

南方电网风电功率预测系统应用扩展研究

陈东¹, 雷金勇²

(1. 广东电网电力调度控制中心, 广州 510600; 2. 南方电网科学研究院有限责任公司, 广州 510080)

摘要: 相比北方大型风电大多建于较为平坦内陆区域, 南方电网区域内很多风电场则建设在相对复杂的地形环境, 其中较有代表性的是高山、丘陵和海岸风电场, 给风电功率预测系统的运行提出较大挑战。风电功率预测系统应用扩展性研究目的是使预测系统能在复杂而多变的实际现场应用场景下保持一定精度水平, 满足系统用户需求。研究了南方电网区域内典型风资源特性和风电输出特性, 根据这些特性, 围绕当前预测系统功能流程中的三个主要技术环节——多输入数据源、功率预测建模和预测结果展现, 提出应用扩展性研究框架。该项工作可以用于在数值天气预报精度有限的条件下改善预测精度, 并且指导预测系统各技术环节中子技术选项的灵活组合方案, 提高预测系统在工程现场的应用价值。基于南方电网区域内某风电场历史数据, 论证了所提方法的有效性。

关键词: 风电功率预测; 应用扩展; 预测精度; 南方电网

中图分类号: TM614

文献标志码: A

文章编号: 2095-8676(2015)03-0028-06

Research on the Flexible Performance of Wind Power Forecast System in China Southern Power Grid

CHEN Dong¹, LEI Jinyong²

(1. Guangdong Power Dispatch Center, Guangzhou 510600, China;

2. Electric Power Research Institute Co., Ltd., China Southern Power Grid Co., Ltd., Guangzhou 510080, China)

Abstract: Compared with the large wind farms in the north which are built in the relatively flat inland area, wind farms located in CSG (China Southern Power Grid) are built in the relatively complex terrain environment, such as onshore or hilly areas, which challenges the performance of wind power forecast system (WPFS) greatly. The purpose of the wind power forecasting system application research is to keep the forecasting precision of the system in the complex and changeable scene and meet the requirement by the users. This paper presents the solution to flexibility of WPFS based on the analysis of typical wind resource and wind power characteristics over CSG, and the actual arrangements and user requirements for WPFS as well. Then the framework of forecasting flexibility is proposed according to the three main technical links of WPFS: multiple data inputs, forecasting modeling and forecasting results' forms, providing guidance for the building of WPFS and forecasting precision improvement in view of engineering. To illustrate the idea in detail, historical data of wind farms in CSG is used as displaying samples for discussion.

Key words: wind power forecast; flexibility performance; prediction accuracy; China Southern Power Grid

近年来, 我国风电事业发展迅速, 其中大部分装机采取集中并网的发展模式, 单一风电场的装机容量往往超过数十兆瓦。随着风电装机容量在电力系统中所占比例的增加, 由于风资源的随机性及波动性, 传统的基于电源可控性和负荷可预测性的电

力系统发电计划制定变得日益困难^[1]。研究成果和相关技术法规的指标表明, 风电功率预测技术可以有效减轻风能对电力系统调度的不利影响, 对风电及风电场可控性提升有重要作用^[2]。南方电监局要求所有并网风电场均应配置风电功率预测系统并按照调度要求按时上报预测结果^[3]。

从风电场所处地理环境来看, 我国北方地区各大型风电基地大多建于地形平坦区域; 南方电网五省区很多风电场则建设在地形相对复杂区域, 其中

较有代表性的是高山、丘陵和海岸风电场。研究表明复杂地区风电功率预测误差一般较大, 并且多套预测系统对同一预测对象或单一预测系统应用于不同风电场两种常见情况下, 预测误差区间变化范围较宽^[4]。因此, 从应用扩展性角度而言, 风电功率预测系统应能在复杂而多变的实际现场应用场景下保持一定精度水平, 从而满足不同系统用户需求。这一点对于南方电网五省区风电功率预测系统的广泛配置和有效应用尤为重要。

