

## 基于灰色-马尔可夫链的短期风速及风电功率预测

章伟 邓院昌

(中山大学 工学院 广东 广州 510006)

**摘要:** 风速具有较大的随机波动性, 影响风电及其与之相连电网的运行稳定性, 良好的风速和风电功率预测是解决风电并网问题的关键。为此, 对用于风速预测的灰色模型和马尔可夫链模型进行比较分析。通过对灰色拟合值的误差转移序列进行分析及建立马尔可夫链状态转移概率矩阵, 得出灰色-马尔可夫链预测模型, 进而求得风速的误差预测值。并用马尔可夫链转移概率矩阵的期望值对传统马尔可夫链进行改进, 得出改进型灰色-马尔可夫链模型, 以此对风电功率进行直接预测, 并与功率曲线模型法进行对比分析。结果表明, 改进型灰色-马尔可夫链模型预测精度更高。

**关键词:** 风速预测; 风电功率预测; 灰色模型; 马尔可夫链模型

中图分类号: TM614

文献标志码: A

文章编号: 1004-9649(2013)02-0098-05

## 0 引言

随着风电技术的日渐成熟, 风电并网容量大幅增加, 大规模的风电并网对电力系统的影响越来越明显。良好的风速及风电功率预测方法是解决风电并网问题的关键, 其在电力调度、风电场运行中的地位日趋重要。

风速预测有物理方法和统计方法2种。物理方法主要是文献[1]中介绍的基于数值天气预报的预测方法, 即对风电场处的数值气象预报模型进行插值, 得出风力机轮毂高度处的气象信息, 再结合具体的风电场地形、障碍物等信息, 进行风速预测。该方法预测精度高, 但计算复杂, 数据收集量大。统计方法根据风电场风速的历史数据与实时数据间的关系建立预测模型, 进行风速预测, 预测精度随着预测时间范围的加长而降低, 适合于短期预测。早期的统计方法主要包括: 持续法[2]、时间序列法[3]、人工神经网络法[4-5]、模糊逻辑法[6]及空间相关性法[7]等。但这些方法建模时需要大量的样本数据, 计算复杂, 且不同的样本预测精度相差较大。

文献[8-9]介绍的灰色预测建模法是近年来研究较多的统计预测方法, 其所需数据量少, 计算方便, 不需考虑数据分布规律, 较适合于数据波动不大的对象, 已广泛应用于电力、交通、生物和计算机科学等领域, 文献[10]也将其用于快速跟

踪实时风速, 以获得短时风速预测数据。文献[11]介绍的马尔可夫链模型也是目前很受关注的统计预测法, 该方法通过研究初步概率与转移概率的不同状态来确定数据序列的变化趋势, 从而达到预测的目的。

本文将灰色预测与马尔可夫链结合起来, 利用少量样本, 先通过灰色理论预测出风速值, 再根据马尔可夫链的状态转移矩阵, 即灰色-马尔可夫链模型, 得出风速误差数据的预测值; 之后用马尔可夫链转移概率矩阵的期望值对传统马尔可夫链进行改进, 得出改进型灰色-马尔可夫链模型, 用以得出最后的风速预测结果, 并以此风速预测结果进一步得出风电功率预测值。

## 1 灰色预测模型

风速具有较大的随机性, 同时也存在一些不确定因素, 因此可把风速序列看成是一个灰色系统进行研究[12]。以下介绍采用传统灰色模型预测短期风速的具体方法。

设已知的历史时序风速为

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

对风速序列进行一阶累加生成得到新序列

$$x^{(1)}=[x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), \dots, x^{(1)}(k), \dots, x^{(1)}(n)] \quad (2)$$

式中:  $x^{(1)}(k)=\sum_{i=1}^k x^{(0)}(i)$ ;  $k$  表示第  $k$  个数据;  $n$  为数

收稿日期: 2012-10-31

作者简介: 章伟(1988—), 女, 江西南昌人, 硕士研究生, 从事风资源评估与风速、风电功率预测方面的研究。

E-mail: zhangweizd@yeah.net

据总数。

用此序列生成紧邻均值序列  $Z^{(1)}$

$$Z^{(1)}=[Z^{(1)}(2), Z^{(1)}(3), \dots, Z^{(1)}(k), \dots, Z^{(1)}(n)] \quad (3)$$

