

基于贝塔分布的风电功率波动区间估计

刘兴杰, 谢春雨

(华北电力大学 电力工程系, 河北 保定 071003)

摘要: 风电的大规模并网使得风电功率的波动性对电网的影响越来越大, 单一且确定的点预测往往不能满足电网风险分析和制定决策的需求。通过对风电功率预测误差分布特性的研究, 提出利用预测功率区间分段方法与参数优化后的贝塔分布对具有偏态性的功率预测误差频率分布进行拟合。同时根据估计区间最狭原则, 实现一定置信水平下风电功率的波动区间估计。利用所建优化模型、正态分布模型和优化前的贝塔分布模型分别对某风电场历史数据进行分析, 对比结果验证了优化贝塔分布模型能更有效地对功率预测区间进行估计。

关键词: 风电; 功率预测; 预测误差; 概率分布; 贝塔分布; 区间估计

中图分类号: TM 614

文献标识码: A

DOI: 10.3969/j.issn.1006-6047.2014.12.005

0 引言

近年来, 随着《风电开发建设管理暂行办法》等相关法律法规的不断完善, 我国的风电得到了快速的发展。2012年, 中国(不包括台湾地区)累计安装风电机组 53 764 台, 装机容量 75 324.2 MW, 同比增长 20.8%^[1]。随着风电大规模的并网, 风电本身具有的波动性、间歇性和随机性不但会导致互联系统的潮流发生改变, 给系统造成反调峰^[2], 增加额外的备用电源, 同时也会影响风电穿透功率极限^[3], 进而影响风电行业自身的发展。精确的风电功率预测是解决上述问题的好办法。然而, 目前确定性风电功率点预测依然存在着较大误差, 且其预测结果无法反映风电功率波动特性。相比之下, 波动区间预测则包含更多的信息, 有利于决策者更好地认识未来变化可能存在的不确定性和面临的风险^[4], 因此有必要对风电功率预测误差分布规律进行研究和对未来风电功率波动区间进行预测。

目前国内对风电功率波动区间预测的相关研究还比较少。文献[5]利用神经网络对风电预测误差带进行了计算, 得出误差基本上符合正态分布。文献[6]在正态分布模型的基础上, 根据概率密度函数以及最小二乘法的相关理论提出了一种描述预测误差的正态优化分布模型。文献[7]采用非参数核密度估计方法求取功率预测误差分布的概率密度函数并计算了功率预测的置信区间。文献[8]提出了一种基于分位点回归的理论, 对风电功率波动区间进行了预测。国外对风电功率不确定性研究比较早。文献[9-10]分别利用柯西函数和高斯函数对风电功率

预测误差分布进行了拟合。文献[11]利用核密度估计技术, 得到完整的预测概率密度函数, 用于预测风电短期预报。文献[12]利用粒子机和贝叶斯估计, 以 GP 模型建立预测模型, 用于风电功率预测。文献[13]采用 ANN 得到不确定方法, 将相关置信水平下的不确定性信息应用至电网调度, 并采用 Chebyshev 不等式对短期风电功率预测误差分布进行了研究。文献[14]在机组优化组合研究中, 利用正态分布对风电功率预测误差进行建模分析。文献[15]在对预测功率分区间讨论的基础上, 利用标准贝塔分布对归一化后的风电实测出力波动规律进行了研究, 但并未对功率预测误差频率分布进行分析, 且标准贝塔分布的自变量取值范围有一定的局限性, 不适合对风电功率预测误差分布进行拟合。本文通过分析发现风电功率预测误差概率分布并非完全对称的正态分布, 而成偏态分布, 且风电功率预测误差频数分布随预测功率水平的变化而呈现不同的波动性, 所以如果缺乏对预测误差频率分布的偏态性和随功率预测水平的变化而呈现不同波动性的考虑, 则会对拟合结果的精度产生较大影响。

