

基于数据驱动的地铁列车制动系统管路泄漏检测及预警方法

陈美霞¹ 梁师嵩¹ 顾亦豪² 郑欢²

(1. 中车南京浦镇车辆有限公司, 210031, 南京; 2. 上海仁童电子科技有限公司, 200233, 上海//第一作者, 正高级工程师)

摘要 列车制动系统管路泄漏中制动总风管路泄漏和制动缸及相连管路泄漏的检测定位非常困难。介绍了基于数据驱动的地铁列车制动系统管路泄漏的检测及预警方法。该方法使用源于 TCMS(列车控制管理系统)的原始数据并对数据进行处理, 基于处理后的数据建立模型; 采用以异常检测模型和回归模型为基学习器的机器学习模型在空间中确定健康域, 并使用模型的不同指标来表征不同位置的泄漏; 依据不同指标随时间的变化规律提供泄漏预警信息。针对原始数据采样率及数据传输质量有限的问题, 采用了“率”的物理量定义方法和异常数据段剔除方法。测试结果表明, 该模型能够监测、定位泄漏位置并提供预警。

关键词 地铁列车; 制动系统; 管路泄漏; 检测方法

中图分类号 U270.35

DOI:10.16037/j.1007-869x.2022.01.022

Data-driven Detection and Early Alarming Method for Pipeline Leakage of Metro Train Braking System

CHEN Meixia, LIANG Shisong, GU Yihao, ZHENG Huan

Abstract In train braking system pipeline leakage, the detection and allocation of brake main air pipeline leakage, and brake cylinder and associated pipeline leakage are extremely difficult. The data-driven detection and early alarming method of metro vehicle braking system pipeline leakage is introduced. This method obtains raw data from TCMS (train control and management system) and establishes model after processing the data. A machine learning model based on anomaly detection model and regression model is adopted to determine the health field in the space, and different parameters of the model are used to characterize the leakage at different locations. Early warning information about leakage is provided according to the variation law of different parameters over time. In view of the problem of limited sampling rate of raw data and quality of data transmission, the physical quantity definition method of ‘ratio’ and abnormal data segment elimination method are adopted.

The test results show that the model can monitor and locate leakage points and provide early warning.

Key words metro train; braking system; pipeline leakage; detection method

First-author's address CRRC Nanjing Puzhen Co., Ltd., 210031, Nanjing, China

地铁列车制动系统与列车运行安全有直接的关系, 地铁列车制动系统的控制和检修等的智能化已成为研究重点。基于 PHM(故障预测与健康管理)技术的智能化故障检测方案为地铁列车制动系统的智能化检修提供了支持。PHM 技术需要根据各类传感器数据和列车运行数据, 借助各种智能算法与推理模型实现对列车制动系统运行状态的监测、预测、判别以及管理, 并最终实现智能维护 PHM 的相关功能(如图 1 所示)。本文主要研究基于数据驱动的地铁列车制动系统管路泄漏的检测及预警方法。

