

基于实测数据的风电功率曲线建模及不确定估计

林 鹏,赵书强,谢宇琪,胡永强

(华北电力大学 新能源电力系统国家重点实验室,北京 102206)

摘要: 比较了最大值法、最大概率法和比恩法这3种风电功率曲线建模方法,指出利用比恩法绘制的基于实测现场数据的风电功率曲线,与风力发电机组的实际运行更吻合。对风电功率曲线的不确定因素进行分析,由于全局风功率分布并不满足某一特定分布,通过分区拟合对风速进行分级;再采用一种非参数区间估计方法,建立各风速等级的功率概率密度函数;在点估计的基础上求取风电功率曲线的不确定估计区间,使风电功率曲线具有较高的可靠性。算例验证了所提出方法的有效性及其实用性。

关键词: 风电; 功率曲线; 实测; 建模; 不确定估计; 分区拟合; 非参数区间估计; 可靠性

中图分类号: TM 614

文献标识码: A

DOI: 10.16081/j.issn.1006-6047.2015.04.013

0 引言

风能地域分布广泛,资源总量可观,是一种清洁、廉价的可再生绿色能源。近年来,随着风电装机容量的快速增长、国家对风力发电的政策扶持、风力发电技术的日趋成熟、风力发电成本的降低以及其在电力市场中的竞争力逐渐增强,风电已经成为全球最炙手可热的可再生能源发电方式。由于风的随机性以及波动性对电网经济调度、安全稳定运行等方面带来的不良影响,关于风功率预测等方面的研究也日益深入。

国内外相关学者已经对风功率预测进行了大量的研究,预测方法主要分为两大类:一是研究分析历史数据对风功率进行直接预测;二是先进行风速预测的间接预测^[1]。通过第二种方法得到风速、风向等数据,再结合风力发电机的风电功率曲线就可以得到出力,其中风电功率曲线是关键。风电功率曲线中自变量为风速,因变量为功率,它描述了风速与功率输出的对应关系,是反映风电机组性能的主要曲线之一^[2]。

风电功率曲线受诸多因素影响,风功率不仅与风速有关,还与空气密度、扫风面积以及风力发电机机械状况等因素密切相关,因此风电功率曲线本身存在着较大的不确定性。准确的风电功率曲线能为机组安全高效运行提供依据,提高风功率预测的精度,有利于电力调度部门制订调度计划。而现有对风电功率曲线的研究基本上都只是确定性分析,给出一定风速下对应输出功率的点值,存在较大的风险。本文系统地分析比较了几种风电功率曲线建模方法,用比恩法绘制了基于实测数据的风电功率曲

线,并在此基础上通过分区拟合对风速进行分级,再采用一种非参数区间估计方法,建立各风速等级的功率概率密度函数,在点估计的基础上求取风电功率曲线的不确定估计区间,丰富了风电功率曲线的信息,提高了估计结果的可靠性。

1 风电功率曲线

由流体力学可知,风力机捕获空气动能所对应的风功率可由下式表示:

$$P_M = C_p P_W = \frac{1}{2} m v^3 C_p = \frac{1}{2} \rho S v^3 C_p = \frac{1}{2} \rho \pi R^2 v^3 C_p \quad (1)$$

其中, P_M 为风力机实际输出机械功率; P_W 为空气动能所对应的全部风功率; C_p 为风能利用系数; m 为空气的质量; v 为风速; ρ 为空气密度; S 为风轮扫掠面积; R 为桨叶半径^[3]。

风电场中变速恒频机组根据最优功率曲线调节转速,寻找最佳叶尖速比使每个时刻 C_p 达到最大值,从而实现最大功率点跟踪 MPPT(Maximum Power Point Tracking)控制,提高风能利用效率^[4-5]。其运行区域分为3块,分别执行不同的控制手段和任务。风力发电机组的转速 ω_r 和输出功率 P 关系见图1。

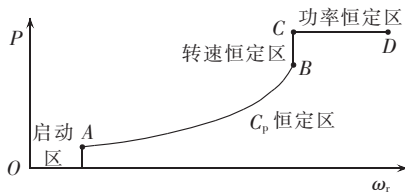


图1 风电机组运行区域

Fig.1 Operating area of wind turbine

对于整个风电机组而言,输入为风速,输出为功率,对应关系表示为风电功率曲线。风力发电机在出厂时生产厂商会提供产品的标准风电功率曲线(如图2所示),它是在标准状态下(15℃,101.3 kPa)测定的^[6]。其既没有考虑到风速不断变化的运行条件,也没有考虑风力发电机安装地的实际情况,如空气

