

DOI: 10.7667/PSPC151311

基于波动过程聚类的风电功率预测极大误差估计方法

黄坡, 朱小帆, 查晓明, 秦亮

(武汉大学电气工程学院, 湖北 武汉 430072)

摘要: 估计风电功率预测中可能发生的极大误差, 有助于优化含风电电力系统的运行调度, 提高电网对大规模风电的接纳能力。根据对历史风电功率预测误差分布特征的分析, 提出了基于风电预测出力波动过程聚类的极大误差估计方法。首先利用摇摆窗对风电功率预测数据划分不同的波动过程, 在此基础上, 通过分析预测出力的波动性和功率水平与预测误差分布的相关性, 聚类相似分布特性的预测误差, 然后利用滑动窗宽的核密度方法拟合预测误差概率密度并估计极大误差。最后以美国 BPA 地区的风电功率数据为实例, 对不同估计方法进行了较全面的分析, 验证了该方法的有效性。

关键词: 风电功率预测; 极大误差估计; 波动过程聚类; 摇摆窗算法; 核密度拟合

An estimation method for wind power prediction great error based on clustering fluctuation process

HUANG Po, ZHU Xiaofan, ZHA Xiaoming, QIN Liang

(School of Electrical Engineering, Wuhan University, Wuhan 430072, China)

Abstract: Estimating the great error in wind power prediction contributes to optimizing scheduling of power system which contains wind power and improving the ability of the power grid to accommodate large-scale wind power plant. According to the analysis of the error distribution of historical wind power prediction, an approach to estimating the great error based on clustering wind power fluctuation process is proposed. Firstly, wind power prediction data is divided into diverse fluctuation processes by swinging door algorithm, and on this basis, cluster prediction errors of the same distribution by analyzing the correlation between the fluctuation and the amplitude of wind power and the distribution of prediction errors. Then this paper fits probability density distribution of the prediction errors and estimates the great error adopting slide bandwidth kernel density estimation method. Finally, the wind power data of BPA in the United States is taken as example, the effectiveness of this method is validated by comprehensively analyzing different methods.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 51207115).

Key words: wind power prediction; great error estimation; fluctuation process clustering; swinging door algorithm; kernel density estimation

0 引言

风电作为清洁可再生的绿色能源, 在电力系统中的规模不断扩大, 由于风电的间歇性和不确定性, 相比于传统的负荷预测, 风电功率预测的精度较低, 会不可避免地产生较大的预测误差^[1], 影响系统的稳定性, 特别是风电预测极大误差, 给电网的运行维护, 调度控制带来极大的隐患, 同时也阻碍了风电的进一步发展^[2]。如果在预测的同时能够估计极大误差, 掌握风电预测的概率风险, 对电网规划,

风险评估以及备用容量的配置都具有重要意义。

极大误差的估计可以通过分析历史预测误差的分布特征, 对未来的变化规律进行外推实现^[3], 对此国内外学者开展了相关的研究并取得了一定的成果, 文献[4]采用聚类分析技术筛选历史风电功率数据, 寻找相似日相似时段并分析误差分布, 此方法对选择的聚类中心和历史数据的要求较高。文献[5]提出了基于预测点功率值划分预测误差并估计置信区间的方法, 主要依据功率水平对误差分类。文献[6]根据不同风过程下预测误差的分布特点估计预测误差, 需要详细描述不同的风过程特性。文献[7]利用风电出力数据特征估计预测误差, 该方法主要

针对平均绝对误差进行估计。文献[8]综述了基于空间相关性的预测误差建模方法, 可以利用相关性研究影响预测误差因素的主要因素。

预测误差分布存在偏度和拖尾特性, 利用高斯分布拟合精度不足^[9], 研究中常用贝塔分布^[10]、柯西分布^[11]以及拉普拉斯分布^[12]进行拟合优化。文献[13-14]分别采用带位置和尺度参数的 t 分布以及分段指数分布描述误差, 取得了不错的效果。然而不同时段内的误差分布可能存在较大差异, 文献[15]提出不同风速区间下的误差分布分段模型。文献[5]采用核密度方法估计预测误差分布, 无需假设具体的分布模型, 灵活度高且便于应用, 但对窗宽参数采用经验值拟合, 精度得不到保证。

