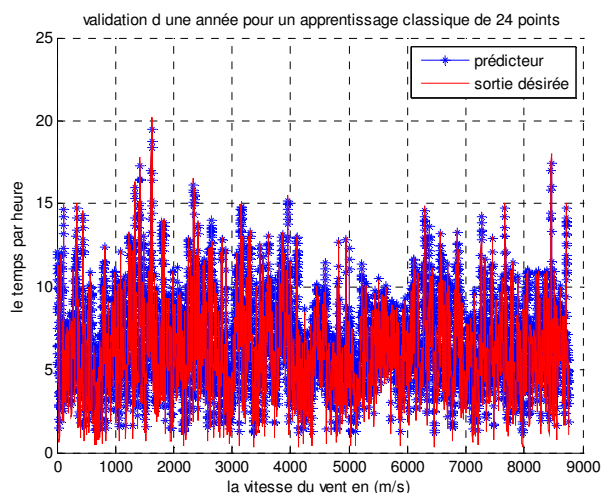


Fig. 2 Comparaison entre la vitesse mesurée et la sortie obtenue par le modèle à deux entrées pour une validation sur une année.

B. Application pour la génération du profil vertical : Premier scénario par référence à l'altitude 10m

Pour la première méthode nous avons élaboré le profil vertical de la vitesse du vent par référence à la hauteur de 10m. Nous commençons par créer trois réseaux de neurones à deux couches cachées (R-S1-S2-S) en utilisant MatLab, car le mât comprend quatre paliers (10m, 30m, 40m, 50m). Les

paires d'altitude que nous considérons sont (10 m, 30m), (10m, 40m) & (10 m, 50m). Dans ce test, nous allons entraîner le premier réseau de neurone RN11 en lui fournissant des entrées-sorties. Ces paires d'entrées-sorties sont les moyennes horaires des vitesses de vent enregistrées à $Z_1= 10m$ et celles enregistrées à $Z_2=30m$ pour une journée. Le second réseau RN12 est entraîné en lui fournissant des entrées-sorties. Ces paires d'entrées-sorties sont les moyennes horaires des vitesses de vent enregistrées à $Z_1= 10m$ et les moyennes horaires des vitesses de vent enregistrées à $Z_3=40m$ pour une journée. Le troisième réseau RN 13 est entraîné en lui fournissant des entrées-sorties, paires enregistrées à $Z_1=10m$ et $Z_4= 50m$ pour une journée. Nous rappelons que la fonction MSE (Mean Squared Error) est utilisée au cours de l'apprentissage pour indiquer la performance du réseau. MatLab donne une indication de l'évolution de la valeur de cette erreur pendant l'entraînement. Les figures 3,4 &5 présentent l'entraînement des trois réseaux de neurones RN11, RN12 & RN13, pour le même nombre d'itérations d'apprentissage (675epochs).

