

城市轨道交通智能运维方法

林峰¹ 尤伟² 袁博²

1. 贵阳市信捷科技有限公司; 2. 青岛海信网络科技股份有限公司

摘要:在物联网、大数据、人工智能等智能技术不断发展成熟,“智能+”技术体系开始被工业领域和公共领域广泛接纳的时代背景下,应用智能技术全面赋能运维这一重要环节,实现安全服务水平和成本效益的进一步提升,成为城市轨道交通行业发展的必然趋势。在城市轨道交通行业智能化的发展趋势下,城市轨道交通中关键设备的诊断和智能运维方法越来越受到重视。智能运维管理系统是以关键设备为主要管控对象,围绕设备运维全过程质量控制,采用移动通信、云计算、物联网、大数据、人工智能等智能技术,实现关键系统和设备故障诊断、远程集中监测、专家系统综合决策、故障预警、健康管理、寿命预测等功能,以提高安全服务水平和管理效率,降低劳动强度,技能要求和运维成本。

关键词:城市轨道交通;智能运维;故障预测;故障诊断

【DOI】10.12254/j.issn.2096-6539.2023.04.069

一、智能运维技术

随着我国城市轨道交通线网的形成和运营里程爆炸式的增长,轨道交通基础设施和技术装备数量日益激增,运维期的安全将成为城市安全稳定的重要保障,如何实现更高效的运维管理成了全行业关注的热点。面对轨道交通发展的新趋势,寻找城市轨道交通智能运维模式的突破口,提高城轨智能运维成为研究的重点。

目前城市轨道交通轨道运维安全管理方式、方法较传统,数据挖掘使用不足,信息孤岛现象严重,设备状态信息反馈滞后,缺乏全过程、全生命周期、高效化、信息化和智能化的管理方法和手段,总体安全管理效率低下。

常见的检修类型有事后维修、针对性强的状态检修及预防性计划检修等。事后检修也被称为故障维修,特指故障发生后所采取的非计划性维修。在目前设备管理的要求下,事后检修的应用范围有限,仅限于非重点设备,只有在其他检修方式成本较高的前提下,才会采用这种事后检修方式。预防性计划检修也称定期检修,是一种超前的检修。定期检修或者计划检修主要是依据设备磨损程度以及统计规律等,事先确定检修类别,确定检修周期和检修范围,可以提高系统的可靠性,应用价值较高,比较适合已经掌握磨损规律的设备检修,可以降低设备维护成本。

除上述方法外,还有状态检修,是依赖于状态监测技术的检修方式,可以对设备健康状况进行精准、科学的预判,并掌握其性能劣化发展趋势,从而提出针对性

的检修策略,在故障发生前进行计划性检修。

故障诊断技术产生于20世纪60年代,解决的问题主要包括使设备可以可靠运行、设备生存时间更长以及可使设备周期检修的费用降低。随着互联网、大数据、云计算等信息技术的快速发展及其在城市轨道交通建设的不断应用,自动化、信息化、字化、智能化将成为城轨运维的重要发展方向。传统的运维模式已经不能满足要求,智能运维逐渐成为研究热点。以预测技术为核心的故障预测与健康管理的(Prognostics and Health Management, PHM)是其中一个重要方向。

PHM通过信息采集实现故障预判与隔离,最终实现智能维护,极大地提升了检修效率,具体是利用先进的传感器技术对系统性能相关的参数进行捕获、收集、记录,然后将这些特征参数与期望的状态值进行对比,再使用智能算法和模型对所收集的数据和信息进行检测、分析、预测和调整,从而通过这一系列活动来确保整个系统或设备的工作状态良好。

PHM能充分利用传感器、物联网、大数据分析及人工智能等对城轨系统设备的状态数据和故障信息进行采集和分析,并借助神经网络、模糊逻辑等推理算法对数据进行深度挖掘,给出设备的健康状态,实现故障预警和故障诊断,给出维修建议,最终保障运营安全。

故障预测需要在分析监测数据的基础上完成诊断和预测,是一种预防故障发生的合理、有效方法。PHM能够实现预期目标,很大程度上取决于诊断、预测的结果。

结合现有可用资源实现高质量的预测,对维修与保障等活动开展较为全面的策划,确保维修与保障的实效性。针对城轨设备健康状态开展维护管理,实现设备故障预测,延长设备服役时间,提高智慧城轨建设质量。