基于此, 本文在风电预测功率区间合理划分的基础上, 利用参数优化后的非标准贝塔分布对功率预测误差频率分布进行拟合, 进而对风电功率的波动区间进行了估计, 便于系统运行人员更好地认识未来可能存在的不确定性, 做出合理决策。最后以内蒙古某风电场的历史数据为例对该优化模型的有效性进行了验证。

1 风电功率预测误差概率分布特性分析

1.1 风电功率预测误差

本文以内蒙古某风电场 2012 年 5—8 月份实际数据和基于神经网络功率预测方法所得到的未来

收稿日期: 2013-08-29; 修回日期: 2014-07-07

基金项目: 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(12ZX19)

Project supported by the Fundamental Research Funds for the Central Universities(12ZX19)

10min 的预测数据为例进行预测误差分析。实际运行中风电机组实际出力值和预测值并不完全相符,且该不相符由于风电出力预测模型精度、风电场地理环境^[16]、风电功率预测时间间隔^[17]等因素不同而呈现预测值大于、小于或者滞后于实际值的程度不同。图 1 为内蒙古某风电场 5 月 1 日风电实测功率和未来 10min 的预测功率,从图中可以看出实测功率和预测功率并不完全相符。

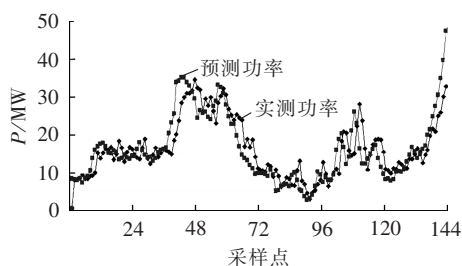


图 1 风电预测功率和实测功率

Fig.1 Forecasted and measured wind power

本文为便于对功率预测误差进行分析,对实测功率和预测功率进行了归一化处理,即:

$$P'_m = \frac{P_m}{P_N} \quad (1)$$

$$P'_p = \frac{P_p}{P_N} \quad (2)$$

其中, P_m 为风电场实际功率; P_p 为风电场预测功率; P_N 为风电场额定功率,该内蒙古风电场额定功率为 99 MW; P'_m 为归一化后风电场实际功率; P'_p 为归一化后风电场预测功率。取预测误差 d 为:

$$d = P'_m - P'_p \quad (3)$$

1.2 预测功率区间分段

为了更细化研究预测误差的分布特性,本文在 MATLAB 环境下,利用内蒙古某风电场 2012 年 5—7 月风电历史数据,得出了不同预测功率区段下的预测误差频数分布,如图 2 所示,图中预测误差为标么值,后同。

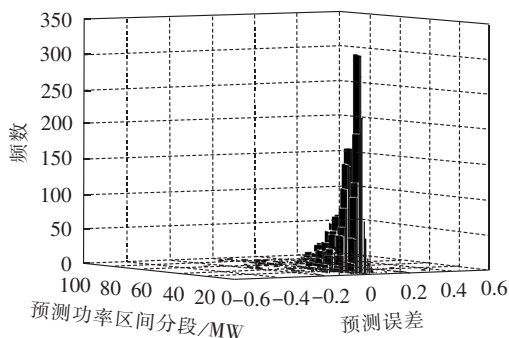


图 2 预测误差频数分布

Fig.2 Frequency distribution of forecast error

从图中可以看出,不同预测功率区段下预测误差的波动情况差别很大,当预测功率较小时,预测误

差频数分布相对集中,而随着预测功率的增大预测误差频数分布越来越分散。

预测功率区间越细化,越能体现误差分布规律,但当数据总体量一定时,预测功率区间越细化,各样本的数据量就越少,使得某些区间样本数量不足以较好地反映出预测误差统计规律。结合参考文献[19-20]的研究结果,本文将功率预测分为 $[0, 0.1P_N]$ 、 $[0.1P_N, 0.2P_N]$ 、 $[0.2P_N, 0.4P_N]$ 、 $[0.4P_N, P_N]$ 4 个区段进行探究。

