

DOI: 10.7652/xjtuxb201310012

一种考虑时空分布特性的区域风电功率预测方法

别朝红, 安佳坤, 陈筱中, 贺旭伟

(西安交通大学电力设备电气绝缘国家重点实验室, 710049, 西安)

摘要: 为了解决风电场数据丢失时直接相加法无法进行区域风电功率预测的问题,提出了一种考虑时空分布特性的区域风电功率预测方法。为降低模型的复杂性,根据风电场及风能信息对子区域进行具体分析。在此基础上,利用相关系数法,选择风电场出力与子区域出力间相关系数绝对值大的风场为基准风电场。以所选基准风电场预测功率为输入,利用神经网络方法,直接预测各子区域功率,整个区域预测结果为各子区域预测值之和。算例结果表明:利用相关系数法选择基准风电场无需大量历史数据支撑,原理简单易于实现;模型与风电场所采用的预测系统无关,易于工程推广应用;模型无需考虑非基准风电场功率预测情况,成本更低、效益更高;采用该模型后子区域预测误差比直接相加的方法降低了 5%,整个区域预测误差仅为 20.8%。

关键词: 子区域;基准风电场;神经网络;区域功率预测

中图分类号: TM614 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2013)10-0068-07

Regional Wind Power Prediction Considering Temporal and Spatial Characteristics

BIE Zhaohong, AN Jiakun, CHEN Xiaozhong, HE Xuwei

(State Key Laboratory of Electrical Insulation and Power Equipment, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: A regional wind power prediction method considering temporal and spatial characteristics is proposed to effectively solve the unavailability of direct-adding-up method in the case of missing data. To reduce the model complexity, the region is divided into several sub-regions according to the information from this region. Furthermore, a correlation coefficient method is proposed to select reference wind farms. The correlation coefficient between wind-farm power output and sub-region power output is calculated separately and compared with each other. Farms with larger absolute correlation coefficient are chosen as the reference ones. A back propagation neural network is adopted to directly predict wind power output of each sub-region, and the predicted power of reference farms in this sub-region is considered as the input. The regional wind power prediction can be achieved after summing the prediction results of sub-regions. The application shows that the correlation coefficient method needs less history data and is easy to realize. The proposed model is compatible with various wind farm power prediction systems and independent on the power prediction of non-reference farms, thus the prediction is more efficient with lower cost. The root mean square error declines by 5% compared with that in direct-adding-up method, and the regional wind power prediction error reaches only 20.8%.

Keywords: sub-region; reference wind farm; neural network; regional power prediction

收稿日期: 2013-03-22。 作者简介: 别朝红(1970—),女,教授,博士生导师。 基金项目: 国家高技术研究发展计划资助项目(2012AA050201)。

网络出版时间: 2013-06-04

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1069.T.20130604.1445.004.html>

由于风能蕴量巨大、分布广泛、清洁、无污染,目前风力发电已经在全球范围得到快速发展。但是,由于风能随机性和波动性的特点,风电大规模接入将对电力系统产生巨大影响,并使电力系统实时运行调度和潮流控制难度增加。因此,有必要对接入系统的风电功率进行预测。

考虑到各个风电场的装机容量不同、地理分布差异以及风能状况的区别,直接预测区域内所有风电场的功率之和可以平滑各个风电场的输出,提高风电功率预测精度^[1-3]。对于调度而言,工作人员在安排运行方式和旋转备用时,更关注整个区域的预测功率。因此,区域风电功率预测结果更为实用。