收稿日期:2014-05-12;修回日期:2015-01-26

基金项目:中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(12MS106)

Project supported by the Fundamental Research Funds for the Central Universities(12MS106)

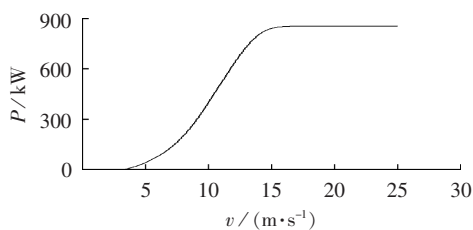
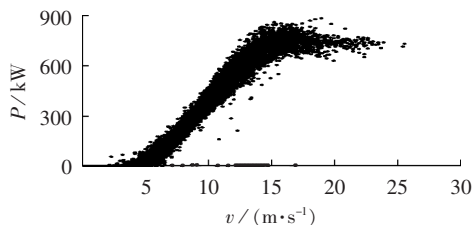


图 2 标准风电功率曲线

Fig.2 Rated wind power curve

密度、地形等,因此无法完全准确地反映风速与输出功率之间的真实对应关系。

图 3 是某联网风力发电机组现场实测风速与功率(v, P)散点图,从图中可以看出,即使风速相同,风力发电机的输出功率也不同,数据点分散性明显。由此得出风电机组的运行并不严格按照标准风电功率曲线,而是分布在一个较宽的范围内。其原因有很多:首先,除风速外,风力发电机组输出功率还受空气密度和尾流效应等因素影响;其次,风力发电机根据测风仪指示风向调整风力发电机方向的过程中存在一定的滞后,使得实际捕获的风速与来风方向存在夹角,引入误差的同时导致风速相同而输出功率不同;再次,风电机组器件在运行中的磨损、老化以及运行工况的不断变化,也会使风电功率曲线发生显著的改变^[7]。

图 3 实测 (v, P) 散点图Fig.3 Scatter diagram of measured (v, P)

2 风电功率曲线建模

国际电工委员会(IEC)颁发的 IEC61400 标准指出,风电功率曲线描述了风速与功率 10 min 平均值的对应关系,并应采用现场实测的方法来获得^[8]。对实测数据进行分析时,常用的风电功率曲线建模方法主要有最大值法^[9]、最大概率法^[3]及比恩法^[10-11]。

最大值法最简单,它先将所有数据按照风速大小分成 M 个互不交叉、大小相等的数据组,并找出每组中风速最大值 v_{imax} 和与其对应的功率最大值 P_{jmax} ,这样就得到了 M 个(v_{imax}, P_{jmax})数据对,用光滑曲线将这些点连起来便得到最大值法风电功率曲线。该模型对历史数据使用不充分,所得到的风电功率曲线误差较大,平滑性较差,且不稳定。

最大概率法是将风速和功率数据按照风速分成 M 组,如每组数据风速间隔为 0.5 m/s。从每组数据

中随机抽取一小区间(v_{i1}, v_{i2}),间隔设为 0.1 m/s,即 $v_{i2} - v_{i1} = 0.1$ m/s。由于小区间宽度远小于整个风速范围,故区间内风速均可视为一个点值 v_{i2} 。对小区间内功率值进行概率统计,其中概率最高的功率值记为 P_{imax} ,这样 M 组数据共产生 M 个(v_{i2}, P_{imax})数据对,通过曲线拟合将其拟合成最大概率法风电功率曲线。最大概率法优于一般方法之处在于它使更多的数据点靠近曲线,体现出实测数据的密集程度^[12]。

比恩法把风速等间隔地分成 M 个区间,称作风速比恩。如取每比恩的宽度为 0.5 m/s,求出分布在各比恩中数据点的风速、功率平均值 v_{imean}, P_{imean} ,共得到 M 个(v_{imean}, P_{imean})数据对:

$$v_{imean} = \frac{1}{n_i} \sum_{j=1}^{n_i} v_{ij} \quad (2)$$

$$P_{imean} = \frac{1}{n_i} \sum_{j=1}^{n_i} P_{ij} \quad (3)$$

其中,下标 i 表示数据位于第 i 个比恩; n_i 为数据个数; v_{imean} 为风速平均值; P_{imean} 为功率平均值; v_{ij} 为第 j 个数据的风速值; P_{ij} 为第 j 个数据的功率值。

