

Research on the Application of Artificial Intelligence in the Optimization of Railway Locomotive Maintenance Schemes and Decision Support

Ming Lu Zunqi Hu Zhidao Liu

Jinan West Locomotive Depot Jinan Bureau Group Co., Ltd., of China Railway, Linyi, Shandong, 276004, China

Abstract

The traditional locomotive maintenance mode based on fixed cycles is difficult to meet the demands of railway modernization for safety and efficiency. This paper systematically studies the application of artificial intelligence technology in the field of locomotive maintenance, aiming to achieve the optimization of maintenance plans and the intelligence of decision support. The article analyzes key technologies such as fault prediction based on machine learning and visual inspection based on deep learning, and elaborates on how they construct a complete technical framework from data perception to intelligent decision-making. Research shows that artificial intelligence can drive the maintenance mode to strategically transform from “planned maintenance” to “predictive maintenance”, thereby significantly enhancing maintenance accuracy and optimizing resource allocation, providing a core solution for the intelligent upgrade of railway locomotives.

Keywords

Artificial Intelligence; Locomotive maintenance; Prediction and Health Management; Decision support; Repair as needed

人工智能在铁路机车检修方案优化与决策支持中的应用研究

陆鸣 胡尊起 刘执道

中国铁路济南局集团有限公司济南西机务段, 中国·山东 临沂 276004

摘 要

传统基于固定周期的机车检修模式难以满足铁路现代化发展对安全与效率的需求。本文系统研究了人工智能技术在机车检修领域的应用, 旨在实现检修方案的优化与决策支持的智能化。文章分析了基于机器学习的故障预测、基于深度学习的视觉检测等关键技术, 阐述了其如何构建从数据感知到智能决策的完整技术框架。研究表明, 人工智能能驱动检修模式从“计划维修”向“预测性维修”战略转型, 从而显著提升检修精度、优化资源配置, 为铁路机务智能化升级提供核心解决方案。

关键词

人工智能; 机车检修; 预测与健康管理; 决策支持; 视情维修

1 引言

铁路机车作为铁路运输系统的核心动力装备, 其技术状态直接关系到整个路网的安全与效率。长期以来, 我国铁路机务部门主要遵循计划预防修的检修制度, 即基于固定的运行里程或时间周期对机车进行不同等级的集中检修。这种模式在特定历史阶段为保证机车可靠性发挥了重要作用。然而, 其固有的“过度维修”与“维修不足”并存的问题日益凸显: 一方面, 状态良好的部件被提前更换, 造成人力、物力和备件资源的巨大浪费; 另一方面, 某些突发性、隐蔽性故障无法在固定周期内被及时发现, 酿成运行安全事故

隐患。

随着传感器技术、物联网和大数据技术的成熟, 机车运行过程中产生的海量数据为检修模式的变革提供了宝贵的数据基础。人工智能技术, 特别是其分支如机器学习、深度学习和自然语言处理, 具备从复杂、高维数据中自动提取特征、识别模式并进行精准预测的强大能力。将 AI 技术与机车检修业务深度融合, 构建智能化的检修方案优化与决策支持系统, 已成为行业发展的必然趋势。本研究旨在系统性地梳理 AI 技术在机车检修全流程中的应用场景, 构建其技术实现框架, 并深入分析其对提升检修工作安全性、经济性与科学性的深远影响。

2 传统机车检修模式面临的挑战

当前主流的计划预防修模式主要面临以下几大挑战:

【作者简介】陆鸣 (1987-), 男, 中国山东临沂人, 本科, 高级技师, 从事机车电器方向研究。

2.1 检修经济性低下

固定周期检修无法准确反映部件的个体化损耗差异。导致许多尚有很长剩余寿命的部件被“一刀切”地更换，产生了不必要的备件采购成本、仓储成本以及人力成本。据统计，在传统检修模式下，近 30% 的维修活动可能是非必要的，造成了巨大的资源浪费。

2.2 安全隐患识别滞后

机车的部分故障，如轴承的早期疲劳、电气线路的绝缘老化等，具有隐蔽性和渐进性。在固定的检修窗口期内，这些潜在缺陷可能尚未发展到足以被常规检查手段发现的程度，从而被遗漏。这些“漏网之鱼”将成为机车在线运行时的重大安全隐患，可能导致途中故障甚至严重事故。

2.3 检修资源配置刚性

集中式的计划检修会导致机务段在特定时段内的工作负荷剧增，对技术人员、检修台位、专用工具等资源形成挤兑，易因赶工而影响检修质量。而在非检修期，这些资源又可能处于闲置状态，整体利用率不高。

2.4 知识传承与决策依赖个体经验

检修方案的有效性高度依赖于技术专家和老师傅的个人经验。这种经验是宝贵的，但同时也是模糊的、难以量化和标准化的，且面临着随着老职工退休而“失传”的风险。缺乏基于数据的客观、标准化决策支持工具，使得检修策略的制定存在主观性和不确定性。

