

基于噪声场合下 ARMA 模型的风力发电量预测

高阳^{1,2}, 朴在林¹, 张旭鹏³, 冬雷⁴, 郝颖⁴

(1. 沈阳农业大学, 辽宁 沈阳 110161; 2. 沈阳工程学院, 辽宁 沈阳 110136;
3. 辽宁电力勘测设计院, 辽宁 沈阳 110005; 4. 北京理工大学自动化学院, 北京 100081)

摘要: 针对普通的 ARMA 模型的预测质量由于各种原因会大大降低的情况, 依据富锦风电场风力发电量的时间序列, 基于 HOYW 定阶方法建立了噪声场合下的 ARMA 模型。通过对模型残差白噪声性能的分析, 验证了模型的适用性。应用此模型进行了预测分析, 得到的归一化平均绝对误差 (NMAE) 为 0.065 8。通过与普通的 ARMA 模型预测精度方面的对比, 进一步验证了噪声场合下基于 ARMA 模型风力发电量预测的优越性。

关键词: 风力发电量预测; ARMA 模型; 噪声; HOYW 法; 模型适用性; 归一化平均绝对误差

Prediction of wind power generation based on ARMA with additive noise model

GAO Yang^{1,2}, PIAO Zai-lin¹, ZHANG Xu-peng³, DONG Lei⁴, HAO Ying⁴

(1. Shenyang Agricultural University, Shenyang 110161, China; 2. Shenyang Institute of Engineering, Shenyang 110136, China; 3. Liaoning Power Survey and Design Institute, Shenyang 110005, China; 4. School of Automation, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China)

Abstract: Because of a mass of factors, forecast quality of ordinary ARMA model will be greatly reduced. Aiming at the condition, the time series of wind power generation from the Fujin Wind Farm located in China and HOYW-based order determining method are used to build ARMA with additive noise model. Model applicability is verified by the analysis of the residual error. Applying this new model to predict, the Normalized Mean Absolute Error (NMAE) is 0.065 8. Then, the superiority of the new ARMA model is verified during the comparison with the ordinary ARMA model in accuracy of wind power generation prediction.

This work is supported by the Liaoning Department of Education (No.2008z165) and Shenyang Institute of Engineering (LGYB-Y0918).

Key words: wind power generation prediction; ARMA model; noise; HOYW method; model applicability; normalized mean absolute error (NMAE)

中图分类号: TM715 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2010)20-0164-04

0 引言

风能是一种干净的可再生能源, 近年来风电产业发展越来越迅猛。根据全球风能理事会 (GWEC) 公布的数据, 2008 年我国新增风电机组 5 130 台, 装机容量 624.6 万 kW, 新增装机增长率为 89%^[1]。2009 年新增 1 200 万 kW 风电装机容量, 增速接近 100%。截至 2009 年底, 我国风电并网总量累计达到 1 613 万 kWh, 中国已经成为全球发展速度最快的风力发电市场, 并将成为全球第三大风电国家。

基金项目: 辽宁省教育厅资助项目 (2008z165); 沈阳工程学院 2009 年科技项目 (LGYB-Y0918)

通过对风电场发电量进行短期的准确预测, 可以大幅降低电网旋转备用容量, 从而有效降低风力发电系统成本, 并且为电网运行调度提供可靠的依据, 这就导致目前风力发电预测方面的研究非常活跃。主要研究方法有基于混沌属性和相空间重构的人工神经网络法 (ANN)^[2]、卡尔曼滤波法 (Kalman Filtering Method)^[3]、时间序列法 (Time Series Method)^[4-5]等。其中时间序列分析方法表现的非常成熟, 尤其是其中的 ARMA 模型应用相当广泛, 无论是参数估计还是定阶方法都已具有很好的统计特性。但是在有噪声的场合, 普通的 ARMA 模型的估计质量会大大降低^[6]。

