

基于混合灰色理论的风速预测研究

王 杰^{1,2}, 何 山^{1,2}, 王维庆^{1,2}, 陈先飞^{1,2}, 李鹏宇^{1,2}

(1. 新疆大学电气工程学院, 乌鲁木齐 830049; 2. 可再生能源发电与并网技术教育部工程研究中心, 乌鲁木齐 830049)

摘 要: 通过分析GM(1,1)模型建模机理,推导出影响预测精度的关键因子,提出基于复合辛普森公式的背景值优化方法。在此基础上引入改进的转移灰色理论模型,建立新的混合预测模型,最后对风电场风速进行预测。结果表明,新的预测模型对风速预测与实际风速吻合度良好,较传统灰色理论精度得到大幅度提高。该项研究对于解决我国多风电场地形差异较大,数据库建立困难等问题有重要意义。

关键词: 灰色理论; 改进GM(1,1)模型; 背景值; 混合模型; 风速预测

中图分类号: TK513.5

文献标识码: A

0 引 言

风力发电以其资源无限,成本低廉,便于利用等优点快速发展,而风电本身具有的波动性、间歇性导致随并网风电所占比例的提升,电网的稳定性面临着前所未有的挑战。

为减小电网波动及大规模弃风现象的发生,2011年6月,国家能源局发布《风电场功率预测预报管理暂行办法》,要求所有并网运行的风电场均应具备风电功率预测预报的能力,并按要求开展风电功率预测预报。风电功率与风速的3次方相关联,如风速预测上浮10%,风电功率的预报就会增加33%,因而风速的预测变得至关重要。

国内外对风速的预测建立了多种模型,文献[1~6]对基于时间序列的风速预测模型进行分析,其对短期的预测非常有效,但建立模型需要大量的历史数据进行参数估计和模型定性。文献[7]对基于空间技术的风速预测模型进行探讨,可精准预测36 h以内的风速,但其模型的建立依赖于风电场预测点附近4 km以内站点采集的大量风速数据。丹麦气象研究所开发的HIHLIAM风速预测模型,用来预测36 h内的风电场风速情况,使用空间平滑效果修正后可以将预测时间提升至48 h,但当短期的预测数据与实际数据产生偏移时间时,会产生很大的误差,且此类情况经常发生。

上述多种模型的建立均需要大量实际运行数据或附近站点信息,但中国风电处于高速发展阶段,风电场多建在边远地区,地形差异较大,数据库建立困难。华中工学院邓聚龙在1982年提出灰色系统理论,其研究对象是一个对于系统结构特征和参数含有部分信息未知的“贫信息”不确定系统^[8]。其具有所需样本数据少、计算简单、预测准确等优点,在许多领域得到成功应用,例如预测股票价格和电力系统年负荷峰值,预测感应伺服电机中机械器件惯性系数的变化等,但在风能资源预测方面利用灰色系统模型GM(1,1)进行预测的过程中,出现了预测精度不高的情况。故文献[9]讨论了背景值直接构造法,通过选取、优化背景值的系数,计算出若干种新的背景值。文献[10~12]提出重构GM(1,1)模型的背景值的算法并且说明了背景值是影响其模型的关键因素。文献[13]通过实例证明重构背景值来提高GM(1,1)模型的精度和实用性。

本文针对灰色预测滚动模型进行分析,并在此基础上提出用插值和数值积分中的复合辛普森公式重构GM(1,1)模型中的背景值,对重构背景值的GM(1,1)模型及其结果做进一步的处理,建立转移混合灰色模型,通过将该模型应用于风电场风速预测,与实际数据进行对比,证明改进的灰色GM(1,1)模型在风速预测中的可能性及有效性。

收稿日期: 2016-08-12

基金项目: 国家自然科学基金(51767024; 51667020)

通信作者: 何 山(1974—),男,博士、副教授、硕士生导师,主要从事可再生能源及其控制技术方面的研究。2513041660@qq.com

1 GM(1,1)模型建模机理

设非负原始序列:

$$X^{(0)} = \{x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n)\} \quad (1)$$

