

# 基于神经网络的风电场超短期风速数值预报的动态修订

吴息<sup>1</sup>, 王彬滨<sup>1</sup>, 周海<sup>2</sup>, 余江<sup>1</sup>, 崔方<sup>2</sup>

1. 南京信息工程大学气象灾害省部共建教育部重点实验室, 南京 210044
2. 国网电力科学研究院清洁能源发电研究所, 南京 210003

**摘要** 针对风电场风功率预测所需的离地 70m、0~4h 的超短期风速预报, 本文利用中央气象台发布的 MM5 格点输出的数值预报风速及测风塔实时发回的气象资料, 探讨了利用神经网络将前期误差观测值和测风塔湍流指标等因子对 MM5 数值预报风速进行动态修订的方法, 建立动态修订超短期预报模型, 为满足风电场超短期风功率预报的工程应用提供一定的参考。结果表明, 修订后的预报风速平均绝对误差等指标大幅降低, 有效地提高了预报精度。

**关键词** 风速数值预报; 神经网络; 风功率; 动态修订

中图分类号 P49

文献标志码 A

doi 10.3981/j.issn.1000-7857.2013.34.007

## Dynamic Modification of Super Short Term Numerical Wind Forecast Based on Neural Networks at Wind Farm

WU Xi<sup>1</sup>, WANG Binbin<sup>1</sup>, ZHOU Hai<sup>2</sup>, YU Jiang<sup>1</sup>, CUI Fang<sup>2</sup>

1. Key Laboratory of Meteorological Disaster of Ministry of Education, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China
2. Institute of Clean Energy Generation, State Grid Electric Power Research Institute, Nanjing 210003, China

**Abstract** For effective planning and scheduling and for Wind Power Prediction (WPP) at 70 meters above the ground and 0-4h super short term wind speed forecasting, this paper uses the NWP wind speed of MM5 grids from the National Meteorological Center to analyze the prediction error at the wind tower height in a wind farm which is located off the coast. Based on the meteorological data from the wind tower and after data statistical analysis, it is found that the numerical forecast wind speed errors have correlations with themselves and the prediction errors are caused by the elements of sustainability. A method using earlier observation errors and turbulent index to revise the wind speed forecasting of MM5 is discussed and an ANN dynamic modification model for super short term forecasting is set up. The results show that after correction of the forecast wind speed, the mean absolute error is reduced and the prediction accuracy is improved effectively. It is also shown that the error index decreases about 40%, and the prediction curve can better reflect the high frequency of wind speed fluctuations, which better agrees with the measured wind speed curve. Update can be done once every four hours, satisfying the requirements of power grid dispatching. The method is simple and economic and can be used widely in small and medium-sized wind farms. It will help effective use of wind power as well as safe operation of power companies.

**Keywords** numerical forecast of wind; neural networks; wind power; dynamic modification

### 0 引言

随着风力发电规模的增大, 为进行有效地计划和调度, 需要对风电场风速及功率输出做出有效的预报 (Wind Power Prediction, WPP), 准确的风速预报将有助于电力公司有效地

使用风力发电以及安全运行<sup>[1]</sup>。

风速预报方法主要有统计预报、数值预报、动力-统计结合预报 3 类方法<sup>[2]</sup>。数值预报具有明确的数理意义, 被认为是最有效的方法<sup>[3]</sup>。但是根据目前的风电场风速预报实践, 针对

收稿日期: 2013-07-02; 修回日期: 2013-10-21

基金项目: 江苏省科技支撑计划项目 (BE2010200); 科技部公益性行业 (气象) 科研专项 (GYHY201206026); 江苏高校优势学科建设工程项目

作者简介: 吴息, 教授, 研究方向为气候资源开发, 电子邮箱: wuxi57n@nui.st.edu.cn

风机位置的风速数值预报的准确率仍不能满足电网调度的需要。对数值预报误差进行统计分析,从而对风速数值预报进行修订,可以在一定程度上提高预报精度。此类研究已有一定基础,李莉等<sup>[4]</sup>使用卡尔曼滤波的自适应误差修订方法,对国家气象中心业务全球集合预报系统的系统性误差进行了估计和修订;马清等<sup>[5]</sup>利用类似 KALMAN 滤波的自适应误差修订法,对中国国家气象中心、日本气象厅、美国国家环境预报中心、加拿大气象中心和澳大利亚-法国气象局的区域集合预报模式 2m 温度预报进行了修订;杨晓君等<sup>[6]</sup>采用新的渤海风速推算模式,对 MM5 中尺度数值模式预报的风速场进行修订后的结果表明,修订后的预报风速结果更接近实际风场;孙丞虎等<sup>[7]</sup>利用一种基于统计相似的模式误差修订方法,有效地改善了原有模式的预报性能;王启光等<sup>[8]</sup>利用相似年的降水误差场对模式结果进行相似误差修订,发现相似误差修订效果明显优于系统误差修订。