式中:  $Z^{(1)}(k)=0.5x^{(1)}(k)+0.5x^{(1)}(k-1), k=2, 3, \dots, n$ 。

建立灰色模型的微分方程

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

式中: 模型的发展系数  $a$  和灰作用量  $b$  可用最小二乘法求得, 即

$$A=[a \ b]^T=(B^TB)^{-1}B^TY \quad (5)$$

$$\text{式中: } B=\begin{bmatrix} -Z^{(1)}(2) & 1 \\ -Z^{(1)}(3) & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -Z^{(1)}(n) & 1 \end{bmatrix}; Y=\begin{bmatrix} x^{(0)}(2) \\ x^{(0)}(3) \\ \vdots \\ x^{(0)}(n) \end{bmatrix}$$

初始状态  $x^{(1)}(1)=x^{(0)}(1)$ , 可得灰色模型的时间响应函数为

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

最后对预测结果进行累减还原得到风速预测值

$$\hat{x}^{(0)}(k+1)=\hat{x}^{(1)}(k+1)-\hat{x}^{(1)}(k), k=1, \dots, n \quad (7)$$

## 2 马尔可夫链模型

马尔可夫链指对于任一随机过程, 当在某一时刻所处的状态已知时, 此后的状态只与该时刻的状态有关, 而与该时刻以前的状态无关。

设有随机过程  $\{u_n\}$  和离散状态集  $I=\{i_0, i_1, i_2, \dots\}$ , 如果随机系统在时刻  $t$  处于状态  $i_n$ , 在时刻  $T(T>t)$  所处状态与时刻  $t$  以前所处的状态无关, 即

$$\begin{aligned} p\{u_{n+1}=i_{n+1} \mid u_0=i_0, u_1=i_1, \dots, u_n=i_n\} \\ p\{u_{n+1}=i_{n+1} \mid u_n=i_n\} \end{aligned} \quad (8)$$

则称  $\{u_n\}$  为马尔可夫链, 并记

$$p_{ij}(k)=p\{u_{m+k}=j \mid u_m=i\} \quad (9)$$

式中:  $p_{ij}(k)$  为在  $m$  时刻系统处于状态  $i$  下, 在  $m+k$  时刻系统处于状态  $j$  的概率。

将数据序列分为若干种状态, 记为  $E_1, E_2, \dots, E_n$ , 则状态转移概率为

$$p_{ij}(k)=\frac{M_{ij}(k)}{M_i} \quad (10)$$

式中:  $M_{ij}(k)$  为数据序列从状态  $E_i$  经过  $k$  步到状态  $E_j$  的转移数据个数;  $M_i$  为数据序列处于状态  $E_i$  的原始数据个数。

构成相应的第  $k$  步状态转移矩阵

$$P=\begin{bmatrix} p_{11}(k) & p_{12}(k) & \cdots & p_{1n}(k) \\ p_{21}(k) & p_{22}(k) & \cdots & p_{2n}(k) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ p_{n1}(k) & p_{n2}(k) & \cdots & p_{nn}(k) \end{bmatrix}$$

由于数据序列最后的状态转向不明确, 计算  $M_i$  时去掉数据序列中最后的  $k$  个数据, 再用比较法来确定数据序列状态的未来转向。

## 3 灰色-马尔可夫链模型

采用灰色-马尔可夫链模型进行风速预测是指, 根据灰色模型获得风速预测的相应值, 再利用马尔可夫链模型对预测的误差序列进行分析, 得出最终的风速预测值。具体步骤为:

(1) 根据灰色模型得到风速的拟合和预测结果, 并求得拟合数据与实际数据间的残差序列  $e=[e_1, e_2, \dots, e_k, \dots, e_n]$ , 其中  $e_k=x^{(0)}(k)-\hat{x}^{(0)}(k)$ ;

(2) 对残差序列进行分析, 求得残差转移向量  $\Delta e_k=e_{k+1}-e_k$ , 表明残差变化的方向与大小, 根据残差转移向量数据的分布情况进行状态划分为

$$\begin{aligned} [s_1, s_2, \dots, s_6]= & [(-\infty, -0.50), (-0.50, -0.25), \\ & (-0.25, 0.00), (0.00, 0.25), (0.25, 0.50), \\ & (0.50, +\infty)] \end{aligned}$$

(3) 构造一步状态转移概率矩阵, 将每个状态用转移矩阵表示;

(4) 根据最后一个残差的状态和一步状态转移概率矩阵, 求出残差预测点所处的状态, 然后以此状态的概率最大值作为其可能的变化值  $y(k+1)$ ;