本文首先利用摇摆窗划分风电功率时间序列中不同的预测出力波动过程。通过分析波动过程中影响误差分布的主要因素, 实现利用预测出力的波动性和功率水平分类不同分布特性预测误差的新方法。采用滑动窗宽的核密度估计方法拟合预测误差分布概率密度, 通过求取置信区间的边界值, 实现对影响系统稳定运行的预测极大误差的近似估计。

1 风电功率预测极大误差的估计思路

虽然风电出力难以准确预测且误差随机性大, 但不同风电预测出力波动过程的误差分布仍然有一定的规律性。风电出力较平稳时预测误差较小, 而风电功率持续大范围增加或者减少的过程则会带来较大的预测误差, 同时误差的大小还可能与风电功率水平有关^[16]。可以据此现象将历史风电预测功率数据按照相似波动过程聚类, 并通过分析各聚类下的预测误差分布估计可能出现的正负极大误差, 从而估计未来时段预测误差可能出现的极大值。综上所述, 极大误差的估计思路如图 1 所示。

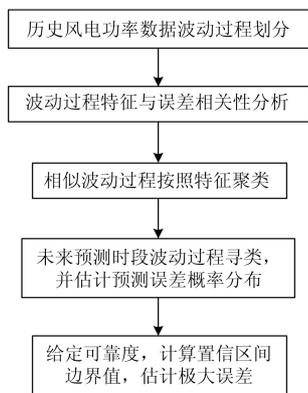


图 1 预测极大误差估计基本流程

Fig. 1 Main process of estimating great prediction error

由图 1 可知, 一方面需要找到合适的算法划分历史风电功率预测数据中不同变化趋势的波动过程; 另一方面, 在分析波动过程中影响预测误差的主要因素的基础上, 聚类相似特性的预测误差。同时根据未来时段波动过程的特征, 寻找最相似的历史聚类, 并用概率方法估计出可能发生的极大误差。

2 预测误差分布影响因素分析

2.1 摇摆窗划分风电预测出力波动过程

对历史风电功率预测数据划分不同的波动过程是研究预测误差分布规律性的基础。本文采用摇摆窗算法^[17]进行划分。图 2 给出了具体划分过程的示意图。

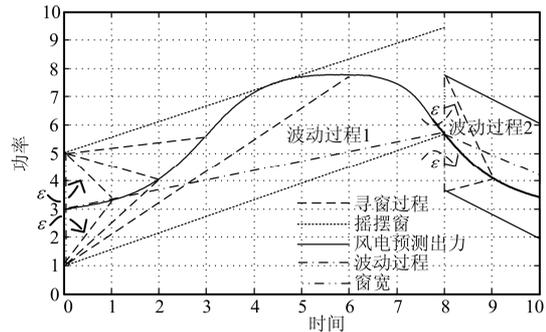


图 2 摇摆窗划分波动过程示意图

Fig. 2 Swinging door algorithm for the division of fluctuation process

图 2 中, 摇摆窗可表述为

$$\begin{cases} S_u = \max\left(\frac{P(i) - P_0 - \varepsilon}{i}\right) \\ S_d = \min\left(\frac{P(i) - P_0 + \varepsilon}{i}\right) \end{cases} \quad i = 1, 2, \dots, t \quad (1)$$

式中: S_u 为上摇摆窗; S_d 为下摇摆窗; ε 为摇摆窗的宽度; t 为离散的风电预测出力数据对应的时间, $t = 0$ 为任一预测出力波动过程的初始时刻; P_0 为此时的功率值; $P(i)$ 为第 i 个时刻的功率值。从初始时刻开始按照 $t = t + 1$ 计算上下摇摆窗, 取满足 $S_u \geq S_d$ 的最小时刻 t_p 为此波动过程的终止时刻, 如式(2)所示。

$$\begin{cases} t_p = \min t \\ \text{s.t. } S_u \geq S_d \end{cases} \quad (2)$$