1.3 预测误差概率分布的偏态性

预测误差虽不可避免,但依然可以建立相关的数学模型对其规律进行拟合分析,如文献[5-6,14]都对预测误差采取正态分布模型进行拟合。图 3 为在 MATLAB 环境中所做 4 个预测功率区段上的预测误差样本数据的正态概率图,图中曲线①—④和曲线⑤—⑧分别表示样本数据 1—4 和正态分布数据 1—4。从图中可以发现,所得 4 个区间预测误差样本数据和正态分布数据并不完全重合(如果样本数据分布符合正态分布,则样本数据应与正态分布数据重合且显示为直线),由此可见风电功率预测误差并不完全服从正态分布,而是呈现不同程度的正偏或负偏分布,所以如果所建模型能够充分考虑这种偏态分布,则风电功率预测区间估计的精度会进一步提高。

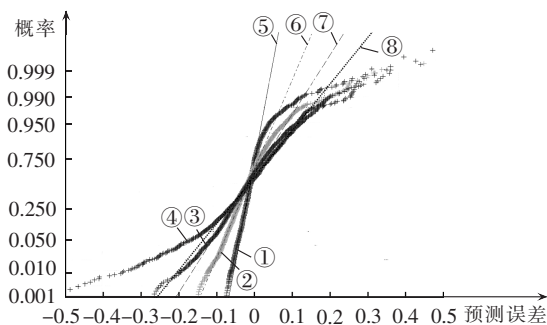


图 3 风电功率预测误差正态概率图

Fig.3 Normal probability of wind power forecast error

2 贝塔分布

基于第 1 节功率预测误差概率分布特性分析,同时由于标准正态分布自变量取值范围为 $[0, 1]$,不适合对取值范围为 $[-1, 1]$ 的风电功率预测误差进行拟合,所以本文选择非标准贝塔分布对风电功率预测误差概率分布进行拟合。

2.1 非标准贝塔分布密度函数

设随机变量的密度函数为:

$$f(x, \gamma, \eta, a, b) =$$

$$\begin{cases} \frac{1}{(b-a)\beta(\gamma, \eta)} \left(\frac{x-a}{b-a} \right)^{\gamma-1} \left(\frac{b-x}{b-a} \right)^{\eta-1} & a \leq x \leq b \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

其中, $\beta(\gamma, \eta) = \int_0^1 z^{\gamma-1} (1-z)^{\eta-1} dz, \gamma > 0, \eta > 0, z = (x-a)/(b-a)$, 称 x 服从贝塔分布, 记为 $x \sim \beta(\gamma, \eta)$, a, b 为 x 取值的上、下边界值。 γ, η 为形状参数, 表达式为:

$$\begin{cases} \gamma = \frac{(\mu_x - a)^2(b - \mu_x) - \sigma_x^2(\mu_x - a)}{\sigma_x^2(b - a)} \\ \eta = \frac{(\mu_x - a)(b - \mu_x)^2 - \sigma_x^2(b - \mu_x)}{\sigma_x^2(b - a)} \end{cases} \quad (5)$$

其中, μ_x 和 σ_x 分别为 x 的均值和标准差。

2.2 贝塔分布的优点

贝塔分布密度函数的优点如下:

a. 函数简单, 只有 2 个参数 γ, η ;

b. 贝塔分布密度函数形状由参数 γ, η 来控制, 即只要选择适当的 γ 和 η , 贝塔分布可以对多种不同形状的频率分布图形进行拟合, 体现出良好的适应性和普适性;

c. 贝塔分布密度函数是一个有界函数, 上、下界分别为 a, b 。

3 模型优化

3.1 模型参数优化

由第 2 节分析可知, 贝塔分布的位置和形状由上、下边界 a, b 和形状参数 γ, η 确定, 为进一步提高贝塔分布的拟合精度, 本文通过迭代法对其上下边界值和形状参数进行了优化, 步骤如下。