目前,国外区域风电功率预测多采用外推或者倍增的方法,即利用某一地区几个风电场的信息预测该区域所有风电场输出功率之和,这几个风电场通常称为基准风电场。文献[4-5]将整个区域划分为若干子区域并选择基准风电场,在基准风电场功率预测的基础上通过倍增得到整个区域功率预测值。文献[6]介绍了一种分支模型,区域预测结果为两个分支模型的加权平均。文献[7]介绍了基于动态模糊神经网络的区域风电功率模型,并对直接倍增、单一风电场倍增和风电场聚类分组等模型进行了比较。文献[8]在总结上述模型的基础上,提出了一种回归功率曲线模型,并说明了区域功率预测的特点及参数选择依据。文献[9]提出了一种无需选择基准风电场而直接进行区域功率预测的方法,通过气象预测数据与历史数据的相似程度,结合核函数回归的相关知识,加权平均得到区域预测值。我国风电技术起步晚,但发展迅速并且大规模集中接入电力系统。然而,目前研究多侧重于单一风电场的功率预测,区域风电功率预测研究较少。文献[10]介绍了内蒙古电网采用的区域风电功率预测系统,但并未涉及具体的预测方法。文献[11-13]所述的方法只能处理区域小、风场数目少的情况。

国外区域预测方法大多建立在多年历史数据收集的基础之上,受风电数据的限制,其方法并不适用我国。目前,我国大多采用将区域内各个风电场预测结果直接相加的方法,尚无成熟的区域风电功率预测模型。然而,随着风电装机容量的增加以及风电场数量的增多,同一地区各个风电场风速曲线变化趋势和波动特性具有相似性^[12],为减少投资成本,提高社会效益,无需全部风电场均装设在线监控系统或从数值天气预报(NWP)服务商处购买天气预报数据。同时,在实际系统运行过程中,可能出现

部分风电场数据丢失、异常等特殊情况,导致风电场功率预测模型数据缺乏,进而无法进行区域风电功率预测。

针对上述问题,本文提出了一种考虑时空分布特性的区域风电功率预测模型,分为子区域划分、基准风电场选择、基准风电场功率预测、子区域功率预测等部分。子区域划分可以根据该区域大小,结合风电场位置以及该地区风能特点具体分析。基准风电场的选择也有多种方法,本文提出了一种根据各风电场与子区域出力相关系数选择基准风电场的方法,选择相关系数绝对值较大并且出力之和达到子区域额定功率 70% 的风电场为基准风电场。子区域功率预测时采用了神经网络模型,输入元素为各基准风电场预测功率。区域预测结果为各子区域预测结果之和。实际应用表明,采用本文模型后子区域预测误差比直接相加的方法降低了 5%,整个区域预测误差仅为 20.8%。为进一步提高预测精度,本文还分析了区域风电功率预测误差的影响因素。

1 区域风电功率预测

考虑时空分布特性的区域风电功率预测方法包括子区域划分、基准风电场选择、基准风电场功率预测、子区域功率预测和区域风电功率求和五部分,整体模块如图 1 所示。

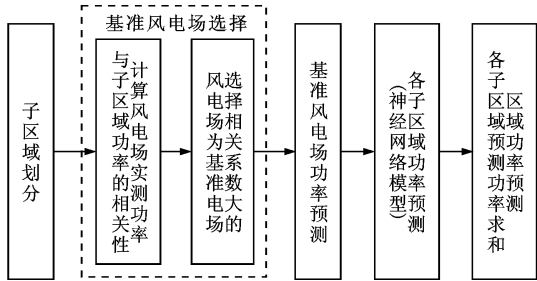


图 1 区域风电功率预测模块

1.1 子区域划分

考虑到各个区域大小、风电场位置分布、风能状况等的差异,首先应决定是否划分子区域。若该区域内风电场分布集中、风能状况相似,各风电场出力具有较强的相关性,无需进行区域划分,可直接选择基准风电场并进行区域风电功率预测。若该区域风电场分布发散或者风能状况差别较大,此时应进行区域划分,具体可依据下述原则或方法:

- (1)根据风电场的地理分布;
- (2)根据风电场接入电力系统的位置;
- (3)根据该区域风能的特点;

(4)根据该区域各风电场的相似性,利用模糊聚类技术划分子区域。

本文采用了根据风电场地理位置及风能特点划分子区域的方法。采用不同的方法,所划分的子区域及其规模均不相同,功率预测误差也有差异。子区域划分方法对预测误差的影响不是本文的研究重点,此处不再详细介绍。

