

林万涛, 王建州, 张文煜, 等. 2012. 基于数值模拟和统计分析及智能优化的风速预报系统 [J]. 气候与环境研究, 17 (5): 646-658, doi:10.3878/j.issn.1006-9585.2012.12088. Lin Wantao, Wang Jianzhou, Zhang Wenyu, et al. 2012. Program of wind speed prediction based on numerical simulation with intelligent optimization algorithm [J]. Climatic and Environmental Research (in Chinese), 17 (5): 646-658.

基于数值模拟和统计分析及智能优化的 风速预报系统

林万涛¹ 王建州² 张文煜³ 郭振海¹ 迟德中² 张宇¹

1 中国科学院大气物理研究所大气科学和地球流体物理学数值模拟国家重点实验室, 北京 100029

2 兰州大学数学与统计学院, 兰州 730000

3 兰州大学大气科学学院, 半干旱气候变化教育部重点实验室, 兰州 730000

摘要 风速预报是风力发电研究中的关键问题, 也是一个十分困难的问题, 其预测、评估技术还有待进一步提高。在预测短期风力(提前 48~72 h 对每小时的风速进行预测)时, 通常采用数值天气预报模型进行预测。然而, 初始扰动和模式物理过程的不确定性会影响气象数值预报的精度。将为数值天气预报模式提出一种新的后处理优化方法作为主要的思路, 利用数据挖掘得到的关联规则来优化气象数值预报的结果, 在中尺度模式 WRF 对风电场风速进行预报的基础上, 将模式预测与统计分析及智能优化算法相结合, 针对中国风电场的气候特征, 利用一种新的修正模式误差的方法, 极大地提高了风电场风速预报精度, 提出了适合中国风力发电场的有效风速预报系统方案。

关键词 数值模拟 统计分析 智能优化 风速预报

文章编号 1006-9585 (2012) 05-0646-13

中图分类号 P457.5

文献标识码 A

doi:10.3878/j.issn.1006-9585.2012.12088

Program of Wind Speed Prediction Based on Numerical Simulation with Intelligent Optimization Algorithm

LIN Wantao¹, WANG Jianzhou², ZHANG Wenyu³, GUO Zhenhai¹,
CHI Dezhong², and ZHANG Yu¹

1 State Key Laboratory of Numerical Modeling for Atmospheric Sciences and Geophysical Fluid Dynamics, Institute of Atmospheric Physics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100029

2 School of Mathematics and Statistics, Lanzhou University, Lanzhou 730000

3 Key Laboratory for Semi-Arid Climate Change of the Ministry of Education, College of Atmospheric Science, Lanzhou University, Lanzhou 730000

Abstract Wind speed prediction is a key factor for wind farm planning and the operational planning of power grids; accurate forecasting of wind speed can minimize the scheduling errors and in turn increase the reliability of the electric power grid and reduce the power market ancillary service costs. Based on the mesoscale model WRF (Weather Research and Forecasting) for wind speed forecasting, combined with model prediction and statistical analysis using an intelligent optimization algorithm we have greatly improved the forecasting precision of wind speed, employing a new method to correct the model errors. In view of the climatic feature of Chinese wind farms, the wind speed prediction program in

收稿日期 2012-05-15 收到, 2012-08-06 收到修定稿

资助项目 中国科学院战略性先导科技专项 XDA01020304

作者简介 林万涛, 男, 1962 年出生, 博士, 研究员, 博士生导师, 主要从事数值天气预报。E-mail: linwt@lasg.iap.ac.cn

China has been enhanced.

Key words numerical simulation, statistical analysis, intelligent optimization, wind speed prediction

1 引言

风电是世界上增长最快的可再生能源。根据欧洲风能协会和绿色和平组织签署的《关于 2020 年风电达到世界电力总量的 12% 的蓝图》的报告预测, 2020 年全球风电装机容量将达到 12.31×10^9 kW, 风电将占到全球发电量的 12%。我国风能资源十分丰富, 可开发利用的风能储量约 10×10^9 kW。随着我国能源结构调整, 无污染可再生的风电日益得到重视。中国丰富的风力资源及经济增长带来的能源需求增加, 风机技术和规模不断进步, 充分表明中国风电市场在未来 10 年内会以更快的速度增长(王永熙和张源, 2003)。

风电场风速预报是风力发电研究中的关键问题, 也是一个难题, 其预测技术还有待进一步提高(雷亚洲等, 2002)。随着风电场穿透功率(即风电功率占系统总发电功率的比例)的增加, 风电场并网运行会给电网带来严重影响, 足以破坏电力系统经济、安全、稳定、可靠运行的状态。风电的原动力是风能, 而风能具有较强的随机性和波动性, 使得接入电网的风电穿透功率呈现剧烈的波动特性(林海涛, 2010)。对风速和风力发电功率进行准确的预测, 则有利于电力系统调度部门及时调整调度计划, 从而可有效地减轻风电对电网的影响, 减少电力系统运行成本和旋转备用, 提高风电穿透功率极限, 为风电场参与发电竞价奠定基础。

目前, 我国风电场风速预测的误差在 25%~40%, 这不仅与预测方法有关, 还与预测周期以及预测地点的风速特性有关。一般来说, 预测周期越短, 预测地点的风速变化越缓和, 预测误差就会越小; 反之, 预测误差就会越大(杨秀媛等, 2005)。目前为风电场提供风速预报的方法主要是统计方法和数值天气预报方法。

统计方法, 即只根据历史数据预报风电场风速的方法, 主要包括: 持续法(王晓兰和李辉, 2010)、卡尔曼滤波法(Bossanyi, 1985)、时间序列法(Box and Jenkins, 1976; Pinson et al., 2003)、模糊逻辑算法(Alexiadis et al., 1999)、空间相关法(Barbounis

et al., 2006) 及人工神经网络方法(Carolin and Fernandez, 2007) 等人工智能方法。统计方法只需风电场的风速时间序列即可建立模型并对风速进行预测。但是, 统计方法缺少影响风速变化的动力学信息, 故只能用于超短期预测, 即只能预测当前时刻后一步或几步内的风速, 否则预测结果很难令人满意。

在预测长度大于 6 h 的短期风力时, 通常采用数值天气预报方法。数值天气预报在一定的初值和边界条件下, 通过大型计算机作数值计算, 求解描述天气演变过程的流体力学和热力学方程组, 预测未来一定时段的大气运动状态(沈桐立等, 2003)。数值模式能够较好地预报风电场区域风速的变化状况, 较准确地捕获天气系统特征, 给出较好的短期预报(孙川永等, 2009)。但大气数值模式是一个离散化的数值模型, 只是物理和数学意义上的近似, 其描述的大气过程与真实大气过程存在误差。这种误差会随着模式积分时间的延长而增加, 完全准确的数值模式不可能出现(郑飞, 2007)。因此, 模式误差是制约数值预报准确性提高的一个关键因素。

在时间间隔为 10 min 的超短期风速预测中, 统计方法预测的步长比较短, 预测约 50 步后精度就开始降低了, 而模式方法预测的步长较长, 可以预测 432 步(3 d)。所以在超短期预测中, 统计方法明显优于模式方法。对日平均风速预测、周平均和月平均风速预测, 模式方法和统计方法效果相差无几。