式中, $X^{(0)}$ ——原始数据 $x^{(0)}(i)$ 组成的原始序列, $x^{(0)}(i) > 0, i = 1, 2, \dots, n$ 。

对原始序列作累加生产操作累加式 (AGO):

$$X^{(r)} = \{x^{(r)}(k), x^{(r)}(k), \dots, x^{(r)}(k)\} \quad (2)$$

式中, $X^{(r)}(k) = \sum_{i=1}^k X^{(r-1)}(i), k = 1, 2, \dots, n; r = 1, 2, \dots, n$ 。

一次累加 GM(1,1)模型是最常用的一种灰色预测模型,如式(3)所示:

$$X^{(1)} = \{x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), \dots, x^{(1)}(n)\} \quad (3)$$

式中, $X^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k x^{(0)}(i), k = 1, 2, \dots, n$ 。

由一阶 AGO 序列建立 GM(1,1)模型, GM(1,1)表示具有一个自变量没有因变量的模型,其相应的微分方程为:

$$\frac{dx^{(1)}(t)}{dt} + ax^{(1)}(t) = b \quad (4)$$

式中, x ——GM(1,1)的自变量; a 、 b ——通过最小二乘法确定的模型系数, a 和 b 的最小二乘解为:

$$\hat{A} = [\hat{a}, \hat{b}] = (\beta^T \beta)^{-1} \beta^T Y \quad (5)$$

式中, $\beta = \begin{bmatrix} -z^{(1)}(2) & 1 \\ -z^{(1)}(3) & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -z^{(1)}(n) & 1 \end{bmatrix}; Y = [x^{(0)}(2), x^{(0)}(3), \dots, x^{(0)}(n)]^T$;

$z^{(1)}(k+1) = \frac{1}{2}[x^{(1)}(1) + 1 + x^{(1)}(k)]$ 为背景值。

式(4)的离散解为:

$$\hat{x}^{(1)}(k+1) = \left[x^{(0)}(1) - \frac{\hat{b}}{\hat{a}} \right] e^{-\hat{a}k} + \frac{\hat{b}}{\hat{a}} \quad (6)$$

还原到原始数据为:

$$\begin{aligned} \hat{x}^{(0)}(k+1) &= \hat{x}^{(1)}(k+1) - \hat{x}^{(1)}(k) \\ &= (1 - e^{\hat{a}}) \left[x^{(0)}(1) - \frac{\hat{b}}{\hat{a}} \right] e^{-\hat{a}k} \end{aligned} \quad (7)$$

上述分析过程推导出提高 GM(1,1)模型的关键在于背景值的优化。在不增加 GM(1,1)型建模计算难易程度的基础下对 GM(1,1)模型的背景值计算公式进行重构,提高预测的精确度是急需解决的问题。

2 GM(1,1)模型的优化

2.1 背景值的优化

根据文献[10, 13, 14]得出如下优化的背景值计算公式:

$$\begin{aligned} Z^{(1)}(k+1) &= (1/24)\{x^{(0)}(k) + \\ &4[x^{(0)}(k + \frac{1}{8}) + x^{(0)}(k + \frac{3}{8}) + x^{(0)}(k + \frac{5}{8}) + \\ &x^{(0)}(k + \frac{7}{8})] + 2[x^{(0)}(k + \frac{1}{4}) + \\ &x^{(0)}(k + \frac{1}{2}) + x^{(0)}(k + \frac{3}{4})] + x^{(0)}(k+1)\}, \\ &k = 1, 2, \dots, n \end{aligned} \quad (8)$$