最后使用三次样条插值方法将 M 个(v_{imean}, P_{imean})点连起来拟合成一条平滑的曲线,即得到比恩法风电功率曲线。比恩法的模型中涉及到了所有实测数据,所得出的风电功率曲线误差较小,平滑性较好,模型稳定。

3 不确定估计

在不同的风向和温度条件下,即使风速相同,风电场实际输出功率也不相等,而且分布在一定宽度的区间内。风力发电自身的随机性、波动性与风电功率曲线建模方法的不稳定性都会影响风电功率曲线的准确度,所以通过建模方法得出的单一估计值风险较大,不足以向风功率预测和电网运行提供充足可靠的依据。因此,有必要根据风力发电机组的实际运行数据对风电功率曲线进行不确定估计。为此,本文提出一种不确定估计方法,作为点估计的补充,提供给风电场运行人员更丰富可靠的信息,辅助电网运行决策。

3.1 非参数估计

概率密度函数估计问题就是通过样本去估计其概率密度函数,有参数、半参数以及非参数估计方法^[13-14]。

参数估计法要求事先假定随机变量的分布形式,再通过样本估计其参数。非参数估计法则无需做任何假设,其函数形式和参数都是未知的,比参数估计法更符合随机变量的真实分布^[15]。其优点是:对总体进行估计时,回归函数的形式自由,不依赖样本的分布,适用于非线性、非齐次和对总体分布未知的数

据。对于实测风电功率曲线,并没有足够的先验知识可对其分布形式进行假设,本文遂采用非参数估计法建立风电功率曲线的概率密度函数,对密度函数进行积分便可得到概率分布函数。

核函数回归是非参数回归方法中的一种,它主要采用核密度估计,用某种核函数来表示某一样本对估计密度函数的贡献。核密度估计函数为:

$$f(x) = \frac{1}{nh} \sum_{i=1}^n K\left(\frac{x-X_i}{h}\right) \quad (4)$$

其中, n 为估计样本总数; h 为窗宽; X_i 为样本; $K(\cdot)$ 为核函数。

核密度估计中,比较重要的 2 个问题就是核函数和窗宽 h 的选取,这直接决定了密度估计的好坏。

常用的核函数有:指数核函数、均匀核函数和高斯核函数。本文选用高斯核函数 $K = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-u^2/2}$ 。

窗宽是控制估计精度的重要参数,随着样本容量的增大,一般窗宽会减小。 h 太大,估计函数过于平滑,遮盖掉分布的细节特征; h 太小,估计的随机性增强,密度函数不规则,出现较多错误峰值,所以要选择适当的 h 使误差尽量减小。本文采用交叉验证法 CV (Cross Validation) 来选择窗宽,交叉验证法思路是,对于每个观测点 $x = X_i$,先除去此点,再把剩下的点在 $x = X_i$ 处代入式(4)进行核估计,接着选择使 $f(x)$ 积分平方误差 (ISE) 最小的窗宽。

3.2 区间估计

区间估计是描述变量不确定性的方法之一^[16]。在确定性点估计基础上,区间估计通过风电功率曲线误差统计得出的概率密度函数,运用概率论理论计算一定置信水平下的估计区间,从而确定该区间包含风电功率曲线点估计值的可靠程度,弥补了点估计无法反映误差范围的缺陷。

ξ 为随机变量,概率分布函数用 $F(\xi)$ 表示, $G(q)$ 为 $F(\xi)$ 的反函数,有概率 $P\{\xi \leq G(q)\} = q$,则采用非参数估计技术建立置信水平为 $1-\alpha$ 的概率估计区间 $[G(\alpha_1), G(\alpha_2)]$,其中 $\alpha_2 - \alpha_1 = 1 - \alpha$ 。取对称的概率区间,即 $\alpha_1 = \alpha/2, \alpha_2 = 1 - \alpha/2$,则 $1 - \alpha$ 概率估计区间为^[14]:

$$[G(\alpha_1), G(\alpha_2)] = [G(\alpha/2), G(1 - \alpha/2)] \quad (5)$$

由于风电功率曲线的不确定性与风速大小、空气密度等多种因素相关。经本文数据分析表明,风速大小不同时,输出功率的概率密度分布函数差别很大,因此本文以风速大小作为风电功率曲线误差的主要影响因素,以 $\Delta v = 0.5 \text{ m/s}$ 把风速等分为 50 个风速等级(一般情况下,风电场正常风速均在 25 m/s 以下),通过分区拟合的方法分别建立不同风速等级下的风功率概率分布^[17],再结合风电功率曲线的点