(5) 根据历史风速序列预测值、最后一个残差值及残差转移向量的变化率求得风速预测结果为  $\hat{x}(k+1)=\hat{x}(k)+e_k+y(k+1)$ ;

(6) 更新原始风速数据序列, 加入新的数据作为原始序列重复上述步骤进行预测, 直至完成预测目标。

## 4 改进型灰色-马尔可夫链模型

一般的马尔可夫链模型在确定了状态转移矩阵后, 便以当前点转移概率最大的值作为下一步的转移值, 这一方法忽略了其他的转移概率发生的可能性。为此提出改进型灰色-马尔可夫链模型, 即以当前点转移概率的期望值作为下一步的转移值, 因而  $k+1$  时刻的状态转移值为

$$y(k+1)=p_{k1}\frac{s_{1-}+s_{1+}}{2}+p_{k2}\frac{s_{2-}+s_{2+}}{2}+\dots+p_{kn}\frac{s_{n-}+s_{n+}}{2} \quad (11)$$

式中:  $p_{k1}, p_{k2}, \dots, p_{kn}$  为预测对象所处状态  $k$  的概率,  $s_{1-}, s_{1+}, \dots, s_{n-}, s_{n+}$  为对应状态的变动区间, 取区间的中点为预测值, 即以残差所处状态的概率期望值代替概率最大值作为残差的变化值, 求得风速的最终预测结果, 并在此基础上建立风速和风电功率的关系曲线模型, 进行风电功率间接预测, 并与直接预测功率和用经验功率曲线模型得出的

预测风电功率进行比较。

5 风速和风电功率预测的实证分析

本例采用中国某风电场风电机组实测的风速和风电功率数据，采样间隔为 1 h，以平稳风和不平稳风为划分依据，不平稳风是具有比平稳风更大的波动幅度的序列风速，且波动次数较频繁<sup>[13]</sup>。以 6 个风速数据为历史数据序列，采用灰色模型、灰色-马尔可夫链模型及改进型灰色-马尔可夫链模型对未来 1 h 的风速进行预测，结果如图 1 和图 2 所示。以平均绝对百分比误差和均方根误差表示预测的精度。不同模型的风速预测误差如表 1 所示。

风速的平均绝对百分比误差为

$$E_{VMAPE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|\hat{x}(k+1) - x(k+1)|}{x(k+1)} \times 100\% \quad (12)$$

风速的均方根误差为

$$E_{VRMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [x(k+1) - \hat{x}(k+1)]^2} \quad (13)$$

式中： $\hat{x}(k+1)$ 是第  $k+1$  时刻的预测数据； $x(k+1)$ 是第  $k+1$  时刻的实际数据。

从图 1 和图 2 可以看出，采用灰色-马尔可夫链改进模型进行风速预测的效果较好，预测数据趋势大体与实际相符合。且由表 1 可知，采用改进型灰色-马尔可夫链模型预测风速更精确；而由灰色-马尔可夫链组合的模型预测精度反不如只用灰色模型，组合模型精度并不一定比单一的精度高。因此在进行下一步的风电功率预测时采用改进型灰色-马尔可夫链模型得出的风速预测结果。

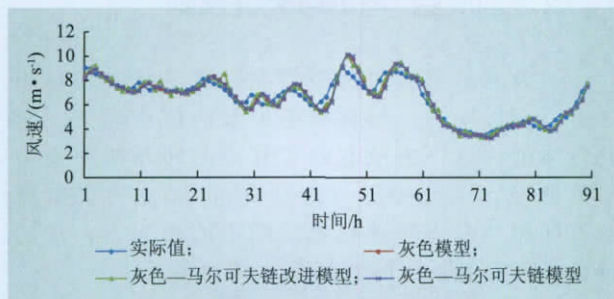


图 1 采用不同预测方法的平稳风速计算结果与实际值的比较

Fig.1 Predictions of steady wind speed by different methods and actual values

由风电场监控系统采集得到的历史风速和风电功率数据可以得到风电机组的功率特性曲线。该风电场中风电机组额定功率为 1.5 MW，切入风速为 3 m/s，额定风速为 12 m/s，切出风速为 25 m/s。