1.2 基准风电场的选择

所选基准风电场的地理位置、数目和装机容量等都将影响区域功率预测的精度^[5],相应的选择方法也有多种^[12-14]。本文提出了一种根据各个风电场与子区域实际出力的相关系数选择基准风电场的方法,原理简单易于工程实现。其核心思路为计算各个风电场与子区域出力的相关系数,依次选择相关系数大的风电场作为基准风电场,直到所选基准风电场装机容量达到一定比例(如70%)。

(1)设某一子区域内有 m 个风电场,编号分别为 $1, 2, \dots, m$,则第 i 个风电场与子区域出力的相关系数

$$r_i = \frac{\sum_{k=1}^n (x_{ik} - \bar{x}_i)(y_k - \bar{y})}{\left(\sum_{k=1}^n (x_{ik} - \bar{x}_i)^2\right)^{1/2} \left(\sum_{k=1}^n (y_k - \bar{y})^2\right)^{1/2}} \quad (1)$$

式中: n 为风电场功率测量点的个数; x_{ik} 为第 i 个风电场第 k 个测量点的实测功率; $\bar{x}_i$ 为第 i 个风电场 n 个测量点的平均值; y_k 为该子区域第 k 个测量点对应的子区域实际出力; $\bar{y}$ 为该子区域 n 个测量点的平均出力。

若风电场数据丢失或预测异常,修正对应的相关系数为0,即可保证该风电场不会参与子区域功率预测。

(2)按照计算后的相关系数的绝对值大小进行排序,选择相关系数绝对值大的风电场为基准风电场,并使各个基准风电场出力之和达到子区域额定功率的70%。

设 $i=1, 2, \dots, L$ 依次为相关系数绝对值较大的前 L 个风电场的编号,且满足

$$\sum_{i=1}^L S_{xi} > 70\% \times S_Y; \sum_{i=1}^{L-1} S_{xi} < 70\% \times S_Y \quad (2)$$

式中: S_{xi} 为第 i 个风电场的额定出力; S_Y 为该子区域的额定出力;所选的基准风电场为编号 $1, 2, \dots, L$ 的风电场,共计 L 个。

值得注意的是,此处所选的基准风电场并非固定的,与所选的样本有关。各风电场与子区域的对

应样本集应在一定频率内进行更新,以保证所选基准风电场能反映该区域的最新信息。

1.3 基准风电场功率预测

基准风电场功率预测可以采用任意现有的、成熟的功率预测方法,如时间序列法、支持向量机、反向误差传播(BP)神经网络法和径向基函数法等。本文所述的区域功率模型与基准风电场具体采用的功率预测系统无关,便于同各种预测系统相集成。

以3层BP神经网络模型为例,说明整个区域功率预测模型。输入层神经元信息为NWP预测的风速、风向和温度,输出层为风电场功率,隐层神经元的个数采用试探法确定。以训练样本均方根误差最小为目标,隐层神经元传递函数采用S型正切函数,输入层信息归一化到 $[-1, 1]$ 之间。

1.4 子区域风电功率预测

根据基准风电场装机容量倍增获得子区域功率预测值的方法忽略了区域内的风能差异,不符合实际情况。本文采用神经网络方法逼近基准风电场出力与子区域出力的非线性关系。

如图2所示,神经网络选择3层BP神经网络,输入层为各个基准风电场的预测功率,输出层为子区域的预测功率。输入层神经元的个数与对应子区域基准风电场的数目相同,隐层神经元个数采用试探法确定。训练样本由各个基准风电场的预测功率与对应的子区域历史测量功率组成,以训练样本均方根误差最小为目标,隐层神经元传递函数采用S型正切函数。输入层信息归一化到 $[-1, 1]$ 之间,归一化公式如下

$$P_i = 1 - \frac{P_{\max} - P_{\text{forecast}}}{P_{\max} - P_{\min}} \times 2 \quad (3)$$