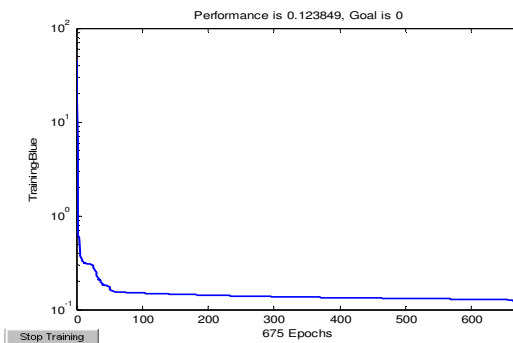


Fig. 3 Performance du réseau RN11 lors de l'apprentissage

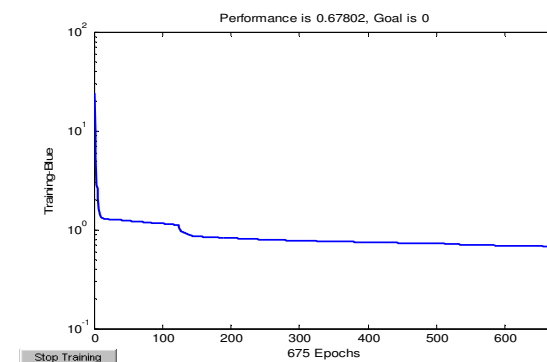


Fig. 4 Performance du réseau RN12 lors de l'apprentissage

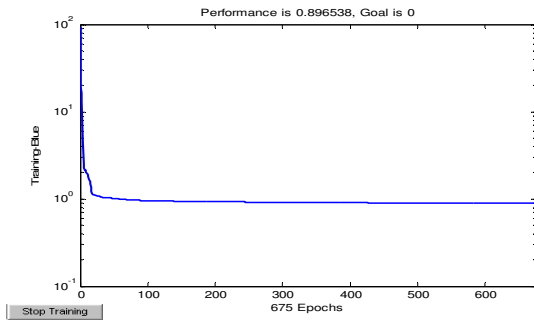


Fig. 5 Performance du réseau RN13 lors de l'apprentissage

Nous obtenons des performances différentes. La meilleure performance est obtenue lors de l'extrapolation de $Z_1=10m$ à $Z_2=30m$ puis la performance diminue avec la différence d'altitude.

Pour la validation elle se fait également sur une journée. Fig. 6, illustre les évolutions des sorties (système et modèles). Ensuite nous avons élaboré le profil vertical de la vitesse du vent en faisant le calcul de la moyenne pour chaque altitude sur la figure 7.

Le profil élaboré à partir des vitesses mesurées et le profil élaboré à partir des sorties du réseau de réseaux de neurones (RN11, RN12 & RN13) se confondent pour les basses altitudes et s'éloignent d'autant qu'on s'élève en altitude.

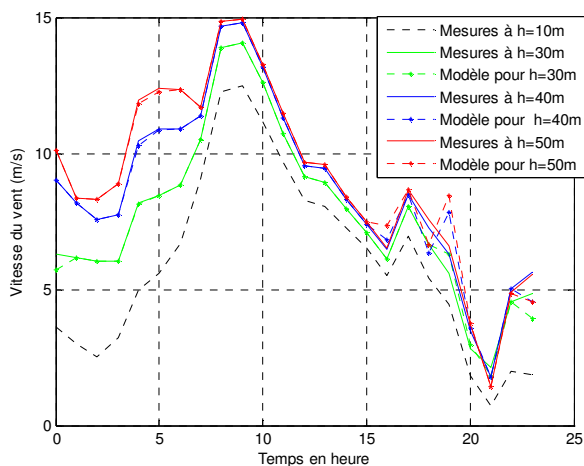


Fig. 6 Evolutions des sorties (système et modèles).