牛顿-柯特斯公式在 $n \geq 8$ 时不具有稳定性,故不可能通过提高阶次的方法来提高其最终精度,为提高精度通常可把积分区间分成若干子区间(通常是等分),再在每个子区间上用低阶求积公式。复合辛普森求积公式^[14]:将区间 $[a, b]$ 分为 n 等份,在每个子区间 $[x(k), (k+1)]$ 上采用辛普森公式,若记 $x(k + \frac{1}{2}) = x(k) + \frac{1}{2}h$, 则得:

$$\begin{aligned} I &= \int_a^b f(x)dx = \sum_{k=0}^{n-1} \int_{x_k}^{x_{k+1}} f(x)dx \\ &= \frac{h}{6} \sum_{k=0}^{n-1} [f(x_k) + 4f(x_{k+1/2}) + f(x_{k+1})] + R_n(f) \end{aligned} \quad (9)$$

记:

$$\begin{aligned} S_n &= \frac{h}{6} \sum_{k=0}^{n-1} [f(x_k) + 4f(x_{k+1/2}) + f(x_{k+1})] \\ &= \frac{h}{6} [f(a) + 4 \sum_{k=0}^{n-1} f(x_{k+1/2}) + 2 \sum_{k=1}^{n-1} f(x_k) + f(b)] \end{aligned} \quad (10)$$

式中, I ——辛普森整体求积; S_n ——复合辛普森求积; $h = \frac{b-a}{n}$; 这里取 $n=4$, 记背景:

$$\begin{aligned} Z^{(1)}(k+1) &= (1/24)\{x^{(0)}(k) + \\ &4[x^{(0)}(k + \frac{1}{8}) + x^{(0)}(k + \frac{3}{8}) + x^{(0)}(k + \frac{5}{8}) + \\ &x^{(0)}(k + \frac{7}{8})] + 2[x^{(0)}(k + \frac{1}{4}) + x^{(0)}(k + \frac{1}{2}) + \\ &x^{(0)}(k + \frac{3}{4})] + x^{(0)}(k+1)\} \end{aligned} \quad (11)$$

辛普森公式:设将积分区间 $[a, b]$ 划分为 n 等分,步长 $h = \frac{b-a}{n}$,选取等距节点 $x_k = a + kh$ 构造出的插值型求积公式(牛顿-柯特斯公式)为:

$$I_n = (b-a) \sum_{k=0}^n C_k^{(n)} f(x_k) \quad (12)$$

式中, $C_k^{(n)}$ ——柯特斯系数。

按式(12),引进变换 $x = a + th$, 则有:

$$C_k^{(n)} = \frac{h}{b-a} \int_0^n \prod_{\substack{j=0 \\ j \neq k}}^n \frac{t-j}{k-j} dt$$

$$= \frac{(-1)^{n-k}}{nk!(n-k)!} \int_0^n \prod_{\substack{j=0 \\ j \neq k}}^n (t-j) dt \quad (13)$$

当 $n=2$ 时按式(13),则柯特斯系数为:

$$C_0^{(2)} = \frac{1}{4} \int_0^2 (t-1)(t-2) dt = \frac{1}{6} \quad (14)$$

$$C_1^{(2)} = -\frac{1}{2} \int_0^2 t(t-2) dt = \frac{4}{6} \quad (15)$$

$$C_2^{(2)} = \frac{1}{4} \int_0^2 t(t-1) dt = \frac{1}{6} \quad (16)$$

相应的求积公式是辛普森公式:

$$S = \frac{b-a}{6} [f(a) + 4f(\frac{a+b}{2}) + f(b)] \quad (17)$$

2.2 优化后的 GM(1,1) 模型预测步骤

- 1) 对原始数据进行累加操作 (AGO);
- 2) 建立差分方程, 采用新的背景值建模;
- 3) 使用最小二乘法, 计算方程参数矩阵 A ;
- 4) 使用优化 GM(1,1) 模型得到累积风速序列的预测值 ($\hat{X}^{(0)}$);

5) 使用混合模型和 Widro-Hoff 规则得到累积风速序列的预测值 ($\hat{X}^{(0)}$);

6) 应用 AGO 转换;

