

关于短期及超短期风电功率预测的评述

薛禹胜^{1,2}, 郁 琛^{2,1}, 赵俊华³, Kang LI⁴, Xueqin LIU⁴, Qiuwei WU⁵, Guangya YANG⁵

(1. 南瑞集团公司(国网电力科学研究院), 江苏省南京市 211106; 2. 南京理工大学自动化学院, 江苏省南京市 210094;

3. 浙江大学电气工程学院, 浙江省杭州市 310027; 4. Queen's University Belfast, BT9 5AH, Northern Ireland, UK;

5. Technical University of Denmark, Lyngby 2800, Denmark)

摘要: 讨论风电功率预测及其误差对电力系统的影响,从信息流观点解读风电功率预测过程,归纳影响风电功率预测精度的因素,并对风电功率预测的研究现状加以归类与梳理。在此基础上,讨论对风电功率预测结果评价指标的要求,提出误差评估指标应该反映整个时间窗口内的预报质量,并展望风电功率预测可能的突破。

关键词: 风电预测; 信息流向; 组合预测; 评估指标; 概率预测

0 引言

随着风电并网规模的快速扩大,风电的不确定性对电力系统与电力市场的稳定性、充裕性及经济性的影响也日益彰显^[1],故及时、精确地预测风电功率(wind power, WP)动态的意义重大。风电功率预测(wind power prediction, WPP)根据风速及相关因素的历史数据和当前状态,定性或定量地推测其此后的演化过程。定性方法主要依靠专家经验来判断其变化趋势;定量方法则需要建立数学模型来反映 WP 与相关因素的关系,外推 WP 值。WPP 功能在丹麦、德国和西班牙等风电高渗透率的电网中已不可或缺^[2]。

WPP 可按时间尺度分为中长期、短期和超短期预测。用于风电场规划及年度发电计划的长期预测以年为时效;用于检修计划的中期预测以周或月为时效。中长期预测对精度的要求不严格,但需要长时间的历史数据积累。短期预测则要求较高的精度,以减少弃风,优化常规电源的日发电计划与冷热备用,以及调整检修计划。超短期预测则有助于优化调频及旋转备用容量,以及在线优化机组组合与经济负荷调度。国家能源局 2011 年发布的《风电场功率预测预报管理暂行办法》规定风电场功率预测系统提供的日预测曲线最大误差不超过 25%;实时

预测误差不超过 15%;全天预测结果的均方根误差(root mean square error, RMSE)应小于 20%^[3]。对短期与超短期预测的时效尚缺乏共识,国家电网公司 2011 年发布的《风电功率预测功能规范》分别规定为次日零时起 3 d 和未来 0~4 h,时间分辨率为 15 min^[4]。本文主要关注短期及超短期 WPP。

WP 几乎完全由自然条件决定,难以人工控制。虽然中国 6 个千万千瓦级风电基地的大范围功率波动都具有季节性变化规律及昼低夜高的特征^[5],而且 WP 的不确定性随着集群规模的增大而有所平缓^[6],但其波动性、间歇性和随机性仍比电力负荷^[7]突出得多。虽然时间序列法及人工神经网络(artificial neural network, ANN)等仍是 WPP 的主要方法,但其误差,特别是最大误差难以掌控^[8]。为此,迫切需要探索新思路。

文献[8]归纳了风电不确定性因素及其对电力系统充裕性、稳定性、频率与电压可接受性、经济性 & 减排效果的影响。本文在其基础上讨论了 WPP 误差的来源及影响,提出评价指标,梳理研究现状,探讨了可能的突破口。

1 WPP 的误差特性对电力供应的影响

WP 的整体不确定性由其随机性及模糊性构成^[8]。有效的 WPP 虽然不会减少 WP 的随机性,但可降低其模糊性,从而使 WP 的整体不确定范围降低到 WPP 的最大误差区间,减小了 WP 对电力系统及电力市场的扰动。必须强调,不仅需要降低 WPP 的长期平均误差,还需关注短期平均误差,甚至瞬时误差,以确保电网运行的稳定性^[9]及充裕

收稿日期: 2014-12-18; 修回日期: 2015-01-23。

国家重点基础研究发展计划(973 计划)资助项目(2013CB228204);澳大利亚 ARC 资助项目(DP120101345);中英合作研究项目(NSFC-513111025-2013, EPSRC-EP/L001063/1);国家电网公司科技项目。

性^[10],优化机组组合与经济负荷调度^[11],减少弃风^[12],降低排放,降低电网运行成本^[13]。

此外,WPP 误差的概率分布特性对于 WP 不确定性的应对也非常重要。文献[14]设 WPP 误差的概率分布为已知的高斯分布,以不同的置信水平给出预测结果;具体的应用功能则可按其对风险的接受程度从中选择。其中关于误差期望为零值的假设并不合理,而其他的文献则采用了误差期望的预测值,但均未说明如何得到后者。文献[15]在优化调度计划时考虑了 WP 及其误差带的预测。文献[16]基于概率预测,建立系统运行风险约束的动态经济调度模型,将风电场出力视为概率不确定的随机变量参与求解,得到不同置信水平的优化结果。文献[17]则建立了储能容量与 WPP 可信度的关系模型,以优化储能成本。

在风电参与电力交易方面,文献[18]关注 WPP 的误差对自动发电控制双向调节代价的影响,根据其概率密度来申报出力,以优化风电场的期望收益。文献[19]在短期交易的出价决策中,将 WPP 误差处理为随机过程。文献[20]比较了 WPP 误差对市场出清电价、电网平均购电成本等运营指标的影响。

降低 WP 不确定性对社会福利的负面影响,需要同时减小 WPP 误差的数学期望及方差,为此应深入了解影响 WPP 误差的因素。

2 影响 WPP 精度的因素

WP 依赖于风电场的地理环境(包括地形地貌、粗糙度、塔影及尾流效应等)与气象条件(包括风速、风向、气压及温度等)。其中以风速最为重要,故 WPP 往往采用先预测风速再折算,并考虑机组故障及检修等因素的思路。影响 WPP 精度的因素可归结为以下几点。

1)数据采集与处理。在建立预测模型期间所需的历史数据,及在实施预测期间所需的实时数据,都希望尽量完备和准确。气象的历史数据与实时数据的缺失,风电场数据采集、传输与处理设施的缺陷,都会影响 WPP 的精度。数据预处理技术包括数据同步、异常数据的识别与处理、缺失数据的替代等。通过整合数据源,完善考核体系能够提高预测的准确性。

2)预测策略。例如:直接预测 WP 或通过风速预测;直接预测整个风电场的 WP 或根据部分风机的预测值及空间相关性推算^[21];采用逐一累加方式或统计升尺度方式^[22]推算区域风电场群功率。一般来说,能反映更多具体数据的预测策略可以得到

更高的精度,但需要更多的数据与计算量。

3)预测方法。物理计算法、时序外推法、人工智能(artificial intelligence, AI)法分别从空间、时间与样本分类的观点推算。它们依据的数据源、预测模型、误差特性都有所不同。若能巧妙地互补不同方法的优点,可以更好地反映风速的时空演变特性。

