

DOI: 10.7667/PSPC160395

基于混沌理论的风电功率超短期多步预测的误差分析

杨 茂, 刘红柳, 季本明

(东北电力大学电气工程学院, 吉林 吉林 132012)

摘要: 风电功率对电力系统的安全运行、合理调度等方面有不可忽视的影响。掌握风电功率预测误差的分布特性, 对风资源的大规模开发利用具有重要意义。利用两种混沌预测方法进行风电功率超短期的预测。并且以东北某风电场的实测风电功率数据为例, 分析了超短期风电功率预测误差的概率分布、预测误差与超前预测步数之间的关系、预测误差与风电场出力情况之间的关系以及预测误差与装机容量之间的关系。该研究为揭示风电功率超短期多步预测的误差构成及修正奠定了理论基础。

关键词: 风电功率; 预测; 误差; 概率分布; 混沌理论

Analysis of ultra-short-term prediction error of wind power based on chaos theory

YANG Mao, LIU Hongliu, JI Benming

(School of Electrical Engineering, Northeast Dianli University, Jilin 132012, China)

Abstract: Wind power has a big influence on the safe operation and rational management of electric power system. It is useful to grasp the distribution characteristics of wind power prediction error for the large-scale development and utilization of wind energy. Two chaos ultra-short-term forecasting methods are used to predict wind power. The wind power data of a northeast wind farm is taken as an example to analyze the probability distribution of single-step prediction error of wind power, the relationship between the wind power prediction error and the prediction step number, the relationship between the wind power prediction error and the wind farm output power, and the relationship between the wind power prediction error and the installed capacity. It lays the theoretical foundation for the analysis of the composition and correction of the wind power prediction error.

This work is supported by National Key Basic Research Program of China (973 Program) (No. 2013CB228201), National Natural Science Foundation of China (No. 51307017), Science and Technology Development Program of Jilin Province (No. 20140520129JH), and Special Program of Industrial Technology Research and Development of Jilin Province (No. 2014Y124).

Key words: wind power; prediction; error; probability distribution; chaos theory

0 引言

近十几年, 中国风能的开发利用处于快速发展的阶段, 根据中国风能协会公布的中国风电装机容量最新统计数据, 2015 年全国(除台湾地区外)新增装机容量 3050 万 kW, 同比增长 31.5%; 累计装机容量 1.45 亿 kW, 同比上升 26.6%。由于自然界中近

地风的间歇特性, 风电功率具有随机性、波动性, 风电功率的波动会对电力系统的稳定性、安全运行和合理调配等方面造成影响^[1-4], 掌握风电功率预测误差的分布特性, 这对提高预测精度、对风能大规模的开发利用具有重要意义^[5-8]。

随着风能开发利用的快速发展, 国内外学者对其进行了大量研究。文献[9]以美国某州电网 9 个风电场的功率数据为例, 研究了风电功率波动的分钟级概率密度分布。文献[10]基于中国东北某省级电网内吉瓦级风电场群的实测风电功率数据, 研究了风电功率一阶差分的时空分布。文献[11-14]采用不同的风电功率预测方法进行风电功率预测。文献[15]采用

基金项目: 国家重点基础研究发展计划项目(973 计划)(2013CB228201); 国家自然科学基金(51307017); 吉林省科技发展计划(20140520129JH); 吉林省产业技术研究与开发专项项目(2014Y124)

改进后的广义误差分布模型对预测误差概率密度分布进行拟合。文献[16]采用 t 分布描述风电功率预测的误差分布。文献[17]利用均方差估计方法计算未来风电功率预测误差, 并对其进行了改进。

针对风电功率预测误差的问题, 本文以东北风电场的风电功率数据为例, 利用混沌预测方法进行风电功率超短期的预测, 分析了风电功率超短期预测误差的概率分布, 研究了风电功率预测误差与超前预测步数、风电场出力情况以及装机容量之间的关系。

1 超短期风电功率预测误差分析思路

目前各类风电功率预测方法, 如持续法^[18]、人工神经网络方法^[19]和支持向量机^[20]等, 常用的统计学预测误差^[21]有绝对误差均值(Mean Error, ME)、绝对值平均误差(Mean Absolute Error, MAE)和均方根误差(Root Mean Squared Error, RMSE)等。本文用平均绝对误差表征超短期风电功率预测误差的幅值特性, 用均方误差表征预测误差的波动特性。