a. 设预测误差样本数据为 $d_i (i=1, 2, \dots, n)$, 计算预测误差样本均值 $\bar{d}$ 和方差 S_d^2 。

b. 对预测误差样本 d_i 排序, 令 $y_1 = d_{\min}, y_n = d_{\max}, y_1 \leq y_2 \leq \dots \leq y_n$, 其中 $d_{\min}$ 和 $d_{\max}$ 分别为样本数据的最小值和最大值。

c. 计算上、下边界 a 和 b 的初始值:

$$\begin{cases} \hat{a} = 2y_1 - \sum_{i=1}^n [F(n, i-1) - F(n, i)] y_i \\ \hat{b} = 2y_n - \sum_{i=0}^{n-1} [F(n, i) - F(n, i+1)] y_{n-i} \end{cases} \quad (6)$$

其中, $F(n, i) = (1-i/n)^n$ 。

d. 计算形状参数 γ, η 的初始值:

$$\begin{cases} \hat{\gamma} = \frac{(\bar{d} - \hat{a})^2(\hat{b} - \bar{d}) - S_d^2(\bar{d} - \hat{a})}{S_d^2(\hat{b} - \hat{a})} \\ \hat{\eta} = \frac{(\bar{d} - \hat{a})(\hat{b} - \bar{d})^2 - S_d^2(b - \bar{d})}{S_d^2(\hat{b} - \hat{a})} \end{cases} \quad (7)$$

计算边界 b 的新估计值:

$$\hat{b} = y_n + \frac{a_1(t)}{a_2(t)} \left[y_n - (1-e^{-1}) \sum_{i=0}^{n-1} e^{-i} y_{n-i} \right] \quad (8)$$

$$a_1(t) = \Gamma(t+1)(1-e^{-1}) \sum_{i=0}^n G_a(i, t) - \Gamma(2t+1)$$

$$a_2(t) = \Gamma(2t+1) [1 + (1-e^{-1})^2(1-e^{-2})^{-2t-1}] - 2\Gamma(t+1) \times (1-e^{-1}) \sum_{i=0}^n G_a(i, t) + 2(1-e^{-1})^2 \sum_{i=0}^n G_a(i, t) \sum_{j=0}^n G_b(j, t)$$

$$G_a(i, t) = e^{-i} \frac{\Gamma(2t+i+1)}{\Gamma(t+i+1)}$$

$$G_b(j, t) = e^{-j} \frac{\Gamma(t+j+1)}{\Gamma(j+1)}, \quad t = 1/\hat{\eta}$$

e. 由 $\hat{a}, \hat{b}$ 的当前值按式(7)计算形状参数 $\hat{\gamma}, \hat{\eta}$ 估计值。

f. 计算边界 a 的新估计值:

$$\hat{a} = y_1 + \frac{a_1(t)}{a_2(t)} \left[y_1 - (e-1) \sum_{i=1}^n e^{-i} y_i \right] \quad (9)$$

g. 由 $\hat{a}, \hat{b}$ 的当前值按式(7)计算形状参数 $\hat{\gamma}, \hat{\eta}$ 的新估计值。

h. 重复步骤 e—g, 直到 $\hat{a}, \hat{b}$ 的当前值与前一步的估计值之差的绝对值满足下式后才使迭代停止。

$$|\hat{a}_i - \hat{a}_{i-1}| \leq A_{cc}, \quad |\hat{b}_i - \hat{b}_{i-1}| \leq A_{cc}$$

其中, A_{cc} 为预定精度, 本文取 0.000 000 1。

3.2 置信区间的求取

由第 3.1 节迭代结束后所得贝塔分布函数自变

量新的上下边界 $\hat{a}_i, \hat{b}_i$ 和形态参数估计值 $\hat{\gamma}, \hat{\eta}$, 可得参数优化后的预测误差概率密度函数 $f(d, \hat{\gamma}, \hat{\eta}, \hat{a}, \hat{b})$, 对其进行积分从而得分布函数 $F(d_i)$ 。