4)数值天气预报(numerical weather prediction, NWP)在大气实际的初值和边值条件下,数值求解天气演变过程的流体力学和热力学模型,根据空间网格中的平均值推算实际风电场地表风速的非均匀分布,并预测其动态变化^[23]。由于计及了等高线与等地形信息,以及地表粗糙度、障碍物等地貌信息,通过微观气象学方法可以得到各风机轮毂高度的风速、风向、气压、气温等信息。然后,将风速的推算值转换为风能,其精度与 NWP 的精度、网格大小、刷新周期等密切相关。由于近地面,特别是小气候复杂地区的风速数值预报精度在部分时段内可能很低,而风能又正比于风速的 3 次方,故 NWP 的误差在 WPP 模型中被放大。此外,NWP 的周期长,无法用于超短期预测。

5)外推法和 NWP 都基于下述假设,即系统未来的变化态势将保持与起始时刻前的一小段时间内一致,因此难以正确预报天气系统特性的突变。AI 类模型的强壮性受训练样本集的影响很大^[24],不易保持强壮性。

6)风电场的地形地貌会影响 WP 的平稳性及场内各风电机组的相关性;地域增大往往有助于预测误差的对消。

7)将风速的推算值转换为风电预测,需要考虑风电机组的可靠性及检修计划的不确定性。

8)预测时效缩短有助于提高预测的平均精度,但在风速的波动及间歇特征明显的时段内,效果变差。

3 WPP 方法按信息流分类

3.1 数据源

表 1 概括了 WPP 的输入信息,包括风电场背景数据(包括等高线、粗糙度、障碍物、风机布置等),历史数据(包括风速、温度、气压),NWP 数据和实时数据(包括风速、WP、温度、气压)。WPP 的输出数据包括风速预测值和 WPP 值。

3.2 各种 WPP 方法的信息流

图 1 给出了各种 WPP 方法所对应的信息流,包括对输入数据的需求(虚线为可选项)、输出项,以及后续转换、误差评估和模型修正。

表 1 各类数据源
Table 1 Various kinds of data source

| 信息源 | 信息内容 | 应用场合 |
|---------|----------------------------|------------------------|
| 风电场背景数据 | 等高线、粗糙度、障碍物、温度分层、塔架位置、风机参数 | 物理计算 |
| 历史数据 | 风速、风向、温度、气压、极端气象、WP | 统计类预测模型的训练 |
| NWP 数据 | 风速、风向、气压、温度等的 NWP 结果 | AI 法或物理计算 |
| 实时数据 | 各级气象站 本地与外部的不同时空尺度的气象信息 | 时序外推法或 AI 法 |
| | WP 数据采集与监控(或相量测量单元)实时信息 | 时序外推法、AI 法,以及事后误差评估的标准 |

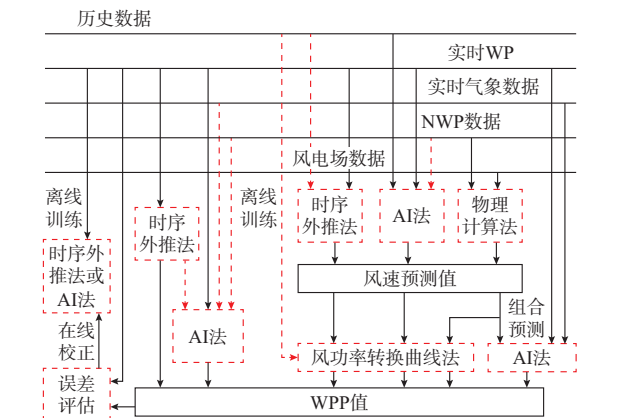


图 1 WPP 的信息流
Fig.1 Information flow of WPP

物理计算法的输入信息包括风电场背景数据和 NWP 预测数据(风速、风向、气压、温度等)。虽然 NWP 具有不依赖于历史统计数据的优点,但其求解难度及计算量都很大,特别是当需要反映实际风电场非均匀特征时^[23]。因此,物理方法需要根据实际风电场的地形地貌来估算各风电机组轮毂高度处的风速。其计算模型涉及微观气象学理论、流体力学理论等,求解方程包括动量方程、热量方程、水汽方程、质量连续方程等,同时还涉及云层参数及运动轨迹、边界层参数化、地形地貌参数化等。

时序外推法将风速或 WP 作为单一的输入序列,采用时间序列模型计算得到输入、输出的解析表达式。

AI 法的输入信息来自实时风速(或 WP)数据, NWP 预测数据或局部时序外推的结果,通过各种 AI 技术得到输入、输出的非线性映射关系。

时序外推法和 AI 法都需要根据历史数据来优化统计模型及参数,但时序外推法只能分别处理单个变量的时间序列,而 AI 法则可以考虑输出量与多变量之间的非线性映射关系。

组合法则结合了不同的预测法,例如将物理计算法得到的风速预测值与实时数据一起作为 AI 法的输入,求取 WPP 值。

当直接预测的对象不是风速而是 WP 时,必须将风电机组的实际运行状态增列为预测模型的输入。误差的事后评估则应以实际的 WP 数据为标准来校核 WPP 结果。

3.3 输出量的转换与评估

当直接预测的对象为风速而不是 WP 时,还需通过转换曲线(transformation curve, TC)将前者的预测值转换为 WPP 结果。TC 可以采用风电机组制造厂提供的理论曲线,或在现场运行中获取的实际曲线。后者因计及运行状态、地形地貌、塔影效应及尾流效应等影响,更为实用。

现场 TC 的表达方式^[25]包括:①直接表达风电场输出功率与风电场测风塔风速之间的关系;②根据地形地貌与机组位置,将风电机组分群,分别表达各群的 TC 后累加;③识别每台风电机组的 TC。上述非线性映射 TC 可以根据历史数据^[26]或实时数据的拟合而成。

WPP 完成后不久,就可实测到风速及 WP。以实测值为标准,即可评估先前的预测误差,建立误差的预测模型并提高实际预测的精度^[27]。

4 WPP 方法的研究现状

4.1 基于 NWP 的物理模型计算

NWP 将天气的物理过程概括成一组物理定律,并表达成数学方程组。然后在已知的初始值及边界条件下,逐个时间段地往前联立求解描述天气演变过程的热力学(包括热力学第一定律和水汽方程)和流体力学(包括连续方程和 3 维运动方程)方程组^[28],预测未来的气象数据,再结合风电场周围的地形地貌,计算风电机组轮毂高度处的风速与风向等,最后通过该机的功率 TC 得到 WPP^[29]。其技术要点包括:采用高性能计算机求解偏微分方程组的数值解;采用网格嵌套的方法减少计算量;为目标区域定制预报模型;通过观测数据的同化提高预报质量。

基于 NWP 的物理模型预测方法除了能够充分考虑风电场的物理和环境因素以外,其最大的优势在于不需要积累大量的历史数据,因此特别适合新建风电场的 WPP。但由于 NWP 的更新频率较低,难以满足超短期预测的要求,仅适合短期及中长期预测。此外, NWP 本身的预测精度也常常制约着最终的预测效果。