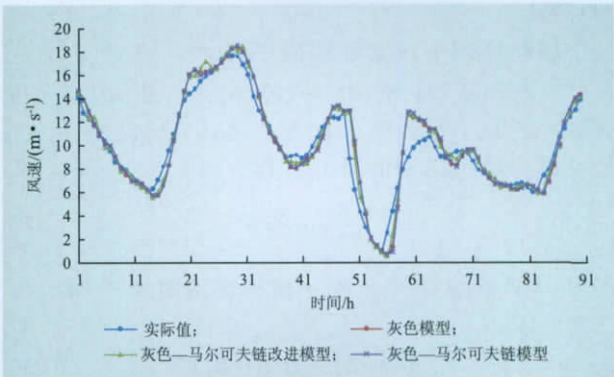


图 2 采用不同预测方法的不平稳风速计算结果与实际值的比较

Fig.2 Predictions of unsteady wind speed by different methods and actual values

表 1 不同方法的风速预测误差

Tab.1 Wind speed prediction errors by different methods

风速类型	风速预测模型	$E_{VMAPE}/\%$	$E_{VRMSE}/(m \cdot s^{-1})$
平稳风	灰色模型	6.13	0.527
平稳风	灰色-马尔可夫链模型	6.53	0.559
平稳风	改进型灰色-马尔可夫链模型	5.74	0.498
不平稳风	灰色模型	10.11	1.159
不平稳风	灰色-马尔可夫链模型	10.48	1.214
不平稳风	改进型灰色-马尔可夫链模型	8.96	1.027

风电机组在切入风速与额定风速间输出功率随风速的变化而变化，其经验功率曲线表达式常见的有线性模型、平方模型及立方模型等<sup>[14]</sup>。经计算可知该机组与平方模型较为接近，因此选取平方模型为风电机组输出功率曲线模型。然后再对计算出的理论功率进行尾流折减、湍流折减、空气密度折减及线损折减，具体折减系数根据风电场实际情况适当调整，本文折减系数取为 20%<sup>[15]</sup>。风电机组输出功率具体表达式如下

$$P_v = \begin{cases} 0 & v < v_i, v > v_o \\ \frac{v^2 - v_i^2}{v_r^2 - v_i^2} P_r & v_i \leq v < v_r \\ P_r & v_r \leq v < v_o \end{cases} \quad (14)$$

式中： $v_i$ 为切入风速； $v_r$ 为额定风速； $v_o$ 为切出风速； $P_r$ 为额定功率。

因拟合的功率曲线与历史风电功率趋势更符合，所以对该机组 500 h 历史风速和风电功率数据进行描点拟合。风电功率曲线与指数函数、多项式函数、正弦函数曲线类似，因此拟合时只考虑这 3 种拟合函数。其中指数函数只有一阶和二阶，此处选取了精度更高的二阶进行对比。正弦函数模型较复杂，只选用了三阶。对于多项式函数则选用了三阶到六阶。



经拟合后可知,采用指数函数拟合的指标都不如其他的理想;而采用三阶正弦函数与采用多项式函数相差不大,但三阶正弦函数模型更复杂;采用三阶多项式拟合得到的指标不如更高阶的模型,而采用四阶到六阶得到的拟合指标相差不大,因此选用更简单的四阶多项式模型。采用四阶多项式函数对功率曲线进行整体建模,结果如图 3 所示。

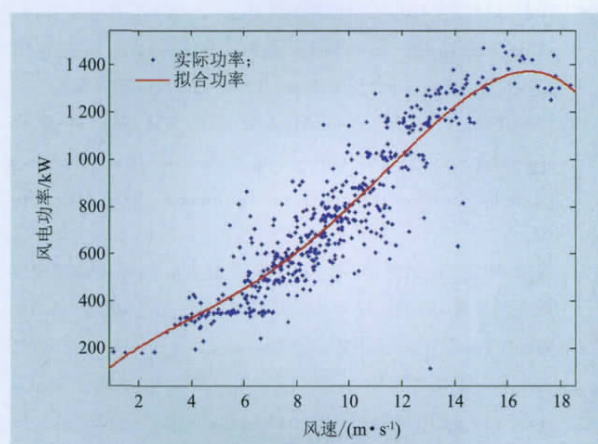


图 3 风电机组实际功率曲线和拟合的功率曲线

Fig.3 Actual and fitted values of wind power

整体建模的功率拟合曲线表达式为

$$P_v = -0.059v^4 + 1.840v^3 - 16.290v^2 + 116.100v + 22.510 \quad (15)$$

对灰色-马尔可夫链改进模型的预测风速值依次用经验功率曲线模型和拟合的功率曲线模型得出风电功率值,并与直接预测功率模型及实际功率值进行比较。结果如图 4、5 所示。风电功率预测的 2 个误差指标  $E_{\text{PMAPE}}$  和  $E_{\text{PRMSE}}$  如表 2 所示。