欧美等风电发达国家都十分重视风电功率预测系统的应用扩展研究, 其解决问题的主要技术手段是数值天气预报(Numerical Weather Prediction, NWP)的集合预报^[5-6]。集合预报针对主要预测误差源降低不同预测场景对预测精度的影响, 涉及大规模数值模拟计算, 一般运行在大型气象计算中心。相比之下, 我国虽然已经开始重视用于风电功率预测的数值天气预报业务, 但与集合预报技术的应用相比尚有一定距离。国内研究侧重于从预测算法层面提升预测系统的应用扩展性, 采用的方法主要有时间序列法、人工神经网络法及其二者间的综合方法等^[7-9]。该类方法的共同特点是继承电力系统负荷预测典型算法, 在历史积累数据中寻找统计规律, 利用外推实现预测算法对应用场景变化的适应性。影响风电功率波动的主要气象要素序列一般不具有平稳性, 因此传统统计算法的使用效果具有一定局限性, 开发研制的预测系统投入工程实际应用后, 预测精度并没有达到预期, 往往存在较大的预测误差。目前, 广东电网调度端和大部分风电场功率预测系统仍处于建设阶段, 系统将根据风电场所处地理位置的气候特征和风电场历史数据情况, 采用适当的预测方法构建特定的预测模型进行风电场的功率预测并根据预测时间尺度的不同和实际应用的具体需求, 采用多种方法及模型, 形成最优预测策略。根据《国家能源局关于印发风电功率预报与电网协调运行实施细则(试行)的通知》要求, 风电场功率预报系统将包括数值天气预报产品接收和处理、实时气象信息处理、短期和超短期预测、系统人机界面、数据库和数据交换接口等功能。调度机构的风电功率系统还具备风电场预报数据接收、预报考核和信息发布等功能。根据《国家能源局关于印发风电场功率预报管理暂行办法的通知》要求, 风电场实时预测($0 \sim 4$ h)误差不超过15%, 日预测

曲线最大误差不超过25%。一般来说, 在建系统的超短期($0 \sim 4$ h)准确率可以达到90%以上。短期($0 \sim 72$ h)精度85%以上, 具体预测效果有待实践检验。

本文从风资源特性和风电出力特性入手, 首次提出一套风电功率预测系统应用扩展性研究框架。该研究框架不依赖传统统计方法, 密切结合目前风电功率预测系统现场实际运行情况及用户对系统预测结果需求。首先介绍了南方电网区域内风电发展现状, 在此基础上分析了典型地理因素下的风电场样本。进一步, 结合预测系统三个关键技术环节——多数据源输入、预测建模和预测结果展现形式, 论述了预测系统应用扩展性的研究内容和方法, 目的是为指导风电功率预测系统在现有技术流程下, 通过在各主要技术环节中灵活组合各项子技术, 从而提升其在具有不同地形地貌的南方电网五省区广大风电场区的应用价值。

1 南方电网风资源特性与风电特性

1.1 南方电网风电发展概况

南方电网五省区风电发展规模和程度不同, 各省区的风电装机容量和风电场数量差别较大, 如表1所示^[10]。广东和云南风电发展较早, 目前已进入风电装机稳定增长阶段。广东属于亚热带海洋性季风气候, 全省可开发利用的风能资源主要分布在粤东至全省沿海各地、近海海上及南岭山脉、云开山脉部分内陆高山区域。2013年底, 广东电网风电装机容量约1 529 MW, 占统调装机容量约1.8%。风电场主要分布在珠海、江门、汕头、湛江、清远、阳江、揭阳、潮州、汕尾等9个地区。其中又以汕头、揭阳、江门、阳江等沿海地区装机容量较大, 分别为335 MW、213 MW、251 MW、223 MW。2014年, 广东电网风电装机将保持快速稳定增长,

表1 南方电网五省区风机装机容量

Table 1 A Summary of Wind Power Capacity in CSG

省份	2011年新增/MW	2011年累计/MW	全国累计装机排名
广东	413.6	1 302.4	12
云南	501.8	932.3	14
海南	—	256.7	20
贵州	153.1	195.1	22
广西	76.5	79	27