采用物理模型的著名商用 WPP 软件有丹麦

Risø 国家实验室(现已并入丹麦技术大学(DTU))开发的 Prediktor(全球第 1 个 WPP 软件,1994 年)^[30],西班牙可再生能源中心(CENER)开发的 LocalPred-RegioPred(2001 年)^[31],以及德国奥尔登堡(Oldenburg)大学开发的 Previento(2002 年)^[32]等。

4.2 基于统计观点的外推模型

时序外推法通过归纳风速(或 WP)历史数据的时间序列之间的统计规律,建立 WPP 值与最近期 WP 时间序列之间的线性或非线性映射。由于历史数据序列反映了流体、热力、地形地貌等因素的影响,故基于统计观点的外推模型可以回避对物理机理掌握不够的困难。

但是,外推法隐含着下述假设:①连续性,即影响事物未来轨迹的那些因素及规律,与该时刻之前一段时间基本保持不变;②渐进性,即事物以缓慢而渐进的方式演化,短期内不会突变。这些假设不但会使外推法在系统结构或边界条件于预测时效内发生突变时失效,即使在系统缓慢变化期间,其预测误差也会随着预测时效的增加而迅速增加,从而严重影响外推法的适用性及强壮性。

一般来说,基于统计观点的外推模型适用于超短期预测,典型的软件有 DTU 开发的 WPPT(1994 年)^[33],德国 ISET 研究所开发的 WPMS(2001 年)和西班牙加泰罗尼亚理工大学开发的 Alea Wind(2004 年)^[34]等。

4.2.1 时间序列预测法

4.2.1.1 经典的时间序列预测法

时间序列预测法根据目标变量本身随时间变化的趋势外推,较适用于气象信息有限的风电场进行超短期预测。由于无需考虑更多的气象信息,故具有建模简单且计算量少的优点。但输入数据单一的特点也使其难以考虑其他信息的影响,无法按不同的边界条件来修正预测模型,故除了建模时需要大量历史数据外,其强壮性更差,难以应对突变状况;且预测精度也随着预测时效的增加而迅速降低。经典的时间序列预测法,包括持续法、移动平均法和自回归移动平均(auto-regressive and moving average,ARMA)法。

持续法将最近一点的实测值作为下一时刻的预测值^[35],简单并常被用做新算法的比较基准^[36]。移动平均法随着时间序列移动一个宽度不变的窗口,将其中各项的动态平均值作为下一时刻的预测值,仅适用于系统平稳或小幅波动时。ARMA 法利用滞后的自身数值和随机误差项来解释当前值,并以此预测未来^[37]。对于非平稳的 WP 时间序列,通

过差分来消除部分不平稳分量。自回归求和移动平均(auto-regressive integrated moving average,ARIMA)模型扩展了 ARMA 模型,将时间序列视为随机过程,并被广泛应用于超短期 WPP^[38]和短期 WPP^[39]。

4.2.1.2 与其他数学分析法的结合

一些学者引入了其他数学分析法来弥补时间序列预测法的不足。例如,分数-自回归求和移动平均(fractional-ARIMA)模型通过降低时间序列高阶模型参数估计的难度来提高模型精度^[40]。

马尔可夫预测法将时间序列看做一个随机过程,通过系统在不同状态下的初始概率以及状态之间的转移概率建立随机型的时序模型。文献[41]设 WP 为马尔可夫过程,基于马尔可夫链模型研究超短期 WPP,文献[42]将算法改进为隐马尔可夫模型。

卡尔曼滤波算法以最小均方误差来估计系统状态,即将前一时刻预测误差反馈到原来的预测方程中,及时修正预测方程系数以提高下一时刻的预测精度。文献[43]将其应用于风速预测。文献[44]则将时序分析法和卡尔曼滤波结合,先利用时间序列分析理论,建立风速的非平稳模型,进而推导出卡尔曼滤波的状态方程和观测方程,然后依靠卡尔曼预测递推方程进行预测。

风速和 WP 的时间序列具有典型的混沌属性^[45-46],有文献尝试通过相空间重构从混沌的时间序列中恢复出风速^[47]和 WP^[48]的动力学模型。

4.2.2 AI 预测法

AI 算法借助自然界规律或生物智能的启发,设计求解问题的计算机程序。包括模仿人类思维中模糊性概念的模糊算法,主要用于图像处理及模式识别;模仿生物进化和群体智能的进化算法,主要用于决策支持及优化问题;模仿大脑结构及其对信息的处理过程的 ANN 算法,可实现仿真、图像识别、预测等任务。由于 AI 算法不需要按机理建立预测对象的数学模型,而是通过大量实测数据或仿真算例来训练 AI 模型,在其输出与输入变量之间直接建立非线性映射关系,故可用于机理不清楚的场合。这些算法的强壮性还有待证明,目前只能通过数值实验方法检验其有效性。如何选择输入变量及训练样本^[49],保持预测的鲁棒性,一直是其应用的瓶颈。

4.2.2.1 ANN

ANN 具有自学习、自组织、自适应以及很强的非线性函数逼近能力,是 WPP 中应用最广泛的 AI 方法。其中,又以反向传播 ANN(back-propagation artificial neural network, BP-ANN)应用最

产^[24,35,50-51],其他还有径向基函数神经网络(radial basis function neural network, RBF-ANN)^[52]、递归神经网络^[53]及小波神经网络^[54]等。

BP-ANN 因其在训练中按误差的反向传播来调整权值而得名。其结构简单,可调参数多且可操作性好,较早应用于 WPP^[35,50]。为克服其学习过程收敛慢且不能保证收敛到全局最小点的缺陷,文献[51]采用 L-M 算法代替 BP-ANN 的权值调整;RBF-ANN 则由于避免了误差反向传播过程中的繁琐计算,训练速度更快而被用于 WPP^[52]。

4.2.2.2 其他 AI 预测法

支持向量机(support vector machine, SVM)预测模型采用结构风险最小原则,能在非线性建模的同时获得较好的泛化能力、较短的训练时间,并较易避开局部极小点,故被用于 WPP^[55]。SVM 预测模型的精度受所选的核函数影响较大,为此,最小二乘 SVM 引入最小二乘线性系统,采用二次规划法估算核函数以提高预测精度^[56]。

风速的一次累加生成序列是严格单调递增的,可用指数函数拟合。文献[57]则采用灰色预测模型 GM(1,1)预测风速。

此外,蚁群算法^[58]、模糊逻辑算法^[59]等 AI 方法也被用于 WPP。文献[60]比较各种 AI 预测法后认为它们各具优势,虽然 SVM 的精度稍高,但并非绝对占优。

4.2.3 时域与频域相结合的预测方法

风速及 WP 序列兼具随机性与规律性,可看做多个频率分量的叠加。在频域分解的基础上对各频率分量分别建模预测,可提高 WPP 精度。小波变换是最常见的时频结合的预测方法。文献[61-62]用小波函数将原始波形分解为不同时间尺度的分量后,分别用 ANN 或最小二乘 SVM 预测,最后叠加为整个预测值。利用小波变换的 WPP 往往选取经验模式分解^[63]或局域波分解等自适应小波分解方法。

4.2.4 按历史相似数据分类的预测方法

WP 的不确定性随着预报时效的缩短而降低。在没有风速骤变、人为弃风及设备故障等突变事件时,短时间内的演变规律相似度较高。因此,对历史数据按“相似性”分类有助于预测模型的精细化,并使 WPP 具备一定的自适应能力。

