

风电功率概率预测方法及展望

吴问足^{1,2}, 乔颖^{1,2}, 鲁宗相^{1,2}, 汪宁渤³, 周强³

(1. 清华大学电机工程与应用电子技术系, 北京市 100084;

2. 电力系统及发电设备控制和仿真国家重点实验室, 清华大学, 北京市 100084;

3. 甘肃省电力公司风电技术中心, 甘肃省兰州市 730050)

摘要: 风电功率的概率预测能提供风电功率的预测区间或分布函数, 国内相关的研究和应用尚处于起步阶段。文中对风电功率概率预测的基本框架、主要模式、难点和热点进行了综述。首先, 明确了概率预测的概念及其适用问题。然后, 对概率预测的建模方法提出了两种不同的分类方式: 按照是否进行条件化假设或参数化假设进行分类, 并介绍了概率预测中涉及的新型算法和概率预测的评价指标。最后, 结合概率预测发展现状, 针对误差分析不精细、概率预测与电力系统结合不充分等不足, 总结了今后的发展方向和需要进一步探索的研究内容。

关键词: 风电功率预测; 概率预测; 不确定性; 预测误差建模

0 引言

截至 2016 年年底, 中国风电累计并网容量达到 148.6 GW, 新增装机容量 19.3 GW^[1], 逐渐成为继火电、水电之后的第三大电源。风资源的随机性、波动性、不确定性和风电出力的弱可控性给电力系统的安全稳定运行带来了较大的困扰和挑战^[2]。高精度的风电功率预测技术已成为一项必备的运行技术^[3-4]。

国内外很多学者致力于研究风电功率预测方法, 并取得了丰富的成果。传统风电功率预测以点预测(确定性预测)为主, 其预测的内容是未来风电功率的期望值^[5]。近十年来, 中国大量的研究工作聚焦于风电功率点预测的研究^[6-8]。在德国 E.ON 公司控制区域内整体的日前预测均方根误差(RMSE)可以降低至 4.7%, 这一结果代表国际领先水平。在风电场级别的日前功率预测中, 均方根误差约可降低至 10%~15%^[9]。尽管如此, 从风电功率预测研究的角度来看, 由于风资源的不确定性和预测模型的固有缺陷, 风电功率的点预测误差无法避免, 点预测结果不能对风电功率不确定性做出定

量描述的缺陷难以克服^[10-11]。从风电功率的应用层面来说, 含风电的电网规划、运行和安全稳定分析领域需要对风电功率的波动范围有比较精确的估计, 只有单点的预测值是不够的^[10]。

传统风电功率预测(点预测)的这些缺陷促使研究者寻求能定量反映风电功率不确定性的新的预测形式。新的预测形式主要有两种: 区间预测和密度预测。区间预测提供的是未来风电功率可能位于的区间; 密度预测提供的是未来风电功率的概率密度函数。简单起见, 本文对区间预测和密度预测合称概率预测。

国外对于风电功率概率预测的研究开始于 2005 年^[12], 其研究比国内更为深入。在应用方面, 国际上包含概率预测功能的风电功率预测软件已较为成熟, 如德国的 ISET Wind Power Management System^[9]和 WPPT^[13]及 WEPROG 实时集合预报系统等。而国内相关软件的开发还较为滞后。基于国内该领域的研究现状, 对风电功率概率预测的基本概念框架、建模方法和研究热点进行梳理和总结很有必要。

本文首先介绍了风电功率概率预测的相关概念和基本框架, 然后重点讲述了风电功率不确定性建模的两种建模分类方法。对概率预测的算法、数学理论及相关评价指标进行了介绍。最后, 对风电功率概率预测的发展方向进行了展望。

收稿日期: 2016-09-14; 修回日期: 2017-02-22。

上网日期: 2017-05-16。

国家自然科学基金重大项目(51190101); 国家重点研发计划资助项目(2016YFB0900101); 国家电网公司科技项目(522727160002)。

1 风电功率概率预测的基本概念和框架

1.1 风电功率预测的概念和分类

点预测是最常见的风电功率预测形式,它只能提供未来风电功率可能出现的一个值。

区间预测是指预测未来某个时间点,在某一置信度 α 下,风电场输出功率的置信区间^[14]。区间预测能给出风电功率可能出现波动的大致范围。

密度预测是指预测未来某一个时间点风电功率的所有概率信息,即需要预测在某一时间段、某一预测尺度下,风电功率这一随机变量的累积分布函数(cumulative distribution function, CDF)或概率密度函数(probability density function, PDF)。密度预测能定量描述风电功率取某个值的可能性大小。

风电功率的密度预测有两大类方法,一类是通过多个数值天气预报的结果分析这些结果的分布情况,得到最终风电功率密度预测(或称为集合预报),一般称之为物理方法;另一类是通过对历史风电功率数据的分析,建模得到风电功率的概率密度函数,一般称之为统计方法。物理方法需要气象学知识和庞大计算能力的支撑,实施条件受限,目前研究较热的主要是统计方法,本文描述的对象也主要是后者。

本文对区间预测和密度预测合称概率预测。其定义如下:风电功率概率预测是根据气象数据、历史风电功率实测数据和预测数据,针对风电功率的不确定性建立预测模型,提供未来时刻风电功率的波动区间或分布(密度)函数的一种风电功率预测类型。