风电功率的预测误差与风电场所处位置的地形地貌、风速以及所采用的预测方法等因素有关。为此, 本文利用两种混沌预测方法对两个风电场的实测功率数据进行预测分析。首先利用正态分布、logistic 分布和拉普拉斯分布等概率密度分布对得到的预测误差拟合, 分析比较预测误差的概率密度分布; 在此基础上, 分析预测误差与超前预测步数之间的定性关系、预测误差在不同风电场出力情况下的变化以及不同风电场的预测误差的变化。其研究思路如图 1。

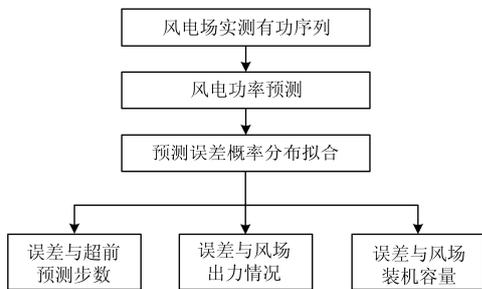


图 1 预测误差分析

Fig. 1 Analysis of prediction error of wind power

2 采用的混沌预测方法

2.1 相空间重构

相空间理论认为, 时间序列包含了系统状态所需要全部动力学信息, 重构后的相空间能把时间序列的原有规律恢复出来^[22]。设时间序列 $\{x(i), i=1, 2, \dots, n\}$ 的嵌入维为 m , 延迟时间为 τ ,

则基于 Takens 定理的时间序列的 m 维相量为

$$X_i = [x_i \quad x_{i+\tau} \quad \dots \quad x_{i+(m-1)\tau}] \quad (1)$$

式中: $i=1, 2, \dots, M$; $M = n - (m-1)\tau$ 。

2.2 基于最大Lyapunov指数的实时预测模型

2.2.1 Lyapunov指数预测模型

假设风电功率时间序列 $\{x_i, i=1, 2, \dots, n\}$ 相空间重构后的相点如式(1), 若 X_K 为参考点 X_M 的最邻近点, X_{M+T} 为 X_M 演化 T 步后的预报点, X_{K+T} 为 X_K 演化 T 步后的相点, 则根据最大 Lyapunov 指数的物理意义有

$$\|X_{M+T} - X_{K+T}\| = \|X_M - X_K\| \times e^{T\lambda_{\max}} \quad (2)$$

式中, λ_{\max} 为最大 Lyapunov 指数。

基于最大 Lyapunov 指数的超前 1 步预测值为

$$\hat{x}_{n+1} = x_{K+(m-1)\tau+1} \pm \sqrt{e^{2\lambda_{\max}} \|X_M - X_K\| - \sum_{i=1}^{m-1} (x_{M+i\tau+1} - x_{K+(i-1)\tau+1})^2}$$

其中, 正负号的选择依据是相点间夹角的大小。具体规则如下所述。

假设空间中两个矢量为

$$Y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}, Z = \{z_1, z_2, \dots, z_n\}$$

则它们之间的夹角为

$$\theta = \arccos[(Y \cdot Z) / (Y \times Z)] = \arccos \left(\frac{\sum_{i=1}^n y_i z_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n y_i^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n z_i^2}} \right)$$

把取“+”时的预测值计为 X_{M+T}^+ 、取“-”时的预测值计为 X_{M+T}^- , 并分别计算 X_{M+T}^+ 、 X_{M+T}^- 与 X_M 的空间矢量角 θ^+ 、 θ^- 。如果 $\theta^+ > \theta^-$, 则公式取“+”; 反之, 取“-”。

2.2.2 基于最大Lyapunov指数的实时预测模型

根据能源局文件^[23], 实时预测是指自上报时刻起未来 15 min 至 4 h 的预测预报, 时间分辨率为 15 min。故基于最大 Lyapunov 指数的超短期实时预测模型的基本思想是: 通过实时重构相空间实现多步预测, 即将 Lyapunov 指数预测模型得到的预测值作为真实值加入到原时间序列中, 构成新的时间序列, 对新得到的时间序列再次进行相空间重构、预测。如果时间序列为 $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, 则其算法步骤可以描述如下。

