

· 电能质量专题 ·

基于 ARMA 模型的电压 RMS 值预测

尹温硕, 陶 顺, 赵 蕾

(华北电力大学电气与电子工程学院, 北京 102206)

摘要:针对配电网节点电压方均根值(root mean square value, RMS)数据规律性差,难以预测的特点,文中提出了一种将自回归移动平均模型(auto-regressive and moving average model, ARMA)应用到电压 RMS 值预测中的方法。该方法主要包括数据预处理、ARMA 模型拟合训练、ARMA 模型拟合评价、ARMA 模型预测应用 4 个步骤。运用 Python 编程语言实现该方法,随机选取两条 10 kV 等级的电压 RMS 值监测序列进行 ARMA 模型拟合训练,并利用训练完成后的模型进行预测分析,结果表明,两条预测序列与实际值的方均根误差分别为 9.57 和 5.05,本文所提方法能够对电压 RMS 值进行较为有效的预测,具有较好的有效性和实用性。

关键词:电压 RMS 值预测;ARMA 模型;时间序列分析

中图分类号:TM833

文献标志码:A

文章编号:2096-3203(2018)05-0020-06

0 引言

配电网是国民经济建设的重要基础设施,其供电质量特别是电压质量直接影响电网和用户经济效益^[1-3]。受传统配电网接线方式和所接负荷数量众多、种类庞杂和不确定性强等特点的影响,配电网节点电压波动性强,难以预测^[4-5]。分布式电源并网能够缓解大规模间歇性能源并网消纳的问题,是智能电网发展的趋势^[6-9]。但是,配电网在接入分布式电源后将改变自身结构加剧配电网电压波动,导致电能质量问题更加复杂,造成电能质量新问题^[10-12]。因此,对配电网的电压方均根值(root mean square value, RMS)及电压偏差(voltage deviation, VD)的预测对分析电能质量扰动问题有着极大帮助。相对于电力系统中各电压等级监测点电能质量监测数据采集量的不断增大,数据分析方法并未有相应的发展^[13-16]。时间序列分析是常用的预测数据随时间变化规律趋势的方法^[17-20],自回归移动平均模型(auto-regressive and moving average model, ARMA)是应用最广泛的方法之一。文献[19—24]利用 ARMA 模型在电气领域对不同类型数据进行分析 and 预测,均取得比较好的成果。

本文提出了一种基于 ARMA 模型的电压 RMS 值预测方法。首先分析了 ARMA 模型、序列平稳性检验及数据平稳化方法和白噪声检验方法,然后将三者相结合建立一种完备的配电网电压 RMS 值分

析预测方法并给出预测方法,最后利用 Python 语言编程实现该方法并对收集到的监测数据进行分析,验证了该方法的有效性。

1 相关理论模型

1.1 ARMA 模型

ARMA 模型^[17-20]主要应用于对一维、方差恒定的时间序列分析,认为时间序列当前观测项的值可以表示为其之前的 p 项观测值及 q 项随机误差的线性组合,即满足式(1)为自回归滑动平均模型,并记作 ARMA(p, q)模型。

$$\begin{aligned} X_t &= a_0 + a_1 X_{t-1} + \dots + a_p X_{t-p} + \\ &\varepsilon_t - b_1 \varepsilon_{t-1} - b_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - b_q \varepsilon_{t-q} \\ t &\in \mathbf{Z}, a_p \neq 0, b_q \neq 0 \end{aligned} \quad (1)$$

式中:列向量 $\mathbf{a} = (a_0, a_1, a_2, \dots, a_p)^T$ 是 ARMA 型的自回归系数;列向量 $\mathbf{b} = (b_1, b_2, \dots, b_q)^T$ 是 ARMA 模型的移动平均系数; $\{\varepsilon_t\}$ 是白噪声序列; p 为 ARMA 模型的自回归阶数; q 为 ARMA 模型的滑动平均阶数; \mathbf{Z} 为正整数集。

