

基于数理统计的短期风速预测修正方法

王世谦 田春箜 黄景慧

(国网河南省电力公司经济技术研究院, 郑州 450052)

摘要 准确的短期风速预测,可以有效地减轻风电场对电力系统的不利影响,提高风电场在电力市场中的竞争力。由于风速具有很强的随机性和波动性,常规的风速预测方法在风速突变点均存在较大的预测误差,且通过改善预测方法本身无法得到有效地解决。本文从预测数据后期修正的角度出发,结合数理统计思想,提出了一种基于历史风速数据波动特性及一定置信水平的短期风速预测修正方法,将原始风速预测值进行修正处理,得到优化风速预测值。该方法具有通用性,可以应用于不同方法风速预测结果的修正。对基于灰色 GM(1,1)模型的风速预测结果进行修正,验证了该方法的有效性和可行性。

关键词: 风速预测;波动特性;数理统计;数据修正;风力发电

Correction Method for Short Term Wind Speed Forecasting Results Based on Mathematical Statistics

Wang Shiqian Tian Chunzheng Huang Jinghui

(He'nan Electric Power Corporation Economic Research Institute, Zhengzhou 450052)

Abstract To accurately forecast short-term wind speed can effectively reduce the adverse effects of wind power in power systems and improve the competition of wind power in power markets. Because of the strong randomness of wind, the forecasting method at wind mutation points are greatly improved, and through improve the forecasting method itself cannot obtain more favorable effect. From the angle of revision, a revision method was proposed and applied to revision the forecast wind speed in this paper, which based on the historical data wave characteristics and confidence level. Under this method, we can turned the original forecast wind speed into the optimized forecast wind speed. The revision method applies to all short-term wind prediction methods. The validity and feasibility of the method was verified through the real example of a wind speed forecasting method based on the Grey model.

Key words: wind speed forecast; wave characteristics; mathematics statistics; data revision; wind power

近年来,随着化石能源危机、环境污染和温室效应等问题的日益加剧,风能已成为当今世界增长最快的可再生能源^[1]。但由于风电具有很强的随机性和波动性,风电事业的发展受到了很大的限制。对风电场和风速进行准确的预测,将有利于电力系统调度部门调整调度计划,减轻风电对电网的不利影响,同时有效地减少电力系统的运行成本以及旋转备用,并且有利于在电力市场环境制定正确的电能交换计划^[2]。

目前,风速预测方法主要有,卡尔曼滤波法(Kalman filter)^[3]、时间序列分析法(Time Series

Analysis)^[4-5]、人工神经网络法(ANN)^[6-7]、模糊逻辑法(Fuzzy Logic)^[8-9]、空间相关性法(Spatial Correlation)^[8-9]、小波分析法^[10]以及上述方法的各种组合^[11-13]等,利用这些方法进行的风电场风速预测的误差在 25%~40%左右。预测误差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^[14]。

由于预测的滞后性,现有的风速预测方法均存在着在风速突变点预测误差较大,进而降低整体预

测效果的情况,且通过改善预测方法本身并不能得到有效地解决。同时,当前对风速预测的研究更多的是从预测方法改进的角度出发,但预测效果并没有随着预测方法的日益复杂而得到有效的提高,尤其是风速突变点预测误差较大的情况迄今未得到有效的改善。关于风速预测修正方面的研究尚存在较大改进空间。

鉴于上述分析,本文从短期风速预测修正的角度出发,提出了一种基于历史风速数据波动特性及置信水平的风速预测修正方法。该方法先对风速历史数据进行统计分析,根据不同的置信水平确定的预测时刻的风速波动范围,之后对现有成熟的预测方法获取的预测结果进行修正,从而提高整体预测精度。

1 风速突变点预测问题分析

风速预测方法,通常是指一套系统的处理过去与未来风速的数学方法,即在满足一定精度要求的前提下,利用历史风速数据,尤其是与预测时刻相关性最强的几个数据的内在规律特性确定未来某特定时刻的风速值或某特定时段平均风速值。

