

基于BP神经网络的风电功率预测模型研究

掌旭, 高阳, 刘文超, 修唯, 李一鸣, 邹邦柱, 吴昊

沈阳嘉越电力科技有限公司, 辽宁 沈阳

收稿日期: 2022年12月22日; 录用日期: 2023年1月5日; 发布日期: 2023年2月20日

摘要

为了保证风电系统可靠运行, 本文提出了基于声雷达数据的BP神经网络风电功率预测方法。试验结果表明, 使用声雷达设备预测风电功率效果明显优于普通的测风设备, 误差可减少4%左右, 总体误差也满足先行工业标准, 对风力发电厂的并网及检修有指导意义。

关键词

BP神经网络, 风电发电, 声雷达, 预测风电

Research on Wind Power Prediction Model Based on BP Neural Network

Xu Zhang, Yang Gao, Wenchao Liu, Wei Xiu, Yiming Li, Bangzhu Zou, Hao Wu

Shenyang Jiayue Electric Power Technology Co., LTD, Shenyang Liaoning

Received: Dec. 22nd, 2022; accepted: Jan. 5th, 2023; published: Feb. 20th, 2023

Abstract

In order to ensure the reliable operation of wind power system, a wind power prediction method based on BP neural network based on acoustic radar data is proposed in this paper. The test results show that the wind power prediction effect of acoustic radar equipment is obviously better than that of ordinary wind measuring equipment, and the error can be reduced by about 4%. The overall error also meets the advance industrial standard, which has a guiding significance for the grid-connection and maintenance of wind power plants.

Keywords

BP Neural Network, Wind Power Generation, Acoustic Radar, Forecast Wind Power

Copyright © 2023 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

当今社会蓬勃发展, 各方面的能源需求都对能源提出了要求, 由此产生的能源短缺问题也越来越需要迅速解决。在各种新能源中, 风力发电是一种污染相对较小、技术较好的发电方式, 其好处是施工时间短、成本低、长期运行中问题少、维护成本低。目前, 随着可再生能源的利用率越来越高, 国内对精细化测风方面的要求越来越高, 且由于用电通常是即发即用, 很难大量进行储存, 为了减小不必要的能源浪费, 对功率进行有效预测是极其重要的, 提高预测能力, 从而提前了解发电量的大小, 精准发电, 合理利用, 增加消纳能力。同时一些研究人员则已经将风机布置位置与算法(遗传算法[1] [2]等)有效结合。

在风电功率预测的过程中, 数据来源非常重要, 以往的风电功率预测数据都来源于测风塔设备, 但测风塔设备属于多年前的技术, 本文所采用的声雷达设备有诸多优点, 以下为测风设备的特点对比:

1) 测风塔的缺陷

目前, 风电领域在测风方面普遍采用测风塔首先对目标风电场周边进行风能资源的采集工作, 而逐渐提高的精细化测风的要求使得测风塔测得的实时数据越来越显得无法达到应有的精确度。整个风电场的所有工作阶段所输入的数据都是来自于测风塔实测的风资源数据, 它是风电场接下来所有工作内容的源头, 若是在一开始数据就含有一定的误差, 它所带来的影响将会在接下来的输入输出过程中逐渐被放大, 所以最终结果会和实际值有个较大的偏移, 这对于风电场的经济效益和规划发展是决不允许的, 这会极大的影响风电领域往后的发展, 所以这一切都是基于精细化测风的要求下进行的, 必须在工作的开始尽可能地减小误差。

然而由于对精细化测风能力要求的进一步提高, 测风塔本身所存在的难以避免的弊端也因此逐渐被放大, 例如其架设方式是竖直型, 存在一定的高度, 重量随着高度增加而偏大, 如果在极端环境下, 它会发生倒塔事故及其引发的人身、财产和经济效益损失。

2) 声雷达的优点

相比较之下, 声雷达就不存在这些明显的问题, 由于测风原理的不同, 测风塔需要风资源对其测量设备布置位置进行“冲击”, 才能测出实时风能数据, 而声雷达则通过自身的发声设备主动向大气中发射声波, 经过大气的漫反射接收回波信号, 得以测量实时风能数据, 因此使得声雷达本身的结构也和测风塔大不一样。具体而言, 声雷达安装简单方便, 无需立塔, 无倒塔风险, 且声雷达易拆卸, 可以在测风阶段实现多个坐标的风速测量, 尤其适合于补充测风场景, 探测率达到 97%, 而测风塔只能进行单点测风。

