

文章编号: 1005-0523(2026)02-0016-12



AI赋能轨道交通: 技术融合、应用实践 与未来趋势

陈德旺¹, 陈鹏桥¹, 熊刚^{1,2}, 赵军辉³, 王义惠⁴, 周强⁵

(1. 福建理工大学交通运输学院, 福建 福州 350118; 2. 中国科学院自动化研究所多模态人工智能系统全国重点实验室, 北京 100190; 3. 北京交通大学电子信息工程学院, 北京 100044; 4. 北京交通大学自动化与智能学院, 北京 100044; 5. 福州地铁集团有限公司运营事业部, 福建 福州 350009)

摘要: 随着城市化进程的加快和轨道交通网络的持续扩展, 轨道交通系统在运营调度、设施维护和列车控制等方面亟需更高效、更精细和更智能的解决方案。人工智能(AI)凭借其在数据感知、模式识别和智能决策方面的优势, 正在深刻重塑轨道交通的技术体系与管理模式。文章以AI赋能轨道交通为核心视角, 围绕运营优化、设备维护和智能驾驶三个关键环节, 系统梳理了当前研究进展与工程实践。从现有方法在数据维度高、模型可解释性不足及系统融合度有限等方面的主要挑战出发, 文章进一步探讨了深度学习、图神经网络、协同多智能体强化学习、自监督学习与数字孪生等AI技术的应对路径。最后, 本文展望了未来轨道交通在算力支持、标准体系构建与人机协同智能体发展等方向的趋势, 为AI与轨道交通的深度融合提供理论参考与实践启示。

关键词: 人工智能; 轨道交通; 智能交通; 数字孪生; 平行智能; 联邦学习

中图分类号: TP399

文献标志码: A

本文引用格式: 陈德旺, 陈鹏桥, 熊刚, 等. AI赋能轨道交通: 技术融合、应用实践与未来趋势[J]. 华东交通大学学报, 2026, 43(2): 16-27.

AI Empowering Rail Transit: Technology Integration, Application Practice and Future Trends

Chen Dewang¹, Chen Pengqiao¹, Xiong Gang^{1,2}, Zhao Junhui³, Wang Yihui⁴, Zhou Qiang⁵

(1. School of Transportation, Fujian University of Technology, Fuzhou 350118, China; 2. The State Key Laboratory of Multimodal Artificial Intelligence Systems, Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China; 3. School of Electronic and Information Engineering, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China; 4. School of Automation and Intelligence, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China; 5. Operations Division, Fuzhou Metro Group Co., Ltd., Fuzhou 350009, China)

Abstract: With the acceleration of urbanization and the continuous expansion of rail transit networks, rail transit systems face the demand for more efficient, refined, and intelligent solutions in operation scheduling, facility maintenance, and train control. Artificial intelligence (AI), with its advantages in data perception, pattern recognition, and intelligent decision-making, is profoundly reshaping the technical system and management mode of rail

收稿日期: 2025-03-05

基金项目: 国家自然科学基金项目(62461160259); 福建省闽江学者讲座教授人才计划(GY-Z24014); 福建省第三批创新之星人才计划(003002); 四川省科技厅重点研发计划项目(24SYSX0142); 工业控制技术全国重点实验室(浙江大学)基金项目(ICT2024B10)

transit. From the core perspective of AI-empowering rail transit, this paper systematically reviews the current research progress and engineering practices around the three key links of operation optimization, equipment maintenance, and intelligent driving, and summarizes the main challenges of existing methods in terms of high-dimensional data, insufficient model interpretability, and limited system integration. Furthermore, the coping paths of AI technologies such as deep learning, graph neural networks, collaborative multi-agent reinforcement learning, self-supervised learning, and digital twins are discussed. Finally, the trends of future rail transit in the directions of computing power support, standard system construction, and human-machine collaborative agent development are prospected, aiming to provide theoretical reference and practical enlightenment for the deep integration of AI and rail transit.

Key words: artificial intelligence; rail transit; intelligent transportation; digital twin; parallel intelligence; federated learning

Citation format: CHEN D W, CHEN P Q, XIONG G, et al. AI empowering rail transit: technology integration, application practice and future trends[J]. Journal of East China Jiaotong University, 2026, 43(2): 16–27.

轨道交通作为现代交通体系的重要组成部分,凭借大运量、高效率与低能耗的优势,已成为缓解城市交通拥堵、促进区域经济发展的关键支撑力量^[1]。近年来,我国不断加大轨道交通基础设施建设力度,并积极推动其智能化转型。在《新一代人工智能发展规划》的战略引领下,人工智能(artificial intelligence, AI)正加速与轨道交通的深度融合,推动行业迈入智能化和高质量发展的新阶段。本文系统梳理轨道交通领域的核心挑战与AI技术的应用实践,旨在为国家AI战略在轨道交通领域的落地提供理论支撑与实践启示。

从纵向发展看, AI大模型参数规模已达万亿级,但轨道交通更强调可部署性与实时性,因此轻量化成为重要发展方向。已有研究通过知识蒸馏与改进YOLO(一种目标检测算法)等方法,在轨道异物、缺陷检测中兼顾了效率与精度^[2-4]。从横向维度看, AI与5G、物联网、边缘计算等前沿技术的融合正加速轨道交通智能化升级,如基于数字孪生的车站设施优化方案^[5]及卷积时序块(convolutional temporal block, ConvTB)模型在短期客流预测中的应用进展^[6]。然而, AI技术在轨道交通中的应用仍面临两方面挑战:一是算法可解释性不足,智能决策难以直接获得运营人员信任^[7];二是跨系统协同机制不完善,智能驾驶、信号控制与能耗管理等仍存在信息孤岛^[8]。未来研究应在模型轻量化的同时,加强系统融合与决策透明度,以推动轨道交通智能应用的规模化落地。

本文系统梳理了AI技术在轨道交通关键环节中的典型应用场景,包括客流预测、智能票务、智能监控、故障预测、智能维护与智能驾驶等方面。在此基础上,本文从传统技术对比和关键参数优化的视角出发,深入探讨了AI技术在轨道交通中的融合路径与发展潜力,凸显其在效率提升、安全保障与服务优化方面的独特优势。同时,本文对现有研究的不足进行了总结与归纳,并提出了未来可能的研究方向与改进思路,旨在为轨道交通智能化转型提供新的理论支撑与实践参考。