由持续预测法预测风速的原理可知,相邻两组数据的相关性最强,且随着相隔时间的增加相关性减弱,这就表明预测时刻的前两组数据的内在规律变化对特定时刻的风速预测值影响最大,这也就意味着当预测时刻的前两组风速数据呈现递增的规律时,特定时刻的风速预测值呈现继续增加的趋势,反之亦然,这也与实际情况相符。

风速突变点,通常是指风速变化规律在某一固定监测时刻发生改变时对应的风速监测值,即风速突变点的风速值与上一监测时刻的风速值的增减规律和上一监测时刻风速值与上上监测时刻的风速值的增减规律不同。如图1所示,图中第4个时刻的风速值为风速突变点,且可以发现在风速突变点预测误差较大的原因,即原有预测继续呈现增加的趋势,而实际风速值出现减少,这就意味着风速突变点的实际值与预测值之间的相对差值比一般时刻的相对差值要大。选例中预测风速值由基于灰色模型GM(1,1)的风速预测方法得到,原始风速序列长度为5。

对于这些突变点,通过进一步完善风速预测方法,通常很难提高预测精度,这是由预测方法的滞后性所决定的。因此,本文引入历史风速数据的波动特性来确定未来特定时刻的风速波动范围,以此来弥补

预测方法的滞后性所引发的较大的预测误差。

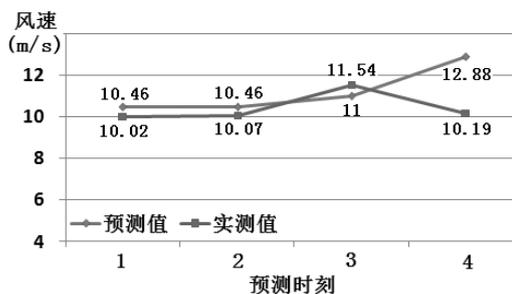


图1 风速突变点预测情况示意图

2 基于波动特性及置信水平的短期风速预测修正模型

风电功率随着风速的随机变化而呈现很强的非规律性的波动是风力发电最显著的特点。从长时间来看,风速的变化幅度很大,且周期性不强,但风速是逐渐变化的,即在秒级数据记录中,大部分时间内风速的变化率是很平缓的。

由基于持续预测法的风速预测基本原理,可知相邻监测的风速值 v_i 与 v_{i-1} 相关性最大,这也与实际经验相符。具体到风电机组而言,可以通过单位时间风速变化率和风速波动率两个指标来表示其对应的风速波动特性。定义如下:

$$\Delta v_i = \frac{|v_{it} - v_{i(t-1)}|}{\Delta T} \quad (1)$$

$$\Delta p_i = \frac{|v_{it} - v_{i(t-1)}|}{v_{it}} \times 100\% \quad (2)$$

式中, Δv_i 、 Δp_i 分别为固定监测时间间隔对应的单位时间风速变化率(单位: m/s^2)和风速波动率(单位:1), i 为监测点编号, v_{it} 、 $v_{i(t-1)}$ 为相邻监测风速值, ΔT 为监测时间间隔(单位:s)。

对历史风速数据进行上述处理,并对 Δv_i 、 Δp_i 进行分段统计,可以得知不同单位时间风速变化率和风速波动率出现的频率,进而可以得到基于一定置信水平 λ 的单位时间风速变化率 Δv_i 和风速波动率 Δp_i 最大值 $\Delta v_{i \max, \lambda}$ 、 $\Delta p_{i \max, \lambda}$,即单位时间风速变化率小于 $\Delta v_{i \max, \lambda}$ 和风速波动率小于 $\Delta p_{i \max, \lambda}$ 的概率值为 λ 。

由单位时间风速变化率 Δv_i 、风速波动率 Δp_i 的最大值 $\Delta v_{i \max, \lambda}$ 、 $\Delta p_{i \max, \lambda}$ 和监测风速值 $v_{i(t-1)}$,可确定下一时刻风速 v_{it} 的波动范围,即有

$$\left[\min((V_{i(t-1)} - \Delta V_{i \max, \lambda} \times \Delta T), (V_{i(t-1)} - V_{i(t-1)} \times \Delta p_{i \max, \lambda})), \right. \\ \left. \max((V_{i(t-1)} + \Delta V_{i \max, \lambda} \times \Delta T), (V_{i(t-1)} + V_{i(t-1)} \times \Delta p_{i \max, \lambda})) \right] \quad (3)$$

