

余江,江志红,俞卫,等.风电场风速数值预报的误差分析及订正.气象科学,2015,35(5):587-592.

YU Jiang,JIANG Zhihong,YU Wei, et al.Error analysis and correction of wind speed numerical forecast at wind farm.Journal of the Meteorological Sciences, 2015,35(5):587-592. doi:10.3969/2014jms.0013

风电场风速数值预报的误差分析及订正

余江¹ 江志红¹ 俞卫² 吴息¹ 张强³

(1 南京信息工程大学 气象灾害教育部重点实验室, 南京 210044;

2 加拿大环境部,加拿大魁北克 2121;3 中国气象局 国家气候中心,北京 100081)

摘要 使用 WRF 模式对内蒙古某风电场区域内的 2011 年 1—6 月,50 m 高度的风速进行了模拟,并结合实测风速对模拟结果进行了评估。在此基础上再利用自回归模型(AR 模型)和持续法对 WRF 模式模拟结果进行了订正预报,订正结果表明:AR 模型和持续法都能有效地减小 WRF 模式风速的模拟误差,AR 模型订正效果优于持续法。为能对订正预报时效进行延长,提出了“假设观测值”概念。在 AR 模型的基础上建立一种新的订正模型称之为 New AR 模型。其订正预报结果表明:新模型能在 12 h 时效内,改善 WRF 模式风速模拟精度,其中 6 h 的改进效果较好。

关键词 风速;误差分析;订正预报;AR 模型;持续法;WRF;内蒙古

分类号: P425.63

doi:10.3969/2014jms.0013

文献标识码:

Error analysis and correction of wind speed numerical forecast at wind farm

YU Jiang¹ JIANG Zhihong¹ YU Wei² WU Xi¹ ZHANG Qiang³

(1 Key Laboratory of Meteorological Disaster of Ministry of Education, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing, 210044, China; 2 Environment Canada, Quebec 2121, Canada;

3 National Climate Center, China Meteorological Administration, Beijing 100081, China)

Abstract The wind speed at 50 m at a wind farm of Inner Mongolia from January to June of 2011 was simulated by WRF (Weather Research and Forecasting) model, then the simulation results were evaluated, combined with the observed wind speed. Furthermore, the wind speed was corrected by Auto-Regression (AR model) and Persistence. The results show that the mentioned above two methods can both effectively reduce the simulation error, while the AR model performs better than the Persistence. In order to extend the prediction period, a new revised model (New AR model) was established, based on the concept of hypothetical observation. The correction forecasting results of the new model show that New AR model can improve the wind speed accuracy of WRF within 12 hours, especially within 6 hours.

Key words Wind speed; Error analysis; Correction forecasting; AR model; Persistence; WRF; Inner Mongolia autonomous region

引言

伴随着环境污染和资源的过度消耗,可再生能

源越来越受到人们的关注。风能是一种清洁、可再生、储量巨大的能源。风电场风速预报是风力发电开发中的关键技术问题^[1]。由于风速的不稳定性,

收稿日期 (Received): 2014-01-05; 修改稿日期 (Revised): 2014-02-06; 网络出版日期 (Published on-line): 2015-04-30

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/32.1243.P.20150430.1248.006.html>

基金项目: 公益性行业(气象)科研专项(GYHY201206026); 江苏高校优势学科建设工程资助项目(PAPD)

通信作者 (Corresponding author): 江志红 (JIANG Zhihong). zhjiang@nuist.edu.cn

使得许多风力发电厂经常发生“弃风”、“停机”现象,造成了大量浪费,而对风速进行准确的预测,则有利于电力系统调度部门及时调整调度计划,从而保证电力系统的经济和安全运行^[2]。国外关于风电功率短期预测技术的研究较国内起步早且已趋于成熟。针对风电场风速预报模式,研究提高预测精度以及可靠的算法,具有重要的学术价值和工程实用价值^[3]。

