

基于自回归滑动平均模型的道岔动作 电流故障曲线预测方法*

黄世泽¹ 张肇鑫² 张帆³ 杨玲玉¹

(1. 上海市轨道交通结构耐久与系统安全重点实验室, 201804, 上海;

2. 同济大学道路与交通工程教育部重点实验室, 201804, 上海;

3. 中国中铁二院工程集团有限责任公司, 610031, 成都//第一作者, 副教授)

摘要 针对道岔故障预测无法精确到类别的问题,提出了一种基于 ARMA(自回归滑动平均模型)的道岔动作电流故障曲线预测算法。结合道岔电流曲线的形成与道岔故障之间的联系,从微机监测系统中提取道岔动作电流曲线数据,建立基于 ARMA 模型的道岔动作电流曲线预测方法。根据实际案例,计算出道岔动作电流预测曲线,并根据多项指标进行比较验证。试验验证结果表明,该方法能直接预测曲线形状,进而判断故障类别,具有较好的预测效果。

关键词 轨道交通;道岔;故障预测;自回归滑动平均模型;动作电流曲线

中图分类号 U216.42*5

DOI:10.16037/j.1007-869x.2022.12.009

Prediction Method of ARMA-based Turnout Operation Current Fault Curve

HUANG Shize, ZHANG Zhaoxin, ZHANG Fan, YANG Lingyu

Abstract Aiming at the problem that the turnout fault category can't be accurately predicted, an ARMA-based (autoregressive moving average) turnout operation current fault curve prediction algorithm is proposed. Considering the connection between the formation of turnout current curve and turnout fault, the turnout operation current curve data is extracted from the microcomputer monitoring system, and a method for predicting turnout operation current curve based on ARMA model is established. According to actual case, the turnout operation current prediction curve is calculated, then compared and verified based on several indicators. The experimental validation results show that the method can directly predict the curve shape and then determine the fault category, demonstrating well-performed prediction results.

Key words rail transit; turnout; fault prediction; ARMA

model; operation current curve

First-author's address Shanghai Key Laboratory of Rail Infrastructure Durability and System Safety, 201804, Shanghai, China

随着我国高速铁路的发展,铁路设备安全性和可靠性愈加重要。而道岔状态直接影响着铁路运输的安全和效率。当前道岔故障识别研究取得了不错效果^[1-3],而对基于道岔曲线故障预测的研究还较少。

故障预测技术是一门涉及电子、控制、计算机及材料等多种专业的新兴学科^[4-6]。文献[7]利用传感器实时采集道岔的相关数据,得到未来道岔退化水平。文献[8-9]提出了电流电压信号特征检测和预测道岔故障。文献[10-11]提出了采用贝叶斯网络与蒙特卡罗模拟结合以及利用 AdaBoost 和最小二乘法预测道岔故障方法。文献[12-14]利用有限元分析法和滑动平均模型预测道岔交叉口疲劳寿命。现有研究主要是预测道岔有无故障,而无法直观获知道岔未来时刻具体工作状态,也无法预测故障类型,更无法预测电流曲线。由于道岔故障类型直接反映在电流曲线上,故预测电流曲线进而预测故障类型具有重要意义。

ARMA (autoregressive moving average, 自回归滑动平均模型)仅利用电流历史数据就可预测电流数据。因此,基于 ARMA 的道岔故障预测方法可预测未来时刻的道岔动作电流。

1 道岔动作电流曲线

以 S700K 交流电动转辙机为例,其正常动作时

* 国家自然科学基金项目(61703308);四川省科技计划重点研发项目(2019YFG0040)