S1: 采用 C-C 算法^[24]计算时间序列的嵌入维数 m 和延迟时间 τ , 相空间重构;

S2: 采用 Wolf 算法^[25]计算时间序列的最大 Lyapunov 指数;

S3: 利用 Lyapunov 指数预测方法得到预测值 \hat{x}_{n+k} ($k=1, 2, \dots, k_{\max}$), 将 \hat{x}_{n+k} 加入原序列中, 构成的新序列计为 $\{x_1, x_2, \dots, x_n, x_{n+1}, \dots, x_{n+k}\}$;

S4: 判断 k 是否等于 k_{\max} (k_{\max} 为多步预测模型的最大值, 风电功率实时预测的 k_{\max} 取 16)。

2.2.3 实时提取周期分量的组合预测

实时提取周期分量的组合预测是指: 对周期分量和剩余分量进行单步预测, 将周期分量预测值和剩余分量的预测值进行合成, 得到单步预测值(即 $\hat{x}(n+1) = \hat{x}_D(n+1) + \hat{x}_R(n+1)$), 将该预测值作为真实值加入到原序列中, 构成新的时间序列, 再次提取周期分量, 进行下一次的预测。当完成 16 步预测后, 引入下一时刻的实测值重新提取周期分量, 进入下一循环的实时预测, 从而实现了在线实时风电功率预报, 其流程如图 1。

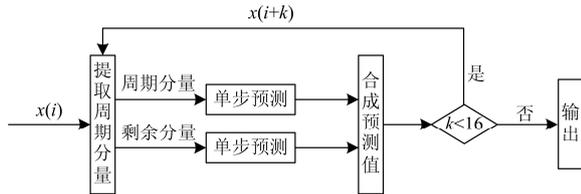


图 2 实时提取周期分量的组合预测模型

Fig. 2 Combination forecasting based on extracting periodic component of wind power

3 风电功率预测误差概率分布

以东北某风电场的实际风电功率为例, 研究了风电功率单步预测误差的概率密度分布, 数据样本为 177 台风机, 每台风机的额定装机容量为 1.5 MW, 风电场总装机容量为 265.5 MW。图 3 为风电场的实际风电功率序列。

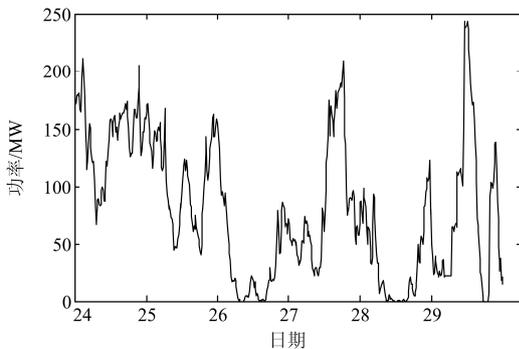


图 3 风电功率

Fig. 3 Wind power

在研究风电功率预测误差(风电功率真实值减去预测值)的概率分布时, 首先对风电功率时间序列进行实时多步预测, 然后利用 Matlab 中概率密度分

布拟合工具箱进行拟合。分析时所采用的预测方法为基于最大 Lyapunov 指数—校正的风电功率实时预测。

图 4 为风电功率预测误差的概率分布拟合图, 表 1 为风功率预测误差概率密度模型的参数。由图 3 可以知道, 在正态分布、logistic 分布、t Location-Scale 和拉普拉斯分布 4 种概率密度分布拟合风电功率预测误差时, 拉普拉斯分布的拟合效果明显好于其他 3 种概率密度分布; 另外由表 1 知, 正态分布、logistic 分布、t Location-Scale 和拉普拉斯分布 4 种概率密度分布中, 拉普拉斯分布的均方误差是最小的。故风电功率预测误差的概率密度分布可以用拉普拉斯分布拟合。