本研究在 WPP 的超短期风速预报中,利用神经网络对数值预报值进行修订,即利用测风塔实时发回的实测风速计算预报误差,并利用神经网络方法对沿海某地风速数值预报产品进行动态修订,以实现减小预报误差。

## 1 研究资料

### 1.1 测风塔资料

为获取研究所需的风速资料,国网电力科学研究院清洁能源发电研究所在福建海域近海的小岛上建立了 2 座测风铁塔,分别编号 1 号塔和 2 号塔。1 号塔位于福建平潭县的小岛,距离大陆海岸线约 20km,其西面散布着大大小小的岛屿,西侧 1km 处为平潭岛,测风塔的经纬度为 25°39'N, 119°48'E,测风塔基座海拔高度约为 30m,该塔设置了 4 层风速观测,采用 Gill 公司的 Windsonic 超声风速、风向传感器,塔层设备高度分别为 10、20、30、40m,传感器距离平均海水面的实际高度为 40、50、60、70m;在第 1 层和第 4 层分别设置了罗卓尼克公司的 CP01 温湿度传感器。2 号测风塔位于福建漳浦县近海,经纬度为 23°57'N, 117°48'E。塔基所在小尖山礁距离大陆海

岸线最短距离约为 10km,西面 3km 处是六鳌半岛,小尖山礁面积很小,塔基海拔高度 12.8m,该塔设置了 4 层风速观测,传感器型号与 1 号塔相同,塔层设备高度分别为 10、30、50、70m,传感器距离平均海平面的实际高度为 22.8、42.8、62.8、82.8m;在第 1 层和第 4 层也分别设置了温湿度传感器。两座测风塔气象要素资料采集期为 2009 年 12 月至 2010 年 11 月,观测项目包括 4 层高度的 10min 平均风速、风向和水平风速标准差  $\sigma_v$ 、10min 平均温度、相对湿度等。

### 1.2 数值预报产品 (MM5) 资料

研究收集的数值预报产品是由中央气象台发布的中尺度数值模式 MM5 的预报资料,每天 8:00 和 20:00 两次更新,最大预报时效 48h,时间分辨率 3h,收集的产品要素资料见表 1。

表 1 收集的部分 MM5 模式产品要素资料  
Table 1 Partial collected data elements of MM5 products

要素	资料层次	网格间距	时间分辨率/h
位势高度	200hPa、500hPa、700hPa、850hPa、925hPa、1000hPa	0.25°×0.25°	3
气温	200hPa、500hPa、700hPa、850hPa、925hPa、1000hPa、地面	0.25°×0.25°	3
相对湿度	200hPa、500hPa、700hPa、850hPa、925hPa、1000hPa、地面	0.25°×0.25°	3
风速分量	200hPa、500hPa、700hPa、850hPa、925hPa、1000hPa、地面	0.50°×0.50°	3
气压	海平面	0.25°×0.25°	3

## 2 MM5 风速数值预报的误差分析

以测风塔顶层风速  $V$  的小时平均风速为预报量,将 MM5 数值预报风速插值得到两个测风塔各自的预报风速  $V_m$ ,其中时间分辨采用线性内插方式由 3h 插值到每小时,水平插值采用反距离权重方法<sup>[9]</sup>,垂直插值采用指数律廓线<sup>[10]</sup>。根据以上步骤得出 2010 年各月的数值预报风速的实际预报效果(表 2)。

表 2 MM5 数值预报风速的预报效果指标  
Table 2 Forecast effect indicators of MM5 numerical prediction of wind speed