一些文献借鉴电力负荷预测关于“相似性”的概念,提取气象特征作为分类判据,进而短期预测风速或 WP^[64]。此类方法的难点在于特征变量的选取及分类判据的强壮性。文献[65-66]采用了分段线性的曲线相似度为分类依据,按当前风速曲线从历史数据中提取形态接近者并分别建立了 AI 及

SVM 预测模型。文献[67]则将风速时间序列重构到相空间中,并在其中寻找相似点,据此建立 SVM 预测模型。

4.3 组合预测方法

组合预测方法的核心思想是分摊单独预测方法的误差风险,以消除大偏差。

第 1 类组合预测方法是将基于不同统计方法的预测值加权平均^[68],例如 SVM 预测与其他方法的组合^[62-63,66,69]。文献中选取加权系数的方式包括:以最小方差为目标的优化^[65];每天更新训练样本并按最小方差求取加权系数^[70];将风速序列分解成不同时间尺度,分别预测后将结果值相加^[63];按地理和气象特征分成多个样本子集,按其中的样本数分配权重,并按训练精度调整^[71]。加权系数的强壮性一直是这类方法的瓶颈。

第 2 类组合预测针对的是中尺度 NWP,其代表作是爱尔兰科克大学的 MSEPS^[72]。各模型可由相同 NWP 模式的不同变量构成(如不同的次网格物理过程的参数化方程、不同的初始条件以及不同的资料同化方法等),也可以由不同的 NWP 模式构成。各模型的预测结果越接近,则不确定性越小。基于多个 NWP 模型产生的不同预测结果还可以近似估计 WP 的概率分布^[73]。

第 3 类将物理模型和统计模型相结合,其中具有里程碑意义的是 2002 年开始由欧盟资助,7 个国家的 23 个机构参与的 4 年期项目 ANEMOS^[74],它将物理和统计两种模型结合在一起,除了进行陆上和海上的短期 WPP,还可以优化风电场的储能系统与需要的备用容量^[75]。ANEMOS 的后续延伸项目 SafeWind(2008—2012 年)则关注了极端天气下的 WPP^[76]。此外还有美国 AWS Truewind 公司的 eWind(1998 年)^[77],及丹麦 Risø 国家实验室与 DTU 共同开发的 Zephyr(2003 年由 Prediktor 和 WPPT 整合而成)^[78]。它们将 NWP 输出的,在风电机组轮毂高度处的气象数据输入经过历史数据学习(一般采用基于 AI 的统计观点)建立的预测模型,得到 WPP 的最终值。

中国的 WPP 研究起步较晚,但近年来已有一些预测效果较好的 WPP 软件问世。工程应用较广泛的有中国电力科学研究院开发的 WPPS(2008 年)^[79],中科伏瑞开发的 FR3000F(2010 年)^[80]和南瑞集团公司开发的 NSF3100(2011 年)^[81]等。这些软件大多采用物理模型和统计模型相结合的组合预测,并先后应用于吉林^[24]、甘肃^[82]、宁夏^[83]、内蒙古^[84]等风电基地。

4.4 概率性预测方法

基于概率区间的 WPP 能够同时量化预测误差

和相关概率,提供重要的概率分布信息,进而降低预测误差所引入的风险。一些文献讨论了 WPP 误差的分布特性,认为不符合高斯分布^[85],主张采用 Beta 函数^[86],或以连续函数与离散分布相结合的方式描述^[87]。文献[88]建立了以当前时段实测风速与下一时段预测风速为联合条件的预测误差概率统计模型,采用了离散概率的表达形式。文献[89]基于贝叶斯框架,在预测风电场输出功率期望值的同时,对其误差分布状态进行了估计。文献[90]则在采用经验分布模型建立风电预测误差的概率分布函数的基础上,使用非参数回归技术得到预测值的概率区间。

5 WPP 结果的评估方法

不论是比较预测效果,还是改进预测方法,都必须基于对预测精度的评估。现行行业标准^[4]及文献广泛采用平均绝对误差 (mean absolute error, MAE)、平均绝对百分比误差 (mean absolute percentage error, MAPE) 及 RMSE 等来评估 WPP 效果。

文献[37]将 MAE 分为反映冒进程度的正误差及反映保守程度的负误差,比较符合工程概念。文献[91]将 MAE 和 RMSE 进行归一化处理,得到归一化平均绝对误差 (normalized mean absolute error, NMAE) 和归一化均方根误差 (normalized root mean square error, NRMSE); 文献[92]用 χ^2 统计量作为 WPP 误差的评估指标。但这些延伸及改进仍然无法反映风电预测误差对电力系统备用容量需求的影响,特别是调频容量及旋转备用需求对 0.1~10 s 超短时间段内的风电预测误差的敏感性。

文献[85]认为以 RMSE 最小化为目标函数的本质是误差方差的最小化,仅适用于预测误差呈高斯分布的特殊情况,而不能反映一般情况下概率分布的偏度及峰度等信息。文献[93-94]发现 MAE, NMAE, RMSE 等指标的评估结论不一致。

文献[88]以当前实测风速与下一时段预报风速为联合条件,建立其预报误差的概率统计学模型。由历史统计结果确定偏度修正因子,再将修正后的预报误差概率分布与确定性预测结果相结合,成为概率性预测结果。可以在给定置信度下得到 WP 的波动范围。文献[95]将 MAE、RMSE、误差分布直方图、实测序列与预测序列的相关系数,以及峰值 (或其发生时刻) 预报的纵向 (或横向) 误差等指标结合起来评估 WPP 误差,可反映极端误差情况。这些多指标评估体系在一定程度上改进了对 WPP 误差特性的刻画,但当各指标的结论不一致时,会增加决策的困难。

更合理的误差评估方法除了要满足数学上的精确性要求外,还需要反映误差大小对该评估对象的实际影响。小于切入定值的风速下的预测误差并不是 WPP 关注的重点。风能的波动性、间歇性和随机性使其实际值可能接近或等于零值,此时不宜以相对误差来评估 WPP。WPP 的正误差和负误差影响电力系统的机理不同,小概率大误差的预测结果对系统的影响更是不能忽视。

6 对 WPP 的展望

WPP 距离实际需求还有很大的改进空间,列举如下。

1) 利用多个 NWP 模型数据的组合模型来提高 WPP 的精度和时空分辨率,特别是恶劣天气下的预测质量。此外,高性能计算机和遥感技术的发展对 NWP 时空分辨率的提高也非常重要。

2) 与地理信息系统技术融合,以适应复杂地形上的 WPP^[21]。

3) 单一的预测模型及固定的参数难以满足对 WPP 有效性及强壮性的要求,如何选择并综合不同的预测模型,并进一步使其对动态过程自适应。综合的方式可以是并联、串联或切换。要特别注意的是:综合得好可以兼容不同模型的优点,但设计不好也可能汇聚其缺点。