1 AI技术在轨道交通系统运营中的应用

1.1 客流预测与智能调度

在轨道交通系统中,客流预测与智能调度是实现高效、安全运营的核心。精确预测未来客流可指导班次安排、运力调配与资源优化,提升系统韧性和服务质量,并在突发客流或线路中断时支撑应急调度,保障安全与准点。

然而,现有方法仍存在不足(表1)。多源非线性扰动普遍存在,传统模型如差分自回归滑动平均与指数平滑因依赖单变量建模,难以刻画复杂扰动,导致在模式突变场景下预测精度与泛化性能下降^[9]。同时,实时数据采集维度有限,削弱了系统的快速响应能力^[10],进而使调度缺乏全局优化^[11]。此外,数据利用过程中还面临隐私保护与安全共享问题^[12]。值得注意的是, AI技术的发展正在为解决上述痛点提供新思路。

表1 AI赋能轨道交通路径映射表

Tab.1 AI-empowering rail transit route mapping table

| 痛点问题 | AI解决方案 | 改善效果 |
|------------|--------------------|------------------|
| 难以处理非线性扰动 | 深度时序模型多模态学习 | 提升预测鲁棒性与动态适应能力 |
| 实时数据不足 | 图神经网络(GNN)多源异构数据融合 | 打破数据孤岛,增强上下文感知能力 |
| 车辆调度缺乏全局优化 | GNN组合优化与AI预测协同 | 优化列车运行图,减少运力浪费 |
| 数据隐私问题 | 联邦学习参数高效微调技术 | 支持模型轻量化部署 |

客流预测常受天气、节假日等非线性因素干扰。黄海超等^[13]结合灰色关联度与双向长短期记忆网络,引入外部因素提升了预测性能,但对天气等因素作用机制的研究仍显不足。赵荷花等^[14]融合趋势分解、图卷积与门控循环单元,在高峰与全日预测中优于基准模型,但未考虑突发事件的影响。

实时数据不足也会制约预测精度。Zhu等^[15]基于多模态感知与多智能体强化学习(multi-agent reinforcement learning, MARL),通过整合列车状态与站台容量,实现了发车组织与限流策略的优化,但模型泛化性有限。刘超等^[16]提出的数据共享平台,部分缓解了数据实时性问题。

为突破局部最优,Shang等^[17]基于MARL优化列车运行时间与停站时长,在40个智能体的规模下资源效率提升30%以上,但缺乏动态环境与通信延迟分析。Liu等^[18]采用图结构建模,实现了毫秒级响应,但该方法难以推广至大规模场景。

在隐私保护方面,Dai等^[19]提出了联邦学习框架,结合卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)与双向门控循环单元,通过低秩自适应(low-rank adaptation, LoRA)与适配器(Adapter)实现了模型轻量适配,但隐私保护与数据共享间的矛盾仍然存在。

尽管当前研究在预测精度及全局优化方法方面取得了显著进展,但客流预测与运营调度的联动机制仍然薄弱,尤其在复杂扰动下的实时自适应调度能力亟需突破。

1.2 智能票务系统与个性化服务

在以乘客体验为核心的轨道交通系统中,票务与服务正由“功能型”向“智能型”转变。动态定价、分时购票与智能引导可实现客流调控与均衡分流;基于乘客画像与行为建模的个性化服务可提升乘客满意度与用户黏性,并成为交通数字化转型的重要组成部分。同时,票务与服务平台正逐步融合支付、安检和出行信息,形成一体化运营生态,推动出

行体验升级。

然而,现有票务系统与个性化服务体系仍存在瓶颈(见图1):① 票价策略固定、规则僵化,缺乏动态调整能力,限制了运力资源的弹性配置^[20];② 购票过程依赖规则匹配与关键词检索,智能化不足,用户体验受限^[21];③ 个性化服务受制于多平台数据分散,存在隐私泄露、数据孤岛与冷启动问题,难以实现精准推荐^[22];④ 系统普遍采用集中式建模,缺乏站点协同与边缘部署的适应性^[23]。

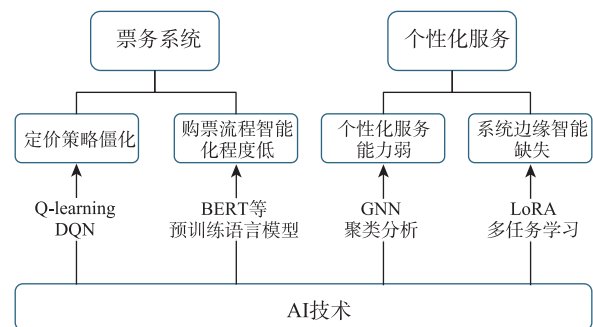


图1 票务系统与个性化服务痛点问题的AI解决方案
Fig. 1 AI solutions for pain points in ticketing systems and personalized services

AI技术为智能票务与个性化服务提供了自适应解决方案。Niknami等^[24]基于深度Q网络(deep Q-network, DQN)将动态定价建模为马尔可夫决策过程,优化了不同车厢的票价与销售策略,余票率趋近于零,但未考虑动态消费者行为。姚恩建等^[25]利用巢式Logit模型构建通勤票价折扣机制,通过交叉弹性分析求得票价优惠与分担率的最优关系。

在自动售检票(automatic fare collection, AFC)系统运维方面,陆源清等^[26]以无锡地铁为例,利用多线程技术与简单网络管理协议(simple network management protocol, SNMP)构建了智能运维系统,实现了客流与故障的可视化以及派单预警。苏州轨道交通公司引入语音识别、数字人民币支付与智能客服,实现了购票流程简化与线上线下一体

化,显著提升了效率并降低了成本^[27]。

个性化服务依赖乘客特征分析。Hu等^[28]融合多源数据构建个体知识图谱,并利用反向传播神经网络(back propagation neural network, BPNN)提取7项行为特征,显著提升了特征不明显通勤者的识别率。闫业凡等^[29]通过构建乘客画像生成个性化标签,并结合出行诱导与增值服务模块,提升了服务的精准性与多样性,但对实时需求的响应能力不足。Huang等^[30]提出了MTLMetro模型,结合多任务学习(multi-task learning, MTL)与GNN进行起讫点(origin-destination, OD)客流预测与数据补全,引入动态权重提升了弱监督任务的稳定性,在实验中增强了客流表征的实时性与完整性。

