

DOI: 10.3969/j.issn.1000-1026.2012.09.006

风电机组运行状态参数的非等间隔灰色预测

李 辉¹, 李学伟¹, 胡姚刚², 杨 超¹, 赵 斌¹

(1. 输配电装备及系统安全与新技术国家重点实验室, 重庆大学, 重庆市 400044;

2. 湖南省电力公司衡阳电业局, 湖南省衡阳市 421001)

摘要: 为了实现风电机组故障预警和智能状态检修, 提出了风电机组运行状态趋势的灰色非等间隔预测研究。首先, 考虑不同间隔段历史数据所反映机组趋势和变化规律差别, 对监测数据抽取多组非等间隔时间序列, 利用平均弱化缓冲算子, 分别建立非等间隔灰色 GM(1,1) 预测模型。其次, 引入关联度概念, 选择各组非等间隔灰色预测值与实际值之间最大关联度的预测结果, 应用建立的灰色关联组合预测模型, 对某 850 kW 变速恒频风电机组的发电机转速及部件温度等运行状态参数进行预测。最后, 对某 2 MW 风电机组运行转速进行预测, 并与反向传播(BP)神经网络和支持向量机方法的预测结果进行比较, 结果表明风电机组运行状态参数的非等间隔灰色预测具有较高的精度。

关键词: 风力发电; 风电机组; 运行状态; 趋势预测; 非等间隔预测; 灰色关联

0 引言

由于风速和风向的随机性, 风电机组常在不同运行工况之间进行动态切换, 从而导致机组各部件的动态性、相关性和随机不确定性特征明显。风电机组运行环境恶劣, 运行维护成本较高^[1-5]。对并网风电机组运行状态参数进行趋势预测, 可以及时、准确地判断风电机组部件的性能状况和发展态势^[6], 能有效避免故障及连锁故障的发生, 对优化风电场的维修策略和实现大规模风力发电安全、高效并网具有重要的现实意义。

国内外学者对风力发电相关领域的预测进行了研究, 但大多从电力调度和风电场并网控制技术 etc 角度出发^[7-10], 而很少从风电机组故障预警和状态检修等角度开展风电机组运行状态趋势预测。文献[7]应用数据挖掘算法对风速和功率进行了预测研究, 但没有对机组重要子系统运行参数进行研究。文献[6]基于混沌理论建立了风电机组运行状态的预测模型, 但对时间序列变化幅度较大的状态参数预测精度较低。虽然大多数文献在常规发电机组运行状态预测方面开展了一些研究^[11-12], 但是仅仅围绕常规机组某一个特征参量展开。风电机组的运行

特性不同于常规发电机组, 有些运行状态参数随运行工况变化明显, 如转速、风速、功率; 有些参数则随运行工况变化缓慢, 如轴承温度、齿轮箱油温。因此, 能否建立一种适合各种运行状态参数变化特点的趋势预测模型值得深入研究。

目前, 时间序列法、灰色理论、神经网络和支持向量机等理论在预测领域得到广泛应用。但时间序列法在预测随机波动比较大的时间序列中效果不好, 而神经网络预测需要大量样本, 支持向量机方法虽然适合小样本预测, 但其要求样本具有一定代表性, 否则会影响预测模型的泛化性能。灰色预测具有需要样本较少、不考虑分布规律及运算量小的特点, 在预测领域得到了广泛应用^[13-16]。

基于此, 考虑不同时间间隔的运行状态参数时间序列所反映机组趋势和变化规律的不同, 本文提出一种风电机组运行状态参数的非等间隔灰色预测模型。首先, 对原始运行状态参数时间序列抽取多组新的非等间隔时间序列, 针对所抽取的非等间隔时间序列存在较大波动性的问题, 利用平均弱化缓冲算子进行处理。然后, 建立机组运行状态参数非等间隔灰色 GM(1,1) 预测模型, 根据各组非等间隔时间序列预测值和实际值的关联度, 确定最大关联度的预测结果。应用建立的灰色关联组合预测模型, 对某 850 kW 变速恒频风电机组的运行发电机转速以及部件温度等运行状态参数进行预测。最后, 为验证所建模型对幅度变化大的参数的预测能力, 对某 2 MW 风电机组转速进行预测, 并与反向

