

基于时间序列分析的风电场风速预测模型

丁 明, 张立军, 吴义纯

(合肥工业大学 电气与自动化工程学院, 安徽 合肥 230009)

摘要: 风速预测是风电场规划设计中的重要工作。因风速序列本身已经具有时序性和自相关性, 提出了基于时间序列分析的风电场风速预测模型。为了检验时间序列分析模型的有效性, 使用了信息准则 AIC(An Information Criterion) 函数。在算例中, 将预测风速的分布特性与实际风速分布特性相比较, 验证了文中提出的时间序列模型用于风电场风速预测的可行性。

关键词: 时间序列; 风速; 预测; 风电场

中图分类号: TM 614

文献标识码: A

文章编号: 1006-6047(2005)08-0032-03

0 引言

从技术成熟性和经济可行性看, 风电在可再生能源中具有最好前景。近十几年来其发电成本已得到大幅下降, 风电已具有与传统常规电源发电竞争的潜力。随着我国能源结构的调整, 无污染可再生的风电日益得到重视, 并制订了有关政策支持风电的快速发展。

评估风电场的风能资源状况, 是开发风力发电项目最基础的工作。其中风速预测是风电场规划设计中的重要工作^[1,2]。风电场风速预测的方法较多, 如神经网络法^[3]、时间序列法^[4,5]等。但由于时间序列同时蕴含着数据顺序和数据大小, 表现出客观世界的某一动态过程, 能反映出客观世界及其变化的信息^[6], 由于风电场风速数据具有按时间排序和离散性, 因此本文应用时间序列分析方法对风电场风速进行预测。在选定模型后, 进行模型参数估计和模型定阶; 确定适当阶数模型并计算出该阶模型的参数后应用该模型进行风电场风速预测。在此基础上, 计算出能直接体现风能资源状况的风速分布特性指标, 如月分布、日分布等参数。最后在算例中通过比较由预测数据算得的月分布、日分布与由历史风速数据序列获得的实测值, 说明本文提出的自回归滑动平均模型 ARMA 方法是可行的。

1 风速时间序列模型^[7,8]

对风速观测数据序列建立自回归滑动平均模型 ARMA(n, m)如下:

$$x_t = \sum_{i=1}^n \varphi_i x_{t-i} + \alpha_t - \sum_{j=1}^m \theta_j \alpha_{t-j} \quad (1)$$

式中 $\varphi_i (i=1, 2, \dots, n)$ 为自回归参数; $\theta_j (j=1, 2, \dots, m)$ 为滑动平均参数; $\{\alpha_t\}$ 是一零均值、方差为 σ_a^2 的正态白噪声过程, 即 $\alpha_t \in N(0, \sigma_a^2)$ 。

特别地, 当 $m = 0$ 时, ARMA(n, m) 就成为自回归模型 AR(n), 即

$$x_t = \sum_{i=1}^n \varphi_i x_{t-i} + \alpha_t \quad (2)$$

对于原始风速序列, 当其值过大或过小时, 为保证计算精度、减小舍入误差、避免溢出, 可对原始风速序列进行标准化处理^[4]。记 $\{x_t^{(0)}\}$ 为原始观测风速序列, 对 $\{x_t^{(0)}\}$ 中各数据进行如下标准化处理:

$$x_t = \frac{x_t^{(0)} - \mu_x}{\sigma_x} \quad (3)$$

式中 μ_x 与 σ_x^2 分别为 $\{x_t^{(0)}\}$ 的均值与方差的估值, 它们的算法如下:

$$\mu_x = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N x_t^{(0)} \quad (4)$$

$$\sigma_x^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{t=1}^N (x_t^{(0)} - \mu_x)^2 \quad (5)$$

以上两式中, N 为风速序列的个数。对由式(3)所得的时序 $\{x_t\}$ 按式(1)或(2)进行风速建模, 将得到预测风速序列 $\{SW_t\}$ 如下:

$$SW_t = \sigma_x x_t + \mu_x \quad (6)$$

2 模型参数估计和模型定阶^[9]