本文采用估计区间最狭原则求得对应置信水平下的置信区间, 即:

$$\begin{cases} F(d_1) - F(d_2) = 1 - a \\ \min(\Delta P = d_1 - d_2) \end{cases} \quad (10)$$

其中, $1-a$ 为对应置信水平。

4 实例分析

4.1 预测误差概率分布拟合和波动区间估计

为验证所建模型的有效性, 本文引用正态分布模型和参数优化前的贝塔分布模型进行对比分析。在 MATLAB 环境下, 利用参数优化后的贝塔分布模型进行拟合, 当预测功率区段为 $[0, 0.1P_N]$ 时, 经过 4 次迭代后, 求得优化贝塔分布相关参数分别为 $\hat{a} = -0.0809, \hat{b} = 0.5029, \hat{\gamma} = 4.6116, \hat{\eta} = 27.3512$, 同时利用正态分布模型和参数优化前的贝塔分布模型对预测误差概率分布进行拟合, 结果如图 4 所示。同理可以依次求得其他区段的拟合曲线, 图 5 为 $[0.1P_N, 0.2P_N]$ 区段功率预测误差拟合曲线。

根据参数优化贝塔分布模型所得各区段概率密度函数, 对 2012 年 8 月 1 日前 139 个时段, 依据第 3.2 节公式对置信水平为 90% 的风电功率波动区间进行估计, 结果如图 6 所示。

同时, 分别利用正态分布和参数优化前贝塔分布模型, 对置信水平为 90% 的风电功率波动区间进行估计, 结果如图 7 和图 8 所示。

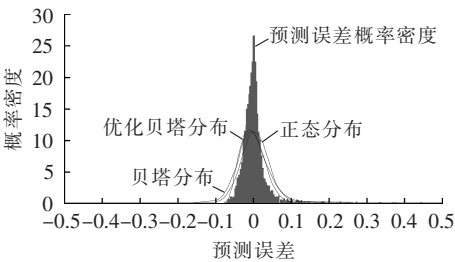


图 4 $[0,0.1P_N]$ 区段功率预测误差拟合曲线
Fig.4 Fitting curves of forecast error for power segment $[0,0.1P_N]$

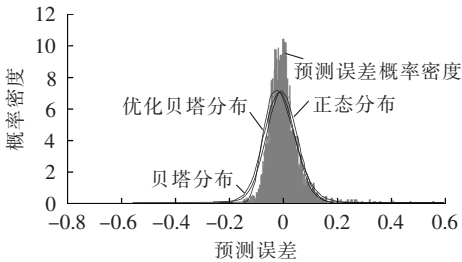


图 5 $[0.1P_N,0.2P_N]$ 区段功率预测误差拟合曲线
Fig.5 Fitting curves of forecast error for power segment $[0.1P_N,0.2P_N]$

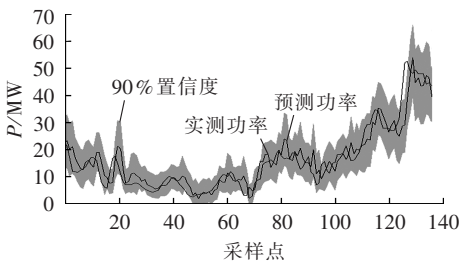


图 6 90% 置信水平下优化贝塔分布功率波动区间
Fig.6 Power interval estimated with optimized beta distribution model at confidence level of 90%

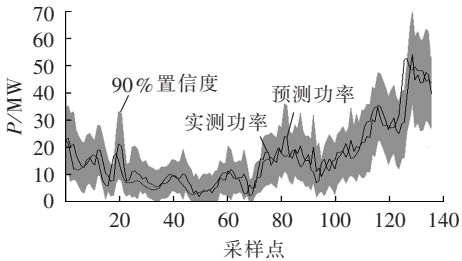


图 7 90% 置信水平下正态分布功率波动区间
Fig.7 Power interval estimated with normal distribution model at confidence level of 90%