丹麦、德国、西班牙、英国及美国等风电发展较为成熟的国家, 已经研发出数个用于风电场出力短期预报系统(表 1), 并在多个风电场在线运行。

这些系统有的使用统计模型, 有的使用物理模型。第一个风电场出力短期预报系统是丹麦里索国家实验室(Risø)开发的 Prediktor, 使用的物理模型方法; 德国有两个系统使用物理模型方法, 由 Eurowind GmbH 开发的 SOWIE 系统和由 Energy & meteo systems GmbH 奥尔登堡大学开发的 Privinto; 美国 True Wind 开发的 Ewind 模型也是使用物理模型方法, 但最后又使用自适应统计方法来消除系统误差(刘永前等, 2007)。

表1 具有代表性的风电场出力短期预报系统

Table 1 The representative powerful short-term forecasting system of wind farm

预报模型	开发商	使用方法
Prediktor	丹麦里索国家实验室 (Risø)	物理
WPPT	哥本哈根大学、IMM	统计
Zephyr、Prediktor 和 WPPT 的组合	Risø, IMM	物理、统计
Previento	德国奥尔登堡大学	物理、统计
AWPPS (More2Care)	巴黎 Amine/ Ecole des Mines de	模糊—神经网络
SIPRE6L ICO	西班牙卡洛斯III大学	统计
LocalPred2Regio Pred	西班牙马德里CENER (可再生能源中心)	物理
HIRPOM	科克大学, 爱尔兰、丹麦气象院	物理
WPPS (AWPT)	德国ISET	统计 (神经网络)
GH2FORECASTER	英国Garrad Hassan	统计 (自适应回归)
ANEMOS	欧洲7个国家26个单位	物理、统计

丹麦、德国、西班牙等风电技术较发达国家, 已经普遍应用风电场出力预报技术, 成为欧洲国家不断提高风电比重的前提。美国近年来也在这方面投入大量研究费用, 并取得了一些初步成果。与国外相比, 我国还没有专门用于风电场短期风速预报的数值天气预报 (NWP), 短期风速预报尚处于初步探索和研究阶段。

目前我国正在发展的风电场大部分是集中在一个区域内的大型风电场。这些大型风电场对电网产生的影响必然比分散的小型风电场要大。此外, 我国风资源丰富、适合建设大型风电场的地区, 电

网建设相对薄弱, 大容量的风电接入电网, 对电网的影响将更为强烈, 以至于不得不采取限制风电场发电功率的措施来保证电网的安全稳定运行。

由此可见, 开展风电场出力短期预报研究与开发对于我国大规模开发风电场已变得十分必要和迫切。风电场出力预报系统算法和结构与风电场的特点密切相关, 欧洲和美国的系统不能直接应用到我国, 必须自主研究与开发适用于我国风电场的出力短期预报系统 (刘永前等, 2009)。

2 方法

按照风电调度以及风电厂并网的技术标准发展要求, 最理想的情况是对每个风力发电机提供准确的 72 h 瞬时风速预报, 这样就能从容地进行风电调度。事实上, 这在实际操作过程中很难实现。目前一些风电发达国家的业务应 24 h 风速预报日平均相对误差是 20%~25%, 我国 24 h 风速预报的日平均相对误差在 25%~40%之间, 低于国际水平。目前国内仍然缺少成熟的风电风速预报系统, 与发达国家相比存在很大差距。

2.1 统计预测方法

近年来我们一直致力于风电场风速预测方法研究, 针对单一统计预测模型误差较大的局限性提出了一些组合优化模型。这些组合优化模型已被成功地应用到河西走廊地区马鬃山、武威、张掖、酒泉、民勤 5 站点的风速预测 (见表 2)。实验表明: 与传统方法相比, 这些组合优化模型较大地提高了该地区的风速预测精度。

相对于 25%~40%这个误差范围来说, 表 2 所

表 2 河西走廊 5 站点风速预测方法及其预测误差

Table 2 The method and forecasting error of five observation stations in Hexi Corridor

优化方法	步骤	传统 RMA	传统 GARCH	优化方法	传统 FNN	优化方法
		用于日平均风速预测的误差		用于月平均风速预测的误差		
方法一	(1) 对原数据采用季节指数调整方法进行去季节项处理; (2) 对处理好的数据用 ARMA 和 GARCH 模型进行预测; (3) 对预测出来的风速数据进行反季节项处理。	32.09%	34.26%	26.00%		
方法二	(1) 对原数据采用 EMD (经验模态分解) 方法进行分解; (2) 去除分解项中的高频段; (3) 用偏自相关函数确定 FNN (模糊神经网络) 的输入变量; (4) 利用上述改进后的 FNN 对于去除高频以后的数据进行预测。	29.84%		17.29%	18.02%	14.92%
方法三	(1) 对原数据采用季节指数调整方法进行去季节项处理; (2) 对处理好的数据用 BP (Back Propagation) 神经网络模型进行预测; (3) 对预测出来的风速数据进行反季节项处理。	59.40%		21.13%		

示的 3 种组合优化模型都取得了较好的预测精度，在一定程度上说是风速预测又取得一大进步。

通过大量的模拟实验发现：预测时间间隔越短，单位时间内所包含的预测样本点就越多，数据所体现出来的随机性以及非线性就越强，数据波动就越剧烈，规律性就越弱，这就给预测带来极大的困难。目前国内外对于时间间隔为 10 min 的风速预测研究很少，并且现存研究方法均难以取得良好的预测效果，该类型风速预测的研究至今还是一个世界性的难题。因此，如何有效地利用统计预测方法提高超短期风速预测精度，并对风电场及所接入的电网系统进行合理调度，就有着重大的现实意义。

2.2 模式预测方法

采用 WRF (Weather Research and Forecasting) 模式进行数值模拟试验，重点考虑从云尺度到天气尺度等重要天气预报。该模式是一个完全可压非静力模式，控制方程组都写为张量形式。网格采用 Arakawa C 格点，有利于在高分辨率模拟中提高准确性；垂直方向采用地形追随气压静力坐标系统。模式采用的积分方案为 Runge-Kutta 2 阶和 3 阶时间积分方案，水平和垂直方向上采用 2~6 阶计算方案，对声波和重力波采用时步分离计算方案。该模式包含多种辐射、微物理、积云对流、边界层、陆面过程参数化方案，经过多次验证证明其具有优秀

的气象模拟能力。

本文采用的 WRF 版本为 WRF(ARW)3.2 版。数值模拟试验模拟区域为 (33.67°N~50.22°N, 104.876°E~129.70°E)，模拟时间为 2010 年 4 月 1 日 08:00 (北京时间，下同) 至 9 月 3 日 08:00，如图 1 所示。图中标记处为承德红松风电场。共设计 4 种数值模拟实验。除方案 3 外，其余模拟方案水平分辨率均为 30 km。所有的模拟方案均采用 WSM5 云物理参数化，Kain-Fritsch 积云对流参数化，MYJ 边界层参数化方案等相同物理参数和方案。为强化边界层内的模拟能力，所有模拟方案垂直分层均为 48 层，层间平均距离为 200 m。其中，边界层 150 m 以下为 8 层，平均层间距为 18 m。