收稿日期: 2011-08-30; 修回日期: 2011-12-05。

教育部新世纪优秀人才支持计划资助项目(NCET-10-0878); 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(CDJZR 10150014); 输配电装备及系统安全与新技术国家重点实验室自主研究项目(2007DA10512710101)。

传播(BP)神经网络和支持向量机方法的预测结果进行比较。

1 非等间隔灰色预测方法

为了能够准确预测风电机组运行状态参数, 本文将从原始运行参数时间序列中抽取非等间隔时间序列数据, 而非等间隔 GM(1,1)模型是以等间隔序列 GM(1,1)模型为基础的。因此, 通常需要把非等间隔原始数据序列变换成等间隔序列, 经一次累加生成后, 才能近似地拟合成一阶微分方程, 即 GM(1,1)模型^[14]。

1.1 非等间隔序列的等间隔处理

设有非等间隔数据序列为: $Y^{(0)} = \{y_1^{(0)}(t_1), y_2^{(0)}(t_2), \dots, y_n^{(0)}(t_n)\}$, 其等间隔化的具体步骤如下。

步骤 1: 求平均时间间隔 Δt_0 。

$$\Delta t_0 = \frac{1}{n-1}(t_n - t_1) \quad (1)$$

式中: n 为时间序列中数据的个数; t_1 为时间序列中第 1 个数据的采样时刻; t_n 为时间序列中第 n 个数据的采样时刻。

步骤 2: 求各时段与平均时段的单位时段差系数 $\mu(t_i)$ 。

$$\mu(t_i) = \frac{t_i - (i-1)\Delta t_0}{\Delta t_0} \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (2)$$

步骤 3: 求各时段总的差值 $\Delta y_i^{(0)}(t_i)$ 。

$$\Delta y_i^{(0)}(t_i) = \mu(t_i)(y_{i+1}^{(0)}(t_{i+1}) - y_i^{(0)}(t_i)) \quad (3)$$

步骤 4: 计算等间隔序列的灰度 $x_i^{(0)}$ 。

$$x_i^{(0)} = y_i^{(0)}(t_i) - \Delta y_i^{(0)}(t_i) \quad (4)$$

最终得到等间隔序列 $x^{(0)} = \{x_1^{(0)}, x_2^{(0)}, \dots, x_n^{(0)}\}$ 。

1.2 GM(1,1)模型

对 $x^{(0)}$ 进行 1 次累加生成新的时间序列 $x^{(1)}$ 为:

$$x^{(1)} = \{x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), \dots, x^{(1)}(n)\} \quad (5)$$

$$x^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k x^{(0)}(i) \quad k = 1, 2, \dots, n \quad (6)$$

$x^{(1)}$ 序列满足一阶微分方程模型:

$$\frac{dx^{(1)}}{dt} + ax^{(1)} = u \quad (7)$$

为了求解参数 a 和 u , 可利用最小二乘法, 得到参数 a 和 u 的估计值 $\hat{a}$ 和 $\hat{u}$ ^[14] 为:

$$\begin{bmatrix} \hat{a} \\ \hat{u} \end{bmatrix} = (B^T B)^{-1} B^T Y_n \quad (8)$$

其中

$$Y_n = \begin{bmatrix} x^{(0)}(2) \\ x^{(0)}(3) \\ \vdots \\ x^{(0)}(n) \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} -\frac{1}{2}(x^{(1)}(1) + x^{(1)}(2)) & 1 \\ -\frac{1}{2}(x^{(1)}(2) + x^{(1)}(3)) & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -\frac{1}{2}(x^{(1)}(n-1) + x^{(1)}(n)) & 1 \end{bmatrix}$$