继续以 t_p 为起点识别下一波动过程, 直到完成整个预测出力数据的划分。

摇摆窗的宽度 ε 表征算法对连续同趋势波动过程中噪声的敏感程度, 过大或者过小的窗宽都不利

于波动过程的划分。文中取美国能源部 BPA 控制区 2013 年 10 月 11 日到 10 月 13 日的风电功率预测数据进行分析, 风电装机容量为 4 400 MW。编写 Matlab 程序实现风电出力波动过程的自动划分, 摇摆窗的宽度 ε 取经验值, 设为 5% 的装机容量, 图 3 为自动划分结果。

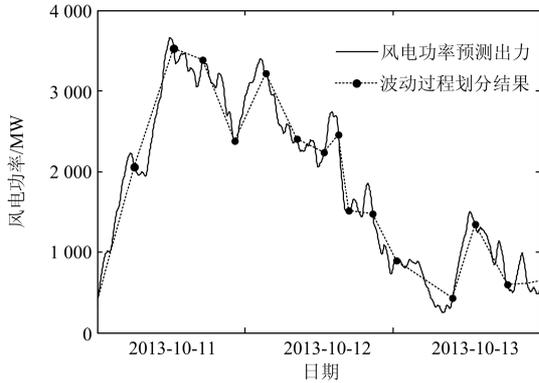


图 3 风电预测出力波动过程划分结果

Fig. 3 Result of fluctuation process division

显然, 利用摇摆窗可以准确地划分出风电预测出力时间序列中不同大小, 方向, 持续时间以及变化速率的波动过程。

2.2 预测误差分布影响因素分析方法

预测误差反应了风电功率预测偏离实际的程度。用 y'_i 表示预测功率值, y_i 表示实测功率值, 预测误差一般可以定义如下:

$$e_i = y'_i - y_i \quad (3)$$

根据数理统计知识, 当预测误差样本容量足够大时, 可以用均值和标准差衡量预测误差的分布特性。第 j 个波动过程预测误差的均值 $e_{j,\text{mean}}$ 和标准差 $e_{j,\text{std}}$ 如式(4)和式(5)所示。

$$e_{j,\text{mean}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n e_{j,i} \quad (4)$$

$$e_{j,\text{std}} = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (e_{j,i} - e_{j,\text{mean}})^2} \quad (5)$$

式中: $e_{j,i}$ 为第 j 个波动过程中第 i 个预测误差数据; n 为误差样本数量。

通过对大量历史风电数据的统计分析, 预测出力波动过程的波动性和功率水平对预测误差的分布有较大的影响。本文以美国能源部 BPA 控制区 2013 年 10 月份数据为例, 利用相关系数分析两大特征与误差分布的相关性^[7]。相关系数 r 定义如式(6), 可以衡量随机变量 x 和 y 之间的线性相关程度。

$$r = \frac{\sum_{j=1}^n (x_j - \bar{x})(y_j - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{j=1}^n (x_j - \bar{x})^2 \sum_{j=1}^n (y_j - \bar{y})^2}} \quad (6)$$

式中: x_j 为第 j 个波动过程的波动性或功率水平; \bar{x} 为 x_j 的平均值; y_j 为第 j 个波动过程的均值或方差; \bar{y} 为 y_j 的平均值; n 为波动过程个数。

2.3 预测出力波动性对预测误差分布的影响

风电预测出力的波动性反映了风电出力变化的剧烈程度, 第 j 个波动过程的波动性可以用波动率 R_j 的形式表示, 如式(7)。

$$R_j = \frac{P_{j,\text{max}} - P_{j,\text{min}}}{t_{j,\text{max}} - t_{j,\text{min}}} \quad (7)$$

式中: $P_{j,\text{max}}$ 和 $P_{j,\text{min}}$ 分别为第 j 个波动过程中预测功率的最大值和最小值, 其对应的时间分别为 $t_{j,\text{max}}$ 和 $t_{j,\text{min}}$; $R_j > 0$ 和 $R_j < 0$ 表示风电功率持续增长和下降的过程, R_j 的绝对值表示此过程的剧烈程度。

