

风电场输出功率超短期预测结果分析与改进

陈 颖, 周 海, 王文鹏, 曹 潇, 丁 杰

(国网电力科学研究院/南京南瑞集团公司, 江苏省南京市 210003)

摘要: 风电场输出功率预测对接入大量风电的电力系统调度及安全稳定运行具有重要意义。文中介绍了 2009 年 10 月在现场投运的风电场超短期功率预测系统的多层前馈神经网络模型结构, 对系统运行 3 个月的预测结果进行了分析, 对预测模型的系统误差进行了修正, 同时采用统计方法修正了风电场尾流效应对预测结果的影响, 从而改进了模型的预测精度。改进模型的预测结果得到了改善, 均方根误差下降了约 6%, 平均绝对误差下降了约 7%, 且预测结果与实测结果相吻合, 对于风电场调度具有一定的参考意义。

关键词: 风电功率预测; 超短期预测; 人工神经网络; 系统误差; 尾流效应; 风力发电

0 引言

风力发电与常规的水电、火电等常规电源相比, 其间歇性、波动性、随机性的特点^[1]决定了风电的发展必须要有相当规模的水电、火电等常规电源参与电力系统的调峰、调频和调压, 才能保持整个电力系统的连续、稳定供电^[2]。同时, 风电的随机性决定了当其穿透功率超过一定值之后, 会严重影响电能质量和电力系统的运行^[2]。因此, 亟需对风电场输出功率预测技术开展深入研究, 对风电功率进行较为准确的预测, 使得电力调度部门能够提前了解风电场出力变化并及时调整调度计划以及风电机组控制方案, 从而减少系统备用容量、降低电力系统运行成本^[3-4]。这是减轻风电并网对电网造成的不利影响, 提高系统中风电装机比例的一种有效途径。

目前, 风电场输出功率预测方法从能量转化角度可分为 2 类: 第 1 类为间接法, 即先对风速预测, 然后根据风电机组或风电场的布局与发电特性等信息计算风电场的输出功率; 第 2 类为直接法, 即直接预测风电场的输出功率^[5]。从时间角度也可分为 2 类: 第 1 类为短期预测(0~72 h); 第 2 类为超短期预测(0~4 h)^[6]。从预测算法角度可分为 3 类: 统计方法、物理方法、统计与物理相结合的方法。

已有研究表明, 对于超短期风电功率应采用统计方法进行预测^[7]。风速预测中所用到的统计预测方法包括支持向量机法^[8]、卡尔曼滤波法^[8]、持续性算法^[9]、自回归滑动平均(ARMA)算法^[10-11]、线性回归模型、非参数回归模型^[12]、自适应模糊逻辑算法^[13], 以及人工神经网络(ANN)方法^[13-15]等人工

智能方法。已有研究成果表明^[4], 与上述其他方法相比, ANN 方法能较好地对风电场风速和输出功率进行非线性预测研究, 提高预报精度。

本文采用基于多层前馈人工神经网络(BP-ANN)的间接预测法对超短期的风电场输出功率进行预测。同时在 3 个月实际运行数据的基础上, 量化分析由于风电场的尾流效应所带来的预测误差, 并给出误差修正方案, 以减少尾流效应对预测结果的影响, 提高预测精度。

1 基于 BP-ANN 的超短期风电场输出功率预测模型

1.1 模型结构

本文采用 BP-ANN 对风电场的风速进行预测, 再通过风电机组实际运行的功率曲线将风能转化为电能, 以实现对风电场输出功率的预测^[15]。本文中的 BP-ANN 采用经典的 3 层网络结构, 包括一个输入层、一个隐层、一个输出层, 其基本结构详见附录 A 图 A1。以某风电场 2008 年 1 月—2009 年 1 月的测风塔数据作为训练样本, 分月训练分别建立 BP-ANN 模型; 以归一化后的测风塔实时风速、风向作为输入数据, 经 BP-ANN 模型模拟, 获得预测的风速数据。