将所求得的 $\hat{a}$ 和 $\hat{u}$ 代入式(7), 解得

$$x^{(1)}(k+1) = \left(x^{(1)}(1) - \frac{\hat{u}}{\hat{a}}\right)e^{-\hat{a}k} + \frac{\hat{u}}{\hat{a}} \quad k = 0, 1, \dots, n \quad (9)$$

式(9)称为 GM(1,1)模型的时间响应函数模型, 即为 GM(1,1)模型灰色预测的具体计算公式。还原为非等间隔数列中与时间 k 有关的响应函数为:

$$\hat{x}^{(1)}(k+1) = \left(x^{(1)}(1) - \frac{\hat{u}}{\hat{a}}\right)e^{-\frac{\hat{a}k}{\Delta t_0}} + \frac{\hat{u}}{\hat{a}} \quad k = 0, 1, \dots, n \quad (10)$$

对式(10)作累减还原, 得到原始数列 $x^{(0)}$ 的灰色预测模型为:

$$\hat{x}^{(0)}(k) = \hat{x}^{(1)}(k) - \hat{x}^{(1)}(k - \Delta t_0) \quad k = 0, 1, \dots, n \quad (11)$$

将预测时间代入式(11), 即可得到该时刻的预测值。

2 风电机组运行状态的灰色关联预测模型

2.1 非等间隔时间序列提取

目前, 大多数风电机组数据采集与监控(SCADA)系统可以对机组各子系统的运行状态参数进行监测和存储, 一般为每 1 min 存储 1 次, 所以从 SCADA 系统中得到的机组运行状态参数是一组等间隔的时间序列。距离当前时刻越近的信息越能反映机组运行状态趋势, 距离当前时刻较远的信息包含机组运行状态的变化规律。为了准确预测机组运行状态, 需充分考虑机组运行状态的变化规律, 但大量的输入会增大计算量, 进而影响预测的时效性。为了解决这样的矛盾, 本文以选取不等间隔时刻为约束, 从机组运行状态参数时间序列中每 10 min 随机抽取一个运行参数, 这样得到一组新的非等间隔时间序列, 以这种方法抽取多组非等间隔时间序列。

2.2 原始数据弱化处理

风电机组的运行状态受不确定因素的影响变化很大, 如风的间歇性、外界温度等。为了避免强烈的不确定因素干扰导致运行状态参数时间序列失真的问题, 本文提出了应用平均弱化缓冲方法对原始时间序列进行处理的方法。平均弱化缓冲数据处理方

法中求平均值时对所取对象是不等的,这样才能使得平均弱化缓冲算子作用于单调增长序列时数据膨胀,可弱化缓冲序列的增长速度,使其比原始序列的增长速度减缓。对于单调衰减序列,在弱化缓冲算子作用下数据萎缩,以达到淡化或消除随机因素对各历史时间序列的影响效果^[17]。

设原始数据序列为 $X = \{x(1), x(2), \dots, x(n)\}$, X 经平均弱化缓冲算子作用得到缓冲序列为:

$$X_D = (x_d(1), x_d(2), \dots, x_d(n)) \quad (12)$$

$$x_d(k) = \frac{x(k) + x(k+1) + \dots + x(n)}{n - k + 1} \quad k = 1, 2, \dots, n \quad (13)$$

2.3 基于灰色关联选择最优预测方案

由于从机组运行状态参数时间序列中选择多组非等间隔时间序列,其对应的灰色模型中所包含的灰色作用量和发展态势将有所不同,因而得到的多组预测值将不尽相同,从而组成一个灰色区间。为了从这一灰色区间中提取最接近实际发展规律的预测值,本文以关联度为准则,从多组预测值中选择关联度最大的方案作为最优预测方案。

假定预测值曲线共 m 组,记为

$$x_j = \{x_j(1), x_j(2), \dots, x_j(n)\} \quad j = 1, 2, \dots, m \quad (14)$$

实际测量序列为 x_0 , 则各 x_j 与 x_0 在 k 点的关联系数为:

$$\epsilon_j(k) = \frac{\min_j \min_k |x_0(k) - x_j(k)| + \rho \max_j \max_k |x_0(k) - x_j(k)|}{\rho \max_j \max_k |x_0(k) - x_j(k)| + \min_j \min_k |x_0(k) - x_j(k)|} \rightarrow \leftarrow \quad (15)$$