除沿海地区外，河源、云浮、韶关等内陆地区也将加入风电并网行列。预计于2014年底，风电装机容量可达1 694 MW，占统调装机容量约1.9%。每年10月起，云南受青藏高原南部形成的高空强西风急流影响，主导风向为西南风，大部分风电场建于山区，风机沿山脊单列或交错布置。海南风资源主要集中在西部海域及其周边地区，风电场大多临海而建，具有瞬时能量密度大、年有效风时不稳定、易受灾害性天气影响等临海风资源特点。贵州和广西都属于风资源贫乏地区，有效风能密度在50 W/m²以下。贵州风资源主要分布在中西部地区的乌蒙山和苗岭一带。广西同样以山地风电场为主，兼有少量沿海滩涂风电场。

对风电场的地理和气候特点进行分析有助于明确预测系统应用扩展研究的侧重点。由上文所述，南方电网地区风电场功率预测系统需要适应海岸和山地等复杂局部环境，且这些地区往往出现较多极端恶劣的风速条件，对预测系统预测精度提出挑战。

1.2 典型风资源特性

影响风电出力的风资源变化由大尺度季风和局地小尺度循环法叠加引起。就目前及超短期时间尺度而言，风电场范围风资源特性主要表现局地小尺度特征。如上节所述，南方电网区域内典型风资源以山地风和海岸风为主，下文将分别就二者特性进行论述。

1.2.1 山地风

山地风电场往往将风电机组沿各迎风面山脊由高到低布置，从而捕获更多风能。影响风电出力的风资源昼夜变化模式主要由山脊两端温差所导致的空气运动引起，清晨和傍晚一般是山脊上下温差最大的时段，此时风力较大。风资源昼夜变化模式更多地是从能量角度解释风资源变化特性，在中长期时间尺度具有统计意义。对于风电功率预测更有价值的特定时空尺度风资源波动性则相对更加复杂，不具有明显的日统计特征。从空间角度来看，山区风电场与其它地理类型风电场的显著区别是各风电机组利用风资源的相对高度差别明显，因此，不同高度间风资源的相关性分析对山区风电场的功率预测较有价值。表2给出了不同高度风速相关性对比，同一地点不同高度风速相关性较高，说明沿同一山脊布置风电机组出力具有较高的相关性。

表2 不同高度风速相关性对比

Table 2 A Comparison of Wind Speed Correlation in the Hilly Area

相对高度/m	风速相关性		
	样本1	样本2	样本3
10~30	0.972	0.969	0.967
10~50	0.965	0.950	0.951
10~70	0.953	0.939	0.942
30~50	0.979	0.977	0.977
30~70	0.976	0.967	0.962
50~70	0.981	0.978	0.980

1.2.2 海岸风

南方电网将大力发展海上风电，但就现阶段而言，对海洋风能的利用仍以临海风电场为主，主导风资源为海岸风。一般情况下，海上风资源与内陆风资源相比，平均风速更高，风速更加平稳，小时级波动性较小。同时，受海水、陆地比热不同的影响，近海海上风资源同样具有昼夜变化模式，夜晚平均风速大于白天^[11]。受陆地因素影响，海岸风资源和海上风资源变化特性有所不同。图1给出了海岸风三日变化情况样例，可以看出快速大幅度的风速变化时常发生，变化范围可跨越风电机组的切入风速和切出风速，对风电功率波动影响巨大。

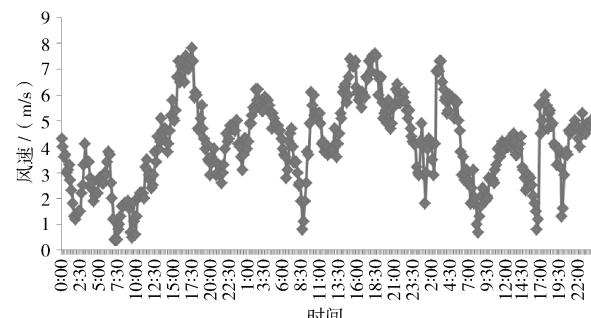


图1 海岸风三日变化情况

Fig. 1 Wind Speed Variation at Onshore Area for Three Days

1.2.3 典型风速特性

用于分析风速分布特性的函数，包括瑞利分布、对数正态分布、威布尔分布等。其中，瑞利分布适用于风速稳定的特定地点，且具备一年以上风速数据的风电场；对数正态分布为中心对称的函数，与实际风速分布有一定的误差；威布尔分布(Weibull Distribution)对不同形状的频率分布有较好的适应性，几乎能够涵盖瑞利分布和正态分布，见图2。