针对边缘智能缺失问题,梁雅楠等^[31]构建了基于5G与Kubernetes的“云-边”协同控制系统,通过线性二次高斯(linear quadratic Gaussian, LQG)算法卸载车载计算任务,降低了通信延迟并提高了可靠性。蔡宇晶等^[32]提出了车站边缘智能架构,实现了多协议适配与分布式协作,提升了应急响应速度。但现有研究仍缺乏多线路、多制式场景下的泛化验证,且边缘节点协同与资源调度策略有待优化。

当前,智能票务系统与个性化服务的研究主要集中于乘客行为建模、需求预测、路径推荐等方向,侧重于提升服务的精准性与系统效率。然而,现有研究普遍依赖结构化或单一数据源,在个体偏好建模、实时动态响应能力及跨系统协同服务方面仍显不足。未来应加强多源异构数据融合与高频动态

场景下的个性化建模研究,进一步推动票务系统从“精准售票”向“主动服务”转变。

1.3 智能监控与应急管理

在现代轨道交通系统中,智能监控与应急管理是保障运营安全与应对突发事件的关键。监控系统不仅承担车站、列车和轨道的实时监控,还通过数据采集与异常检测为应急响应提供支撑。

然而,现有体系仍存在突出问题(图2):① 数据处理依赖中心化架构与人工分析,面对海量视频和传感信息易出现漏报、误报和延迟^[33];② 图像识别在遮挡、低光照或高速运动场景下效果不足^[34];③ 事件响应多依赖规则与经验,缺乏智能调度以应对复杂的协同任务^[35];④ 安防、客流控制、调度等子系统间存在数据孤岛,应急联动效率低下^[36];⑤ 在隐私保护与多站点边缘部署需求下,传统模型难以迁移和适配^[37]。

AI正在为智能监控与应急管理注入主动感知与实时决策能力。Rezacc等^[38]将轻量化卷积网络与帧级异常检测结合,实现了低延迟的人群行为识别。张金雷等^[39]提出了Fire-Detect火灾检测模型,通过CNN与注意力机制实现了高精度火灾识别与定位,但在极端场景下的适应性不足。为应对视频遮挡,Gao等^[40]在OccluTrack模型中引入空间注意力与遮挡感知编码器,提升了目标重识别的准确率与一致性。武晓春等^[41]利用算术优化算法-弹性神经网络(arithmetic optimization algorithm-elastic net network, AOA-ENN)与北斗卫星导航系统/惯性导航系

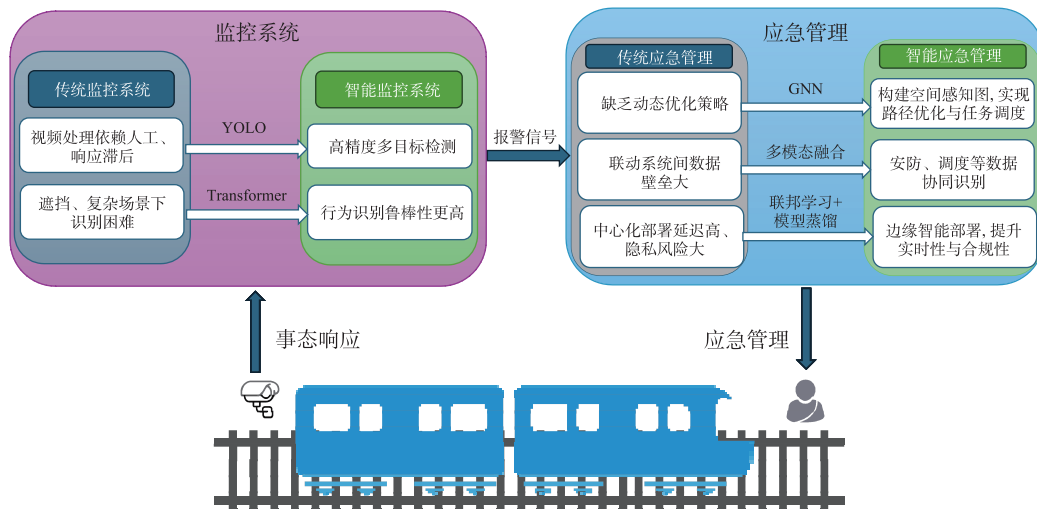


图2 AI赋能监控系统与应急管理的智能化

Fig. 2 AI-empowering intelligent surveillance and emergency management

统(BDS/SINS)组合定位,在隧道等复杂环境下显著提升了列车定位性能,但仍依赖于场景识别精度。

在应急响应方面,Xu等^[42]通过图建模与改进算法优化了地铁接驳网络的响应时间与调度代价。Wang等^[43]提出了基于区块链智能合约的多智能体应急模型,以实现跨部门资源分配与协作的去中心化执行。Jiang等^[44]结合多模态感知与大语言模型,提升了复杂事件的识别与语义摘要生成能力。青岛地铁6号线构建的一体化管控平台利用GNN进行事件关联分析,改善了系统协同与响应效率,但在跨线路扩展性与实时一致性方面仍需验证^[45]。

在边缘部署方面,Zhang等^[46]结合众包感知与差分隐私技术,构建了分布式数据采集体系。Huang等^[30]提出的边缘智能模型MTLMetro利用GNN与多任务学习实现本地化客流预测,兼顾了高精度与低延迟,降低了中心化部署带来的隐私风险。

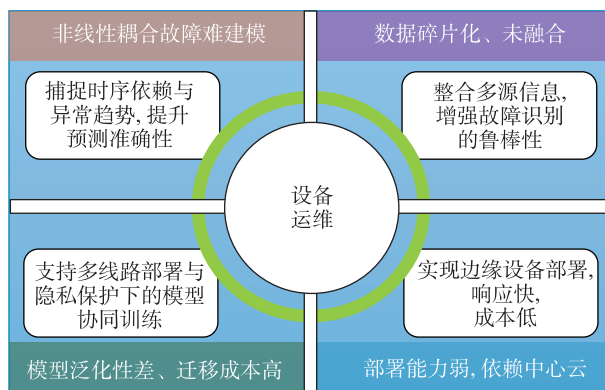
目前研究主要集中在行为识别精度与应急调度优化两方面:前者通过YOLO、Transformer等模型提升遮挡与异常场景下的识别性能,后者利用GNN与MARL实现资源协同与路径优化。然而,跨模态感知融合与边缘部署仍是薄弱环节:多源数据(图像、语音、文本)的统一建模机制不足,中心化计算模式亦难以适配轨道交通中的资源受限环境。未来亟需发展跨模态理解与分布式协同智能,以增强复杂场景下的全局感知、实时响应与落地能力。