图 4 为预测出力波动性与误差均值的相关性分析图, 相关系数为 $r_1 = -0.7328$, 负相关性较强, 表明两者的趋势相反, 即正向的功率波动时出现负误差的概率较大, 负向的功率波动时出现正误差的概率较大。图 5 则给出了预测出力波动性的绝对值与误差标准差的相关性分析图, 相关系数为 $r_2 = 0.5119$, 具有一定的相关性, 可见, 由于剧烈的波动过程难以准确估计, 容易引起较大的预测误差。

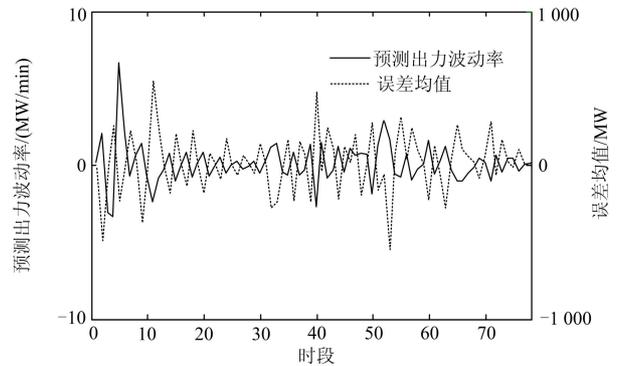


图 4 预测出力波动性与误差均值的相关性

Fig. 4 Correlation between fluctuation ratio and mean value

2.4 预测出力功率水平对预测误差分布的影响

预测出力功率水平, 可以用数据样本的均值 \bar{P}_j 表示, 如式(8)。

$$\bar{P}_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n P_{j,i} \quad (8)$$

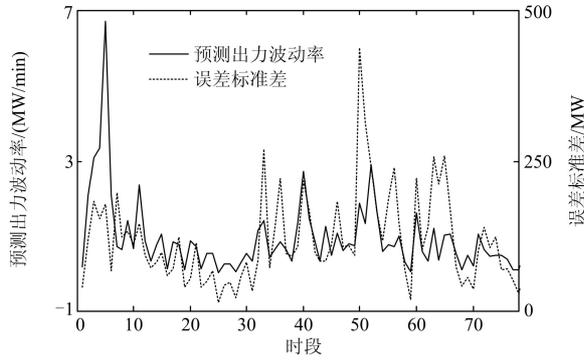


图 5 预测出力波动率绝对值与误差标准差的相关性
Fig. 5 Correlation between absolute fluctuation ratio and standard deviation

式中: $P_{j,i}$ 表示第 j 个波动过程中第 i 个预测功率值; n 为此过程的预测功率点个数。图 6 和图 7 分别给出了预测出力功率水平与误差均值绝对值以及标准差的相关性分析图, 相关系数分别为 $r_3=0.3619$ 和 $r_4=0.4950$ 。虽然预测功率水平与误差均值的绝对数值相关性较弱, 但与误差的标准差有一定的相关性, 仍能影响预测误差的分布。功率水平越高的波动过程越不稳定, 容易出现功率幅值较大范围的上下波动, 使得预测难度增大。

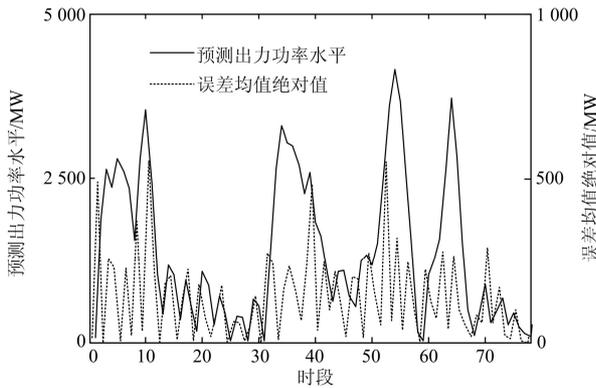


图 6 预测出力功率水平与误差均值绝对值的相关性
Fig. 6 Correlation between mean power and absolute mean value