式中: $|x_0(k) - x_j(k)|$ 为第 k 点实际值 $x_0(k)$ 与预测值 $x_j(k)$ 的绝对差; $\min_j \min_k |x_0(k) - x_j(k)|$ 为两级最小差,表示在各组预测曲线 $x_j(k)$ 中找出最小差的基础上,再按 $j = 1, 2, \dots, m$ 逐个找出所有曲线 $x_j(k)$ 中的最小差; $\max_j \max_k |x_0(k) - x_j(k)|$ 为两级最大差,意义与最小差相似; ρ 为分辨系数,通常取为 0.5。

综合各点的关联系数,可得到预测序列 $x_j(k)$ 与实际序列 $x_0(k)$ 的关联度为:

$$\gamma_j = \frac{1}{n \sum_{k=1}^n \epsilon_j(k)} \quad (16)$$

本文所建立的风电机组运行状态参数的非等间隔灰色预测模型的预测流程如图 1 所示。

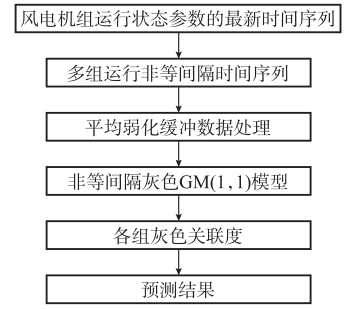


图 1 运行状态参数预测流程
Fig. 1 Flow chart of running condition parameter prediction

3 风电机组运行状态参数的预测

为了验证本文所建立风电机组运行状态参数的非等间隔灰色预测模型的有效性和准确性,以某公司 850 kW 变速恒频风电机组 2009 年 10 月的某时段在线监测数据为例,选取发电机转速、齿轮箱轴承温度、发电机绕组温度 3 个运行状态参数进行预测模型验证。

下面以该发电机转速预测为例,介绍本文提出的非等间隔灰色关联预测模型的计算流程。为预测下一运行时刻(1 min 后)的发电机转速,从机组 SCADA 系统得到从现在开始前 1 h 的发电机转速时间序列,记为 $X_i(t=1, 2, \dots, 60)$ 。

1) 以选取不等间隔时刻为约束,每 10 min 随机抽取一个运行点,组成一组新的非等间隔时间序列。这样,从 X_i 中抽取 3 组新的时间序列,分别记为 X_{t1}, X_{t2}, X_{t3} 。 X_i 中的元素如表 1 所示。

表 1 风电机组转速时间序列
Table 1 Time series of rotor speed of a wind turbine generator system

时 刻	转速/ (r · min ⁻¹)	时 刻	转速/ (r · min ⁻¹)	时 刻	转速/ (r · min ⁻¹)	时 刻	转速/ (r · min ⁻¹)
1	1 104.6	16	1 105.0	31	1 115.2	46	1 101.1
2	1 103.9	17	1 080.9	32	1 117.0	47	1 255.8
3	1 109.9	18	1 081.8	33	1 115.2	48	1 169.0
4	1 101.3	19	1 114.3	34	1 100.3	49	1 254.9
5	1 081.5	20	1 107.7	35	1 097.3	50	1 255.8
6	1 078.1	21	1 079.2	36	1 094.6	51	1 167.6
7	1 086.5	22	1 065.8	37	1 079.2	52	1 172.6
8	1 086.4	23	1 107.7	38	1 089.4	53	1 152.1
9	1 073.7	24	1 073.3	39	1 077.9	54	1 163.0
10	1 089.8	25	1 070.0	40	1 098.4	55	1 128.5
11	1 106.2	26	1 063.7	41	1 106.6	56	1 103.9
12	1 097.7	27	1 062.1	42	1 111.8	57	1 089.4
13	1 107.3	28	1 068.9	43	1 104.4	58	1 072.7
14	1 124.8	29	1 080.7	44	1 108.5	59	1 097.1
15	1 107.7	30	1 082.0	45	1 099.8	60	1 096.5