2.2.1 试验方案 1

多资料集对比模拟试验，时间为 7 月 2 日至 7 月 6 日。该实验分别使用 GFS 分析资料及 GFS 预报资料作数值模式的初始场和边界条件，以对比分析采用两种不同资料集时模式模拟结果的差异，从而进一步研究方案 1 所得结论应用于实时业务预报时的可行性和科学性。GFS 分析资料集以全球谱模式数值预报产品为主，经过同实时大气观测数据的资料同化订正，具有较高的空间分辨率 [0.5° (纬度) × 0.5° (经度)]，可以认为能够准确的描述实际大气状态。

图 2 为数值模拟方案 1 的对比结果。由图 2 可

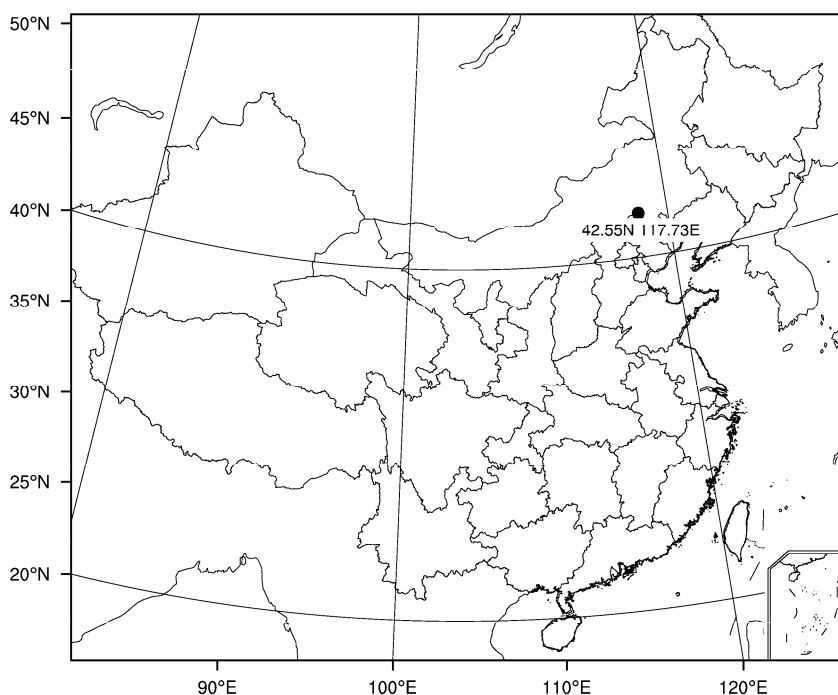


图 1 数值模式模拟区域

Fig. 1 The simulation region of numerical model

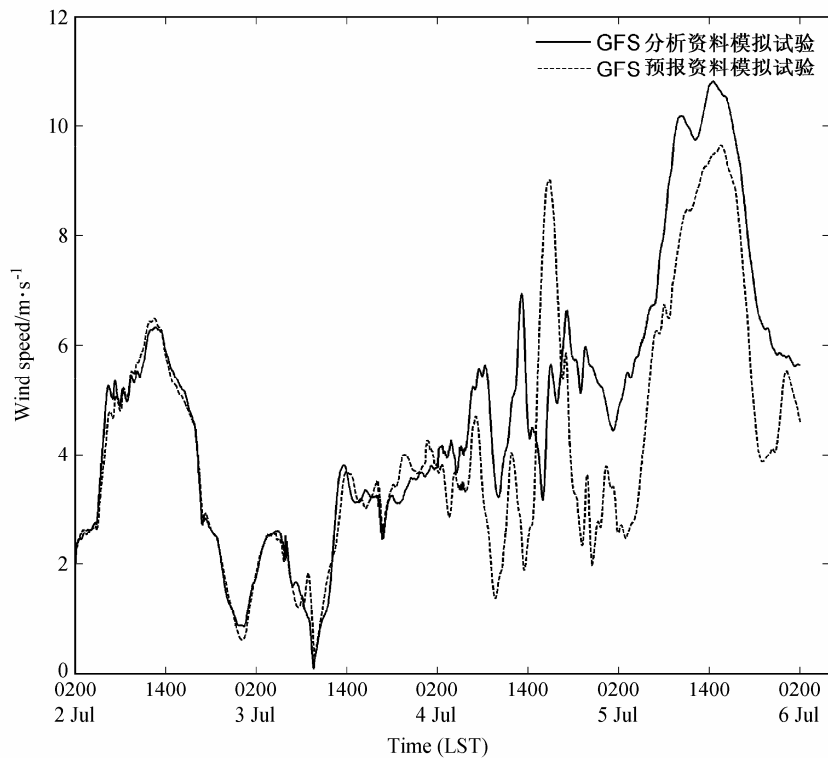


图2 两种资料集模拟结果对比分析

Fig. 2 The comparing analysis of simulation results with two kind datasets

知, 在 3 日 14:00 之前两种方案所得结果非常相似, 即可用于对比研究的有效预报时间约为 36 h。为进一步精确了解两种资料集模拟结果差异, 对模拟结果以 8 h 为单位做秩和检验, 检验结果见表 3。表中 p 为相等概率, 越大则表示两结果越接近。 H 表示是否具有显著差异, 0 表示在显著水平为 0.05 时两结果间无显著差异, 反之, 1 表示在显著水平为 0.05 时两结果间存在显著差异。由表中数据可知, 两种模拟结果直至第 40 h 在统计上都可认为无显著差别。因此, 采用 GFS 分析资料作为数值模式的初始场和边界条件, 来研究预报时限 40 h 以内的风速数值模拟统计规律并将此规律应用于优化实际业务预报结果是可行的。

2.2.2 试验方案 2

实时数值气象预报模拟试验, 时间为 8 月 21 日至 9 月 2 日。采用 GFS 全球谱模式实时数值预报产品, 并通过实时风速数值模拟以检验 WRF 模式在实际风速预报应用中的性能。图 3 为数值模拟方案 2 中 K01 号风机的对比结果, 由图可知 WRF 模式在实际风速预报应用中有较好的效果。

2.2.3 试验方案 3

高水平分辨率数值模拟试验, 时间为观测资料

表 3 秩和检验结果

Table 3 The results of rank-sum test

秩	p	H
1	0.26	0
2	0.53	0
3	0.73	0
4	0.55	0
5	0.37	0
6	0	1
7	0	1
8	0	1
9	0	1
10	0	1
11	0	1
12	0	1

质量较好的 4 月 9 日至 4 月 12 日。采用 GFS 分析资料作为数值模式的初始场和边界条件, 空间三重嵌套模拟方案对风电场区域进行短期高分辨率模拟, 以检验不同空间水平分辨率下数值模式对边界层风速的预报能力。嵌套分辨率分别为 30 km、15 km、5 km。图 4 为数值模拟方案 3 的对比结果, 由图可知空间三重嵌套模拟结果非常相似, 这和张宇