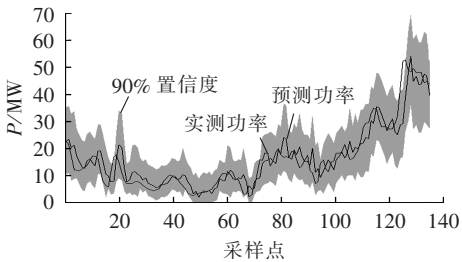


图 8 90% 置信水平下贝塔分布功率波动区间
Fig.8 Power interval estimated with beta distribution model at confidence level of 90%

4.2 模型结果对比

为分析优化贝塔分布模型的有效性,本文利用预测区间覆盖率 PICP(Prediction Interval Coverage Probability) δ_{PICP} 、平均带宽 $\Delta\bar{P}$ 和分辨能力 $\sigma_{\Delta P}$ 系数对 3 个模型的预测精度进行对比分析。

$$\delta_{PICP}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^nc_i\tag{11}$$

若第 i 个实际出力值位于对应置信水平下的预测置信区间内,则取 $c_i=1$,否则取 $c_i=0$ 。 $\delta_{PICP}\geqslant(1-a)\%$ 时模型是有效的,否则模型需要改进。

平均带宽反映了波动区间宽窄的具体情况,在同一置信水平下,平均带宽越小则说明所建模型越好。

$$\Delta\bar{P}=\frac{\sum_{i=1}^n\Delta P_i}{n}\tag{12}$$

分辨能力系数能够对所建模型的所得误差情况进行分析,其值越大说明估计结果越好,其表达式如式(13)所示:

$$\sigma_{\Delta P}=\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n(\Delta P_i-\Delta\bar{P})^2}{n}}\tag{13}$$

经过计算,在置信水平均为 90% 情况下,各指标结果如表 1 所示。

表 1 模型指标对比结果
Table 1 Comparison of indexes among different models

模型	$\delta_{PICP}/\%$	平均带宽/MW	分辨能力系数
优化贝塔分布	96.4	14.32	7.48
正态分布	96.4	18.24	6.42
贝塔分布	96.4	17.56	6.87

从表 1 可知,在置信区间相同的情况下,3 个模型的预测区间覆盖率相同,而优化贝塔分布模型的平均带宽要小于正态分布和贝塔分布模型,同时优化贝塔分布模型的分辨能力系数要高于其他 2 个模型。可见参数优化贝塔分布模型要优于正态分布和贝塔分布模型。但从图中也可以看出,优化贝塔分布和另外 2 个模型在处理拐点处的波动区间估计效果并不理想,仍需对模型做进一步改进。

5 结论

在电力系统运行中,面对风电功率较强的波动性和间歇性问题,更好地把握风电功率的波动规律能够为运行人员的决策提供有效的依据。本文结合功率预测区间分段方法,利用参数优化后的非标准贝塔分布对风电功率预测误差概率分布进行了拟合,并利用所得分布函数对风电功率预测的波动区间进行了估计。通过对功率预测误差分布特性分析和实

例验证可以得出以下结论:

a. 不同风电预测功率区段下,功率预测误差概率分布拟合曲线不同;

b. 本文所建立的模型考虑了风电功率预测误差概率分布的偏态性,相较于正态分布模型能更好地拟合预测误差概率分布,得到与实际分布一致的拟合函数;

c. 通过对内蒙古某风电场算例分析,相对于正态分布模型及未优化贝塔分布模型,本文所建优化贝塔分布模型能够更有效地提供风电功率波动区间分析结果,这对电网经济运行以及提高风电场预测精度具有积极意义。

参考文献:

- [1] 中国可再生能源学会风能专业委员会. 2012年中国风电装机容量统计[EB/OL]. [2013-03-14]. <http://www.cwea.org.cn>.
- [2] 李丰,张粒子. 大规模风电跨省消纳与交易机制的研究[J]. 电力自动化设备,2013,33(8):119-124.
LI Feng,ZHANG Lizi. Accommodation and transaction mechanism of transprovincial large-scale wind power[J]. Electric Power Automation Equipment,2013,33(8):119-124.
- [3] 白玉东,王承民,衣涛,等. 电力系统的柔性评价与风电穿透功率极限计算[J]. 电力自动化设备,2012,32(10):12-16.
BAI Yudong,WANG Chengmin,YI Tao,et al. Flexibility assessment of power system and penetration limit calculation of wind power[J]. Electric Power Automation Equipment,2012,32(10):12-16.
- [4] 柯拥勤. 风电场风速及风电功率预测研究[D]. 保定:华北电力大学,2012.
KE Yongqin. Studies on the wind speed and wind power forecasting in wind farm[D]. Baoding:North China Electric Power University,2012.
- [5] 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.
- [6] 刘斌,周京阳,周海明,等. 一种改进的风电功率预测误差分布模型[J]. 华东电力,2012,40(2):286-291.
LIU Bin,ZHOU Jingyang,ZHOU Haiming,et al. An improved model for power forecast error distribution[J]. East China Electric Power,2012,40(2):286-291.
- [7] 周松林,蒯美琴,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.
- [8] 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 prediction interval analysis based on quantile regression[J]. Automation of Electric Power Systems,2011,35(3):83-87.
- [9] HODGE M B,MILLIGAN M. Wind power forecasting error distributions over multiple timescales[C]//Power & Energy Society General Meeting. Detroit,Michigan,United States:USDOE,2011:1-11.
- [10] CARNEY J,CUNNINGHAM P,BHAGWAN U,et al. Confidence and prediction intervals for neural network ensembles[C]//IEEE International Joint Conference on Neural Networks. Washington, USA:IEEE,1999:1215-1218.
- [11] JEREMIE J,SIEBERT N,KARINIOTAKIS G N. Probabilistic short-term wind power forecasting for the optimal management of wind generation[C]//2007 IEEE Lausanne Power Tech. Lausanne, Switzerland:IEEE,2007:683-688.
- [12] MORI H,KURATA E. Application of gaussian process to wind speed forecasting for wind power generation[C]//IEEE International Conference on Sustainable Energy Technologies,2008. ICSET 2008. Singapore:IEEE,2008:956-959.
- [13] KITTIPONG M,CHITRA Y,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.
- [14] WANG Jianhui,SHAHIDEHPOUR M,LI Zuyi. Security-constrained unit commitment with volatile wind power generation[J]. IEEE Trans on Power Systems,2008,23(3):1.
- [15] BLUDSZUWEIT H,NAVARRO J A,ANDRES L. Statistical analysis of wind power forecast error[J]. IEEE Trans on Power Systems,2008,23(3):983-991.
- [16] 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.
- [17] 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.
- [18] 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.
- [19] PINSON P,CHEVALLIER C,KARINIOTAKIS G N. Trading wind generation from short-term probabilistic forecasts of wind power[J]. IEEE Trans on Power Systems,2007,22(3):1148-1156.

作者简介:



刘兴杰

刘兴杰(1979—),男,宁夏中卫人,讲师,博士,主要研究方向为新能源发电与并网技术、电力系统自动化技术(E-mail:lxj5085@163.com);

谢春雨(1984—),男,河南商丘人,硕士研究生,主要研究方向为风电预测、风电场申报出力优化策略(E-mail:xeyhd2011@163.com)。

(下转第57页 continued on page 57)