式中: P_{forecast} 为基准风电场的预测功率; $P_{\max}$ 为训练样本中该基准风电场的最大出力; $P_{\min}$ 为训练样本中该基准风电场的最小出力。

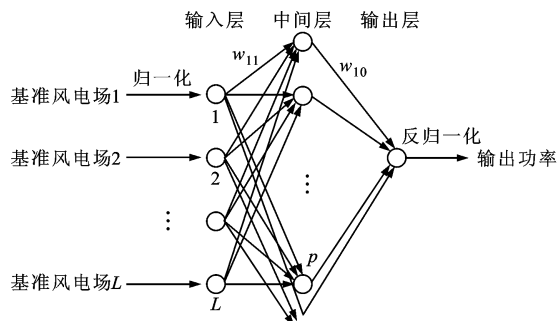


图2 子区域神经网络预测模型

2 区域风电功率预测整体框架

电力系统调度人员在安排运行方式和旋转备用时更关注整个系统不确定性功率的大小。考虑到同一区域内风电场规模、地理位置、风能状况等的差异以及各个风电场预测误差的不同,采用区域风电功率预测能够平滑各个风电场的预测误差,使整个区域内的风电功率预测精度更准确。然而,目前我国数值天气预报数据尚不完善,数据故障或丢失时直接相加法将无法进行区域风电功率预测。本文区域风电功率预测模型有效解决了上述问题,能够为调度提供更准确的功率预测信息,其整体框架如图 3 所示。

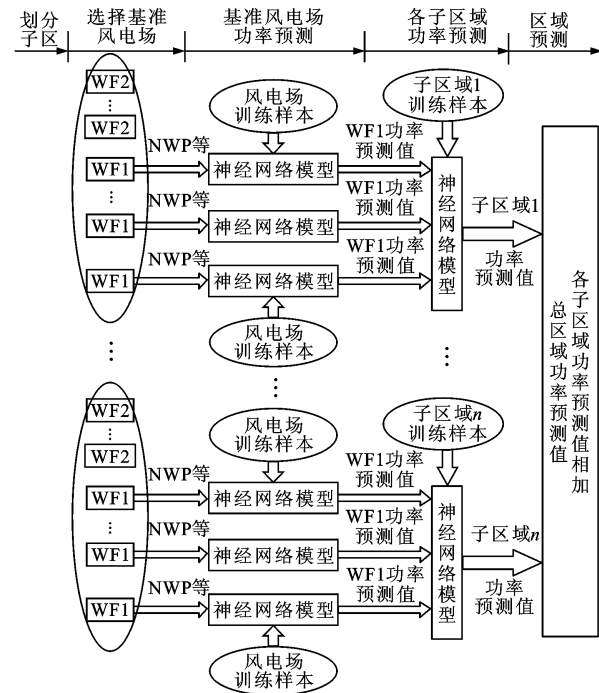


图 3 区域功率预测模型

首先进行子区域划分,将特点相近的风电场划分为同一子区域,这样可以提高输出功率统计特性拟合的准确性。

其次,根据相关系数法选择基准风电场(WF1),通过基准风电场选择时相关系数的修正,保证了即使部分风电场数据丢失或异常也能正确进行区域功率预测,并且此方法无需大量历史数据支撑,原理简单易于实现。

基准风电场功率预测时可以采用任何现有的、成熟的功率预测方法,以便于同风电场预测系统集成。利用基准风电场的预测功率直接得到子区域功率预测值,此处采用了神经网络法得出二者之间

的非线性关系。最后将各个子区域的预测值相加,即可得到整个区域的风电功率预测值。

本文所述的区域功率预测方法与风电场具体采用的预测方法无关,具有较强的通用性和工程实用性,无需考虑非基准风电场功率预测情况,成本更低、效益更高。基于此原理的区域功率预测方法已经申报了专利^[15]。

3 算例验证

以内蒙古 36 个风电场的实际数据为算例,对上述方法进行校验。收集 2010 年 9 月至 2011 年 5 月的 NWP 数据、各个风电场的实测功率和子区域实测功率等数据,其中每 15 min 为一个测量点。以 9~11 月份数据为例进行区域神经网络训练,一个月更新一次训练样本,滚动预测当年 11 月及以后的风电功率。