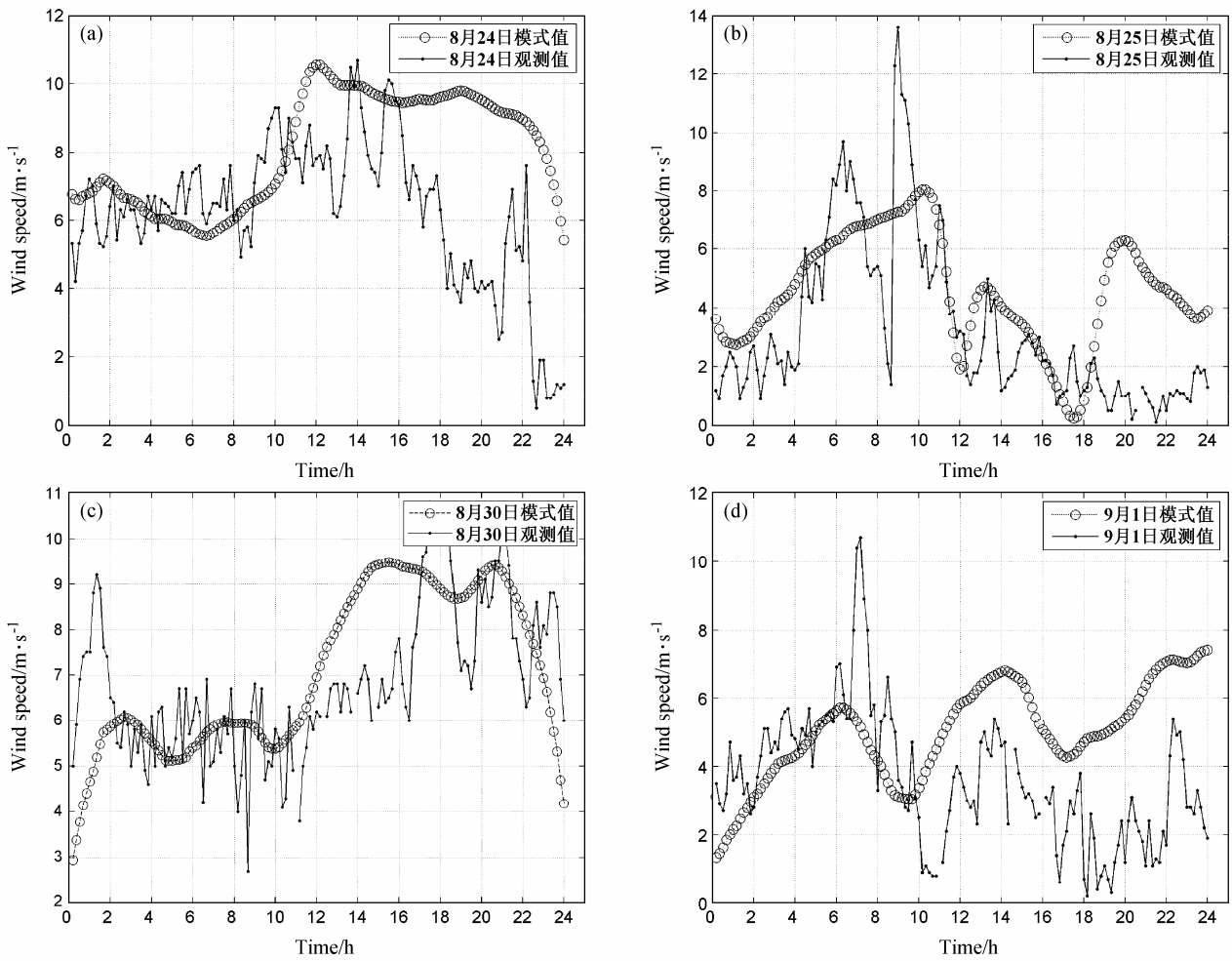


图3 中尺度气象模式在实际风速预报中的应用

Fig. 3 The application of mesoscale meteorological model in real wind speed forecasting

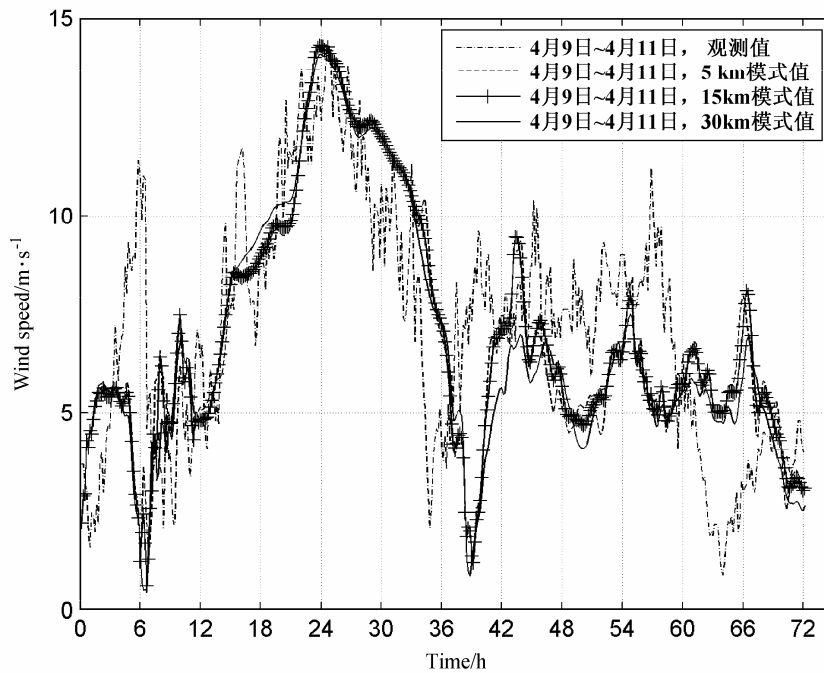


图4 空间三重嵌套模拟结果对比分析

Fig. 4 The comparing analysis of spatial triple nested simulation results

等(2010)的研究结论是一致的。

2.2.4 试验方案 4

历史观测对比模拟试验, 时间为 4 月 1 日至 7 月 31 日。采用 GFS 分析资料作为数值模式的初始场和边界条件, 通过对风电场风速较长时间的数值模拟, 并同历史观测资料进行对比以得出数值模式同观测风速差异的统计规律。

2.2.4.1 数据的采样与收集

本方案所采用的风速历史数据来源于承德市红松风电场 11 个风机上的测风仪。采用的这 11 个风机上的数据, 采样周期均为 10 min。采样时间始于 2010 年 4 月 1 日 08:00, 终于 2010 年 8 月 2 日 07:50。现将这 11 个风机的经度以及纬度列表如表 4。

表 4 承德市风电场 11 个风机的经纬度

Table 4 The latitude and longitude of eleven aero-generators in Chengde wind farm

风机编号	经度	纬度
B13	117°41'56"E	42°35'01"N
D18	117°44'01"E	42°35'44"N
A20	117°42'18"E	42°33'36"N
G19	117°44'22"E	42°32'38"N
G02	117°44'45"E	42°33'35"N
H75	117°37'17"E	42°35'20"N
K77	117°35'10"E	42°33'43"N
K89	117°34'18"E	42°34'02"N
K08	117°33'33"E	42°35'03"N
K01	117°32'57"E	42°36'10"N
H20	117°35'19"E	42°35'54"N