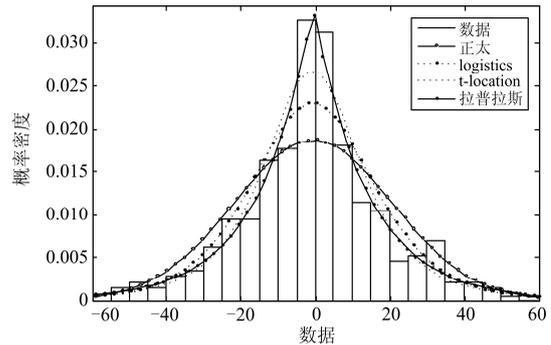


图 4 风电功率预测误差的概率密度

Fig. 4 Probability density of wind power prediction error

表 1 风功率预测误差概率密度模型的参数

Table 1 Probability density model of wind power fluctuation

模型	μ	σ	ν	b	均方误差
正态分布	-0.392	14.89	—	—	0.0032
Logistic	-0.675	7.381	—	—	0.0017
t-location scale	-0.647	9.435	3.160	—	0.0015
拉普拉斯分布	-0.6715	—	—	14.55	0.0013

4 风电功率预测误差的相关性分析

4.1 预测误差与预测步数的关系

针对风电场 A 某日的出力有功时间序列, 采用了两种风电功率实时多步预测方法对其进行了预测, 并统计了两种方法的预测误差。采用的预测方法为: 基于最大 Lyapunov 指数—校正的风电功率实时预测(方法 1)和实时提取周期分量的组合预测(方法 2)。图 5 为风电功率预测误差与超前预测步数的关系图。

由图 5 知, 本文所采用的方法 1 的预测精度(风电功率预测值和真实值之间的均方误差)最好、方法 2 次之, 而局域一阶预测法的精度较低; 预测随着超前预测的步数越大, 两种方法的预测误差具有变大的趋势。换言之, 超前 16 步的预测误差, 一般情况下要比超前 1 步的预测误差要大。

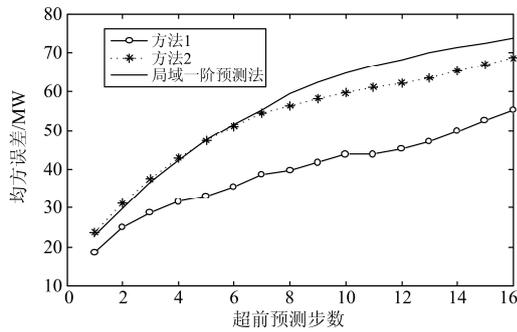


图 5 风电场 A 的风电功率预测误差

Fig. 5 Wind power prediction error of wind farm A

4.2 预测误差与风电出力的关系

本文选取了风电场 A 8 月 3 日和 8 月 24 日的风电功率时间序列, 由图 6 两日的风电功率图知, 风电场在 8 月 3 日出力较小, 其发电功率少于总装机容量的 10%, 而风电场在 8 月 24 日时出力较大, 其发电功率曲线位于上方, 峰值达到了装机容量的 80%。以这两日的风电功率时间序列为例, 研究了发电功率预测误差与风电场出力的关系。图 7 和图 8 为这两日的风电功率预测误差对比图。

由图 7 知, 风电场在 8 月 3 日的预测误差曲线在 24 日的预测误差曲线的下方, 即 8 月 3 日的预测误差小、预测精度高; 而在图 8 中, 采用实时提取

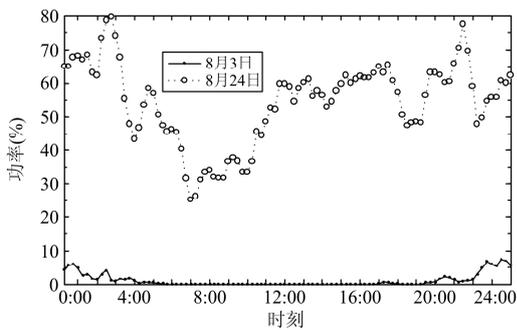


图 6 两日的风电功率

Fig. 6 Wind power in two days

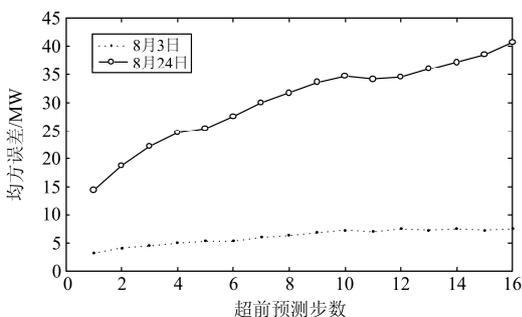


图 7 风电功率预测误差(方法 1)

Fig. 7 Wind power prediction error in two days (method 1)