估计值,就能求出给定置信水平下的估计区间,刻画出风电功率曲线的波动范围,提高估计可靠性。风电功率曲线不确定估计区间的计算步骤为:

a. 采用比恩法绘制出实测风电功率曲线,这相当于点估计值;

b. 进行分区拟合,将所有数据划分到 50 个风速等级中;

c. 通过非参数估计法建立各风速等级中功率数据的分布,采用三次样条插值进行曲线拟合,求出各风速等级的功率概率分布函数;

d. 根据置信水平求出各风速等级的估计区间边界值,按照式(5)给出所有估计区间;

e. 将 50 个估计区间上、下限连起来便得到整个风电功率曲线的不确定估计区间。

4 算例分析

4.1 实测数据

选取美国科罗拉多州风电场某一联网风力发电机组的实际运行数据作为算例进行分析,数据为从 2006 年 1 月 1 日 00:00 至 2006 年 12 月 31 日 23:50 期间每隔 10 min 为一点的实际风速和输出功率数据。利用比恩法对风电功率曲线进行建模,分析误差并使用非参数区间估计技术对风电功率曲线进行不确定性分析,并给出估计区间。

首先,对数据进行风速分布特性分析,图 4 是该风力发电机组全年风速分布特性柱状图,由图可知该风力发电机组所捕获风速大部分集中于 5 m/s 和 10 m/s 之间,并且 3 m/s 以下的无效风速和 20 m/s 以上的破坏性风速较少,这不仅有利于延长风力发电机的寿命,而且说明该数据适合用于研究分析。

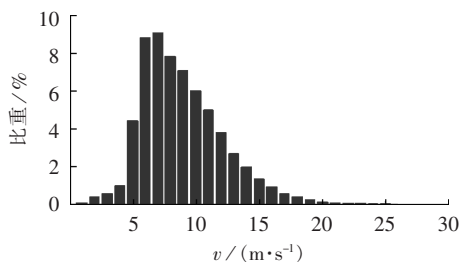


图 4 风速分布特性

Fig.4 Bar graph of wind speed distribution

4.2 数据说明

a. 该风力发电机组切入风速为 3 m/s ,切出风速为 25 m/s ,将小于 3 m/s 的风速对应的输出功率置零;

b. 该风力发电机组额定输出功率为 850 kW ,将大于 850 kW 的数据均算作 850 kW ;

c. 风速较低时,风电机组从电网吸收一定的功率,输出功率为负值,将其置零;

d. 风速较大时,有些数据点中输出功率也为零,可能由于测量错误等原因导致,将其剔除。

4.3 点估计结果

采用前文所述的最大值法、最大概率法和比恩法对实测风电功率曲线进行确定性点估计,为保证可比性,3 种方法建模时均以 $\Delta v=0.5\text{ m/s}$ 把风速等分为 50 个风速区间。

常用的误差指标为平均绝对误差(MAE)、平均绝对百分比误差(MAPE)和均方根误差(RMSE)。本文所用 MAPE 定义为估计误差与历史最大功率的比值的平均值,这样可以避免在功率很低或者近似为零时误差受到实际值的较大影响。这些误差指标(见式(6)—(8))是评价模型精度、选择建模方法的重要依据。

$$MAE=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^N|P_{ci}-P_{gi}|$$
 (6)

$$MAPE=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^N\frac{|P_{ci}-P_{gi}|}{P_{max}}$$
 (7)

$$RMSE=\sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^N(P_{ci}-P_{gi})^2}$$
 (8)

其中, P_{ci} 为功率测量值; P_{gi} 为实测风速经过风电功率曲线函数映射得到的功率估计值; P_{max} 为历史最大功率值; N 为数据点个数。

表 1 给出了 3 种方法所得结果的误差比较。

表 1 误差比较
Table 1 Comparison of error

估计方法	MAE	MAPE	RMSE
最大值法	23.135	0.027	35.644
最大概率法	19.487	0.023	30.251
比恩法	13.366	0.016	23.779