点预测、区间预测、密度预测这3种不同类型的预测之间虽有着明显的不同,但是也有着密切的相关关系。一方面,如果先进行点预测,概率预测的分布函数与点预测结果密切相关;另一方面,如果得到了概率预测的结果,那么从其分布函数中提取某些数字特征(如中位数、均值)可以得到点预测的结果。若风电功率在多个置信度下的置信区间已知,则可得风电功率分布函数的近似表达。反之,若概率密度函数已知,其相关的置信区间也可以直接获得^[15]。

1.2 风电功率概率预测的输入数据及其预处理

概率预测的输入数据主要包括数值天气预报(NWP)数据、历史风电功率实测数据和风电功率预测数据。这些数据中往往包含大量的噪声和多种不同频率的序列。这时往往需要通过序列预处理的方法将不同频率、不同性质的序列分解开来。比较典型的方法有小波变换^[16]、集合模式分解和经验模式分解等^[17]。将单一的序列进行分解后,对不同性质

的序列进行差异化和精细化的建模和预测,可以有效剔除噪声对于预测结果的影响。

1.3 风电功率概率预测的两类建模对象

风电功率的概率预测针对风电功率的不确定性进行建模。根据建模过程中是否使用点预测的结果,可将其建模对象分为两种:风电功率自身及风电功率点预测的误差。前者在建模中使用风电功率实测数据直接得到风电功率的分布情况;后者以点预测的结果作为概率预测的基础,以点预测的误差作为建模的主要对象,求得误差的预测区间或分布函数后,将其嵌套在原有的点预测结果上,形成概率预测结果。

1.4 风电功率概率预测的用途

风电功率的概率预测扩充了风电功率预测的内涵,在一些含风电电力系统的问题中,它提供的信息比传统的点预测更多。表1总结了不同时间尺度下的风电功率概率预测采用的建模对象及适用的问题。

表1 不同时间尺度下概率预测的建模对象及适用的问题
Table 1 Modeling objects and applicable problems of probabilistic forecasting of wind power at different time scales

类型	时长	建模对象	适用的电力系统相关问题
超短期概率预测	数分钟至数小时	功率/误差	风电机组动态实时控制、静态稳定分析、电力市场(现货市场)报价优化等问题
短期概率预测	24~72 h	功率/误差	(含风电系统的)日前经济调度、旋转备用安排、风电消纳、电力市场(日前市场)报价优化等问题
中长期概率预测	72 h 以上	功率	长期发电、检修计划设定,风电场选址等

其中,短期/超短期风电功率概率预测能前瞻未来数小时或几天内风电功率的概率分布,在不同时刻差异化的概率分布能给电力系统的决策者们提供更为丰富的不确定信息。而中长期的概率预测侧重于对长时间段内风资源与风电功率分布的研究,通常使用威布尔分布,适用于电力系统的规划场合。目前,短期/超短期概率预测是本领域的研究热点。

2 风电功率概率预测的建模方法分类

风电功率概率预测的建模方法复杂多样,根据是否假设风电功率/点预测误差(以下简称功率/误差)服从已知分布,可将风电功率概率预测分类为参数化建模和非参数化建模两种模式。根据是否假设功率/误差的概率分布与其他输入变量相关,又可以将其分类为条件建模和非条件建模。下面以建模对象是点预测误差这一情况为例进行阐述。

2.1 参数化建模与非参数化建模方式

1) 参数化建模方式

参数化建模用一个已知分布(如高斯分布^[12]、指数分布^[18]、 β 分布^[19]、 α -稳定分布^[20])或其分段组合^[21]来描述概率密度函数。该方法使得风电功率的概率预测问题转化成了一个参数估计问题。该方法计算复杂程度低,但是若点预测误差满足某一特定分布的假设不成立,则预测效果并不好。

2) 非参数化的建模方式

非参数化建模不预先假设点预测误差分布的表现形式,而通过数据驱动方法如分位点回归^[22-23]、核密度估计^[24-25]等,直接计算出误差分布函数或分位点^[26-29]。该方法不存在分布假设不合理问题,但其缺点在于需要数据量大,计算复杂。

2.2 条件建模与非条件建模方式

1) 非条件建模方式

非条件建模假设概率预测结果的分布函数的形状(或区间宽度)是不会随着外界条件变化而变化。该方法优点在于操作简单,只需获取一个分布函数。

2) 条件建模方式

已有研究表明不同预测手段^[19]、预测尺度^[30]和气象条件(风速等)^[31]都会对点预测误差的分布产生较大的影响。依靠条件概率^[26,32]和多元概率论^[33]的分析方法,对风电功率预测误差进行更为精细化的建模,可以在不同的条件下得到差异化的风电功率预测误差的预测区间或分布函数。一般步骤如下。

1) 条件选取:选取与风电功率预测误差分布相关性较强的因素,如预测功率大小^[3](点预测的结果)、风速大小^[26]、风速波动情况、风向^[34]等作为条件。

2) 归一化与条件集的划分:将选取的若干个条件转化为连续的值归一化到 $[0,1]$ 的闭区间,并做笛卡尔积形成若干维的高维空间、边长为1的正方体,即条件全集。将每个条件均做区间划分,不同条件中的不同区间形成了若干个条件子集(不同长度的高维空间小长方体共同构成了边长为1的高维空间立方体)。

3) 估计分布函数:估计每个条件下误差的预测区间或分布函数。给定预测尺度和预测时间(预测发生的时间),预测时通过确定当时风电场所处的条件,给出不同的点预测误差的分布函数。

特别地,一些文献^[32,35]中描述的“多场景的风电功率预测误差分析”,虽然数学描述比严格的条件化建模要粗糙一些,但同样也可以归类于条件建模方式中。条件建模方式的一般流程如图1所示。