从 X_t 中随机抽取的非等间隔时间序列 X_{t1} 的元素分别是第 2, 14, 23, 34, 47, 59 时刻的转速, X_{t2} 的元素分别是第 7, 15, 26, 32, 42, 54 时刻的转速, X_{t3} 的元素分别是第 5, 12, 21, 36, 41, 56 时刻的转速。

$X_{t1} = \{1\ 103.9, 1\ 124.8, 1\ 107.7, 1\ 100.3, 1\ 255.8, 1\ 097.1\}$

$X_{t2} = \{1\ 086.5, 1\ 107.7, 1\ 063.7, 1\ 117.0, 1\ 111.8, 1\ 163.0\}$

$X_{t3} = \{1\ 081.5, 1\ 097.7, 1\ 079.2, 1\ 094.6, 1\ 106.6, 1\ 103.9\}$

2) 由式(13)对 X_{t1}, X_{t2}, X_{t3} 进行平均缓冲弱化处理, 得到新的时间序列 $X'_{t1}, X'_{t2}, X'_{t3}$ 。

$X'_{t1} = \{1\ 131.6, 1\ 137.1, 1\ 139.85, 1\ 151.1, 1\ 176.45, 1\ 097.1\}$

$X'_{t2} = \{1\ 108.3, 1\ 112.6, 1\ 113.9, 1\ 130.6, 1\ 137.4, 1\ 163.0\}$

$X'_{t3} = \{1\ 093.9, 1\ 096.4, 1\ 096.1, 1\ 101.7, 1\ 105.3, 1\ 103.9\}$

3) 建立发电机转速的非等间隔灰色预测模型, 预测下一时刻的发电机转速。

4) 根据式(15)和式(16)分别计算 3 组预测值与发电机转速实际值的灰色关联度。以 X_{t1}, X_{t2}, X_{t3} 作为输入得到的预测值与实际值的灰色关联度分别为 0.902, 0.916, 0.823。由关联值最大结果判断, 选择第 2 组作为预测方案, 如图 2 所示。

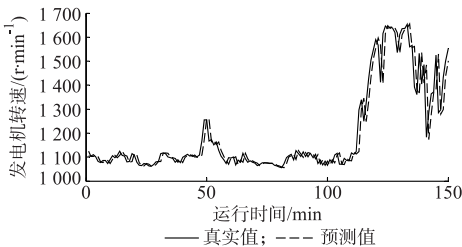


图 2 发电机转速预测和测量结果比较
Fig. 2 Comparison of predicted and measured rotor speed values

用同样的方法分别得到风电机组其他运行状态参数的预测值。图 3、图 4 分别为所建立的非等间隔灰色模型对齿轮箱轴承温度和发电机绕组温度的预测结果。

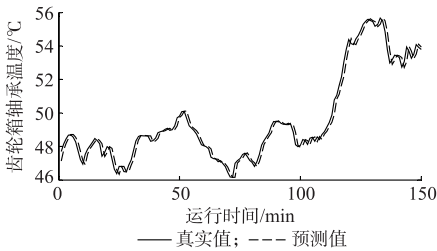


图 3 齿轮箱轴承温度预测和测量结果比较
Fig. 3 Comparison of predicted and measured temperature of box bearing

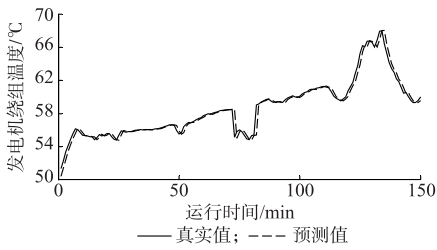


图 4 发电机绕组温度预测和测量结果比较
Fig. 4 Comparison of predicted and measured temperature of generator winding