的三相电流曲线如图 1 所示,可分为 T_1 — T_5 阶段。道岔动作电流突增故障曲线如图 2 所示。

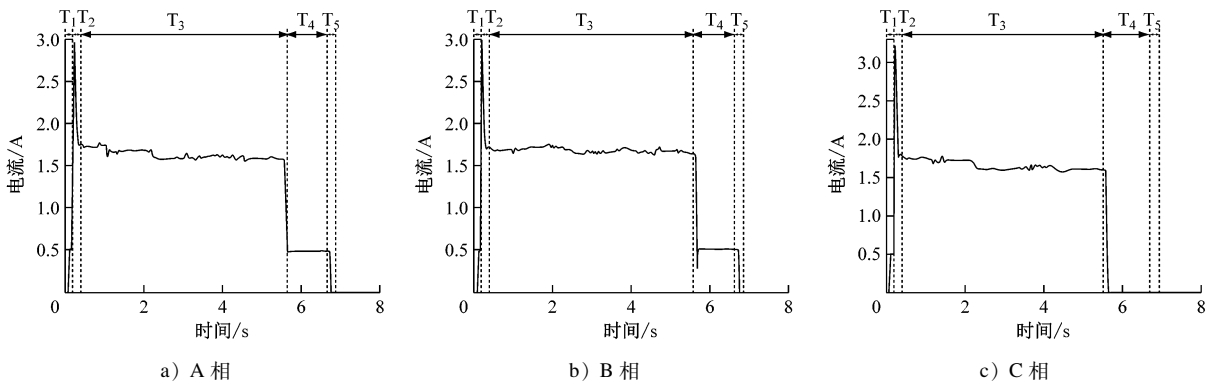


图 1 S700K 型转辙机正常动作电流曲线

Fig. 1 Normal operation current curve of S700K switch machine

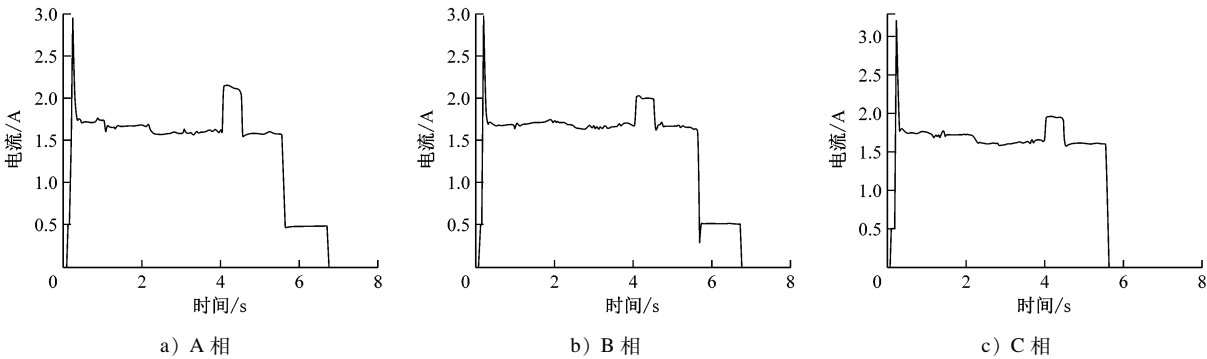


图 2 S700K 型转辙机电流突增曲线

Fig. 2 Current surge curve of S700K switch machine

2 基于 ARMA 的道岔动作曲线预测方法

2.1 ARMA 模型的基本原理

取 ARMA 模型参数为 $\{a_1, a_2, \dots, a_i, \dots, a_p\}$ 及 $\{b_1, b_2, \dots, b_j, \dots, b_q\}$, 则平稳时间序列 $\{X_t\}$ 满足

$$X_t + \sum_{i=1}^p a_i X_{t-i} = Z_t + \sum_{j=1}^q b_j Z_{t-j} \tag{1}$$

式中：
 $\{Z_t\}$ ——白噪声过程, $\{Z_t\} \sim \text{WN}(0, \sigma_z^2)$, 其中 σ_z^2 为方差。

p 和 q 的特征多项式 $A_p(r)$ 和 $B_q(r)$ 分别为：
 $A_p(r) = 1 + a_1 r + \dots + a_p r^p \tag{2}$
 $B_q(r) = 1 + b_1 r + \dots + b_q r^p \tag{3}$