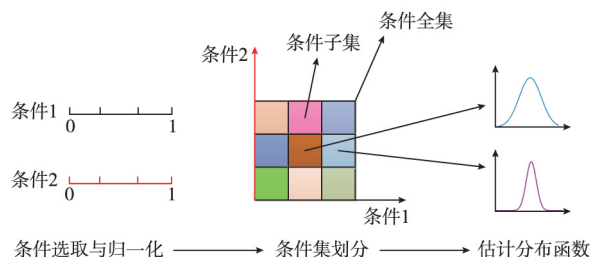


图1 条件建模方式的一般步骤

Fig.1 General process of conditional modeling method

相比非条件建模,条件建模方式最后形成的概率预测的结果精度更高,计算复杂程度也将提高。

这两种分类方式交叉组合,可以形成4种典型的概率预测建模方式,具体见表2。

表2 4种典型的概率预测建模方式
Table 2 Four typical modeling methods of probabilistic forecasting

分类	参数化建模	非参数化建模
条件建模	假设不确定性功率/误差服从某一特定分布,但这一特定分布的参数在不同的风电场预测条件下会发生变化	不对功率/误差的分布函数的形式做假设,使用历史数据拟合出不同风电场预测条件下的分布函数
非条件建模	假设功率/误差服从某一特定分布且这一分布函数的参数并不会随着风电场预测条件变化	不对功率/误差的分布函数的形式做假设,直接形成分布函数,且这一分布不会随风电场预测条件的变化而变化

在对风电功率不确定性进行建模的历程中,大致呈现出这样的趋势:从条件和非条件建模角度来看,就是从非条件建模走向条件建模^[3],从单条件建模走向多条件建模。风电功率的时间序列是一个非平稳、异方差的序列,有必要采用多样化的分布函数来适应这一特性。从参数化和非参数化建模角度来看,分布的参数数目呈现增长趋势,以期对风电功率的不确定性进行更精确的描述,而更多的非参数化的数学方法也被提出,以克服参数化建模方式的固有缺陷。

概率预测的建模过程有非参数化/参数化和条件化/非条件化等不同建模方式,其结果有区间、分位点、分布函数等表达形式。由此可见,概率预测具有明显的多样性。

3 风电功率概率预测的算法及评价指标

风电功率概率预测中涉及的数学领域很广,使用的算法也复杂多样。下面对风电功率概率预测涉及的数学理论或算法进行介绍。

3.1 数据采样和提取环节算法

部分概率预测选取了条件建模方式,对误差的

分类和对于小样本的充分利用变得越来越重要。

聚类分析^[34]是一种可以将样本数据集合划分为若干个不相交的子集的方法,它是“无监督学习”的一种,聚类过程能自动形成簇结构,不同簇之间即形成不同的分类。聚类分析在点预测误差的提取中通常用来对点预测误差的条件集合进行分类,这样有助于形成差异化的误差分布函数。

Bootstrap 抽样方法^[36]又称自助采样法,这种方法数据集样本量较小时比较有效。这一方法每次随机从数据集中挑选一个样本放入样本集中再放回,这个过程重复执行多次,则可形成一个新的样本集。对同一个数据集可以形成多个样本集。很多文献使用了自助法^[3,37-38],这样可以充分利用误差集中的统计信息。

3.2 不确定性建模环节算法

不确定性建模算法是风电功率概率预测的核心,对概率预测的效果有着决定性的影响。建模环节中的算法包括统计学方法和机器学习方法。

分位点回归方法可以计算得到风电功率在未来时刻的一组分位点。只要分位点间隔设置恰当,这一组分位点即可完整地描述预测对象波动区间的概率分布,可有效把握不确定性信息的变化情况。

分位点回归的数学表达如下:

$$y = x^T \hat{\beta} + r = \hat{Q}(\tau; x) + r \quad (1)$$

$$\hat{Q}(\tau; x) = \beta_0(\tau) + \beta_1(\tau)x_1 + \cdots + \beta_p(\tau)x_p \quad (2)$$

式中: x 为分位点回归的自变量; y 为分位点回归的因变量; $\hat{Q}(\tau; x)$ 为分位点回归因变量的 τ 分位点; p 为自变量的个数; r 为估计值 $\hat{Q}(\tau; x)$ 与因变量实际值的差值。

$\beta(\tau)$ 是未知参数,由式(3)进行估计。

$$\hat{\beta}(\tau) = \arg \min_{\beta} \sum_{i=1}^N \rho(\tau)(y_i - \beta_0(\tau) + \beta_1(\tau)x_{i1} + \cdots + \beta_p(\tau)x_{ip}) \quad (3)$$

$$\rho(\tau) = \begin{cases} \tau r & r \geq 0 \\ (\tau - 1)r & r < 0 \end{cases} \quad (4)$$

式中: N 为样本点个数。

求得 $\beta(\tau)$ 后,即可求得因变量的 τ 分位点,分位点回归并未对因变量 y 的概率密度函数做出假设,是典型非参数方法之一^[22,29]。

核密度估计^[25]是概率论中用来估计未知参数的概率密度函数,属于非参数方法之一。输入风电场相关历史数据,通过核密度估计可以形成分布^[24,27,39-40]。核密度估计的过程可以简写为如下表达式:

$$\hat{f}(x) = \frac{1}{N |H|} \sum_{i=1}^N K(H^{-1}(x - x_i)) \quad (5)$$

式中: x 为待估计的点,是一个 d 维向量; x_i 为数据的样本点; H 为 $d \times d$ 阶的带宽矩阵; K 为核函数; $\hat{f}(x)$ 为 x 的概率密度函数。