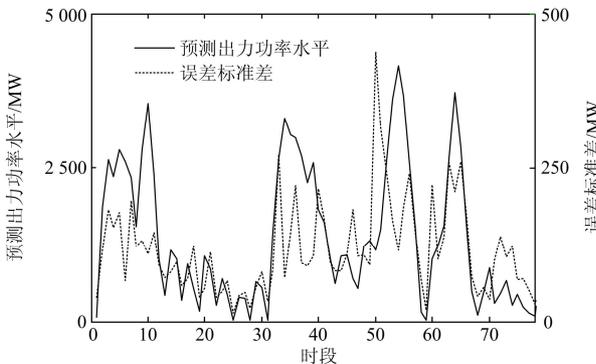


图 7 预测出力功率水平与误差标准差的相关性
Fig. 7 Correlation between mean power and standard deviation

3 风电功率预测极大误差估计

3.1 预测误差的聚类方法

考虑到预测出力的波动性和功率水平影响预测误差的分布特性, 可以据此聚类划分历史波动过程及其预测误差, 并根据未来预测时段的波动特性估计可能的误差分布。划分方法如式(9)和式(10)所示。

$$\begin{cases} D_i = [R_{\min}(i-1)L_R, R_{\min}iL_R] \\ i = 1, 2, \dots, (R_{\max} - R_{\min})/L_R \end{cases} \quad (9)$$

$$\begin{cases} D_{ij} = [\bar{P}_{\min}(j-1)L_P, \bar{P}_{\min}jL_P] \\ j = 1, 2, \dots, (\bar{P}_{\max} - \bar{P}_{\min})/L_P \end{cases} \quad (10)$$

式(7)中: D_i 为风电功率波动区间; R_{\max} 和 R_{\min} 分别为波动性符号意义上的最大值和最小值; L_R 为波动划分长度; i 为区间数。式(8)中: D_{ij} 为第 i 个波动区间再划分的功率水平区间; \bar{P}_{\max} 和 \bar{P}_{\min} 分别为功率水平的最大值和最小值; L_P 为功率划分长度; j 为区间数。

首先, 应根据历史波动过程的波动范围 $[R_{\min}, R_{\max}]$ 选取合适的划分长度 L_R , 划分成 i 个功率波动区间 D_i 。然后在第 i 个波动区间内再按照功率水平的范围 $[\bar{P}_{\min}, \bar{P}_{\max}]$ 选取合适的划分长度 L_P , 对波动过程进行细分, 形成 j 个功率水平区间 D_{ij} 。只有当各分类区间内误差样本数量充分多时, 才能反映真实的误差分布。因此在上述划分的基础上, 还需要对相邻误差样本数量较少的区间进行合并, 完成二次划分。

3.2 预测误差的概率密度拟合

拟合预测误差分布的概率密度函数是求取置信区间并估计极大误差的基础。由于各聚类下误差的分布形式不同, 并且某些情况下存在较大的非对称性^[15], 用具体的分布函数拟合预测误差的概率分布会产生较大的偏差。因此本文采用核密度估计方法, 无需知道预测误差的分布形式, 即可拟合其概率密度。核密度估计函数 $f(e)$ 如式(11)所示, 核函数 $K(t)$ 取平滑效果较好的高斯核, 如式(12)所示。

$$f(e) = \frac{1}{Nh} \sum_{i=1}^N K\left(\frac{e-e_i}{h}\right) \quad (11)$$

$$K(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{1}{2}t^2\right) \quad (12)$$

式中: N 为误差样本数; h 为窗宽, 对拟合效果起着决定性的影响。本文基于估计点的滑动双窗宽估计方法^[18]求取最优窗宽, 利用固定窗宽的密度估计

函数代替假设的正态分布密度函数，对估计域中的每一个估计点求取最优窗宽，实现根据样本的分布情况，在不同的估计点自动调整窗宽的取值。

3.3 预测极大误差的估计

风电功率预测极大误差表示预测误差可能出现的极端大误差，实际中可以采用概率意义上误差分布置信区间的边界值估计，如式(13)所示。

$$\begin{cases} \min(\Delta e = e_{\max} - e_{\min}) \\ \text{s.t. } p(e_{\min} < e < e_{\max}) = 1 - \alpha \end{cases} \quad (13)$$