二、基于证据理论的运维方法

在对大型复杂设备系统运行状态进行监测时,由于设备系统结构的复杂性、工况的多样性和单一传感器信息的局限性,仅利用单一传感器只能获得设备系统的部分信息,反映设备系统运行状态的某一个侧面。因此,实际进行状态监测与故障诊断时,需要将多传感器信息进行有效的集成与融合,导出新的、更有意义的信息,从而更真实地反映设备运行状态,对设备故障做出科学、正确的分析与决策。

地铁综合监控系统完成了弱电系统设备运行状态采集、实时数据处理,积累了大量的设备状态数据和控制操作记录,对这些数据融合、利用是故障诊断的重要手段之一,对管理和维护具有重要意义。数据融合是基

于某种框架或方法对已获取的信息进行去噪、提纯、综合、加工以期获得其特征的过程，基本思想就是充分运用不同的测量传感器，在不同的层次得到系统更加全面和准确的状态参数，从而使得系统的状态监测结果更为稳定和可靠。对于一个系统来说，输入数据具有多样性和复杂性的特点。当对输入数据作融合时，融合方法的选择十分关键。

使用数据构建故障检测和诊断模型，对设备运行数据的依赖性很强，而事实上并不是所有设备的运行数据都很容易获取，尤其是一些故障数据样本，可能运行数年都难以积累足够的异常工况或故障数据样本，大大影响了完整、健壮的检测、诊断模型实际落地、推广应用。

而证据理论作为一种非精确推理的有效工具，擅长处理不确定信息，广泛应用于多源数据融合领域，是目前决策层融合中常用的一种方法，非常适用于存在大量不确定性因素的故障诊断工作。因此，基于证据理论的运维方法可以消除多源数据间可能存在的冗余和矛盾数据，降低信息的不确定性，形成对设备一致的决策结论，提高智能系统的决策准确性能，降低决策风险。

证据理论建立了广义贝叶斯理论，根据人的推理模式，采用与概率区间或不确定区间来决定多证据下假设的似然函数。

证据理论包含三个重要的参数，即基本信任分配函数(m)、信任函数(bel)和似然函数(pl)。在进行数据融合时，为避免证据冲突导致出现不合常理的结论，需要利用证据合成规则对所计算出的证据信息进行融合计算。基于证据理论的预警流程图如下：

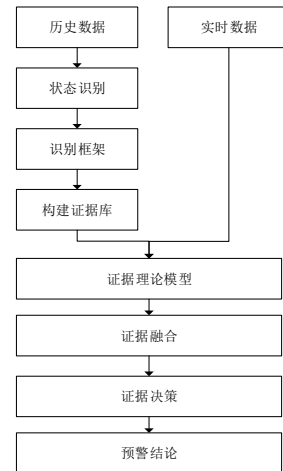


图1 基于证据理论的预警流程图

基于证据理论的运维方法能够有效对多维数据进行融合，使得诊断结果的置信度不断增加，错误率不断下降，以实现城轨设备的智能运维。在地铁日常业务开展阶段，需要积累大量数据，以此扩充数据类型，在此基础上进行数据挖掘，建立完备的证据框架，完成分析预测模型的证据理论构建，形成完备的证据库。确保基于证据理论的运维方法的高效应用。

以本项目在实际应用中对地铁车站通风空调系统中水系统的应用，通过采集冷冻水进水、冷冻水出水温度、冷却水进水、冷却水出水温度、冷水机组运行电流、冷冻水流量、冷却水流量7个输入数据持续1个空调季的运行数据，经过数据清洗剩余43034条数据，采用模糊样本选择，构建基于证据信度聚类的证据库，识别出该车站水系统有w1、w2两个两种正常工况，其证据库数据截图如下