月份	1 号测风塔					2 号测风塔				
	平均误差/ (m·s <sup>-1</sup> )	平均绝对误差/(m·s <sup>-1</sup> )	平均相对误差/%	均方根误差/(m·s <sup>-1</sup> )	相关系数	平均误差/ (m·s <sup>-1</sup> )	平均绝对误差/(m·s <sup>-1</sup> )	平均相对误差/%	均方根误差/(m·s <sup>-1</sup> )	相关系数
2	1.2977	2.2914	34.95	2.8475	0.8289	-0.3408	2.1201	54.18	2.7075	0.6850
3	0.7916	2.0923	40.27	2.7685	0.8029	-0.3270	2.5930	53.41	3.4062	0.6195
4	0.9615	2.3219	43.11	2.9675	0.8066	0.0064	2.0212	47.85	2.6527	0.7578
5	1.2619	2.6927	44.38	3.4947	0.3363	0.6346	2.2400	58.96	2.9625	0.4137
6	-0.4131	1.9807	51.60	2.6893	0.7489	-0.5641	2.2892	59.14	2.8639	0.5517
7	1.2277	2.1656	34.14	2.7877	0.7418	-0.5724	2.1021	65.76	2.6634	0.6843
8	2.8218	3.5957	50.87	4.8258	0.2041	0.7524	2.1667	52.33	2.8122	0.3232
9	1.6548	2.9602	46.93	3.8282	0.7367	-0.7723	2.7405	67.18	3.8997	0.5607
10	1.9753	2.4486	22.48	3.1655	0.8907	-1.9550	3.5552	42.73	4.8190	0.5998
11	1.4166	1.9008	17.44	2.2947	0.8381	-2.6991	3.1497	50.42	3.8249	0.5917
平均值	1.2996	2.445	38.62	3.1669	0.6935	-0.5837	2.4978	55.20	3.2612	0.5787

由表 2 可以得到,2 座塔的各月平均误差具有较大的绝对值,说明对测风塔所在位置的风速预报存在某种系统误差,造成预报误差的原因很复杂,本文仅讨论减少误差的方法,不具体分析误差的成因。采用系统修正的方法进行修正后,平均误差变得基本接近为 0,但绝对误差和均方误差减少有限,达不到预期的目标。

### 3 利用神经网络的 MM5 风速预报的动态修订方法

#### 3.1 基于神经网络的误差后延修订方法

误差后延修订方法即预测一定时段数值预报的误差并利用它对预报值进行修订,如对 1~4h 的超短期预报。由于测风塔实测风速  $V_t$  可以实时发回,即可以实时获得数值预报误差序列

$$\Delta V_t = V_t - V_{m,t} \quad (1)$$

式中,  $V_{m,t}$  是数值预报格点输出的风速, m/s;  $\Delta V_t$  是数值预报格点输出的风速误差, m/s。

分析该序列的规律,可以在  $t$  时刻采用前若干时次的实际预报误差  $\Delta V_{t-j}$  作为自变量,建立  $t$  时刻后 1~4h 时次的误差的预测模型:

$$D_{t+i} = \Delta \hat{V}_{t+i} = F(\Delta V_t, \Delta V_{t-1}, \Delta V_{t-2}, \dots, \Delta V_{t-j}) \quad i=1,2,3,4 \quad (2)$$

式中,  $F$  为建立的神经网络模型,本文取  $j=1,2$ ;  $D_{t+i}$  和  $\Delta \hat{V}_{t+i}$  为风速误差的预测值, m/s,即在数值预报风速的基础上,进一步预测其预报修订值。从而得到  $t$  时刻后 1~4h 预报时段的修订后风速预报值

$$\hat{V}_{t+i} = V_{m,t+i} + D_{t+i} \quad i=1,2,3,4 \quad (3)$$

式中,  $V_{m,t+i}$  为数值预报风速值, m/s;  $\hat{V}_{t+i}$  为最终修订后的风速预报值, m/s。借助于该动态修订方法可以实现每 4h 更新的发布,从而满足电力调度的技术要求。

#### 3.2 BP 神经网络对数值风速预报误差的预测

BP(Back Propagation)网络方法是按误差逆传播算法训练的多层前馈网络,也是目前应用最广泛的神经网络模型之一<sup>[11]</sup>,在超短期风速预测中表现出良好的性能<sup>[12]</sup>。