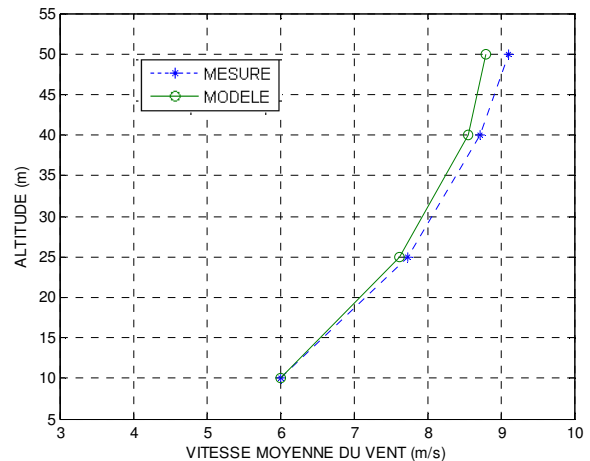


Fig. 7 Profil vertical de la vitesse du vent suivant le premier scénario

C. Application pour la génération du profil vertical : Deuxième scénario par pas d'altitude

Pour la deuxième méthode nous avons élaboré le profil vertical de la vitesse du vent par pas de palier. Nous commençons par créer trois réseaux de neurones à deux couches cachées notre R-S1-S2-S en utilisant MatLab, car le mât du site de mesure comprend quatre paliers (10m,30m,40m,50m). Les paires d'altitude que nous considérons sont (10 m, 30m), (30 m, 40m) & (40 m, 50m). Dans ce test, nous allons entraîner le premier réseau de neurone RN21 en lui fournissant des entrées-sorties. Ces paires d'entrées-sorties sont les moyennes horaires des vitesses de vent enregistrées à $Z_1=10m$ et celles enregistrées à $Z_2=30m$ pour une journée.

Le second réseau RN22 est entraîné en lui fournissant des entrées-sorties. Ces paires d'entrées-sorties sont les moyennes horaires des vitesses de vent enregistrées à $Z_2=30m$ et les moyennes horaires des vitesses de vent enregistrées à $Z_3=40m$ pour une journée.

Le troisième réseau RN23 est entraîné en lui fournissant des entrées-sorties, paires enregistrées à $Z_3=40m$ et $Z_4=50m$ pour une journée. Les figures 8 ,9 & 10 présentent l'entraînement des trois réseaux de neurones RN21, RN22 & RN23, pour le même nombre d'itérations d'apprentissage (675epochs) nous obtenons des performances différentes.

La meilleure performance est obtenue lors de l'extrapolation de la vitesse du vent de l'altitude $Z_3=40m$ à $Z_4=50m$, cela est expliqué par le fait que l'écart entre les deux altitudes Z_3 & Z_4 présente le plus petit écart d'altitude et par le fait que pour ces altitudes on s'éloigne de la couche d'air

qui est en contact direct avec la surface et qui entretient avec elle des échanges énergétiques et massiques.