1.2 模型数据来源与处理

本文所采用的测风塔实时数据来源于风电场现场的 40 m 测风塔, 测风塔下垫面条件与风电场一致。风速、风向的观测梯度为 10 m, 20 m, 30 m, 40 m 高度, 于 10 m 和 40 m 高度具备温湿度观测, 于 10 m 高层具备气压观测, 所有使用的传感器均通过国内气象部门检测机构的认证。每 10 min 向数据中心站传送观测数据, 数据包含以上气象要素

的 10 min 平均值、10 min 瞬时值、10 min 最大值及标准偏差,所有气象参数的观测均满足 GB/T 18709—2002《风电场风能资源测量方法》的规定。采集的测风塔数据依据《风电场风能资源测量和评估技术规定》进行数据质量控制和数据修订,最终存储于数据库中。

1.3 标准大气状态修订

风能来源于大气动能,而相同的风速对于不同的大气状态而言所具有的大气动能也不同,导致风电机组所输出的电能不同。因此,风电场风电机组的历史风速与功率数据不能直接运用风电机组出力特性的分析以及风电机组功率曲线的率定。已有研究表明,由于大气状态的不同,相同风速下风电机组的发电量差别可达 10%^[16]。本文研究在标准密度修正^[16]的基础上进一步深化,运用测风塔所观测的大气温度和大气压实现标准大气状态的修订。

风电机组的输出功率取决于风速及空气密度,其计算公式为^[17]:

$$P_{wind} = \frac{1}{2} \rho C_p(\lambda, \beta) \pi R^2 V_w^3 \tag{1}$$

式中: P_{wind} 为风电机组通过风能转化得到的机组机械功率; ρ 为实际空气密度; R 为风力机叶轮半径; λ 为叶尖速比; β 为桨距角; C_p 为叶片的风能转换效率系数,是叶尖速比 λ 和桨距角 β 的函数; V_w 为风速^[17]。

由式(1)可知,在风电机组输出功率相同的情况下,风速在标准大气状态下的情况应满足:

$$\frac{V_{bz}}{V} = \left(\frac{\rho}{\rho_{bz}} \right)^{\frac{1}{3}} \tag{2}$$

式中: V_{bz} 为标准密度修订后的风速; ρ_{bz} 为标准空气密度,即 1.185 kg/m³; V 为实际风速。

大气状态方程为:

$$\rho = \frac{P}{RT} \tag{3}$$

式中: R 为理想气体常数; T 为实际大气温度; P 为实际大气压。

将式(3)代入式(2)得:

$$\frac{V_{bz}}{V} = \left(\frac{T_{bz} P}{T P_{bz}} \right)^{\frac{1}{3}} \tag{4}$$

式中: T_{bz} 为标准大气状态下的气温,即 293 K; P_{bz} 为标准大气状态下的气压,即 1 000 hPa。

1.4 预测过程分析

要通过风速预测结果获得风电场输出功率预测结果,需要利用风电机组功率曲线将风能转化为电能。本文由于风电场数据条件有限,只能获取少量风电机组的数据,因而根据风电场地理位置及风电机组布局的特征将风电场划分为若干片区,并依据

地理和气候特征选取代表性的风电机组,以该风电机组的运行状况代表该片区风电机组的运行状况。之后,运用历史观测气象数据,对样本风电机组的历史风速数据根据式(4)进行标准大气状态修正,并将修正后的数据进行统计率定,以获得样本风电机组功率曲线;最后运用该功率曲线将预测的风能转化为电能,以实现风电场输出功率的预测。

2 预测模型的改进

BP-ANN 预测模型经过一段时间的数据积累后,可以对预测模型进行改进。本文所研究的超短期风电功率预测系统于 2009 年 10 月在风电场现场投运。本文采用 2009 年 10 月 24 日—2010 年 1 月 24 日的风电场现场实际运行数据,对预测结果误差进行分析,研究预测模型的改进方案,并应用统计方法分别对超短期预测系统的系统误差和风电场尾流效应误差进行分析和统计修订,以修正超短期预测模型。