在风电功率的概率预测中, x 一般代表着风电功率或点预测误差,是一维变量,此时 H 退化为一个数,称之为窗宽。核密度估计的精度比较依赖于核函数 K 和窗宽 H 。

广义误差分布模型是一种形状较为灵活的模型,可以实现对误差分布函数的不同部位(尾部、腰部和峰部)的拟合^[31],其概率密度函数为:

$$f(x; v, \lambda) = \frac{v}{\lambda^{2\frac{v+1}{v}} \Gamma\left(\frac{1}{v}\right)} \exp\left(-\frac{1}{2} \left|\frac{x}{\lambda}\right|^v\right) \quad (6)$$

$$\lambda = \left[\frac{2^{\frac{2}{v}} \Gamma\left(\frac{1}{v}\right)}{\Gamma\left(\frac{3}{v}\right)} \right]^{\frac{1}{2}} \quad (7)$$

式中: x 为风电功率的误差; v 和 λ 为形状参数; $\Gamma(\cdot)$ 为伽马函数。通过广义误差分布模型来拟合误差进行概率预测是一种典型的参数化方法。

多元随机变量的分析方法也常被应用于概率预测,估计多个不同风电场输出功率误差分布之间的相关矩阵可以有效地对多个风电场的风电功率不确定性进行建模。其中, Copula 函数是连接边缘分布函数与联合分布函数的“桥梁”函数。它体现着联合概率分布和边缘概率分布的相依关系^[33,41]。

向量自回归(VAR)将单变量自回归模型推广到由多元时间序列变量组成的“向量”自回归模型。常用来对多风电场之间的误差时间序列进行建模^[42],是一种参数化的建模方式。

机器学习方法近年来也被广泛应用于风电功率预测,点预测使用的机器学习方法有反向传播(BP)神经网络^[16]、径向基函数(RBF)神经网络^[10]、支持向量机(SVM)^[26,43]等。概率预测领域引入了一些新型的机器学习方法,具体如下。

极限学习机(ELM)^[37,39]是依据广义逆矩阵理论提出的一类性能优良的新型单隐层前向型网络。与传统神经网络相比,大幅提高了网络的泛化能力和学习速度,具有较强的非线性拟合能力。利用该极限学习机通过非线性映射直接生成风电功率预测区间,有较好的效果。

贝叶斯方法也常见于风电功率概率预测中。统计学中传统的频率学派认为模型中的参数是一个固定且未知的实数,而贝叶斯理论则认为模型中的参

数是一个随机变量,而非一个定值。加入这一随机变量的先验分布后,可以提高预测模型的精度。风电功率概率预测中使用的贝叶斯方法有贝叶斯学习和贝叶斯网络等^[11, 26, 40]。

贝叶斯学习是利用参数的先验分布,由样本信息求来的后验分布,直接求出总体分布。贝叶斯学习理论使用概率去表示形式的不确定性,通过概率规则来实现学习和推理过程。将风电功率分布的各类参数都视为随机变量,在贝叶斯框架下来推断误差的分布。

贝叶斯网络的理论实质是一种基于概率不确定性的推理网络,为因果信息表达提供了有效方法,是目前不确定知识表达和推理领域最有效的理论模型之一。该模型可恰当地描述变量随时间变化的情况,适用于风电功率这一典型的时变序列。

概率预测采用的算法或理论还包括小波神经网络^[25]、证据理论^[26]、高斯过程回归^[17]、集对分析理论^[44]、多元广义自回归条件异方差模型^[33]、LUBE (lower upper bound estimation) 方法^[38, 45]、马尔可夫转移自回归模型等^[46]。

另外,深度学习在近十年来得到重大突破,尤其是使用卷积神经网络(CNNs)^[47]和递归神经网络(RNNs)处理时序预测问题在图像、语音识别领域已得到较为广泛的应用。风电功率预测中运用这些先进的机器学习方法的研究还处于起步阶段^[48]。

3.3 风电功率概率预测的评价指标

不同于熟知的点预测的评价指标,如平均绝对误差(MAE)、均方根误差等^[49],概率预测的结果并不能通过传统的统计量来反映预测结果的好坏。主流的概率预测和区间预测的评价指标如下^[50]。

1) 可靠性指标

给定置信度 $1-\alpha$, 定义概率预测的结果(预测区间)为:

$$I^a = [L^a, U^a] \quad (8)$$

共有 N 个测试点 $P_m^i (i=1, 2, \dots, N)$, 与之对应的 N 个预测区间为:

$$I_i^a = [L_i^a, U_i^a] \quad i=1, 2, \dots, N \quad (9)$$

定义 0-1 变量 ξ_i^a 为:

$$\xi_i^a = \begin{cases} 0 & P_m^i \notin I_i^a \\ 1 & P_m^i \in I_i^a \end{cases} \quad (10)$$

提出预测区间的覆盖概率指标如下:

$$R_{\text{cover}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \xi_i^a \quad (11)$$