目前,对风电场风速的预测方法主要有3类:统计方法、天气学方法和数值天气预报法。统计方法,即是根据历史数据来预报风电场风速的方法,主要包括:持续法^[4]、时间序列法(ARMA、ARIMA等)^[5-6]、卡尔曼滤波法(Kalman filters)^[7]、空间相关法^[8]、模糊逻辑法^[9]以及人工神经网络(ANN)^[10]等人工智能方法。其中,持续法相对简单、精确度较高而且不需要大量的建模数据,但是其预报时效较短。时间序列法则需要大量的建模数据,但只需要知道风电场的单一风速或风功率的时间序列即可建模。卡尔曼滤波法计算前提是假定噪声的统计特性已知,而事实上对噪声的统计特征的估计是比较困难的。空间相关法需要考虑风电场内多组风机的实测数据,运用风速之间的空间相关性来进行预报,要求大量原始数据,但其预报过程考虑了多个影响因素,所以有较好的预报效果。人工神经网络具有并行处理、分布式存储与容错性等特征,对于复杂问题的求解十分有效,可用于风速预报。但其存在收敛速度慢、隐节点的选取缺乏理论指导、训练数据庞大等缺点。模糊逻辑法用于风速预报其效果往往不佳,通常会与其他方法相配合使用,如人工神经网络法等。统计方法虽然在风速预报方面有一定效果,但是其缺少影响风速变化的动力学信息,而数值天气预报法则很好地弥补了这一点。

数值天气预报考虑了较多的物理过程,预报时效长,但是其预报精度随着预报时效的增加会有所降低且其对极值的模拟能力不足。龚强等^[11]应用MM5对辽宁省2个地面大风个例进行了研究,结果显示:MM5能较好地模拟大范围区域的风速变化特点,但是其对大风速的模拟能力不足,且定点模拟效果不是很理想。朱智慧等^[12]研究结果显示:WRF模式对上海沿海风速预报具有较高的准确度,但是其对近海风速的预报效果不理想。

虽然已有许多学者利用MM5等模式对风电场的风速进行了模拟并且取得了一定的效果,但是同时也存在很多不足,如对大风速模拟不理想,在复杂

地形下模拟能力不足等。本文以内蒙古某风电场为试点,在WRF模式的基础上分别结合持续法、时间序列法建立了该风电场的短期风速预报方法,为风电场短期风速预报精度的进一步提高提供技术方法。

1 研究资料及预报区域和方案

1.1 研究资料

使用内蒙古某风电场区域轮毂高度处(50 m)的实测风速值以及NCEP-FNL $1^\circ \times 1^\circ$ 全球再分析资料,资料采集时段均为2011年1月1日08:00—6月30日23:00(北京时)。实测风速时间分辨率为15 min, NCEP资料每天4时次,即00:00、06:00、12:00和18:00(世界时)。分析对象为风电场区域的所有风机小时平均风速。模式资料采用风电场区域周围4个格点的平均风速值。由于1月数据缺测严重,故实际研究时段为2011年2月1日08:00—6月30日23:00(北京时)。

1.2 WRF的预报区域和方案设计

WRF模式系统是由美国研究、业务及大学的科学家共同参与开发研究的新一代中尺度预报模式和同化系统,在气象研究中有着广泛的应用^[13-14]。研究使用WRF 3.5版本,采用三重双向嵌套,水平网格分辨率分别是27 km、9 km、3 km,垂直层次30层,顶层气压50 hPa。采用使用的数据为最内层区域即d03(图1),包括美国地质勘探局(USGS)的全球15'、12'和30"地形数据,以及NCEP-FNL全球再分析资料作为初始场和侧边界。针对该风电场的地形和地貌特点,通过不断地调整得到最佳参数化方案的组合:微物理方案是Kessler方案;使用RRTM长波辐射方案和Dudhia短波辐射方案;近地面层和边界层参数化分别采用MM5 similarity方案和MY-NN3方案;陆面过程选择Noah陆面过程方案,积云参数化为Kain-Fritsch方案。