2.1 原始模型预测结果分析

2009 年 10 月在风电场现场投运的超短期输出功率预测系统运行结果如图 1 和表 1 所示,其中, BP-ANN 的预测结果与实测结果对比见附录 A 图 A2。

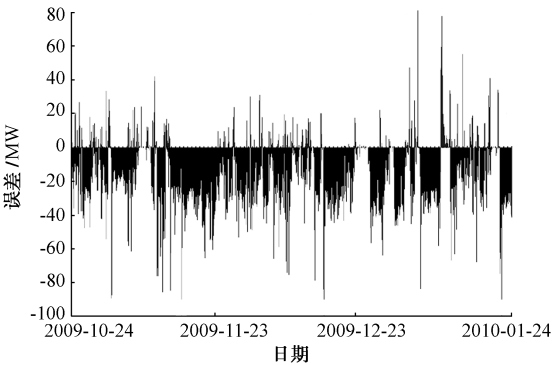


图 1 原始超短期预测模型预测误差
Fig. 1 Error of original ultra-short-term forecast model

表 1 原始超短期预测模型预测统计结果
Tab. 1 Forecasted results of original ultra-short-term forecast model

平均方式	装机容量/ MW	相关系数/ %	均方根 误差/ %	平均绝对误差/ %	误差小于 20%/ %	样本数
10 min 平均	101.6	89.72	20.94	17.24	59.56	11 601
1 h 平均	101.6	91.64	20.10	16.52	60.95	2 051

由附录 A 图 A2 和表 1 可以看出:①原始超短期预测模型的预测结果与实测结果的相关性很好,相关系数约为 0.9,二者具有显著相关;②预测结果

与实测结果的偏差较大,均方根误差约为 20%,平均绝对误差约为 17%,预测数据合格率约为 60%;
③预测结果与实测结果相比,预测结果偏小的概率远大于预测结果偏大的概率,由图 1 中负误差占绝大多数也可看出这一点。

2.2 误差分析与模型改进

原始预测模型的预测结果整体小于实测结果,但二者具有显著相关,说明:原始超短期预测模型能够很好地预测风电场输出功率的变化趋势,但由于误差的影响导致预测结果的绝对值与实测结果偏离。预测模型的误差主要来源于 2 个方面:一是模型的系统误差;二是尾流效应的影响。

2.2.1 系统误差

由图 1 可以看出,原始超短期模型的预测结果整体小于实测结果,说明系统误差的作用使得原始超短期模型的预测结果偏小。以 2009 年 10 月 24 日—2009 年 12 月 24 日数据为训练样本,统计分析系统误差对预报结果的影响。图 2 对比了原始超短期预测模型的预测结果和实测结果,可以看出,几乎所有的样本点都位于 1:1 线上方,再次说明系统误差的存在使得预测结果整体偏小。

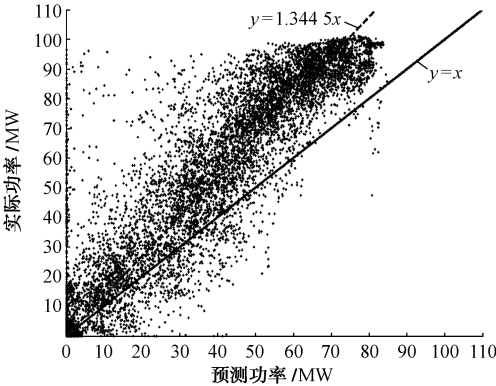


图 2 原始超短期预测模型预测结果与实测结果对比
Fig. 2 Forecasted power versus measured power for original ultra-short-term forecast model