国内外研究中, 文献[3]在风电组合预测模型的基础上加入了考虑天气信息和频率特性, 考虑到多种气象特征中的耦合关系, 为了降低天气信息的复杂程度, 提出基于长短期记忆网络实现风电低频功率分量预测。文献[4]将局部特性分解、样本熵和人工改进鲸鱼算法核极限学习机融合在一个模型中以实现短期风电出力的区间预测, 通过各种模型的自有优势去优化其他模型, 取长补短, 实验仿真表明, 该文所提模型能实现较好的风电区间预测。文献[5]主要在数据驱动方面寻求突破口, 来更好地预测风电功率。该文通过总结现有的数据驱动方法的流程和思想, 总结出离线数据驱动和人工深度学习算法的在线预测新思路。

2. BP 神经网络

2.1. BP 神经网络基本原理

神经网络是应用大量处理神经单元进行复杂连接形成的模型网络，它实现对模型数据的自动分析处理和算法修正等。在风电功率预测模型中，往往采用神经网络模拟比较符合结果预期性[6] [7]，但是其也存在缺点，如何降低缺点带来的影响至关重要。

BP 神经网络可以自主进行数据关系搜寻功能的模型[8]，不需要提前设置输入、输出的关系[9] [10]。该模型通过最简单最快速的方式找寻极值的位置，并在找寻过程中不断地完善权值和阈值，以达到最终的结果误差最小。该模型分为数据的正向运算和结果的反向运算[11] [12]。其中对于隐含层的神经元个数和隐含层的层数和所需要的结果精度等因素密切相关[13]-[19]。

由于风电功率波动对电网调度影响较大，因此时间分辨率以分钟、小时为计的超短期及短期风电预测非常重要[20] [21] [22]，各计算公式如下式所示：

$$E_{rms} = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^n (P_{Mi} - P_{Pi})^2}}{S_{op} * \sqrt{n}}, i = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

$$Q_R = \frac{\sum_{i=1}^n B_i}{n}, i = 1, 2, \dots, n \quad (2)$$

$$B_i = \begin{cases} 1 & \frac{|P_{Mi} - P_{Pi}|}{S_{op}} < 0.25 \\ 0 & \frac{|P_{Mi} - P_{Pi}|}{S_{op}} > 0.25 \end{cases} \quad (3)$$

$$E_{ma} = \frac{\sum_{i=1}^n \left(\frac{|P_{Mi} - P_{Pi}|}{S_{op}} \right)}{n}, i = 1, 2, \dots, n \quad (4)$$

$$C_R = 1 - \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{|P_{Mi} - P_{Pi}|}{S_{op}} \right)^2}, i = 1, 2, \dots, n \quad (5)$$

其中， P_{Mi} 指 i 时刻的实际功率， P_{Pi} 指 i 时刻的预测功率， S_{op} 指风电场的开机总容量， n 指所有样本个数， E_{rms} 指均方根误差， Q_R 指合格率， E_{ma} 指平均绝对误差， C_R 指准确率。BP 神经网络的计算过程由正向计算过程和反向计算过程组成。正向传播过程，输入模式从输入层经隐单元层逐层处理，并转向输出层，每一层神经元的状态只影响下一层神经元的状态。如果在输出层不能得到期望的输出，则转入反向传播，将误差信号沿原来的连接通路返回，通过修改各神经元的权值，使得误差信号最小。

2.2. 使用 BP 神经网络预测风电功率

为了减小实验的不确定性和随机性，避免由于隐含层数及神经元个数的不合理性造成较大结果误差，考虑进行多次测试，在每次测试中更改校核隐含层数以及各隐含层中的神经元个数，对比分析各次结果，并最终在多次运算过程中最终找到最优解。

BP 神经网络可以自主进行数据关系搜寻功能的模型，不需要提前设置输入、输出的关系。该模型通过最简单最快速的方式找寻极值的位置，并在找寻过程中不断地完善权值和阈值，以达到最终的结果误

差最小。其中对于隐含层的神经元个数和隐含层的层数和所需要的结果精度等因素密切相关。BP 神经网络原理图如图 1 所示:

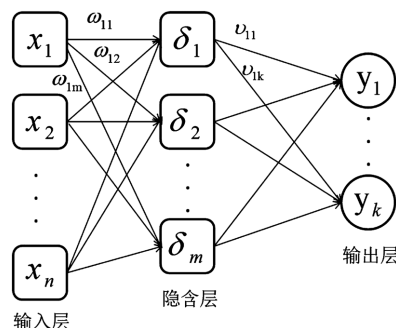


Figure 1. BP neural network schematic diagram
图 1. BP 神经网络原理图

对于两种设备的对比试验, 取各自的对应时间的风速数据作为输入, 以风电功率作为最终输出变量进行比较, 对比实验结果误差。对于测风塔测风设备, 取安徽省某风电场 2019 年 3 月 11 日 3:00 至 5 月 23 日 24:00 的样本数据作为训练集, 取 2019 年 5 月 24 日 0:00 至 6 月 9 日 12:00 的样本数据作为测试集, 分别取 10 米、30 米、50 米、70 米高度层的风速作为输入信号。对于声雷达测风设备, 取安徽省某风电场 2020 年 3 月 11 日 3:00 至 5 月 23 日 24:00 的样本数据作为训练集, 取 2020 年 5 月 24 日 0:00 至 6 月 9 日 12:00 的样本数据作为测试集, 分别取 10 米、30 米、70 米、80 米、85 米、95 米高度层的风速作为输入信号。风电场的开机总容量取为 148.5 兆瓦。通过某一天的两设备测风数据进行未来一天 96 个时刻点的预测功率, 神经网络逻辑结构图如图 2 和图 3 所示:

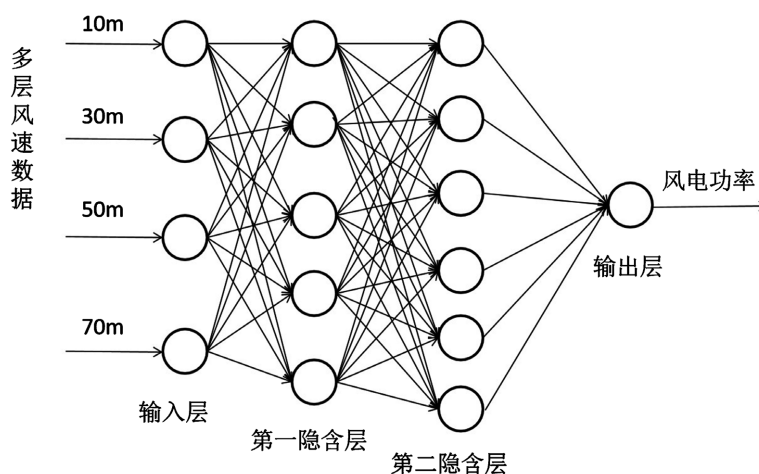


Figure 2. BP neural network structure diagram of wind tower power prediction
图 2. 测风塔功率预测 BP 神经网络结构图

3. 算例分析

3.1. 研究对象与仿真条件

本文所采用的风电功率预测数据集来源于安徽风电场测风塔与声雷达数据, 时间分辨率为 15 分钟, 所建立的 BP 神经网络模型含有 2 个隐藏层, 具体结构为 5~6, 也即第一隐藏层有 5 个神经元, 第二隐藏

层有 6 个神经元，学习率设置为 0.1，在 MATLAB 中搭建仿真模型以进行训练与测试试验。

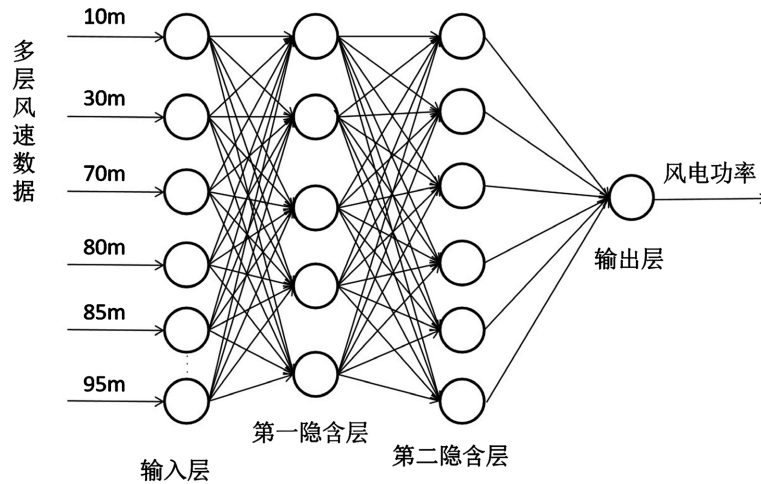


Figure 3. BP neural network structure diagram of acoustic radar power prediction
图 3. 声雷达功率预测 BP 神经网络结构图

