

风电场发电功率的建模和预测研究综述

王丽婕¹, 廖晓钟¹, 高阳², 高爽¹

(1. 北京理工大学自动化学院, 北京 100081; 2. 沈阳工程学院, 辽宁 沈阳 110136)

摘要: 随着大量风电并入电网中, 为了合理制定发电计划, 保证电力系统稳定运行, 需要对风电输出功率进行预测。首先根据建模的方法和预测模型的对象两个分类标准, 归纳总结了目前风电功率预测研究的模型和方法, 然后简要概括了国内外的研究现状, 最后提出了风电功率预测模型的改进方向。

关键词: 风力发电功率; 预测模型; 现状; 改进方向

Summarization of modeling and prediction of wind power generation

WANG Li-jie¹, LIAO Xiao-zhong¹, GAO Yang², GAO Shuang¹

(1. School of Automation, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China; 2. Shenyang Institute of Engineering, Shenyang 110136, China)

Abstract: As more and more wind power is integrated into power grids, it is very important to predict the wind power generation in order to make a reasonable generation scheme and ensure stability of the power system. This paper summarizes some prediction methods of wind power generation according to two classified criterions, i.e. method of modeling and object of model, then generalizes its actuality, and finally advances some improvements for the future.

This project is supported by the National Natural Science Foundation of China (No.50777003).

Key words: wind power generation; prediction model; actuality; improvement

中图分类号: TM614 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2009)13-0118-04

0 引言

风能是一种干净的可再生能源, 它的优势在于不需要燃料、不占用耕地、污染少、储量大。近年来由于化石能源危机以及严重的环境污染和温室效应问题, 促使风电发展越来越迅猛。

从1996年至今的12年, 全球累计风电装机容量的增长率超过20%, 平均达到28.33%。根据全球风能理事会(GWEC)公布的最新数据, 2007年全球新增风电装机容量为20 073 MW, 增长32.1%。2007年全球累计风电装机容量为94 112 MW, 增长26.8%。其中中国07年累计风电装机容量已达6 050 MW, 超过丹麦, 成为世界第五大风力发电国^[1]。

随着风力发电技术的不断发展, 风电单机容量和并网型风电场的规模都在不断增加, 在电力需求中所占比例也越来越大。这个趋势致使风力发电对电网的影响越来越明显。为了满足供电需求, 保证

电网稳定运行和供电系统的可靠性, 必须对供电系统进行有效的计划和调度。而风力发电本身所特有的间歇性和不确定性, 增加了对电网计划和调度的难度。为了解决风电场发电量不稳定的问题, 必须加大供电系统的旋转备用容量。旋转备用容量的增加间接地增加了风力发电的运营整体成本。所以需要大型风电场的输出功率进行预测。通过对风电场发电量进行短期和中期的准确预测, 可以大幅降低电网旋转备用容量, 从而有效降低风力发电系统成本, 并且为电网运行调度提供可靠的依据^[2-5]。

1 风力发电功率预测的方法

按照预测时间的不同, 风力发电功率预测可以分为短期(<6 h)预测和中期(<48 h)预测; 按照预测模型的不同, 可以分为物理方法、统计方法、学习方法^[6]; 按照预测模型的对象不同, 可以分为基于风速的预测方法(间接法)和基于功率的预测方法(直接法), 如图1所示。

1.1 物理方法

物理方法的目标是尽可能准确估算出风电机组

轮毂高度处的气象信息。其首先利用数值天气预报(NWP)系统的预测结果得到风速、风向、气压、气温等天气数据,然后根据风机周围的物理信息得到风力发电机组轮毂高度的风速、风向等信息,最后利用风机的功率曲线计算得出风机的实际输出功率。