假定超短期预测模型的预测值与真实值之间满足以下一阶线性关系:

$$P_{\text{real}} = f(P_{\text{pre}}, a, b) = aP_{\text{pre}} + b \tag{5}$$

式中: a 和 b 为系数; P_{pre} 为预测功率; P_{real} 为实际功率。

运用一阶线性回归法得:

$$P_{\text{real}} = 1.3445P_{\text{pre}} \tag{6}$$

运用式(6),可消除超短期预测模型的系统误差。

2.2.2 尾流效应

风电场尾流效应的衰减作用不是一个常数,其

随风速的变化而变化。本文采用分段统计法,以 2009 年 10 月 24 日—2009 年 12 月 24 日数据(系统误差已修订)为训练样本,分别统计分析各个风速段的尾流系数。

尾流系数 F 的定义如下:

$$F = \frac{P_{\text{real}}}{P_{\text{pre}}} \tag{7}$$

尾流系数 F 是风速的函数,当处于不同风速下时,风电场全场收到的综合尾流效应也不尽相同。因此,尾流系数应满足如下关系:

$$F = f(V_w) \tag{8}$$

本文为研究不同风速情况下的尾流效应对超短期预测模型的影响,将风速在 0~30 m/s 范围内,每 0.5 m/s 划分为一个区间,共 60 个区间进行研究。其中有效数据段的尾流系数详见附录 B。

因此结合式(7)和式(8)可以得到:

$$P_{\text{real}} = P_{\text{pre}} F_i = P_{\text{pre}} f(V_{wi}) \tag{9}$$

式中:下标 i 表示第 i 个风速区间段。

运用式(9)可修订由尾流效应影响所造成的超短期预测模型的预报误差。

3 改进模型预测结果分析

本文以 2009 年 12 月 25 日—2010 年 1 月 24 日数据为验证样本,验证经系统误差修订和尾流系数改进后模型的预测结果。改进模型的运行结果如图 3 和表 2 所示,其中 BP-ANN 预测结果与实测结果对比见附录 A 图 A3。

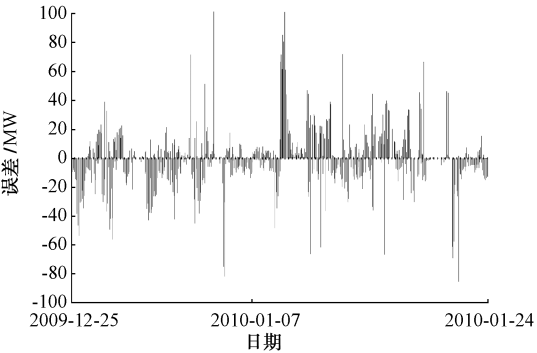


图 3 改进后超短期预测模型的预测误差
Fig. 3 Error of improved ultra-short-term forecast model

表 2 改进超短期预测模型的预测统计结果
Tab. 2 Forecasted results of improved ultra-short-term forecast model

平均方式	装机容量/ MW	相关系数/ %	均方根 误差/ %	平均绝对 误差/ %	误差小于 20%/ %	样本数
10 min 平均	101.6	89.90	15.02	9.95	86.69	3 568
1 h 平均	101.6	91.11	14.21	9.48	88.91	649

由图3和表2可知,改进模型的预测结果能够很好地与实测结果相吻合,正负误差出现概率相当,且大误差值(误差值 >20 MW)的出现概率与原始模型相比明显减小。改进后模型预测结果的均方根误差约为 $14\%\sim 15\%$,平均绝对误差约为 9% ,数据合格率为 $86\%\sim 89\%$ 。与原始模型相比,修正后模型的预测结果有了明显改善:均方根误差约减小 6% ,平均绝对误差约减小 7% ,数据合格率提高 27% 左右。超短期预测模型经改进后预测效果明显得到改善,改进后模型的预测结果对于风电场调度具有一定的参考意义。

4 结语

风电场输出功率预测对接入大量风电的电力系统调度及安全稳定运行具有重要意义。作者采用BP-ANN法在风电场现场实现了超短期风电场输出功率预测系统,系统于2009年10月—2010年1月期间稳定运行,本文采用该时段数据对超短期预测模型的预测结果进行了统计分析并提出了改进模型。