2 WRF模拟效果分析

2.1 误差评价

使用了平均误差(E_M)、平均绝对误差(E_{MA})、均方根误差(E_{RMS})、相关系数(R)这4种指标来衡量WRF模拟效果。表1给出了2—6月各月误差评价指标值,为逐时检验平均结果。从表中可以看出, E_{MA} 大部分都在2 m/s以上,相关系数则约在0.4~0.7之间;除2月以外,其余各月模式模拟值都较实测值小;WRF模式对该风电场风速有一定模拟能

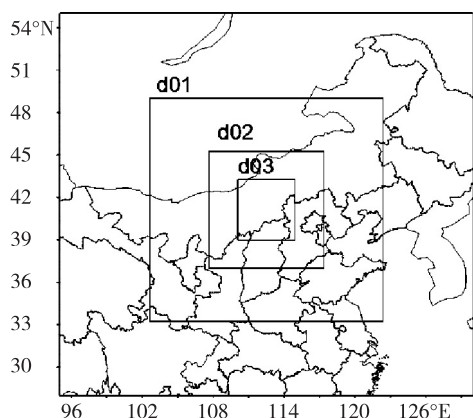


图1 WRF模式的模拟区域示意图

Fig.1 The domain of simulation experiment in WRF model

力,但是存在一定系统性偏差;各月之间模拟能力不尽相同,其主要原因可能在于 WRF 模式对各月影响该风电场天气系统的模拟能力不同,且模拟多偏小。图 2 给出了 WRF 模拟风速与实测值的对比图,可以看出,模拟效果不太理想,WRF 对极值模拟能力有所欠缺且,尚无法完全满足风电场风速精细化要求。针对此种情况,一些研究通过统计方法进行误差修正,从而改善模式的精度^[15-16]。

表 1 2—6月各月 WRF 模拟结果误差评价指标值(单位: $\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$)Table 1 The error evaluation indexes of WRF model from February to June(unit: $\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$)

评价指标	2月	3月	4月	5月	6月
E_M	0.06	-1.54	-1.39	-1.09	-0.67
E_{MA}	2.64	2.23	2.47	2.28	1.88
E_{RMS}	3.40	2.73	3.30	2.85	2.43
R	0.41	0.67	0.68	0.69	0.48

误差订正的基础之一是误差序列的持续性,自相关系数 R_t 可以衡量气象要素自身不同时刻之间的关系密切程度。图 3 给出了 2—6 月总共落后 1~12 h 的误差落后自相关系数曲线图。从图中可以看出 $R_1 \sim R_{12}$ 随 t 时刻呈逐渐减小趋势, R_1 最大。这表明前后时刻的误差值之间具有一定相关性,因此,将 WRF 模拟风速结果误差序列作为建模对象,利用持续法和 AR 模型来建立误差预报模型,根据误差预报值来修正模式模拟值,从而得到风速订正预报值。

3 持续法、AR 模型及效果分析

3.1 持续法

持续法是最简单的预报方法,预报风速误差公

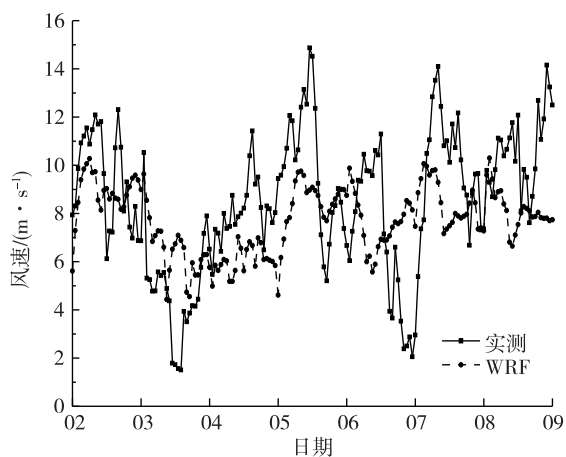


图2 2011年3月2—9日 WRF 模拟风速曲线(蓝)与实测风速曲线(黑)

