

基于多元回归模型的某型轨道交通车辆 制动系统故障预测模型

张师旗¹ 乔 峰² 李渴鑫³

- (1. 中车长春轨道客车股份有限公司铁路客车业务部, 130062, 长春;
2. 中车长春轨道客车股份有限公司国家轨道客车工程研究中心, 130062, 长春;
3. 长春市轨道交通集团有限公司, 130062, 长春//第一作者, 助理工程师)

摘 要 为了提高轨道交通车辆制动系统基本事件故障率的判断准确率,进而提高制动系统重要部件在动态条件下的可靠性,基于多元回归模型分析,以某型车辆制动系统实际故障数据为依据,结合制动缸压力、列车运行速度随时间变化的规律,发现制动缸压力与时间的关系较符合 BidoseResp 函数,进而建立制动系统故障预测模型。以实际故障数据训练后,利用故障预测模型对关键部件的故障发生情况进行预测。预测结果显示,该故障预测模型的准确率较高,具有适用性。

关键词 轨道交通车辆; 制动系统; 故障预测模型; 回归分析

中图分类号 U270.35

DOI:10.16037/j.1007-869x.2023.04.018

Failure Prediction Model for One Type of Rail Transit Vehicle Braking System Based on Multivariate Regression Model

ZHANG Shiqi, QIAO Feng, LI Kexin

Abstract To further elevate the reliability of braking system important components under dynamic conditions, it is necessary to improve the judgement accuracy rate of elementary event failure rate for rail transit vehicle braking system. Based on the multivariate regression model analysis, taking the actual failure data of a vehicle's braking system, and considering the braking cylinder pressure and the law of train running speed changing with time, it is discovered that the relationship between braking cylinder pressure and time is generally in accordance with BidoseResp function, a braking system failure prediction model is thus established. After training with the actual failure data, the failure occurrence situation of key components is predicted using the failure prediction model. Prediction results show that the failure prediction model has high accuracy rate and applicability.

Key words rail transit vehicle; braking system; failure pre-

diction model; regression analysis

First-author's address Railway Bus Business Department, CRRC Changchun Railway Vehicle Co., Ltd., 130062, Changchun, China

城市轨道交通车辆(以下简称“城轨车辆”)制动系统的制动性能及工作状态直接影响列车的运行安全^[1]。在实际工作环境中,制动系统各组成部分相互间存在着顺序相关性、功能相关性和优先性等动态特点,且非精确统计和主观原因等不确定性会造成对制动系统零部件实际状态的误判,故难以准确得到基本事件故障率。回归分析法基于大数据进行故障诊断及预测,对于切实保证城轨车辆运行安全性、经济性和准点率具有重要意义。然而,现有研究^[2-7]未能针对性地分析城轨车辆制动系统故障特点,也未能对系统故障发生进行预测。针对这一问题,本文以某 70% 低地板车辆制动系统为例,基于多元线性回归模型提出故障诊断方法,通过仿真数据来验证了该诊断方法的有效性,再利用真实故障数据进行制动系统故障诊断,进而验证了方法的可行性。

1 多元回归模型及参数估计

1.1 多元回归模型

通过建立多元回归模型,确定回归模型参数即可确定因变量和自变量之间的统计关系,进而通过多元回归模型对因变量进行预测。

多元回归模型的矩阵形式可表示为

$$Y = X\beta + \varepsilon \quad (1)$$

式中:

Y ——模型输出向量,其元素为因变量 y_k ($k = 1, 2, \dots, n$);

X ——模型输入矩阵,其元素为自变量 $x_{i,k}$ ($i =$

$1, 2, \dots, p; k = 1, 2, \dots, n$);

β ——模型参数矩阵;

ε ——随机误差矩阵, $\varepsilon \sim N(0, \sigma^2)$ 。

其中, y_k 随着 $x_{i,k}$ 变化,相应的多元二阶回归模型为:

$$y_k = \beta_{0,k} + \sum_{i=1}^p \beta_{a,k} x_{i,k} + \sum_{i=1}^p \beta_{b,k} x_{i,k}^2 + \sum_{i=1, j=1, i \neq j}^p \beta_{c,k} x_{i,k} x_{j,k} + \varepsilon_k, k = 1, 2, \dots, n \quad (2)$$

式中:

$\beta_{0,k}$ ——回归常数;

$\beta_{a,k}$ ——线性项回归系数;

$\beta_{b,k}$ ——二次项回归系数;