统计模型的预测精度将随着的历史数据和经验的累积而不断改进,通过3个月实际运行数据对该统计模型的系统误差和风电场的尾流效应进行修订,修正后的超短期预测模型与原始模型相比输出功率的预测结果明显改善,均方根误差约下降了 6% ,平均绝对误差约下降了 7% ,预测数据合格率约提高了 27% 。

除本文所研究的系统误差和尾流效应的影响外,还有许多导致误差的因素需进一步深入研究,例如:风电场现场所在沿海地区的风速、风向变化较快,气象条件复杂,也是造成误差的主要原因之一;采用统计模型无法对天气突变进行准确预测,当这类情况出现时预测结果将会产生很大误差;尾流效应除与风速有关外还与风向、地形等诸多因素相关。此外,风电机组工况信息的接入以及完备的风电场历史运行数据对于风电场输出功率预测模型的建立和预测准确性具有重要的影响,应加快大型风电场的改造步伐,建立集控中心,储存风电机组的历史工况及历史运行数据。

感谢国网电力科学研究院风电场出力预测关键技术研究项目(NARI-2007-13)对本文研究的资助。

附录见本刊网络版(<http://aeps.sgepri.sgcc.com.cn/aeps/ch/index.aspx>)。

参考文献

- [1] 井天军,阮睿,杨明皓.基于等效平均风速的风力发电功率预测[J].电力系统自动化,2009,33(24):83-87.
JING Tianjun, RUAN Rui, YANG Minghao. Wind power forecast based on equivalent average wind speed[J]. Automation of Electric Power Systems, 2009, 33(24): 83-87.
- [2] 汪宁渤,马彦宏,夏懿.甘肃酒泉10 GW级风电基地面临的巨大挑战[J].电力建设,2010,31(1):101-104.
WANG Ningbo, MA Yanhong, XIA Yi. Enormous challenges for Gansu Jiuquan 10 GW wind power base[J]. Electric Power Construction, 2010, 31(1): 101-104.
- [3] 刘永前,韩爽,胡永生.风电场出力短期预报研究综述[J].现代电力,2007,24(5):6-11.
LIU Yongqian, HAN Shuang, HU Yongsheng. Review on short-term wind power prediction[J]. Modern Electric Power, 2007, 24(5): 6-11.
- [4] 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,2007,25(11):1-5.
YANG Xiuyuan, XIAO Yang, CHEN Shuyong. Wind speed and generated power forecasting wind farm[J]. Proceedings of the CSEE, 2007, 25(11): 1-5.
- [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] MONTEIRO C, BESSA R, MIRANDA V, et al. Wind power forecasting: state-of-the-art 2009 [R/OL]. [2010-08-07]. http://www.osti.gov/energycitations/product.biblio.jsp?osti_id=968212.
- [7] GIEBEL G, LANDBERG L, KARINIOTAKIS G, et al. State-of-the-art on methods and software tools for short-term prediction of wind energy production [C]// Proceedings of European Wind Energy Conference & Exhibition, June 16-19, 2003, Madrid, Spain.
- [8] 李智,韩学山,韩力,等.地区电网风电场功率超短期预测方法[J].电力系统自动化,2010,34(7):90-94.
LI Zhi, HAN Xueshan, HAN Li, et al. An ultra-short-term wind power forecasting method in regional grids[J]. Automation of Electric Power Systems, 2010, 34(7): 90-94.
- [9] 蒋小亮,蒋传文,彭明鸿,等.基于时间连续性及季节周期性的风速短期组合预测方法[J].电力系统自动化,2010,34(15):75-79.
JIANG Xiaoliang, JIANG Chuanwen, PENG Minghong, et al. A short-term combination wind speed forecasting method considering seasonal periodicity and time-continuity[J]. Automation of Electric Power Systems, 2010, 34(15): 75-79.
- [10] MILLIGAN M, SCHWARTZ M N, WAN Y. Statistical wind power forecasting for U. S. wind farms[C]// Proceedings of the 17th Conference on Probability and Statistics in the Atmospheric Sciences, May 18-21, 2003, Austin, TX, USA.
- [11] TORRES J L, GARCIA A, de BLAS M, et al. Forecast of hourly average wind speed with ARMA models in Navarre (Spain)[J]. Solar Energy, 2005, 79(1): 65-77.