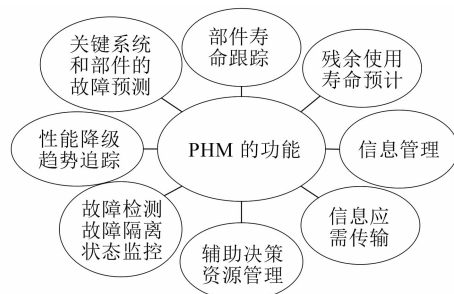


图 1 PHM 功能

Fig. 1 Function of PHM

1 地铁列车制动系统管路泄漏现状分析

1.1 制动系统管路泄漏检修现状分析

我国地铁车辆基本使用的都是传统的空气制动系统, 制动系统以压力空气为制动原动力。制动系统大致分为控制模块、供风模块、转换模块和执

1.2 制动系统运行数据分析

TCMS(列车控制管理系统)是车辆与信号系统的ATC(列车自动控制)子系统进行数据通信的唯一接口,用于收集牵引、制动、车门和空调等的信息^[9]。考虑到TCMS中包含了列车制动系统的运行数据,因此本文研究提出将数据型模型方案用于制动系统管路泄漏的监测定位及预警。采用孤立森林算法和线性回归算法,通过分析列车耗风量和因素之间的映射关系以及时序变化,检测和预警可能发生的制动系统管路泄漏。孤立森林算法是文献[10]介绍的一种针对连续型结构化数据中的异常点进行检测的算法,用以剔除数据中的离群点;而线性回归算法是确定两种或两种以上变量间相互依赖的定量关系的一种统计分析方法,用以拟合出各输入变量之间的线性映射关系^[11]。

在实际运营场景下,列车每天的状态都不一样,经常会出现一天在线路运行、一天在库的情况。并且,TCMS 的数据采样率仅有 1 Hz,对于管道泄漏的监测定位来说,这样的数据不够有效;TCMS 中不包含流量数据,基于流量计算泄漏量的方案也无法实施。此外,TCMS 数据采用 4G(第 4 代移动通信技术)进行车地信号传输,在实际运营过程中,会因 4G 信号质量问题导致传输中数据丢失,从而导致每列列车每天采集到的数据长度不一致。对于上述这些问题,本文的研究通过把数据的检测时窗扩大,统计一天内制动系统的工作状态参数,并尽可能采用“率”的概念对所挑选的物理量进行处理,以期尽可能消除数据质量对模型的影响。

2 地铁列车制动系统管路泄漏检测模型

在制动系统中,总风管是连接总风缸和制动系统以及其他用风设备的管路。总风缸存储由风源系统获得的压力空气,为列车上所有的用风模块供风,包括制动系统、空气弹簧、气动塞拉门,以及空调废排、受电弓升弓和高温元件风冷等的用风。总风管路泄漏的原因可能是:管路、橡胶元件和管路接头处的密封件,在较恶劣的环境中长时间工作导致性能退化,从而导致管路中的压力空气泄漏。压力空气泄漏会导致管路中的气压降低,从而触发总风缸的低压补风门限,使得空气压缩机频繁地启动和停止。