本文采用 3 层多节点输出的 BP 网络,含有 1 层隐含层,数学上已经证明了 3 层的 BP 网络可以逼近任意的函数<sup>[13]</sup>。因此,采用 Levenberg-Marquardt 训练方法<sup>[14]</sup>,在网络训练过程中根据迭代次数的增加不断地调整权重和阈值,使得输出结果跟目标输出的平均误差不断减小,从而找到输入跟目标输出的最优关系,而且对于中小型网络,采用 Levenberg-Marquardt 训练方法结果较优<sup>[15]</sup>。

经多次试验,根据输入的因子确定输入层神经元节点数为 3 个(即输入节点为 3),根据预测的时域确定输出层神经元节点数为 4 个节点。但是对于隐含层节点数的选择及其确定是非常复杂的科学问题,目前还没有具体的定义。根据已有的经验公式<sup>[16]</sup>,本文所用方法选用公式  $M=2N+1$  计算隐含层节点的初值,  $N$  为输入层神经元节点个数。较多的隐含层节

点数会使网络出现“过学习”的情况,而较少隐含层节点数网络的泛化能力大大地减小<sup>[17]</sup>。因此经多次反复网络效果验证,最终确定的隐含层节点数为 7,隐含层节点转移函数采用 tan-sigmoid 函数<sup>[18]</sup>,输出层则采用线性函数<sup>[19]</sup>。

数据集为测风塔 70m 高处实测每小时风速预报误差  $\Delta V_t$ ,数据时段为 1 年,划分为训练集与预测集。以前 2 个月(2009 年 12 月—2010 年 1 月)的数据为训练数据,后 10 个月(2010 年 2—11 月)作为预测集。考虑季节因素,对序列按月份分别进行标准化处理,以达到平稳化和归一化的目的

$$\Delta V'_t = \frac{\Delta V_t - \overline{\Delta V}}{S_{\Delta V}} \quad (4)$$

式中,  $\overline{\Delta V}$  为  $\Delta V$  的月平均值, m/s;  $S_{\Delta V}$  为每个月  $\Delta V$  的标准差, m/s。

对用于建立修订值的神经网络输入层的因子选择,除前期的预报误差值外,还与近地层风速和大气湍流强度有关<sup>[20]</sup>。利用实时发回的测风塔塔层气象资料,可得各时次的湍流强度因子,包括里查逊系数、风廓线指数、温度垂直递减率、风速标准差  $S_v$  等。经反复的因子筛选和效果对比,最终选取临近 2 个时次的风速预报误差值  $\Delta V_t = V_t - V_{m,t}$ ,  $\Delta V_{t-1} = V_{t-1} - V_{m,t-1}$  及  $S_{v,t}$  作为输入层因子,根据训练集资料,进行训练,得到误差值的神经网络预测模型

$$D_{t+i} = F(\Delta V_{t-1}, \Delta V_t, S_{v,t}) \quad i=1,2,3,4 \quad (5)$$

将  $D_{t+i}$  带入式(3)可以得到修订后的风速预报值。每 4h 可对风速数值预报值进行 1 次修订,得到 1~4h 的超短期风速新的预报值  $\hat{V}_{t+i}$ 。

### 4 误差后延修订方法预报效果分析

对 1、2 号测风塔前两个月的数据分别进行神经网络训练,利用训练后的神经网络对 2010 年 2—11 月的数值预报风速进行修订。图 1、图 2 分别给出了 1、2 号测风塔 2010 年 2、5、8、11 月 2 日 00:00 至 7 日 00:00 的风速实测值  $V$ 、数值预报值  $V_m$  及误差后延修订的预测值  $\hat{V}$  的曲线图。

由图 1 和图 2 可以得到,相对于 MM5 风速预报值,神经网络修订后的风速预报值曲线更接近实际风速曲线,与实际风速曲线更加吻合,并且 MM5 预报值对较高频的峰值或谷值不易响应,而修订后的预报曲线则能够体现出较高频的波动,如 2 号塔 5 月和 8 月的情况最明显。

对比表 2 和表 3,从 10 个月的平均效果可以看到,预报误差有明显改善,其中 1 号塔的平均绝对误差由 2.5m/s 下降至 1.4m/s,平均相对误差由 38.6% 下降至 23.9%,均方误差由 3.2m/s 下降至 1.9m/s; 2 号塔的情况差不多,平均绝对误差由 2.5m/s 下降至 1.4m/s,平均相对误差由 55.2% 下降至 30.9%,均方误差由 3.3m/s 下降至 1.9m/s。利用该模型对低分辨率的数值预报风速进行动态修订,可以较大幅度地改善预报精度,各误差指标下降幅度均在 40% 左右。