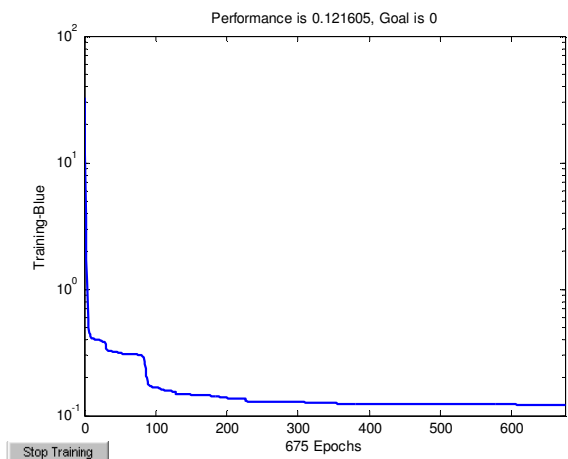


Fig. 8 Performance du réseau RN21 lors de l'apprentissage

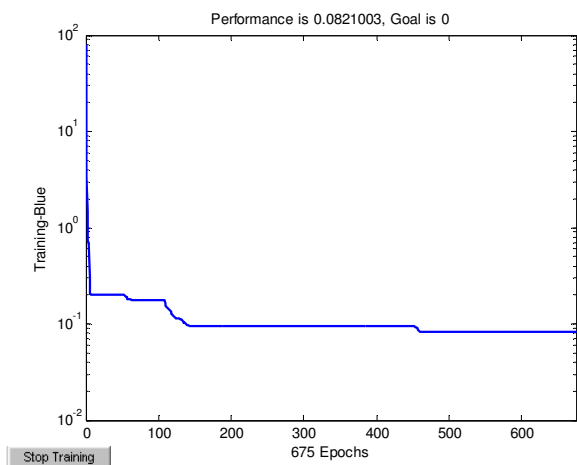


Fig. 9 Performance du réseau RN22 lors de l'apprentissage

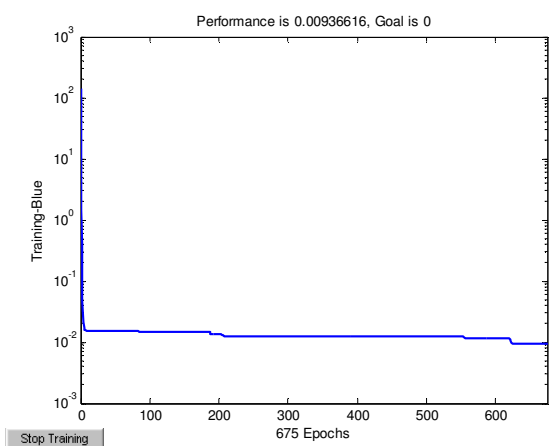


Fig. 10 Performance du réseau RN23 lors de l'apprentissage

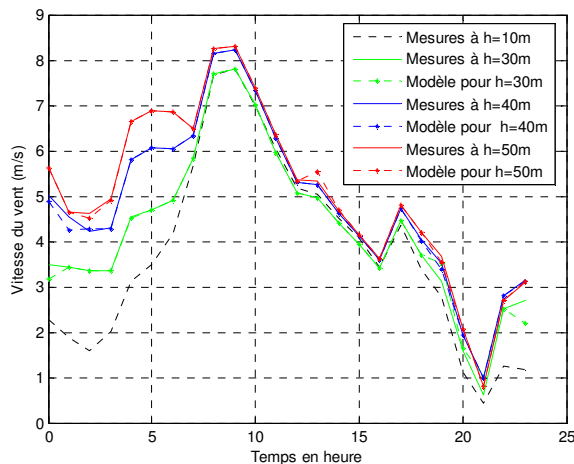


Fig. 11 Evolutions des sorties (système et modèles) suivant le deuxième scénario.

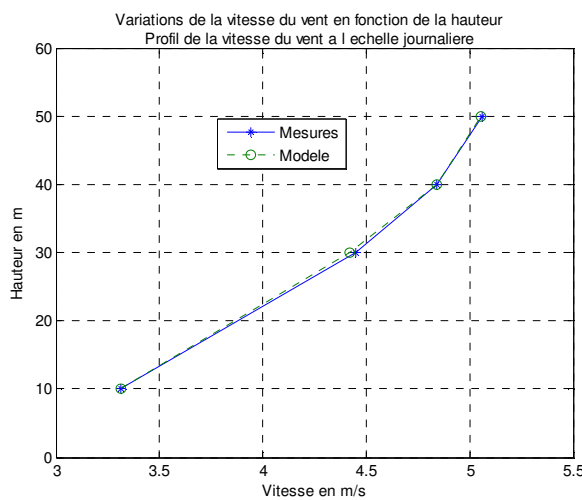


Fig. 12 Profil vertical de la vitesse du vent suivant le deuxième scénario

Pour la validation elle se fait également sur une journée, fig. 11. Nous avons rassemblé tous les résultats de la validation sur la même figure 12, nous avons élaboré le profil vertical de la vitesse du vent en faisant le calcul de la moyenne pour chaque altitude. Le profil élaboré à partir des vitesses mesurées et le profil élaboré à partir des sorties des réseaux de neurones (RN21, RN22 & RN23) se confondent pour toutes les latitudes.

Les résultats obtenus pour l'extrapolation verticale de la vitesse du vent ont été validés à l'aide de données non utilisées lors de la modélisation. Nous avons élaboré le profil vertical de la vitesse du vent suivant deux scénarios. Le scénario le plus favorable correspond à l'utilisation d'un réseau de réseaux de neurones qui permettent l'extrapolation de la vitesse du vent par pas d'altitude et les résultats se

performent quand on s'élève dans la CLA (couche limite atmosphérique).

Nous avons procédé aux tests du modèle en jouant sur la situation géographique (test pour d'autres sites), sur différentes hauteurs, sur la durée d'intégration de l'échantillon et la durée entre les dates de validations et celles de l'apprentissage. Le modèle montre une robustesse, mais l'essentielle limitation du modèle c'est sa dépendance au site. Un réseau de neurones artificiels qui a été élaboré suivant notre modèle par les observations d'un site donné ne peut être utilisé efficacement que sur ce site et pour cette durée d'intégration de l'échantillon d'observation.