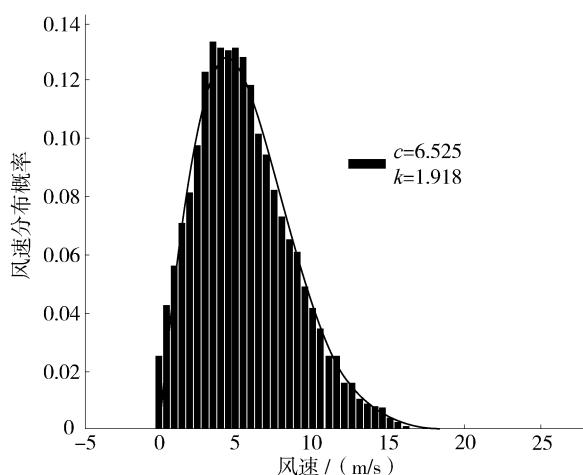


图2 平原某风电场实际风速威布尔拟合曲线

Fig. 2 Weibull Fitting Curve of Actual Wind Speed in a Plain Wind Farm

威布尔分布是一种单峰的,两参数的分布函数,其概率密度函数为:

$$p(v) = \frac{k}{c} \left(\frac{v}{c} \right)^{k-1} \exp \left[- \left(\frac{v}{c} \right)^k \right] \quad (1)$$

根据威布尔分布的函数,可以知道风速小于 v_g 的累计概率密度分布为:

$$p(v \leq v_g) = 1 - \exp \left[- \left(\frac{v_g}{c} \right)^k \right] \quad (2)$$

2 典型风电特性

对于风电功率预测所对应时间尺度,风电机组出力主要由局地风资源决定,与机组的转动惯量和控制策略关系不大^[12]。风电功率预测技术重要环节之一是风电场功率输出模型,目的是建立从风资源到风电出力的转化关系,常用的手段是利用多台风电机组的均值平滑来消除单一机组样本中异常数据和在理论功率曲线四周分散的影响。

图3给出了双馈风电机组实测风速-功率散点图,对于这种样本分散度较大的情况,风电场功率输出模型的平滑效果也会比较有限,建模精度难以保证。与北方大型风电基地异常数据主要由限电造成相比,南方电网风电场功率散点图上的分散样本主要由两方面原因造成:第一是海岸和山区等地风电场运行环境较为恶劣,尤其是通信线路和设备检修条件在实际现场难以达到需求;第二是雨雾等特殊天气条件对气象测量装置量测准确度的影响,特别是量测敏感度较高的装置,例如风机测风仪。

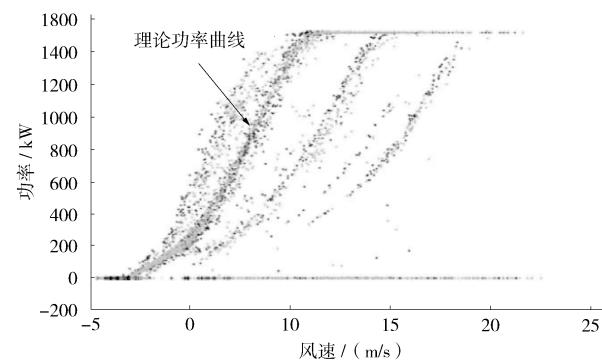


图3 双馈风电机组实测功率输出

Fig. 3 Actual Power Output of a DFIG

3 风电功率预测系统应用扩展性研究框架

上文分析了南方电网区域内典型风资源特性和风电实际出力分散性对风电功率预测系统扩展应用的影响。按照电网相关标准规定的要求,南方电网范围内运行的风电功率预测系统可以从功能流程角度分为三个主要技术环节:多输入数据源,功率预测建模和预测结果展现,同时每个技术环节均包含多个不同的具体子技术选项,如图4所示。从实用性角度出发,风电功率预测系统应用扩展性研究框架将围绕系统流程技术环节展开,基本思想在每个主要环节是灵活组合各项子技术选项,从而达到最佳预测效果。