注: 以上坐标点平均层高均为 70 m。

2.2.4.2 预测误差

利用 WRF 模式预测了 2010 年 4 月 1 日到 2010 年 7 月 31 日的风速数据, 其中预测时间间隔为 10 min。每次预测 3 d 的风速数据。由于观测数据中存在大量的缺测, 我们对数据进行了拼接, 剔除了观测数据少于 90 点的观测资料(每日的观测数据应为 144 个)。计算了 11 个风机的首日预测值与对应观测风速值之间的月平均、周平均和日平均误差(表 5 至表 7)。

从以上 11 个风机的统计数据可以得出, 日平均误差的均值为 20.63%, 周平均误差的均值为

表 5 月平均模式预测误差

Table 5 The monthly average forecasting error

站号	月平均误差
B13	18.35%
D18	20.90%
A20	21.06%
G19	20.89%
G02	20.89%
H75	20.90%
K77	20.67%
K89	20.67%
K08	20.85%
K01	20.84%
K20	20.90%

表 6 周平均模式预测误差

Table 6 The weekly average forecasting error

站号	第 1 周	第 2 周	第 3 周	第 4 周	第 5 周	第 6 周	第 7 周	第 8 周
B13	22.28%	26.36%	22.17%	4.64%	9.56%	29.12%	10.41%	12.32%
D18	23.85%	30.29%	22.30%	8.38%	9.42%	20.79%	13.49%	12.60%
A20	23.75%	29.89%	22.18%	9.14%	9.21%	29.93%	10.22%	12.62%
G19	23.77%	30.29%	22.27%	8.90%	11.76%	31.16%	12.58%	12.05%
G02	23.77%	30.29%	22.27%	8.90%	11.76%	31.20%	12.94%	11.90%
H75	23.77%	30.29%	22.31%	8.90%	9.51%	32.40%	10.72%	13.28%
K77	23.77%	30.29%	19.63%	14.06%	6.09%	—	—	—
K89	23.77%	30.29%	19.63%	14.06%	6.09%	—	—	—
K08	23.79%	30.29%	22.34%	8.25%	—	—	—	—
K01	23.77%	30.29%	22.27%	8.71%	8.90%	18.02%	—	—
H20	23.77%	30.31%	22.31%	8.90%	8.40%	32.71%	9.99%	11.07%

注: —表示无观测资料。

表 7 日平均模式预测误差

Table 7 The daily average forecasting error

站号	最大值	最小值	平均值
B13	87.25%	1.12%	22.47%
D18	55.09%	0.71%	16.09%
A20	95.20%	0.46%	24.54%
G19	117.17%	0.85%	26.66%
G02	105.95%	0.25%	25.61%
H75	75.24%	1.03%	23.42%
K77	87.94%	0.06%	22.94%
K89	87.41%	0.18%	22.98%
K08	91.29%	0.39%	25.47%
K01	53.77%	0.17%	16.13%
H20	70.85%	0.49%	18.62%

18.43%，月平均误差的均值为 20.63%。对 11 个风机总体进行统计，日平均误差小于 20% 的天数占到总数的 56.83%，大于 50% 的占到 10.05%。周平均误差小于 20% 的周数占到总数的 44.83%，大于 20% 的周数占到总数的为 55.17%。

以 B13 风机为例，其中日平均误差小于 10% 的天数为 18 d，占到总数的 31.58%，平均误差在 10%~20% 的天数占到总数的 29.82%，平均误差在 20%~50% 的天数占到总数的 29.83%，平均误差大于 50% 的天数占到总数的 8.77%。结果表明，WRF 模式对于时间间隔为 10 min 的风速预测，具有较好的预报能力。

2.2.4.3 预测效果

将模式方法用于风速预测研究，并将预测值与观测值进行对比。模式预测的风速值与观测风速值之间拟合优度性分为 3 个等级：优、良、差，详细情况如表 8 所示。

表 8 模式预测风速值与观测风速值之间拟合优度等级评判表

Table 8 The fitting goodness degree judging table of wind speed value of model forecasting and observation

风机 编号	总数	优		良		差	
		个数	百分比	个数	百分比	个数	百分比
B13	47	32	68.09%	14	29.79%	1	2.12%
D18	58	45	77.59%	11	18.97%	2	3.44%
A20	58	37	63.79%	17	29.31%	4	6.90%
G19	60	35	58.33%	19	31.67%	6	10.00%
G02	59	36	61.02%	17	28.81%	6	10.17%
H75	59	40	67.80%	17	28.81%	2	3.39%
K77	49	27	55.10%	20	40.82%	2	4.08%
K89	53	28	52.83%	21	39.62%	4	7.55%
K08	59	24	40.68%	33	55.93%	2	3.39%
K01	58	40	68.97%	12	20.69%	6	10.34%
H20	58	41	70.69%	14	24.14%	3	5.17%
总计	618	385	62.30%	195	31.56%	38	6.14%

从表 8 可以看出，除了 K08 以外，其他 10 个风机均有 50% 以上的拟合优度占优，而除了 G02 和 K01 两个风机外，拟合优度中等级为差的所占比例均在 10% 以下（不包括 10%）。此外，上表最后一行显示，这 11 个风机可用于对比的组中，62.30% 的拟合性能属优，其余的占 31.56%。

我们对预测结果进行了大体的分类，分为优、

良、差 3 种。优，即 3 d 的预测结果与真实数据的趋势大致相符；良，即有 1 d 的预测结果与趋势不符；差，即有 2 d 的预测结果与趋势不符。

现从每个等级中选取两个附图（图 5），从图 5 可以看出，无论是优、良、差哪个等级，第 1 天的模式预测效果都是比较理想的，与第 1 天相比，第 2、3 天的预测效果均有所下降。

尽管上述模式预测方法取得了较理想的结果，但是某些时段的模式预测值与观测值之间仍有很大的偏差。通过假设检验发现，这种偏差具有一定的统计规律。因此下面将采用智能优化技术对这种偏离进行校正与拟合。

2.3 智能优化技术对模式误差的校正方案

针对 WRF 模式的误差特点，探讨一种新的修正模式误差的方法。即应用关联规则方法，挖掘出模式风速模拟数据与气压、温度、湿度及较大风速预测误差之间的关联关系，进而用统计及智能优化方法修正模式误差。

利用 WRF 模式，对承德红松风电场的风速进行预报，预报时效为 72 h，时间分辨率为 10 min。再利用智能优化方法对模拟结果进行订正。为了验证方法的普适性，我们将对与承德风能变化情况相似的内蒙古风电场的风速进行预报和订正。

2.3.1 峰的定义

智能优化技术主要是针对峰提出的，首先给出峰的定义。峰的定义：类似于图 6 中第 213 个数据到第 322 个数据之间的部分。

通过以下 4 个指标来判断是否应对于现存的峰进行智能优化：（1）爬坡率：峰的左端点 A 到顶点 B 之间的所有相邻点的斜率的平均；（2）下坡率：峰的顶点 B 到右端点 C 之间的所有相邻点的斜率的平均；（3）宽度：峰所包含的观测值个数；（4）高度：峰的最大值与最小值的垂直差。

通过对大量已有的观测数据及其相应的模式数据的统计分析及其假设检验，我们发现对于满足表 9 的模式数据的峰需要进行智能优化。

表 9 需要智能优化的峰的条件

Table 9 The condition of peak needing intelligent optimization

	爬坡率	下坡率	宽度	高度
第 1 天	≥ 0.2	≤ -0.2	≥ 75	≥ 9.5
第 2 天	≥ 0.15	≤ -0.1	≥ 70	≥ 8.5
第 3 天	≥ 0.05	≤ -0.02	≥ 65	≥ 4.5