当时间序列被判定可利用 ARMA 模型建模分析后,需要确定 ARMA 模型的阶数(p, q),常见的方法是利用贝叶斯信息准则(bayesian information criterion, BIC)确定阶数,首先设定多个(k, l)组合,并输入时间序列数据建立并拟合与之对应的 ARMA(k, l)模型,然后计算每个模型的 BIC 值,如式(2)所示。式中 $\hat{\sigma}^2(k, l)$ 为 $p = k, q = l$ 时的误差方差的估计, T 为时间序列长度;

$$V_{\text{BIC}}(k, l) = \ln[\hat{\sigma}^2(k, l)] + \frac{\ln[N(k + l + 1)]}{T} \quad (2)$$

收稿日期:2018-06-16;修回日期:2018-07-09

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51777066);中央高校基本科研业务费专项资金资助(2017XS011);国家电网有限公司科技项目(520101160005)

最后确定 BIC 值最小的一组 (k, l) 取值为拟合效果最佳的 ARMA 模型的阶数 (p, q) , 可以通过计算模型拟合数据均方根误差 (root mean square error, RMSE) 评价模型拟合效果, 计算公式如式 (3):

$$V_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{i=1}^T (X_{i\text{pre}} - X_{i\text{real}})^2} \quad (3)$$

式中: $X_{i\text{pre}}$ 为模型预测值; $X_{i\text{real}}$ 为序列数据的真实值。

1.2 平稳性检验

平稳性是进行时间序列分析的前提条件, 是指序列的本质特征能够保持不变, 序列不会随时间呈现明显的上升或者下降趋势和周期性变化, 即数据的期望和方差恒定。平稳性检验是进行时间序列分析的必要步骤, 增广 Dickey-Fuller 检验法 (augmented Dickey-Fuller test, ADF)^[25] 是常用的序列平稳性检验方法, 此方法会返回 ADF 值 V_{ADF} 和统计量 P 值 V_p 。 $V_{1\% \text{ADF}}$, $V_{5\% \text{ADF}}$ 和 $V_{10\% \text{ADF}}$ 分别为在 1%, 5% 和 10% 置信水平上的测试统计量 ADF 值 V_{ADF} 的临界值。判断序列平稳性包括两种方法: (1) 如果返回的统计量 V_p 在所设定的界限之内 (一般认为当 $V_p < 0.01$ 时), 时序列是平稳的; (2) 如果返回的 V_{ADF} 小于 3 个置信度的临界统计值 $V_{1\% \text{ADF}}$ 、 $V_{5\% \text{ADF}}$ 和 $V_{10\% \text{ADF}}$ 时可认为序列是平稳的。对于不平稳的序列, 常用的平稳化处理方法包括: (1) 利用对数运算来减小数据波动, 使数据的平稳性更加明显; (2) 利用差分运算处理数据, 一般情况经一阶差分或者二阶差分运算后非平稳时间序列变得平稳; (3) 将时间序列分解为长期变化趋势、周期变化趋势和随机残差等不同成分。

1.3 白噪声检验

白噪声是分析随机过程中产生的概念, 是一种没有特定随时间变化特征的满足平稳性条件的序列。白噪声检验用来检验时间序列中各项数值间是否存在相关关系, 当序列为非白噪声序列时可用 ARMA 模型分析。白噪声检验的常用方法是 Ljung-BOX 检验法^[16], 该方法会返回 LB 检验值 V_{LB} 和统计量 P 值 V_p , 判断序列是否为白噪声的方法包括两种: (1) 当 $V_p < 0.05$ 时, 可以以 95% 的置信水平认为该序列是非白噪声序列。(2) 当 V_{LB} 大于 $\chi^2_{1-\alpha}(m)$ 分位点时可认为序列为非白噪声, 其中 α 为给定显著水平, m 为需要检验的延迟期数。