制动缸是接收来自中继阀的压力空气并利用气压对轮对实施制动的元件。制动缸及相连管路

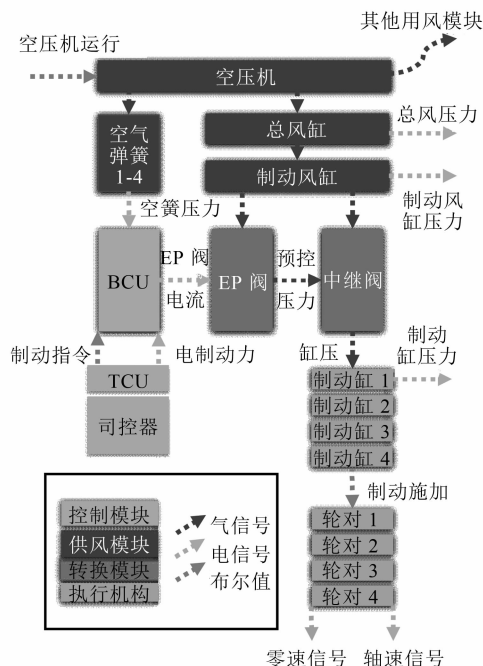


图 2 地铁列车制动系统信号流向图

Fig. 2 Flow chart of metro train braking system signals

制动系统的管路容易发生泄漏,且微小泄漏不易被发现,检查泄漏点困难。目前通常依靠熟练工人对轨道车辆的管路泄漏情况进行人工排查,主要采用耳听的方式检查泄漏点,工作量很大,且这种方法仅仅适用于较大的泄漏点的排查^[4]。改进方案如:文献[5]提出的针对高速列车制动系统中的EP 阀漏气故障检测方法,是基于全局边际判别分析的故障检测方案;文献[6]提出的针对危害性最为严重的列车管泄漏检测方法,是基于基准流量泄漏检测算法的故障检测方案。这些改进方案往往需要附加传感器或进行破坏试验,具有相当的局限性且实施成本较高。而一些在工业系统使用的检测方案,比如:将含有示踪剂的气体导入系统,通过观测管道周围的气体来检查气体泄漏情况^[7];基于超声波、漏磁和声发射等无损探伤原理以及录像观察的智能清管器检测方案^[8]。由于受地铁列车运行环境限制和制动系统管路材料限制,无法采用工业系统中使用的这些检测方案。

泄漏的原因可能是:制动缸处于长时间保压中,导致阀的保压性能和管路接头的密闭性能下降。但由于制动缸压力作为被控量,若在实际运营过程中发生泄漏,就会产生压降,BCU 则会通过压力控制自动补气,这会直接导致全列车的用风量增大,最终也表现为空气压缩机频繁启动和停止。

无论是总风管管路泄漏还是制动缸及相连管路泄漏,都将最终表现为空气压缩机频繁启动和停止。本文的研究将通过不同特征分别表征总风管管路泄漏和制动管路泄漏的特点,从而定位泄漏的位置。本文的研究将整个制动系统与供风系统简化为如图 3 所示的模型图。

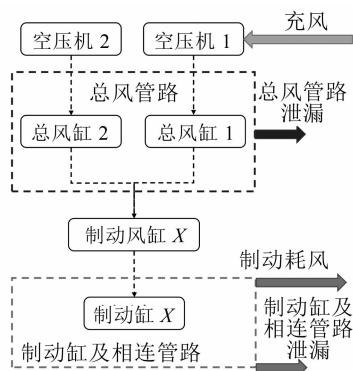


图 3 地铁列车制动系统简化模型图

Fig. 3 Simplified model of metro train braking system

通过平衡整个制动系统的充风量和耗风量关系,本文的研究选择空压机工作频率、制动频率和制动缸保压率 3 个指标来构建模型特征。这 3 个指标之间的映射关系能够反映出整列车的耗风量与泄漏情况。但是,由于整个制动系统的管路连接成一个整体,制动总风管管路泄漏与制动缸及相连管路泄漏存在较强的耦合现象,因而从机理上无法将二者分别进行建模。所以在建模时,将上述两种情况进行混合建模,并使用模型的不同参数来分别表征在不同位置发生的泄漏故障。

1) 空压机工作率 p_{ratio} :

$$p_{ratio} = \sum T_{fill} / T_{all}$$

式中:

$\sum T_{fill}$ ——一定时间内空压机工作的总时长;

T_{all} ——一定时间内制动系统工作的总时长,用以表征总风管管路泄漏,只要制动系统在工作就存在该泄漏项。

2) 制动频率 b_{freq} :

$$b_{freq} = \sum N_{brake} / T_{all}$$

式中:

$\sum N_{brake}$ ——一定时间内制动的总次数,即制动状态跳变次数,用以表征制动耗风。

3) 制动缸保压率 b_{ratio} :

$$b_{ratio} = \sum T_{b_{stat=1}} / T_{all}$$

式中:

$\sum T_{b_{stat=1}}$ ——一定时间内列车处于制动状态的总时长,即代表制动缸内充有压力空气的总时长,用以表征制动管路泄漏。

以上述 3 个指标为坐标轴,构建三维空间。考虑到泄漏属于一种微小缓变的故障形态,在短周期内通过指标进行判别有可能使特征淹没在数据噪声或由数据质量引起的问题中,而无法有效地在数据上有所表现。另一方面,列车每天的工作状态并不确定,因此将数据统计周期确定为一天,每列列车每天的数据输出即为一个三维空间内的点;持续统计一段时间的数据,即可在三维空间中标定一定数量的点。对三维空间中的这些点进行处理,采用机器学习模型,以异常检测模型和回归模型为基学习器,集成进行判定,最终得到本文研究所需要的参数及其随时间的变化趋势。数据处理分为以下 3 个阶段:

1) 异常检测阶段:首先建立孤立森林模型进行异常检测,判定所需诊断的某天的三维特征是否超出了异常边界。若超出了异常边界,则剔除该日生成的三维空间中的点;若其未超出异常边界,则将新的点作为添加的拟合参数拟合新的判定平面,进入下一阶段。

2) 参数回归标定阶段:对供风系统和制动系统建立统计模型,计算公式如下:

$$C = \sum T_{fill} / (A \sum N_{brake} + B \sum T_{b_{stat=1}} + C T_{all})$$

式中:

C ——常数,本文取 1,以表征列车总的充风量和耗风量互相平衡。

A, B, C ——分别为需要使用异常检测输出点进行线性回归拟合的三维空间平面参数^[11],用于表征公式中各个变量之间的映射关系。 A 代表进行一次制动的耗风量,平均需要充风 A 个单位时间以补足; B 和 C 分别代表制动缸及相连管路、总风管管路泄漏一个单位时间的泄漏风量,平均需要充风 B 和 C 个单位时间以补足,其值越大,表明制动缸及相连管路、总风管管路泄漏故障越严重。

在空间中标定一个形如 $z = Ax + By + C$ 的平面, 由上文分析可知, x 为制动频率 b_{freq} , y 为制动缸保压率 b_{ratio} , 而 z 为空压机工作率 p_{ratio} 。

图 4 为使用某地铁线路某段时间的所有运营数据生成数据及拟合平面的示例, 图中的深灰色平面即为通过上述模型所拟合的 $z = Ax + By + C$ 平面。

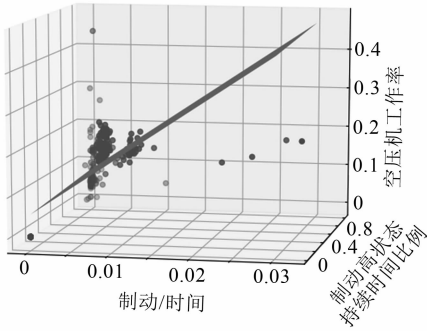


图 4 基于某地铁线路列车运行数据的三维空间特征散点图
Fig. 4 3-D spatial characteristics scatter diagram based on train operational data of certain metro line

3) 故障推理阶段: 在拟合出 $z = Ax + By + C$ 平面后, 就可以通过 C 和 B 随时间的变化趋势来对制动总风管路泄漏与制动缸及相连管路泄漏进行解耦。如果在一段时间区间内 C 值处于一个持续上升的状态, 则判定此时总风管路发生了泄漏; 如果在一段时间区间内 B 值处于一个持续上升的状态, 则判定此时制动缸及相连管路发生了泄漏。

3 地铁列车制动系统管路泄漏检测模型测试

本文的研究分别使用拟定的虚拟数据和实际的地铁列车实际运行数据对地铁列车制动系统管路泄漏检测模型进行测试。

3.1 拟定特征测试

采用 150 个基准点加 10 个时序点的方法进行 $z = Ax + By + C$ 平面的标定。其中 150 个基准点来自模型中预置的 150 天的列车实际运行数据, 10 个时序点来自最近 10 天的实车运行数据。在此基础上, 本文的研究人为地向模型中注入拟定的三维特征以测试模型对于异常耗风数据的检出能力, 如表 1 所示。

分别将拟定特征注入到 2020 年 12 月 15 日至 2021 年 1 月 31 日的列车实际运行特征数据后, 模型输出的 B 值与 C 值随时间的变化情况分别如图 5 和图 6 所示。

表 1 地铁列车制动系统管路泄漏检测模型测试用特征
Tab. 1 Features and definition in tests for metro vehicle braking system pipeline leakage detection model