通过误差分析表明,比恩法对应的估计误差较小,且 3 项误差指标均小于最大值法和最大概率法的估计误差;比恩法具有更高的估计精度,因此能在风电功率曲线建模上取得更好的效果。本文采用比恩法对风电机组实测数据进行风电功率曲线建模。

图 5 为实测风速功率数据的散点图及采用比恩法绘制的实测风电功率曲线图,实测数据点大致均匀分布在风电功率曲线两侧,且曲线平滑性较好。

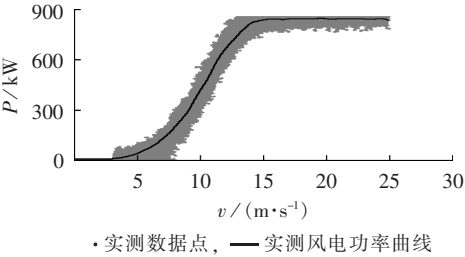


图 5 比恩法绘制的实测风电功率曲线图
Fig.5 Wind power curve fitted by method of bins based on measured data

图 6 为标准风电功率曲线与实测风电功率曲线对比图,不难发现实测风电功率曲线与标准风电功率曲线不完全相符,在 3~10 m/s、15~25 m/s 风速段内实际输出功率略小于标准输出功率,而在 10~15 m/s 风速段内实际输出功率略大于标准输出功率。所以,进行风功率预测时若采用标准风电功率曲线将会带来较大误差,降低预测精度,不利于电网调度。

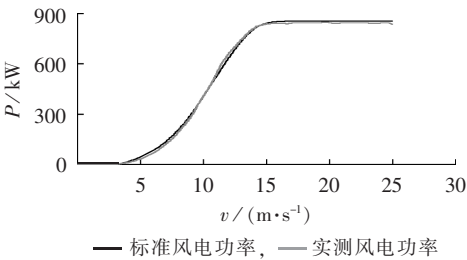


图 6 标准、实测风电功率曲线对比图
Fig.6 Comparison between rated and fitted wind power curves

4.4 不确定估计

采用前文所述方法以 $\Delta v=0.5\text{ m/s}$ 把风速等分为 50 个风速等级,分别建立不同风速等级下的风功率概率分布。图 7 为第 10 级功率概率密度曲线,呈现双峰正态分布形态;图 8 为第 25 级功率概率密度曲线,近似正态分布。可以看出不同风速下的功率概率分布有显著差别,并不局限于单峰的经典密度函数分布,这说明本文采用的分区拟合方法和非参数估计法可行,并能很好地描述各级风速对应的功率分布。

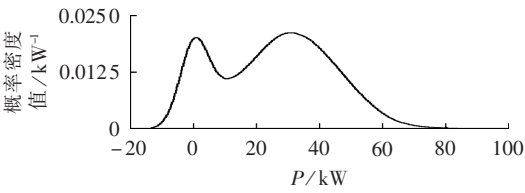


图 7 第 10 级功率概率密度曲线
Fig.7 10th-level wind power probability density curve

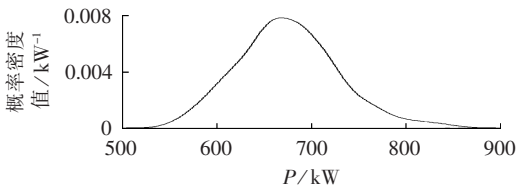


图 8 第 25 级功率概率密度曲线
Fig.8 25th-level wind power probability density curve

图 9 为本算例第 22380 个数据点即 2006 年 6 月 5 日 09:50 时刻的功率值所在的第 25 级功率概率密度曲线及经非参数区间估计得到的 90% 估计区间,其确定性点估计值为 681.348 kW,90% 估计区间为[588.534,771.086]kW,实测功率值为 698.218kW 且恰好被包含在估计区间范围内,表明估计区间可靠。

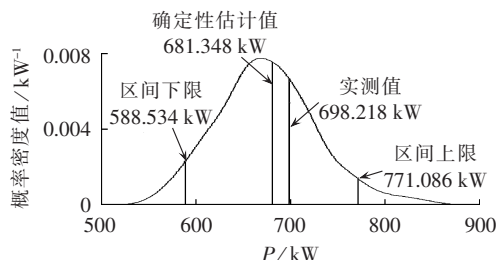
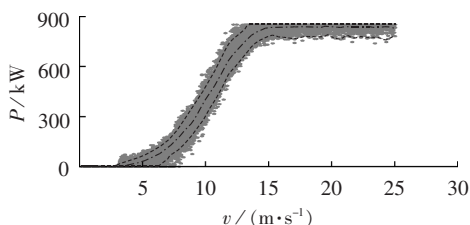