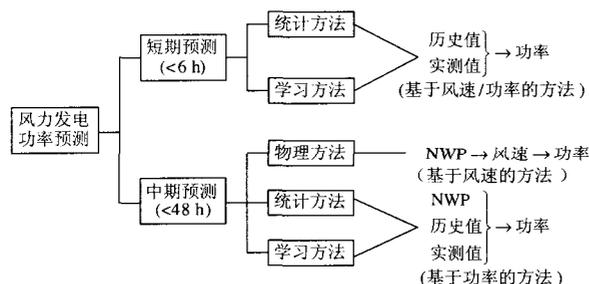


图1 风力发电功率预测方法

Fig.1 Prediction methods of wind power generation

在物理模型方法中,需要对风电场所在地进行物理建模,包括风场的地形、地表植被及粗糙度、周围障碍物等等;还要对风机本身的轮毂高度、功率曲线、机械传动和控制策略等进行建模。该方法的输入参数为数字气象预报(NWP)模型。由于气象预报的每日更新频率很低,因此,该方法更适合中期风电场的发电量的预测。

1.2 统计方法

统计方法的实质是在系统的输入(NWP、历史统计数据、实测数据)和风电功率之间建立一个映射关系,通常为线性关系。这个关系可以用函数的形式表示出来,例如回归分析法、指数平滑法、时间序列法^[7]、卡尔曼滤波法、灰色预测法^[8]等,都是基于线性模型的。这些模型通过捕捉数据中与时间和空间相关的信息来进行预测。

在进行短期风速或功率预测时,模型的输入量通常是若干个历史数据(风速/功率)和在线实时采集的SCADA(监控和数据采集)实时数据;在进行中期以上的预报时,输入量还应该包括数字气象预报(NWP)数据。

国外采用的最简单的统计模型是 persistence 模型^[9],它假设下一时刻产生的风能等于上一时刻的观测值。稍微复杂的模型是用最近几个时刻的观测值的平均值来表示下一时刻的预测值。这种模型随着预测时间的增加,准确性快速下降。但是,其计算很简单,在短期内模型性能很好。因此,这种模型通常作为基准模型,来评价其他高级模型的精确度。

1.3 学习方法

学习方法的实质是用人工智能的方法提取输入

和输出间的关系,而不是以解析法的形式来描述,这种方式所建模型通常为非线性模型。比如神经网络法^[10]、小波分析法^[11]、支持向量机法等,都不能用某个数学表达式直接表示。这些模型采用某种学习算法,通过大量数据的学习和训练来建立输入输出间的关系。在进行短期和中期的风速或功率预测时,模型的输入变量与统计方法的类似。

由于人工智能的发展,目前国内外的风力发电功率预测研究多集中在学习方法上,出现了一些新的人工智能模型,包括混合专家经验法(ME)、最近邻搜索(NNS)、蚁群优化(PSO)、支持向量机(SVM)等。文献[6]把这些方法集中起来,进行比较实验,结果表明单一方法中SVM的预测精度最高;当对这些方法的输出取平均,进行简单组合预测时,发现组合预测的精度比任何一种单一方法的精度都要高。文献[9]把径向基神经网络和模糊逻辑结合起来,其中模糊逻辑用于估计NWP模型的预报准确度,之后再用径向基网络进行功率预测,可以大大减小NWP对预测造成的误差。

在上述三种方法中,物理方法不需要长期大量的观测数据,但需要获得有效的数字气象预报(NWP)数据,而风电场周围的物理信息对预测的准确度也有很大影响。统计方法比较简单,所用数据单一,对突变信息处理不好。学习方法可以根据风电场的位置,随时修改预测模型,其准确度比较高,但需要大量的历史数据。在实际应用中,这三类方法有时结合起来使用。

1.4 基于风速的预测方法

在进行中期以上的功率预测时,基于风速的预测方法就是前面介绍的“物理方法”。

在进行短期预测时,基于风速的预测方法主要分两步来完成:首先利用风速模型预测出风力发电机风轮轮毂高度的风速、风向,并且计算出风速与风轮扫过平面正交的风速分量;然后利用风力发电机的功率曲线计算出发电机的实际输出功率^[3,12]。这里的风速模型采用统计方法或者学习方法来建立,输入量通常是历史风速序列和实时采集的风速。

