

地铁设备运维中人工智能技术的应用研究

华祎德

天津地铁4号线小街地铁站 天津 300403

摘要：地铁设备运维中，人工智能技术通过机器学习、计算机视觉、自然语言处理及强化学习等技术，实现故障预测与健康管理、智能巡检与缺陷识别、运维资源智能调度及安全风险主动管控。例如，基于LSTM神经网络预测车辆部件寿命，利用YOLOv7模型检测接触网缺陷，通过遗传算法优化维修工单分配，以及采用双目视觉与毫米波雷达融合技术进行站台门异物检测。这些应用显著提升了运维效率，降低了运营成本。

关键词：地铁设备运维；人工智能技术；应用

引言：随着城市轨道交通的迅猛发展，地铁设备运维的复杂性与重要性日益凸显。传统运维模式在面对海量设备数据、多样故障类型及高效率要求时，逐渐暴露出响应慢、成本高、准确性有限等问题。人工智能技术凭借其强大的数据处理、模式识别与决策优化能力，为地铁设备运维带来创新变革契机。深入研究人工智能在地铁设备运维中的应用，对提升地铁运营安全性、可靠性与经济性意义重大。

1 地铁设备运维特征与 AI 技术适配性分析

1.1 地铁设备系统分类与运维需求

(1) 关键系统：车辆系统核心为牵引与制动模块，牵引系统保障列车动力输出，制动系统直接关系行车安全，二者需持续稳定运行；信号系统以CBTC（基于通信的列车自动控制系统）为核心，承担列车定位、调度指令传输功能，是保障列车高效有序运行的“神经中枢”；供电系统中接触网作为能量传输关键部件，需避免出现断线、磨损超标等问题；环境控制系统的通风空调设备，负责调节车站与车厢内温湿度、空气质量，直接影响乘客出行体验。(2) 运维核心指标：可用率需维持在较高水平，关键系统可用率通常要求不低于99.9%，确保设备极少出现非计划停机；MTBF（平均故障间隔）需持续提升，通过延长设备无故障运行周期降低运维成本；修复时间需严格控制，尤其是故障后需在规定时间内完成修复，减少对地铁运营的影响，例如信号系统故障修复时间通常要求不超过30分钟。

1.2 AI技术优势匹配

(1) 机器学习：可针对设备运行数据构建劣化趋势预测模型，如对车辆轴承振动频谱数据进行分析，通过提取特征值、训练算法，提前识别轴承磨损、异响等潜在故障，将被动维修转化为预防性维修，有效延长设备MTBF。(2) 计算机视觉：借助高清摄像头与图像识

别算法，对轨道进行实时巡检，能精准识别轨道裂缝、扣件松动、异物入侵等缺陷，相比人工巡检，不仅提升识别效率（可实现24小时不间断巡检），还能降低漏检率，保障轨道系统安全，间接提升设备可用率。(3) 自然语言处理：可对海量运维日志进行智能解析，提取关键故障信息、维修方案等，同时构建运维知识图谱，当出现相似故障时，能快速匹配历史解决方案，缩短故障修复时间，提升运维效率。(4) 强化学习：在列车晚点等应急场景下，通过不断学习调度规则与运营数据，优化列车运行计划，实现动态调度，例如合理调整后续列车发车时间、运行速度，减少晚点对整体运营的影响，间接保障各系统设备按计划运行，维持较高可用率^[1]。

2 地铁设备运维中人工智能技术的应用

2.1 故障预测与健康管理（PHM）

(1) 基于LSTM神经网络的车辆关键部件寿命预测：LSTM神经网络具备处理时序数据的优势，可对车辆牵引电机、制动闸瓦等关键部件的运行数据（如温度、振动、电流）进行长期学习。通过构建多维度时序模型，捕捉部件性能随时间的细微变化规律，精准预测剩余寿命。例如，针对牵引电机，模型能基于历史衰减数据，提前3-6个月预警性能下降趋势，为维修计划制定提供精准依据，避免突发故障。(2) 多源数据融合的故障根因分析：整合SCADA系统（监控与数据采集）的实时运行数据、振动传感器采集的设备振动信号、环境参数（温度、湿度、粉尘浓度）等多维度信息，通过AI算法进行数据关联分析。当设备出现故障时，可快速定位根因，如某地铁供电系统电压异常，通过融合接触网温度数据与环境湿度数据，AI系统判定故障根因为潮湿环境导致的绝缘性能下降，而非设备本身老化，缩短故障排查时间50%以上^[2]。(3) 案例：某城市地铁转向架轴承故障预警系统实测数据：该系统部署后，通过采集轴承

振动、温度数据,经AI模型分析,累计预警故障23起。其中,18起故障经人工核查确认存在早期磨损,预警准确率达78.3%;故障处理平均响应时间从原来的45分钟缩短至22分钟,转向架轴承MTBF从8000小时提升至9200小时,有效降低了运营风险与维护成本。

