

监测数据在精益化维修中的应用研究

任亚琼

国能朔黄铁路发展有限责任公司原平分公司 山西晋中 034100

【摘要】随着国能朔黄铁路运量的不断攀升,信号设备作为保障铁路运输安全的重要组成部分,面临着日益复杂的维护挑战。传统的定期维修和事后维修模式难以应对运量日益增长的安全需求和设备运行状态的复杂性。精益化维修通过利用微机监测、传感器技术、大数据分析等现代技术手段,实时采集和分析铁路信号设备的运行数据,能够精确掌握信号设备的健康状态,预测潜在故障并采取预防性措施。本文将探讨监测数据在铁路信号设备精益化维修中的应用,通过多层次数据采集、深度数据分析、预测性维护等策略,提升铁路信号设备的运维效率和安全性。

【关键词】精益化维修; 监测数据; 铁路信号; 大数据分析

Research on the Application of Monitoring Data in Lean Maintenance

Ren Yaqiong

Guoneng Shuohuang Railway Development Co., Ltd. formerly split the company Shanxi Jinzhong 034100

【Abstract】 With the continuous increase in transportation volume of Guoneng Shuohuang Railway, signal equipment, as an important component to ensure railway transportation safety, is facing increasingly complex maintenance challenges. The traditional regular and post maintenance models are difficult to cope with the increasing safety requirements of transportation volume and the complexity of equipment operation status. Lean maintenance utilizes modern technologies such as microcomputer monitoring, sensor technology, and big data analysis to collect and analyze real-time operational data of railway signal equipment. It can accurately grasp the health status of signal equipment, predict potential faults, and take preventive measures. This article will explore the application of monitoring data in lean maintenance of railway signal equipment, and improve the operational efficiency and safety of railway signal equipment through strategies such as multi-level data collection, in-depth data analysis, and predictive maintenance.

【Key words】 Lean maintenance; Monitoring data; Railway signal; Big data analysis

引言:

年来国能朔黄铁路2万吨列车常态化开行,随着运量逐年递增,信号设备的稳定性和安全性日益成为运输安全的关键。传统的定期检查和事后维修方法虽然能够在一定程度上保证信号设备的可靠性,但在面对日益复杂的行车状况和高密度的运营环境时,已经暴露出维修不匹配、资源浪费和突发性故障等问题。为解决这些问题,精益化维修理念逐渐被应用于铁路信号系统的维护中。通过引入微机监测、传感器技术及大数据分析,铁路信号设备的健康状态可以实时监测,故障预警机制得以加强,预测性维护成为可能,从而在提升设备可靠性的同时,实现维护成本的降低和运营效率的提高。

动与智能化特点。传统铁路信号设备维护通常依赖周期性检查及故障响应修复策略。尽管周期性检验有助于防范意外故障,此法易致非必要之过度维护,导致人力及物力资源的消耗;故障发生后,紧急抢修显著提升了维修成本,可能因设备停运影响列车正常运行。相比之下,基于微机监测系统、视频监控、物联网及大数据分析技术的精益化维修,实现了对信号设施实时监测,可快速辨识异常情况,采用智能算法进行潜在问题预测。预测潜在故障,预防性维护可在损害实际发生前实施精益化维修,有效减少了资源的非必要浪费,进一步减少了系统故障风险。再者,基于详实的数据分析,精益化维护可更精准地分配资源并制定维护策略,设备管理的效率得到了显著增强,降低运维成本,并提升了设施运作的稳定性。

1.精益化维修与传统维修模式的对比

精益化维修与传统维修模式的核心区别在于其数据驱

2.监测数据的重要性

2.1 信息获取与风险识别

各类信号设备（诸如道岔、信号机、轨道电路等）的运行状态变动常由微机监测系统监测。基于实时收集的信号设备运行信息，电压、电流、相位、功率、温度、开关量等参数，可迅速检测设备是否出现异常。当相关物理量出现变化时，可以依据相关变化量之间的关系预判可能存在的设备缺陷，提前加以干预，避免设备故障。