2 AI技术在轨道交通系统维护中的应用

2.1 故障预测与智能维护

在轨道交通系统中,设备种类繁多、运行强度高,保障持续稳定运行是维护工作的核心。故障预测与智能维护通过对设备状态数据进行建模,实现从“被动检修”向“主动维护”的转变,是提升系统可靠性和可用性的关键。传统的周期性检修难以应对高密度线路和复杂设备的需求。

然而,现有体系仍存在瓶颈(图3):①多依赖专家经验或固定阈值,难以建模非线性耦合故障,易出现预警盲区或误报^[47];②数据利用率低,传感器信息碎片化且存在孤岛效应,阻碍全生命周期建模^[48];③故障可解释性不足,仅输出故障或剩余寿命,限制了运维决策干预^[49];④预测模型泛化能力弱,跨设备或线路迁移困难^[50]。



AI技术提供了多维突破。Zang等^[51]将Paris裂纹扩展公式与前馈神经网络(feedforward neural network, FNN)相结合,通过权重融合与粒子滤波,实现了电缆剩余寿命预测,精度可达96%。王东^[52]利用改进的反向传播(back propagation, BP)神经网络与特征匹配方法实现了不间断电源设备故障的实时判别,但大规模应用的计算成本仍需优化。为提高数据融合度,Yuan等^[53]提出的铁路扣件检测方法结合点云与注意力机制,提升了复杂环境下的检测鲁棒性。洪海珠^[54]构建了多专业设备健康管理平台,整合运维数据并设计了健康度评价与预测模型,实现了跨专业状态的综合感知与主动维修决策。

针对模型泛化能力差和迁移成本高的问题,Choudhary等^[55]结合红外热成像与迁移学习,在不同设备和工况下实现了最高97.5%的检测精度,并将训练时间缩短了50%,适合边缘部署,但仍受热像图质量影响,复合故障识别能力有限。魏庆等^[56]利用格拉姆矩阵与卷积神经网络(CNN)进行劣化状态分类,通过融合多工况试验数据中不同磨损踏面的动力学响应,提高了模型对速度、方向及环境的适应性,但在数据稀缺和极端工况下的识别能力仍有限。

针对部署受限问题,Wang等^[3]提出了基于知识蒸馏的轻量化多模态框架PENet-KD,减少了60%的模型参数,同时保持了铁路缺陷检测精度,但在光照极差或背景相似的情况下仍存在漏检,且对深度图敏感并依赖高性能GPU。

总体来看,轨道交通故障预测与智能维护研究主要集中在诊断精度提升和维护策略优化方面。

深度学习与迁移学习提高了复杂故障的识别精度,知识蒸馏和轻量化模型提升了计算效率、增强了部署适应性。但仍面临泛化能力不足、跨工况迁移困难及数据融合依赖中心计算等问题。未来应加强跨设备、多模态融合研究,优化模型的可迁移性与实时响应能力,以提升智能维护水平和运营效率。

2.2 数字孪生与平行智能

在轨道交通智能化背景下,数字孪生与平行智能成为实现系统级感知、预测与演化的关键技术。数字孪生不仅用于单设备状态监控,还可扩展至车

站、线路乃至网络级建模,支持多层级维护计划、应急调度与故障推演。

然而,其应用仍面临挑战(表2):①系统复杂、多源异构,孪生建模多停留在几何和参数映射层面,难以刻画高频动态行为及系统交互^[57];②孪生体与物理体同步精度低,感知延迟、噪声与通信不稳定导致虚实偏差,影响预测与控制的可靠性^[58];③模型复用性差,跨系统迁移困难,开发成本高,扩展性差^[59];④对低概率、极端或突发场景的演化建模不足,难以支撑应急推演和韧性验证^[60]。

表2 数字孪生与平行智能发展瓶颈及 AI 赋能路径

Tab.2 Digital twin & parallel intelligence: bottlenecks and AI solutions

| 痛点问题 | AI技术路径 | 技术响应方式与效果 |
|---------------|--------------------|-----------------|
| 孪生建模结构单一、动态性差 | GNN、Transformer | 支持复杂时序行为建模 |
| 缺乏反馈与智能干预机制 | DRL、多智能体系统 | 实现决策优化与自主干预 |
| 系统复用性与通用性差 | 支持向量机、迁移学习 | 降低建模成本,提升模型泛化能力 |
| 缺乏低概率演化能力 | Diffusion/GAN 模拟环境 | 支持罕见场景构造与应急响应测试 |

为应对数字孪生与平行智能在轨道交通领域面临的挑战,AI技术正成为核心驱动力。Xiao等^[61]将数字孪生与图卷积记忆网络相结合,提升了列车轴承故障建模的精度与适应性,实现了全生命周期监测;侯安琪等^[62]提出了基于五维模型理论的动车组数字孪生架构,通过物理实体、虚拟模型、孪生数据、连接交互和孪生服务五个维度构建三层平台,实现了多维动态映射,提升了模型的完整性与响应能力,但其实时数据融合与多源一致性仍需优化。

针对智能干预能力不足的问题,罗丹等^[63]分析了数字孪生在交通基础设施智能建造中的应用价值与典型案例,探讨了实施过程中的挑战;严晗等^[64]通过实时感知与仿真推演优化风险预测与防控,但其智能决策与自动干预能力仍显不足。

为提升复用性与通用性,Wysocki等^[65]提出了低成本传感器与多任务建模框架,实现了季节适应性、故障早期预警及跨列车快速部署,降低了建模成本并增强了泛化能力。针对低概率事件,Sarp等^[66]利用生成对抗网络(GAN)扩展罕见故障数据,并结合多智能体强化学习(MARL)仿真突发情境,提升了故障覆盖率与应急响应速度;辛佐先等^[67]构建了数据驱动与机理模型相结合的模式库,实现了预警、寿命预测和智能运维,但对极端工况的模拟能力仍有限。

总体来看,数字孪生与平行智能在轨道交通中已显著提升系统的感知、预测与演化能力,但仍面临模型构建困难、虚实同步精度低、跨场景适应性差等问题。未来研究应聚焦于低概率事件演化、多源数据融合、高频动态行为建模以及智能演化与反馈机制优化,以进一步提升自主运维、故障预测与应急响应能力。