基于风速的预测方法存在以下问题:

(1) 实时数据的采集地点和气温、气压、湿度、风向等对预测的准确度有很大影响。文献[3,13]就风电场中风力发电机装机地点的不同对风速预测的影响进行了详细的分析。地势的起伏、地表植被或其他障碍物都会影响到各个风力发电机轮毂高度风速的数值。大型风力发电机的风轮直径已经超过了100 m,在大型风电场的风力发电机阵列中每个风机对处于下风处的其他风机的尾流影响也不可忽视,因此准确预测出每个风机轮毂高度的风速极为

复杂。

(2) 风能大小不仅与风速有关,还与空气密度有关。因此,风电场不同位置的海拔高度、气温气压和湿度都会对风电机组的发电产生影响。由于空气湿度和气温的影响在高寒地区风机叶片上常常会结冰,从而影响到叶片的气动外形。因此即使风机轮毂高度的风速预测准确,要获得准确的风力发电机的输出功率的预测值也是一个非常复杂的工作。

(3) 成本问题。在大型风电场中所设立的气象信息测量塔也不可能很多,设立的位置不可能代表所有的风力发电机的气象参数。文献[12]中给出了一个具体风电场的配置实例,在风电场中总共有12台风力发电机,配有2个测量气象数据的测量塔。2个测量塔相距150 m,落差30 m;而风力发电机的分布范围超过500 m,中间地势起伏也比较大。这样很难用这两个测量点的数据来预测所有风力发电机轮毂高度的风速垂直分量。

1.5 基于功率的预测方法

基于功率的预测方法就是不考虑风速的变化过程,利用统计方法或学习方法,根据历史功率序列建立模型并利用实时数据对发电量进行短期预测,或者根据历史数据找出天气和输出功率间的关系并利用实时数据和NWP信息对发电量进行中期预测。

在短期预测时,这种方法的输入信号仅仅需要大型风电场中的每个风力发电机的电压和电流数据。把每个风力发电机都看作一个“数据采集装置”,这样整个风电场发电功率预测模型所输入的时间序列数据包含的信息更全面、更准确。这种预测方法既可以降低数据采集的成本,又可以提高数据采集的质量,增加预测准确度。而且在现代化的大型风电场中都会建立风力发电机的远程监控系统,在这个系统中会对所有风力发电机的所有信号进行采集和记录,因此,可以直接将其中风力发电机输出功率的实时数据用来进行风电场的发电功率预测,不需要增加额外的成本。

文献[14]通过对风力发电系统的发电功率时间序列进行低维非线性动力学建模,分析出该时间序列具有混沌属性,这为直接利用功率进行预测提供了一种全新方法。

2 国内外风电功率预测研究现状

由于近年来欧洲在风电场的建设投入不断增加,对风能以及风电场的预测进行了大量研究,目前国外短时风力发电功率预测准确度已经能够达到平均绝对误差(MAE)为总装机容量的10~15%^[15]。丹麦、德国、西班牙等风电技术发达的国家,已经研发出数个用于风电场发电量预测的系统,并且实

际运用于多个风电场。比较著名的有德国 ISET 开发的 WPMS 系统,采用神经网络方法,其预测均方根误差(RMSE)为装机容量的7%~19%,已成为商用最成熟的产能预测系统;另一个是欧盟资助的 ANEMOS 项目,采用物理和学习方法,其预测精度可达10%左右,可以适用于海上和内陆风电场的产能预测。

我国风力发电技术起步较晚,目前还没有专门的预报系统问世。已有的研究没有利用NWP信息,所以都集中在提前几小时的短期预测中。预测方法多集中在时间序列法(ARMA)、神经网络法(ANN);多是在预测风速的基础上研究发电功率的预测^[16];多采用平均绝对百分比误差 MAPE,预测精度在25%~40%。文献[17]采用 ANN 对风电场风速进行预测,其输入节点的个数没有给出选取标准。文献[18]采用 ARMA 进行预测,ARMA 是一种线形组合法,对恶劣天气下的风速预测效果不好。