1.4 ARMA (p, q) 模型建模过程

本文提出基于 ARMA 模型的电压 RMS 值预测方法主要包括: 数据预处理、ARMA 模型拟合定阶、ARMA 模型拟合训练、ARMA 模型预测应用共 4 个

步骤。流程如图 1 所示, 具体流程如下:

步骤 1: 读取原始数据并进行数据检验。(1) 利用 ADF 检验法对原始数据进行平稳性检验, 若不通过则进行平稳化处理; (2) 利用 Ljung-BOX 检验法进行白噪声检验, 若不通过则不进行建模分析。

步骤 2: ARMA 模型拟合训练。(1) 分别确定 (p, q) 的上界 p_0 和 q_0 , 将满足上界条件的 (p, q) 组合记为 $\mathbf{H} = \{(k, l) \mid 0 \leq k \leq p_0, 0 \leq l \leq q_0\}$; (2) 输入原始数据, 使用卡尔曼滤波器的最大似然法拟合 ARMA (k, l) 模型, 并计算 $V_{\text{BIC}}(k, l)$, 其中 $(k, l) \in \mathbf{H}$; (3) 利用 BIC 准则定阶, 确定拟合效果最佳的 ARMA (p, q) 模型。

步骤 3: 计算模型拟合数据 RMSE 值, 评价模型拟合效果。

步骤 4: 模型应用, 利用训练好的 ARMA 模型预测序列指定时间段序列的值, 并计算预测数据的 RMSE 值和电压偏差。

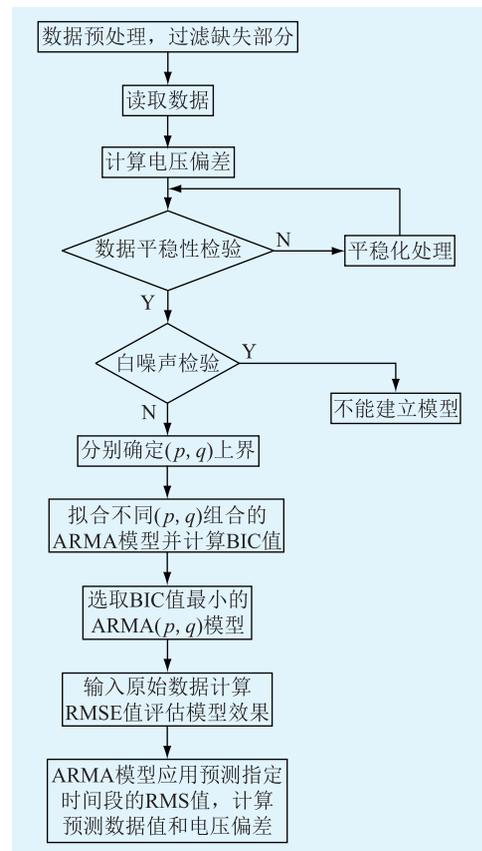


图 1 方法流程

Fig.1 Method flow chart

2 算法实现与实例分析

2.1 电压 RMS 值数据分析

为了验证本文所提方法的有效性, 本文利用 Python 编程实现该方法, 并对实际电压 RMS 监测数

据进行分析和预测。文中收集了中国北方某市多个电能质量监测点 2016 年至 2017 年电压方均根值监测数据,数据时间间隔为 10 min,并且随机选取了 A、B 两个电压 RMS 值序列。A 序列:甲站点 2016 年 7 月 1 日 0:00 至 2016 年 7 月 15 日 23:50 的电压 RMS 值数据;B 序列:乙站点 2017 年 1 月 6 日 0:00 至 2017 年 1 月 20 日 8:30 电压 RMS 值数据。A、B 两个电压 RMS 值时间序列分别如图 2 和 3 所示。通过时序图可以观察到,序列 A 基本处于平稳波动状态,序列 B 在 2017 年 1 月 12 日左右出现较大波动,其余部分同样处于平稳波动状态。电压 RMS 值序列波动频率不固定,是非周期性数据序列。