给定约束条件，保证预测误差 e 在置信区间 $[e_{\min}, e_{\max}]$ 上的概率 p 等于可靠度 $1 - \alpha$ 。在所有可能的置信区间中以区间长度 Δe 最小为目标函数，选取最优置信区间，正极大误差取其两端的边界值 e_{\max} 和 e_{\min} 。

实际估计极大误差时，可能出现正极大误差取值小于零或者负极大误差取值大于零的情况，需要将其调整到零值。

4 实例分析

4.1 估计方法有效性分析

采用美国能源部 BPA 控制区 2013 年 9 月份和 10 月份的数据为例进行分析。风电场的额定容量为 4 400 MW，采样间隔为 5 min，用前 58 天的数据作为训练样本，根据上文所提方法划分风电预测出力波动过程，取窗宽为 5% 的额定容量，共得到 177 个波动时间段。用波动性和功率水平聚类相似波动过程的预测误差，并根据样本数量调整聚类区间，总共得到 25 个聚类。选取后三天的预测功率以及误差作为测试样本，先对预测数据划分波动过程并计算波动性和功率水平，共划分出 9 个波动过程，如图 8 所示。

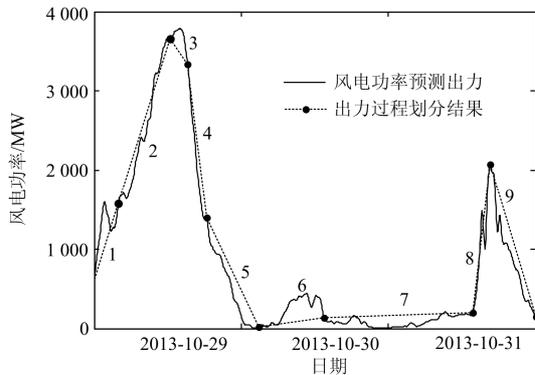


图 8 风电预测出力波动过程划分结果

Fig. 8 Result of wind power fluctuation process division

根据上述计算数据，本文估计了这三天的风电功率预测正负极大误差。综合考虑可靠性和经济性需求，取置信区间为 95%，并以实测误差数据作为对比，最终估计结果如图 9。不同波动性和功率水平的波动过程估计出的极大误差有较大差异，波动性和功率水平大的波动过程对应较大的极大误差，例如与过程 8 相比，过程 7 的正负极大误差均较小；而正向的波动过程容易引起较大的负极大误差，如过程 8；负向的波动过程则伴随较大的正极大误差，如过程 4。

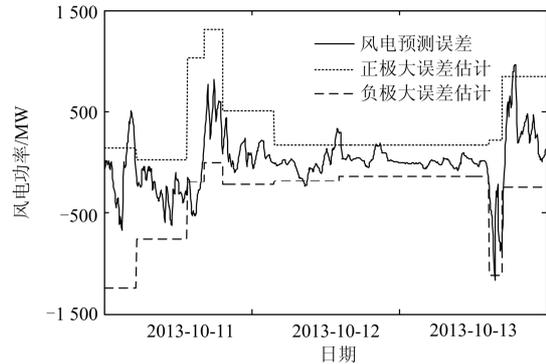


图 9 风电功率极大误差估计结果

Fig. 9 Estimation result of wind power prediction great error

4.2 估计方法对比分析

国内外均有对未来时段预测误差进行估计的类似研究。本文采用文献[5]提出的利用预测点功率值分类不同特性的预测误差的方法估计极大误差，并对结果进行对比分析。估计结果如图 10 所示。