表 2 列出了所预测的运行参数的平均相对误差和最大相对误差。

表 2 运行状态参数预测的平均相对误差和最大相对误差
Table 2 Mean relative errors and maximal relative errors of predictions for running condition data

运行状态参数	平均相对误差/%	最大相对误差/%
齿轮箱轴承温度	0.66	6.06
发电机绕组温度	0.71	9.55
发电机组转速	0.70	15.17

4 不同模型的风电机组转速预测结果比较

为了进一步验证本文所建立的风电机组运行状态参数非等间隔灰色模型在运行状态参数变化比较剧烈情况下的预测效果, 用某公司 2 MW 风电机组发电机转速数据, 将本文方法与 BP 神经网络和支持向量机的预测结果进行对比分析。

根据文献[7]方法, 通过前 10 min 的发电机转速来预测下 1 min 的发电机转速, 以前 1 d 的发电机转速数据作为训练模型的数据。结构为 10-21-1 的 BP 神经网络和支持向量机方法的预测结果分别如图 5 和图 6 所示。可以看出, 由于风速的波动, 发电机转速在 160 min 左右变化范围比较大, 从最低 1 135 r/min 到最高 1 691 r/min。在发电机转速由于风速扰动而强烈波动的情况下, 支持向量机预测模型和 BP 神经网络预测模型并没有表现出良好的泛化性能。

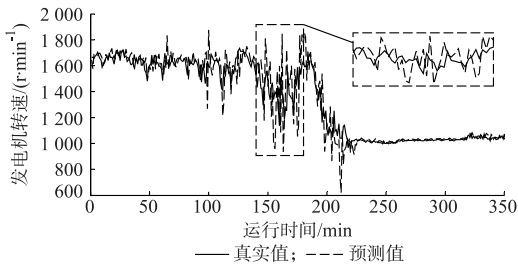


图 5 BP 神经网络预测的发电机转速和测量结果
Fig. 5 Measured rotor speed of generator and rotor speed predicted by BP model

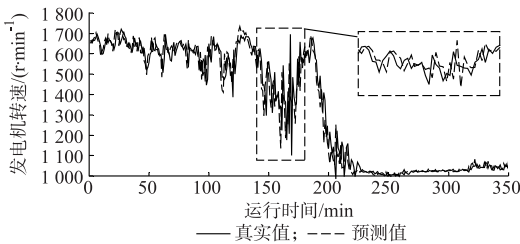


图 6 支持向量机预测的发电机转速和测量结果
Fig. 6 Measured rotor speed of generator and rotor speed predicted by support vector machine model

本文所建立的非等间隔灰色预测模型的预测结果如图 7 所示。

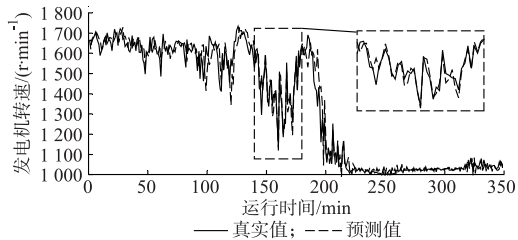


图 7 非等间隔灰色预测的发电机转速和测量结果
Fig. 7 Measured rotor speed of the generator and the rotor speed predicted by non-equidistant grey model

从图 7 可以看出,本文所建立的非等间隔灰色预测模型在发电机转速波动强烈的情况下,能保证预测效果的质量。

表 3 列出了不同预测模型预测结果的平均相对误差和最大相对误差。

表 3 不同预测模型结果的平均相对误差和最大相对误差
Table 3 Mean relative errors and maximal relative errors of predictions by different prediction models

预测模型	平均相对误差/%	最大相对误差/%
BP 神经网络预测模型	15.12	33.23
支持向量机预测模型	10.26	26.08
非等间隔灰色预测模型	0.68	13.95