简记为

$$[\hat{V}_{it \min, \lambda}, \hat{V}_{it \max, \lambda}] \quad (4)$$

此时可建立基于一定置信水平 λ 的风速预测初步修正公式

$$\bar{v}'_{it} = \begin{cases} \hat{V}_{it \min, \lambda} & v'_{it} \leq \hat{V}_{it \min, \lambda} \\ v'_{it} & \hat{V}_{it \min, \lambda} \leq v'_{it} \leq \hat{V}_{it \max, \lambda} \\ \hat{V}_{it \max, \lambda} & v'_{it} \geq \hat{V}_{it \max, \lambda} \end{cases} \quad (5)$$

式中, \bar{v}'_{it} 为初步修正预测风速, v'_{it} 为原始预测风速, $\hat{V}_{it \max, \lambda}$ 、 $\hat{V}_{it \min, \lambda}$ 分别为基于历史风速数据及一定置信水平 λ 确定的 t 时刻的风速波动范围的上、下限。

由基于一定置信水平 λ 确定的初步修正预测风速仍需满足由历史风速数据确定的整体风速的波动范围 $[V_{i \min}, V_{i \max}]$, 其中 $V_{i \min}$ 可设定为 0m/s, $V_{i \max}$ 可设定为风电机组的切出风速。

最后, 可建立完善的风速预测修正公式

$$\bar{v}_{it} = \begin{cases} V_{i \min} & \bar{v}'_{it} \leq V_{i \min} \\ \bar{v}'_{it} & V_{i \min} \leq \bar{v}'_{it} \leq V_{i \max} \\ V_{i \max} & \bar{v}'_{it} \geq V_{i \max} \end{cases} \quad (6)$$

式中, \bar{v}_{it} 为修正预测风速, \bar{v}'_{it} 为初步修正预测风速, $V_{i \max}$ 、 $V_{i \min}$ 分别为基于历史风速数据确定的整体风速波动范围的上、下限。

分析可知, 当 $\lambda=0$ 时, 原有预测方法将变更为持续预测法的一种情况, 即把最近一点的风速观测值作为下一点的风速预测值, 此时预测误差较大, 这也说明置信水平不能设置过低; 当 $\lambda=1$ 时, 修正预测风速等于原始预测风速, 修正方法将不起作用, 修正效果得不到体现。

3 算例分析

通过上节内容可知, 基于历史风速数据的波动特性及一定置信水平建立的修正模型对风速预测方法并没有特殊要求, 限于篇幅, 本文仅介绍基于 GM(1,1) 灰色模型的短期风速预测方法, 并用实际算例验证该方法的有效性与其可行性。

3.1 研究数据及修正对象

历史数据采用我国北方某风电场在 2009 年 3 月 7 日至 17 日以 10 分钟为采样间隔的实际监测风速数据 (共计 1584 组)。预测日期及时段为 3 月 18 日持续 24

小时共计 144 组的风速数据。

修正对象为基于灰色 GM(1,1) 模型的风速预测值, 鉴于篇幅有限, GM(1,1) 模型可参见文献[15], 数据窗长度为 5, 对 3 月 18 日共计 144 组的风速的预测数据进行修正。

3.2 修正步骤

第一步: 由历史风速数据得到单位时间风速变化率和风速波动率, 并完成分段统计。结果见表 1、表 2。

第二步: 设定修正置信水平 λ , 进而确定与之对应的单位时间风速变化率、风速波动率的最大值 $\Delta V_{i \max, \lambda}$ 、 $\Delta p_{i \max, \lambda}$ 。

如设定置信水平 $\lambda=0.85$, 由历史风速数据统计结果可知对应的单位时间风速变化率 $\Delta V_{i \max, \lambda}$ 等于 $2.13 \times 10^{-3} \text{ m/s}^2$, 以及对应不同风速段的风速波动率的最大值 $\Delta p_{i \max, \lambda}$, 如 $v_{i(t-1)}$ 位于 9~10m/s 时, $\Delta p_{i \max, \lambda}=13.5$, 具体结果见表 3 (a)、(b)。