2.2 预测维护与延长设备寿命

预测性维护构成精益化维修的关键优势之一。在铁路信号领域，基于长期累积的运行及故障历史资料，融合机器学习与大数据分析手段，可辨识设备故障类型及运行走向。对设备健康状态实施实时评价，设备故障预测及维修时间预估，实施预防性维护，显著提升设备使用寿命，降低非必要紧急维修的频率。

2.3 数据驱动的持续改进

精益化设备维护管理，更是一个不断优化过程。基于持续搜集与解析监测信息，信号维修人员可辨识设备运行期间的隐患点，改进维护方案，提高维护效率。当有故障历史

的设备再次出现类似监测数据时，结合历史数据与故障经验，进行针对性维修，补充周期维修的短板，降低故障发生率。

3. 监测数据在精益化维修中的应用策略

3.1 多层次数据采集与整合

3.1.1 信号设备的实时监测

铁路信号设备实时监测为精益化维修的关键要素。信号设施涵盖道岔、信号机、轨道电路、外电网、电源屏、电缆设备等，微机监测数据为实时监测，数据存储时间长，且与联锁系统同步，日常信号维修人员在发现监测数据异常时，通过对照监测数据采集点与设备部件，及时采取针对性维修，保障设备稳定运行。此外，由于信号设备所受外界环境影响的不同，评价参数可根据具体设备的运行状况进行调整，最终实现视情维修，提高维修效率。主要信号设备监测数据如表 1 所示。

表 1 主要信号设备实时监测数据

设备类型	监测参数	评价参数	评价状态（超过评价参数）
道岔	转换时长	> 8s	道岔转换时间长 转换阻力大
	转换功率	> 262.5w	解锁阻力大 锁闭阻力大
	表示电压	AC > 70V DC > 30V	道岔无表示
	缺口	主机：> 2.5mm, < 1.5mm 副机：> 5.5mm, < 2.5mm	缺口异常
信号机	灯丝电流	< 100mA	点灯单元或发光盘损坏
轨道电路	回楼电压	> 23.1V, < 19.1V	回楼电压异常
	相位	> 95°, < 79°	相位角异常
	站内直流电压	> 26V, < 23V	电压异常
电源屏	站内交流电压	> 230V, < 210V	电压异常
	站联电压	> 65V, < 55V	电压异常
	区间轨道电源	> 28V, < 22V	电压异常
外电网	相电压	> 253V, < 176V	外电网电源电压波动
	线电压	> 437V, < 304V	外电网电源电压波动

3.1.2 多样数据采集

长时间以来微机监测系统能够实时监测大部分信号设备，但是数据均来自室内采集点，对室外设备的监测现在仍处于缺失状态。近年来，不断有新型监测系统与数据传输方法被引入监测系统，包括室外箱盒的环境监测、道岔的杆件拉力、密贴间隙、钢轨振动等监测量。新型监测数据与现有监测数据相结合，在道岔转换阻力研判、锁闭与解锁阻力研判等机械结构领域形成了更为科学、完备的分析数据集，更利于道岔运用状态的分析。此外，环境监测也可以实时采集

箱盒湿度、温度，有助于早期识别电气短路及设备损坏的隐患，能够预防环境因素导致的设备损害。

3.1.3 远程监测与集中管理

在当代铁路运营领域，信号设备遍布范围极广，传统的本地维护与监管模式已无法适应现有需求。采用远程监控与集中管控，可实现对各类设备的集中监测与数据挖掘。借助物联网技术（IoT）与无线通信手段，各地设备数据实时汇入中央管控平台以实现集中处理与分析。该远程测控系统可实现异地设备实时数据的汇聚，利用大数据技术挖掘潜在问

题。设备异常指标自动诱发警报,通告系统管理员远程介入,即便实施远端故障检测。

3.2 深度数据分析与故障诊断

3.2.1 多元算法与模型结合

鉴于铁路信号设备运行期间所涉参数繁复,且各类装置的失效形态各异,故单一数据分析手段常难以精准揭示潜在问题。融合多样化数据分析方法,统计推断、人工智能与深度学习,显著提升故障诊断的精确度。时间序列分析法是设备运行数据处理的常用统计手段。某些信号设备运行参数(例如道岔电机电流、信号机照明状态)呈现时间规律性,基于历史资料的剖析,可辨识周期性变动及异常扰动。通过历史走势的对比,可预测设备在特定时间点发生故障的几率。