4) 风速骤然变化^[96]的预测难度大,但意义重大。

5) 为 WPP 的结果建立物理意义明确的评价指标,是改进 WPP 的必需。

6) 提供风速或预测误差的概率分布可大大提高风电竞争力,即使只在预测结果的同时给出置信度信息也会有很大帮助。

7) WPP 对备用容量调度的影响,不仅在特定的时间断面上,而且以随机过程的方式影响机组组合。因此,其误差评估准则应该扩展为针对一个离散随机时间序列,而不仅是一个时间断面。

7 结语

精确、可靠的 WPP 是降低风电并网风险的最有效手段之一,但风速的高度不确定性使 WPP 的误差,特别是最大误差很难有效地控制。既然不可能用同一外推公式及同样的参数值来反映 WP 的各种时变形态,那么除了提高气象预报的精度与时空分辨率外,如何提高预测模型及参数的自适应能力,及采用概率区间技术应对不确定性是可能的突破口。为此,还需要建立物理意义明确的评估指标,来引导预测模型及其参数的协调优化,而该指标应能反映整个时间窗口内的预报质量。

参考文献

- [1] SÖDER L, HOFMANN L, ORTHS A, et al. Experience from wind integration in some high penetration areas[J]. IEEE Trans on Energy Conversion, 2007, 22(1): 4-12.
- [2] COSTA A, CRESPO A, NAVARRO J, et al. A review on the young history of the wind power short-term prediction[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2008, 12(6): 1725-1744.
- [3] 风电场功率预测预报管理暂行办法[S].北京:国家能源局,2011.
- [4] 风电功率预测功能规范[S].北京:国家电网公司,2011.
- [5] 于大洋,韩学山,梁军,等.基于 NASA 地球观测数据库的区域风电功率波动特性分析[J].电力系统自动化,2011,35(5):77-81.
YU Dayang, HAN Xueshan, LIANG Jun, et al. Study on the profiling of China's regional wind power fluctuation using GEOS-5 data assimilation system of national aeronautics and space administration of America[J]. Automation of Electric Power Systems, 2011, 35(5): 77-81.
- [6] 崔杨,穆钢,刘玉,等.风电功率波动的时空分布特性[J].电网技术,2011,35(2):110-114.
CUI Yang, MU Gang, LIU Yu, et al. Spatiotemporal distribution characteristic of wind power fluctuation[J]. Power System Technology, 2011, 35(2): 110-114.
- [7] 康重庆,夏清,张伯明.电力系统负荷预测研究综述与发展方向的探讨[J].电力系统自动化,2004,28(17):1-11.
KANG Chongqing, XIA Qing, ZHANG Boming. Review of power system load forecasting and its development[J]. Automation of Electric Power Systems, 2004, 28(17): 1-11.
- [8] 薛禹胜,雷兴,薛峰,等.关于风电不确定性对电力系统影响的评述[J].中国电机工程学报,2014,34(29):29-40.
XUE Yusheng, LEI Xing, XUE Feng, et al. A review on impacts of wind power uncertainties on power system[J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(29): 29-40.
- [9] ROHRIG K, LANGE B. Improvement of the power system reliability by prediction of wind power generation[C]// Power Engineering Society General Meeting, June 24-28, 2007, Tampa, USA.
- [10] 薛禹胜,谢东亮,薛峰,等.智能电网运行充裕性的研究框架:(一)要素与模型[J].电力系统自动化,2014,38(10):1-9.
XUE Yusheng, XIE Dongliang, XUE Feng, et al. A research framework for operating reserve adequacy in the smart grid: Part I elements and models[J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(10): 1-9.
- [11] METHAPRAYOON K, YINGVIVATANAPONG C, LEE W, et al. An integration of ANN wind power estimation into unit commitment considering the forecasting uncertainty[J]. IEEE Trans on Industry Applications, 2007, 43(6): 1441-1448.
- [12] WATSON S J, LANDBERG L, HALLIDAY J A. Application of wind speed forecasting to the integration of wind energy into a large scale power system[J]. IEE Proceedings: Generation, Transmission and Distribution, 1994, 141(4): 357-362.
- [13] CHEN N, WANG Q, YAO L, et al. Wind power forecasting error-based dispatch method for wind farm cluster[J]. Journal of Modern Power Systems and Clean Energy, 2013, 1(1): 65-72.
- [14] 王成福,梁军,张利,等.基于机会约束规划的风电预测功率分级处理[J].电力系统自动化,2011,35(17):14-19.
WANG Chengfu, LIANG Jun, ZHANG Li, et al. Classified treatment of wind power predictive power based on chance constrained programming[J]. Automation of Electric Power Systems, 2011, 35(17): 14-19.
- [15] 王洪涛,何成明,房光华,等.计及风电预测误差带的调度计划渐进优化模型[J].电力系统自动化,2011,35(22):131-135.
WANG Hongtao, HE Chengming, FANG Guanghua, et al. A gradual optimization model of dispatching schedule taking account of wind power prediction error bands[J]. Automation of Electric Power Systems, 2011, 35(22): 131-135.
- [16] 刘德伟,郭剑波,黄越辉,等.基于风电功率概率预测和运行风险约束的含风电场电力系统动态经济调度[J].中国电机工程学报,2013,33(16):9-15.
LIU Dewei, GUO Jianbo, HUANG Yuehui, et al. Dynamic economic dispatch of wind integrated power system based on wind power probabilistic forecasting and operation risk constraints[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(16): 9-15.
- [17] 南晓强,李群湛,赵元哲,等.计及风电预测可信度的经济调度及辅助决策方法[J].电力系统自动化,2013,37(19):61-67.
NAN Xiaoliang, LI Qunzhan, ZHAO Yuanzhe, et al. An economic dispatch and decision making method based on credibility of wind power forecasting[J]. Automation of Electric Power Systems, 2013, 37(19): 61-67.
- [18] 吴政球,王韬.风电功率预测偏差管理与申报出力决策[J].电网技术,2011,35(12):160-164.
WU Zhengqiu, WANG Tao. Deviation management of wind power prediction and decision-making of wind power bidding[J]. Power System Technology, 2010, 35(12): 160-164.
- [19] MATEVOSYAN J, SÖDER L. Minimization of imbalance cost trading wind power on the short-term power market[J]. IEEE Trans on Power Systems, 2006, 21(3): 1396-1404.
- [20] 吴栋梁,王扬,郭创新,等.电力市场环境考虑风电预测误差的经济调度模型[J].电力系统自动化,2012,36(6):23-28.
WU Dongliang, WANG Yang, GUO Chuangxin, et al. An economic dispatching model considering wind power forecast errors in electricity market environment[J]. Automation of Electric Power Systems, 2012, 36(6): 23-28.
- [21] 叶林,赵永宁.基于空间相关性的风电功率预测研究综述[J].电力系统自动化,2014,38(14):126-135.
YE Lin, ZHAO Yongning. A review on wind power prediction based on spatial correlation approach[J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(14): 126-135.
- [22] 陈颖,孙荣富,吴志坚,等.基于统计升尺度方法的区域风电场群功率预测[J].电力系统自动化,2013,37(7):1-5.
CHENG Ying, SUN Rongfu, WU Zhijian, et al. A regional wind power forecasting method based on statistical upscaling approach[J]. Automation of Electric Power Systems, 2013, 37(7): 1-5.
- [23] 冯双磊,王伟胜,刘纯,等.风电场功率预测物理方法研究[J].中国电机工程学报,2010,30(2):1-6.
FENG Shuanglei, WANG Weisheng, LIU Chun, et al. Study on the physical approach to wind power prediction[J]. Proceedings of the CSEE, 2010, 30(2): 1-6.
- [24] 范高峰,王伟胜,刘纯,等.基于人工神经网络的风电功率预测[J].中国电机工程学报,2008,28(34):118-123.
FAN Gaofeng, WANG Weisheng, LIU Chun, et al. Wind

power prediction based on artificial neural network [J]. Proceedings of the CSEE, 2008, 28(34): 118-123.