3.1 区域风电场功率预测

(1)根据风电场的地理位置,将整个区域划分为 9 个子区域,子区域 1~9 所含风电场的数目分别为 5、5、7、2、2、5、8、1、1。

(2)选择基准风电场。部分风区风电场数目较少,不再选择基准风电场,仅分析风电场数目较多的风区。基准风电场的选择并不固定,以 2010 年 11 月子区域 2 为例说明,风电场 1~风电场 5 与子区域出力之间的相关系数分别为 0.224、1.019、0.015、0.879、1.162。因此,相关系数绝对值较大的风电场 1、风电场 2、风电场 4 和风电场 5 共计 4 个风电场被选为基准风电场。

(3)基准风电场功率预测。采用神经网络模型进行基准风电场功率预测,各基准风电场预测误差见表 1,显然各个风电场规模、位置以及风能不同,其功率预测水平也存在差异。

表 1 基准风电场预测误差

风电场	平均绝对误差/MW	均方根误差/%
1	25.992	23.6
2	44.434	25.8
4	14.236	23.5
5	8.726	19.5

(4)子区域风电功率预测。利用神经网络模型进行子区域风电功率预测,并与直接相加法相对比,预测曲线如图 4 所示,具体预测误差见表 2。

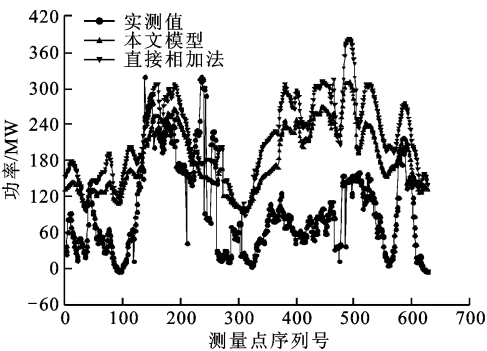


图 4 子区域 2 风电功率预测

表 2 子区域 2 风电功率预测误差

方法	平均绝对误差/MW	均方根误差/%
直接相加法	119.7	27.44
本文模型	96.19	22.47

采用直接相加法进行区域功率预测时,部分风电场预测误差可能发生叠加,而区域风电功率预测有效剔除各风电场间的冗余因素,预测误差能够进一步降低。采用本文模型后,预测误差降低了 5% 左右。

(5)将各个子区域预测结果直接相加得到整个区域风电功率预测结果,整个区域预测曲线如图 5 所示。显然,本文模型能够有效捕捉风电功率变化趋势,并且短期内功率预测误差为 20.8%,满足调度要求。具体各子区域及整个区域预测误差见表 3。

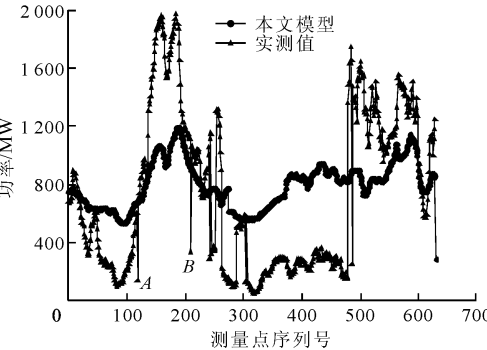


图 5 区域风电功率预测

值得注意的是,接近 42%(15 个)风电场的预测误差在 23% 以上,部分风电场甚至接近 30%,而此时区域风电功率预测误差仍控制在 20% 附近。可见,区域风电功率预测有效平滑了各个风电场的输出功率,更易于预测。单一风电场预测误差明显高于子区域预测误差(见表 1 和表 2),各子区域预测误差整体上高于区域总体预测误差(见表 3)。因此,开发专门的区域风电功率预测系统是非常有必