Fig.2 The curves of WRF model(blue) and observation(black) from March 2 to 9, 2011

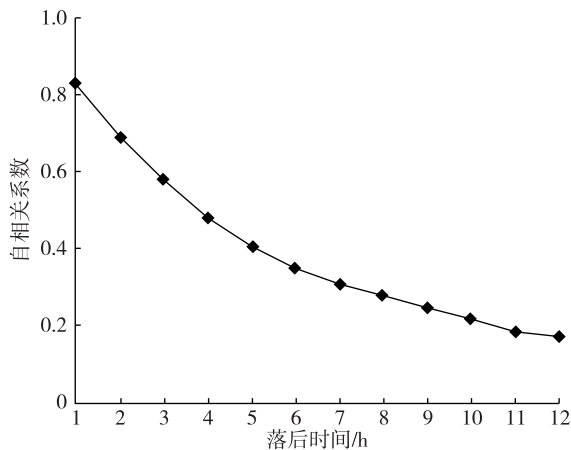


图3 WRF 模拟结果误差序列的自相关曲线图(单位: h)

Fig.3 Autocorrelation curves of the errors of WRF model(unit: h)

式为

$$X'_{t+1} = X_t, \quad t = 1, 2, 3, \dots, N, \quad (1)$$

$$V'_t = V_t - X'_t, \quad t = 1, 2, 3, \dots, N, \quad (2)$$

上式中 X'_{t+1} 为 $t+1$ 时刻预报误差值; X_t 为 t 时刻实际误差值, V'_t 为订正后风速值, V_t 为模式预报风速值, N 为预报样本数。

3.2 AR 模型

将风速预报误差序列视为一个随机时间序列^[17]。AR 模型,即自回归模型能够准确描述随机序列,提取出其中的有效信息。 p 阶自回归模型 AR(p) 计算量小,模拟速度快,在风场预报中得到了广泛的应用。其公式为

$$X_t = \varphi_1 X_{t-1} + \varphi_2 X_{t-2} + \dots + \varphi_p X_{t-p} + a_t. \quad (3)$$

上式中 X_t 为 t 时刻预报误差值; X_{t-i} ($i=1, 2, \dots, p$) 为对应 $t-i$ 时刻实际误差值; φ_i ($i=1, 2, \dots, p$) 为模型系数; a_t 为白噪音。本文采用的预测模型为一阶

自回归模型 $AR(1)$, 即 $p=1$, 模型系数为 φ_1 , 可通过最小二乘法求得。将预报出的误差值代入式(2)中, 得到订正后风速预报值。

3.3 持续法与 AR 模型的订正效果

根据前文所述方法, 分别采用持续法与 AR 模型对 WRF 模拟误差序列建立了预报模型, 并使用其误差预报值来修正 WRF 的模拟值。在用 AR 模型对 WRF 模拟误差值进行预报之前, 先确定了最小建模样本数为 1 个月, 因此采用 AR 模型对 3—6 月 WRF 模拟误差值进行预报, 即使用 2 月误差序列进行建模, 用建立的模型对 3 月误差值进行预报, 并用于订正 3 月 WRF 模拟值, 从而得到该风电场 3 月风速预报值, 依此类推, 采用月间滚动预报来进行该风电场 3—6 月风速预报。同时也采用持续法对相同时段的数据进行订正预报, 预报时效同样也是 1 h。表 2 给出持续法与 AR 模型预测结果的 E_M 、 E_{MA} 、 E_{RMS} 以及 R 。从表中可以看出, 持续法和 AR 模型 3—6 月各月预报结果的评价指标都相对于 WRF 模拟结果有明显提高, 说明 AR 模型与持续法同样对 WRF 模拟结果有很大改善。同时, 可以看到 AR 模型在 MAE 和 RMSE 指标上都略优于持续法, 并且 AR 模型的 R 值与持续法的 R 值基本一样, AR 模型的 ME 值高于持续法, 但仍接近 0 值, 所以其基本消除了系统性偏差。综合这几项指标, 可以认为 AR 模型优于持续法。