3 AI技术在轨道交通智能驾驶中的应用

随着轨道交通向高效、安全和自主化发展,智能驾驶逐渐成为列车运行控制的核心。与传统“自动驾驶”不同,轨道交通智能驾驶强调环境感知、状态评估、路径规划与动态控制的深度融合。在封闭轨道系统中,系统需自主优化车速、列车间隔、制动曲线和信号状态等变量。尽管多数城市轨道交通已具备列车自动运行(ATO)功能,但其自动化等级多停留在GoA2至GoA3级,向GoA4级(无人值守列车自动运行)的升级成为关键目标。

然而,智能驾驶仍面临多项挑战:①环境感知能力不足,受限于传感器类型与部署环境,对信号识别、障碍物检测及特殊天气条件的处理能力有限^[68];②驾驶策略依赖规则库或人工预设模型,缺乏自适应能力,难以应对突发情况^[69];③多目标协同控制能力不足^[70];④列车控制精度与能耗优化仍显不

足,传统算法以安全为底线,往往牺牲了运行效率与乘员舒适度^[71];⑤系统间耦合复杂,驾驶系统与信号、调度及能源系统协同不足,整体效率和鲁棒性受限^[72]。

AI技术为轨道交通智能驾驶提供了关键支撑,尤其在复杂环境感知、列车控制与多车协同等方面。在感知层,Lian等^[73]提出了RAE3D端到端三维检测架构,通过多尺度体素特征聚合与鸟瞰图多级辅助模块,在隧道和雨雾环境下提升了检测精度,但对极端场景与微小目标的检测仍需优化。在高速通信与协作方面,Xu等^[74]采用多智能体深度强化学习实现了自适应功率分配,在360 km/h速度下性能优于分布式规划与DQN方法,但其训练开销大、协作稳定性及能耗优化仍不足。

在多列车及系统协同方面,Bai等^[75]提出了事件触发协同控制方法以降低通信开销,乔志远^[76]优化了多系统防滑策略以提升极端天气下的安全性,但多车实时协同及全局优化能力仍显不足。

在列车控制优化方面,刘继成等^[77]基于改进的深度强化学习提升了控制稳定性与能效,但缺乏多模态感知融合;詹延军等^[78]通过联邦学习优化了分布式驾驶策略,提高了预测精度与灵活性,但对极端场景的泛化能力有限。

在速度控制与运行曲线预测方面,Liu等^[79]结合机理模型与长短期记忆网络(LSTM)优化了列车速度控制,提高了里程预测精度;付雅婷等^[80]采用多目标优化生成了精细化速度曲线,改善了节能性与舒适性,但对实时环境变化的自适应能力有限。在极端场景响应方面,Zhao等^[81]提出了一种轻量化少样本多尺度检测模型,增强了低光照及微小障碍物的识别性能,但缺少高速场景验证;王凯等^[82]基于全局优化规划了实时速度曲线,提升了舒适性与节能性,但对非限速突发事件的响应能力仍不足。

总体来看,轨道交通智能驾驶在极端场景感知、小目标识别、动态决策适应性及多智能体协同方面仍存在局限。多数研究仍局限于仿真或特定场景,缺乏在真实运营环境中的泛化性和鲁棒性验证。

4 结束语

本文系统总结了AI在轨道交通领域的应用现

状,涵盖运营优化、设备智能维护及智能驾驶控制三个方面,分析了客流预测、调度优化、故障诊断、数字孪生及智能驾驶等关键环节的研究进展,并指出现存局限,得出以下结论。

1) 在运营层面,GNN、深度强化学习和多模态融合技术显著提升了客流预测、调度与异常识别的性能,智能票务和个性化服务改善了乘客体验。但存在数据建模不足、跨系统协同和实时响应能力有限的问题。未来应探索数据驱动与物理约束相结合的方法,构建跨系统协同调度与服务机制。

2) 在维护层面,深度学习、迁移学习和轻量化建模增强了故障识别与边缘部署能力,数字孪生与平行智能拓展了系统感知与演化路径。但存在跨设备泛化能力弱、虚实同步精度低和低概率事件建模不足的问题。未来需强化多源数据融合和高频动态行为建模,推动从被动检修向主动预测和自主运维转型。

3) 在智能驾驶层面,感知、决策与控制方法取得了初步突破,但在真实运营中,极端场景感知、决策适应性和多车协同仍是瓶颈。未来应加强算法的鲁棒性验证,发展具备迁移学习与低概率事件演化能力的自主决策系统,并提升多系统协同水平,实现安全高效的运行模式。

参考文献:

- [1] 徐玉萍,王宗宇,董晓梅. 长江经济带城市经济与高铁网络协同发展研究[J]. 华东交通大学学报, 2024, 41(6): 50-57.
XU Y P, WANG Z Y, DONG X M. Study on the synergistic development of urban economy and high-speed railway network in the Yangtze River economic belt[J]. Journal of East China Jiaotong University, 2024, 41(6): 50-57.
- [2] MENG S M, CHEN W X, JIANG Y L. A novel strategy of two-stage cascaded CNN and overhaul knowledge distillation for fast railway foreign objects intrusion detection[J]. IEEE Access, 2024, 12: 127825-127835.
- [3] WANG B Y, ZHOU W J, YAN W Q, et al. PENet-KD: progressive enhancement network via knowledge distillation for rail surface defect detection[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2023, 72: 5032811.
- [4] 李昂,孙士杰,张朝阳,等. 改进YOLOv5s的轨道障碍