要的。

表 3 其余子区域及区域总体预测误差

子区域	平均绝对误差/MW	均方根误差/%
1	55.54	17.26
3	35.72	22.64
4	87.82	21.94
5	94.48	17.96
6	31.30	27.04
7	98.39	28.25
8	47.56	22.09
9	16.84	25.89
整个区域	398.41	20.80

3.2 区域风电场功率预测误差分析

(1)基准风电场的位置、数目等影响子区域功率预测结果。以含有 7 个风电场的子区域 3 为例,分析基准风电场的选择、数目与子区域预测误差的关系。

情况 1:本文相关系数法。

情况 2:以风电场 1、2、3 为基准风电场。

情况 3:以风电场 1、2、4、5 和 6 为基准风电场。

情况 4:以风电场 1、2、3、5 和 7 为基准风电场。

各种情况对应的预测误差如表 4 所示,显然子区域预测误差与所选基准风电场数目有关。基准风电场数目过少,无法反映该子区域的风能状况;基准风电场过多,冗余信息等因素有可能影响功率预测精度。此外,子区域预测误差不仅与所选基准风电场的数目有关,还与具体所选择的风电场有关。即使均选择 5 个基准风电场,情况 3 和情况 4 预测误差相差了 6% 左右。

表 4 基准风电场的选择对预测误差影响

基准风电场	平均绝对误差/MW	均方根误差/%
情况 1	53.18	12.8
情况 2	61.47	15.2
情况 3	49.30	11.9
情况 4	67.98	17.2

本文利用相关系数选择基准风电场的方法原理简单,便于工程应用,然而仅考虑了相关系数一个因素,预测效果无法保证实时最优。如何全面考虑地理分布、风能状况等多种因素进而选择基准风电场,需要进一步研究。

(2)单一风电场功率预测结果将影响子区域功

率预测。以子区域 1 为例,如图 6 所示,当基准风电场预测误差降低时,虽然子区域预测误差有所波动,但整体呈下降趋势,并且整个区域预测误差能够进一步降低。因此,采用合适的模型和方法提高单一风电场功率预测精度,能使区域预测误差进一步降低。

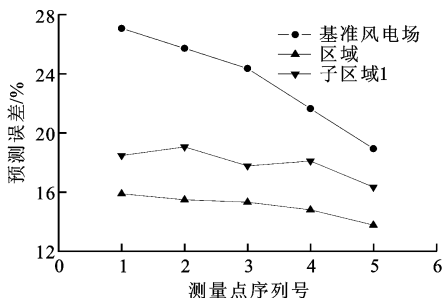


图 6 基准风电场预测误差的影响

在整个计算过程中,子区域预测误差始终低于单一风电场,区域预测误差始终低于子区域预测误差。这进一步验证了区域风电功率的平滑效应以及区域预测的必要性。

(3)模型无法跟踪风电功率的快速变化。区域预测的一个重要依据是能够平滑风电场的输出功率,使风电波动性降低,进而提高预测精度。然而,当子区域风电功率剧烈变化时,模型预测值无法快速跟踪功率的变化,可能产生较大的误差。如图 7 所示,子区域 7 预测误差较大正是此原因。

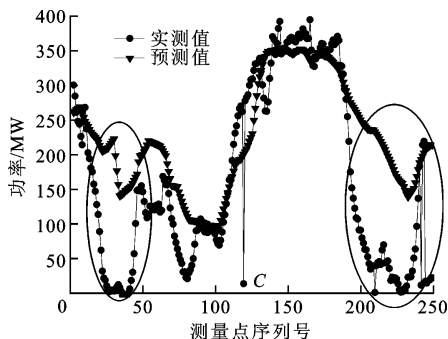


图 7 子区域 7 功率预测

子区域功率预测的方法并不唯一,支持向量机、径向基函数神经网络等方法也适用于此模型,只需修改对应参数即可。采用何种方法反映风电功率的快速变化并进一步提高子区域风电功率预测的精度,尚需要进一步研究。