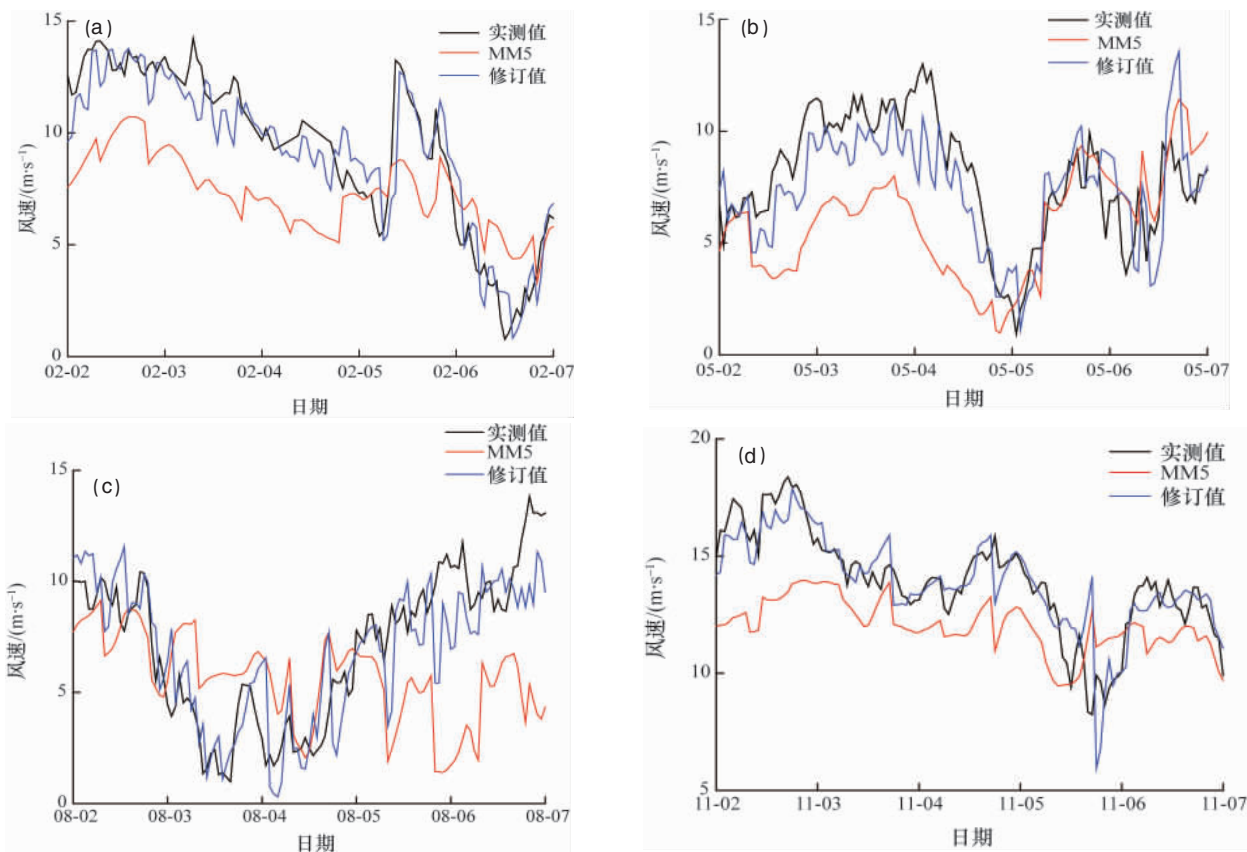
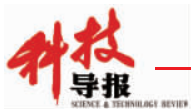


图 1 对 1 号塔的 MM5 风速预报修订的部分结果 (2010 年)

Fig. 1 Partial results of MM5 wind speed forecast modification for No.1 tower (2010)