4 多时效自回归模型

4.1 模型思路的提出及建立

由前文可知, 常规 AR 模型在一定程度上可以改善 WRF 模式模拟效果, 但常规 AR 模型预报时效有限, 无法对多个连续时刻进行预报。本文提出一个“假设观测值”的概念, 尝试建立一个多时效自回归(New AR)模型, 即用 t 时刻 AR 模型的预报风速值作为 t 时刻假设实测风速观测值, 以此计算出 t 时

刻假设风速误差值, 将计算出的假设误差值带入 AR 模型(公式(3))中, 得到 $t+1$ 时刻预报误差值, 从而使用 $t+1$ 时刻预报误差值对 $t+1$ 时刻 WRF 模式风速预报值进行修正得到最终风速预报值, 以此进行连续多个时效预报, 从而延长了常规 AR 模型预报时效, 以期能进行更长时间的风电场风速订正预报。例如, 根据 00 时刻真实误差值, 由公式(3)计算得到 01 时刻预报误差值并根据公式(2)得到预报风速值, 将 01 时刻预报风速值作为此时刻实际观测值, 计算出该时刻误差值, 再将该误差值代入 AR 模型中, 得到 02 时刻预报误差值, 使用 02 时刻预报误差值来订正 02 时刻 WRF 模式预报值, 以此类推滚动得到 24 h 预报风速值。具体公式为:

$$V_t^* = V_{ARt}, \quad t = 1, 2, 3, \dots, N \tag{4}$$

$$X_t^* = V_t - V_t^*, \quad t = 1, 2, 3, \dots, N \tag{5}$$

其中, V_t^* 为 t 时刻假设观测风速值, V_{ARt} 为 t 时刻 AR 模型预报风速值, V_t 为 t 时刻模式预报风速值, X_t^* 为假设误差值, N 为预报时间, 本文中 $N=24$ 。将 X_t^* 代入公式(3)中预报出下一时刻误差值, 再将预报出的误差值代入公式(2)中得到订正后风速预报值, 重复上述步骤可计算出多个时刻预报误差值, 再将预报出的误差值代入公式(2)中得到订正后风速预报值。

4.2 New AR 模型的预报效果分析

根据 New AR 模型将 AR 模型的预报时效进行延长, 并进行了预报效果分析。图 4 给出了 3—6 月各月任意 24 h 风速预报结果, 从图中可以看出各月在前 6 小时 New AR 模型预报结果都相对于 WRF 的模拟结果有所改善, 但是除了 3 月其余各月随着时效的增加其改善幅度也受到了限制, 并且在 12 h 后其预报结果与 WRF 模拟结果基本一致。因此可以认为 New AR 模型对于风速变化趋势的预报精确性在很大程度上依赖于 WRF 模式模拟结果的精确性。总体而言, New AR 模型相对于 AR 模型能提供

表 2 WRF 模式、持续法与 AR(1) 模型预报结果误差评价指标值(单位: $m \cdot s^{-1}$)
Table 2 The error evaluation indexes of WRF model, Persistence and AR(1) model(unit: $m \cdot s^{-1}$)

评价指标	3 月			4 月			5 月			6 月		
	持续法	AR	WRF	持续法	AR	WRF	持续法	AR	WRF	持续法	AR	WRF
E_M	0.00	-0.00	-1.54	-0.00	-0.26	-1.39	-0.00	-0.15	-1.09	-0.00	-0.18	-0.67
E_{MA}	1.05	1.02	2.23	1.19	1.17	2.47	1.41	1.35	2.28	1.30	1.24	1.88
E_{RMS}	1.35	1.32	2.73	1.61	1.57	3.30	1.94	1.84	2.85	1.88	1.73	2.43
R	0.90	0.90	0.67	0.93	0.92	0.68	0.87	0.87	0.69	0.75	0.75	0.48