风电功率实际落在预测区间内的频率应等于或尽量接近事先给定的置信概率。

若某一概率预测的效果较好或可靠性较高,覆

盖概率应该与置信度 $1-\alpha$ 相近。因此,用 R_{ACE} 这一指标来体现两者覆盖概率之差,如式(12)所示。 R_{ACE} 值的绝对值越小意味着覆盖越准确,概率预测的结果越可靠。理想情况下预测区间的 R_{ACE} 值应为 0。

$$R_{\text{ACE}} = R_{\text{cover}} - (1-\alpha) \quad (12)$$

2) 敏锐性指标

除了可靠性之外,评价概率预测的效果还需要使用敏锐性指标。换言之,若预测区间宽度较大,提供的信息较少,概率预测的效果也将受到影响^[17]。

预测区间的区间宽度 δ^a 为区间上界 U^a 与区间下界 L^a 之差,即

$$\delta^a = U^a - L^a \quad (13)$$

区间平均宽度^[17, 25, 51]是一个典型的敏锐性指标,其表达式为:

$$\delta_{\text{mean}}^a = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \delta_i^a \quad (14)$$

评价区间的敏锐性还可以用技能得分(skill score)^[50]这一指标。定义一个测试点关于概率预测的技能分数 S_{skill} 为:

$$S_{\text{skill}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\zeta_i - \beta)(P_m^i - q^\beta) \quad (15)$$

式中: q^β 为概率预测结果(分布函数)的 β 分位数。

0-1 变量 ζ_i 的定义为:

$$\zeta_i = \begin{cases} 0 & P_m^i \geq q^\beta \\ 1 & P_m^i < q^\beta \end{cases} \quad (16)$$

这一指标是一个非正值,越靠近 0, 概率预测效果越好。一种新的技能分数指标在文献^[37]中被提出。

预测区间的技能得分是对预测区间可靠性和敏锐性的结合指标。技能分数的一个缺陷在于,虽然它可以同时反映概率预测的可靠性和敏锐性,但无法将这两者有效剥离,分别清晰反映^[37]。

概率预测的评价指标还有连续排名概率得分(continuous ranked probability score, CRPS)^[24, 42]、覆盖带宽准则(coverage width-based criterion, CWC)^[38, 45]、边际校准(marginal calibration, MC)^[26]和期望值平均绝对百分比误差^[11, 17]等。

表 3 体现了一些典型方法的建模分类、适用时间尺度以及在常用的置信度(90%)下所能达到的水平;在超短期(0~4 h)的风电功率概率预测中,区间宽度一般为 10%~20%。在短期的风电功率概率预测中,区间宽度一般为 30%~50%。大多数风电功率概率预测的 R_{ACE} 指标均可以控制在 $\pm 3\%$ 以内。

表3 典型的概率预测建模算法所属分类及预测水平
Table 3 Types and performances of typical modeling algorithms of probabilistic forecasting

方法	建模方式所属分类	适用时间尺度	$R_{ACE}/\%$	区间宽度
分位点回归	非参数化, 条件/非条件	短期/超短期	-1~3	短期 50% 左右
核密度估计	非参数化, 条件/非条件	短期/超短期	-1~1	短期 30%~50%, 超短期 35%
LUBE 方法	非参数化, 非条件	超短期	-1~4	超短期 17%~30%
贝叶斯方法	参数化, 条件/非条件	短期/超短期	-2~4	短期 40% 左右, 超短期 35% 左右
经验分布拟合	非参数化, 条件/非条件	短期/超短期	-3~3	短期 35%~45%, 超短期 20% 左右
极限学习机	非参数化, 非条件	超短期	-1~2	最窄能达到 10%

但是, 概率预测结果的好坏不仅由建模方法决定。它可能也会受到风电场自身条件的影响: 大容量风电场具有的平滑效益可能削弱整体输出功率的不确定性; 部分风电场所处的地区风速平稳, 其波动性可能较弱, 导致区间宽度较小。此外, 若概率预测选取点预测误差作为建模对象, 不同的点预测方法可能带来不同的误差分布, 此时就算是相同的概率预测算法也可能产生不同的概率预测结果。因此, 表中相关指标的比较仅代表现阶段概率预测所能达到的水平, 并非是对相关方法的优劣评价。

4 风电功率概率预测的问题和展望

4.1 优化误差分布的建模思路

多篇文献表明误差分布具有相当显著的“厚尾”性质^[19-20], 即风电功率误差出现极端值的概率要比正态分布数据出现极端值的概率大。为了拟合这一分布的特性, 研究者们使用了多种不同分布拟合点预测误差, 这些分布可能适合不同的点预测方法或风电场, 因此, 有必要提出一种多参数的通用分布或一族分布函数分布(适应不同的点预测方法和不同的风电场)来描述误差的分布情况。

在误差的建模环节中, 现在的误差处理方法一般将误差当成一个整体处理。文献^[31]对点预测误差进行了数值分层分析, 对误差分布建模的精确性有所提高。另有文献提出将误差分为两部分: 一部分为数据的噪声, 由测量的疏忽和机器的缺陷造成; 另一部分为预测模型本身的误差, 由预测模型的算法的缺陷和不合理的假设产生^[37]。两部分近似独立, 可以分开建模。将点预测误差进行分割和细化分析, 有助于提高模型的精确程度。

另外, 现有研究对于误差分布的时变特性考虑还很不充分。给定预测模型, 误差的分布函数随着时间的推移会发生变化^[30,52]。现有的研究对这一性质仅停留在定性分析上。如果在估计分布函数的模型中考虑分布的时变特性, 会对概率预测的各项指标有一定程度的提升。但此举可能会带来较大的计算代价。