(下转第87页 continued on page 87)

- [12] 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.
- [13] SFETSOS A. A comparison of various forecasting techniques applied to mean hourly wind speed time series[J]. Renewable Energy, 2000, 15(21): 23-35.
- [14] MOHANDS M A, REHMAN S, HALAWANI T O. A neural networks approach for wind speed prediction [J]. Renewable Energy, 1998, 13(3): 345-354.
- [15] 张国强,张伯明. 基于组合预测的风电场风速及风电机功率预测[J]. 电力系统自动化,2009,33(18):92-95.
ZHANG Guoqiang, ZHANG Boming. Wind speed and wind turbine output forecast based on combination method [J]. Automation of Electric Power Systems, 2009, 33(18): 92-95.
- [16] COLLINS J, PARKES J, TINDAL A. 关于大型风电场发电量预测模型的讨论[J]. 中国风能,2009,6(1):60-64.
COLLINS J, PARKES J, TINDAL A. Discussion of large-

- scale wind power prediction model[J]. China Wind Energy, 2009, 6(1): 60-64.
- [17] 汪宁渤,马彦宏,刘福潮,等. 甘肃酒泉风电基地风电预测预报系统[J]. 电力系统自动化,2009,33(16):88-90.
WANG Ningbo, MA Yanhong, LIU Fuchao, et al. A wind power forecast system for Jiuquan wind power base in Gansu Province[J]. Automation of Electric Power Systems, 2009, 33(16): 88-90.

陈 颖(1984—),男,通信作者,硕士,工程师,主要研究方向:光伏和风能等清洁能源电站的输出功率预测、数值天气预报技术在可再生能源利用中的应用以及电网气象应用技术。E-mail: cycy1320@163.com

周 海(1975—),男,硕士,工程师,主要研究方向:水文测报及新能源预测技术。

王文鹏(1983—),男,硕士,工程师,主要研究方向:风能电站的输出功率预测、水文预报、水库调度技术,以及水文不确定性。

Improvement of Ultra-short-term Forecast for Wind Power

CHEN Ying, ZHOU Hai, WANG Wenpeng, CAO Xiao, DING Jie
(State Grid Electric Power Research Institute, Nanjing 210003, China)

Abstract: Wind power forecast is highly beneficial for the dispatch and stable operation of power system with large-scale of wind power. The model structure of a back propagation artificial neural network (BP-ANN) is introduced for the wind power ultra-short-term forecasting system in operation since October, 2009. By analyzing three months' forecasting results of the model, the system error is calibrated and the impact of wake effects on the forecasting results is also corrected by statistical approach, thus the forecasting precision can be improved. The root mean square errors of modified model are 6% lower and mean absolute errors are 7% lower than those of original model, indicating a significant improvement of the forecasting model. The forecasting results coincide with the field measured results and demonstrate the referential significance for the wind farm dispatch.

Key words: wind power forecast; ultra-short-term forecast; artificial neural network (ANN); system error; wake effect; wind power generation