$\beta_{c,k}$ ——交叉乘积项回归系数,表示 $x_{i,k}$ 和 $x_{j,k}$ 的交互作用。

其中, $\beta_{0,k}$ 、 $\beta_{a,k}$ 、 $\beta_{b,k}$ 及 $\beta_{c,k}$ 均为未知的回归分析参数,一般采用参数估计方法进行求解。

1.2 模型的参数估计

设向量 $X_k = [x_{1,k} \ x_{2,k} \ \dots \ x_{p,k}]^T$, 其中 $k = 1, 2, \dots, n$; 且 $\beta_k = [\beta_{0,k} \ \beta_{a,k} \ \beta_{b,k} \ \beta_{c,k}]^T$, 其中 $k = 1, 2, \dots, n$, 则 $X = [X_1 \ X_2 \ \dots \ X_n]$, $\beta = [\beta_1 \ \beta_2 \ \dots \ \beta_n]$ 。根据 n 组 X_k 及 y_k (其中 $k = 1, 2, \dots, n$) 的历史观测数据矩阵 $[X_1 \ X_2 \ \dots \ X_n | Y]$, 由最小二乘法可得:

$$\beta = (X^T X)^{-1} X^T Y \quad (3)$$

2 故障诊断案例

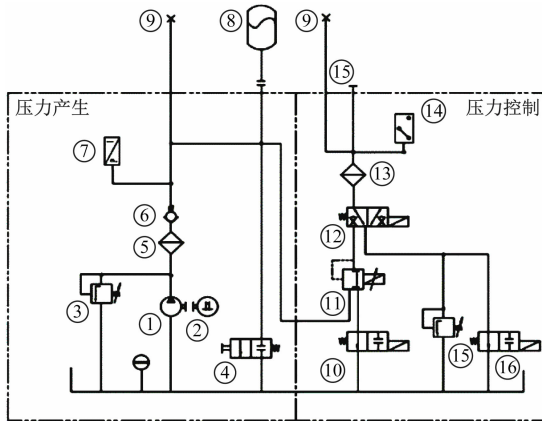
本文的研究数据取自某型 70% 低地板列车自进站到停车全过程的数据记录。

液压单元作为制动系统的重要组成部分,用于被动夹钳的压力控制。被动夹钳由弹簧产生制动力,通过液压力抵消弹簧力使制动器缓解。图 1 为制动系统液压单元工作原理图。在制动系统单元中,比例压力调节阀和蓄能器均位于液压单元内部。其中一部件发生故障都会导致低地板车辆制动系统无法正常工作。

2.1 故障预测模型

通过式(1)的多元回归模型,可对车辆制动系统部件故障进行预测。

考虑到制动缸压力与列车运行速度密切相关,将故障数据中的制动缸压力矩阵 P 作为输入变量,将 t 时刻的列车速度预测向量 $v(t)$ 作为输出变量。



注:①—齿轮泵;②—直流电机;③—安全阀;④—手动阀;⑤—过滤器;⑥—止回阀;⑦—压力传感器;⑧—蓄能器;⑨—测试接头;⑩—2/2 电磁阀;⑪—比例压力控制阀;⑫—2/3 电磁阀;⑬—过滤器;⑭—压力开关;⑮—测试接头。

图 1 制动系统液压单元工作原理图

Fig. 1 Diagram of hydraulic unit working principle

即 $X = P, Y = v(t)$, 代入式(3)中计算可得 β 。

将 β 代入式(1), 结合相关数据记录中的列车运行速度 v 与 t 关系, 拟合得到正常工况下压力(包括制动缸压力 P 及蓄能器压力)与 v 随 t 变化的仿真曲线见图 2, $P-v$ 预测曲线及数据点见图 3。

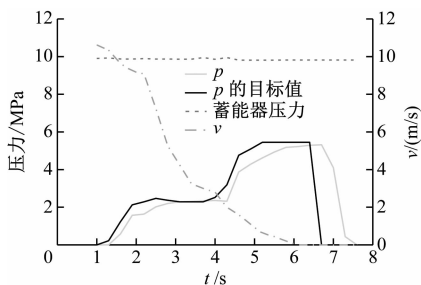


图 2 正常工况下压力及 v 随时间的变化仿真曲线

Fig. 2 Simulation curve of pressure and v changes under normal working condition

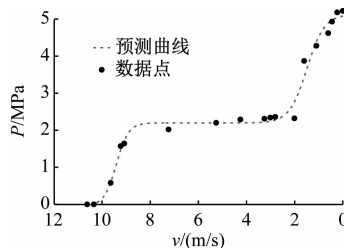


图 3 正常工况下的 $P-v$ 预测曲线及真实故障数据点

Fig. 3 $P-v$ prediction curve and actual failure data points under normal working condition