表 1 基于 10min 监测间隔的单位时间风速变化率统计数据

单位时间风速变化率(10^{-3}m/s^2)	概率/%
0.0~0.4	28.17
0.4~0.8	20.66
0.8~1.2	15.41
1.2~1.6	12.00
1.6~2.0	7.01
2.0~3.0	9.41
3.0~6.0	6.32
>6.0	1.01

表 2 基于 10min 监测间隔的风速波动率统计数据

风速 /(m/s)	风速波动率概率/%					
	0-10	10-20	20-40	40-80	80-150	>150
0~1	1.39	2.78	5.56	15.98	63.20	11.11
1~2	17.78	12.22	27.78	25.55	12.22	4.44
2~3	27.68	17.86	25.90	17.85	10.72	0.00
3~4	28.71	26.73	31.68	10.89	1.99	0.00
4~5	40.16	27.05	22.96	8.20	1.64	0.00
5~6	49.11	25.00	18.75	6.25	0.89	0.00
6~7	63.03	25.21	10.08	1.68	0.00	0.00
7~8	75.50	17.22	5.96	1.32	0.00	0.00
8~9	73.64	20.16	5.43	0.78	0.00	0.00
9~10	73.11	23.53	3.36	0.00	0.00	0.00
10~11	76.19	19.05	3.57	1.19	0.00	0.00
11~12	83.13	15.66	1.20	0.00	0.00	0.00
12~13	78.33	20.00	1.67	0.00	0.00	0.00
13~14	88.52	11.48	0.00	0.00	0.00	0.00
14~15	80.00	20.00	0.00	0.00	0.00	0.00
15~16	89.47	5.26	5.2632	0.00	0.00	0.00
>16	100	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00

第三步：基于修正公式（4）、（5）完成预测风速数据修正，得到优化预测风速值。

如置信水平 $\lambda=0.85$ 时，修正前、后预测风速与实际监测风速对比结果如图2所示。由图2可知，通过修正处理，优化预测风速值较原始预测风速值更加接近于实际值，有效地降低了预测风速值与实际风速值的偏离程度，弥补了预测方法的滞后性引起的较大误差，尤其是在风速突变点修正效果得到明显的体现，提高了整体预测效果。

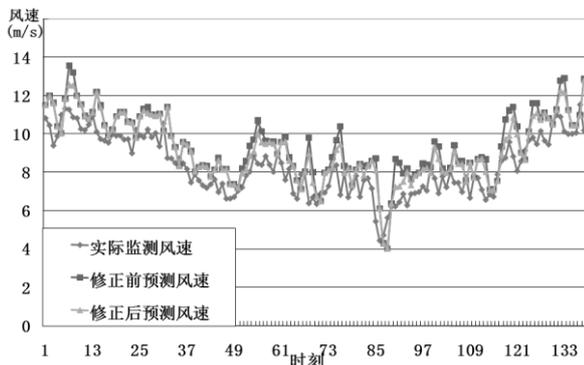


图2 预测风速修正前后与实际监测风速对比图

3.3 修正误差分析

修正误差的确定采用绝对百分比误差APE和平均绝对百分比误差MAPE。定义如下：

$$APE = \frac{|v_{it} - \bar{v}_{it}|}{v_{it}} \times 100\% \quad (7)$$

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_N APE \quad (8)$$

式中， N 是参与计算的样本点数。最大、最小绝对百分比误差分别记为MAX APE、MIN APE。

为了判断不同置信水平对修正效果的影响，本文基于不同的置信水平对修正对象进行了多组修正，其中不同置信水平对应的单位时间风速变化率、风速波动率的最大值 $\Delta v_{i \max, \lambda}$ 、 $\Delta p_{i \max, \lambda}$ 见表3、表4，修正结果对比见表5、图3。修正对象原始预测风速的MAX APE（%）、MIN APE（%）、MAPE（%）分别为60.35%、0.11%、14.44%。