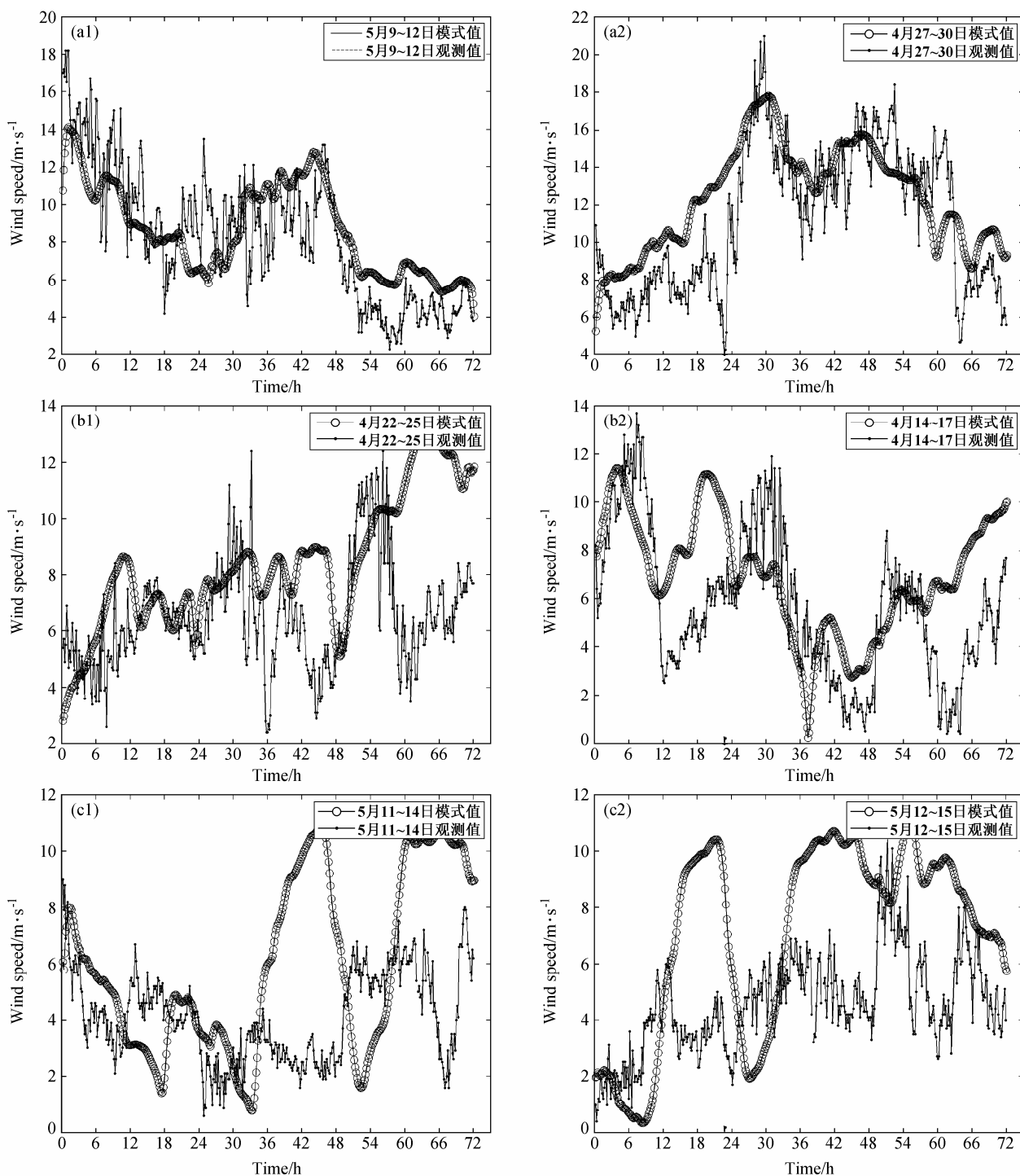


图5 (a1、a2) 优、(b1、b2) 良、(c1、c2) 差性能图例

Fig. 5 The three cases for (a1, a2) excellent, (b1, b2) good, (c1, c2) bad performance

为了研讨智能优化技术的有效性，我们拟定利用支持向量机或神经网络技术对峰进行识别与分类。

2.3.2 用关联规则算法挖掘温度、湿度、气压与风速之间关系

2.3.2.1 过滤 WRF 模式模拟序列

将 WRF 模式预报的第 k 个 72 h 模拟风速序列

记为 $Y_k = \{v_{k,1}, v_{k,2}, \dots, v_{k,n}\}$, $k=1, 2, \dots, M$, M 为预报总天数, $v_{k,i}$ 是序列中第 i 时刻的风速值。利用盒式过滤器对模拟序列进行过滤。积分过滤过程可用如下公式表示:

$$\bar{v}_i = \int_{-\infty}^{\infty} v_i G(v_i - \xi, \Delta) d\xi, \quad (1)$$

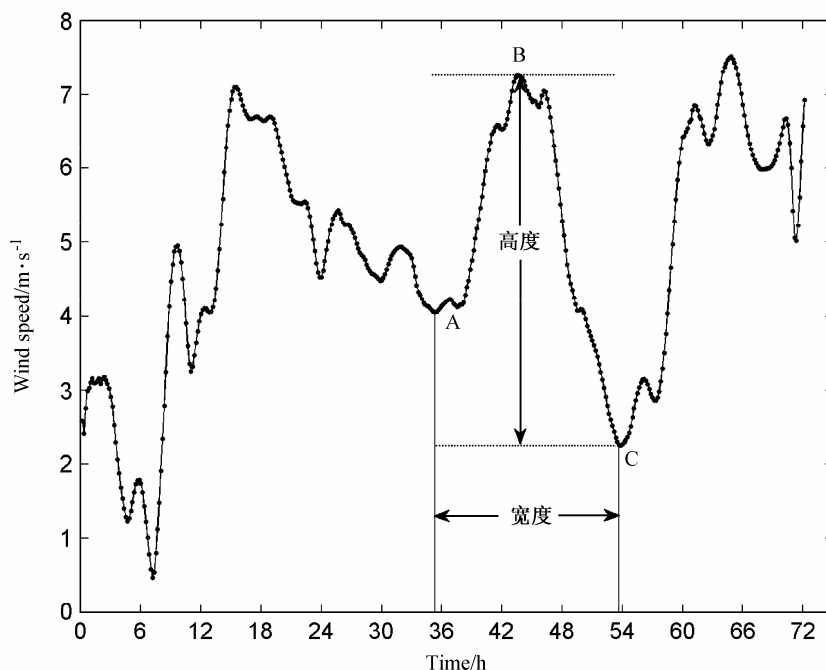


图 6 峰的示意图

Fig. 6 The schematic diagram of peak

其中，过滤函数可写为：

$$G(v_i - \xi) = \frac{1}{\Delta l} \theta\left(\frac{\Delta l}{2} - |v_i - \xi|\right), \quad (2)$$