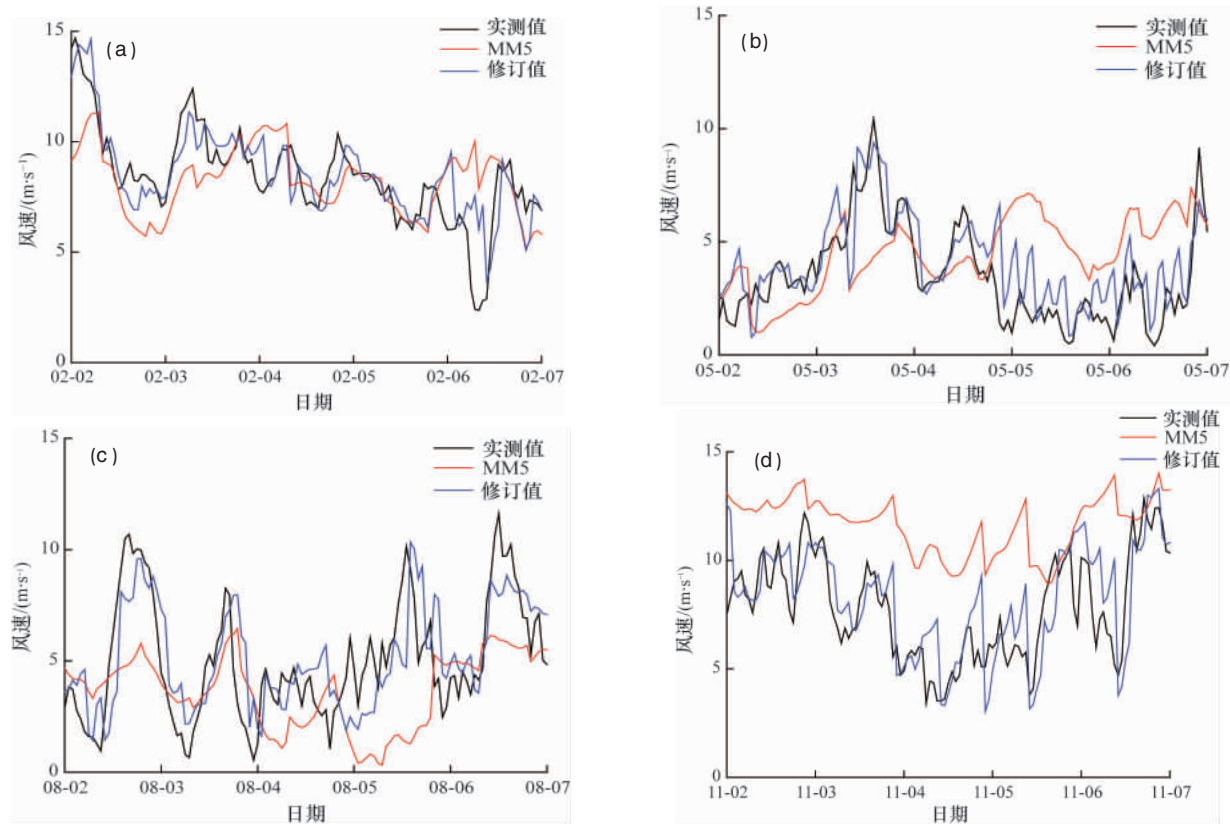


图 2 对 2 号塔的 MM5 风速预报修订的部分结果 (2010 年)

Fig. 2 Partial results of MM5 wind speed forecast modification for No.2 tower (2010)

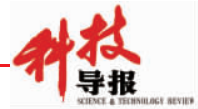


表 3 神经网络修订后的风速预报效果指标  
Table 3 Forecast effect indicators of Neural Networks modification

月份	1 号测风塔					2 号测风塔				
	平均误差/ (m·s <sup>-1</sup> )	平均绝对误 差/(m·s <sup>-1</sup> )	平均相对 误差/%	均方根误 差/(m·s <sup>-1</sup> )	相关系数	平均误差/ (m·s <sup>-1</sup> )	平均绝对误 差/(m·s <sup>-1</sup> )	平均相对 误差/%	均方根误 差/(m·s <sup>-1</sup> )	相关系数
2	0.0147	1.3025	24.86	1.7677	0.9184	-0.1179	1.2886	30.14	1.7851	0.8685
3	-0.0531	1.4092	26.41	1.9326	0.8989	-0.1196	1.4819	30.76	2.0434	0.8500
4	0.0396	1.3896	28.80	1.8950	0.9176	-0.1005	1.2595	30.89	1.7223	0.9064
5	0.2605	1.6212	28.48	2.2405	0.7185	-0.1858	1.2796	33.58	1.7742	0.8160
6	0.1122	1.4465	29.35	1.9476	0.8750	-0.1357	1.4543	31.43	1.9476	0.8042
7	0.1695	1.4477	23.71	1.8829	0.8567	-0.1939	1.2770	33.92	1.6841	0.8825
8	0.1516	1.6514	27.07	2.2685	0.7745	-0.2461	1.4091	39.77	1.8456	0.7419
9	0.0083	1.5006	29.58	2.0691	0.9141	-0.0828	1.5928	38.97	2.4310	0.7998
10	0.2018	1.1083	11.15	1.6867	0.9514	0.1194	1.5814	18.68	2.3781	0.8689
11	-0.0296	0.9130	9.53	1.3637	0.9131	-0.0094	1.4309	20.31	1.8423	0.8127
平均值	0.0876	1.3790	23.89	1.9054	0.8738	-0.1072	1.4055	30.85	1.9454	0.8351