2.2 智能巡检与缺陷识别

(1) 轨道几何参数检测:激光雷达可高精度采集轨道轨距、水平、高低等几何参数数据,结合深度学习算法对数据进行实时处理。算法能自动识别参数偏差超出阈值的区域,如轨距超标、轨道高低不平顺等问题。相比传统人工巡检,该技术巡检效率提升3倍,单次巡检覆盖里程从5公里提升至15公里,且参数测量误差控制在 $\pm 0.5\text{mm}$ 内,大幅提升检测精度。(2) 接触网悬挂状态图像识别:利用安装在巡检车上的高清摄像头采集接触网图像,通过YOLOv7模型进行实时检测。模型可精准识别接触网承力索磨损、绝缘子破损、吊弦脱落等缺陷,识别速度达30帧/秒,缺陷识别准确率达92%以上。针对绝缘子破损这类易被忽视的缺陷,模型识别率较人工巡检提升40%,有效避免因接触网故障导致的供电中断。(3) 案例:地铁隧道结构渗水AI识别准确率对比传统方法:某地铁线路采用AI识别系统与人工巡检同步开展隧道渗水检测。结果显示,AI系统对渗水区域的识别准确率达95.6%,漏检率仅2.1%;而传统人工巡检准确率为78.3%,漏检率达15.4%。同时,AI系统单次隧道巡检时间从人工的8小时缩短至2.5小时,显著提升巡检效率与质量。

2.3 运维资源智能调度

(1) 基于遗传算法的维修工单分配优化:遗传算法通过模拟生物进化过程,对维修工单与维修人员技能(如擅长车辆维修、信号系统维修)、地理位置、当前工作状态进行最优匹配。例如,当同时收到车辆制动故障与信号设备故障工单时,系统会优先将制动故障工单分配给距离更近、擅长车辆维修的人员,信号故障工单分配给对应专业人员,工单分配效率提升35%,维修人员闲置时间减少20%。(2) 备件库存预测:Prophet模型可结合历史备件消耗数据(如季节性故障导致的备件需求波动、设备老化周期)、运维计划等因素,预测未来3-6个月的备件需求。某地铁运维中心应用该模型后,备件库存周转率提升28%,积压备件数量减少32%,同时避免因备件短缺导致的维修延误,备件保障率从85%提升至96%^[3]。(3) 案例:高峰期维修人员动态路径规划效果:早高峰(7:00-9:00)期间,某地铁线路同时在3个站点出现设备故障。AI系统基于实时交通数据、维修人员位置,动态规划最优路径,将原本预计的平均维修抵达时间从30分

钟缩短至18分钟。其中,距离最远的故障站点,维修人员通过优化路线避开拥堵路段,提前15分钟抵达,确保故障快速处理,未对早高峰运营造成明显影响。

2.4 安全风险主动管控

(1) 站台门与列车间隙异物检测:双目视觉可精准识别间隙内的异物形状、大小,毫米波雷达能穿透恶劣环境(如粉尘、水雾)检测异物,二者融合实现全天候、高精度检测。当检测到硬币、纸屑等异物时,系统立即触发报警,同时联动站台门控制单元,防止车门关闭,避免异物卡滞导致的设备故障或安全事故,异物检测响应时间小于0.5秒,检测准确率达99%^[4]。(2) 乘客行为异常识别:通过站台摄像头采集乘客图像,姿态估计算法识别乘客摔倒、攀爬站台门等异常姿态,轨迹聚类算法分析乘客异常移动轨迹(如逆向行走、长时间徘徊)。系统识别到异常行为后,自动向站台工作人员发送预警信息,平均响应时间15秒,有效预防乘客坠落轨道、拥挤踩踏等安全事件,某地铁应用后此类事件发生率下降60%。(3) 案例:大客流情况下AI疏散引导系统应用:在节假日大客流期间,某地铁枢纽站启用AI疏散引导系统。系统通过摄像头实时统计各通道、站台人流量,结合深度学习算法预测拥堵点,自动调整导向标识显示内容(如引导乘客向人流量较少的通道疏散),同时向运营控制中心推送客流预警。应用后,枢纽站高峰时段平均疏散时间从40分钟缩短至25分钟,通道拥堵率下降45%,未发生乘客滞留情况。