附录 A BP 神经网络结构图

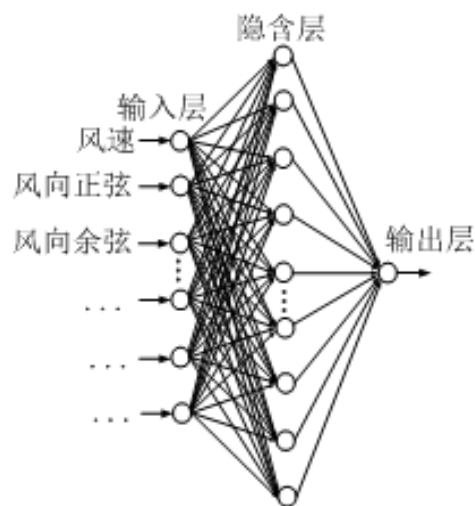


图 A1 BP 神经网络结构
Fig.A1 Structure of BP-ANN

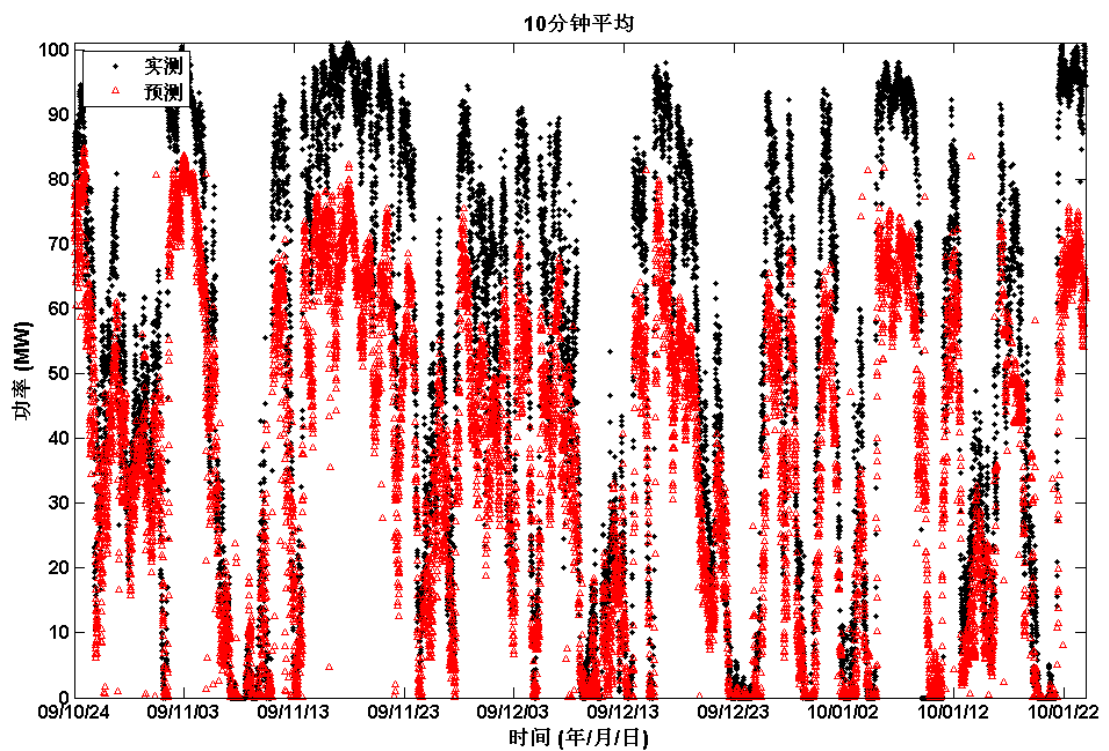


图 A2 原始 BP-ANN 预测结果与实测结果对比(黑点为风电场实测结果，红三角为 BP-ANN 预测结果)
Fig.A2 Comparison of predicted result and measured result for the original model