图 9 第 25 级功率概率密度曲线及 90% 估计区间

Fig.9 25th-level wind power probability density curve and 90% estimation interval

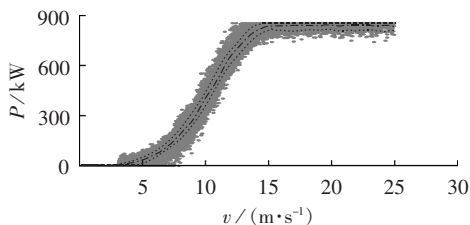
依次得到 50 个风速等级的估计区间并连接其上、下限,在风电功率曲线上、下形成的 2 条包络线便为区间估计结果,图 10、11 是置信水平分别为 90% 和 60% 的风电功率曲线估计区间。



• 实测数据点, --- 实测风电功率, ----- 90% 置信区间

图 10 风电功率曲线 90% 估计区间

Fig.10 90% estimation interval of wind power curve



• 实测数据点, --- 实测风电功率, 60% 置信区间

图 11 风电功率曲线 60% 估计区间

Fig.11 60% estimation interval of wind power curve

由图可知,采用非参数区间估计建立的风电功率曲线估计区间按置信水平覆盖了实测数据点。置信水平越高,估计区间宽度也相应增加,其覆盖实际风功率的概率也就越大。在选择置信水平时,估计区间过小会造成难以包含较大的风功率估计误差,而估计区间过大,则失去估计参考意义,所以实际运用中,要选择适当的置信水平来达到所要求的精度和可靠性。

5 结论

本文采用比恩法绘制了实测风电功率曲线,并通过分区拟合对风速进行分级,提出一种非参数区间估计方法,建立各风速等级的功率概率密度函数,在点估计的基础上求取了风电功率曲线的不确定估计区间,丰富了风电功率曲线的信息,提高了估计结果的可靠性。研究发现:

a. 实测风电功率曲线与标准风电功率曲线不完全相符,进行风功率预测时若采用标准风电功率曲线将会带来较大误差,降低预测精度,不利于电网运行决策,故建议每日风功率预测前,使用前 30 日的风力发电机组实际运行数据对实测风电功率曲线进行滚动修正,这将大幅提高风功率预测精度;

b. 不同风速大小下,风功率的概率分布存在显著差异,因此建立不同风速等级下的风功率分布来进行功率区间估计是必要的;

c. 本文所求估计区间是通过实测风功率概率分布得到的,且不关于点估计值对称,比传统方法在点估计值的上下浮动相同百分比而得到的估计区间更具有科学依据和实用意义。

以往对风电功率曲线的研究工作多数集中在确定性方面,本文所提出的方法给出了风电功率曲线的不确定估计范围,提高了估计结果的可靠性,是对传统方法的拓展延伸,能够为风电场风功率预测和电网调度及运行决策方面提供技术支持。

参考文献:

- [1] 周颀,谈英莲,刘彪,等. 风电场风电功率预测研究综述[J]. 电气传动自动化,2013,35(1):11-14.
ZHOU Yan,TAN Yinglian,LIU Biao,et al. Overview on prediction research of wind power[J]. Electric Drive Automation,2013,35(1):11-14.
- [2] 韩爽. 风电场功率短期预测方法研究[D]. 北京:华北电力大学,2008.
HAN Shuang. Study of short-term wind power prediction method [D]. Beijing:North China Electric Power University,2008.
- [3] 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.
- [4] 刘立群,王志新,张华强,等. 分布式风力发电系统 MPPT 控制[J]. 电力自动化设备,2011,31(8):6-10.
LIU Liquan,WANG Zhixin,ZHANG Huaqiang,et al. MPPT control of distributed wind power generation system[J]. Electric Power Automation Equipment,2011,31(8):6-10.
- [5] 赵亮,韩华玲,陈宁,等. 基于模糊滑模控制的风电机组最大风能追踪策略[J]. 电力自动化设备,2012,32(12):74-79.
ZHAO Liang,HAN Hualing,CHEN Ning,et al. Maximum wind energy tracking based on fuzzy sliding mode control[J]. Electric Power Automation Equipment,2012,32(12):74-79.
- [6] GAMESA EOLICA S A. Gamesa G52/G58-850 kW technical files [R]. Vitoria,Canada:[s.n.],2001.
- [7] 郭琦. 基于 NWP 的风电负荷预测方法在内蒙古电网中的应用[D]. 天津:天津大学,2010.
GUO Qi. The application of NWP-based wind power load prediction method in Inner Mongolia Power Grid[D]. Tianjin: Tianjin University,2010.
- [8] 郎斌斌,穆钢,严干贵,等. 联网风电机组风速-功率特性曲线的研究[J]. 电网技术,2008,32(12):70-74.