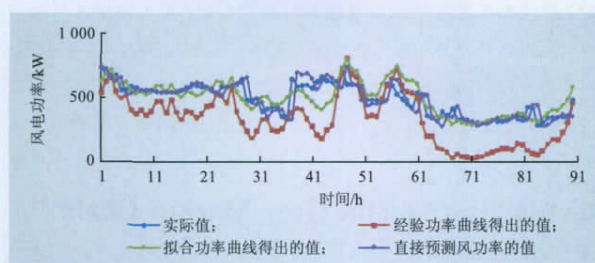


图 4 不同方法求得的平稳风速下的风电功率预测值及实际值

Fig.4 Wind power predictions by different methods and actual values under steady wind speed

从图 4、5 及表 2 可以看出,风电功率预测数据趋势大体与实际相符合。对风电功率的预测采用拟合功率曲线法优于经验功率曲线法,这是因为风电功率受多种因素的影响,经验功率曲线不能精确反映风电机组功率的实际情况,且风电机

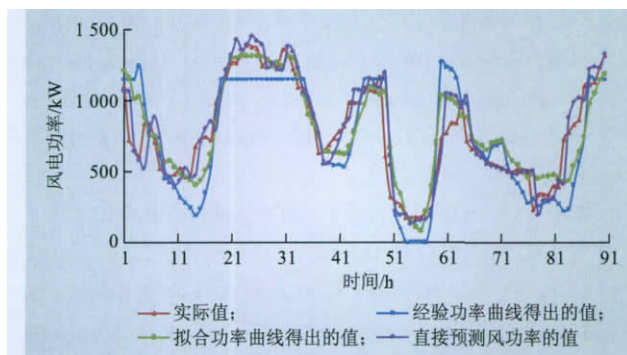


图 5 不同方法求得的不平稳风速下的风电功率预测值及实际值

Fig.5 Wind power predictions by different methods and actual values under unsteady wind speed

表 2 不同方法的风电功率预测误差

Tab.2 Wind power prediction errors by different methods

风速类型	风电功率预测模型	$E_{\text{PMAPE}}/\%$	$E_{\text{PRMSE}}/\text{kW}$
平稳风	经验功率曲线	40.60	207.785
平稳风	拟合功率曲线	14.15	89.275
平稳风	直接预测功率	9.57	69.421
不平稳风	经验功率曲线	29.80	241.361
不平稳风	拟合功率曲线	20.56	171.268
不平稳风	直接预测功率	14.91	137.682

组本身具有一定的惯性,采用经验功率曲线误差相对较大;而拟合的功率曲线与实际风电功率趋势更符合。但是,采用直接预测功率法最精确,因为直接预测功率法仅用到历史风电功率数据,未与风速预测及功率曲线误差相关联,不造成误差的累积。

## 6 结语

本文将灰色与马尔可夫链模型相结合,对风速和风电功率进行短时预测,并采用功率曲线拟合技术建立风电功率特性曲线模型,比较了在功率曲线拟合模型和经验曲线模型下的风电功率预测值。结果表明,相对于使用灰色模型及灰色-马尔可夫链模型,采用改进型灰色-马尔可夫链模型对平稳风、不平稳风进行预测更为准确;此外,采用改进型灰色-马尔可夫链模型得到的风速预测值进行风电功率的间接预测,得出的拟合功率曲线比经验功率曲线准确;但直接预测功率法由于没有误差的累积,功率预测更精确。