II. CONCLUSIONS

Les résultats de l'extrapolation verticale de la vitesse du vent et de son profil à basse altitude ont été validés avec succès. Ces résultats constituent donc des données de base pour toute étude de faisabilité et dimensionnement d'installation pour éolienne.

Pour la génération du profil vertical la vitesse du vent de 10 m à une plus haute d'altitude, nous avons proposé un modèle qui exploite un réseau de réseaux multi couches non récurrent (R-S1-S2-S) qui comprend un neurone d'entrée, deux couches cachées de trois neurones chacune et un neurone de sortie. Les neurones de la première couche sont caractérisés par une fonction de transfert tangente hyperbolique et les neurones de la deuxième couche par la fonction de transfert linéaire. En utilisant la règle d'apprentissage nommé apprentissage par rétro propagation. Le nombre de réseaux (R-S1-S2-S) dépendra de la précision et des données disponibles.

REFERENCES

- [1] S. Manwell, J.F. McGowan, J.G. and A.L Rogers, *Wind energy explained*, 2nd ed., John Wiley & Sons: Ltd, 2002.
- [2] J.R. Garrat, *The Atmospheric Boundary Layer*, Cambridge University Press, 1992.
- [3] G.(Cunty, *Eoliennes et aérogénérateurs guide de l'énergie éolienne*, 2nd ed : édisud la calade, 1994.
- [4] N. Cheggaga and F. Youcef ettoumi, "A Neural Network Solution for Extrapolation of Wind Speeds at Heights Ranging for Improving the Estimation of Wind Producibile", *Wind engineering*, vol 35 , pp.33-54, Fev. 2011.
- [5] P Beaucage, M C. Brower, J Tensen, "Evaluation of four numerical wind flow models for wind resource mapping," *Wind Energy* ,2012 .
- [6] N. Cheggaga and F. Youcef ettoumi, "Estimation of Wind Power Generation Using Neural Networks", *Journal of electrical systems*, Special Issue 1, November 2009, [Online]. available :<http://journal.esrgroups.org/jes/special.php>
- [7] N.Cheggaga, "New Neural Networks Strategy Used To Improve Wind Speed Forecasting," *Wind Engineering*, vol 37 , pp. 369-380, Aug. 2013.
- [8] D. E. Rumelhart, G. E. Hinton, and R. J. Williams. 1986. Learning Representation by Back-Propagating Errors. *Nature* 323:533-536.
- [9] S. Haykin, *Neural networks: A comprehensive foundation*, 2nd ed. Prentice-Hall, 1998.
- [10] D.T. Pham and X. Liu, *Neural networks for identification prediction and control*, 2nd ed., Springer ,1999.
- [11] G.P. Van den Berg, "Wind turbine power and sound in relation to atmospheric stability," *Wind Energy*, vol 11 ,2008.
- [12] R.N. Farrugia, "The wind shear exponent in a Mediterranean island climate," *Renew Energy*, vol 28 ,2003.
- [13] G. Li and J. Shi. "On comparing three artificial neural networks for wind speed forecasting". *Applied Energy* Volume 87, pp. 2313-2320 July 2010
- [14] MC. Mabel, E. Fernandez, "Estimation of energy yield from wind farms using artificial neural networks", *IEEE Trans Energy Convers*, vol 24, pp 459-64. 2009.
- [15] Gi Giuseppe, V. Pietro, "Wind energy prediction using a two-hidden layer neural network", *Commun Nonlinear Sci Numer Simulat*, vol15, pp.2262-2266, 2010.
- [16] D.W. Marquardt. "An algorithm for least squares estimation of nonlinear parameters", *J. Soc. Ind. Appl. Math.* Vol 11, pp. 431-441,1963.