在实际中, 由于各种自然的和人为的原因, 检

测到的信号测量值 y_t 与真值 x_t 往往有一定的误差。如果噪声干扰小,就可以近似地认为所得信号没有受到噪声干扰,用普通的方法进行建模。如果噪声干扰达到不可忽略时,应考虑用带有干扰噪声的时序模型来建模。因为这时在噪声干扰下,获得的并非真实信号,普通方法对这种情况就不再适用了,从而导致普通模型的预测质量大大降低^[7]。针对该问题,本文提出了应用长自回归法建立带有干扰噪声的 ARMA 模型的预测方法。将这一方法用于我国富锦风电场的实际功率预测中,取得了优于普通 ARMA 模型的预测效果。

1 噪声场合下的 ARMA 模型建模

1.1 AR 模型和 ARMA 模型

AR 模型数学表达式记为 $AR(p)$, 模型形式为

$$Y_t = \varphi_1 Y_{t-1} + \varphi_2 Y_{t-2} + \dots + \varphi_p Y_{t-p} + \zeta_t, \quad \zeta_t \sim NID(0, \sigma^2) \quad (1)$$

ARMA 模型数学表达式记为 $ARMA(p,q)$, 模型形式为

$$Y_t = \varphi_1 Y_{t-1} + \varphi_2 Y_{t-2} + \dots + \varphi_p Y_{t-p} + \zeta_t - \theta_1 \zeta_{t-1} - \dots - \theta_q \zeta_{t-q}, \quad \zeta_t \sim NID(0, \sigma^2) \quad (2)$$

式(1)和式(2)中: p 为自回归阶数; q 为滑动平均阶数; φ_i 为自回归系数; θ_j 为滑动平均系数; ζ_t 为随机干扰值^[8]。

1.2 长自回归模型法

基于观测时序建立起来的 AR 模型、ARMA 模型,均是等价系统的数学模型。因而,虽然由这些模型确定的等价系统在形式上不同,但传递函数应该相等。这样,可先估计出 AR 模型参数,再根据传递函数相等的关系估计出 ARMA 模型的 φ_i 和 θ_j ^[8]。

1.3 噪声场合下的 ARMA 模型

首先建立 AR 模型,带有干扰噪声的 AR 模型为

$$y_t = x_t + n_t \quad (3)$$

其中, x_t 是 $AR(p)$ 序列,即 x_t 满足式(1)。

依据带有干扰噪声的数据 y_1, \dots, y_T , 对真实信号 x_t 建立 AR 可按如下三个步骤进行^[7]。

步骤 1: 由观测样本 y_1, \dots, y_T , 计算

$$\hat{\gamma}(k) = \frac{1}{T} \sum_{t=k+1}^T y_t y_{t-k}, k = 0, 1, \dots, T-1 \quad (4)$$

步骤 2: AR 模型定阶,由于受到噪声序列的污染,利用偏自相关函数、AIC 准则或 BIC 准则定阶^[9],其准确性自然会受到影响。下面介绍的 HOYW 定阶方法来解决 AR 模型的定阶问题^[7]。记

$$\Gamma_k(y) = \begin{pmatrix} \gamma_y(k) \cdots \gamma_y(1) \\ \gamma_y(k+1) \cdots \gamma_y(2) \\ \vdots \\ \gamma_y(2k-1) \cdots \gamma_y(k) \end{pmatrix} \quad (5)$$

$$J_k = (\delta_{j,k+1-i})_{i,j=1,2,\dots,k} \quad (6)$$

令

$$H_k = \Gamma_k(y) J_k \quad (7)$$

则 H_k 为实对称矩阵,设 $\lambda_1^2(H_k) \geq \lambda_2^2(H_k) \geq \dots \geq \lambda_k^2(H_k)$ 是 H_k^2 的 k 个特征值,令

$$c(k) = 1 - \sum_{j=1}^k \lambda_j^2(H_{p_T}) / \text{tr}(H_{p_T}), \quad k = 1, 2, \dots, p_T \quad (8)$$