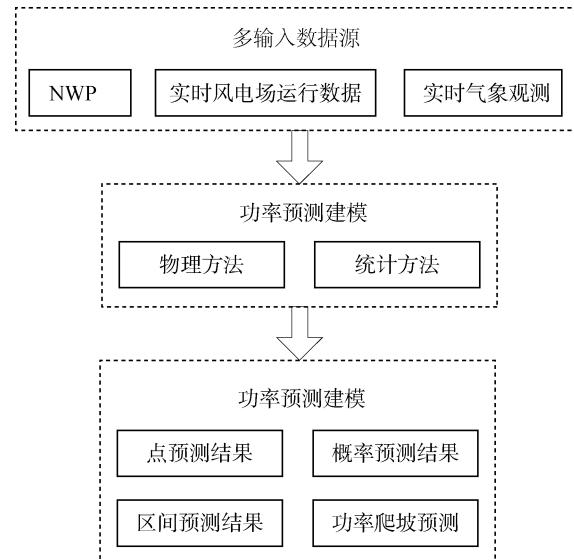


图4 风电功率预测系统主要技术环节

Fig. 4 The Flow Chart of Key Technical Components in WPFS

3.1 多输入数据源筛选

风电功率预测系统的运行需要各类输入数据源

的辅助支持,其中最重要及常见的三类输入数据分别是数值天气预报数据、实时风电场运行数据和实时气象观测数据。为了提升预测精度,同一类数据可能具有多种量测渠道,输入数据种类集合不断扩充。因此,输入数据冗余度的上升将难以避免。例如,对于气象观测数据,南方电网区域内风电场基本都具备至少两种数据获取渠道:风机测风仪观测和风电场测风塔观测。功率数据的量测同样具有冗余性,风机监测系统和SCADA系统风电场升压站监测都可获取风电功率数据。考虑到风电场较为恶劣的运行环境,数据冗余的存在可以从两方面帮助提升功率预测系统的应用可扩展性,一是不同数据获取渠道互为备用,二是作为异常数据筛选的依据。对于后者而言,可以使用假设检验的方法识别坏数据。先对原始数据的特征做出某种假设,以基本假设 H_0 的形式提出,如假设样本属于正常范畴,并规定显著性水平 $\alpha(0 < \alpha < 1)$,然后假设 H_0 的否定域 V 是一切可能的样本集合,可以通过和冗余数据差值的极端分布获取。建立检验标准:在 H_0 成立的条件下,事件 $A = \{\text{样本值落入 } V\}$ 的概率不大于 α :

$$P(V|H_0) \leq \alpha \quad (3)$$

把待辨识的数据看作对原始数据总体随机抽样得到的样本,若样本值属于 V 则否定 H_0 认为存在不良数据,否则不否定假设。假设检验作为一种基于概率方法,存在漏检和误检的可能。

3.2 功率预测建模的应用可扩展性

功率预测建模环节的应用可扩展性可以通过物理方法和统计方法的组合实现。图5给出了海南某风电场不同预测方法在不同预测时间尺度的平均误差水平对比。ARIMA法是一种典型的统计方法,广泛应用于国内超短期风电功率预测系统(预测时间尺度一般为4小时)。该方法在1~2 h时间尺度预测效果较好,但预测误差随预测时间尺度的增长快速增长。与统计方法主要依靠时间序列外推不同,基于NWP的人工神经网络方法具有分布式信息存储与处理结构,适合处理复杂的非线性映射问题,只是对矛盾样本的容错能力不够。