冷冻水进水温度	冷冻水出水温度	冷却水进水温度	冷却水出水温度	冷水机组运行电流	冷冻水流量值	冷却水流量值	w1	w2	Q
9.1	9	30.5	30.8	0	62.2	94.5	0.47115	0.52885	0
10.5	6.5	32.1	36.2	127	66.8	94.1	0.40837	0.59163	0
10.5	6.5	32.4	36.4	152	68	92.7	0.40508	0.59492	0
10.4	6.5	31.9	35.3	143	69.3	115.7	0.37783	0.62217	0
10.5	6.5	33.2	36	127	67.2	127.4	0.3764	0.6236	0
10.5	6.5	33.8	36.5	153	67.9	131	0.37423	0.62577	0
10.5	6.5	33.9	36.6	153	67.5	129.6	0.3762	0.6238	0
9.6	9.6	29.1	29	0	65.7	95.4	0.46415	0.53585	0
9.7	9.7	29.2	29.2	0	65	94	0.46668	0.53332	0
9.8	9.8	29	28.9	0	63.3	94.1	0.4693	0.5307	0
11.9	10.6	28.8	30.5	85	83.3	24.1	0.50683	0.49317	0
11.6	10.7	29.2	30.7	79	83	35.8	0.48607	0.51393	0
10.1	10	28.9	28.9	73	64.3	94.7	0.40834	0.59166	0
10.4	9.5	28.7	29.2	79	64.7	92.9	0.40687	0.59313	0
10.5	9.3	28.4	29.4	80	64.5	92.5	0.40765	0.59235	0
10.7	9.2	27.9	29.5	83	63	94.1	0.40437	0.59563	0
10.7	9.4	28.1	29.5	83	63.8	95.7	0.39834	0.60166	0
10.8	8.6	27.7	29.9	90	65.9	95	0.39636	0.60364	0
10.8	8.9	27.8	29.7	87	63.3	92.6	0.40524	0.59476	0
10.8	8.3	27.7	30.1	95	63.7	94.9	0.39929	0.60071	0
10.9	8.3	27.7	30.3	100	64.6	91.3	0.40127	0.59873	0
11.5	8.6	27.8	30.4	103	64.1	95	0.3856	0.6144	0
11.9	8.5	27.8	30.8	122	65.6	93.6	0.37565	0.62435	0
12.9	10	28.8	32.7	135	84	2.7	0.50567	0.49433	0
12.9	10.6	29.3	32.7	117	85.5	22	0.47698	0.52302	0
11.8	7.4	29.1	33.4	128	65.3	95.1	0.38444	0.61556	0
11.8	7.7	29.4	33.5	135	66.7	94.2	0.38119	0.61881	0
11.9	7.7	28.9	33.1	125	65.9	94.3	0.38221	0.61779	0

图2 水系统证据库部分截图

水系统的历史运行数据被分为2类。其中蓝色方框内代表的是被选择到、用于构建证据库的部分样本测点数值，红色方框内代表的是设备新的运行数据样本属于两个工况的分配概率值，在此可以设定置信度阈值，当新的运行数据属于两个工况的概率值均低于该阈值时，可产生设备异常工况、故障的预警，提醒人工排查、确

认。通过这种方式，可以大大识别出传统人工检查无法识别的系统运行劣化状态，对系统运行的亚健康状态进行预警，确保系统处于最佳工作状态的同时，还能减少设备能耗、异常损耗。

实际部署在系统中，会展示统计数据，系统界面图如下：



图3 系统界面图

三、结束语

综上所述，作为智慧城轨体系的核心，智能运维技术的研究具有重要意义，可以为城市轨道交通运营服务体系的稳定性提供保障。智能运维技术的研究涵盖内容众多，设计巡检、故障诊断、故障预警等多个子内容。传统的运维故障诊断是基于单个参数、单个特征的，难以满足实际数据具有很大不确定性的现状，本文将证据理论引入到智能运维中，基于证据理论的智能运维方法可以解决运维告警多源数据融合问题，综合所采集的各种数据信息，扩大故障信息的利用度，增加了现有数据利用度，有利于提高故障诊断的精度与准确度，满足诊断需求。

参考文献

[1] 王冰, 李洋, 王文斌, 等. 城市轨道交通智能运维技术发展及智能基础设施建设方法研究[J]. 现代城市轨道交通, 2020 (8): 75-82.

[2] 杜呈欣, 王清永. 面向一体化集成及可视化运营轨道交通智慧车站的探索研究[J]. 城市轨道交通, 2022, (05): 12-15.

[3] 王悦婷. 城市轨道交通通信信号智慧化运维系统框架研究[J]. 城市轨道交通研究, 2020, 23 (S2): 111-114.

[4] 张波. 轨道交通装备预测与健康管理系统分析[J]. 城市轨道交通研究, 2019, 22 (5): 175-177.