其中, r 为后移参数, 有：
 $r^s X_t = X_{t-s}, s \in Z \tag{4}$

整合 ARIMA(差分自回归移动平均模型) 包含非平稳时间序列。若 k 为正整数, 差分过程 $(1 - r)^k Y_t$ (其中 $(1 - r)^k = \Delta^k$ 为 k 次差分) 是因果关系 ARMA(p, q), 时间序列 $\{Y_t\}$ 为 ARIMA(p, d, q), 满足：

$$A_p^*(r) Y_t = A_p(r) (1 - r)^k Y_t = B_q(r) Z_{(t)}, \tag{5}$$

$$\{Y_t\} \sim \text{WN}(0, \sigma_z^2)$$

2.2 道岔动作电流曲线预测模型设计

道岔动作曲线预测过程如图 3 所示。

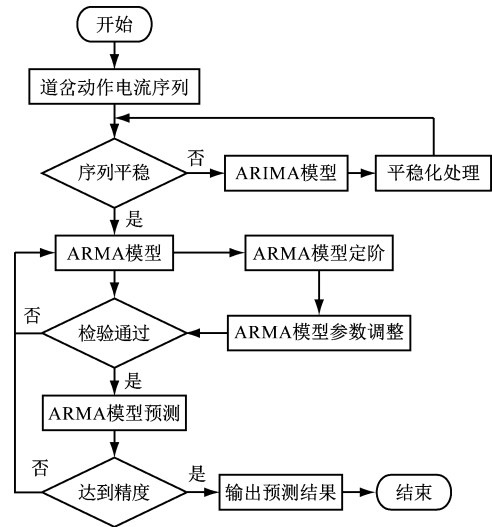


图 3 道岔动作曲线预测模型流程图

Fig. 3 Flow chart of turnout operation curve prediction model

3 道岔动作曲线预测的试验验证

3.1 预测所用数据说明

以某铁路局实际产生的微机监测数据为建模基础。现场调研获取近 1 个月内的 11 个道岔动作电流数据(如表 1 所示)。

3.2 预测结果分析

3.2.1 电流突增故障曲线预测

图 4 为 1 号道岔动作电流突增故障曲线图。由图 4 可见,预测曲线与实际曲线拟合较好,说明基于 ARIMA 预测得到的道岔故障电流曲线较准确。

3.2.2 正常电流曲线预测

图 5 为 7 号道岔正常动作电流曲线。图 5 中的预测曲线与实际曲线拟合较好,说明基于 ARIMA 预测得到的道岔正常动作电流曲线较准确。

表 1 11 个道岔电流数据的样本量		
Tab.1 Sample size of 11 turnouts current data		
数据类型	道岔编号	曲线数量/条
电流突增故障曲线数据	1 号	251
	2 号	129
	3 号	128
	4 号	251
	5 号	38
	6 号	20
正常电流曲线数据	7 号	21
	8 号	32
	9 号	243
	10 号	119
	11 号	83