3 风力发电容量预测的发展方向

随着风电装机容量的快速增长,急需提高风电功率预测的精度。尤其对于那些海上大型风电场来说,由于装机容量都集中在一个小区内,更需要准确的预测功率。近年来,国内外学者在这方面做了大量研究,提出了很多改进办法,使预测精度不断提高,并且会一直提高下去。具体改进方法如下:

(1) 把多个数字天气预报(NWP)模型组合起来^[6],对气象信息进行预报。该方法可以克服恶劣天气下出现的预测偏差,显著提高预测精度。

(2) 利用遥感技术和高性能计算机技术,可以改善 NWP 模型的分辨率,提高局域天气预报的准确度;此外,提高天气预报的更新频率,也将有利于风电预测模型输入数据的改善。

(3) 利用小波分析、混沌理论、模糊神经网络等各种智能方法建立并改善预测模型,选取合适的线性或非线性方式^[19]对多种预测方法的预测结果进行组合优化,这些都会使预测误差进一步减小。需要提到的是,利用人工神经网络(ANN)进行非线性组合预测,不仅最优组合了多种单一模型所包含的信息,而且可以同时考虑不同模型各自的优点,提高预测的精度和模型的可靠性。

(4) 在对功率进行短期预测时,使用实时测量的气象数据,会对预测起到根本的改善。

4 总结

本文从风力发电功率预测方法着手,按预测模型的不同,重点介绍了物理方法、统计方法和学习

方法。现在国内外的风电功率预测研究中,这三种方法通常交叉进行着,其中又以学习方法即人工智能方法的性能更优越一些。按预测模型的对象不同,重点介绍了基于风速的方法和基于功率的方法。由于基于风速的方法中,气象信息测量塔不能准确测出所有风机所处位置的风能信息,所以在短期预测中,基于功率的预测方法的准确度更高。此外,随着风电装机容量的不断增大,单一模型已不能满足预测精度的要求,研究将逐渐转向多种模型的组合预测上。