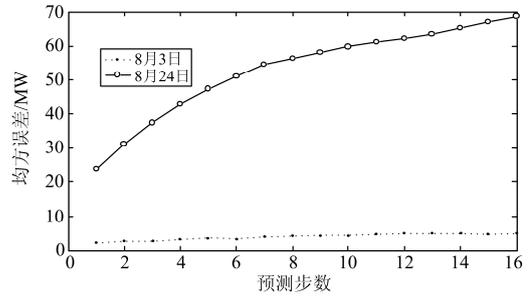


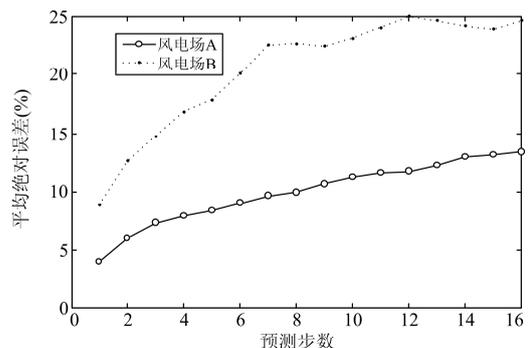
图 8 风电功率预测误差(方法 2)

Fig. 8 Wind power prediction error in two days (method 2)

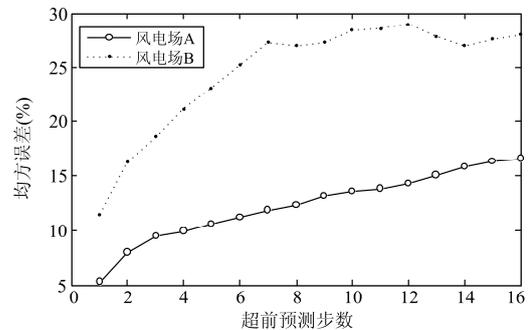
周期分量的组合预测预测方法(方法 2)时, 风电功率预测误差也具有这种特点, 这说明低出力时预测误差要比高出力时的预测误差要小。

4.3 预测误差与风电场装机容量的关系

本文选取风电场 A 和风电场 B 的风电功率时间序列为例, 研究了预测误差与风电场装机容量的关系, 其中风电场 A 的装机容量为 265.5 MW, 而风电场 B 的装机容量为 98.8 MW。图 9 为风电场 A 和风电场 B 的预测误差(预测值和真实值之间的均方误差)对比效果图, 其单位为 MW。表 2 为风电场 A 和风电场 B 的预测误差统计量绝对误差均值 e_{ME} 、绝对值平均误差 e_{MAE} 、均方根误差 e_{RMSE} 的统计表, 其值为误差值和装机容量的百分比。



(a) 平均绝对误差百分比



(b) 均方误差百分比

图 9 两个风电场的预测误差

Fig. 9 Wind power prediction error of two wind farms

表 2 风电场预测误差百分比
Table 2 Percentage of wind power prediction error

超前步数	风电场 A			风电场 B		
	e_{ME}	e_{MAE}	e_{RMSE}	e_{ME}	e_{MAE}	e_{RMSE}
1	0.09	4.02	5.32	0.88	8.85	10.96
2	0.05	5.99	7.96	0.68	12.59	15.79
3	0.26	7.26	9.41	0.64	14.73	18.33
4	0.30	7.88	9.90	0.99	16.81	21.15
5	0.07	8.37	10.54	2.11	17.82	22.80
6	0.07	8.98	11.22	2.29	20.06	25.73
7	0.16	9.68	11.87	3.12	22.51	27.71
8	0.08	9.98	12.37	2.50	22.66	27.78
9	0.30	10.65	13.18	2.21	22.42	27.58
10	0.19	11.27	13.61	3.78	23.09	28.71
11	0.72	11.59	13.85	3.49	24.00	29.45
12	0.70	11.74	14.35	4.57	24.99	30.83
13	0.98	12.22	15.02	4.49	24.59	30.53
14	1.41	12.94	15.91	3.72	24.20	29.45
15	1.48	13.20	16.34	3.07	23.86	29.34
16	1.63	13.38	16.60	3.26	24.59	30.22