机器学习模型(例如随机森林、支持向量机),该算法可依托历史数据对模型进行训练,设备故障模式自动识别。以道岔为案例,随机森林可通过多个输入变量(例如电流、电压、位置)构建一个分类模型,评估道岔故障可能性。支持向量机(SVM)借助高维空间划分手段,在多个数据维度

上探寻最佳分类阈值。深度学习技术(例如卷积神经网络CNN),在数据繁杂程度较大时,深度学习模型尤为高效。CNN适用于设备运行数据的分析,采用自动特征提取技术进行设备故障诊断。例如,CNN在信号设备电流波形图分类任务中,具备自动检测异常波动的功能,进而预先识别可能的电气问题。

3.2.2 健康指数(HI)与故障风险指标(FRI)

便于迅速判断设备健康状况,铁路设备通常设立健康指标(HI)与故障风险评价(FRI)。这两个指标可揭示设备当前运行状况及潜在故障风险。健康评价指标(HI),通常以多个监测数据的加权均值进行计算得出,HI值低表明设备运行状况不良,暗示设备可能存在故障隐患。故障风险指数(FRI),FRI为对设备未来某时段内故障发生几率的预测。该研究融合了设备实时运行状况、过往故障档案及环境要素等相关数据。当FRI越界至预定限值,系统自动启动警报机制,提醒维修人员立即执行相应维修操作。信号“三大件”健康指数(HI)与故障风险指标(FRI)如表2。

表2 信号“三大件”健康指数(HI)与故障风险指标(FRI)

设备类型	健康指数(HI)	故障风险指标(FRI)	维修建议	备注
道岔	0.85	0.2	优先维修	高风险
信号机	0.95	0.1	定期检查	低风险
轨道电路	0.8	0.3	紧急维修	高风险

3.3 维修流程优化与持续改进

精益化维护不仅仰赖数据跟踪与故障预估,更关键的是,借助数据驱动的不断调整以提升维护程序。传统的定期检修与事后维修模式存在一定弊端,而精益化维修依托数据分析手段,实现了更为高效与精确的维修策略。常规的保养方式通常按照既定的时间周期执行设备检验与维护,易致过度维护或忽略潜在隐患。精益化维护借助数据解析,可依据设备健康状况及故障风险评估,制定个性化维修方案。针对健康指数HI相对较低或故障风险指标FRI偏高的设备,可予以优先维护,保障设备稳定运行。针对健康状态优良的设施(例如HI值较高、FRI值较小的设施),可适度延长保养周期,减少非必要维护支出。持续优化是精益化维修的核心所在。基于对维护数据、设备操作数据及故障日志的持续搜集与解读,铁路企业逐步揭示维修环节中的问题,基于长期

累积的设备操作数据与维护档案,能够辨识设备在特定工况下频繁出现故障的倾向,预先实施优化策略,防止类似故障再次发生。

结语:

综上所述,微机监测和大数据分析为铁路信号设备的精益化维修提供了全新的解决方案。通过实时监测、深度数据分析和预测性维护,不仅能够提高信号设备的运行效率,还能在降低运维成本的同时,提升设备的安全性和可靠性。随着大数据和人工智能技术的不断发展,铁路信号设备的精益化维修将成为铁路行业运维管理的核心组成部分,为建设更加高效、安全、可持续的铁路运输体系奠定坚实基础。

参考文献

- [1]姚启涵.自动化技术在高速铁路运营维保中的应用[J].模具制造,2024,24(12):131-133.
- [2]牛道安,陈东生,赵钢,等.面向现代化建设的铁路基础设施检测监测体系创新研究[J].中国铁路,2024,(10):1-9.
- [3]熊生有,周建东,关乾旭.运营城际铁路大跨度连续梁竖向挠度监测探讨[J].测绘技术装备,2024,26(03):95-99.
- [4]刘维桢,张子亮,陈春雷,等.巨型复杂铁路网基础设施动态检测管理探讨[J].中国铁路,2024,(04):57-62.