模型参数估计和模型定阶是应用时间序列分析法进行建模时很重要和十分复杂的过程, 该过程的适当与否直接影响到模型参数的计算精度和风速预测的好坏^[5]。

2.1 模型参数估计

当估计自回归滑动平均模型 ARMA(n, m)参数 φ_i, θ_j 和 σ_a^2 时, 采用先后估计法^[6]。先估计 φ_i , 后估计 θ_j 。由下式估计 φ_i :

$$R_A = R_B \varphi \quad (7)$$

$$\varphi = \begin{bmatrix} \varphi_1 \\ \varphi_2 \\ \vdots \\ \varphi_n \end{bmatrix}, \quad R_A = \begin{bmatrix} R_{m+1} \\ R_{m+2} \\ \vdots \\ R_{m+n} \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{R}_B = \begin{bmatrix} R_m & R_{m-1} & R_{m-2} & \cdots & R_{m-n-1} \\ R_{m+1} & R_m & R_{m-1} & \cdots & R_{m-n+2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ R_{m+n-1} & R_{m+n-2} & R_{m+n-3} & \cdots & R_m \end{bmatrix}$$

其中 R_k 是风速时间序列的自协方差函数(当 $k<0$ 时,由于 R_k 是偶函数的性质,有 $R_{-k}=R_k$),可由下式算出:

$$R_k = \frac{1}{N} \sum_{t=k+1}^N x_t x_{t-k} \quad k=0,1,2,\cdots,N-1 \quad (8)$$

所以,

$$\boldsymbol{\varphi} = \mathbf{R}_B^{-1} \mathbf{R}_A \quad (9)$$

这种求解 $\boldsymbol{\varphi}$ 的方法就是 Yule-Walker 方程估计法的推广。

后估计 θ_j 时,在 ARMA 模型式(1)中,令

$$y_t = x_t - \sum_{i=1}^n \varphi_i x_{t-i} \quad (10)$$

则有

$$y_t = \alpha_t - \sum_{j=1}^m \theta_j \alpha_{t-j} \quad (11)$$

由于前面已经估计出了 φ_i ,则要按式(10)算出序列 $\{y_t\}$ ($t=n+1, n+2, \dots, N$)。式(11)表示,需对序列 $\{y_t\}$ 拟合一个 MA(m)模型,经过化简最终得到如下方程组:

$$R_{y,k} = \sigma_a^2 \sum_{j=0}^m \theta_j \theta_{j+k} \quad (12)$$

$$\theta_0 = -1; \quad j+k \leq m; \quad k=0,1,2,\cdots,m$$

在此方程组中, $R_{y,k}$ 是序列 $\{y_t\}$ 的自协方差函数,可由 $\{y_t\}$ 估计出; θ_j 和 σ_a^2 为未知,因此,完全可以解这 $m+1$ 个方程得出 θ_j 和 σ_a^2 这 $m+1$ 个参数。但要注意,此时的 $R_{y,k}$ 是序列 $\{y_t\}$ 的分布特性,不是观测时序 $\{x_t\}$ 的 R_k ,即 $R_{y,k}$ 要由 $\{y_t\}$ 算出。式(12)是关于 θ_j 和 σ_a^2 的非线性方程组,为解该非线性方程组,本文采用 Gauss-Seidel 法,效果良好。

2.2 模型定阶

模型定阶是指确定模型 ARMA(n, m)或 AR(n)中的 n 和 m ,这也是建模过程中最复杂的部分。本文采用 Pandit-Wu 建模方案^[10],即 ARMA($n, n-1$),这样问题就由原来的需定出 m 和 n 两个参数变成只需定出一个参数 n ,大大简化了计算过程。