### 5 结论

风能是优秀的可再生能源之一，其开发前景十分可观。准确的风速预报可以减少备转容量，有利于电网的调度以及保障风电场的安全运行。本文在数值预报的基础上，根据测风塔实时传回的气象资料，建立风速误差后延模拟的 BP 神经网络模型，从而对低分辨率的数值预报结果做出修订，将数值预报的修订结果用于风电场的超短期风速预报。通过本文研究得出以下结论。

(1) 风电场功率预测需要时间高分辨率的定点风速预报，探索近海海面风电场 1~4h 预报时效的逐小时短期风速预报方法。

(2) 利用神经网络方法对低分辨率的数值预报风速进行动态修订，可以较大幅度的改善预报精度，误差指标下降幅度均在 40% 左右。

(3) 经过修订后的风速预报曲线能更好地反映较高频的风速波动，与实测风速曲线吻合得较好。

(4) 动态修订方法能够对低分辨率的数值预报风速进行修订，在有效提高风电场风速预报准确的同时，能够做到每 4 小时更新发布 1 次，满足电网调度的技术要求。

(5) 本方法将数值预报产品与统计方法相结合，并充分利用风电场测风塔实时资料。方法简单、经济，利于在中小型风电场推广使用。

#### 参考文献 (References)

[1] 周松林, 茆美琴, 苏建徽. 基于小波分析与支持向量机的风速预测[J]. 太阳能学报, 2012, 33(3): 452-456.  
Zhou Songlin, Mao Meiqin, Su Jianhui. Acta Energeticae Solaris Sinica, 2012, 33(3): 452-456.

[2] 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): 7-13.

Liu Yongqian, Han Shuang, Hu Yongsheng. Modern Electric Power, 2007, 24(5): 7-13.

[3] 冯双磊, 王伟胜, 刘纯, 等. 基于物理原理的风电场短期风速预测研究 [J]. 太阳能学报, 2011, 32(5): 611-616.  
Feng Shuanglei, Wang Weisheng, Liu Chun, et al. Acta Energeticae Solaris Sinica, 2011, 32(5): 611-616.

[4] 李莉, 李应林, 田华, 等. T213 全球集合预报系统性误差订正研究[J]. 气象, 2011, 37(1): 31-38.  
Li Li, Li Yinglin, Tian Hua, et al. Meteorological Monthly, 2011, 37(1): 31-38.

[5] 马清, 龚建东, 李莉, 等. 超级集合预报的误差订正与集成研究 [J]. 气象, 2008, 34(3): 42-48.  
Ma Qing, Gong Jiandong, Li Li, et al. Meteorological Monthly, 2008, 34(3): 42-48.

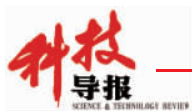
[6] 杨晓君, 何金海, 吕江津, 等. 海面风场订正对风暴潮数值模拟的影响 [J]. 气象, 2011, 37(3): 270-275.  
Yang Xiaojun, He Jinghai, Lü Jiangjin, et al. Meteorological Monthly, 2011, 37(3): 270-275.

[7] 孙丞虎, 李维京, 任宏利, 等. 一个 ENSO-动力相似误差订正模式及其后报初检验[J]. 大气科学, 2006, 30(5): 965-976.  
Sun Chenghu, Li Weijing, Ren Hongli, et al. Chinese Journal of Atmospheric Sciences, 2006, 30(5): 965-976.