3.2. 实验结果与对比

为了减小实验的不确定性和随机性，避免由于隐含层数及神经元个数的不合理性造成较大结果误差，考虑进行多次测试，在每次测试中更改校核隐含层数以及各隐含层中的神经元个数，对比分析各次结果，并最终在多次运算过程中最终找到最优解。

由此可进一步得到功率误差对比图，同时考虑在 matlab 软件中继续输入所需各指标参数的计算公式，计算相关测试指标系数，在数据层面，用来进行对比两者之间的误差差距，得出如下具体结果如图 4，图 5，表 1，表 2 所示：

1) 测风塔结果分析

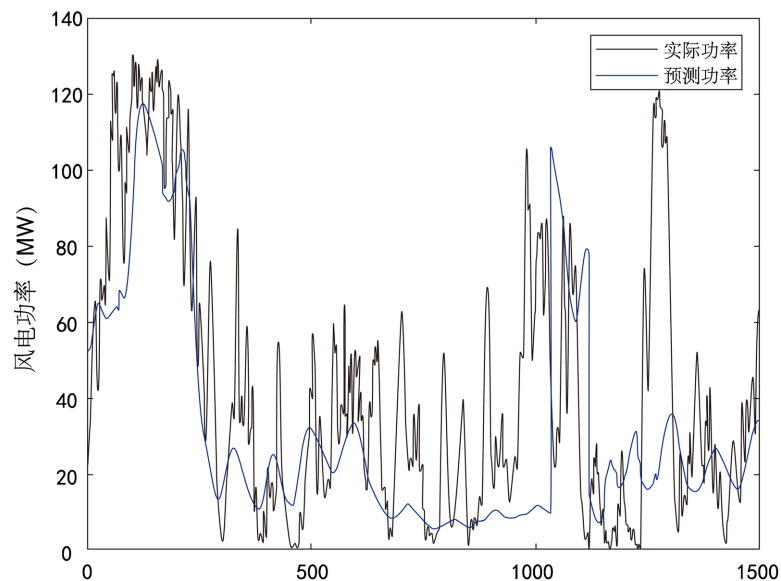


Figure 4. Comparison diagram of wind power prediction error of wind tower
图 4. 测风塔风功率预测误差对比图

Table 1. Comparison table of wind power prediction errors of wind tower
表 1. 测风塔风功率预测误差对比表

测试指标	具体数值
E_{rms}	0.195
E_{ma}	0.170
C_R	80.5%
Q_R	84.4%
误差平均值(兆瓦)	25.296

2) 声雷达结果分析

Table 2. Table of wind power prediction errors of acoustic radar
表 2. 声雷达风功率预测误差对比表