ARMA(n, m)模型的阶有多种方法确定,本文采用的是准则函数定阶。所谓准则函数,是这样一种函数:它既考虑用某一模型拟合时对原始数据的接近程度,同时也考虑模型中所包含待定参数的个数,建

模时按照这种函数的取值判断模型的优劣,以决定取舍。使准则函数达到极小是最佳模型。

本文采用的准则函数是 AIC 准则函数,其定义为

$$AIC(p) = N \ln \sigma_a^2 + 2p \quad (13)$$

式中 σ_a^2 是残差的方差; p 是模型的阶数,对于 AR-MA(n, m)模型, $p=n+m$;对于 AR(n)模型, $p=n$ 。

建模时, p 从某一值开始逐次增加模型的阶数,对数据进行模型拟合时,准则函数有下降的趋势,当达到某一阶数 n_0 时,准则函数达到极小,此阶数即为该准则函数决定的最佳模型阶数。

主要步骤如下:

a. 给定模型阶数上限,令 $n=2$,按 2.1 节中模型参数的估计方法计算出 ARMA($n, n-1$)的模型参数和残差的方差 σ_a^2 及准则函数值 AIC;

b. 当 n 由低到高增长时,以与式(1)同样方法算出 ARMA($n+1, n$)的模型参数和残差的方差 σ_a^2 及准则函数值 AIC;

c. 取最小 AIC 值相应的阶数和参数为最终确定的理想模型阶数和参数。

至此,已经确定了模型的适当阶数并估计出了时序模型的参数,在此基础上就可以进行风电场风速预测,并可进行预测风速与实测风速的分布特性的比较,以说明本文提出的时序模型应用于风电场风速预测的可行性。

3 算例及结果分析

通过编写 VC++ 程序实现文中算法,以实际风电场风速数据为例,建立自回归滑动平均模型 ARMA($n, n-1$),模型阶数及与该阶数相对应的模型参数和残差平方和结果见表 1。

由表 1 可以看出,ARMA(5,4)模型的 AIC 值最小,故根据 AIC 准则函数的意义知 ARMA(5,4)模型为适用模型。

为了进一步说明拟合模型的准确性,本文运用 ARMA(5,4)模型计算了拟合风速的月平均风速和小时平均风速,并与相应的实测平均风速相比较,结果分别见图 1(v 为风速)和图 2(t 为时刻)。

由图 1 和 2 不难看出,ARMA(5,4)模型用于风电场风速预测的效果较好,月分布最大相对误差不超过 6%,日分布最大相对误差不超过 5%,能体现风速变化的趋势,拟合风速基本接近于实测风速,能反映出风速的月分布和日分布等特性。

表 1 模型参数计算结果
Tab.1 The calculative results of model parameters

模型阶数	φ_1	φ_2	φ_3	φ_4	φ_5	θ_1	θ_2	θ_3	θ_4	AIC
(2,1)	0.975	-0.048				-0.132				-19 586
(3,2)	1.990	-0.917	-0.065			0.640	0.202			-17 446
(4,3)	3.985	-5.234	2.101	0.114		0.990	-0.121	-0.086		-3 208
(5,4)	0.23108	0.7801	0.2569	-0.1979	-0.1572	-0.876	0.0082	0.3925	0.2042	-19 594

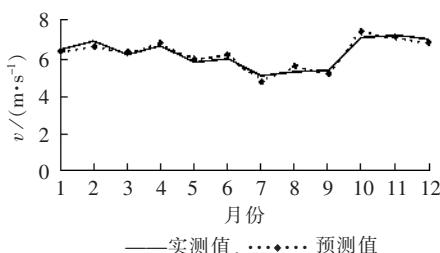


图1 实测与拟合风速的月分布

Fig.1 Observed and simulated monthly distributions of wind speed

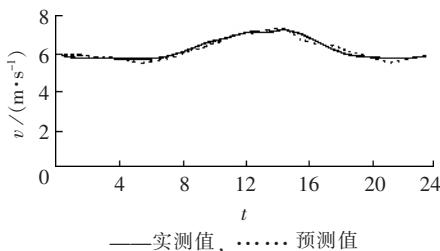


图2 实测与拟合风速的日分布

Fig.2 Observed and simulated daily distributions of wind speed

4 结论

本文应用时间序列对实测风速数据进行建模,得到适用模型后对风电场风速进行预测,并取得较好的效果,说明时间序列模型用于风电场的风速预测是合适的,能反映出风电场的未来风速分布特性。