- LANG Binbin, MU Gang, YAN Gangui, et al. Research on wind speed vs output power characteristic curve of wind power generator interconnected with power grid[J]. Power System Technology, 2008, 32(12): 70-74.
- [9] RAUH A, ANAHUA E, BARTH S, et al. Phenomenological response theory to predict power output[C]//Wind Energy: Proceedings of the Euromech Colloquium. Berlin, Germany: Springer, 2007: 153-158.
- [10] 李远. 基于风能资源特征的风电机组优化选型方法研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2008.
- LI Yuan. Method research on wind turbine optimal selection based on wind resource characteristics[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2008.
- [11] 刘昊, 柳亦兵, 辛卫东, 等. 基于运行数据的风力发电机组功率特性分析[J]. 电网与清洁能源, 2009, 25(7): 53-56.
- LIU Hao, LIU Yibing, XIN Weidong, et al. Wind turbine power performance based on the operation data[J]. Power System and Clean Energy, 2009, 25(7): 53-56.
- [12] 黎孟岩, 刘兴杰, 米增强. 风力发电机组功率曲线建模方法研究[J]. 云南电力技术, 2012, 40(3): 1-5.
- LI Mengyan, LIU Xingjie, MI Zengqiang. Research on modeling method of wind turbine power curve[J]. Yunnan Electric Power, 2012, 40(3): 1-5.
- [13] KRZYZAK A, WALK H. A distribution-free theory of nonparametric regression[M]. New York, USA: Springer-Verlag, 2002: 70-80.
- [14] 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, 91.
- 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.
- [15] 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.
- [16] OLIVE D J. Prediction intervals for regression models[J]. Computational Statistics & Data Analysis, 2007, 51(6): 3115-3122.
- [17] 南晓强, 李群湛. 考虑风功率预测误差分布的储能功率与容量配置法[J]. 电力自动化设备, 2013, 33(11): 117-122.
- NAN Xiaoqiang, LI Qunzhan. Energy storage power and capacity allocation based on wind power forecasting error distribution[J]. Electric Power Automation Equipment, 2013, 33(11): 117-122.

作者简介:



林 鹏

林 鹏(1990—),男,江苏南通人,硕士研究生,研究方向为电力系统运行、分析与控制(E-mail:jamiedsg@163.com);

赵书强(1964—),男,河北衡水人,教授,博士研究生导师,博士,研究方向为电力系统运行、分析与控制;

谢宇琪(1990—),男,浙江台州人,硕士研究生,研究方向为电力系统运行、分析与

控制;

胡永强(1981—),男,河北邯郸人,讲师,博士,研究方向为电力系统运行、分析与控制,新能源发电与智能电网。

Wind power curve modeling based on measured data and uncertainty estimation

LIN Peng, ZHAO Shuqiang, XIE Yuqi, HU Yongqiang

(State Key Laboratory of Alternate Electrical Power System with Renewable Energy Sources,
North China Electric Power University, Beijing 102206, China)

Abstract: Three methods of wind power curve modeling are compared; maximum value method, maximum probability method and method of bins. It is pointed out that the wind power curve drawn by the method of bins according to the measured field data better reflects the actual operation of wind turbine. The uncertainty factors of the wind power curve are analyzed and the wind speed is classified by the partitioned fitting because the global wind power does not satisfy a particular distribution. A method of non-parametric confidence interval estimation is applied to establish the probability density function of wind power for each wind speed level. The uncertainty estimation interval of wind power curve is obtained based on the point estimations to make the wind power curve more reliable. The example analysis proves the efficiency and feasibility of the proposed method.

Key words: wind power; power curve; measurements; model buildings; uncertainty estimation; partitioned fitting; non-parametric interval estimation; reliability