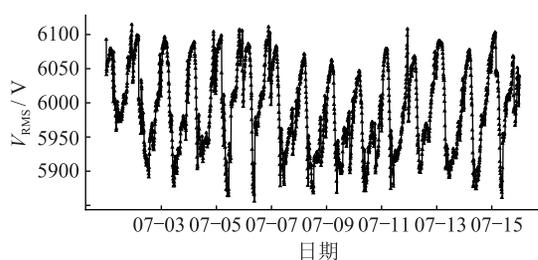


图 2 序列 A

Fig.2 Raw Time Series A

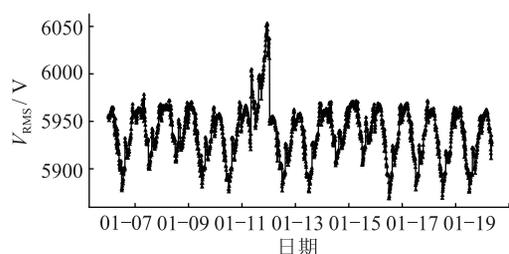


图 3 序列 B

Fig.3 Raw Time Series B

首先,利用 ADF 检验法对上述数据进行平稳性检验和 Ljung-BOX 检验法进行白噪声检验,两种检验输出结果如表 1 所示。

表 1 数据检验结果

Tab.1 Data test results

检验内容	项目	序列 A	序列 B
平稳性检验	V_{ADF}	-6.95	-5.36
	V_p	9.7E-10	4.1E-6
	$V_{1\%ADF}$	-3.433 3	-3.433 6
	$V_{5\%ADF}$	-2.862 9	-2.863 0
	$V_{10\%ADF}$	-2.567 5	-2.567 5
白噪声检验	V_{LB}	2 159.98	1 986.58
	V_p	0	0

根据平稳性检验结果,A、B 两个序列的统计量 $V_p < 0.01$,并且 V_{ADF} 小于 3 个置信度的临界统计值 $V_{1\%ADF}$, $V_{5\%ADF}$ 和 $V_{10\%ADF}$,故序列 A 和 B 均为平稳

序列。根据白噪声检验结果,A、B 两个时间序列的统计量 V_p 均为 0,小于 0.05,同时在设定置信水平 $\alpha = 0.05$ 和需要检验延迟期数 $m = 60$, $\chi_{95\%}^2(m)$ 分位点为 79.082,A、B 两个序列的 V_{LB} 值均大于分位点,A、B 两个序列为非白噪声。综上,可直接运用 ARMA 模型分析序列 A 和序列 B,拟合模型参数。

2.2 电压 RMS 值预测

在利用 ARMA(p, q) 模型分析之前,需确定模型阶数(p, q),本文采用 BIC 定阶准则定阶。首先确定(p, q)组合的上界 p_0 和 q_0 取值均为 20,记为 $H = \{(k, l) | 0 \leq k \leq 20, 0 \leq l \leq 20\}$ 。分别输入序列 A 和序列 B,利用卡尔曼滤波器的最大似然法拟合 ARMA(k, l)参数,并计算 BIC 值定阶过程中 A、B 两个序列输出的 BIC 值。根据计算结果,筛选出 A、B 两个序列 BIC 值最小的(p, q)组合分别为(8, 1)和(12, 3),所以 A 序列建立 ARMA(8, 1)模型,B 序列建立 ARMA(12, 3)模型。模型 BIC 值和 RMSE 值如表 2 所示,两个序列 BIC 值分别为 $V_{BIC,A} = 16 737.1$, $V_{BIC,B} = 12 685.9$;拟合均方根误差分别为 $V_{RMSE,A} = 10.31$, $V_{RMSE,B} = 5.20$,A、B 序列实际数据与 ARMA 模型拟合数据对比分别见图 4 和图 5。

表 2 A、B 序列(p, q)最佳组合及 BIC 和 RMSE 值
Tab.2 The best (p, q) combination of series A, B and the values of BIC and RMSE