[25] 周双喜, 鲁宗相. 风力发电与电力系统[M]. 北京: 中国电力出版社, 2011.

[26] 丁华杰, 宋永华, 胡泽春, 等. 基于风电场功率特性的日前风电预测误差概率分布研究[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(34): 136-144.

DING Huajie, SONG Yonghua, HU Zechun, et al. Probability density function of day-ahead wind power forecast errors based on power curves of wind farms[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(34): 136-144.

[27] 茆美琴, 曹雨, 周松林. 基于误差叠加修正的改进短期风电功率预测方法[J]. 电力系统自动化, 2013, 37(23): 34-38.

MAO Meiqin, CAO Yu, ZHOU Songlin. Improved short-term wind power forecasting method based on accumulative error correction[J]. Automation of Electric Power Systems, 2013, 37(23): 34-38.

[28] ATKINSON B W. Dynamical meteorology[M]. New York, USA: Methuen, 1981.

[29] LANDBERG L, WATSON S J. Short-term prediction of local wind conditions [J]. Boundary-Layer Meteorology, 1994, 70(1): 171-195.

[30] LANDBERG L. Prediktor: an on-line prediction system[C]// Wind Power for the 21st Century, EUWEC Special Topic Conference, September 25-27, 2000, Kassel, Germany.

[31] MARTÍ P I. Wind forecasting activities[C]// The First IEA Joint Action Symposium on Wind Forecasting Techniques, December, 2002, Norrköping, Sweden.

[32] FOCKEN U, LANGE M, WALDL P. Previento—a wind power prediction system with an innovative upscaling algorithm [C]// 2001 European Wind Energy Association Conference, July 2-6, 2001, Copenhagen, Denmark.

[33] NIELSEN T S, MADSEN H. WPPT—a tool for wind power prediction[C]// Wind Power for the 21st Century, EUWEC Special Topic Conference, September 25-27, 2000, Kassel, Germany.

[34] FOLEY A M, LEAHY P G, MARVUGLIA A, et al. Current methods and advances in forecasting of wind power generation [J]. Renewable Energy, 2012, 37(1): 1-8.

[35] ALEXIADIS M C, DOKOPOULOS P S, SAHSAMANOGLU H S, et al. Short term forecasting of wind speed and related electrical power [J]. Solar Energy, 1998, 63(1): 61-68.

[36] BROWN B G, KATZ R W, MURPHY A H. Time series models to simulate and forecast wind speed and wind power[J]. Journal of Climate and Applied Meteorology, 1984, 23(8): 1184-1195.

[37] RAJAGOPALAN S, SANTOSO S. Wind power forecasting and error analysis using the autoregressive moving average modeling [C]// IEEE Power & Energy Society General Meeting, July 26-30, 2009, Austin, USA.

[38] KAMAL L, JAFRI Y Z. Time series models to simulate and forecast hourly averaged wind speed in Wuetta, Pakistan[J]. Solar Energy, 1997, 61(1): 23-32.

[39] BILLINTON R, CHEN H, 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.

[40] RAJESH G K, SEETHARAMAN K. Day-ahead wind speed forecasting using f-ARIMA models [J]. Renewable Energy, 2009, 34(5): 1388-1393.

[41] CARPINONE A, LANGELLA R, TESTS A, et al. Very short-term probabilistic wind power forecasting based on Markov chain models [C]// IEEE 11th International Conference on Probabilistic Methods Applied to Power Systems (PMAPS), June 14-17, 2010, Singapore.

[42] JAFAZADEH S, FADALI S, EVRENOSOGLU C Y, et al. Hour-ahead wind power prediction for power systems using hidden Markov models and Viterbi algorithm [C]// IEEE Power and Energy Society General Meeting, July 25-29, 2010, Minneapolis, USA.

[43] BOSSANYI E A. Short-term wind prediction using Kalman filters[J]. Wind Engineering, 1985, 9(1): 1-8.

[44] 潘迪夫, 刘辉, 李燕飞. 基于时间序列分析和卡尔曼滤波算法的风电场风速预测优化模型[J]. 电网技术, 2008, 32(7): 82-86.

PAN Difu, LIU Hui, LI Yanfei. A wind speed forecasting optimization model for wind farms based on time series analysis and Kalman filter algorithm[J]. Power System Technology, 2008, 32(7): 82-86.

[45] 王东风, 张有玥, 韩璞, 等. 风电场风速时间序列的复杂动力学特性分析[J]. 同济大学学报: 自然科学版, 2010, 38(12): 1828-1831.

WANG Dongfeng, ZHANG Youyue, HAN Pu. Complex dynamical analysis of wind speed time series in wind farm[J]. Journal of Tongji University: Natural Science, 2010, 38(12): 1828-1831.

[46] 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 Lijie, LIAO Xiaozhong, GAO Shuang, et al. Chaos characteristics analysis of wind power generation time series for a grid connecting wind farm [J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2007, 27(12): 1077-1080.

[47] 罗海洋, 刘天琪, 李兴源. 风电场短期风速的混沌预测方法[J]. 电网技术, 2009, 33(9): 67-71.

LUO Haiyang, LIU Tianqi, LI Xingyuan. Chaotic forecasting method of short-term wind speed in wind farm [J]. Power System Technology, 2009, 33(9): 67-71.

[48] 陶佳, 张弘, 朱国荣, 等. 基于优化相空间重构技术的风电场发电功率预测研究[J]. 中国电机工程学报, 2011, 31(28): 9-14.

TAO Jia, ZHANG Hong, ZHU Guorong, et al. Wind power prediction based on technology of advanced phase space reconstruction[J]. Proceedings of the CSEE, 2011, 31(28): 9-14.

[49] 刘兴杰, 岑添云, 郑文书, 等. 基于模糊粗糙集与改进聚类的神经网络风速预测[J]. 中国电机工程学报, 2014, 34(19): 3162-3169.

LIU Xingjie, CEN Tianyun, ZHENG Wenshu, et al. Neural network wind speed prediction based on fuzzy rough set and improved clustering [J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(19): 3162-3169.