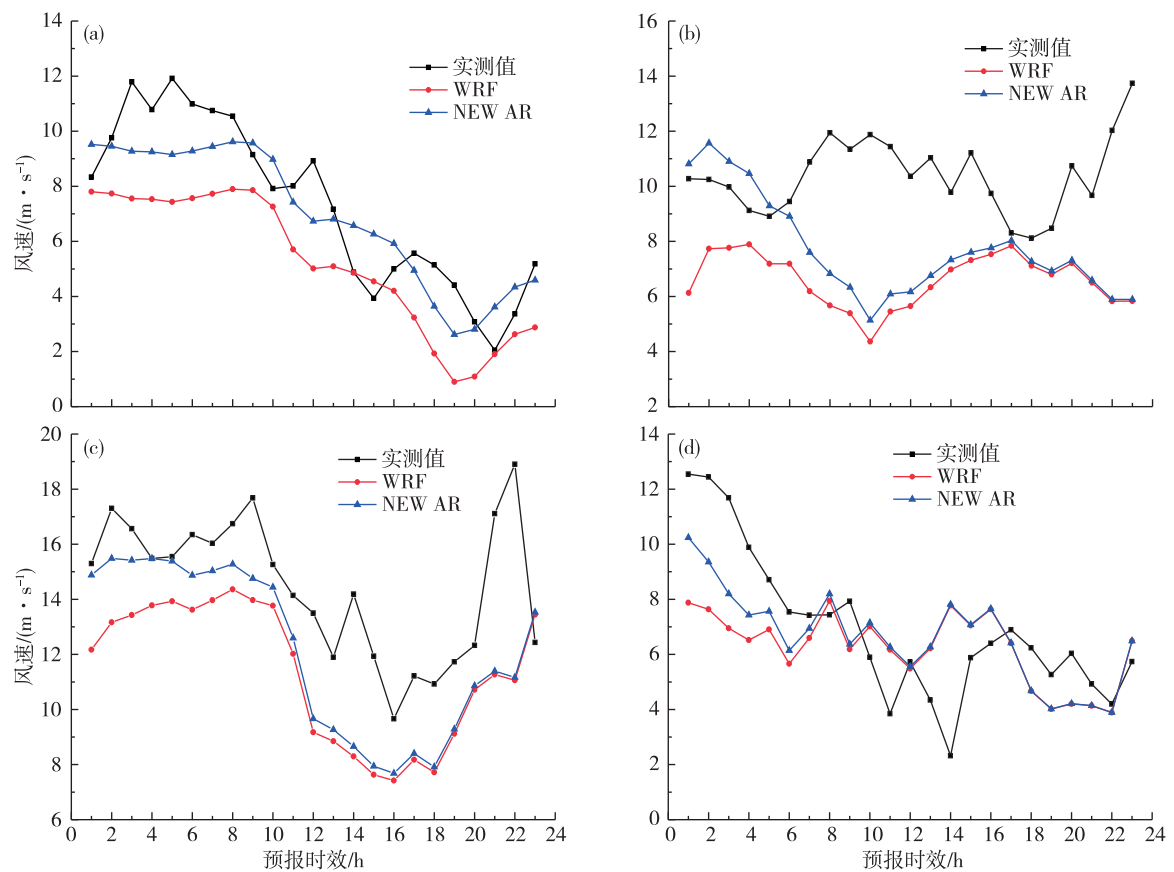


图4 3—6月任意24 h的New AR模型预报结果曲线图
(a) 3月23日;(b) 4月9日;(c) 5月11日;(d) 6月30日
Fig.4 The forecast results of New AR model in any 24 hours from March to June
(a) March 23; (b) April 9; (c) May 11; (d) June 30

12 h 预报,在前6小时内其预报结果改善较大,但是其延长时效有限且各月改善时效不一样。

由前文可知,New AR模型在前12小时预报结果都相对于WRF模拟结果有所提高,为了进一步讨论New AR模型在前12小时改善效果,计算了3—6月New AR模型在前12小时的 E_M 、 E_{MA} 和 E_{RMS} 并与WRF模拟结果进行了比较,结果如表3所示。从表3中可以看到,New AR模型在前12小时都明显减小了WRF模式平均误差;在12 h内,