测试指标	具体数值
E_{rms}	0.169
E_{ma}	0.124
C_R	83.1%
Q_R	87.3%
误差平均值(兆瓦)	18.466

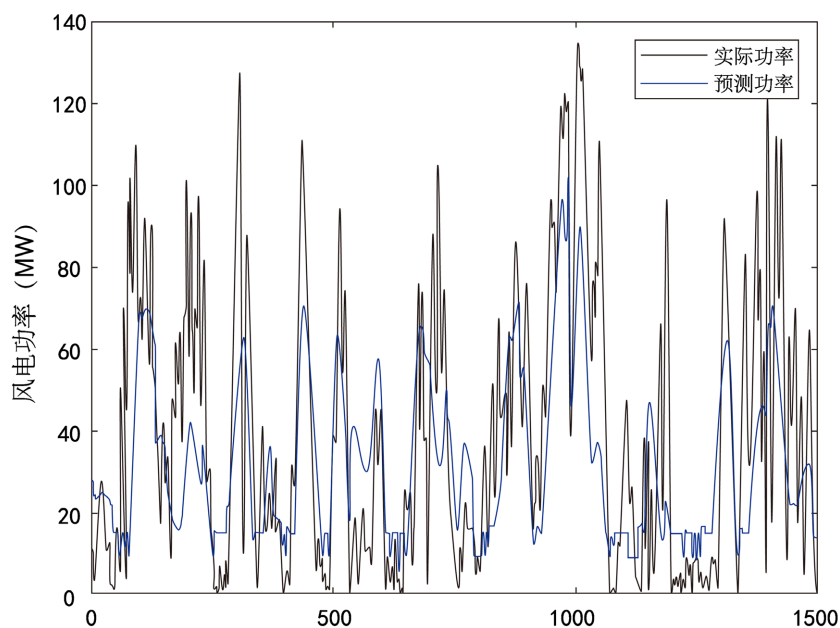


Figure 5. Comparison diagram of wind power prediction error of acoustic radar
图 5. 声雷达风功率预测误差对比图

实验结果表明,两个测风设备的风电功率预测结果都是满足合格率和准确率 80%的情况,相较之下,声雷达的合格率和准确率都较优于测风塔 4%左右,均方根误差也都处于 20%以内,误差平均值方面,声雷达结果稍低于测风塔 7 兆瓦左右,且都处于风场总开机容量的 20%以内,测量结果符合要求,这说明

通过声雷达经现场测量后的风速数据预测的风电功率更加切合于实际功率,声雷达测量的风速数据更加精确,更能够达到精细化测风的要求。从误差对比图中,可以明显发现声雷达预测误差对比图中两条波动曲线变化趋势更加近似,不存在较大误差的部分,较测风塔预测误差对比图中的两条波动曲线更为紧密,而测风塔误差对比图中存在局部的测试结果较真实值相差巨大的地方,说明该输入测风数据仍旧存在些错误数据,致使网络模型未能找准确寻到测风数据与功率之间的联系,声雷达功率误差对比图显示该设备可以用于现场进行精细化测风,符合风能发电的要求。

实验结果发现,比如若是预测功率远大于实际功率时,可分析为对相应发电设备进行了限电运行,致使实际功率大大减小,若是预测功率远小于实际功率时,也可分析为由于风场面积大,测风设备只是测量了某个单点的风况,致使该风能数据存在一定的错误。因此,输入数据是否精确,符合实际显得更重要,精细化测风的要求必须得到保证。声雷达设备数据满足了这一要求。

4. 结论

本文在能源需求和能源使用不合理的前提下,对声学雷达和测风塔进行了一系列的功能比较,并对声学雷达在风力发电中的应用进行了研究。首先,从硬件功能上对测风塔和声学雷达进行了详细地比较,如选址和场地覆盖、测风层的密度、对环境的影响程度和数据采集的准确性。随后介绍了声学雷达的基本设置和收发信号的工作原理,特别是对其核心设备——换能器的基本工作原理和材料结构进行了相应的讨论和研究。

本文主要介绍了现场声学雷达采集的实时数据,对比测风塔的实时数据,利用 BP 神经网络模型进行功率预测,从而对比得出风电场在相应时间的实际功率,做出相应的误差对比图,并计算出部分误差指标数据,都分析出通过声学雷达数据进行的风功率预测优于测风塔的测风数据。这有利于今后声学雷达在新能源领域的应用,也为风电场设备更新换代和风力发电的发展提供一定的帮助。