[8] 王启光, 封国林, 郑志海, 等. 长江中下游汛期降水优化多因子组合客观定量化预测研究[J]. 大气科学, 2011, 35(2): 287-297.  
Wang Qiguang, Feng Guolin, Zheng Zhihai, et al. Chinese Journal of Atmospheric Sciences, 2011, 35(2): 287-297.

[9] 高歌, 龚乐冰, 赵珊珊, 等. 日降水量空间方法研究 [J]. 应用气象学报, 2007, 18(5): 732-736.  
Gao Ge, Gong Lebing, Zhao Shanshan, et al. Journal of Applied Meteorological Science, 2007, 18(5): 732-736.

[10] 申华羽, 吴息, 谢今范, 等. 近地层风能参数随高度分布的推算方法研究[J]. 气象, 2009, 35(7): 54-60.  
Shen Huayu, Wu Xi, Xie Jinfan, et al. Meteorological Monthly, 2009, 35(7): 54-60.



- [11] Hwang J N, Lay S R, Maechler M, et al. Regression modeling in back-propagation and projection pursuit learning[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1994, 5(3): 342-353.
- [12] Landberg L. Short-term Prediction of the power production from wind farms[J]. Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics, 1999, 80(1-2): 207-220.
- [13] Behera L, Kumar S, Patnaik A. On adaptive learning rate that guarantees convergence in feed forward networks[J]. Neural Networks, 2006, 17(5): 1116-1125.
- [14] Hagan M T, Menhaj M B. Training feed forward networks with marquardt algorithm[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1994, 5(6): 989-993.
- [15] Shar S, Palmieri F, Datum M. Optimal filtering algorithms for fast learning in feed forward neural networks[J]. Neural Networks, 1992, 5(5): 7790-787.
- [16] Landberg L, Watson S J. Short-term predictions of local wind conditions [J]. Boundary-Layer Meteorology, 1994(70): 171-195.
- [17] Jacobs R A. Increased rates of convergence through learning rate adaptation [J]. Neural Networks, 1988, 1(4): 295-307.
- [18] Rumelhart D E. Learning representation by BP errors[J]. Nature, 1986 (7): 64-70.
- [19] Kretschmar R, Eckert P, Cattani P. Neural network classifiers for local wind prediction[J]. Journal of Applied Meteorology, 2004, 43(5): 727-738.
- [20] Jaramillo G P, Puente C E. Strange attractors in atmosphere boundary-layer turbulence [J]. Boundary-Layer Meteorology, 1993, 64(1-2): 175-197.

(编辑 季超)

## ·学术动态·



## 《科技导报》2013年第3期学术沙龙 主题研讨“生物质纳米纤丝化纤维素与气凝胶”

2013年11月13日,由中国工程院农业学部、科技导报社主办,福建农林大学协办,主题为“生物质纳米纤丝化纤维素与气凝胶”的《科技导报》2013年第3期学术沙龙在美丽的榕城福州召开。本次沙龙吸引了来自东北林业大学、福建农林大学、中南林业科技大学、南京林业大学、浙江农林大学、青岛大学、西南林业大学、国际竹藤中心、中国科学院长春应用化学研究所、中国科学院广州能源研究所等高等院校、科研院所的百余名专家、研究生与会交流。

在本次沙龙上,中国工程院院士、东北林业大学教授李坚做了题为“生物质纳米纤丝化纤维素与气凝胶”的引领性报告。中南林业科技大学教授吴义强、浙江农林大学教授金春德、东北林业大学博士研究生卢芸、南京林业大学教授李大纲、福建农林大学博士研究生唐丽蓉、青岛大学教授余西林、东北林业大学教授于海鹏等16位专家分别做题为“纤维纳米化拆解分离与高值利用”、“废报纸绿色制备纤维素基气凝胶及其疏水吸油性能研究”、“木质纤维素气凝胶”、“光学透明、可弯曲的甲壳素纳米纤维复合薄膜的研究”、“基于功能化修饰纳米纤维素的结肠靶向给药载体的研究”、“海藻资源的纤维提取与利用”、“生物质纤维素纳米纤丝的制备、性能及应用”的学术报告。在自由发言中,与会专家围绕本次沙龙主题,针对当前生物质纳米纤丝化纤维素与气凝胶研发的热点、难点,畅所欲言,深入讨论,共同探讨了该学科领域的发展趋势和合作空间。

《科技导报》将围绕本次沙龙研讨的相关内容近期出版专题文章。