- 物检测模型轻量化研究[J]. 计算机工程与应用, 2023, 59(4): 197-207.
- LI A, SUN S J, ZHANG Z Y, et al. Research on lightweight of improved YOLOv5s track obstacle detection model[J]. Computer Engineering and Applications, 2023, 59(4): 197-207.
- [5] 黄远远. 基于数字孪生的轨道交通车站公共区设施布置优化方案研究[J]. 铁路计算机应用, 2025, 34(8): 74-78.
- HUANG Y Y. Optimization scheme for layout of public area facilities in rail transit stations based on digital twins [J]. Railway Computer Application, 2025, 34(8): 74-78.
- [6] 朱永霞, 张佩云. 基于多维度组合深度学习的轨道交通短时进站客流预测研究[J]. 武汉理工大学学报, 2024, 46(10): 132-138.
- ZHU Y X, ZHANG P Y. Research on short-term inbound passenger flow forecasting of rail transit based on multi-dimensional combined depth learning[J]. Journal of Wuhan University of Technology, 2024, 46(10): 132-138.
- [7] 汪雨菲, 杨皓森, 喻冰洁, 等. 站域建成环境与地铁客流量的非线性关系和协同效应: 可解释机器学习分析[J]. 都市轨道交通, 2024, 37(2): 1-7.
- WANG Y F, YANG H S, YU B J, et al. Nonlinear and synergistic effects of station-area built environments on metro ridership: a shapley additive explanations(SHAP) analysis[J]. Urban Rapid Rail Transit, 2024, 37(2): 1-7.
- [8] 陈德旺, 王得山, 周强, 等. 下一代城市轨道交通信号系统发展趋势及展望[J]. 交通工程, 2025, 25(8): 58-63.
- CHEN D W, WANG D S, ZHOU Q, et al. Trends and prospects of the next-generation urban rail transit signal system[J]. Journal of Transportation Engineering, 2025, 25(8): 58-63.
- [9] XUE Q C, ZHANG W, DING M L, et al. Passenger flow forecasting approaches for urban rail transit: a survey[J]. International Journal of General Systems, 2023, 52(8): 919-947.
- [10] LI F L, XU J J. Revolutionizing AI-enabled information systems using integrated big data analytics and multi-modal data fusion[J]. IEEE Access, 2025, 13: 212316-212340.
- [11] DAI X W, ZHAO H, YU S P, et al. Dynamic scheduling, operation control and their integration in high-speed railways: a review of recent research[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2022, 23(9): 13994-14010.
- [12] 汤宇为. 基于零信任安全模型的轨道交通数据隐私保护[J]. 电子设计工程, 2024, 32(1): 187-190.
- TANG Y W. Privacy protection of rail transit data based on zero-trust security model[J]. Electronic Design Engineering, 2024, 32(1): 187-190.
- [13] 黄海超, 陈景雅, 王爽, 等. 多因素轨道交通客流量预测模型研究[J]. 华东交通大学学报, 2021, 38(3): 61-66.
- HUANG H C, CHEN J Y, WANG S, et al. Multi-factor rail transit passenger flow prediction model[J]. Journal of East China Jiaotong University, 2021, 38(3): 61-66.
- [14] 赵荷花, 孙希忠, 杨春霞, 等. 基于多序列时空特征融合网络的轨道交通高峰客流预测研究[J]. 铁道运输与经济, 2025, 47(9): 115-126.
- ZHAO H H, SUN X Z, YANG C X, et al. Prediction of rail transit peak passenger flow based on multi-sequence spatiotemporal feature fusion network[J]. Railway Transport and Economy, 2025, 47(9): 115-126.
- [15] ZHU G Y, MU L, SUN R R, et al. Emergency control method of multi-modal passenger flow in urban rail transit[J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2025, 22: 4622-4632.
- [16] 刘超, 李申, 苏成, 等. 面向轨道交通管理系统的实时数据共享平台技术[J]. 城市轨道交通研究, 2025, 28(3): 303-308.
- LIU C, LI S, SU C, et al. Real-time data sharing platform technology for rail transit management systems[J]. Urban Mass Transit, 2025, 28(3): 303-308.
- [17] SHANG M Y, ZHOU Y H, MEI Y D, et al. Energy-saving train operation synergy based on multi-agent deep reinforcement learning on spark cloud[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2023, 72(1): 214-226.
- [18] LIU Z Y, WANG Y, LIANG X X, et al. A graph neural networks-based deep Q-learning approach for job shop scheduling problems in traffic management[J]. Information Sciences, 2022, 607: 1211-1223.
- [19] DAI G W, TANG J J, ZENG J, et al. Short-term passenger flow prediction based on federated learning on the urban metro system[J]. Journal of Advanced Transportation, 2025, 2025: 8834513.
- [20] YAO X M, CHEN L S, ZHAO P, et al. Exploring travelers' responses to a prepeak discount fare policy and opti-

- mizing the pricing strategy to ease peak congestion: the case of Beijing subway[J]. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 2025, 191: 104335.
- [21] ZHOU Y W, WANG H Z, CHEN S Y, et al. Investigating holiday subway travel flows with spatial correlations using mobile payment data: a case study of Hangzhou[J]. *Sustainability*, 2025, 17(13): 5873.
- [22] LU Q C, ZUO X Y, CHEN C, et al. The heterogeneity of travel mode choice behavior under unplanned metro service disruptions[J]. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 2025, 142: 104683.
- [23] YAN Z Q, ZHANG W F, WANG X M, et al. Multidimensional data integrity checking scheme for IoT-edge computing- assisted intelligent railway systems[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2025, 74(5): 7263-7277.
- [24] NIKNAMI O, NOUGHABI E A. Dynamic pricing of customer classes in rail transportation systems using deep Q network algorithm[J]. *Industrial Management Journal*, 2024, 16(4): 597-630.
- [25] 姚恩建, 季钰岷. 基于出行行为分析的地铁通勤票价折扣研究[J]. *北京交通大学学报*, 2023, 47(6): 82-88.
YAO E J, JI Y M. Fare discount study for urban rail transit commuting based on travel behavior analysis[J]. *Journal of Beijing Jiaotong University*, 2023, 47(6): 82-88.
- [26] 陆源清, 郭敏龙, 董小锋. 城市轨道交通 AFC 智能运维系统建设探究[J]. *城市轨道交通研究*, 2024, 27(增刊 2): 142-146.
LU Y Q, GUO M L, DONG X F. Exploration of urban rail transit AFC intelligent operation and maintenance system construction[J]. *Urban Mass Transit*, 2024, 27(S2): 142-146.
- [27] 梁君, 付保明, 张宁, 等. 苏州轨道交通 AFC 系统智能化实践发展[J]. *铁路计算机应用*, 2022, 31(3): 79-84.
LIANG J, FU B M, ZHANG N, et al. Intelligent practice of Suzhou rail transit AFC system[J]. *Railway Computer Application*, 2022, 31(3): 79-84.
- [28] HU S, WENG J C, LIANG Q, et al. Individual travel knowledge graph-based public transport commuter identification: a mixed data learning approach[J]. *Journal of Advanced Transportation*, 2022, 2022: 2012579.
- [29] 闫业凡, 李海鹰, 许心越, 等. 城市轨道交通乘客智慧出行信息服务平台构建研究[J]. *铁道运输与经济*, 2023, 45(1): 115-122.
- YAN Y F, LI H Y, XU X Y, et al. Research on construction of passenger smart travel information service platform of urban rail transit[J]. *Railway Transport and Economy*, 2023, 45(1): 115-122.
- [30] HUANG H, MAO J N, LIU R H, et al. MTLMetro: a deep multi-task learning model for metro passenger demands prediction[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2024, 25(9): 11805-11820.
- [31] 梁雅楠, 刘昌瑞, 石雪涛. 面向列车自主运行的边缘智能系统[J]. *太赫兹科学与电子信息学报*, 2024, 22(8): 893-900.
LIANG Y N, LIU C R, SHI X T. Edge Intelligent system for autonomous train operation[J]. *Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology*, 2024, 22(8): 893-900.
- [32] 蔡宇晶, 李樊, 孟宇坤, 等. 基于边缘计算的城市轨道交通车站监测模式优化研究[J]. *铁道运输与经济*, 2023, 45(6): 118-124.
CAI Y J, LI F, MENG Y K, et al. Research on optimization of monitoring modes of urban rail transit stations based on edge computing[J]. *Railway Transport and Economy*, 2023, 45(6): 118-124.
- [33] QARAQE M, ELZEIN A, BASARAN E, et al. PublicVision: a secure smart surveillance system for crowd behavior recognition[J]. *IEEE Access*, 2024, 12: 26474-26491.
- [34] CAO Z W, QIN Y, JIA L M, et al. Railway intrusion detection based on machine vision: a survey, challenges, and perspectives[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2024, 25(7): 6427-6448.
- [35] IDOUDI H, LI W X, AMELI M, et al. Population evacuation in motion: harnessing disaster evolution for effective dynamic emergency response[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, 2025, 10(10): 4804-4816.
- [36] WANG Y, ZHAO O, ZHANG L M. Modeling urban rail transit system resilience under natural disasters: a two-layer network framework based on link flow[J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2024, 241: 109619.
- [37] WANG Y B, WANG Z S, LIU X. Key security measurement method of authentication based on mobile edge com-