- Equipment,2010,30(3):30-34.
- [12] 鞠平,刘咏飞,王红印,等. 电力系统的广义强迫振荡[J]. 电力自动化设备,2014,34(5):1-6.
- JU Ping,LIU Yongfei,WANG Hongyin,et al. General forced oscillations of power systems[J]. Electric Power Automation Equipment,2014,34(5):1-6.
- [13] 黄涌,云雷,唐飞,等. 电力系统强迫功率振荡过程中的功-能转换[J]. 电力自动化设备,2013,33(8):41-46.
- HUANG Yong,YUN Lei,TANG Fei,et al. Work-energy transformation during forced power oscillation of power system[J]. Electric Power Automation Equipment,2013,33(8):41-46.
- [14] 王娜娜,廖清芬,唐飞,等. 基于割集能量及灵敏度的强迫功率振荡扰动源识别[J]. 电力自动化设备,2013,33(1):75-80.
- WANG Nana,LIAO Qingfen,TANG Fei,et al. Disturbance source identification based on cutset energy and sensitivity for forced power oscillation[J]. Electric Power Automation Equipment,2013,33(1):75-80.
- [15] 徐伟,鲍颜红,徐泰山. 电力系统低频振荡实时控制[J]. 电力自动化设备,2012,32(5):98-101.

XU Wei,BAO Yanhong,XU Taishan. Real-time control of power system low-frequency oscillation[J]. Electric Power Automation Equipment,2012,32(5):98-101.

- [16] 洪峰,陈金富,段献忠,等. 弱互联大区电网联络线功率振荡研究[J]. 中国电机工程学报,2011,31(10):46-51.

HONG Feng,CHEN Jinfu,DUAN Xianzhong,et al. Research on tie line power flow oscillation in weak interconnection power grids[J]. Proceedings of the CSEE,2011,31(10):46-51.

作者简介:



郝思鹏

郝思鹏(1971—),男,江苏宝应人,副教授,博士,主要从事电力系统低频振荡、配电网自动化研究(E-mail:hspnj@qq.com);

楚成彪(1989—),男,山东菏泽人,硕士研究生,主要从事配电网自动化研究;

张仰飞(1970—),男,江苏射阳人,教授,博士,从事电力系统参数辨识研究。

Analysis of power system low-frequency oscillation based on multi-type perturbation trajectory

HAO Sipeng,CHU Chengbiao,ZHANG Yangfei,KAN Jianfei

(School of Electric Power Engineering,Nanjing Institute of Technology,Nanjing 211167,China)

Abstract: Since the traditional Prony algorithm for oscillation mode identification has low anti-interference capability and could not evaluate the accuracy of the identification results,a method of low-frequency oscillation analysis based on the multi-type perturbation trajectory is proposed,which pre-processes the amplitude of perturbation signals with the ratio of their average energy over the reference signal average energy for each perturbation type to avoid the signal masking due to the overlarge difference among signal amplitudes;applies the Prony algorithm to analyze the multi-type perturbation trajectory for recognizing the dominant oscillation modes;and calculates the amplitude deviation and phase deviation for each dominant oscillation mode to evaluate its credibility. A comprehensive index integrating the amplitude deviation,phase deviation and oscillation energy percentage is proposed to determine if the order of Prony algorithm is rationally selected. Results of case study show that,the proposed method including the corresponding evaluation method is quite practical.

Key words: electric power systems; low-frequency oscillation; multi-type signal; Prony algorithm; dominant oscillation mode; signal-to-noise ratio

(上接第 30 页 continued from page 30)

Wind power fluctuation interval estimation based on beta distribution

LIU Xingjie,XIE Chunyu

(Department of Electrical Engineering,North China Electric Power University,Baoding 071003,China)

Abstract: Large-scale integration of wind power into grid makes the influence of wind power fluctuation on grid increasing and normally,the wind power forecast for a single and fixed point can not meet the needs of power grid for risk analysis and decision-making. The distribution characteristics of wind power forecast error are studied and it is suggested to segment the power forecast range and fit the skewed frequency distribution of power forecast error by the beta distribution with optimized parameters. According to the most narrow principle of estimation interval,the interval estimation of wind power forecast at a certain confidence level is realized. The historic data of a wind farm are analyzed respectively with the proposed model,normal distribution model and non-optimized beta distribution model,and results verify that,the optimized beta distribution model can more effectively estimate the power forecast interval.

Key words: wind power; power forecast; forecast error; probability distributions; beta distribution; interval estimation