其中， θ 是台阶函数， Δl 是积分过滤边长。

对应的离散形式为：

$$\bar{v}_i = \frac{1}{\Delta l} \sum_{k=i-\frac{\Delta l}{2}}^{i+\frac{\Delta l}{2}} v(k), \quad (3)$$

当 Δl 为奇数时， $\Delta l/2 = \text{fix}(\Delta l/2)+1$ ，其中， $\text{fix}(n)$ 的意义是取小于 n 的整数。

以 2010 年 5 月 22 日 08:00 至 2010 年 5 月 25 日 08:00 的模拟风速序列为例。令过滤器的长度 $\Delta l = 25$ ，25 对应的时间长度为 4 h。经过滤波，小尺度运动已经过滤掉了，只剩下大于尺度 Δl 的可解尺度运动。休斯提出在可解尺度中可以进一步分解为可解大尺度和可解小尺度。我们对序列进行 4 次过滤。由于序列两端（小于 $\Delta l/2$ 的序列）未过滤，取 3 为滤波边长，对两段序列进行 4 次过滤。过滤后的序列记为 $\bar{Y}_k = \{\bar{v}_{k,1}, \bar{v}_{k,2}, \dots, \bar{v}_{k,n}\}$ ， $k=1, 2, \dots, M$ 。得到的过滤结果如图 7。

2.3.2.2 分解过滤后风速序列

加速度：风速的变化量与对应的时间的比值。公式如下：

$$a = \frac{v_{t+\Delta t} - v_t}{\Delta t} \quad (4)$$

这里取 $\Delta t = 1$ ，则加速度公式简化为 $a = v_{t+1} - v_t$ 。函数的导数为零的点称为函数的驻点，在驻点处的单调性会改变，通过驻点可以划分出函数的单调区间。由过滤后的风速模拟序列 \bar{Y}_k 的加速度，计算出驻点位置。每 72 h 预报有 432 个数据。以 2010 年 4 月 21 日 08:00 至 2010 年 4 月 24 日 08:00 的风速预报序列为例，驻点位置如表 10。

表 10 序列中驻点的位置

Table 10 The position of stagnation point in sequence

	位置
驻点 1	11
驻点 2	64
驻点 3	116
驻点 4	163
驻点 5	204
驻点 6	246
驻点 7	372

通过驻点划分函数的单调区间。由单调区间区分出不同的波形，定义从一个驻点单调递增到下一个驻点再单调递减到第 3 个驻点的序列为一个完整波段。分解的波段，记为 $\bar{Y}_{k,i}(t) (i=1, 2, \dots, n)$ ， n 为分解出的波段总数，如图 8 所示，图中将

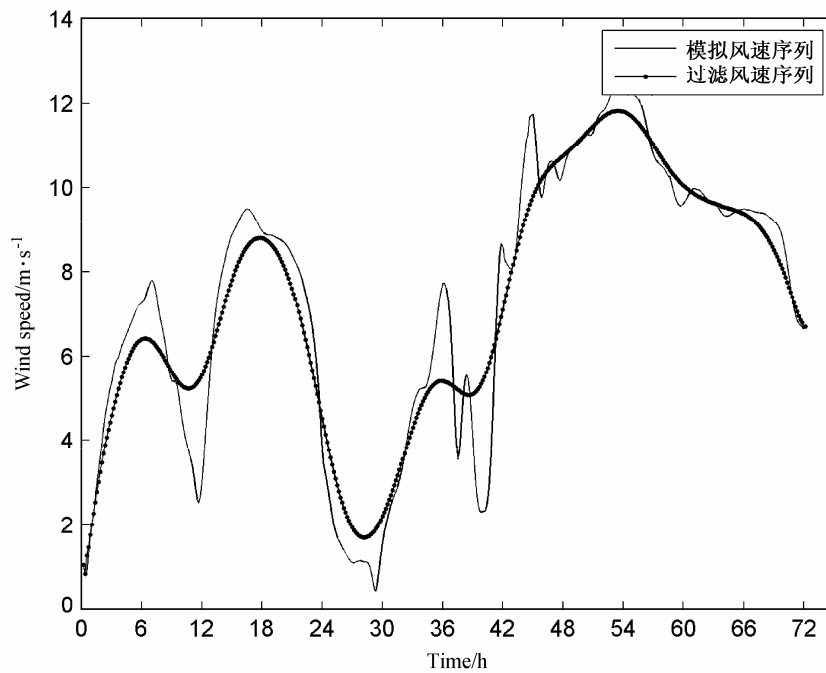


图7 2010年5月22日08:00至2010年5月25日08:00风速序列过滤前后的比较

Fig. 7 The comparison of wind speed sequences before and after filter from 0800 LST 22 May to 0800 LST 25 May 2010

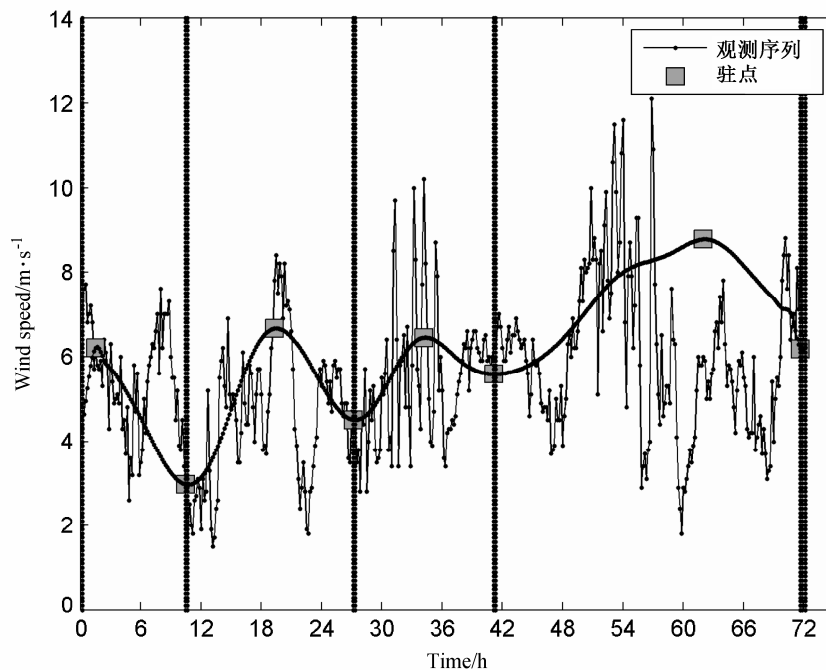


图8 2010年4月21日08:00至2010年4月24日08:00风速预报序列分解波段图

Fig. 8 The resolved band image of wind forecasting sequence from 0800 LST 21 Apr to 0800 LST 24 Apr 2010

一个72 h的观测序列分解为4个波段。

2.3.2.3 关联规则挖掘算法

计算各风速预报序列分解波段的预测误差。之后用多维关联规则中的Apriori算法,挖掘较大的分解波段误差与其对应的温度、湿度、气压及之间的关系。它包括两个方面:(1)找到所有支持度大于

最小支持度的频集,即通过循环模式对所有频集进行过滤,略去支持度小于限定值的频集(frequent itemset)。(2)以(1)中产生的频集为基础,产生满足最小置信度的关联规则。原始的Apriori算法只适用于单层单维数据库,而风电信息系统均为多层多维结构,因此必须对Apriori算法进行改进。常