3 人工智能关键技术及其在检修优化中的应用

人工智能是一个技术集群，其在机车检修中的应用由多项关键技术共同驱动。

3.1 基于机器学习的预测与健康管理

PHM 是实现预测性维修的核心。其基本思想是通过数据驱动的方法，对机车的关键部件进行健康状态评估和剩余有用寿命预测。数据来源：包括机车车载传感数据（如振动、温度、压力、电流、电压）、运行工况数据（如速度、载荷、线路条件）以及历史维修记录。

模型与应用：

故障预测：使用时序预测模型（如 ARIMA、LSTM 长短期记忆网络）对振动信号、温度趋势等进行分析，预测其未来发展趋势，并在超出安全阈值前发出预警。例如，通过分析牵引电机轴承的振动频谱特征，利用支持向量机或卷积神经网络识别其早期故障特征。

剩余寿命预测：通过对历史失效数据与运行数据的关联分析，构建退化模型，使用回归算法或深度生存分析模型来预测部件从当前状态到功能失效的剩余时间。这为精准安排维修窗口提供了直接依据。

3.2 基于深度学习的视觉智能检测

机车外部和内部许多部件的状态检查依赖于视觉，AI 计算机视觉技术可以极大提升此项工作的自动化水平和准确率。

应用场景：

车顶关键部件状态识别：利用安装在检修库内的固定摄像头或无人机，自动采集受电弓、绝缘子等部件的图像。通过训练好的目标检测模型和图像分类模型，自动识别碳滑板磨耗超限、绝缘子破损、污秽等缺陷。

走行部故障检测：对转向架、轮对等部件的图像进行自动分析，识别裂纹、剥离、擦伤等表面损伤。

内部腔镜检查：对发动机气缸、涡轮叶片等内部复杂结构，利用结合了深度学习算法的腔镜视频分析系统，辅助技术人员发现肉眼难以察觉的细微缺陷。

优势：实现了 7x24 小时不间断、高一致性的检测，避免了人眼疲劳和主观判断差异带来的漏检、误检。

3.3 基于自然语言处理的维修报告分析

机务段积累了海量的非结构化文本数据，如乘务员交接班记录、检修工单描述、故障处理报告等。NLP 技术可以从中挖掘出宝贵的知识。

应用场景：

故障知识图谱构建：利用命名实体识别技术从文本中自动提取故障部件、故障现象、可能原因、处理措施等实体，并利用关系抽取技术建立它们之间的关联，最终形成一个可查询、可推理的故障知识图谱。当新的故障现象出现时，系统可以快速推荐相关的历史案例和解决方案。

群体性故障挖掘：通过文本聚类 and 主题模型，发现不同机车、不同时期报告中描述的相似故障模式，从而提前识别出潜在的、普遍性的设计缺陷或批次性质量问题，为源头治理提供决策依据。

4 人工智能驱动的决策支持系统构建

构建一个集成的智能决策支持系统，其核心架构分为四层：①数据层：负责汇集多源异构数据，包括实时传感器数据、历史维修数据、图像/视频数据、文本报告数据等，并进行清洗、标注与存储管理。②算法层：是系统的智能核心，集成了前述的 PHM 预测模型、计算机视觉模型、NLP 模型以及多目标优化算法等。③应用层：封装了面向不同用户的核心功能模块，如健康状态评估、维修预警、维修方案推荐、资源调度优化等。④交互层：通过 Web 界面、移动终端等方式，为机务段管理人员、技术工程师和现场作业人员提供可视化的数据展示和交互式决策支持。

4.1 智能维修方案生成

当系统预测到某部件即将发生故障或检测到某一缺陷时，决策支持系统的工作流程如下：

故障诊断与根因分析：系统综合实时数据、历史数据和知识图谱，对故障进行精准定位，并分析其根本原因。

维修策略推荐：根据故障类型、严重程度和剩余可用时间，系统会从知识库中匹配多个可行的维修策略（如：在线调整、小范围修复、部件更换、总成返厂等）。

多目标优化决策：系统将每个维修策略量化为一个多目标优化问题。优化目标通常包括：安全性：维修后系统的可靠度。经济性：维修直接成本与因机车停时而产生的间接

成本之和。时效性: 维修所需总时间。资源可行性: 所需备件、工具、人员的可用性。

利用多属性决策理论或进化算法, 系统可以对各方案进行综合评价与排序, 最终向决策者推荐一个或数个帕累托最优方案。

4.2 维修资源动态调度

基于精准的维修任务预测, 系统能够对未来中长期的维修需求进行滚动预报。据此, 可以动态地、前瞻性地优化检修资源的配置:

人力规划: 预测未来每周/每月所需的不同工种(如机械、电气、制动)的技术人员数量, 实现弹性派工。

备件库存优化: 将备件需求预测与库存管理模型结合, 实现关键备件的精准采购和库存控制, 在保证维修需求的同时, 大幅降低库存资金占用。

台位计划优化: 对检修库的台位使用进行智能排程, 平衡工作负荷, 减少机车等待时间, 提高台位周转率。

5 实施挑战与对策

尽管前景广阔, 但 AI 系统的实施仍面临诸多挑战, 需要系统性的对策予以解决:

数据质量与完整性的挑战: 机车运行环境恶劣, 传感器数据易受干扰, 存在大量噪声、缺失值和标注不一致问题。历史维修记录多为非结构化文本, 标准化程度低。对策: 建立贯穿数据全生命周期的治理体系。在数据采集端, 采用更可靠的工业级传感器和边缘计算节点进行初步滤波。在数据平台层, 制定统一的数据标准与编码规范, 并利用生成对抗网络等技术对缺失数据进行高质量填补。对历史文本数据, 启动大规模的数字化与结构化清洗工程, 为 NLP 应用奠定基础。

模型可解释性与信任危机的挑战: 深度学习等复杂模型如同“黑箱”, 其决策逻辑难以理解。当系统给出一个反直觉的维修建议时, 现场经验丰富的工程师难以信任和采纳。

对策: 推行“可解释性 AI”理念。在算法选型上, 对于安全苛求场景, 优先采用决策树、逻辑回归等内在可解释性强的模型。对于必须使用的深度学习模型, 则利用 LIME、SHAP 等事后解释工具, 以热力图、特征重要性排序等直观方式, 向技术人员展示是哪些数据特征(如“某频率段的振动幅度异常升高”)主导了模型的决策, 从而建立人机之间的信任桥梁。

技术与人才壁垒的挑战: 机务段的核心业务是机械工程与铁道运输, 现有技术人员普遍缺乏数据科学和 AI 算法知识。而外部 AI 专家又不熟悉机车检修的具体业务逻辑, 导致模型与需求脱节。对策: 实施“双向奔赴”的融合战略。一方面, 对内部技术人员开展“AI 扫盲”培训, 重点讲解 AI 的能力边界与基本原理, 培养其数据思维。另一方面, 与 AI 公司或高校合作, 要求其算法工程师深入检修一线,

理解业务痛点。最终目标是培养既懂检修又懂数据的“桥梁型”人才。

系统集成与流程再造的挑战: 智能决策支持系统并非孤立存在, 必须与既有的检修管理信息系统、资产管理系统、安全监控系统等深度集成。这涉及到复杂的接口开发与数据打通。更重要的是, 新系统的引入必将改变原有的工作流程和组织职责, 可能面临组织惰性甚至隐性抵制。对策: 技术集成上, 采用微服务架构和标准化 API, 实现松耦合、渐进式的系统融合。管理变革上, 需要最高管理层的坚定支持和亲自推动, 将系统使用效果纳入部门 KPI 考核。同时, 通过试点项目打造成功样板, 让员工亲眼看到 AI 带来的效率提升和工作减负, 从而主动拥抱变革。

6 结论与展望

本文系统论述了人工智能技术在优化铁路机车检修方案与提供决策支持方面的应用价值与实现路径。研究表明, 通过深度融合机器学习、计算机视觉和自然语言处理等 AI 技术, 能够构建一个数据驱动、智能预警、科学决策的新型检修生态系统。该系统能够有效克服传统计划预防修模式的弊端, 实现从被动响应到主动预测、从经验主导到数据驱动的根本性转变, 最终在保障运行安全的前提下, 达成检修成本显著降低、资源利用效率大幅提升的战略目标。

展望未来, 人工智能在机车检修领域的应用将呈现三大趋势:

边缘智能的普及: 随着芯片算力的提升, 更复杂的 AI 模型将得以部署在机车内部的边缘计算单元上, 实现关键故障的毫秒级实时诊断与预警, 极大减少对云端通信的依赖, 提升响应速度与可靠性。

数字孪生的深度融合: 未来将为每台主力机车创建高保真的数字孪生体。它不仅是数据的镜像, 更是物理实体的动态仿真模型。维修方案可以在数字孪生体上进行反复模拟、验证与优化, 确保其在真实世界执行前已达到最佳效果, 实现“先试后修”。

人机协同的进阶模式: AI 的终极目标并非取代人类专家, 而是成为其强大的“外脑”。未来的检修现场将是“人类智慧”与“机器智能”的完美协作。AI 负责处理海量数据、发现隐性规律、提供量化建议; 人类专家则负责把握宏观方向、处理极端异常情况、并赋予决策以人文关怀和价值判断。这种深度融合的人机协同模式, 将是铁路运维智能化发展的最高形态。

参考文献

- [1] 李志强, 王伟, 张鑫. 基于深度学习的动车组故障预测与健康管理框架研究[J]. 铁道学报, 2022, 44(5): 78-85.
- [2] 国家铁路局. 机车统计年鉴2023[M]. 北京: 中国铁道出版社, 2023.
- [3] 高桥, 史密斯. 工业人工智能: 概念、技术与应用[M]. 刘震, 译. 北京: 机械工业出版社, 2021.