数据组	b_{freq}	b_{ratio}	p_{ratio}	模拟项点
B1 组	0	1	0.1	制动缸管路泄漏
B2 组	0	1	0.2	制动缸管路泄漏
C1 组	0	0	0.1	总风管路泄漏
C2 组	0	0	0.2	总风管路泄漏

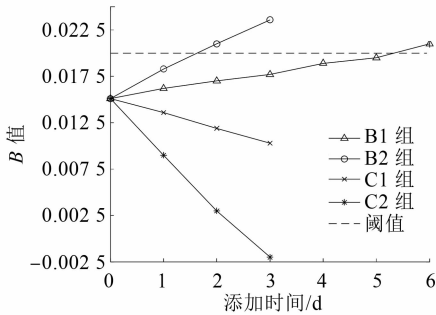


图 5 B 值输出结果 (1 月 31 日起)
Fig. 5 Parameter B output (since January 31st)

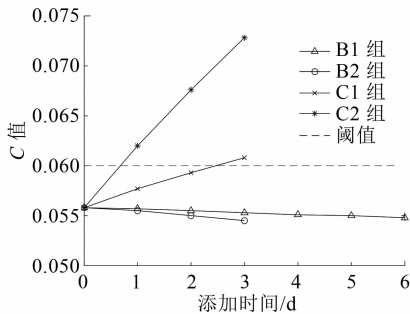


图 6 C 值输出结果 (1 月 31 日起)
Fig. 6 Parameter C output (since January 31st)

本文的研究选用的 4 组人工数据均为带有泄漏特点的数据, 例如 B1 组和 B2 组数据明显存在制动缸及相连管路泄漏故障; C1 组和 C2 组则明显存在总风管路泄漏故障。通过观察输入这 4 组人工数据后模型的表现, 即 B 值和 C 值的变化趋势, 可以证明模型能够反映带有泄漏特点的物理量输入。

根据图 5 和图 6 中 B 值和 C 值的输出结果, 结合实际经验, 选定制动缸及相连管路泄漏参数 B 阈值为 2%, 选定总风管路泄漏参数 C 阈值为 6%。

3.2 列车实际运行数据测试

本文的研究选用数据质量较好的 2020 年 8 月 15 日至 9 月 30 日某一列车的实际运行数据进行测试。测试中发现, 9 月 16 日起的 B 值持续处于较高水平 (部分数据如图 7 所示)。

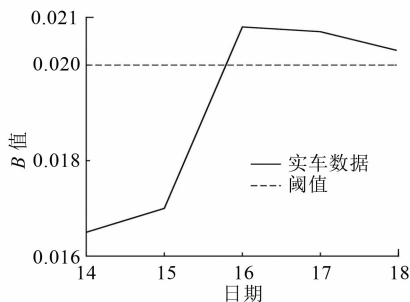


图 7 9 月 16 日前后 B 值输出结果

Fig. 7 Parameter B output before and after September 16th

根据列车实际运行数据和拟定虚拟数据测试所确定的阈值,能够推测出该列车在 9 月 16 日前后制动缸及相连管路发生了泄漏故障。

4 结语

为了保证列车运行安全,必须保证列车制动系统不出现故障,而目前广泛使用的空气制动系统最容易出现故障就是管路泄漏。本文介绍的方案相较于其他的泄漏测试方案,其优势在于不影响列车的正常运营和检修,也不需要大量人力或额外设备参与,仅通过调取 TCMS 的数据,对数据进行处理即可从指标随时间的变化趋势来监测、定位制动系统管路的泄漏故障,智能化程度高。但由于 TCMS 数据量和质量都有限,暂时无法将泄漏点精确定位到具体的制动缸,还具有一定的优化空间。

参考文献

- [1] 中车长春轨道客车股份有限公司. 一种动车组用制动及供风系统的健康管理系統;CN202010944436.1[P]. 2020-12-29.
CRRC Changchun Railway Vehicles Co., Ltd. Health management system of braking and air supply system for motor train unit;CN202010944436.1[P]. 2020-12-29.
- [2] 任翠纯,岳旭峰. 广州地铁制动系统的设计[J]. 铁道车辆, 2000(增刊 1):72.