(4)实测值中存在功率异常点。由于读写错误或仪表故障等原因,实测值中可能出现部分明显偏离功率曲线的异常点,如图 5 中 A 点和 B 点以及图 7 中 C 点。此类数据作为标准值参与计算,将导致

误差计算值偏高,无法反映功率预测模型的实际预测水平。因此,在模型验证时,可以利用插值等方法修正此类异常点后再参与计算。

4 结 论

区域风电功率能够平滑各个风电场的输出功率,使预测结果更为准确,更利于调度安排运行方式和备用。本文提出的考虑时空分布特性的区域风电功率预测方法有效解决了风电场数据丢失或异常时直接相加法无法预测的问题。利用相关系数法选择基准风电场无需大量历史数据支撑,原理简单易于实现。在此基础上的区域风电功率预测误差能够达到与直接相加法相近甚至更低的水平,但本文模型无需考虑非基准风电场功率预测情况,成本更低,效益更高。本文模型与风电场所采用的功率预测系统无关,易于同各种预测模型相结合,便于工程推广应用。

所选的基准风电场及其数量、基准风电场预测精度、子区域功率预测方法均将影响区域风电功率预测精度。如何全面考虑区域出力的影响因素,并进一步提高区域预测精度,将是以后的研究重点。

参考文献:

- [1] FOCKEN U, LANGE M, MÖNNICH K, et al. Short-term prediction of the aggregated power output of wind farms: a statistical analysis of the reduction of the prediction error by spatial smoothing effects [J]. Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics, 2002, 90(3): 231-246.
- [2] HAN Yu, CHANG Liuchen. A study of the reduction of the regional aggregated wind power forecast error by spatial smoothing effects in the maritime Canada [C]// 2010 IEEE Electric Power and Energy Conference. New York, USA: IEEE Computer Society, 2010: 942-947.
- [3] NANAHAHA T, ASARI M, MAEJIMA T, et al. Smoothing effects of distributed wind turbines: part 2 coherence among power output of distant wind turbines [J]. Wind Energy, 2004, 7(2): 75-85.
- [4] FOCKEN U, LANGE M, WALDL H P. Previento: a wind power prediction system with an innovative up-scaling algorithm [C]// European Wind Energy Conference. Brussels, Belgium: European Wind Energy Association, 2001: 826-829.
- [5] ISHIHARA T, YAMAGUCHI A, OGAWA T, et al. An upscaling approach for the regional wind power

- forecasting [C]// European Wind Energy Conference and Exhibition. Brussels, Belgium: European Wind Energy Association, 2007: 948-951.
- [6] NIELSEN T S, MADSEN H, NIELSEN H A, et al. Prediction of regional wind power [EB/OL]. [2013-02-22]. http://orbit.dtu.dk/fedora/objects/orbit/50538/datastreams/file_2802354/content.
- [7] PINSON P, SIEBERT N, KARINIOTAKIS G. Forecasting of regional wind generation by a dynamic fuzzy-neural network based upscaling approach [EB/OL]. [2013-03-01]. http://hal.archives-ouvertes.fr/docs/00/53/05/50/PDF/fiche_00530550.pdf.
- [8] SIEBERT N. Development of methods for regional wind power prediction [D]. Paris, France: Ecole des Mines de Paris, 2008.
- [9] LOBO M G, SÁNCHEZ I. Regional wind power forecasting based on smoothing techniques, with application to the Spanish peninsular system [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2012, 27(4): 1990-1997.
- [10] 白永祥, 房大中, 侯佑华, 等. 内蒙古电网区域风电功率预测系统 [J]. 电网技术, 2010, 34(10): 157-162.
- BAI Yongxiang, FANG Dazhong, HOU Youhua, et al. Regional wind power forecasting system for Inner Mongolia power grid [J]. Power System Technology, 2010, 34(10): 157-162.
- [11] 任俊龙, 王海霞, 吕泉, 等. 一种区域风电功率预测模式的研究 [C]//中国高等学校电力系统及其自动化专业第28届学术年会. 北京: 中国电机工程学会, 2012: A-1023.
- [12] 于炳霞, 王知嘉, 周海, 等. 基于主成分分析方法的区域功率预测参数确定算法研究 [EB/OL]. [2013-02-22] http://d.g.wanfangdata.com.cn/Conference_7578030.aspx.
- [13] 陈倩. 区域风电功率一体化预测方法研究 [D]. 石家庄: 华北电力大学, 2010.
- [14] SIEBERT N, KARINIOTAKIS G. Reference wind farm selection for regional wind power prediction models [C]// European Wind Energy Conference and Exhibition. Brussels, Belgium: European Wind Energy Association, 2006: 1928-1937.
- [15] 别朝红, 贺旭伟, 安佳坤, 等. 一种基于时空分布特性的区域风电功率预测方法: 中国, CN 102570449A [P]. 2012-07-11.