New AR模型也减小了WRF模式的 E_{MA} 和 E_{RMS} ,但是随着预报时效的增加其改善能力有限,其改善幅度在15%左右;而在前6小时内,New AR模型明显改善了WRF模式的模拟能力,即New AR模型减少了WRF模式随机误差,其改善幅度在30%左右。综上所述,New AR模型能有效地提高WRF模式模拟结果精确性,并延长了预报时效,特别是6 h内预报,但是随着预报时间延长其改善幅度也受到限制。

表3 01—12时刻WRF模式(New AR模型)预报结果误差评价指标值(单位: $m \cdot s^{-1}$)
Table 3 The error evaluation indexes of WRF model(New AR model) from 01:00 to 12:00 (unit: $m \cdot s^{-1}$)

预报时效/h	E_M	E_{MA}	E_{RMS}	预报时效/h	E_M	E_{MA}	E_{RMS}
1	-1.313(0.036)	2.287(1.111)	2.987(1.469)	7	-1.113(-0.602)	2.134(1.969)	2.653(2.535)
2	-1.469(-0.347)	2.228(1.416)	2.907(1.792)	8	-1.127(-0.694)	2.202(2.067)	2.714(2.653)
3	-1.627(-0.686)	2.283(1.578)	2.890(2.098)	9	-0.829(-0.452)	2.173(2.157)	2.839(2.841)
4	-1.390(-0.596)	2.168(1.695)	2.707(2.190)	10	-0.521(-0.198)	2.314(2.236)	2.991(2.956)
5	-1.505(-0.815)	2.106(1.723)	2.583(2.209)	11	-1.014(-0.749)	2.406(2.341)	3.076(2.972)
6	-1.234(-0.642)	2.076(1.797)	2.527(2.396)	12	-1.555(-1.286)	2.572(2.464)	3.269(3.130)

5 结论

本文在评估 WRF 模式对内蒙古某风电场风速模拟基础上,分别结合持续法、AR 模型及 New AR 模型建立该风电场短期风速预报方法,主要结论如下:

(1) WRF 模式对 2011 年 2—6 月内蒙古某风电场 50 m 风速模拟准确度有一定的局限性,尚不能完全满足风电场风速预报的要求。

(2) 统计分析发现 WRF 模式风速误差值,具有一定的后延自相关性。分别使用 AR 模型以及持续法建立其误差预报模型来改善 WRF 模式模拟效果。发现 AR 模型优于持续法,能很好地满足风电场超短期(1 h)风速预报要求。

(3) 为了满足更长时效的订正预报要求,提出了“假设观测值”的概念,建立了一种新的基于 AR 模型的预报方法——New AR 模型。从预报结果来看,New AR 模型能提供 6 h 预报。该方法可以用于风电场模式风速输出预报结果的订正预报,在实际应用中可以实现 6 h 1 次的滚动预报。