参考文献:

- [1] WATSON S J, LANDBERG L, HALLIDAY J A. Application of wind speed forecasting to the integration of wind energy into a large scale power system[J]. *IEE Proc-Gener. Transm. Distrib.*, 1994, 141(4):357–362.
- [2] BILLINTON R, KARKI R. Application of Monte Carlo simulation to generating system well-being analysis [J]. *IEEE Trans. on Power Systems*, 1994, 14 (3): 1172 – 1177.
- [3] LI Shu-hui, WUNSCH D C, O'HAIR E A, et al. Using neural networks to estimate wind turbine power generation [J]. *IEEE Trans. on Energy Conversion*, 2001, 16(3):

276–282.

- [4] BILLINTON R, CHEN H, GHAJAR R. Time-series models for reliability evaluation of power systems including wind energy [J]. *Microelectron. Reliab.*, 1996, 36 (9): 1253–1261.
- [5] WANG P, BILLINTON R. Time-sequential simulation technique for rural distribution system reliability cost/worth evaluation including wind generation as alternative supply [J]. *IEE Proc-Gener. Transm. Distrib.*, 2001, 148 (4): 355–360.
- [6] 杨叔子, 吴雅, 王治藩, 等. 时间序列分析的工程应用 [M]. 武汉: 华中科技大学出版社, 1991.
- [7] 高俊芳, 吴清. 时间序列 ARMA 模型及其应用 [J]. 上海工程技术大学学报, 1996, 10(4): 68–73.
- GAO Jun-fang, WU Qing. ARMA's modelling the time series and its application [J]. *Journal of Shanghai University of Engineering Science*, 1996, 10(4): 68–73.
- [8] 李建康. 时间序列建模应用 [J]. 江苏工学院学报, 1994, 15(2): 72–77.
- LI Jian-kang. Mode set of time sequence and its application [J]. *Journal of Jiangsu Institute of Technology*, 1994, 15(2): 72–77.
- [9] 许国辉, 余春林. 时间序列分析方法的研究 [J]. 广州大学学报(自然科学版), 2003, 2(6): 556–559.
- XU Guo-hui, YU Chun-lin. A study on time series analysis method [J]. *Journal of Guangzhou University(Natural Science Edition)*, 2003, 2(6): 556–559.
- [10] 杨位钦, 顾嵒. 时间序列分析与动态数据建模 [M]. 北京: 北京工业学院出版社, 1986.

(责任编辑: 李玲)

作者简介:

丁明(1956-),男,安徽合肥人,教授,博士研究生导师,研究方向为新能源发电、电力系统可靠性(E-mail: mingding@mail.hf.ah.cn);

张立军(1980-),男,安徽六安人,硕士研究生,研究方向为风力发电;

吴义纯(1973-),男,安徽安庆人,博士研究生,研究方向为风力发电。

Wind speed forecast model for wind farms based on time series analysis

DING Ming, ZHANG Li-jun, WU Yi-chun

(Hefei University of Technology, Hefei 230009, China)

Abstract: Wind speed forecast is an important task of wind farms planning. A wind speed forecast model based on time series analysis is presented. AIC(An Information Criterion) function is used to check its validity. The distribution characteristics of the forecasted wind speed are compared with those of measured wind speed in a calculative example, which shows that the proposed time series model is feasible in wind speed forecast for wind farms.

This project is supported by the Science and Technology Key Project of Education Office of China(03099).

Key words: time series; wind speed; forecast; wind farms