- puting in urban rail transit communication network[J]. *Computer Communications*, 2024, 215: 140-149.
- [38] REZAEE K, REZAKHANI S M, KHOSRAVI M R, et al. A survey on deep learning-based real-time crowd anomaly detection for secure distributed video surveillance[J]. *Personal and Ubiquitous Computing*, 2024, 28(1): 135-151.
- [39] 张金雷, 杨健, 刘晓冰, 等. 基于计算机视觉的轨道交通站内火灾检测与定位[J]. *交通运输系统工程与信息*, 2024, 24(3): 53-63.
- ZHANG J L, YANG J, LIU X B, et al. Computer vision-based fire detection and localization inside urban rail transit stations[J]. *Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology*, 2024, 24(3): 53-63.
- [40] GAO J J, WANG Y, YAP K H, et al. OccluTrack: rethinking awareness of occlusion for enhancing multiple pedestrian tracking[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2025, 26(7): 9852-9866.
- [41] 武晓春, 杨伟康. 严重遮挡场景下 AOA-ENN 辅助列车定位的方法研究[J]. *铁道科学与工程学报*, 2024, 21(7): 2871-2883.
- WU X C, YANG W K. AOA-ENN assisted train positioning in severe occlusion scenarios[J]. *Journal of Railway Science and Engineering*, 2024, 21(7): 2871-2883.
- [42] XU D J, GENG H L, HUI C W, et al. Optimization study of dynamic emergency feeder bus paths with the sudden interruption of urban railway traffic[J]. *Transportation Research Interdisciplinary Perspectives*, 2025, 31: 101461.
- [43] WANG Y Q, CHEN H. Blockchain: a potential technology to improve the performance of collaborative emergency management with multi-agent participation[J]. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, 2022, 72: 102867.
- [44] JIANG J C, LI Y, NIE J, et al. Integrating large language models with cross-modal data fusion for advanced intelligent transportation systems in sustainable cities development[J]. *Applied Soft Computing*, 2025, 177: 113278.
- [45] 李芳娟, 张晓涛, 王义华, 等. 青岛地铁智慧城轨实践之 6 号线智慧车站建设方案[J]. *人民公交*, 2024(18): 78-80.
- LI F J, ZHANG X T, WANG Y H, et al. Construction scheme of smart station of line 6 in Qingdao metro smart city rail practice[J]. *People's Public Transportation*, 2024(18): 78-80.
- [46] ZHANG Y Y, YING Z B, ZHAO B W, et al. A privacy preserving data aggregation and query for metro passenger flow via mobile crowdsensing[J]. *Concurrency and Computation: Practice and Experience*, 2023, 35(20): e6965.
- [47] YANG Y, HE Q L, CAI C B, et al. A novel 3D train-bridge interaction model for monorail system considering nonlinear wheel-track slipping behavior[J]. *Nonlinear Dynamics*, 2024, 112(5): 3265-3301.
- [48] LI Y Y, WANG S J, XIE J S, et al. A lightweight dual-compression fault diagnosis framework for high-speed train bogie bearing[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2024, 73: 3530114.
- [49] YU Y X, LUO T, GUO L, et al. A dynamics simulation-assisted transfer learning method for track condition diagnosis in urban rail transits[J]. *Structural Health Monitoring*, 2025, 24(5): 3046-3063.
- [50] ZHU L, GONG T Y, WEI S Y, et al. Collaborative train and edge computing in edge intelligence based train autonomous operation control systems[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2024, 25(9): 11991-12004.
- [51] ZANG Y, SHANGGUAN W, CAI B G, et al. Hybrid remaining useful life prediction method. A case study on railway D-cables[J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2021, 213: 107746.
- [52] 王东. 基于改进 BP 神经网络的轨道交通不间断电源设备故障检测系统设计[J]. *计算机测量与控制*, 2025, 33(5): 37-44.
- WANG D. Design of fault detection system for UPS equipment in rail transit based on improved BP neural network[J]. *Computer Measurement & Control*, 2025, 33(5): 37-44.
- [53] YUAN X C, LEI Z M, ZHU H T, et al. A tightness detection method for railway fasteners based on RGB-P bimodal data[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2024, 73: 3515715.
- [54] 洪海珠. 城市轨道交通多专业融合主动维修决策关键技术研究[J]. *城市轨道交通研究*, 2023, 26(12): 262-265.
- HONG H Z. Key technologies for multi-disciplinary fused proactive maintenance decision-making in urban rail tran-