由图 9 知,风电场 A 的风电功率预测值和真实值间的均方误差曲线位于风电场 B 的下方,即风电场 A 的预测误差小于风电场 B 的预测误差。由表 2 知,风电场 A 的超前 1 步的绝对误差均值为 0.09%,风电场 B 的为 0.88%;风电场 A 的超前 16 步的绝对误差均值为 1.63%,风电场 B 的为 3.26%,即风电场 A 的绝对误差均值要小于风电场 B 的。在表 2 中,与绝对误差均值一样,其他误差统计量绝对值平均误差和均方根误差也具有相同的特点。由图 8 和表 2 综合知,风电场其装机容量大时,其预测误差值要小,预测精度要高。

5 结论

针对风电功率预测误差的研究,本文首先介绍了误差均值、绝对值平均误差、均方根误差和平均相对误差等几种常用的统计学预测误差,简要介绍了本文所采用的两种基于混沌理论的预测方法——基于最大 Lyapunov 指数—校正的风电功率实时预测(和实时提取周期分量的组合预测),最后以东北两个风电场的实际功率为例研究了风电功率预测误差的概率分布、并且对风电功率预测误差的相关性分析进行研究,最终得到以下主要结论。

1) 在用正态分布、logistic 分布、t Location-Scale 和拉普拉斯分布 4 种概率密度拟合风电功率预测误差时,拉普拉斯分布的拟合效果最好,即风电功率单步预测误差的概率分布可以用拉普拉斯分布拟合;

2) 风电功率的预测误差与超前预测步数的定

性关系为:超前预测的步数越大,风电功率的预测误差具有变大的趋势;

3) 风电功率的预测误差与风电场高出力情况有关,低出力时的预测误差相对较小,而低出力时的预测误差相对较大;

4) 风电功率的预测误差与风电场的装机容量有关,大装机容量风电场的预测误差相对较小,而小装机容量风电场的预测误差相对较大。

参考文献

- [1] 杨茂,吕天峰,季本明.混沌理论在电力系统负荷预测中应用综述[J].东北电力大学学报,2015,35(3):18-21.
YANG Mao, LÜ Tianfeng, JI Benming. A review of chaos theory in power system load prediction[J]. Journal of Northeast Dianli University, 2015, 35(3): 18-21.
- [2] 刘波,贺志佳,金昊.风力发电现状与发展趋势[J].东北电力大学学报,2016,36(2):7-13.
LIU Bo, HE Zhijia, JIN Hao. A review of chaos theory in power system load prediction[J]. Journal of Northeast Dianli University, 2016, 36(2): 7-13.
- [3] 徐创学,刘鲁清,谢云明,等.基于实时数据的风力发电机组性能在线评价[J].热力发电,2015,44(4):88-91.
XU Chuangxue, LIU Luqing, XIE Yunming, et al. Real-time data based online evaluation of output performance for wind turbine units[J]. Thermal Power Generation, 2015, 44(4): 88-91.
- [4] 赵勇,韩斌,房刚利.风力发电机状态监测与故障诊断技术综述[J].热力发电,2016,45(10):1-5.
ZHAO Yong, HAN Bin, FANG Gangli. A survey of condition monitoring and fault diagnosis for wind power generators[J]. Thermal Power Generation, 2016, 45(10): 1-5.
- [5] 杨茂,孙涌,孙兆键,等.风电场大规模数据管理系统设计与研发[J].东北电力大学学报,2014,34(2):27-31.
YANG Mao, SUN Yong, SUN Zhaojian, et al. Design and development of large-scale data management system of wind farm[J]. Journal of Northeast Dianli University, 2013, 34(2): 27-31.
- [6] 张顺,葛智平,郭涛,等.大规模新能源接入后系统调峰能力与常规电源开机方式关系研究[J].电力系统保护与控制,2016,44(1):106-110.
ZHANG Shun, GE Zhiping, GUO Tao, et al. Research on Relationship between the capacity of systematic peak regulation and conventional power startup mode after access to large-scale new energy[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(1): 106-110.
- [7] 张新松,礼晓飞,王运,等.不确定性环境下考虑弃风的风电系统日前调度[J].电力系统保护与控制,2015,43(24):75-82.
ZHANG Xinsong, LI Xiaofei, WANG Yun, et al. Day-ahead dispatching in consideration of wind power curtailments in uncertain environments[J]. Power System Protection and Control, 2016, 43(24): 75-82.
- [8] 卜强生,高磊,宋亮亮,等.风电场短路电压电流频率