其中: $p_T = O((\log T)^a)$, $a > 1$; $\text{tr}(A)$ 表示矩阵 A 的迹。

以 $\hat{\gamma}(k)$ 代替 $\Gamma_{p_T}(y)$ 中 $\gamma_y(k)$, 计算出 $c(k)$ 的值代入到式(9)中。

$$TE(k) = c(k) - (\log T / T)^{1/2}, 1 \leq k \leq p_T \quad (9)$$

那么就可以将

$$\hat{p} = \min_{1 \leq k \leq p_T} \{k : TE(k) < 0\} \quad (10)$$

作为 AR 模型的阶数 p 的估计^[7]。

步骤 3: 解线性方程组

$$\hat{\Gamma}_p(y) \begin{pmatrix} \hat{\varphi}_1, \dots, \hat{\varphi}_p \end{pmatrix}' = \begin{pmatrix} \hat{\gamma}_y(p+1), \dots, \hat{\gamma}_y(2p) \end{pmatrix}' \quad (11)$$

将 $\hat{\varphi}_1, \dots, \hat{\varphi}_p$ 作为参数 $\varphi_1, \dots, \varphi_p$ 的估计^[7]。

AR 模型建立后即可应用长自回归模型法构建噪声场合下的 ARMA 模型。

2 对实际风电场发电容量建模及预测

2.1 建模

对富锦风电场 11 号风电机组 2008 年 9 月的发电容量序列进行建模预测,样本数据为每小时总发

电容量组成的时间序列。针对此时间序列，应用 HOYW 方法将带有噪声的 AR 模型阶数定为 2 阶，即建立了 AR(2)模型。然后应用长自回归模型法建立带有噪声的 ARMA 模型为 ARMA(1,1)模型。

2.2 模型适用性检验

应用 Q 准则^[8-9]对模型的适用性进行检验：计算 Q 统计量：

$$Q = T \sum_{k=1}^m \hat{\rho}_{\alpha,k}^2 \quad (12)$$

其中：T 是样本长度； $\hat{\rho}_{\alpha,k}^2$ 是样本相关函数；m 主观给定，一般在 15~20 之间。 $H_0: \{\zeta_t\}$ 是白噪声过程，当零假设成立时，统计量 Q 服从 $\chi^2(m-p-q)$ 分布。如果 Q 大于临界值，拒绝 H_0 ，则不是白噪声过程，需要修改模型；如果 Q 小于临界值，接受 H_0 ，人为残差是白噪声过程。取 $m=20$ ，Q 统计量的计算结果为 12.580 0。取 $m-p-q=18$ ，置信度水平为 95%时，临界值约为 28.87，于是可以认为模型残差是白噪声，即可断定噪声场合下的 ARMA 模型对风力发电容量时间序列是适用的。图 1 为模型残差的自相关系数 ρ_k ，很明显地可以看到 $\rho_0=1, \rho_j=0, j \neq 0$ ，符合白噪声特性^[9]。

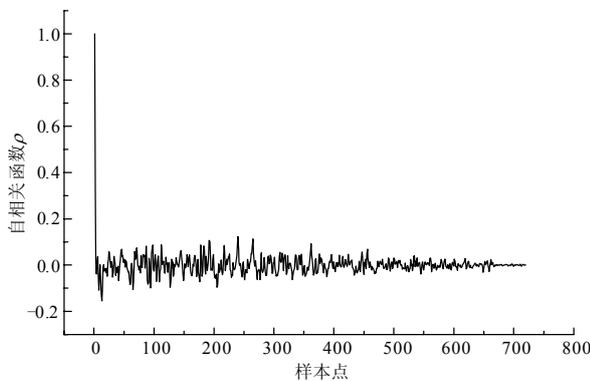


图 1 噪声场合下的 ARMA (1, 1) 模型残差自相关系数曲线
Fig.1 Autocorrelation coefficient curve from ARMA(1,1) with additive noise

2.3 模型预测

应用此模型对 11 号风电机组 2008 年 10 月的发电容量序列进行预测，预测结果如图 2 所示。为了清晰，只显示了 551~650 之间 100 个点的预测结果。图 2 中实线为实际观测值，虚线为预测值。