依据上述特点,可以根据在全预测时间尺度综合两类预测方法的优势,更好地利用风资源在不同时间尺度的变化特点,从而提升预测精度。

基于平原某一个风电场一年的历史数据和

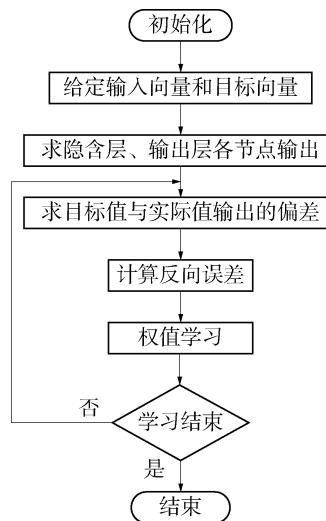
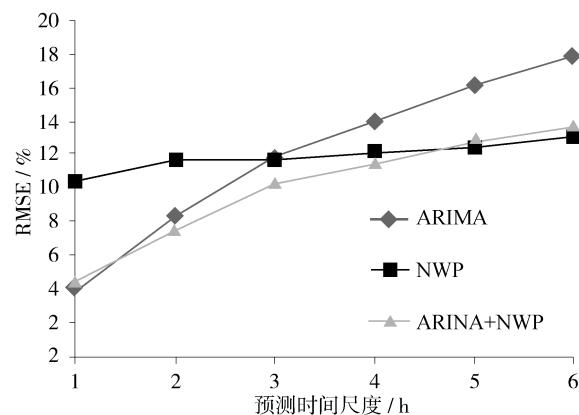


图5 基于神经网络的风电功率预测建模

Fig. 5 Wind Power Forecasting Models Based on Neural Network

NWP数据,分别进行基于以上两类方法进行建模,图6中,综合ARIMA法和NWP法可以在6小时内取得降低预测误差的平均效果。



注:ARIMA: Autoregressive Integrated Moving Average Model,自回归移动平均模型;NWP: Numerical Weather Prediction,数值天气预报

图6 不同时间尺度不同预测方法误差对比

Fig. 6 A Comparison of Rmse (Root Mean Square Error) of Different Forecasting Models at Various Forecasting Horizons

3.3 预测结果展现的应用可扩展性

点预测、概率预测和区间预测是三种主要的预测结果展现形式,功率爬坡预测则是近年来的研究热点^[13],其中点预测最为基本,也是大多数预测相关技术标准和预测系统用户最为关注的展现形式。然而,目前我国风电功率预测系统的现场实际点预测精度很多无法到达标准和业主的要求,极大

制约了点预测的应用价值。概率预测和区间预测主要用来衡量预测结果的不确定度, 从而帮助用户合理使用预测结果。图7给出了某风电场的概率预测结果, 某些情况下, 由于风资源波动特性及预测精度有限, 预测结果误差带较宽, 90%置信区间几乎可以覆盖从零到满发的全功率段, 这种情况概率预测和区间预测将丧失其应用价值。本文第2节讨论的风资源波动特性和风电出力特性可以用于指导预测结果展现的应用可扩展性。例如, 海岸风电场常见快速大幅值的功率波动情况, 还可能发生台风等极端天气, 此时功率爬坡预测则更为重要, 可以结合其它预测结果展现形式给予用户最大的使用价值。