根据拟合结果(拟合度 $R^2 = 0.992$), $P-t$ 关系较符合 BidoseResp 函数, 即:

$$P = A_1 + (A_2 - A_1) \left[\frac{q}{1 + 10^{(Q_1 - t)h_1}} + \frac{1 - q}{1 + 10^{(Q_2 - t)h_2}} \right] \tag{4}$$

其中, A_1 、 A_2 、 q 、 Q_1 、 Q_2 、 h_1 、 h_2 皆为 BidoseResp 函数的参数。

由故障数据训练, 得到 BidoseResp 函数各参数取值范围如表 1 所示。按故障数据调整后, $R^2 = 0.990$ 。根据式(4) 建立车辆制动缸压力故障时间预测模型(以下简称“故障模型”)。

表 1 BidoseResp 函数的参数取值表

BidoseResp 函数的参数	参数取值范围
A_1	-0.042 ± 0.205
A_2	5.147 ± 0.205
Q_1	9.522 ± 0.205
Q_2	1.502 ± 0.214
h_1	-1.826 ± 0.738
h_2	-1.202 ± 0.426
q	0.442 ± 0.045

2.2 故障模型仿真实例

将制动缸压力故障数据样本输入故障模型进行训练后, 得到液压单元、蓄能器、比例压力调节阀等重要部件发生故障时的压力与 v 随 t 变化的仿真曲线如图 4—图 6 所示, 相应故障时的 P - v 预测曲线及真实故障数据点如图 7—图 9 所示。

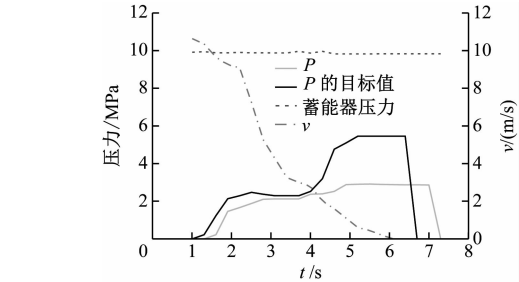


图 4 液压单元故障时的压力及 v 变化仿真图
Fig. 4 Simulation diagram of pressure and v changes during hydraulic unit failure

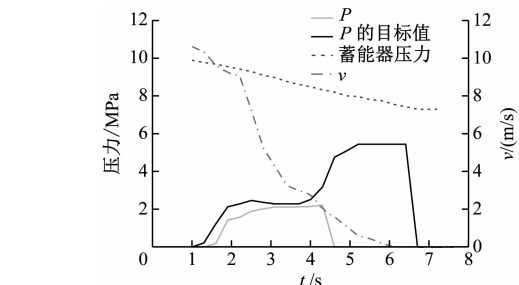


图 5 蓄能器泄压故障时的压力及 v 变化仿真图
Fig. 5 Simulation diagram of pressure and v changes during accumulator pressure relief failure

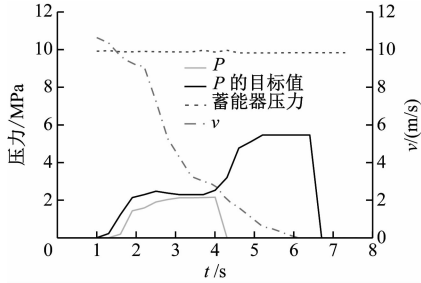


图 6 比例压力调节阀故障时的压力及 v 变化仿真图
Fig. 6 Simulation diagram of pressure and v changes during proportional pressure regulating valve failure

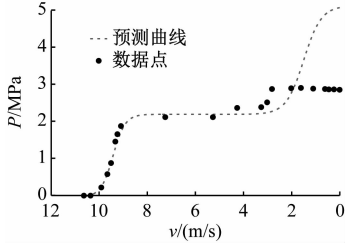


图 7 液压单元故障时的 P - v 预测曲线及真实故障数据点
Fig. 7 P - v prediction curve and actual failure data points during hydraulic unit failure

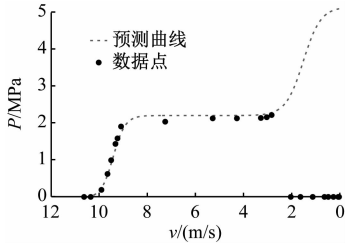


图 8 蓄能器泄压故障时的 P - v 预测曲线及真实故障数据点
Fig. 8 P - v prediction curve and actual failure data points during accumulator pressure relief failure