由图2、表5可以看出，经过本文方法的数据修正，预测精度较修正前有了明显的提高。与修正对象的原始预测数据相比，其平均绝对百分比误差、最大绝对百分比误差均有了较大幅度的下降，整体预测效果得到明显提高。如置信度水平 $\lambda=0.85$ 时，其平均绝对百分比误差降低为12.29%，预测精度提高了2.15%，最大绝对百分比误差也从60.35%降低到了49.02%，有效的缓解了风速突变点预测误差较大的情况。

表3 不同置信水平及其对应 $\Delta v_{i \max, \lambda}$

置信度 λ	0.65	0.7	0.75	0.8	0.85	0.9	0.95
$\Delta v_{i \max, \lambda}$	1.23	1.37	1.55	1.8	2.13	2.60	3.50

表4 不同置信水平及其对应 $\Delta p_{i \max, \lambda}$

风速段 $\Delta p_{i \max, \lambda}$	置信水平 λ						
	0.65	0.70	0.75	0.80	0.85	0.9	0.95
0~1	100	100	100	100	100	174	298.
1~2	48.2	54.3	63.9	68.0	80.2	95.3	112
2~3	32.8	37.1	44.3	51.4	57.9	84.0	96.6
3~4	22.3	24.3	27.1	28.9	35.6	43.6	60.5
4~5	19.0	21.0	22.0	24.2	28.5	37.8	50.5
5~6	15.1	16.5	20.0	23.1	25.0	31.9	42.7
6~7	10.2	11.2	12.8	13.6	16.8	20.6	33.6
7~8	7.73	8.76	9.94	10.9	13.2	15.9	24.2
8~9	7.58	8.57	10.3	11.3	13.1	15.7	21.4
9~10	7.22	8.65	10.1	12.2	13.5	15.3	17.6
10~11	6.83	7.55	9.52	10.9	13.5	14.6	19.5
11~12	5.36	6.17	6.54	7.90	11.2	13.7	15.3
12~13	6.14	7.13	9.10	10.0	11.3	13.4	19.5
13~14	4.35	4.77	6.35	7.15	7.84	10.1	12.9
14~15	5.32	5.39	6.64	6.88	10.1	11.4	17.9
15~16	5.83	6.76	7.01	7.12	8.36	8.69	16.4
>16	4.84	4.84	6.46	6.46	7.42	7.42	12.1

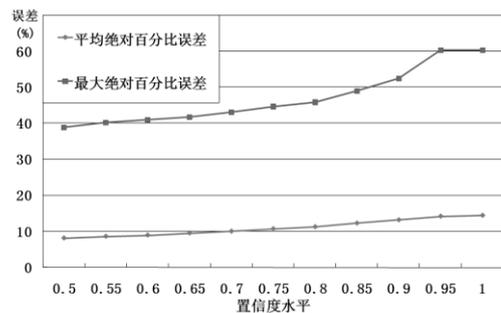


图3 不同置信水平修正结果比较

表5 不同置信水平修正结果

置信度 λ	MAPE/%	MAXAPE/%	MINAPE/%
0.50	8.13	38.94	0.03
0.55	8.61	40.25	0.04
0.60	8.95	41.03	0.03
0.65	9.52	41.79	0.05
0.70	10.03	43.15	0.15
0.75	10.70	44.71	0.00
0.80	11.27	45.93	0.42
0.85	12.29	49.02	0.01
0.90	13.18	52.50	0.24
0.95	14.20	60.35	0.11

同时，由图3、表5可以看出，随着置信水平 λ 的不断降低，修正对象的平均绝对百分比误差、最大绝对百分比误差呈现逐步下降的趋势，尤其是当置信度水平 $\lambda=0.50$ 时，其平均绝对百分比误差、最大绝对百分比误差两项指标下降幅度分别高达

42.75%、35.45%，预测效果得到根本性的提升，但此时置信水平较低，可信度较差。

总体而言，通过历史风速数据的统计处理，可以较好的发现风电机组对应的特定地区的风速的变化规律，有效的改善风速预测模型在风速突变点预测误差较大的情形，提高整体风速预测效果，为准确的风电功率预测奠定了良好的基础，对减轻风电场对电力系统的不利影响，提高风电场在电力市场中的竞争能力具有重要的意义。但是，仍然存在个别监测点预测误差偏大的现象，仍需进一步的研究，如 $\lambda = 0.85$ 时，其最大绝对百分比误差仍然达到 49.02%。