7) 精度检验。

2.3 精度检验

参照文献[15]计算拟合结果以后, 再作模型精度检验。实际值 $X^{(0)}(k_i)$ 与计算值 $\hat{X}^{(0)}(k_i)$ 之差为 $q(k_i)$, 即 $q(k_i) = X^{(0)}(k_i) - \hat{X}^{(0)}(k_i)$, 称其为残差。实际数列 $X^{(0)}(k_i), i=1, 2, \dots, n$ 的平均值 $\bar{X} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N X(k_i)$; 记残

差的平均值 $\bar{q} = \frac{1}{N'} \sum_{k'=1}^{N'} q(k_i)$, ($N' \leq N$); 记实际数据方

差 $S_1^2 = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N [q(k_i) - \bar{q}]^2$; 记残差数据方差为

$S_2^2 = \frac{1}{N'} \sum_{k'=1}^{N'} [q(k_i) - \bar{q}]^2$ 。方差比 c 与小误差概率 p 是

后验差的重要参数, $c = \frac{S_2}{S_1}$,

$p = p\{|q(k_i) - \bar{q}|\} < 0.6745s_1$ 。

方差比 c 越小表明原始数据方差越大, 残差方差越小, 原始数据离散程度大, 残差数据离散程度

小。小误差概率 p 越大表明残差与残差平均值之差在给定值 $0.6745s_1$ 范围内的点越多, 故指标 p 越大越好。根据 c 和 p 这 2 个指标, 可综合评判模型精度(见表 1)。

表 1 精度指标
Table 1 Precision index

等级	评价指数	
	p	c
好	>0.95	<0.35
合格	>0.80	<0.50
不合格	≤ 0.70	>0.65

3 应用实例

风速预测对公共电网调度风电场的并网或脱网运行、风力发电的最佳运营成本和最低环境影响至关重要。采用国电达坂城风电场风采集的实际风速数据建立 GM(1,1) 模型, 每一个风速数据集记录 24 h 内以 5 min 为一个周期风速数据。每小时记录 12 组数据, 其平均值的时间序列被用于分析, 如式(18)所示:

$$X_{\text{average}}(j) = \frac{1}{4} X_{\text{recorded}}(i), j = 1, 2, \dots, 24 \quad (18)$$

式中, $X_{\text{average}}(j)$ ——第 j 小时采集 12 组数据的平均值; $X_{\text{average}}(i)$ ——第 j 小时每隔 5 min 的数据记录点。

本文取 13 组数据进行建立改进背景值下的 GM(1,1) 模型, 模拟其精度。根据式(3)、式(4)和式(8), 则有:

$$x^{(0)} = \{8.030, 16.890, 26.630, 35.590, 47.040, 57.810, 67.400, 78.270, 90.580, 101.320, 113.620, 127.180, 139.840\}$$

$$z^{(0)} = \{0.95933, 22.3684, 30.8278, 41.2431, 52.5692, 62.6153, 72.6417, 84.4372, 96.1089, 107.0142, 121.1477, 129.2639\}$$

(19)

采用式(5)将上述数据代入得: $\hat{a} = -0.0329$, $\hat{b} = 8.7105$, $\hat{a}/\hat{b} = -264.7568$ 。

因此按本文方法建立的灰色模型为:

$$\hat{x}^{(1)}(k) = 272.7868e^{(0.0329/(k-1))} - 264.7568, k \geq 1$$

$$\hat{x}^{(0)}(k) = 8.8287e^{0.0329(k-1)}, k \geq 1 \quad (20)$$

$$\hat{x}^{(0)}(1) = 8.03$$

模型计算结果如表 2 所示。

表 2 结果对比

Table 2 Comparison results

序号(k)	原始数据 $x^{(0)}(k)$	本文方法		文献[12]方法	
		模型数据 $\hat{x}^{(0)}(k)$	相对误差 /%	模型数据 $\hat{x}^{(0)}(k)$	相对误差 /%
1	8.03	8.030	0.00	8.0300	0.00
2	8.86	9.124	-2.90	8.5241	3.79
3	9.74	9.429	3.19	8.8533	9.10
4	8.96	9.744	-8.70	9.1953	-2.6
5	11.45	11.070	3.32	10.550	7.86
6	10.77	10.407	3.36	9.9194	7.89
7	9.59	9.7553	-1.70	10.302	-7.40
8	10.87	11.115	-2.20	10.700	1.56
9	12.31	10.486	14.80	10.113	17.80
10	10.74	11.871	-10.00	11.5432	-7.47
11	12.30	12.268	0.26	10.9891	10.65
12	13.56	12.678	6.50	12.4522	8.17
13	12.66	13.102	-3.40	12.9332	-2.16

图 1 给出有关实际和预测风速时间序列的示例性样本。此图显示 2 种改进背景值的 GM(1,1)模型的结果。并且显示了本文改进背景值的 GM(1,1)模型与文献[13]中的模型对比曲线。其采样数据中拟合值精度均较好,使用 2 种 GM(1,1)模型的平均绝对误差 MAE 分别为 0.3931 和 0.4681 m/s。

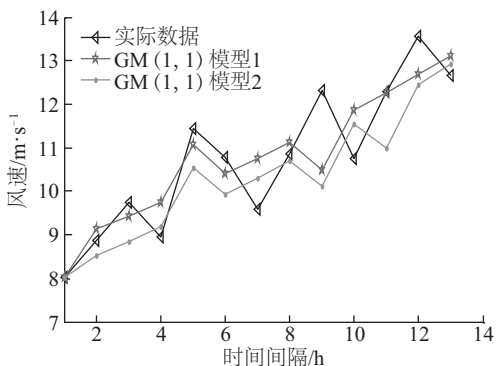


图 1 使用 2 种 GM(1,1)模型的拟合值

Fig. 1 Fitting values of two GM(1,1) models

根据所建模型进行平均相对误差和后验差检验。本文提出改进模型的绝对值最大的相对误差

为 14.81%;文献[13]提出改进模型的绝对值最大的相对误差为 17.83。本文提出方法所建的模型的方差比为 $c_1=0.2712$;而文献[13]提出方法所建的模型的方差比为 $c_2=0.3052$ 。经计算可知,2 种方法所建模型的最小误差概率 $p=1$ 。由此可知本文方法所建立模型具有较好的模型精度,好于文献[13]提出的方法,可用于预测风速。

混合预测模型是指通过改进背景值的 GM(1,1)模型得到 2 个转移预测模型合并成一个改进型混合灰色模型^[16,17]。

2 个转移预测模型 $\hat{x}_1^{(i)}$ 和 $\hat{x}_2^{(i)}$ 位:

$$\hat{x}_1^{(i)}(i+1) = \hat{X}_{GM}^{(i)}(i+1) + shift \quad (21)$$

$$\hat{x}_2^{(i)}(i+1) = \hat{X}_{GM}^{(i)}(i+1) - shift \quad (22)$$

式中, $shift$ ——通过改进背景值的 GM(1,1)模型转移的值,其值等于 AGO 序列的最后一个点 $X^{(0)}(n)$ 。

混合灰色模型:

$$\hat{X}_{imp}^{(i)}(i+1) = \omega_1 \hat{x}_1^{(i)} + \omega_2 \hat{x}_2^{(i)}(i+1) \quad (23)$$

$$\omega_1 + \omega_2 = 1 \quad (24)$$

式中, ω_1 、 ω_2 ——转移模型的加权。

利用最小二乘法 Widro-Hoff delta 规则进行加权更新:

$$\omega(i+1) = \omega(i) + \delta \frac{X^{(0)}(i) \cdot e(i)}{[X^{(0)}(i)]^T \cdot X^{(0)}(i)} \quad (25)$$

式中, $\omega(i)$ 、 $\omega(i+1)$ ——更新前后的加权矢量; δ ——学习参数; $X^{(0)}(i)$ 、 $[X^{(0)}(i)]^T$ ——指转移累加序列矢量和该序列的转置矢量。