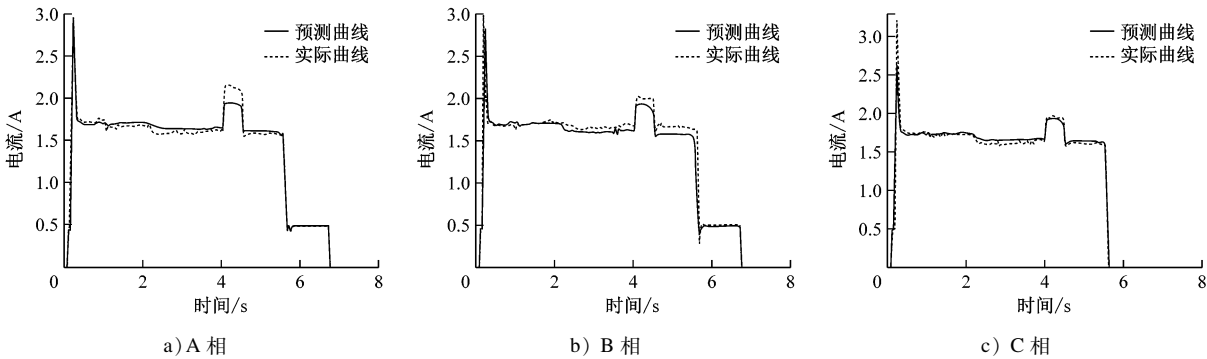


图 4 1 号道岔的动作电流突增故障曲线

Fig.4 Operation current surge fault curves of No. 1 turnout

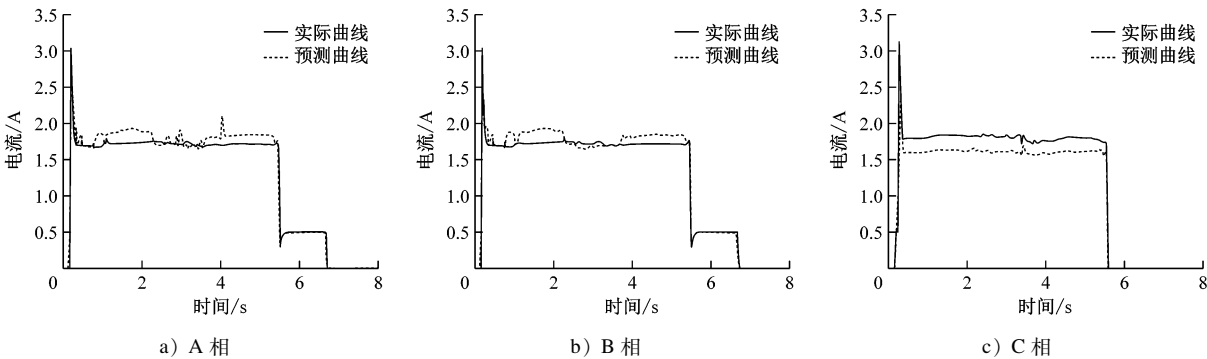


图 5 7 号道岔正常动作电流曲线

Fig.5 Normal operation current curves of No. 7 turnout

3.2.3 模型预测效果

为验证模型的准确度,计算 ARMA 模型的 MAE(平均绝对误差)、MSE(均方误差)、RMSE(均方根误差)、MAPE(平均绝对百分比误差)和 NMSE(归一化均方误差)。

图 6 为故障曲线预测结果误差比对图。由图 6 可知,误差值均在 0.35 以内,且大部分误差值都为 0.05 左右。这进一步说明预测的准确度较高。

图 7 为正常电流曲线预测结果误差对比图。由图 7 的预测误差计算结果可知,误差值均在 0.15

以下。

由此可见,基于 ARMA 模型的道岔动作电流曲线模型具有较好的预测效果。

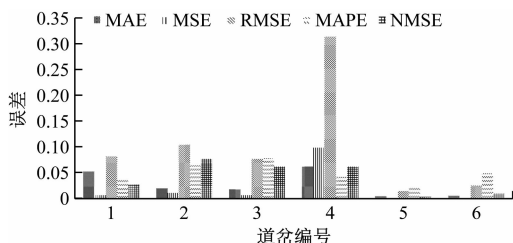


图 6 故障曲线预测结果误差对比图

Fig. 6 Error comparison diagram of fault curve prediction results

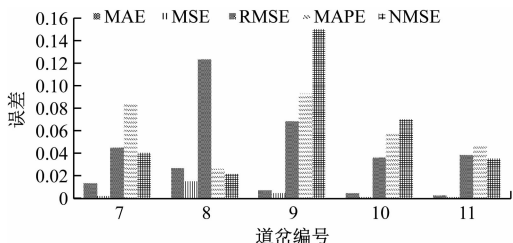


图 7 正常电流曲线预测结果误差对比图

Fig. 7 Error comparison diagram of normal current curve prediction results

4 结语

通过分析道岔动作电流曲线与道岔工作过程之间的关系,预测未来时刻道岔动作电流曲线,进而直接预测道岔设备具体故障类型。建立基于 ARMA 的道岔动作电流曲线预测模型,通过调整模型参数,定量计算出道岔动作曲线每一个点的预测结果,得到完整道岔动作电流曲线。结果表明,该方法能够快速准确预测出道岔动作预测曲线,具有较高预测精度。该方法从现有对道岔故障类型的概率预测转变为对道岔动作电流曲线的预测,对直观地预测道岔故障类型具有重要的作用。