[50] KARINIOTAKIS G N, STAVRAKAKIS G S, NOGARET E F. Wind power forecasting using advanced neural networks models[J]. IEEE Trans on Energy Conversion, 1996, 11(4):

- 762-767.
- [51] 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 Xiuyuan, XIAO Yang, CHEN Shuyong. Wind speed and generated power forecasting in wind farm[J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(11): 1-5.
 - [52] CHEN B, ZHAO L, LU J H. Wind power forecast using RBF network and culture algorithm[C]// International Conference on Sustainable Power Generation and Supply, April 6-7, 2009, Nanjing, China.
 - [53] BARBOUNIS T G, THEOCHARIS J B, ALEXIADIS M C, et al. Long-term wind speed and power forecasting using local recurrent neural network models[J]. IEEE Trans on Energy Conversion, 2006, 21(1): 273-284.
 - [54] 茆美琴,周松林,苏建徽.基于脊波神经网络的短期风电功率预测[J].电力系统自动化,2011,35(7):70-74.
MAO Meiqin, ZHOU Songlin, SU Jianhui. Short-term wind power forecast based on ridgelet neural network [J]. Automation of Electric Power Systems, 2011, 35(7): 70-74.
 - [55] MOHAND EDD M A, HALAWANI T O, REHMAN S, et al. Support vector machines for wind speed prediction [J]. Renewable Energy, 2004, 29(6): 939-947.
 - [56] 李智,韩学山,韩立,等.地区电网风电功率超短期预测方法[J].电力系统自动化,2010,34(7):90-94.
LI Zhi, HAN Xueshan, HAN Li, et al. An ultra-short term wind power forecasting method in regional grids [J]. Automation of Electric Power Systems, 2010, 34(7): 90-94.
 - [57] EI-FOULY T H M, EL-SAADANY E F, SALAMA M M A. Grey predictor for wind energy conversion systems output power prediction[J]. IEEE Trans on Power Systems, 2006, 21(3): 1450-1452.
 - [58] 杨志凌,刘永前.应用粒子群优化算法的短期风电功率预测[J].电网技术,2011,35(5):159-164.
YANG Zhiling, LIU Yongqian. Short-term wind power prediction with particle swarm optimization[J]. Power System Technology, 2011, 35(5): 159-164.
 - [59] 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]. Energy Conversion, 2004, 19(2): 352-361.
 - [60] ERNST B, OAKLEAF B, AHLSTROM M L, et al. Predicting the wind[J]. IEEE Power & Energy Magazine, 2007, 11: 79-89.
 - [61] 王丽婕,冬雷,廖晓钟,等.基于小波分析的风电场短期发电功率预测[J].中国电机工程学报,2009,29(28):30-33.
WANG Lijie, DONG Lei, LIAO Xiaozhong, et al. Short-term power prediction of a wind farm based on wavelet analysis[J]. Proceedings of the CSEE, 2009, 29(28): 30-33.
 - [62] 王晓兰,王明伟.基于小波分解和最小二乘支持向量机的短期风速预测[J].电网技术,2010,34(1):179-184.
WANG Xiaolan, WANG Mingwei. Short-term wind speed forecasting based on wavelet decomposition and least square support vector machine[J]. Power System Technology, 2010, 34(1): 179-184.
 - [63] 叶林,刘鹏.基于经验模态分解和支持向量机的短期风电功率组合预测模型[J].中国电机工程学报,2011,31(31):102-108.
YE Lin, LIU Peng. Combined model based on EMD-SVM for short-term wind power prediction [J]. Proceedings of the CSEE, 2011, 31(31): 102-108.
 - [64] 孟洋洋,卢继平,孙华利,等.基于相似日和人工神经网络的风电功率短期预测[J].电网技术,2010,34(12):163-167.
MENG Yangyang, LU Jiping, SUN Huali, et al. Short-term wind power forecasting based on similar days and artificial neural network[J]. Power System Technology, 2010, 34(12): 163-167.
 - [65] 张国强,张伯明.基于组合预测的风电场风速及风电机功率预测[J].电力系统自动化,2009,33(18):92-95.
ZHANG Guoqiang, ZHANG Boming. Wind speed and wind turbine output forecast based on combination method [J]. Automation of Electric Power Systems, 2009, 33(18): 92-95.
 - [66] 杨锡运,孙宝君,张新房,等.基于相似数据的支持向量机短期风速预测仿真研究[J].中国电机工程学报,2012,32(4):35-41.
YANG Xiyun, SUN Baojun, ZHANG Xinfang, et al. Short-term wind speed forecasting based on support vector machine with similar data[J]. Proceedings of the CSEE, 2012, 32(4): 35-41.
 - [67] 王扬,张金江,温柏坚,等.风电场超短期风速预测的相空间优化邻域局域法[J].电力系统自动化,2011,35(24):39-43.
WANG Yang, ZHANG Jinjiang, WEN Bojian, et al. An optimal neighborhood in phase space based local prediction method for ultra-short-term wind speed forecasting [J]. Automation of Electric Power Systems, 2011, 35(24): 39-43.
 - [68] BATES J M, GRANGER C W J. The combination of forecasts [J]. Operational Research Quarterly, 1969, 20(4): 451-468.
 - [69] 丁志勇,杨苹,杨曦,等.基于连续时间段聚类的支持向量机风电功率预测方法[J].电力系统自动化,2012,36(14):131-135.
DING Zhiyong, YANG Ping, YANG Xi, et al. Wind power prediction method based on sequential time clustering support vector machine [J]. Automation of Electric Power Systems, 2012, 36(14): 131-135.
 - [70] 刘纯,范高峰,王伟胜,等.风电场输出功率的组合预测模型[J].电网技术,2009,33(13):74-79.
LIU Chun, FAN Gaofeng, WANG Weisheng, et al. A combination forecasting model for wind farm output power[J]. Power System Technology, 2009, 33(13): 74-79.
 - [71] 刘克文,蒲天骄,周海明,等.风电日前发电功率的集成学习预测模型[J].中国电机工程学报,2013,33(34):130-135.
LIU Kewen, PU Tianjiao, ZHOU Haiming, et al. A short term wind power forecasting model based on combination algorithms[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(34): 130-135.
 - [72] LANG S, MÖHRLÉN C, JØRGENSEN J, et al. Aggregate forecasting of wind generation on the Irish grid using a multi-scheme ensemble prediction system[C]// Renewable Energy in Maritime Island Climates, April 26-28, 2006, Dublin, Ireland.
 - [73] TAYLOR J W, MCSHARRY P E, BUIZZA R. Wind power density forecasting using ensemble predictions and time series models[J]. IEEE Trans on Energy Conversion, 2009, 24(3): 775-782.
 - [74] GIEBEL G. The state-of-the-art in short-term prediction of wind power[R]. Risø National Laborator, 2003.
 - [75] 陈正洪,许杨,许沛华,等.风电功率预测预报技术原理及其业务系统[M].北京:气象出版社,2013.
 - [76] Welcome to the SafeWind project [EB/OL]. [2014-12-01].

<http://www.safewind.eu>.

[77] ZACK J W, BROWER M C, BAILEY B H. Validating of the fore wind model in wind forecasting application[C]// Wind Power for the 21st Century, EUWEC Special Topic Conference, September 25-27, 2000, Kassel, Germany.

[78] GIEBEL G, LARS L, JOENSEN A K, et al. The Zephyr project—the next generation prediction system[C]// Wind Power for the 21st Century, EUWEC Special Topic Conference, September 25-27, 2000, Kassel, Germany.

[79] 符金伟,马进,周榆晓,等.风电功率预测研究方法综述[J].华东电力,2012,40(5):888-892.