4.2 考虑时空相依的风电功率概率预测

风电功率不确定性的时间和空间的相关关系有助于提高集群风电场的风电功率概率预测。现有阶段的主要难点是表征多随机变量之间的相关关系模型(如协方差矩阵)中的参数数量多, 计算代价大。因此, 进一步的研究可以从时空相依结构的稀疏性结构入手, 以此来提高计算速度^[33,42,53]。

4.3 优化设计概率预测的评价指标

如前文所述, 概率预测的评价指标数量很多, 比较常用的有 R_{ACE} 指标、区间平均宽度和技能得分等。这些指标有如下两个不足: ① 现有指标以统计学指标居多, 适合描述预测结果逼近真实分布的程度。但无法描述在具体场景下, 概率预测结果在电网运行层面造成的影响; ② 在建模对象是点预测误差时, 概率预测指标与点预测的指标在评价效果上有趋同性。针对前者, 可以考虑在典型的含风电运行模型中, 考虑概率预测结果带来的运行风险, 设计与之相关的评价指标。针对后者, 可以在概率预测指标中剥离含有评价点预测好坏的成分, 设计适合不同分析需要的概率预测特色指标。

4.4 将概率预测应用于电力系统其他领域

在含风电的概率潮流分析中, 传统的方法只关注风电功率的均值、方差或各阶矩值, 如果有较为精确的概率预测结果, 概率潮流的计算结果将更为可靠、精确^[54]。风电功率的概率预测用于日前、日内等短期运行场合, 可以针对次日或未来几个小时内的场景对误差分布进行选择判断。现行做法是将风电出力限定在区间预测结果的上下界上, 即在风电功率出力的最坏情况下进行调度。若引入可靠性和敏锐性较高的概率预测, 能够降低相关的火电机组的开机数量和启停次数, 节省成本^[20-21,55]。

可以看到, 风电功率概率预测效果的提升对于含风电的电力系统其他领域的研究都有所帮助。其他领域的发展又将对概率预测的形式和精度提出新的要求, 进一步促进风电功率概率预测的发展。

5 结语

总结来说, 中国的风电功率概率预测领域的发

展尚处于起步阶段。国内对于风电功率不确定性的研究与国际先进水平仍有一定差距。风电功率概率预测中,对风电功率不确定性的精细化建模和对概率预测评价指标的优化是当前研究的热点和难点,将概率预测的成果应用于电力系统其他领域也是促进概率预测进一步发展的关键动力。

参 考 文 献

- [1] 国家能源局.2016 年风电并网运行情况[EB/OL].[2016-08-20].
http://www.nea.gov.cn/201701/26/c_136014615.htm.
- [2] 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.
- [3] PINSON P, KARINIOTAKIS G. Conditional prediction intervals of wind power generation[J]. IEEE Trans on Power Systems, 2010, 25(4): 1845-1856.
- [4] 薛禹胜,郁琛,赵俊华,等.关于短期及超短期风电功率预测的评述[J].电力系统自动化,2015,39(6):141-151. DOI: 10.7500/AEPS20141218003.
XUE Yusheng, YU Chen, ZHAO Junhua, et al. A review on short-term and ultra-short-term wind power prediction [J]. Automation of Electric Power Systems, 2015, 39(6): 141-151. DOI: 10.7500/AEPS20141218003.
- [5] 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.
- [6] 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. DOI: 10.7500/AEPS20130911004.
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. DOI: 10.7500/AEPS20130911004.
- [7] 谷兴凯,范高锋,王晓蓉,等.风电功率预测技术综述[J].电网技术,2007,31(2):335-338.
GU Xingkai, FAN Gaofeng, WANG Xiaorong, et al. Summarization of wind power prediction technology[J]. Power System Technology, 2007, 31(2): 335-338.
- [8] 王彩霞,鲁宗相,乔颖,等.风电功率预测信息在日前机组组合中的应用[J].电力系统自动化,2011,35(7):13-18.
WANG Caixia, LU Zongxiang, QIAO Ying, et al. Unit commitment based on wind power forecast[J]. Automation of Electric Power Systems, 2011, 35(7): 13-18.
- [9] GIEBEL G, BROWNSWORD R, KARINIOTAKIS G, et al. The state-of-the-art in short-term prediction of wind power: a literature overview[R]. 2011.
- [10] SIDERATOS G, HATZIARGYRIOU N D. An advanced statistical method for wind power forecasting[J]. IEEE Trans on Power Systems, 2007, 22(1): 258-265.
- [11] YANG M, FAN S, LEE W. Probabilistic short-term wind power forecast using componential sparse bayesian learning[J]. IEEE Trans on Industry Applications, 2013, 49(6): 2783-2792.
- [12] LANGE M. On the uncertainty of wind power predictions—analysis of the forecast accuracy and statistical distribution of errors[J]. Journal of Solar Energy Engineering, 2005, 127(2): 177-184.
- [13] PINSON P, KARINIOTAKIS G, NIELSEN H A, et al. Properties of quantile and interval forecasts of wind generation and their evaluation[C]// European Wind Energy Conference and Exhibition, February 27-March 2, 2006, Athens, Greece: 10p.
- [14] WAN C, XU Z, PINSON P. Direct interval forecasting of wind power[J]. IEEE Trans on Power Systems, 2013, 28(4): 4877-4878.
- [15] ZHANG Y, WANG J, WANG X. Review on probabilistic forecasting of wind power generation [J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2014, 32: 255-270.
- [16] 师洪涛,杨静玲,丁茂生,等.基于小波-BP 神经网络的短期风电功率预测方法[J].电力系统自动化,2011,35(16):44-48.
SHI Hongtao, YANG Jingling, DING Maosheng, et al. A short-term wind power prediction method based on wavelet decomposition and BP neural network [J]. Automation of Electric Power Systems, 2011, 35(16): 44-48.
- [17] 甘迪,柯德平,孙元章,等.基于集合经验模式分解和遗传-高斯过程回归的短期风速概率预测[J].电工技术学报,2015,30(11):138-147.
GAN Di, KE Deping, SUN Yuanzhang, et al. Short-term wind speed probabilistic forecasting based on EEMD and coupling GA-GPR[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2015, 30(11): 138-147.
- [18] 刘芳,潘毅,刘辉,等.风电功率预测误差分段指数分布模型[J].电力系统自动化,2013,37(18):14-19.
LIU Fang, PAN Yi, LIU Hui, et al. Piecewise exponential distribution model of wind power forecasting error [J]. Automation of Electric Power Systems, 2013, 37(18): 14-19.
- [19] 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.
- [20] BRUNINX K, DELARUE E. A statistical description of the error on wind power forecasts for probabilistic reserve sizing [J]. IEEE Trans on Sustainable Energy, 2014, 5(3): 995-1002.
- [21] 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.
- [22] 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.