用的方法是将数据立方体中的每个维看作一个谓词, 这样就可以挖掘多层多维数据库的关联规则了。

2.3.2.4 评价关联规则

用支持度、置信度和增益来评价上述所建立的关联规则。其中支持度和置信度是评价关联规则是否成立所必须参考的条件, 增益则属于附加条件, 用于帮助去除看似合理但实际并不成立的伪关联。在使用中应尽量综合考虑3个因素(其中支持度和置信度为必需), 单独以其中一个或两个进行评价都可能产生偏差。

2.3.2.5 实现关联规则挖掘

运用Access2003 和VBA 语言建立数据库, 依据约束原则并结合Apriori算法思想, 对数据库中曲线进行挖掘, 探求符合实际的关联规则, 根据实际情况设定min_sup(最小支持度)和min_con(最小置信度)的百分比。

2.3.2.6 关联规则应用

利用上述多维关联规则所挖掘的信息以更好的确定模式预测中的参数和初始值, 确保所建模型在在风速预测中具备良好的外推、内插能力。

3 结论与讨论

按照风电调度以及风电厂并网的技术标准发展要求, 最理想的情况是对每个风力发电机提供准确的72 h瞬时风速预报, 这样可以从容调度。事实上, 这一点在实际操作过程中很难实现。目前一些风电发展发达国家的业务应用24 h风速预报日平均相对误差在20%~25%(杨秀媛等, 2005), 我国24 h风速预报的日平均相对误差略低于国际水平。目前国内仍然缺少成熟的风电风速预报系统, 这与发达国家的水平存在很大的差距。

本文提供了一种新的基于WRF模式和关联规则优化的风电厂短期风速预报方法。首先利用WRF模式, 预测了承德红松风电场的风速。预报时效为72 h, 时间分辨率为10 min。之后, 本文针对WRF模式的误差特点, 利用模式与统计及数据挖掘相结合的方法提高风电场风速预报精度。结合中国风电场的气候特征, 提出一种新的修正模式误差的方法, 即应用关联规则方法挖掘出模式风速模拟数据与气压、温度、湿度及较大风速预测误差之间的关联关系, 进而用统计及智能优化方法修正模式误

差。在模式方法与统计方法及智能优化算法相结合的基础上, 提出了建立有效的适合中国风力发电场的风速预报系统方案, 给出了该预报系统具体应用的案例。

参考文献 (Reference)

- Alexiadis M C, Dokopoulos P S, Sahsamanoglou H S. 1999. Wind speed and power forecasting based on spatial correlation models [J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 14 (3): 836-842.
- Barbounis T G, Theochairs J B, Alexiadis M C, et al. 2006. Long-term wind speed and power forecasting using local recurrent Neural Network Models [J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 21 (1): 273-284.
- Bossanyi E A. 1985. Short-term wind prediction using Kalman filters [J]. Wind Engineering, 9 (1): 1-8.
- Box G E P, Jenkins G M. 1976. Time Series Analysis: Forecasting and Control [M]. San Francisco: Holden-Day, 101-120.
- Carolin M M, Fernandez E. 2007. Analysis of wind power generation and prediction using ANN: A case study [J]. Renewable Energy, 32: 814-831.
- 雷亚洲, 王伟胜, 印永华, 等. 2002. 风电对电力系统运行的价值分析 [J]. 电网技术, 26 (5): 10-14. Lei Yazhou, Wang Weisheng, Yin Yonghua, et al. 2002. Analysis of wind power value to power system operation [J]. Power System Technology (in Chinese), 26 (5): 10-14.
- 林海涛. 2010. 考虑气象因素的风电场风速及风电功率短期预测研究 [D]. 上海交通大学硕士学位论文, 97pp. Lin Haitao. 2010. Research on Short-Term Wind Speed and Wind Power Forecasting Considering Meteorological Factors in Wind Farm [D]. M. S. thesis (in Chinese), Shanghai Jiao Tong University, 97pp.
- 刘永前, 韩爽, 胡永生. 2007. 风电场出力短期预报研究综述 [J]. 现代电力, 24 (5): 6-11. Liu Yongqian, Han Shuang, Hu Yongsheng. 2007. Review on short-term wind power prediction [J]. Modern Electric Power (in Chinese), 24 (5): 6-11.
- Pinson P, Siebert N, Kariniotakis G. 2003. Forecasting of Regional Wind Generation by a Dynamic Fuzzy-Neural Networks Based Up scaling Approach [C]. Madrid: European Wind Energy Conference & Exhibition EWEC, 2003.
- 沈桐立, 田永祥, 葛孝贞, 等. 2003. 数值天气预报 [M]. 北京: 气象出版社, 471pp. Shen Tongli, Tian Yongxiang, Ge Xiaozhen, et al. 2003. Numerical Weather Prediction (in Chinese) [M]. Beijing: China Meteorological Press, 471pp.
- 孙川永, 陶树旺, 罗勇等. 2009. 高分辨率中尺度数值模式在风电场风速预报中的应用 [J]. 太阳能学报, 30 (8): 1097-1099. Sun Chuanyong, Tao Shuwang, Luo Yong, et al. 2009. The application of high resolution mesoscale model in wind speed forecasting in wind farm [J]. Acta Energiæ Solaris Sinica (in Chinese), 30 (8): 1097-1099.
- 王晓兰, 李辉. 2010. 风电场输出功率年度预测中有效风速预测研究 [J]. 中国电机工程学报, 30 (8): 117-122. Wang Xiaolan, Li Hui. 2010. Effective wind speed forecasting in annual prediction of output power for wind farm [J]. Proceedings of the Chinese Society for Electrical Engineering (in Chinese), 30 (8): 117-122.

- 王永熙, 张源. 2002. 风力发电 [M]. 北京: 中国电力出版社, 34-35.
Wang Yongxi, Zhang Yuan. 2002. Wind Power (in Chinese) [M]. Beijing: China Electric Press, 34-35.
- 杨秀媛, 肖洋, 陈树勇. 2005. 风电场风速和发电功率预测研究 [J]. 中国电机工程学报, 25 (11): 1-5. Yang Xiuyuan, Xiao yang, Chen Shuyong. 2005. Wind speed and generated power forecasting in wind farm [J]. Proceedings of the Chinese Society for Electrical Engineering (in Chinese), 25 (11): 1-5.
- 张宇, 郭振海, 张文煜, 等. 2010. 中尺度模式不同分辨率下大气多尺度特征模拟能力分析 [J]. 大气科学, 34 (3): 653-660. Zhang Yu, Guo Zhenhai, Zhang Wenyu, et al. 2010. Analysis of mesoscale numerical model's ability of atmospheric multi-scale characteristics simulation in variety resolution [J]. Chinese Journal of Atmospheric Sciences (in Chinese), 34 (3): 653-660.
- 郑飞. 2007. ENSO 集合预报研究 [D]. 中国科学院大气物理研究所博士学位论文, 174pp. Zheng Fei. 2007. Research on ENSO Ensemble Predictions [D]. Ph. D thesis (in Chinese), Institute of Atmospheric Physics, Chinese Academy of Sciences, 174pp.