参考文献

- [1] 王瑞峰,陈旺斌. 基于灰色神经网络的 S700K 转辙机故障诊断方法研究[J]. 铁道学报,2016(6):68.
WANG Ruifeng, CHEN Wangbin. Research on fault diagnosis method for S700K switch machine based on grey neural network [J]. Journal of the China Railway Society, 2016(6):68.
- [2] HUANG S, YANG X, WANG L, et al. Two-stage turnout fault diagnosis based on similarity function and fuzzy c-means[J]. Advances in Mechanical Engineering, 2018(12):1.
- [3] 黄世泽,陈威,张帆,等. 基于弗雷歇距离的道岔故障诊断方

法[J]. 同济大学学报(自然科学版),2018(12):1690.

HUANG Shize, CHEN Wei, ZHANG Fan, et al. Method of turnout fault diagnosis based on Fréchet distance [J]. Journal of Tongji University(Natural Science), 2018(12):1690.

- [4] 孙博,康锐,谢劲松. 故障预测与健康管理研究 and 应用现状综述[J]. 系统工程与电子技术,2007(10):1762.
SUN Bo, KANG Rui, XIE Jinsong. Research and application of the prognostic and health management system [J]. System Engineering and Electronics, 2007(10):1762.
- [5] 王玘,何正友,林圣,等. 高铁牵引供电系统 PHM 与主动维护研究[J]. 西南交通大学学报,2015(5):942.
WANG Qi, HE Zhengyou, LIN Sheng, et al. PHM and active maintenance for high-speed railway traction power supply system [J]. Journal of Southwest Jiaotong University, 2015(5):942.
- [6] 左宪章,康健,李浩,等. 故障预测技术综述[J]. 火力与指挥控制, 2010(1):1.
ZUO Xianzhang, KANG Jian, LI Hao, et al. Overview of fault prediction technology [J]. Fire Control & Command Control, 2010(1):1.
- [7] YILBOGA H, EKERO F, GUCLU A, et al. Failure prediction on railway turnouts using time delay neural networks[C] //2010 IEEE International Conference on Computational Intelligence for Measurement Systems and Applications (CIMS). Piscataway: IEEE, 2010: 134-137.
- [8] EKERO F, CAMCI F, GUCLU A, et al. A simple state-based prognostic model for railway turnout systems[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2011, 58(5): 1718.
- [9] ARDAKANI H D, LUCAS C, SIEGEL D, et al. PHM for railway system—a case study on the health assessment of the point machines[C] //2012 IEEE Conference on Prognostics and Health Management (PHM). Piscataway: IEEE, 2012: 1.
- [10] WANG G, XU T, TANG T, et al. A Bayesian network model for prediction of weather-related failures in railway turnout systems [J]. Expert Systems with Applications, 2017, 69: 247.
- [11] WANG G, XU T, WANG H, et al. AdaBoost and least square based failure prediction of railway turnouts[C] //2016 9th International Symposium on Computational Intelligence and Design (ISCID). Piscataway: IEEE, 2016: 434.
- [12] XIN L, MARKINE V L, SHEVTSOV I Y. Numerical procedure for fatigue life prediction for railway turnout crossings using explicit finite element approach[J]. Wear, 2016, 366.
- [13] GUCLU A, YILBOGA H, EKERO F, et al. Prognostics with autoregressive moving average for railway turnouts [C] // Annual Conference of the Prognostics and Health Management Society, PHM 2010. Portland: Prognostics and Health Management Society, 2010:1.
- [14] GARCIA F P, PEDREGAL D J, ROBERTS C. Time series methods applied to failure prediction and detection[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2010, 95(6): 698.

(收稿日期:2020-07-30)