最后，基于上述分析可知，获取准确的基于一定置信水平的单位时间风速变化率、风速波动率的最大值 $\Delta v_{i \max, \lambda}$ 、 $\Delta p_{i \max, \lambda}$ 对修正效果起着至关重要的作用，此时也可以获知不断增加历史风速数据的总量将逐步提高风速预测修正效果，进而提高风速预测模型的整体预测效果。

4 结论

本文从预测风速预测结果修正的角度出发，提出了一种基于波动特性及置信水平的风速预测修正方法，即通过分析大量历史风速数据的波动特性建立具有一定置信水平的预测时刻的风速波动范围，利用风速波动范围将原始风速预测值进行修正处理，得到了最终的优化风速预测值。对我国某风电场基于灰色模型 GM(1,1) 的风速预测结果进行了修正处理，并讨论了不同置信度对预测结果的影响。

结果表明，经过修正处理可以得到更接近于实际值的优化风速预测值，有效地缓解了因预测方法的滞后性引起的风速突变点预测误差较大的情况，且随着置信水平的不断减小，整体的预测效果呈现逐步提高的趋势。该修正模型可有效地提高整体风速预测效果，风速突变点的预测精度提高得尤为明显，对提高风电在电力市场中的竞争力具有重要意义。该方法与预测方法无关，理论上可以应用于不同方法风速预测结果的修正。

参考文献

- [1] 杨茂,熊昊,严干贵,等.基于数据挖掘和模糊聚类的风电功率实时预测研究[J].电力系统保护与控制,2013,41(1):1-6.
- [2] 谷国利,王维庆,张新燕,等.风电场风速预测方法的研究[J].农业工程学报:新能源产业,2009(6):22-24.
- [3] 卿湘运,杨富文,王行愚.采用贝叶斯-克里金-卡尔曼模型的多风电场风速短期预测[J].中国电机工程学报,2012,32(35):107-114.
- [4] TORRES J L, GARCIA A, BLAS M D, et al. Forecast of hourly average wind speed with ARMA models in navarre(Spain)[J].Solar Energy,2005,79:65-77.
- [5] 张宏宇,印永华,申洪,等.基于概率测度变换的风速时间序列建模方法[J].电力系统自动化,2013,37(2):7-10.
- [6] BARBOUNIS T G, THEOCHARIS J B, ALEXIADIS M C, et al. Long-term wind speed and power forecasting using local recurrent neural network Models[J]. Transactions on energy conversion, 2006, 21(1): 273-284.
- [7] 黄小华,李德源,吕文阁.基于人工神经网络模型的风速预测[J].太阳能学报,2011,32(2):193-197.
- [8] ALEXIADIS M, DOKOPOULOS P, SAHSAMANOGLU H, et al. Short term forecasting of wind speed and related electrical power[J].Solar Energy,1998,63(1): 61-68.
- [9] BARBOUNIS T G, THEOCHARIS J B. A locally recurrent fuzzy neural network with application to the wind speed prediction using spatial correlation[J]. Neurocomputing, 2007,70(15):25-42.
- [10] 郭虎全,刘吉臻,柳玉,等.基于小波包分析的风速预测研究[J].华东电力,2011,39(12): 2077-2079
- [11] 罗文,王莉娜.基于小波分解与遗传算法和支持向量机的短期风速预测[J].太阳能学报,2012,33(8): 1327- 1333.
- [12] 刘辉,田红旗,李燕飞.基于小波分析法与滚动式时间序列法的风电场风速短期预测优化算法[J].中南大学学报(自然科学版),2010,41(1):370-375.
- [13] 蔡凯,谭伦农,等.时间序列与神经网络法相结合的短期风速预测[J].电网技术,2008,32(8):82-85.
- [14] 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,2005,25(11):1-5.
- [15] 杜松怀,温步瀛,蒋传文.电力市场[M].3版.北京:中国电力出版社,2008:107-108.

作者简介

王世谦(1988-),男,河南濮阳人,硕士,主要研究方向为电力系统分析、电网规划。