序列	p	q	V_{BIC}	V_{RMSE}
A	8	1	16 737.1	10.31
B	12	3	12 685.9	5.20

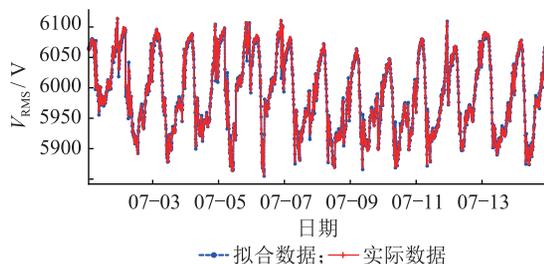


图 4 A 序列实际数据与 ARMA 拟合数据对比

Fig.4 Comparison between the actual data of A sequence and the fitting data of ARMA

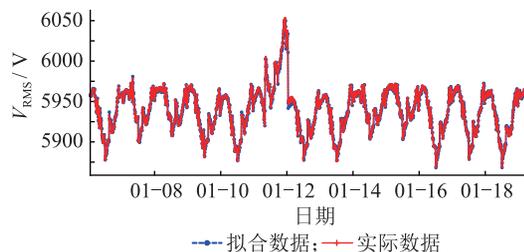


图 5 B 序列实际数据与 ARMA 拟合数据对比

Fig.5 Comparison between the actual data of B series and the fitting data of ARMA

由图 4、图 5 可以看出,模型拟合数据与实际数据差异并不大,两个 ARMA 模型均能很好的还原 A、B 序列分布规律,达到了所期望的拟合效果。最后利用拟合好的 ARMA 模型分别对 2 个序列最后 24 h 的数据进行预测并计算电压偏差,模型预测数据与实际数据时序对比分别如图 6 和图 7 所示,两个序列预测数据均方根误差分别为 $V_{\text{RMSE},A} = 9.57$, $V_{\text{RMSE},B} = 5.05$ 。

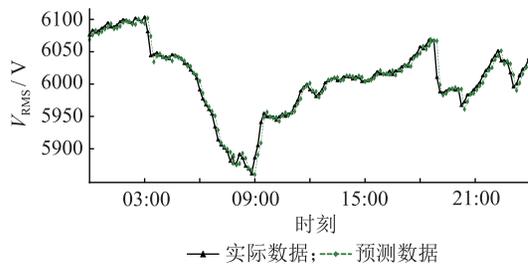


图 6 A 序列实际数据与模型预测数据对比

Fig.6 Comparison between the actual data of A series and the model prediction data

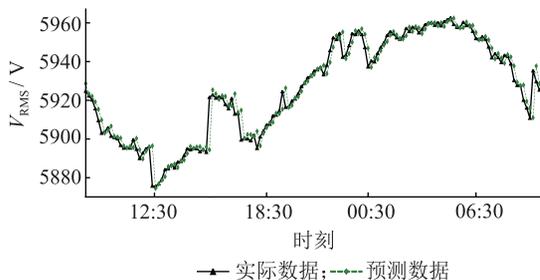


图 7 B 序列实际数据与模型预测数据对比

Fig.7 Comparison between the actual data of B series and the model prediction data

电压偏差对比如图 8 和图 9 所示,对比两组预测数据与实际数据可以看出,利用 ARMA 模型预测数据与实际数据并无明显差异,能够较为准确的预测出未来数据的结果和趋势,比较符合实际情况,并且电压偏差均在标准范围之内。