- [23] HAQUE A U, NEHRIR M H, MANDAL P. A hybrid intelligent model for deterministic and quantile regression approach for probabilistic wind power forecasting[J]. IEEE Trans on Power Systems, 2014, 29(4): 1663-1672.
- [24] JUBAN J, FUGON L, KARINIOTAKIS G. Probabilistic short-term wind power forecasting based on kernel density estimators[C]// European Wind Energy Conference and Exhibition, May 7-10, 2007, Milan, Italy: 11p.
- [25] 甘迪, 柯德平, 孙元章, 等. 考虑爬坡特性的短期风电功率概率预测[J]. 电力自动化设备, 2016, 36(4): 145-150.
GAN Di, KE Deping, SUN Yuanzhang, et al. Short-term probabilistic wind power forecast considering ramp characteristics[J]. Electric Power Automation Equipment, 2016, 36(4): 145-150.
- [26] 林优, 杨明, 韩学山, 等. 基于条件分类与证据理论的短期风电功率非参数概率预测方法[J]. 电网技术, 2016, 40(4): 1113-1119.
LIN You, YANG Ming, HAN Xueshan, et al. Nonparametric approach for short-term probabilistic wind generation forecast based on conditional classification and evidence theory[J]. Power System Technology, 2016, 40(4): 1113-1119.
- [27] 孙建波, 吴小珊, 张步涵. 基于非参数核密度估计的风电功率区间预测[J]. 水电能源科学, 2013, 31(9): 233-235.
SUN Jianbo, WU Xiaoshan, ZHANG Buhai. Wind power interval prediction based on non-parametric kernel density estimation[J]. Water Resources and Power, 2013, 31(9): 233-235.
- [28] 周松林, 茆美琴, 苏建徽. 风电功率短期预测及非参数区间估计[J]. 中国电机工程学报, 2011, 31(25): 10-16.
ZHOU Songlin, MAO Meiqin, SU Jianhui. Short-term forecasting of wind power and non-parametric confidence interval estimation[J]. Proceedings of the CSEE, 2011, 31(25): 10-16.
- [29] 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.
- [30] HODGE B M, MILLIGAN M. Wind power forecasting error distributions over multiple timescales[C]// IEEE Power and Energy Society General Meeting, July 24-29, 2011, Detroit, USA: 8p.
- [31] 叶林, 任成, 赵永宁, 等. 超短期风电功率预测误差数值特性分层分析方法[J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(3): 692-700.
YE Lin, REN Cheng, ZHAO Yongning, et al. Stratification analysis approach of numerical characteristics for ultra-short-term wind power forecasting error[J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(3): 692-700.
- [32] 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.
- [33] 朱思萌. 风电场输出功率概率预测理论与方法[D]. 济南: 山东大学, 2014.
- [34] YAN J, LIU Y, HAN S, et al. A robust probabilistic wind power forecasting method considering wind scenarios[C]// 3rd Renewable Power Generation Conference (RPG 2014), September 24-25, 2014, Naples, Italy: 6p.
- [35] 彭虎. 风电分布模式及概率预测方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2010.
- [36] EFRON B. Bootstrap methods: another look at the jackknife[M]. New York, USA: Springer, 1979: 1-26.
- [37] WAN C, XU Z, PINSON P, et al. Probabilistic forecasting of wind power generation using extreme learning machine[J]. IEEE Trans on Power Systems, 2014, 29(3): 1033-1044.
- [38] KHOSRAVI A, NAHAVANDI S, CREIGHTON D, et al. Uncertainty quantification for wind farm power generation[C]// International Joint Conference on Neural Networks, June 10-15, 2012, Brisbane, Australia: 6p.
- [39] 杨锡运, 关文渊, 刘玉奇, 等. 基于粒子群优化的核极限学习机模型的风电功率区间预测方法[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(增刊1): 146-153.
YANG Xiyun, GUAN Wenyuan, LIU Yuqi, et al. Prediction intervals forecasts of wind power based on PSO-KELM[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(Supplement 1): 146-153.
- [40] WEI Z, LIU S M, WEI D, et al. Probabilistic wind power forecast using sparse bayesian learning of unified kernel function[C]// IEEE Conference and Expo, Transportation Electrification Asia-Pacific (ITEC Asia-Pacific), August 31-September 3, 2014, Beijing, China: 4p.
- [41] ZHANG N, KANG C, XIA Q, et al. Modeling conditional forecast error for wind power in generation scheduling[J]. IEEE Trans on Power Systems, 2014, 29(3): 1316-1324.
- [42] DOWELL J, PINSON P. Very-short-term probabilistic wind power forecasts by sparse vector autoregression[J]. IEEE Trans on Smart Grid, 2016, 7(2): 763-770.
- [43] 杜颖. 风电场风速及发电功率的概率预测研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2008.
- [44] 郭钰锋, 孙頔, 于继来, 等. 集对分析理论在风电场风速区间预测中的应用[J]. 电力系统自动化, 2014, 38(2): 6-11. DOI: 10.7500/AEPS201209037.
GUO Yufeng, SUN Di, YU Jilai, et al. Application of set pair analysis in wind speed interval prediction for wind farms[J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(2): 6-11. DOI: 10.7500/AEPS201209037.
- [45] KHOSRAVI A, NAHAVANDI S, CREIGHTON D, et al. Lower upper bound estimation method for construction of neural network-based prediction intervals[J]. IEEE Trans on Neural Networks, 2011, 22(3): 337-346.
- [46] PINSON P, MADSEN H. Adaptive modeling and forecasting of offshore wind power fluctuations with Markov-switching autoregressive models[J]. Journal of Forecasting, 2012, 31(4): 281-313.
- [47] KUAN C, LIU T. Forecasting exchange rates using feedforward and recurrent neural networks[J]. Journal of Applied Econometrics, 1995, 10(4): 347-364.
- [48] ZHANG C, CHEN C L P, GAN M, et al. Predictive deep boltzmann machine for multiperiod wind speed forecasting[J].