从图 2 中可以看出，预测结果基本反映了风力发电功率的变化规律。

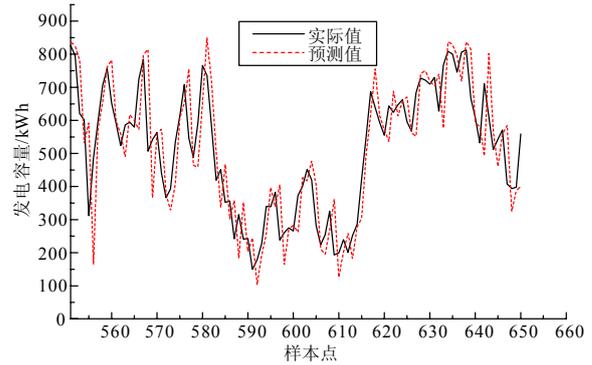


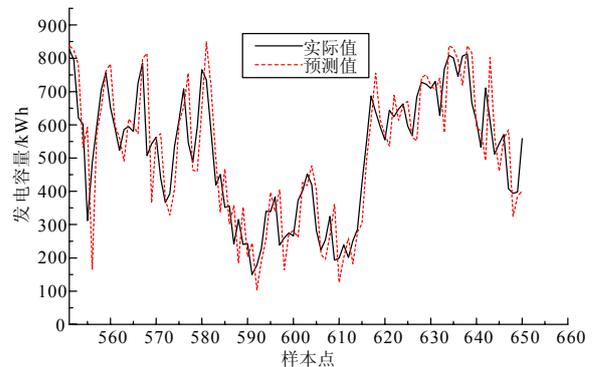
图 2 噪声场合下的 ARMA (1, 1) 模型预测曲线

Fig.2 The prediction curves from ARMA (1, 1) with additive noise

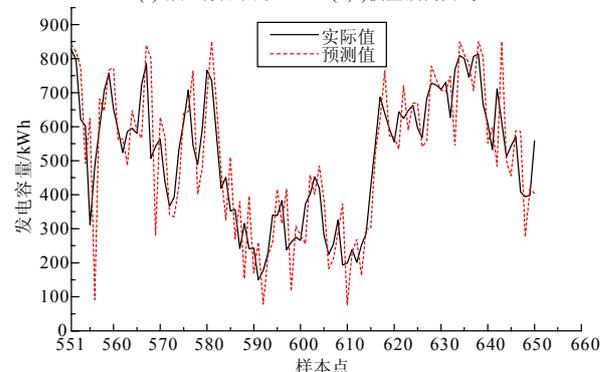
3 与普通的 ARMA 模型对比

根据偏自相关函数定阶法则，利用长自回归模型法对上述时间序列建立的普通 ARMA 模型为 ARMA(2, 1)模型^[10]。为了说明噪声场合下 ARMA 模型的优越性，将这两种模型在预测精度方面进行对比。

分别应用两种模型进行预测，图 3 为两种模型的预测曲线。



(a) 噪声场合下的 ARMA(1,1)模型预测曲线



(b) 普通 ARMA(2,1)模型预测曲线

图 3 两种模型预测曲线对比

Fig.3 Comparison of the prediction curves from different models

表1为应用两种模型预测时产生的归一化平均绝对误差(NMAE)^[10]对比。

$$NMAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i - x_{\text{预测}}| / \text{装机容量} \quad (13)$$

表1 不同模型预测时的NMAE

Tab.1 The value NMAE during the prediction with different models

模型	NMAE
普通ARMA (2,1)	0.071 8
噪声场合下的ARMA (1,1)	0.065 8

由图3和表1可以很清楚地看到噪声场合下的ARMA模型进行预测时预测效果优于普通的ARMA模型。为了增强对比,将两种模型的模型参数及预测误差列于表2中。

表2 不同模型的模型参数及预测误差

Tab.2 The value of φ_1 、 θ_1 and NMAE with different models

模型	模型参数	NMAE
普通 ARMA (2,1)	$\varphi_1=0.779\ 0$, $\varphi_2=-0.213\ 2$, $\theta_1=0.599\ 8$	0.071 8
噪声场合下的 ARMA (1,1)	$\varphi_1=0.513\ 9$, $\theta_1=0.624\ 1$	0.065 8