误差矢量:

$$e(i) = X(i)(i) - \hat{X}_{imp}^{(i)}(i) \quad (26)$$

图 2 给出了使用改进的灰色模型所得的风速预测值的较好的散射状态,其中实际值和预测值的散射线性关系表示为:

$$\hat{y}_i = ax_i + b \quad (27)$$

式中, \hat{y}_i 、 x_i ——预测值、实际值; i 、 a 、 b ——通过最小二乘法获得的线性关系系数。当 b 越接近于零且 a 越靠近于 1 时实际值和预测值之间的线性关系越好。

图 2 同时给出了实际风速值和预测风速值的线性关系,表达式为 $\hat{y}_i = 0.9534x_i + 0.5662$ 。表明 a 非常接近于 1,同时 b 非常接近于零。因此改进的

灰色模型具有较好的预测精度和适用性。

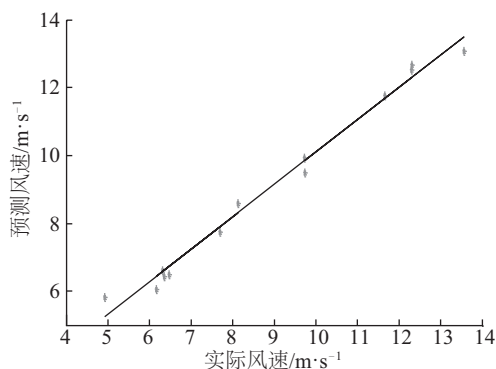


图2 实际风速和预测风速关系

Fig. 2 Relationship between actual wind speed and predicted wind speed

4 结 论

1)通过对 GM(1,1)建模机理的分析,证明背景值是影响灰色预测模型精度与有效性的主要原因。

2)在保留了 GM(1,1)建模计算简便和易于应用的优点上,提出基于辛普森公式的背景值优化方法。

3)将重构背景值的 GM(1,1)模型应用与每小时风速的预测中,具有良好的精度。

4)对重构背景值的 GM(1,1)模型进一步构造混合预测模型,预测风速与实际风速曲线拟合度大幅度提升。

[参考文献]

- [1] Huang Z, Chalabi Z S. Use of time-series analysis to model and forecast wind speed[J]. Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics, 1995, 56(2-3): 311—322.
- [2] Kamal L, Jafri Y Z. Time series models to simulate and forecast hourly averaged wind speed in Quetta, Pakistan [J]. Solar Energy, 1997, 61(1): 23—32.
- [3] More A, Deo M C. Forecasting wind with neural networks[J]. Marine Structures, 2003, 16(1): 35—49.
- [4] Sfetsos A. A comparison of various forecasting techniques applied to mean hourly wind speed time series[J]. Renewable Energy, 2000, 21(1): 23—35.
- [5] Costa M, Pasero E. Artificial neural systems for verglass forecas[A]. In Proceeding of the International Joint Conference on Neural Networks[C], Washington,

IJCNN, 2001, 258—262.