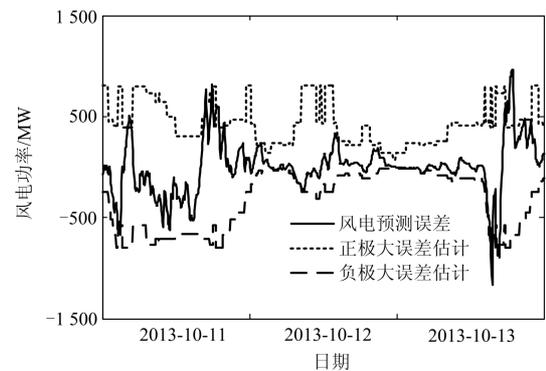


图 10 基于预测点功率值的极大误差估计结果

Fig. 10 Estimation result of wind power prediction great error based on predictive power value

为了定量对比预测效果，这里提出合格率 r_1 以及平均误差范围 r_2 两个指标作为评价依据，其表达式为

$$r_1 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n B_i \times 100\% \quad (14)$$

$$r_2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (e_{i,\max} - e_{i,\min}) \quad (15)$$

式中: $e_{i,\max}$ 和 $e_{i,\min}$ 为第 i 个预测功率点估计的正负极大误差; n 为测试样本数; B_i 为判断合格的逻辑变量, 当第 i 个预测功率点的实际误差 e_i 满足条件 $e_{i,\min} < e_i < e_{i,\max}$ 时, $B_i = 1$, 否则 $B_i = 0$ 。

合格率反映了估计方法的可靠性, 是评价实际误差是否容易超过估计的极大误差, 给系统带来风险的重要指标, 合格率越高, 则可靠性越高。而平均误差范围则体现了估计方法的经济性, 平均误差范围越小, 则表明估计方法不容易出现对极大误差的过度估计, 经济性较好。为验证估计方法的工程意义, 这里加入实际工程中普遍采用的按固定比例估计极大误差的方法进行对比, 比例按照装机容量的 10% 选取, 即正负 440 MW。表 2 分别列出了三种方法的预测合格率以及平均误差范围, 方法 1 代表本文所提方法, 方法 2 为利用预测点功率值估计极大误差的方法, 方法 3 则是按照固定比例确定极大误差的方法。

表 1 不同估计方法评价指标对比

Table 1 Indices comparison of different estimation methods

指标	方法 1	方法 2	方法 3
合格率(%)	91.9	91.7	88.1
平均误差范围/MW	687	766	880

从合格率的角度看, 本文所提的基于风电出力波动过程的波动性和功率水平估计极大误差的方法和文献[5]提出的基于预测点功率值的估计方法都有将近 92% 的合格率, 均高于实际工程中采用的固定比例法, 具有一定的工程优化意义。同时, 本文所提方法的平均误差范围相较方法 2 以及方法 3 各减少了 10% 和 22%, 对极大误差分布较为敏感, 有更强的估计精度, 不容易出现过估计, 也能够保障安全性的同时, 使调度计划及备用安排更加经济。

5 结论

本文提出了一种基于风电预测出力波动过程的波动性和功率水平估计未来时段可能出现的极大误差的方法。该方法利用摇摆窗划分历史风电功率数据中不同变化趋势的波动过程。从预测误差分布特点的相关性研究出发, 得到利用预测出力的波动性和功率水平划分不同分布预测误差的方法。采用滑动窗宽核密度方法拟合预测误差概率密度, 能够

更加真实地反映实际误差分布。最后在给定可靠度的条件下, 根据置信区间的边界值求取正负极大误差。对美国 BPA 区域的实例数据仿真验证了方法的有效性。通过与基于预测点功率值的估计方法以及实际工程中采用的固定比例法的指标分析对比验证了本文所提方法的工程优化意义, 能够为含风电电力系统调度计划有效执行以及备用的安全经济配置提供帮助。