5 结语

将灰色理论应用于对风电机组运行状态参数时间序列预测中,从原始运行状态参数时间序列中随机抽取多组新的非等间隔时间序列,建立并网风电机组运行状态的非等间隔灰色预测模型;然后基于预测值与实际值的灰色关联度,选择出最优的预测值。通过某公司 850 kW 风电机组在线监测数据,证明了所建立的并网风电机组运行状态参数的非等间隔灰色预测模型是可行的。又通过 2 MW 机组在线监测的发电机转速时间序列,将本文方法与 BP 神经网络和支持向量机的预测结果相比。结果表明,虽然在运行状态参数时间序列较平稳或样本含有未来变化趋势的情况下,神经网络和支持向量机方法也有较好的预测效果,但是在运行状态参数剧烈变化时,本文所建立的非等间隔灰色预测模型具有更高的预测精度。

参考文献

- [1] CHEN Z. Issues of connecting wind farms into power systems [C]// Proceedings of IEEE/PES Transmission and Distribution Conference and Exhibition: Asia and Pacific, August 18, 2005, Dalian, China: 6p.
- [2] 李辉,胡姚刚,唐显虎,等. 并网风电机组在线运行状态评估方法[J]. 中国电机工程学报,2010,30(33):103-109.
LI Hui, HU Yaogang, TANG Xianhu, et al. Method for on-line operating conditions assessment for a grid-connected wind turbine generator system[J]. Proceedings of the CSEE, 2010, 30(33): 103-109.
- [3] ERLICH I, WINTER W, DITTRICH A. Advanced grid requirements for the integration of wind turbines into the German transmission system[C]// Proceedings of IEEE Power Engineering Society General Meeting, June 18-22, 2006, Montreal, Canada: 7p.
- [4] 陈小波,陈健云,李静. 海上风力发电塔脉动风速时程数值模拟[J]. 中国电机工程学报,2008,28(32):111-116.
CHEN Xiaobo, CHEN Jianyun, LI Jing. Numerical simulation of fluctuating wind velocity time series of offshore wind turbine [J]. Proceedings of the CSEE, 2008, 28(32): 111-116.
- [5] 李辉,胡姚刚,杨超,等. 并网风电机组运行状态的物元评估方法[J]. 电力系统自动化,2011,32(20):81-85.
LI Hui, HU Yaogang, YANG Chao, et al. Matter-element assessment method for on-line operating conditions for a grid-connected wind turbine generator system[J]. Automation of Electric Power Systems, 2011, 32(20): 81-85.
- [6] 安学利,蒋东翔. 风电机组运行状态的混沌特性识别及其趋势预测[J]. 电力自动化设备,2010,30(3):15-19.
AN Xueli, JIANG Dongxiang. Chaotic characteristics identification and trend prediction of running state for wind turbine[J]. Electric Power Automation Equipment, 2010, 30(3): 15-19.
- [7] KUSIAK A, LI Wenyan. Virtual models for prediction of wind turbine parameters[J]. IEEE Trans on Energy Conversion,