- [6] Miranda M S, Dunn R W. One-hour-ahead wind speed prediction using bayesian methodology[A]. Proceedings of the IEEE Power Engineering Society General Meeting [C], Montreal, Que., Canada, 2006.
- [7] Alexiadis M C, Dokopoulos P S, Sahsamanoglou H S. Wind speed and power forecasting based on spatial correlation models[J]. IEEE Transactions on Energy Convers, 1999, 14(3): 836—842.
- [8] 姚天祥, 现在武. 灰色预测理论及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2014, 3—7.
- [8] Yao tianxiang, Gong Zaiwu. The grey prediction theory and its application[M]. Beijing: Science Press, 2014, 3—7.
- [9] 张 彬, 西桂权. 基于背景值和边值修正的 GM(1,1) 模型优化[J]. 系统工程理论与实践, 2013, 33(3): 682—688.
- [9] Zhang Bin, Xi Guiquan. GM(1,1) model optimization based on the background value and boundary value correction[J]. Systems Engineering-Theory & Practice, 2013, 33(3): 682—688.
- [10] 谭冠军. GM(1,1)模型的背景值构造方法 and 应用(1) [J]. 系统工程理论与实践, 2000, 20(4): 98—103.
- [10] Tan Guanjun. The structure method and application of background value in grey system GM(1,1) model (I) [J]. Systems Engineering Theory& Practice, 2000, 20(4): 98—103.
- [11] 谭冠军. GM(1,1)模型的背景值构造方法 and 应用(II) [J]. 系统工程理论与实践, 2000, 20(5): 125—127.
- [11] Tan Guanjun. The structure method and application of background value in grey system GM(1,1) model (II) [J]. Systems Engineering - Theory& Practice, 2000, 20(5): 125—127.
- [12] 谭冠军. GM(1,1)模型的背景值构造方法 and 应用(III) [J]. 系统工程理论与实践, 2000, 20(6): 70—74.
- [12] Tan Guanjun. The structure method and application of background value in grey system GM(1,1) model (III) [J]. Systems Engineering-Theory & Practice, 2000, 20(6): 70—74.
- [13] 李俊峰, 戴文战. 基于插值和 New Ton-Cores 公式的 GM(1,1)模型的背景值构造新方法 and 应用[J]. 系统工程理论与实践, 2004, 24(10): 122—126.
- [13] Li Junfeng, Dai Wenzhan. A new approach of background value-building and its application based on data nterpolation and New ton-cores formula[J]. Systems Engineering-Theory & Practice, 2004, 24

- (10): 122—126.
- [14] 李庆扬, 王能超, 易大义. 数值分析[M]. 北京: 清华大学出版社, 2008.
- [14] Li Qingyang, Wang Nengchao, Yi Dayi. Numerical analysis[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2008.
- [15] 罗佑新, 周继荣. 非等间距GM(1,1)模型及其在疲劳试验数据处理和疲劳试验在线监测中的应用[J]. 机械强度, 1996, 18(3): 60—63.
- [15] Luo Youxin, Zhou Jirong. Nonequidistance GM(1,1) model and its application in fatigue experimental data processing and on-line control[J]. Journal of Mechanical Strength, 1996, 18(3): 60—63.
- [16] Yuan Zhi, Wang Weiqing. Research on the wind power system optimization and harmonic suppression methodologies[J]. RIS TI-Revista Iberica de Sistemase Tecnologias de Informacao 2016, 2016(E6): 247—258.
- [17] Yuan Zhi, Wang Weiqing, He Shan. Research on the performance and optimal design of wind turbine based on computational fluid dynamics[J]. Boletín Técnico, 2017, 55(8): 115—122.

STUDY ON WIND SPEED PREDICTION BASED ON MIXED GREY THEORY

Wang Jie^{1,2}, He Shan^{1,2}, Wang Weiqing^{1,2}, Chen Xianfei^{1,2}, Li Pengyu^{1,2}

(1. College of Electrical Engineering, Xinjiang University, Urumqi 830049, China;

2. Engineering Research Center for Renewable Energy Power Generation and Grid Technology of Ministry of Education, Xinjiang University, Urumqi 830049, China)

Abstract: The key factors impacting the prediction accuracy is deduced through analyzing the modeling mechanism of GM(1,1) model and the background value optimization method is proposed based on composite Simpson formula. In such basis, improved transfer grey theory model is introduced, new mix forecasting model is built, and finally, the wind speed of wind farms is predicted. The results show that the new prediction model has a good agreement on the wind speed prediction and the actual wind speed, which is greatly improved compared with the traditional grey theory. This research is of great significance for solving the problems of large terrain difference of multiple wind farms and difficult database establishment in China.

Keywords: grey theory; improved GM(1,1) model; background value; hybrid mode; wind speed prediction