3 地铁设备运维中 AI 技术落地挑战与对策

3.1 数据层挑战

(1) 问题:地铁设备数据孤岛现象突出,车辆、信号、供电等系统数据分别存储于不同平台,数据格式、采集频率不统一,导致多源数据难以融合分析;设备故障标签缺失问题普遍,尤其是罕见故障案例数据极少,无法为AI模型训练提供充足标注样本;同时,设备运行环境中的电磁干扰、传感器老化等因素,会使采集的数据存在噪声干扰,影响数据质量,进而降低AI模型预测与识别的准确性。(2) 对策:建立地铁设备数据中台,整合各系统数据,统一数据标准与格式,实现数据的集中存储、管理与共享,打破数据孤岛,为多源数据融合分析奠定基础;针对标签缺失问题,采用半监督学习算法,利用少量已标注数据引导大量未标注数据的学习,减少对人工标注的依赖,提升模型对故障特征的学习能力;此外,在数据预处理阶段引入滤波算法,过滤噪声数据,保障输入AI模型的数据质量。

3.2 算法层挑战

(1) 问题: 地铁设备运维中存在大量小样本场景, 如新型设备故障、罕见故障等, 可用于模型训练的数据样本数量极少。在此情况下, AI模型易出现过拟合问题, 无法充分学习故障特征, 导致模型泛化能力不足, 难以适应不同设备、不同运营环境下的运维需求, 例如针对某一型号列车的故障预测模型, 应用到其他型号列车时准确率大幅下降。(2) 对策: 采用迁移学习结合小样本学习的方式, 借助迁移学习将已训练好的相关领域模型(如其他城市地铁同类设备的AI模型)参数迁移到当前模型中, 降低对本地样本数量的依赖; 同时引入小样本学习算法, 如模型无关元学习(MAML), 通过在多个任务上进行元训练, 使模型具备快速适应新任务的能力, 即使在小样本场景下, 也能快速学习新故障特征, 提升模型泛化能力, 满足不同场景下的运维需求。

3.3 应用层挑战

(1) 问题: AI决策与人工经验存在信任冲突, 一方面, 运维人员长期依赖自身经验判断设备故障与制定维修方案, 对AI系统输出的决策结果(如故障预警、维修建议)持怀疑态度; 另一方面, 部分AI模型属于“黑箱”模型, 决策过程难以解释, 当AI决策与人工经验不符时, 运维人员更倾向于相信自身经验, 导致AI技术无法充分发挥作用。(2) 对策: 设计人机协同决策框架, 引入置信度阈值机制。当AI模型输出决策结果的置信度高于设定阈值(如90%)时, 系统可自动推荐该决策方案, 并同步展示决策依据(如关键数据特征、历史相似案例); 当置信度低于阈值时, 将决策权限移交人工, 由运维人员结合AI提供的辅助信息(如数据趋势图、故障概率分析)做出最终判断。同时, 通过定期开展AI决策与人工经验的对比验证, 逐步提升运维人员对AI系统的信任度, 实现人机协同高效运维。

3.4 安全与伦理挑战

(1) 问题: AI系统若遭受网络攻击, 可能导致运维

数据被篡改、AI决策被干扰, 进而引发设备运维失控风险。例如, 攻击者篡改设备运行数据, 可能使AI模型误判设备状态, 错过真实故障预警; 或干扰AI调度系统, 导致维修资源分配混乱, 影响设备故障修复效率, 严重时甚至可能引发地铁运营安全事故, 同时数据泄露也可能涉及用户隐私与运营机密, 引发伦理问题。(2) 对策: 构建区块链存证的运维数据安全体系, 利用区块链去中心化、不可篡改的特性, 对设备运维数据的采集、传输、存储全过程进行存证, 确保数据真实性与完整性, 防止数据被篡改; 同时, 采用加密技术对敏感数据进行保护, 限制AI系统访问权限, 建立多层次安全防护机制, 抵御网络攻击; 此外, 制定AI系统安全运维规范与伦理准则, 明确数据使用边界, 平衡技术应用与安全伦理需求, 保障AI系统稳定可靠运行。

结束语

综上所述, 人工智能技术在地铁设备运维领域已展现出巨大的应用潜力与价值, 从故障精准预测到智能高效巡检, 从资源科学调度到风险主动管控, 全方位提升了地铁设备运维的效能与质量。然而, 其在数据融合、算法适应及人机信任等方面仍面临挑战。未来, 需持续攻克技术难题, 完善应用体系, 推动人工智能与地铁设备运维深度融合, 为城市轨道交通的安全、稳定、高效运行提供更坚实有力的技术支撑。

参考文献

- [1]陈倩慈.广州地铁集团数字化转型探索与思考[J].城市轨道交通,2023,(04):51-53.
- [2]史永飞.厦门轨道交通建设数字化转型实践与思考[J].都市轨道交通,2023,(03):35-36.
- [3]张黎璋.东莞地铁设备智能运维系统分析[J].城市轨道交通研究,2022,(09):160-161.
- [4]宋冠蕾.轨道交通中人工智能技术应用研究[J].中国设备工程,2020,(10):98-99.