REN Cuichun, YUE Xufeng. Design of braking system of Guangzhou metro[J]. Rolling Stock, 2000(S1):72.

- [3] 方有强. 动车组制动管路泄漏的超声波探测技术研究[D]. 成都:西南交通大学,2016.
FANG Youqiang. Research on a probing technology of ultrasonic wave caused by leaks from the EMU braking piping system[D]. Chengdu:Southwest Jiaotong University, 2016.
- [4] 郭天序,桑建学,陈茂银,等. 一种高速列车制动系统故障检测方法[J]. 中国科学(信息科学),2020(4):483.
GUO Tianxu, SANG Jianxue, CHEN Maoyin, et al. A fault detection method for a braking system of high-speed trains[J]. SCIENCE CHINA Information Sciences, 2020(4):483.
- [5] 朱海燕,张涛. HXD1 机车空气管路泄漏检测方法研究[J]. 铁道机车车辆,2013(4):83.
ZHU Haiyan, ZHANG Tao. Research on pneumatic pipe leakage diagnosis for HXD1 locomotive[J]. Railway Locomotive & Car, 2013(4):83.
- [6] HOLMES J, SANDBERG C. The application of a continuous leak detection system to pipelines and associated equipment[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 1989, 25(5):906.
- [7] 胡琼. 在役管线泄漏检测技术研究[D]. 武汉:武汉理工大学,2009.
HU Qiong. Research on leak detection technology for in-service pipeline[D]. Wuhan:Wuhan University of Technology, 2009.
- [8] 焦曰里,陈建兵. 全自动运行城市轨道交通的列车控制管理系统[J]. 城市轨道交通研究,2020(6):162.
JIAO Yueli, CHEN Jianbing. TCMS in urban rail transit unattended train operation[J]. Urban Mass Transit, 2020(6):162.
- [9] 李倩,韩斌,汪旭祥. 基于模糊孤立森林算法的多维数据异常检测方法[J]. 计算机与数字工程,2020(4):862.
LI Qian, HAN Bin, WANG Xuxiang. Multidimensional data anomaly detection method based on Fuzzy Isolated Forest Algorithm[J]. Computer & Digital Engineering, 2020(4):862.
- [10] 苏千叶. 线性回归模型参数估计及异常点检测方法改进[D]. 济南:山东大学,2015.
SU Qianye. Improvement of parameter estimation and outlier detection method in linear regression model[D]. Ji'nan:Shandong University, 2015.

(收稿日期:2021-04-25)

2021 年前 11 个月我国交通固定资产投资 3.28 万亿元

记者从 2021 年 12 月 23 日召开的全国交通运输工作会议上获悉,2021 年交通运输各项工作稳步有序推进,实现了“十四五”良好开局。进一步加强运输服务保障能力,1—11 月,完成营业性客运量 77.3 亿人次,同比下降 12.2%,其中铁路、水路、民航客运量同比分别增长 22.6%、12.0%和 10.1%,公路客运量同比下降 25.1%;预计全年全国城市轨道交通客运量 237 亿人次,同比增长 34.8%。1—11 月,完成交通固定资产投资 3.28 万亿元,其中新增城市轨道交通运营里程超过 1 000 km。重大工程建设加快推进,川藏铁路及配套公路等重大项目建设有序推进,京哈高铁全线贯通,西藏首条电气化铁路开通运营。截至 11 月底,中欧班列开行约 1.4 万列,同比增长 20.3%。加快新能源和清洁能源运输装备应用,铁路电气化率提升至近 73%。

(摘自 2021 年 12 月 23 日央视新闻,总台央视记者 唐颖报道)