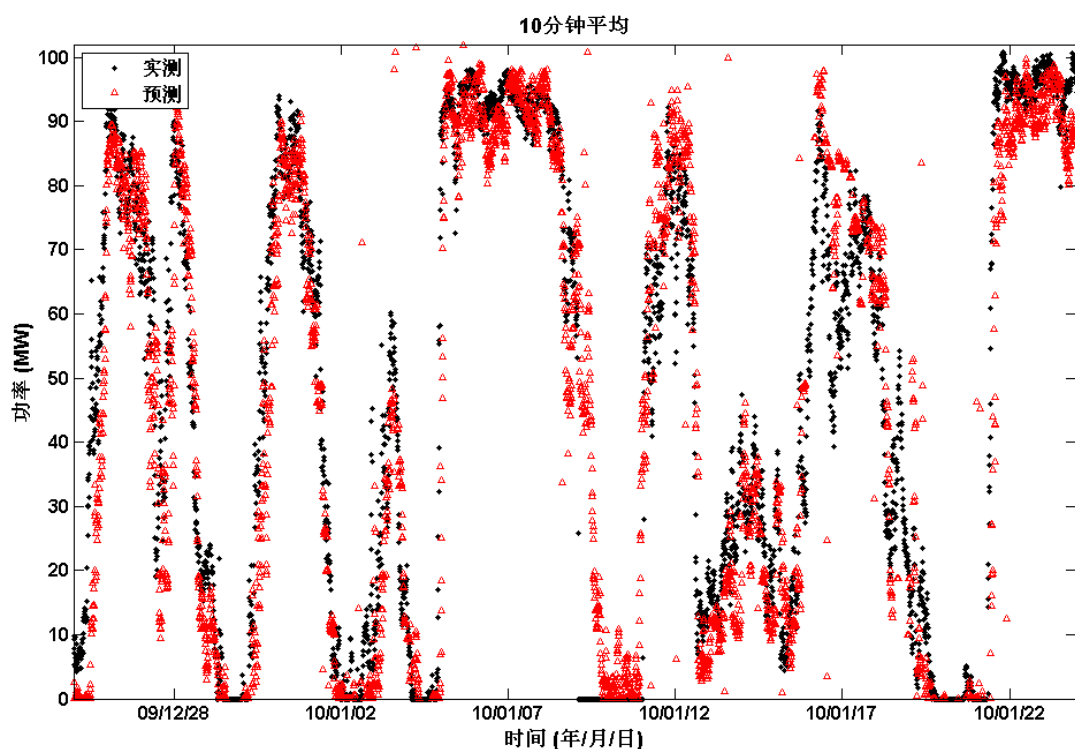


图 A3 改进后 BP-ANN 预测结果与实测结果对比(黑点为风电场实测结果, 红三角为 BP-ANN 预测结果)
Fig.A3 Comparison of predicted result and measured result for the improved model

附录 B 风电场尾流系数统计表

表 B1 风电场尾流系数统计表
Tab.B1 Wake Effect Factor

风速/(m·s ⁻¹)	尾流系数	风速/(m·s ⁻¹)	尾流系数	风速/(m·s ⁻¹)	尾流系数
3.5 ~ 4.0	2.376261283	9.5 ~ 10.0	1.052456053	15.5 ~ 16.0	1.020316218
4.0 ~ 4.5	1.712411095	10.0 ~ 10.5	0.971776962	16.0 ~ 16.5	0.98102533
4.5 ~ 5.0	1.909773646	10.5 ~ 11.0	1.045747259	16.5 ~ 17.0	0.979487795
5.0 ~ 5.5	2.018952122	11.0 ~ 11.5	1.018556955	17.0 ~ 17.5 s	0.969100717
5.5 ~ 6.0	1.398719251	11.5 ~ 12.0	1.043441568	17.5 ~ 18.0	0.957070771
6.0 ~ 6.5	1.055310151	12.0 ~ 12.5	1.077523145	18.0 ~ 18.5	0.927910751
6.5 ~ 7.0	1.055325749	12.5 ~ 13.0	1.12273088	18.5 ~ 19.0	0.908733179
7.0 ~ 7.5	1.141791163	13.0 ~ 13.5	1.113018435	19.0 ~ 19.5	0.901269185
7.5 ~ 8.0	0.986519028	13.5 ~ 14.0	1.102983225	19.5 ~ 20.0	0.888410767
8.0 ~ 8.5	1.041736526	14.0 ~ 14.5	1.066664474	20.0 ~ 20.5	0.888957539
8.5 ~ 9.0	0.886581979	14.5 ~ 15.0	1.03942449	20.5 ~ 21.0	0.88758846
9.0 ~ 9.5	1.016522444	15.0 ~ 15.5	1.014162273	21.0 ~ 21.5	0.88572923