- 不一致对距离保护及测试的影响[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(8): 21-27.
- BU Qiangsheng, GAO Lei, SONG Liangliang, et al. Short circuit current and voltage frequency inconsistency in wind farm and its effect on distance protection and relay protection test[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(8): 21-27.
- [9] 林卫星, 文劲宇, 艾小猛. 等. 风电功率波动特性的概率分布研究[J]. 中国电机工程学报, 2012, 32(1): 38-46.
- LIN Weixing, WEN Jinyu, AI Xiaomeng, et al. Probability density function of wind power variations[J]. Proceedings of the CSEE, 2012, 32(1): 38-46.
- [10] 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.
- [11] 杨茂, 陈郁林. 基于 EMD 分解和集对分析的风电功率实时预测[J]. 电工技术学报, 2016, 31(21): 86-93.
- YANG Mao, CHEN Yulin. Real-time prediction for wind power based on emd and rank and set pair[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2016, 31(21): 86-93.
- [12] 杨茂, 季本明. 基于局域一阶加权法的风电功率超短期预测研究[J]. 东北电力大学学报, 2015, 35(5): 6-10.
- YANG Mao, JI Benming. The ultra-short-term forecasting of wind power based on local one-order weighted method[J]. Journal of Northeast Dianli University, 2015, 35(5): 6-10.
- [13] 陈昊, 万秋兰, 王玉荣. 基于厚尾均值广义自回归条件异方差族模型的短期风电功率预测[J]. 电工技术学报, 2016, 31(5): 91-98.
- CHEN Hao, WAN Qiulan, WANG Yurong. Short-term wind power forecast based on fat-tailed generalized autoregressive condition heteroscedasticity-in-mean type models[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2016, 31(5): 91-98.
- [14] 杨德友, 蔡国伟. 基于因散经验模式分解与最小二乘支持向量机的风电场短期风速预测[J]. 东北电力大学学报, 2015, 35(3): 44-49.
- YANG Deyou, CAI Guowei. The short-term wind speed forecasting for wind farm based on EEMD and LS_SVM[J]. Journal of Northeast Dianli University, 2015, 35(3): 44-49.
- [15] 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.
- [16] 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.
- [17] KHOSRAVI A, NAHAVANDI S. An optimized mean variance estimation method for uncertainty quantification of wind power forecasts[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2014, 61: 446-454.
- [18] 李丽, 叶林. 基于改进持续法的短期风电功率预测[J]. 农业工程学报, 2010, 26(12): 182-187.
- LI Li, YE Lin. Short-term wind power forecasting based on an improved persistence approach[J]. Transactions of the CSAE, 2010, 26(12): 182-187.
- [19] 范高锋, 王伟, 刘纯, 等. 基于人工神经网络的风电功率短期预测系统[J]. 电网技术, 2008, 32(22): 72-76.
- FAN Gaofeng, WANG Wei, LIU Chun, et al. Artificial neural network based wind power short term prediction system[J]. Power System Technology, 2008, 32(22): 72-76.
- [20] 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.
- [21] 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.
- [22] 吕金虎, 陆君安, 陈士华. 混沌时间序列分析及其应用[M]. 武汉: 武汉大学出版社, 2002.
- [23] 国家能源局. 风电厂功率预测预报管理暂行办法[S]. 北京: 国家能源局, 2011.
- National Energy Administration. The notification of wind power forecasting management interim measures[S]. Beijing: National Energy Administration, 2011.
- [24] 封国林, 董文杰, 龚志强, 等. 观测数据非线性时空分布理论和方法[M]. 北京: 气象出版社, 2006.
- [25] WOLF A, SWIFT J B, SWINNEY H L, et al. Determining Lyapunov exponents from a time series[J]. Physica D: Nonlinear Phenomena, 1985, 16(3): 285-317.

收稿日期: 2016-03-22; 修回日期: 2016-07-20

作者简介:

杨茂(1982-), 男, 博士, 副教授, 硕士生导师, 研究方向为风电功率预测技术; E-mail: yangmao820@163.com

刘红柳(1989-), 女, 硕士研究生, 研究方向为风电功率预测技术; E-mail: 1193640537@qq.com

季本明(1990-), 男, 硕士研究生, 研究方向为基于混沌理论的风电功率预测研究. E-mail: 599989520@qq.com

(编辑 周金梅)