- IEEE Trans on Sustainable Energy, 2015, 6(4): 1416-1425.
- [49] 徐曼, 沈颖, 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.
- [50] PINSON P, NIELSEN H A, MØLLER J K, et al. Non-parametric probabilistic forecasts of wind power: required properties and evaluation[J]. Wind Energy, 2007, 10(6): 497-516.
- [51] 陈杰, 沈艳霞, 陆欣, 等. 一种风电功率概率区间多目标智能优化预测方法[J]. 电网技术, 2016, 40(8): 2281-2287.
- CHEN Jie, SHEN Yanxia, LU Xin, et al. An intelligent multi-objective optimized method for wind power prediction intervals[J]. Power System Technology, 2016, 40(8): 2281-2287.
- [52] 王松岩, 李碧君, 于继来, 等. 风速与风电功率预测误差概率分布的时变特性分析[J]. 电网技术, 2013, 37(4): 967-973.
- WANG Songyan, LI Bijun, YU Jilai, et al. Analysis on time-varying characteristics of probability error in forecast of wind speed and wind power[J]. Power System Technology, 2013, 37(4): 967-973.
- [53] PAPAETHYMIU G, PINSON P. Modeling of spatial dependence in wind power forecast uncertainty[C]// 10th International Conference on Probabilistic Methods Applied to Power Systems, May 25-29, 2008, Puerto Rico, Rincon: 9p.
- [54] 艾小猛, 文劲宇, 吴桐, 等. 基于点估计和 Gram-Charlier 展开的含风电电力系统概率潮流实用算法[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(16): 16-22.
- AI Xiaomeng, WEN Jinyu, WU Tong, et al. A practical algorithm based on point estimate method and Gram-Charlier expansion for probabilistic load flow calculation of power systems incorporating wind power[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(16): 16-22.
- [55] 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.

吴问足(1993—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 风电功率概率预测。E-mail: wwzthee@foxmail.com

乔颖(1981—), 女, 通信作者, 博士, 副教授, 主要研究方向: 新能源、分布式发电、电力系统安全与控制。E-mail: qiaoying@tsinghua.edu.cn

鲁宗相(1974—), 男, 博士, 副教授, 主要研究方向: 电力系统可靠性、风电/太阳能发电并网分析与控制、分布式电源及微电网、能源与电力宏观规划。E-mail: luzongxiang98@tsinghua.edu.cn

(编辑 蔡静雯)

Methods and Prospects for Probabilistic Forecasting of Wind Power

WU Wenzu^{1,2}, QIAO Ying^{1,2}, LU Zongxiang^{1,2}, WANG Ningbo³, ZHOU Qiang³

(1. Department of Electrical Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China;

2. State Key Laboratory of Control and Simulation of Power System and Generation Equipments, Tsinghua University, Beijing 100084, China;

3. Wind Power Technology Center of Gansu Electric Power Company, Lanzhou 730050, China)

Abstract: Prediction intervals or distribution functions of wind power in the future can be provided through probabilistic forecasting of wind power. Relevant research in China is still at the early stage. This paper gives a comprehensive review on the basic approaches, typical patterns and key problems in probabilistic forecasting of wind power. Firstly, the definition of probabilistic forecasting is presented and its applicable problems are summarized. Secondly, two different classification methods are introduced: conditional classification method and parametric classification method. New algorithms and evaluation indices used in probabilistic forecasting are also described. Finally, according to the state-of-the-art of probabilistic forecasting, the shortcomings of error analysis and the insufficiency of probabilistic forecasting in combining with the power system, the future key issues and the research content which needs further exploration are summarized.

This work is supported by the Major Program of National Natural Science Foundation of China (No. 51190101), National Key Research and Development Program of China (No. 2016YFB0900101) and State Grid Corporation of China (No. 522727160002).

Key words: wind power forecasting; probabilistic forecasting; uncertainty; modeling of forecasting error