[本刊相关文献链接]

- 田红亮, 赵春华, 朱大林, 等. 整个螺栓结合部的法向连接刚度及试验验证. 2012, 46(9): 31-36. [doi:10.7652/xjtuxb201209007]
- 曲翀, 王秀丽, 谢绍宇, 等. 含风电电力系统随机生产模拟的改进算法. 2012, 46(6): 115-121. [doi:10.7652/xjtuxb201206020]
- 程临燕, 张保会, 李光辉, 等. 采用有向电气介数的脆弱线路选取. 2011, 45(6): 91-96. [doi:10.7652/xjtuxb201106017]
- 赵攀, 戴义平, 夏俊荣, 等. 卡尔曼滤波修正的风电场短期功率预测模型. 2011, 45(5): 47-51. [doi:10.7652/xjtuxb201105009]
- 岳涵, 赵登福, 夏道止, 等. 求解大型电力系统机电振荡模态的逆幂方法. 2010, 44(10): 93-98. [doi:10.7652/xjtuxb201010018]
- 褚建峰, 王曙鸿, 邱捷, 等. 新型桥式高温超导故障限流器的设计. 2010, 44(10): 99-104. [doi:10.7652/xjtuxb201010019]
- 谷永刚, 肖凯, 夏经德, 等. 利用增量二次规划和启发式方法的电力系统动态无功优化. 2010, 44(8): 106-111. [doi:10.7652/xjtuxb201008021]
- 程松, 周文华, 赵登福, 等. 短期负荷预测的样本动态组织方法. 2009, 43(4): 95-100. [doi:10.7652/xjtuxb200904022]
- 汪成根, 张保会, 李鹏, 等. 基于自适应解列的电力系统解列面快速搜索. 2009, 43(2): 90-95. [doi:10.7652/xjtuxb200902020]
- 郑睿敏, 李建华, 李作红, 等. 考虑尾流效应的风电场建模以及随机潮流计算. 2008, 42(12): 1515-1520. [doi:10.7652/xjtuxb200812017]
- 别朝红, 刘辉, 李甘, 等. 含风电场电力系统电压波动的随机潮流计算与分析. 2008, 42(12): 1500-1505. [doi:10.7652/xjtuxb200812014]
- 别朝红, 周婷, 王锡凡. 电力系统多时段无功优化研究. 2008, 42(6): 698-702. [doi:10.7652/xjtuxb200806011]
- 徐林, 王秀丽, 王锡凡, 等. 电力系统充裕度分析中的快速组合事件概率算法. 2008, 42(6): 713-717. [doi:10.7652/xjtuxb200806014]
- 李静松, 杜正春, 楚国莉, 等. 基于聚类的多运行方式下电力系统稳定器设计. 2008, 42(2): 204-208. [doi:10.7652/xjtuxb200802017]
- 王云, 张伏生, 陈建斌, 等. 电力系统多目标无功优化研究. 2008, 42(2): 213-217. [doi:10.7652/xjtuxb200802019]
- 丁晓莺, 王锡凡, 王建学. 一种考虑可靠性指标的最优潮流模型. 2007, 41(10): 1219-1223. [doi:10.7652/xjtuxb200710021]

(编辑 杜秀杰)