参考文献

- [1] 2008 全球可再生能源发展现状分析及前景展望 [EB/OL]. <http://www.chinapower.com.cn>
- [2] Pinson P, Kariniotakis G N. Wind Power Forecasting Using Fuzzy Neural Networks Enhanced with On-line Prediction Risk Assessment[A]. in: Power Tech Conference Proceedings 2003 IEEE[C]. Bologna: 2003.
- [3] Damousis I G, Alexiadis M C, Theocharis J B, et al. A Fuzzy Model for Wind Speed Prediction and Power Generation in Wind Parks Using Spatial Correlation[J]. IEEE Trans on Energy Conversion, 2004, 19(2): 352-361.
- [4] Damousis I G, Dokopoulos P. A Fuzzy Expert System for the Forecasting of Wind Speed and Power Generation in Wind Farms[J]. Power Industry Computer Applications, 2001,(4): 63-69.
- [5] Wang P, Billinton R. Time-sequential Simulation Technique for Rural Distribution System Reliability Cost/worth Evaluation Including Wind Generation as Alternative Supply[J]. IEEE Proceedings on Gener, Transm, and Distrib, 2001, 148(4): 355-360.
- [6] Ernst B, Oakleaf B, Ahlstrom M L, et al. Predicting the Wind[J]. IEEE Power & Energy Magazine, 2007, 11: 79-89.
- [7] Billinton R, HUA Chen, Ghajar R. A Sequential Simulation Technique for Adequacy Evaluation of Generating Systems Including Wind Energy[J]. IEEE Trans on Energy Conversion, 1996, 11(4): 728-734.
- [8] El-Fouly T H M, El-Saadany E F, Salama M M A. Improved Grey Predictor Rolling Models for Wind Power Prediction[J]. IEEE Proceedings on Gener, Transm & Distrib, 2007, 1(6): 928-937.
- [9] Sideratos G, Hatzigaryriou N. Using Radial Basis Neural Networks to Estimate Wind Power Production[A]. in: Power Engineering Society General Meeting, IEEE[C]. 2007.1-7.
- [10] Li S. Wind Power Prediction Using Recurrent Multilayer Perceptron Neural Networks[A]. in: Power Engineering Society General Meeting, IEEE[C]. 2003.2325-2330.
- [11] CAO Lei, LI Ran. Short-Term Wind Speed Forecasting Model for Wind Farm Based on Wavelet Decomposition[J]. IEEE Trans on DRPT, 2008: 2525-2529.
- [12] LI Shu-hui, Wunsch D, O'Hair E, et al. Using Neural Networks to Estimate Wind Turbine Power Generation[A]. in: Power Engineering Society Winter Meeting[C]. 2001.977.
- [13] Alexiadis M C, Dokopoulos P S, Sahsamanooglou H S. Wind Speed and Power Forecasting Based on Spatial Correlation Models[J]. IEEE Trans on Energy Conversion, 1999, 14(3): 836-842.
- [14] 王丽婕, 廖晓钟, 高爽, 等. 并网型大型风电场风力发电功率-时间序列的混沌属性分析[J]. 北京理工大学学报, 2007, 27(12): 1077-1080.
WANG Li-jie, LIAO Xiao-zhong, GAO Shuang, et al. Chaos Characteristics Analysis of Wind Generation Time Series for a Grid Connecting Wind Farm[J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2007, 27(12): 1077-1080.
- [15] Ahlstrom M L, Zavadil R M. The Role of Wind Forecasting in Grid Operations & Reliability[A]. in: Ransmission and Distribution Conference and Exhibition[C]. Asia and Pacific: 2005.1-5.
- [16] 杨秀媛, 肖洋, 陈树勇. 风电场风速和发电功率预测研究[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(11): 1-5.
YANG Xiu-yuan, XIAO Yang, CHEN Shu-yong. Wind Speed and Generated Power Forecasting in Wind Farm[J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(11): 1-5.
- [17] 肖永山, 王维庆, 霍晓萍. 基于神经网络的风电场风速时间序列预测研究[J]. 节能技术, 2007, 25(2): 106-108.
XIAO Yong-shan, WANG Wei-qing, HUO Xiao-ping. Study on the Time-series Wind Speed Forecasting of the Wind farm Based on Neural Networks[J]. Energy Conservation Technology, 2007, 25(2): 106-108.
- [18] 丁明, 张立军, 吴义纯. 基于时间序列分析的风电场风速预测模型[J]. 电力自动化设备, 2005, 25(8): 32-34.
DING Ming, ZHANG Li-jun, WU Yi-chun. Wind Speed Forecast Model for Wind Farms Based on Time Series Analysis[J]. Electric Power Automation Equipment, 2005, 25(8): 32-34.
- [19] Negnevitsky M, Johnson P, Santoso S. Short Term Wind Power Forecasting Using Hybrid Intelligent Systems[A]. in: Power Engineering Society General Meeting, IEEE[C]. 2007.1-4.
- [20] DONG Lei, WANG Li-jie, HU Shi, et al. Prediction of Wind Power Generation based on Chaotic Phase Space Reconstruction Models[A]. in: 7th International Conference on PEDS, IEEE[C]. 2007.744-748.

收稿日期: 2008-08-17; 修回日期: 2008-09-24

作者简介:

王丽婕(1983-), 女, 博士生, 主要研究方向为风力发电系统的功率预测及控制; E-mail: wanglijie@bit.edu.cn

廖晓钟(1962-), 女, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为运动控制、电力电子技术、绿色能源变换等。