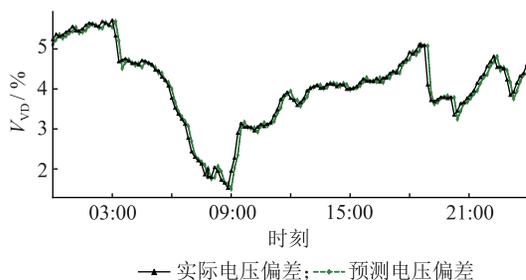


图 8 A 序列实际与预测电压偏差对比

Fig.8 Comparison of actual voltage deviation of A sequence with predicted value

综上,利用本文所提基于 ARMA 模型预测电压 RMS 值的方法具有较高的预测精度,可以为配电网稳定运行提供可靠的参考信息。

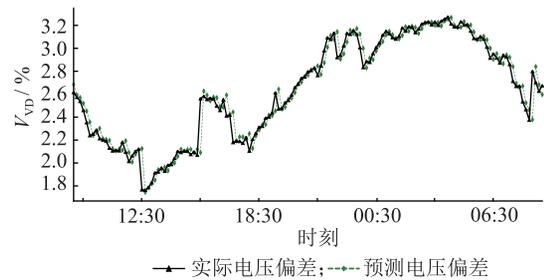


图 9 B 序列实际与预测电压偏差对比

Fig.9 Comparison of actual voltage deviation of B sequence with predicted value

3 结语

电压 RMS 值预测对于电能质量扰动分析有着重要帮助,本文提出了一种将 ARMA 模型应用到电压 RMS 值预测中的方法,并利用该方法对收集的实际数据进行分析预测。结果表明:(1) 电压 RMS 值监测数据是平稳的非白噪声序列,能够利用时间序列分析方法进行处理和预测;(2) 针对不同监测点的序列在分析拟合过程中需要建立不同阶数的 ARMA 模型并分别进行训练;(3) 本文所提的方法针对不同站点预测表现虽略有不同,但均能较为准确地预测出电压 RMS 值以及电压偏差,得到的预测值具有较高的参考价值,该方法具有较好的有效性和实用性。

参考文献:

- [1] 王金丽, 盛万兴, 宋祺鹏, 等. 配电网电能质量智能监控与治理仿真[J]. 电网技术, 2014, 38(2): 515-519.
WANG Jinli, SHENG Wanxing, SONG Qipeng, et al. Research on intelligent power quality monitoring and on-line simulation for distribution network [J]. Power System Technology, 2014, 38(2): 515-519.
- [2] 肖 雄, 刘 治. 基于负荷管理终端的电能质量监测研究与分析[J]. 广东电力, 2016, 29(2): 85-89.
XIAO Xiong, LIU Zhi. Research and analysis on electric energy quality monitoring based on load management terminal [J]. Guangdong Electric Power, 2016, 29(2): 85-89.
- [3] 陈子辉, 王硕君, 刘勇浩, 等. 基于数据质量的电能质量监测装置远程可靠性评估[J]. 广东电力, 2017, 30(1): 73-78.
CHEN Zihui, WANG Shuojun, LIU Yonghao, et al. Remote reliability evaluation for power quality monitoring equipment based on data quality [J]. Guangdong Electric Power, 2017, 30(1): 73-78.
- [4] 欧阳森, 廖一键, 刘 洋, 等. 基于自主式决策的综合评价方法在电能质量领域的分析与运用[J]. 电网技术, 2012, 36(2): 70-74.
OUYANG Sen, LIAO Yijian, LIU Yang, et al. An autonomous decision making based method for comprehensive evaluation of power quality and its application [J]. Power System Tech-