参考文献

- [1] 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): 5029-5040.
XUE Yusheng, LEI Xing, XUE Feng, et al. A review on impacts of wind power uncertainties on power systems[J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(29): 5029-5040.
- [2] 张元, 郝丽丽, 戴嘉祺. 风电场等值建模研究综述[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(6): 138-146.
ZHANG Yuan, HAO Lili, DAI Jiaqi. Overview of the equivalent model research for wind farms[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(6): 138-146.
- [3] 齐尚敏, 李凤婷, 何世恩, 等. 具有低电压穿越能力的集群接入风电场故障特性仿真研究[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(14): 55-62.
QI Shangmin, LI Fengting, HE Shien, et al. Research on fault characteristics of grid-connected large scale wind farms with LVRT capability[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(14): 55-62.
- [4] 王丹平, 陈之栩, 涂孟夫, 等. 考虑大规模风电接入的备用容量计算[J]. 电力系统自动化, 2012, 36(21): 24-28.
WANG Danping, CHEN Zhixiang, TU Mengfu, et al. Reserve capacity calculation considering large-scale wind power integration[J]. Automation of Electric Power Systems, 2012, 36(21): 24-28.
- [5] 周松林, 茆美琴, 苏建徽. 风电功率短期预测及非参数数区间估计[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.
- [6] 王铮, 王伟胜, 刘纯, 等. 基于风过程方法的风电功率预测结果不确定性估计[J]. 电网技术, 2013, 37(1): 242-247.
WANG Zheng, WANG Weisheng, LIU Chun, et al. Uncertainty estimation of wind power prediction result

- based on wind process method[J]. Power System Technology, 2013, 37(1): 242-247.
- [7] 张凯锋, 杨国强, 陈汉一, 等. 基于数据特征提取的风电功率预测误差估计方法[J]. 电力系统自动化, 2014, 38(16): 22-27.
ZHANG Kaifeng, YANG Guoqiang, CHEN Hanyi, et al. An estimation method for wind power forecast errors based on numerical feature extraction[J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(16): 22-27.
- [8] 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.
- [9] ALBADI M H, EL-SAADANY E F. Comparative study on impacts of wind profiles on thermal units scheduling costs[J]. Renewable Power Generation, IET, 2011, 5(1): 26-35.
- [10] BLUDSZUWEIT H, DOMINGUEZ-NAVARRO J, LLOMBART A. Statistical analysis of wind power forecast error[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2008, 3(23): 83-991.
- [11] 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 Transactions on Power Systems, 2011, 26(4): 2031-2039.
- [12] HODGE B, MILLIGAN M. Wind power forecasting error distributions over multiple timescales[C] // Power and Energy Society General Meeting, 2011: 24-29.
- [13] 刘立阳, 吴军基, 孟绍良. 短期风电功率预测误差分布研究[J]. 电力系统保护与控制, 2013, 41(12): 65-70.
LIU Liyang, WU Junji, MENG Shaoliang. Research on error distribution of short-term wind power prediction[J]. Power System Protection and Control, 2013, 41(12): 65-70.
- [14] 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.
- [15] 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.
- [16] 卢鹏铭, 温步瀛, 江岳文. 基于多时间尺度协调机组组合的含风电系统旋转备用优化研究[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(5): 94-100.
LU Pengming, WEN Buying, JIANG Yuewen. Study on optimization of spinning reserve in wind power integrated power system based on multiple timescale and unit commitment coordination[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(5): 94-100.
- [17] ZHANG J, FLORITA A, HODGE B, et al. Ramp forecasting performance from improved short-term wind power forecasting[C] // ASME 2014 International Design Engineering Technical Conferences and Computers and Information in Engineering Conference, 2014: 17-29.
- [18] 邓颀, 于传强, 李天石, 等. 基于估计点的双窗宽核密度估计算法[J]. 仪器仪表学报, 2011, 32(3): 615-620.
DENG Biao, YU Chuanqiang, LI Tianshi, et al. Dual-bandwidth kernel density estimation algorithm based on estimate points[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2011, 32(3): 615-620.

收稿日期: 2015-07-29; 修回日期: 2015-09-23

作者简介:

黄 坡(1990-), 男, 硕士, 主要研究方向为含风电的电力系统的频率响应; E-mail: 18062457971@163.com

朱小帆(1989-), 男, 博士, 主要研究方向为电力电子与电力传动与风电接入电网的频率影响; E-mail: dearstone@whu.edu.cn

查晓明(1967-), 男, 博士, 博士生导师, 主要研究方向为电力电子与电力传动风电并网等。

(编辑 周金梅)