- 2010, 25(1): 245-252.
- [8] 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.
YANG Xiuyuan, XIAO Yang, CHEN Shuyong. Wind speed and generated power forecasting in wind farm[J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(11): 1-5.
- [9] 李智,韩学山,韩力,等. 地区电网风电场功率超短期预测方法[J]. 电力系统自动化, 2010, 34(7): 90-94.
LI Zhi, HAN Xueshan, HAN Li, et al. An ultra-short-term wind power forecasting method in regional grids [J]. Automation of Electric Power Systems, 2010, 34(7): 90-94.
- [10] EL-FOULY T H M, EL-SAADANY E F, SALAMA M M A. Improved grey predictor rolling models for wind power prediction [J]. IET Generation, Transmission and Distribution, 2007, 1(6): 928-937.
- [11] 安学利,周建中,刘力,等. 基于熵权理论和信息融合技术的水电机组振动故障诊断[J]. 电力系统自动化, 2008, 32(20): 78-82.
AN Xueli, ZHOU Jianzhong, LIU Li, et al. Vibration fault diagnosis for hydraulic generator units based on entropy weight theory and information fusion technology[J]. Automation of Electric Power Systems, 2008, 32(20): 78-82.
- [12] 蒋东翔,刁锦辉,赵钢,等. 基于时频等高图的汽轮发电机组振动故障诊断方法研究[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(6): 146-151.
JIANG Dongxiang, DIAO Jinhui, ZHAO Gang, et al. Study on methods of vibration fault diagnosis based on time-frequency contour map for turbine generator unit[J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(6): 146-151.
- [13] 张国强,张伯明. 基于组合预测的风电场风速及风电机组功率预测[J]. 电力系统自动化, 2009, 33(18): 92-95.
ZHANG Guoqiang, ZHANG Boming. Wind speed and wind turbine output forecast based on combination method [J]. Automation of Electric Power Systems, 2009, 33(18): 92-95.
- [14] 费胜巍,孙宇. 融合粗糙集与灰色理论的电力变压器故障预测[J]. 中国电机工程学报, 2008, 28(16): 154-160.
FEI Shengwei, SUN Yu. Fault prediction of power transformer by combination of rough sets and grey theory[J]. Proceedings of the CSEE, 2008, 28(16): 154-160.
- [15] 赵文清,朱永利,张小奇. 基于改进型灰色理论的变压器油中溶解气体预测模型[J]. 电力自动化设备, 2008, 28(9): 23-26.
ZHAO Wenqing, ZHU Yongli, ZHANG Xiaoqi. Prediction model for dissolved gas in transformer oil based on improved grey theory[J]. Electric Power Automation Equipment, 2008, 28(9): 23-26.
- [16] 张志明,金敏. 基于灰关联分段优选组合模型的短期电力负荷预测研究[J]. 电工技术学报, 2009, 24(6): 115-120.
ZHANG Zhiming, JIN Min. Research on short-term electrical load forecasting based on optimized combination model of grey correlation segmentation [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2009, 24(6): 115-120.
- [17] 刘思峰,谢乃明. 灰色系统理论及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2008.

李 辉(1973—),男,通信作者,博士,教授,博士生导师,主要研究方向: 风力发电技术、电机及其系统分析。
E-mail: cqulh@163.com

李学伟(1984—),男,硕士研究生,主要研究方向: 风电机组运行状态预测、故障预测。

胡姚刚(1985—),男,硕士,工程师,主要研究方向: 电力系统运行。

Non-equidistant Grey Prediction on Running Condition Parameters of a Wind Turbine Generator System

LI Hui¹, LI Xuewei¹, HU Yaogang², YANG Chao¹, ZHAO Bin¹

(1. State Key Laboratory of Power Transmission Equipments & System Security and New Technology, Chongqing University, Chongqing 400044, China;

2. Hengyang Electricity Power Bureau, Hunan Electric Power Company, Hengyang 421001, China)

Abstract: To realize fault prediction and intelligent condition maintenance for wind turbine generator system (WTGS), a non-equidistant grey prediction of the operating condition parameters is investigated. Firstly, the distinction of the indicating trends and variable rules of the historical data based on different time intervals is considered, by extracting the multi-group unequal interval time sequence from the monitored data and using the average weakening buffer algorithm, a non-equidistant grey prediction model GM(1, 1) of the selected data time sequences is established, respectively. Secondly, by introducing the concept of relational degree, the prediction result with the maximal relational degree is selected by comparing with the actual measured values. In addition, the operating condition parameters of the rotor speed and the temperatures of main components of a 850 kW variable speed constant frequency WTGS are forecasted by the proposed model. Finally, the rotor speed of a 2 MW WTGS is used to forecast and the prediction results are compared with that of back propagation (BP) neural network and support vector machine (SVM) methods, the results show that the prediction results by the non-equidistant grey model has a higher accuracy.

This work is supported by Program for New Century Excellent Talents in University (No. NCET-10-0878), the Fundamental Research Funds for the Central Universities (No. CDJZR10150014) and Scientific Research Foundation of State Key Laboratory of Power Transmission Equipment & System Security and New Technology (No. 2007DA10512710101).

Key words: wind power generation; wind turbines; running condition; trends prediction; non-equidistant prediction; grey relation