- nology, 2012, 36(2):70-74.
- [5] 李亚玲, 韦磊, 赵景涛, 等. 分布式光伏并网对配电网电压的影响[J]. 电源技术, 2016, 40(6):1257-1259.
LI Yaling, WEI Lei, ZHAO Jingtao, et al. Effect of distributed PV grid on voltage of distribution network[J]. Chinese Journal of Power Sources, 2016, 40(6):1257-1259.
- [6] 薛禹胜, 雷兴, 薛峰, 等. 关于风电不确定性对电力系统影响的评述[J]. 中国电机工程学报, 2014, 34(29):5029-5040.
XUE Yusheng, LEI Xing, XUE Feng, et al. A review on impacts of wind power uncertainties on power systems[J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(29):5029-5040.
- [7] 张毅威, 丁超杰, 闵勇, 等. 欧洲智能电网项目的发展与经验[J]. 电网技术, 2014, 38(7):1717-1723.
ZHANG Yiwei, DING Chaojie, MIN Yong, et al. Development and experiences of smart grid projects in europe[J]. Power System Technology, 2014, 38(7):1717-1723.
- [8] 刘东, 张弘, 王建春. 主动配电网技术研究现状综述[J]. 电力工程技术, 2017, 36(4):2-7, 20.
LIU Dong, ZHANG Hong, WANG Jianchun. Review on the state of the art of active distribution network technology research[J]. Electric Power Engineering Technology, 2017, 36(4):2-7, 20.
- [9] 张刘冬, 丁昊, 袁晓冬, 等. 考虑价格需求响应的主动配电网动态经济调度[J]. 电力工程技术, 2017, 36(4):31-35, 42.
ZHANG Liudong, DING Hao, YUAN Xiaodong, et al. Active and reactive power coordinated economic dispatch of active distribution networks with consideration of price-based demand response[J]. Electric Power Engineering Technology, 2017, 36(4):31-35, 42.
- [10] 易桂平, 胡仁杰. 分布式电源接入电网的电能质量问题研究综述[J]. 电网与清洁能源, 2015, 31(1):38-46.
YI Guiping, HU Renjie. Survey on the power quality question resultant from connection of distributed power generation to the grid[J]. Advances of Power System & Hydroelectric Engineering, 2015, 31(1):38-46.
- [11] 曾江, 凌毓畅. 光伏电站接入电网的电能质量分析及其应用[J]. 广东电力, 2017, 30(8):38-46.
ZENG Jiang, LING Yuchang. Analysis and application of power quality of grid-connected photovoltaic power station[J]. Guangdong Electric Power, 2017, 30(8):38-46.
- [12] 钟建伟, 姜芮, 王晨. 高渗透率的分布式电源并网后电能质量评估[J]. 电气自动化, 2018, 40(1):48-50, 54.
ZHONG Jianwei, JIANG Rui, WANG Chen. Evaluation of power quality after grid connection for distributed power supply with high permeability[J]. Electrical Engineering, 2018, 40(1):48-50, 54.
- [13] 屈梦然, 庞成宇, 王泉, 等. 基于博弈论与理想灰关联投影法的电能质量综合评估[J]. 智慧电力, 2018, 46(6):55-60, 87.
QU Mengran, PANG Chengyu, WANG Quan, et al. Integrated evaluation of power quality based on game theory and ideal grey relational projection method[J]. Smart Power, 2018, 46(6):55-60, 87.
- [14] 肖峥, 王恒, 张巧霞, 等. 地铁供电系统对电网电能质量影响的仿真研究[J]. 陕西电力, 2017, 45(1):57-62.
XIAO Zheng, WANG Heng, ZHANG Qiaoxia, et al. Simulation research on influence of metro power supply system on grid power quality[J]. Shaanxi Electric Power, 2017, 45(1):57-62.
- [15] 李冬明, 高玺亮, 王文龙, 等. 基于 LabVIEW 和 Matlab 综合平台的电能质量监测系统研究[J]. 电测与仪表, 2012, 49(3):68-72.
LI Dongming, GAO Xiliang, WANG Wenlong, et al. Study of power quality monitoring system based on LabVIEW and Matlab[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2012, 49(3):68-72.
- [16] 钟庆, 刘峰, 王钢, 等. 电能质量监测数据中间距离法聚类分析[J]. 电力系统及其自动化学报, 2016, 28(8):69-73.
ZHONG Qing, LIU Feng, WANG Gang, et al. Middle distance clustering of power quality monitor data[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2016, 28(8):69-73.
- [17] 王振龙. 应用时间序列分析[M]. 2版. 北京: 中国统计出版社, 2010.
WANG Zhenlong. Applied time series analysis [M]. 2nd ed. Beijing: China Statistics Publishing House, 2010.
- [18] 徐兴梅, 陈桂芬. 时间序列分析关键问题研究[J]. 农业网络信息, 2010(1):48-49.
XU Xingmei, CHEN Guifen. Research on key issues of time series analysis [J]. Agriculture Network Information, 2010(1):48-49.
- [19] BOX GEORGE E P. 时间序列分析: 预测与控制[M]. 3版. 北京: 人民邮电出版社, 2005.
BOX GEORGE E P. Time series analysis: prediction and control [M]. 3rd ed. Beijing: people post and Telecommunications Press, 2005.
- [20] 周永道, 王会琦, 吕王勇. 时间序列分析及应用[M]. 北京: 高等教育出版社, 2015.
ZHOU Yongdao, WANG Huiqi, LYU Wangyong. Time series analysis and application [M]. Beijing: Higher Education Press, 2015.
- [21] 许元斌, 黄文思, 罗义旺, 等. 短期电力负荷组合预测分析方法研究[J]. 自动化与仪器仪表, 2017(3):32-35.
XU Yuanbin, HUANG Wensi, LUO Yiwang, et al. Research on short-term power load combination forecasting analysis method[J]. Automation & Instrumentation, 2017(3):32-35.
- [22] 董飞飞, 刘涤尘, 涂炼, 等. 基于 MM-ARMA 算法的次同步振荡模态参数辨识[J]. 高电压技术, 2013, 39(5):1252-1257.
DONG Feifei, LIU Dichen, TU Lian, et al. Subsynchronous oscillation modal parameter identification based on MM-ARMA algorithm[J]. High Voltage Engineering, 2013, 39(5):1252-1257.