## 参考文献:

- [1] 孙川永,陶树旺,罗勇,等. 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, 2009, 30(8): 1097-1099.
- SUN Chuan-yong, TAO Shu-wang, LUO Yong, *et al.* The application of high resolution mesoscale model in wind speed forecasting in wind farm[J]. Acta Energaie Solaris Sinica, 2009, 30(8): 1097-1099.
- [2] 李丽, 叶林. 基于改进持续法的短期风电功率预测[J]. 农业工程学报, 2010, 26(12): 182-187.
- LI Li, YE Lin. Short-term wind power forecasting based on an improved persistence approach[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2010, 26(12): 182-187.
- [3] 栗然, 柯拥勤, 张孝乾, 等. 基于时序-支持向量机的风电场发电功率预测[J]. 中国电力, 2012, 45(1): 64-68.
- LI Ran, KE Yong-qin, ZHANG Xiao-qian, *et al.* Wind power forecasting based on time series and SVM[J]. Electric Power, 2012, 45(1): 64-68.
- [4] 陈忠. 基于 BP 神经网络与遗传算法风电场超短期风速预测优化研究[J]. 可再生能源, 2012, 30(2): 32-36.
- CHEN Zhong. Optimazation study on ultra-short term wind speed forecasting of wind farms based on BP neural network and genetic algorithm[J]. Renewable Energy Resources, 2012, 30(2): 32-36.
- [5] 马幼捷, 杨海珊, 周雪松, 等. 基于人工神经网络的风电场建模[J]. 中国电力, 2010, 43(9): 79-82.
- MA You-jie, YANG Hai-shan, ZHOU Xue-song, *et al.* Modeling of wind farms based on artificial neural networks[J]. Electric Power, 2010, 43(9): 79-82.
- [6] 吴栋梁, 王扬, 郭创新, 等. 基于改进 GMDH 网络的风电场短期风速预测[J]. 电力系统保护与控制, 2011, 39(2): 88-93.
- WU Dong-liang, WANG Yang, GUO Chuang-xin, *et al.* Short-term wind speed forecasting in wind farm based on improved GMDH network[J]. Power System Protection and Control, 2011, 39(2): 88-93.
- [7] ULRICH F, MATTHIAS L, MONNICH K, *et al.* A statistical analysis of the reduction of the wind power prediction error by spatial smoothing effects[J]. Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics, 2002, 90(3): 231-246.
- [8] 郭敏, 蓝金辉, 李娟娟, 等. 基于灰色残差 GM(1, N) 模型的交通流数据恢复算法[J]. 交通运输系统工程与信息, 2012, 12(1): 42-47.
- GUO Min, LAN Jin-hui, LI Juan-juan, *et al.* Traffic flow data recovery algorithm based on gray residual GM(1, N) model[J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2012, 12(1): 42-47.
- [9] HSU L C, WANG C H. Forecasting integrated circuit output using multivariate grey model and grey relational analysis[J]. Expert Systems with Applications, 2009, 36(2): 1403-1409.
- [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 & Distribution, 2007, 6(1): 928-937.
- [11] 周封, 金丽斯, 王丙全, 等. 基于高阶 Markov 链模型的风电功率预测性能分析[J]. 电力系统保护与控制, 2012, 40(6): 6-10.
- ZHOU Feng, JIN Li-si, WANG Bing-quan, *et al.* Analysis of the wind power forecasting performance based on high-order Markov chain models[J]. Power System Protection and Control, 2012, 40(6): 6-10.
- [12] 刘思峰, 谢乃明, 等. 灰色系统理论及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2010.
- [13] 李俊芳, 张步涵, 谢光龙, 等. 基于灰色模型的风速-风电功率预测研究[J]. 电力系统保护与控制, 2010, 38(19): 151-159.
- LI Jun-fang, ZHANG Bu-han, XIE Guang-long, *et al.* Grey predictor models for wind speed-wind power prediction[J]. Power System Protection and Control, 2010, 38(19): 151-159.
- [14] ALBADI M H, EL-SAADANY E F. New method for estimating CF of pitch-regulated wind turbines[J]. Electric Power Systems Research, 2010, 80(9): 1182-1188.
- [15] 中华人民共和国国家发展和改革委员会. 关于对中国风电发电量折减问题的说明[EB/OL]. (2009-06-02). [2009-06-19]. [http://www.qhepb.gov.cn/zt/qjzjz/xgwj/201010/t20101026\\_15020.html](http://www.qhepb.gov.cn/zt/qjzjz/xgwj/201010/t20101026_15020.html).

(责任编辑 李新捷)

## Short-Term Wind Speed and Wind Power Prediction Based on the Grey-Markov Chain

ZHANG Wei, DENG Yuan-chang

(School of Engineering, Sun Yat-Sen University, Guangzhou 510006, China)

**Abstract:** Wind speed has the characteristics of large stochastic volatility, which affects the wind power and the stability of the grid connected with it. Good predictions of wind speed and wind power are the key to solve the integration problem of wind power with grid. A comparison between grey models and Markov chain models for predicting wind speed is made. The gray-Markov chain prediction model and the wind speed prediction error are obtained by analyzing the error transfer series of the fitted values with grey models and establishing Markov state transition probability matrices. The expected values of the transfer matrices are used to correct the traditional Markov chain, and the improved gray-Markov chain model can thus be obtained to predict the wind power directly. Comparing with the real power curve, the improved grey-Markov model is better in prediction accuracy.

**Key words:** wind speed forecasting; wind power prediction; grey model; Markov chain