4 结论

本文在简要介绍带有干扰噪声的ARMA建模方法之后,依据富锦风电场风力发电量时间序列先后建立了带有干扰噪声的ARMA模型和普通的ARMA模型。对两者的模型残差进行了分析,利用Q准则验证了残差的白噪声特性及模型的适用性。并将两种不同模型在预测精度方面进行了对比,结果表明:由于实际应用中,检测到的信号测量值与真值误差的存在,使得噪声场合下的ARMA模型与普通ARMA模型相比有着更优越的预测性能。

参考文献

- [1] 2008 全球可再生能源发展现状分析及前景展望[EB/OL]. <http://www.chinapower.com.cn>. Analysis and prospects of global renewable energy development situation in 2008[EB/OL]. Available: <http://www.chinapower.com.cn>.
- [2] Dong Lei, Wang Lijie, Hu Shi, et al. Prediction of wind power generation based on chaotic phase space reconstruction models[C]. //IEEE 7th International Conference on PEDS. Bangkok(Thailand): 2007: 744-748.

- [3] 潘迪夫,刘辉,李飞燕.基于时间序列分析和卡尔曼滤波算法的风电场风速预测优化模型[J].电网技术,2008,32(7):83-86.
PAN Di-fu, LIU Hui, LI Fei-yan. A wind speed forecasting optimization model for wind farms based on time series analysis and Kalman filter algorithm[J]. Power System Technology, 2008, 32(7): 83-86.
- [4] Billinton R, Chen H, Ghajar R. Time-series models for reliability evaluation of power systems including wind energy[J]. Microelectronics and Reliability, 1996, 36(9).
- [5] 蒋金良,林广明.基于ARIMA模型的自动站风速预测[J].控制理论与应用,2008,25(2):374-376.
JIANG Jin-liang, LIN Guang-ming. Automatic station wind speed forecasting based on ARIMA model[J]. Control Theory & Applications, 2008, 25(2): 374-376.
- [6] 姜礼平.有噪声场合自回归模型的参数估计及定阶[J].应用数学,2001,14(2):64-68.
JIANG Li-ping. Estimation of parameters and order of autoregressive model with additive noise[J]. Mathematica Applicata, 2001, 14(2): 64-68.
- [7] 常学将,陈敏,王明生.时间序列分析[M].北京:高等教育出版社,1993:119-196.
CHANG Xue-jiang, CHEN Min, WANG Ming-sheng. Time series analysis[M]. Beijing: Higher Education Press, 1993: 119-196.
- [8] 杨叔子,吴雅,轩建平,等.时间序列分析的工程应用(上)[M].武汉:华中科技大学出版社,2007:175-280.
YANG Shu-zi, WU Ya, XUAN Jian-ping, et al. Time series analysis in engineering application[M]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology Press, 2007: 175-280.
- [9] 潘红宇.时间序列分析[M].北京:对外经济贸易大学出版社,2006:39-122.
PAN Hong-yu. Time series analysis[M]. Beijing: Foreign Economic and Trade University Press, 2006: 39-122.
- [10] 郝颖,冬雷,王丽婕,等.基于自回归滑动平均模型的风力发电容量预测[J].电气传动,2009,39(增刊):253-256.
HAO Ying, DONG Lei, WANG Li-jie, et al. Prediction of wind power generation based on autoregressive moving average model[J]. Electric Drive, 2009, 39(S): 253-256.

收稿日期:2010-03-08; 修回日期:2010-04-13

作者简介:

高阳(1974-),男,讲师,博士在读,主要从事电力系统及其自动化和新能源系统的研究;E-mail: gaoyangjie@163.com

朴在林(1955-),教授,博士生导师,研究方向为地方电力系统及其自动化。