参考文献

- [1] Srivastava, T., *et al.* (2020) Predictive Analysis of RNN, GBM and LSTM Network for Short-Term Wind Power Forecasting. *Journal of Statistics and Management Systems*, **23**, 33-47. <https://doi.org/10.1080/09720510.2020.1723224>
- [2] Shahriari, M., Cervone, G., Clemente-Harding, L., *et al.* (2020) Using the Analog Ensemble Method as a Proxy Measurement for Wind Power Predictability. *Renewable Energy*, **146**, 789-801. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2019.06.132>
- [3] 周宝斌. 考虑气象信息和频率特性的超短期风电功率组合预测研究[D]: [硕士学位论文]. 济南: 山东大学, 2020.
- [4] 赵辉, 华海增, 王红君, 等. 基于 LCD-SE-IWOA-KELM 的短期风电功率区间预测[J]. *电测与仪表*, 2020, 57(21): 77-83.
- [5] 杨茂, 张罗宾. 基于数据驱动的超短期风电功率预测综述[J]. *电力系统保护与控制*, 2019, 47(13): 171-186.
- [6] Shi, X.Y., Lei, X.W., Huang, Q., *et al.* (2018) Hourly Day-Ahead Wind Power Prediction Using the Hybrid Model of Variational Model Decomposition and Long Short-Term Memory. *Energies*, **11**, 3227. <https://doi.org/10.3390/en11113227>
- [7] 何廷一, 田鑫萃, 李胜男, 等. 基于蜂群算法改进的 BP 神经网络风电功率预测[J]. *电力科学与技术学报*, 2018, 33(4): 22-28.
- [8] 潘志刚. 基于深度学习网络的风电场功率预测研究及应用[D]: [硕士学位论文]. 上海: 上海电机学院, 2016.
- [9] Wang, S., *et al.* (2016) Wind Speed Forecasting Based on the Hybrid Ensemble Empirical Mode Decomposition and GA-BP Neural Network Method. *Renewable Energy*, **94**, 629-636. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2016.03.103>
- [10] 赵云凯. 遗传算法优化的神经网络微电网风能预测[J]. *黑龙江大学学报*, 2015, 6(3): 79-83.
- [11] 郭志刚, 王旭江. BP 神经网络算法在风力发电中的应用[J]. *能源与节能*, 2015(6): 185-188.
- [12] 王雨城. 基于深度神经网络的风功率预测模型[D]: [硕士学位论文]. 上海: 上海电机学院, 2019.
- [13] 姜源. 应用于风电场功率预测的 BP 神经网络模型精度与建模数据量关系的研究[C]. *中国电机工程学会论文集*,

2015: 1-5.

- [14] 姜贵敏, 陈志军, 李笑竹, 等. 基于 EEMD-ACS-LSSVM 的短期风电功率预测[J]. 太阳能学报, 2020, 41(5): 77-84.
- [15] Branko, K., Sue, E.H., Daniel, A., *et al.* (2020) A Comprehensive Wind Power Forecasting System Integrating Artificial Intelligence and Numerical Weather Prediction. *Energies*, **13**, 1372. <https://doi.org/10.3390/en13061372>
- [16] Kim, Y. and Hur, J. (2020) An Ensemble Forecasting Model of Wind Power Outputs Based on Improved Statistical Approaches. *Energies*, **13**, 1071. <https://doi.org/10.3390/en13051071>
- [17] Vincenzo, L., Stefania, T., Alfredo, V., *et al.* (2020) Using Local Learning with Fuzzy Transform: Application to Short Term Forecasting Problems. *Fuzzy Optimization and Decision Making*, **19**, 13-32. <https://doi.org/10.1007/s10700-019-09311-x>
- [18] Arslan, H., Rabeh, A., *et al.* (2020) Forecasting Model for Wind Power Integrating Least Squares Support Vector Machine, Singular Spectrum Analysis, Deep Belief Network, and Locality-Sensitive Hashing. *Wind Energy*, **23**, 235-257. <https://doi.org/10.1002/we.2425>
- [19] Tang, B., Chen, Y., Chen, Q., *et al.* (2020) Research on Short-Term Wind Power Forecasting by Data Mining on Historical Wind Resource. *Applied Sciences*, **10**, 1295. <https://doi.org/10.3390/app10041295>
- [20] 曹庆兰. 基于改进鸡群算法的短期风电功率预测[D]: [硕士学位论文]. 株洲: 湖南工业大学, 2020.
- [21] El-foulythm, El-Saadany, E.F. and Salama, M.M.A. (2007) Improved Grey Predictor Rolling Models for Wind Power Prediction. *IET Generation, Transmission & Distribution*, **1**, 928-937. <https://doi.org/10.1049/iet-gtd:20060564>
- [22] Damousis, I.G., Alexiadis, M.C., Theocharis, J.B., *et al.* (2004) A Fuzzy Model for Wind Speed Prediction and Power Generation in Wind Parks Using Patial Correlation. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, **19**, 352-361. <https://doi.org/10.1109/TEC.2003.821865>