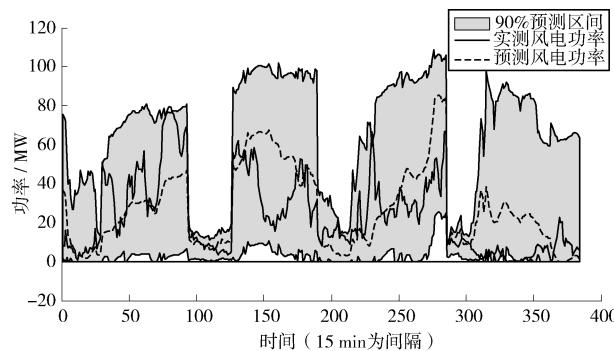


图7 某风电场90%置信区间预测

Fig. 7 A Demo of Interval Forecast with 90% Confidence Interval

4 结论

风电功率预测系统应用扩展性研究目的是使预测系统能在复杂而多变的实际现场应用场景下保持一定精度水平, 从而满足系统用户需求, 这对于南方电网区域内风电功率预测系统在不同地理类型风电场的推广工作具有十分重要的价值。目前国内数值天气预报集合预报业务尚且难以满足风电功率预测需求, 本文基于南方电网区域内典型风资源分析和风电出力特性分析, 建立了风电功率预测系统应用扩展性研究框架。预测系统的应用扩展围绕其功能流程的三个主要技术环节提高: 多输入数据源、功率预测建模和预测结果展现。该项工作可以用于在数值天气预报精度有限的条件下改善预测精度, 并且提供预测系统各技术环节中子技术选项的灵活组合方案, 提高预测系统在工程现场的应用价值。

目前, 南方电网某风电场的功率预测系统部署工作已经基本完成, 各项数据的积累工作持续进行

中。本文的工作为将来功率预测系统实际应用效果的后评估奠定了很好的基础, 这部分工作将在样本收集工作完成后开展。

参考文献:

- [1] 谷兴凯, 范高峰, 王晓蓉, 等. 风电功率预测技术综述 [J]. 电网技术, 2007, 31(S2): 335-338.
- [2] 国家能源局. 风电场功率预测预报管理暂行办法 [S].
- [3] 南方电网局. 南方区域风电场参加辅助服务及并网运行管理补充规定(试行) [S].
- [4] 黄浩辉, 宋丽莉, 植石群, 等. 多元回归法在复杂地形风资源微尺度模拟中的应用 [J]. 气象, 2007, 33(7): 98-104.
- [5] VLADISLAVLEVA E, FRIEDRICH T, NEUMANN F, et al. Predicting The Energy Output of Wind Farms Based on Weather Data: Important Variables and Their Correlation [J]. Renewable Energy, 2013, 50: 236-243.
- [6] CARVALHO D, ROCHA A, GOMEZ-GESTEIRA M, et al. A Sensitivity Study of The WRF Model in Wind Simulation for An Area of High Wind Energy [J]. Environmental Modelling and Software, 2012(33): 23-34.
- [7] 吴俊利, 张步涵, 王魁. 基于 Adaboost 的 BP 神经网络改进算法在短期风速预测中的应用 [J]. 电网技术, 2012, 36(9): 221-225.
- [8] 孙国强, 卫志农, 翟伟星. 基于 RVM 与 ARMA 误差校正的短期风速预测 [J]. 电工技术学报, 2012, 27(8): 187-193.
- [9] 姚传安, 姬少龙, 余泳昌. 基于小波变换与 Elman 神经网络的短期风速组合预测 [J]. 可再生能源, 2012, 30(8): 42-45.
- [10] YAO Chuanan, JI Shaolong, YU Yongchang. Short-term Prediction of Wind Speed Based on Wavelet Elman Neural Network [J]. Renewable Energy Resources, 2012, 30(8): 42-45.
- [11] 绿色和平组织. 中国风电发展报告 2012 [M]. 北京, 2012.
- [12] 徐乾耀, 康重庆, 张宁, 等. 海上风电出力特性及其消纳问题探讨 [J]. 电力系统自动化, 2011, 35(22): 54-59.
- [13] LI J, QIAO Y, LU Z, et al. Research on Statistical Modeling of Large-scale Wind Farms Output Fluctuations in Different Special and Temporal Scales [J]. Power System Protection and Control, 2012, 40(19): 8-13.
- [14] GREAVES B, COLLINS J, PARKES J, et al. Temporal Forecast Uncertainty for Ramp Events [J]. Wind Engineering, 2009, 33(4): 309-320.
- [15] BAILEY B, BROWER M C, ZACK J. Short-term Wind Forecasting (ISBN1902916 X) [C]. Proceedings of the European Wind Energy Conference, [S. l.] [s. n.], 1999.
- [16] CAROLIN MABEL M, FERNANDEZ E. Analysis of Wind Power Generation and Prediction Using ANN: A Case Study [J]. Renewable Energy, 2008(33): 986-992.