- [23] 龚 啸. 基于 ARMA 递推算法的电力系统低频振荡模式在线辨识研究[D]. 重庆:重庆大学,2011.
GONG Xiao. Research on online identification for low frequency oscillation modes in power system based on ARMA recursive method[D]. Chongqing :College of Electrical Engineering of Chongqing University,2011.
- [24] 钟令枢. 基于 ARIMA-LSTM 的架空线状态数据挖掘[D]. 广州:华南理工大学,2016.
ZHONG Lingshu. Overhead line status data mining based on ARIMA-LSTM [D]. Guangzhou: South China University of Technology,2016.
- [25] 管河山,周 丹.平稳性检验方法的有效性研究[J]. 南华大学学报(社会科学版),2016,17(1):63-68.

GUAN Heshan, ZHOU Dan. Research on the validity of stationary testing methods [J]. Journal of University of South China(Social Science Edition), 2016,17(1):63-68.

作者简介:



尹温硕

尹温硕(1995—),男,硕士研究生,研究方向为电能质量分析与控制(E-mail:850855152@qq.com);

陶 顺(1972—),女,博士,副教授,研究方向为电能质量分析与控制(E-mail:taoshun@ncepu.edu.cn);

赵 蕾(1995—),女,硕士研究生,研究方向为电能质量分析与控制。

Prediction of Voltage RMS Value Based on ARMA Model

YIN Wenshuo, TAO Shun, ZHAO Lei

(School of Electrical and Electronic Engineering, North China Electric Power University, Beijing 102206, China)

Abstract: In light of poor regularity and predictability of RMS value of node voltage in power distribution networks, this paper proposes to apply the ARMA model to predict the RMS value, which mainly comprises of data preprocessing, fitting training of ARMA, fitting review of ARMA, and forecasted application of ARMA. This method is realized through using Python. ARMA fitting training is performed on two randomly selected 10 kV RMS value monitoring sequences, before conducting analysis with the model generated by the training, which demonstrates that root-mean-square errors between the two predicted sequences and actual values are 9.57 and 5.05 respectively. Therefore, method proposed in this paper is applicable in performing voltage RMS value predictions, with reliable effectiveness and practicality.

Key words: voltage RMS value prediction; ARMA model; time series analysis

(编辑 方 晶)