参 考 文 献

- [1] 林万涛,王建州,张文煜,等. 基于数值模拟和统计分析及智能优化的风速预报系统. 气候与环境研究, 2012, 17(5): 646–658.
LIN Wantao, WANG Jianzhou, ZHANG Wenyu, et al. Program of wind speed prediction based on numerical simulation with intelligent optimization algorithm. Climatic and Environmental Research (in Chinese), 2012, 17(5): 646–658.
- [2] 姚传安,姬少龙,余泳昌. 基于小波变换与 Elman 神经网络的短期风速组合预测. 可再生能源, 2012, 30(8): 42–49.
YAO Chuan'an, JI Shaolong, YU Yongchang. Short-term combination forecasting of wind speed based on wavelet transform and Elman neural network. Renewable Energy Resources (in Chinese), 2012, 30(8): 42–49.
- [3] 杨志凌. 风电场功率短期预测方法优化的研究[博士论文]. 北京: 华北电力大学, 2011.
YANG Zhiling. Optimization for short-term wind power prediction method[D]. Beijing: North China Electric Power University (in Chinese), 2011.
- [4] Alexiadis M C, Dokopoulou P S, Sahsamanoglou H S, et al. Short-term forecasting of wind speed and related electrical power. Solar Energy, 1998, 63(1): 61–68.
- [5] Bossanyi E A. Short-term wind prediction using Kalman filters. Wind Engineering, 1985, 9(1): 1–8.
- [6] Box G E P, Jenkins G M, Reinsel G C. Time series analysis: forecasting and control. New York: John Wiley and Sons, 1976.
- [7] Pinson P, Siebert N, Kariniotakis G. Forecasting of regional wind generation by a dynamic fuzzy-neural networks based upscaling approach. Madrid, Spain; European Wind Energy Conference & Exhibition EWEC, 2003.
- [8] Barbounis T G, Theochairs J B, Alexiadis M C, et al. Long-term wind speed and power forecasting using local recurrent neural network models. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2006, 21(1): 273–284.
- [9] Alexiadis M C, Dokopoulou P S, Sahsamanoglou H S. Wind speed and power forecasting based on spatial correlation models. IEEE Transactions on Energy Conversion, 1999, 14(3): 836–842.
- [10] Mabel MC, Fernandez E. Analysis of wind power generation and prediction using ANN: A case study. Renewable Energy, 2008, 33(5): 986–992.
- [11] 龚强,袁国恩,张云秋,等. MM5 模式在风能资源普查中的应用试验. 资源科学, 2006, 28(1): 145–150.
GONG Qiang, YUAN Guoen, ZHANG Yunqiu, et al. Application of MM5 model in wind energy resources survey. Resources Science (in Chinese), 2006, 28(1): 145–150.
- [12] 朱智慧,黄宁立. 上海沿海 WRF 模式风速预报的检验和释用. 大气科学研究与应用, 2012, (2): 69–76.
ZHU Zhihui, HUANG Ningli. Verification and application of wind speed forecast in Shanghai coastal area by the WRF model. Atmospheric Science Research and Application (in Chinese), 2012, (2): 69–76.
- [13] 陈茂钦,徐海明,刘蕾,等. WRF3. 1 微物理参数化方案对两例暴雨的集合预报试验及可预报性分析. 气象科学, 2012, 32(3): 237–245.
CHEN Maoqin, XU Haiming, LIU Lei, et al. Ensemble simulation and predictability analysis on rainstorms via WRFV3. 1 with different microphysical parameterization schemes. Journal of the Meteorological Sciences(in Chinese), 2012, 32(3): 237–245.
- [14] 袁成松,王秋云,包云轩,等. 基于 WRF 模式的暴雨天气过程的数值模拟及诊断分析. 大气科学学报, 2011, 34(4): 456–466.
YUAN Chengsong, WANG Qiuyun, BAO Yunxuan, et al. Numerical simulations and diagnostic analysis on a heavy rainstorm process based on WRF model. Transactions of Atmospheric Sciences (in Chinese), 2011, 34(4): 456–466.
- [15] 魏建苏,陈鹏,孙燕,等. WRF 模式对江苏一次强降水过程的模拟分析. 大气科学学报, 2011, 34(2): 232–238.
WEI Jiansu, CHEN Peng, SUN Yan, et al. A case study of a heavy rainfall in Jiangsu with WRF model. Transactions of Atmospheric Sciences (in Chinese), 2011, 34(2): 232–238.
- [16] Wilson L J, Vallée M. The canadian updateable model output statistics (UMOS) system: Design and development tests. Wea. Forecasting, 2002, 17(2): 206–222.
- [17] 孙国强,卫志农,翟玮星. 基于 RVM 与 ARMA 误差校正的短期风速预测. 电工技术学报, 2012, 27(8): 187–193.
SUN Guoqiang, WEI Zhihong, ZHAI Weixing. Short term wind speed forecasting based on RVM and ARMA error correcting. Transactions of China Electrotechnical Society (in Chinese), 2012, 27(8): 187–193.