FU Jinwei, MA Jin, ZHOU Yuxiao, et al. Review on wind power prediction methods[J]. East China Electric Power, 2012, 40(5): 888-892.

[80] 北京中科伏瑞电气技术有限公司.RF3000F 风电功率预测系统技术说明书[R/OL].[2014-11-05].http://wenku.baidu.com/link?url=wkBAY7NWexoonRnK917aIfnsNXsvUakVKIdudw_c_RzmBemMNoQczTpySlTJFQEqnNhrHlfJx2GbgOMLxcZjYr1iWhxNcXfKAjQby2B4c_eu.2010.

[81] 国电南瑞科技股份有限公司.NSF3100 风电功率预测系统技术说明书[R/OL].[2014-11-30].<http://wenku.baidu.com/link?url=4e1-ScGJ9S5rdVz-G02O0GIHXI7LLmS6j73JQNixPUBbilBrHEhdIjB6fq91liA1PgNVIjczCRNvjJYv1Ro4dPN4D86K-aow5BbIsVif27.2011>.

[82] 马彦宏,汪宁渤,刘福潮,等.甘肃酒泉风电基地风电预测预报系统[J].电力系统自动化,2009,33(16):88-90.

MA Yanhong, WANG Ningbo, LIU Fuchao, et al. A wind power forecast system for Jiuquan wind power base in Gansu province[J]. Automation of Electric Power Systems, 2009, 33(16): 88-90.

[83] 耿天翔,丁茂生,刘纯,等.宁夏电网风电功率预测系统开发[J].宁夏电力,2010(1):1-4.

GENG Tianxiang, DING Maosheng, LIU Chun, et al. Development of wind electric power forecast system in Ningxia power grid[J]. Ningxia Electric Power, 2010(1): 1-4.

[84] 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.

[85] BESSA R J, MIRANDA V, GAMA J. Entropy and correntropy against minimum square error in offline and online three-day ahead wind power forecasting[J]. IEEE Trans on Power Systems, 2009, 24(4): 1657-1666.

[86] BLUDSZUWEIT H, DOMINGUEZ-NAVARRO J A, LLOMBART A. Statistical analysis of wind power forecast error[J]. IEEE Trans on Power Systems, 2008, 23(3): 983-991.

[87] TEWARI S, GEYER C J, MOHAN N. A statistical model for wind power forecast error and its application to the estimation of penalties in liberalized markets[J]. IEEE Trans on Power Systems, 2011, 26(4): 2031-2039.

[88] 王松岩,于继来.风速与风电功率的联合条件概率预测方法[J].中国电机工程学报,2011,31(7):7-15.

WANG Songyan, YU Jilai. Joint conditions probability forecast

method for wind speed and wind power[J]. Proceedings of the CSEE, 2011, 31(7): 7-15.

[89] 杨明,范溯,韩学山,等.基于分量稀疏贝叶斯学习的风电场输出功率概率预测方法[J].电力系统自动化,2012,36(14):125-130.

YANG Ming, FAN Shu, HAN Xueshan, et al. Wind farm generation forecast based on componential sparse Bayesian learning[J]. Automation of Electric Power Systems, 2012, 36(14): 125-130.

[90] 王彩霞,鲁宗相,乔颖,等.基于非参数回归模型的短期风电功率预测[J].电力系统自动化,2010,34(16):78-82.

WANG Caixia, LU Zongxiang, QIAO Ying, et al. Short-term wind power forecast based on non-parametric regression model[J]. Automation of Electric Power Systems, 2010, 34(16): 78-82.

[91] SIDERATOS G, HATZIARGYRIOU N D. An advanced statistical method for wind power forecasting[J]. IEEE Trans on Power Systems, 2007, 22(1): 258-265.

[92] 李智,韩学山,杨明,等.基于分位点回归的风电功率波动区间分析[J].电力系统自动化,2011,35(3):83-87.

LI Zhi, HAN Xueshan, YANG Ming, et al. Wind power fluctuation interval analysis based on quantile regression[J]. Automation of Electric Power Systems, 2011, 35(3): 83-87.

[93] CATALAO J P S, POUSINHO H M I, MENDS V M F. Hybrid wavelet-PSO-ANFIS approach for short-term wind power forecasting in Portugal[J]. IEEE Trans on Sustainable Energy, 2011, 2(1): 50-59.

[94] SHAKER H, ZAREIPOUR H, WOOD D. On error measures in wind forecasting evaluations[C]// 2013 26th Annual IEEE Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering (CCECE), May 5-8, 2013, Regina, SK, Canada.

[95] 徐曼,乔颖,鲁宗相.短期风电功率预测误差综合评价方法[J].电力系统自动化,2011,35(12):20-26.

XU Man, QIAO Ying, LU Zongxiang. A comprehensive error evaluation method for short-term wind power prediction[J]. Automation of Electric Power Systems, 2011, 35(12): 20-26.

[96] 崔明建,孙元章,柯德平.基于原子稀疏分解和 BP 神经网络的风电功率爬坡事件预测[J].电力系统自动化,2014,38(12):6-11.

CUI Mingjian, SUN Yuanzhang, KE Deping. Wind power ramp events forecasting based on atomic sparse decomposition and BP neural networks[J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(12): 6-11.

薛禹胜(1941—),男,通信作者,中国工程院院士,博士生导师,主要研究方向:电力系统自动化。E-mail: xueyusheng@sgepri.sgcc.com.cn

郝琛(1985—),男,博士研究生,主要研究方向:电力系统安全稳定分析与控制、新能源发电。E-mail: yuchen@sgepri.sgcc.com.cn

赵俊华(1980—),男,博士,高级讲师,主要研究方向:电力系统分析与计算、智能电网、数据挖掘与计算智能、电力市场。E-mail: fuxiharp@gmail.com

(编辑 章黎)

A Review on Short-term and Ultra-short-term Wind Power Prediction

XUE Yusheng^{1,2}, YU Chen^{2,1}, ZHAO Junhua³, Kang LI⁴, Xueqin LIU⁴, Qiuwei WU⁵, Guangya YANG⁵

(1. NARI Group Corporation (State Grid Electric Power Research Institute), Nanjing 211106, China;

2. School of Automation, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China;

3. College of Electrical Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China;

4. Queen's University Belfast, BT9 5AH, Northern Ireland, UK;

5. Technical University of Denmark, Lyngby 2800, Denmark)

Abstract: The impact of wind power prediction (WPP) on power systems is discussed and the factors affecting the accuracy of WPP are summarized. Then the paper unscrambles the WPP process from the viewpoint of information flow, classifies its research status and discusses the requirements of evaluation index for WPP results. It is proposed that the error evaluation index should reflect the WPP quality of the whole time window, and possible breakthroughs of WPP are also predicted.

This work is jointly supported by National Basic Research Program of China (973 Program) (No. 2013CB228204), Australian Research Council Project (No. DP120101345), NSFC-EPSRC Collaborative Project (No. NSFC-513111025-2013, No. EPSRC-EP/L001063/1), and State Grid Corporation of China.

Key words: wind power prediction; information flow; combinational prediction; evaluation index; probabilistic forecasting