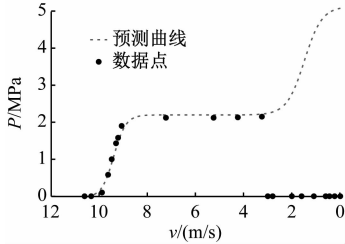


图 9 比例压力调整阀故障时的 P - v 预测曲线及真实故障数据点
Fig. 9 P - v prediction curve and actual failure data points during proportional pressure regulating valve prediction

将故障预测结果与真实故障情况相比较发现, 二者相吻合。说明故障预测模型能有效预测故障发生情况, 准确度高。

2.2.1 液压单元发生故障

结合图4分析可知:液压单元漏油故障会导致制动缸压力过低,不能达到预期压力目标值,无法给列车施加制动。发生该故障后,液压单元不能正常工作,蓄能器压力消耗异常,油压无法正常提供,车辆BCU(制动控制单元)故障警报。

2.2.2 蓄能器发生泄压故障

结合图5分析可知:蓄能器发生泄压故障,是由于蓄能器油管出现了渗油而无法正常保压。自压力供应开始出现问题起,蓄能器还能提供至少3次的压力供应。当油位不满足最低要求时,制动系统判断故障。

2.2.3 比例压力调节阀发生故障

结合图6分析可知:比例压力调节阀发生故障时,比例阀的电流整定值不能顺利调节,进而无法将油管中的压力精确调节至预定值,或无法精准通断开关,不能及时响应提供或撤销制动力。此时,制动系统判断比例压力调节阀发生故障,不再施加制动指令,进而影响夹钳产生制动力。

3 结语

本文提出了一种适合城轨车辆制动系统的故障诊断方法,并对仿真数据和实际故障数据进行回归分析。

分析结果表明:回归分析故障诊断方法适用于70%低地板车辆制动系统的故障诊断;针对液压单元、蓄能器、比例压力调节阀等重要部件故障进行的故障诊断及预测结果,与真实故障情况相吻合。

该分析方法可提前预测制动系统故障,实现“风险关口前移”,对保障城市轨道交通车辆的运行安全、准点率和提前安排维修计划有重要意义。

参考文献

- [1] 张波. 轨道交通装备故障预测与健康管理系统分析[J]. 城市轨道交通研究, 2019, 22(5): 175.
ZHANG Bo. Analysis on the prognostic and health management system of rail transit equipment[J]. Urban Mass Transit, 2019, 22(5): 175.
- [2] ABDELRAHMAN W G, AL-GARNI A Z, AL-WADIEE W. Application of back propagation neural network algorithms on modeling failure of B-737 bleed air system valves in desert conditions[J]. Applied Mechanics and Materials, 2012, 225: 505.
- [3] 曹惠玲, 贾超. 基于QAR的飞机爬升阶段燃油流量回归模型研究[J]. 中国民航大学学报, 2013, 31(3): 31.
CAO Huiling, JIA Chao. Research of fuel flow regression model of aircraft climb phase based on QAR[J]. Journal of Civil Aviation University of China, 2013, 31(3): 31.
- [4] 刘峰, 刘海生. 基于改进小波神经网络的动车组牵引电机故障趋势预测[J]. 制造业自动化, 2017, 39(7): 15.
LIU Feng, LIU Haisheng. Fault trend prediction of EMU traction motor based on improved wavelet neural network[J]. Manufacturing Automation, 2017, 39(7): 15.
- [5] 刘英, 陈志恒, 陈宇. 基于模糊故障树的数控刀架系统可靠性分析[J]. 机械科学与技术, 2016, 35(1): 80.
LIU Ying, CHEN Zhiheng, CHEN Yu. The reliability analysis of CNC turret system based on fuzzy fault tree[J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2016, 35(1): 80.
- [6] 刘昂. 基于动态故障树的列车运行控制系统可靠性分析[D]. 北京: 北京交通大学, 2012.
LIU Ang. Reliability analysis of train control system based on dynamic fault tree[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2012.
- [7] BUSCA C. Modeling lifetime of high power IGBTs in wind power applications—an overview[C]//2011 IEEE International Symposium on Industrial Electronics. Gdansk: IEEE, 2011: 1408.

(收稿日期:2022-08-30)

敬请关注《城市轨道交通研究》微信视频号

《城市轨道交通研究》微信视频号聚焦轨道交通行业内的热点问题、焦点问题,以及新技术、新成果,邀请相关专业领域内的专家学者及高级管理人员以视频方式阅读和评述,是您及时获知行业资讯、深度了解轨道交通各专业领域的最佳平台。您还可以通过该平台查阅往期论文、查询稿件进度、开具论文录用通知书。敬请关注。