- sit[J]. *Urban Mass Transit*, 2023, 26(12): 262-265.
- [55] CHOUDHARY A, MIAN T, FATIMA S, et al. Passive thermography based bearing fault diagnosis using transfer learning with varying working conditions[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2023, 23(5): 4628-4637.
- [56] 魏庆, 王悦明, 邢璐璐, 等. 基于 GASF-CNN 的高速列车转向架关键部件劣化状态识别研究[J]. *中国铁路*, 2023(10): 23-31.
- WEI Q, WANG Y M, XING L L, et al. Research on deterioration status identification of key components of high-speed train bogie based on GASF-CNN[J]. *Chinese Railways*, 2023(10): 23-31.
- [57] AHMAD S, SPIRYAGIN M, WU Q, et al. Development of a Digital Twin for prediction of rail surface damage in heavy haul railway operations[J]. *Vehicle System Dynamics*, 2024, 62(1): 41-66.
- [58] DJORDJEVIĆ B, KRMAC E, LIN C Y, et al. An optimisation-based digital twin for automated operation of rail level crossings[J]. *Expert Systems with Applications*, 2024, 239: 122422.
- [59] LI D K, HOU Y R, DU S B, et al. Cascading failure and resilience of urban rail transit stations under flood conditions: a case study of Shanghai metro[J]. *Water*, 2024, 16(19): 2731.
- [60] XIAO M, CHEN L H, FENG H X, et al. Sustainable and robust route planning scheme for smart city public transport based on multi-objective optimization: digital twin model[J]. *Sustainable Energy Technologies and Assessments*, 2024, 65: 103787.
- [61] XIAO Y C, CUI L L, LIU D D, et al. Digital twin-driven graph convolutional memory network for defect evolution assessment of rolling bearings[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2024, 73: 3519210.
- [62] 侯安琪, 黄金, 陈波, 等. 动车组数字孪生五维模型及平台构建方法研究[J]. *铁道机车车辆*, 2025, 45(4): 57-63.
- HOU A Q, HUANG J, CHEN B, et al. Research on digital twin five-dimensional model and platform construction method of EMU[J]. *Railway Locomotive & Car*, 2025, 45(4): 57-63.
- [63] 罗丹, 黄晓琴, 冷费贤, 等. 数字孪生在交通基础设施智能建造中的应用与挑战[J]. *交通运输工程学报*, 2025, 25(3): 33-64.
- LUO D, HUANG X Q, LENG F X, et al. Applications and challenges of digital twin in intelligent construction of transportation infrastructure[J]. *Journal of Traffic and Transportation Engineering*, 2025, 25(3): 33-64.
- [64] 严晗, 程晓卿, 马小平, 等. 基于数字孪生的城市轨道交通主动安全保障系统架构与关键技术[J]. *铁道运输与经济*, 2025, 47(6): 170-179.
- YAN H, CHENG X Q, MA X P, et al. Architecture of digital twin-based active safety assurance system for urban rail transit and key technologies involved[J]. *Railway Transport and Economy*, 2025, 47(6): 170-179.
- [65] WYSOCKI O, KUZIEMSKI M, FREITAS A, et al. Toward low-cost digital twins for urban transportation systems[J]. *IEEE Access*, 2025, 13: 120277-120292.
- [66] SARP S, KUZLU M, JOVANOVIĆ V, et al. Digitalization of railway transportation through AI-powered services: digital twin trains[J]. *European Transport Research Review*, 2024, 16(1): 58.
- [67] 辛佐先, 裴芳琼, 王柳. 城市轨道交通数字孪生技术架构及其应用[J]. *城市轨道交通研究*, 2023, 26(8): 213-217.
- XIN Z X, PEI F Q, WANG L. Urban rail transit digital twin technology architecture and application[J]. *Urban Mass Transit*, 2023, 26(8): 213-217.
- [68] SONG Z Y, LIU L, JIA F Y, et al. Robustness-aware 3D object detection in autonomous driving: a review and outlook[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2024, 25(11): 15407-15436.
- [69] MAO Z Q, LIU Y, QU X B. Integrating big data analytics in autonomous driving: an unsupervised hierarchical reinforcement learning approach[J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2024, 162: 104606.
- [70] QIN G D, MENG X X, WEN T, et al. Virtual coupling trains based on multi-agent system under communication delay[J]. *Chinese Journal of Electronics*, 2024, 33(6): 1545-1554.
- [71] AHMAD E, HE Y J, LUO Z W, et al. A hybrid long short-term memory and Kalman filter model for train trajectory prediction[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2024, 25(7): 7125-7139.
- [72] BAŁDYGA M, BARAŃSKI K, BELTER J, et al. Anoma-

- ly detection in railway sensor data environments: state-of-the-art methods and empirical performance evaluation[J]. *Sensors*, 2024, 24(8): 2633.
- [73] LIAN L R, CAO Z W, QIN Y, et al. RAE3D: multiscale aggregation-enhanced 3D object detection for rail transit obstacle perception[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2025, 21(5): 4221-4232.
- [74] XU J P, AI B. Experience-driven power allocation using multi-agent deep reinforcement learning for millimeter-wave high-speed railway systems[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2022, 23(6): 5490-5500.
- [75] BAI W Q, ZHENG Y, DONG H R. Cooperative event-triggered self-stretched feedback control for multiple trains subject to safety constraints[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2025, 74(12): 18610-18619.
- [76] 乔志远. 城市轨道交通多系统协同的列车防滑控制策略优化[J]. *城市轨道交通研究*, 2024, 27(11): 62-65.
- QIAO Z Y. Optimization of train anti-slip control strategies for urban rail transit multi-system coordination[J]. *Urban Mass Transit*, 2024, 27(11): 62-65.
- [77] 刘继成, 苏璐. 复杂环境下基于DRL的列车驾驶自动控制方法研究[J]. *自动化与仪器仪表*, 2025(3): 85-89.
- LIU J C, SU L. DRL-based automatic control method for train driving in complex environments[J]. *Automation & Instrumentation*, 2025(3): 85-89.
- [78] 詹延军, 何人伟, 康茜, 等. 基于联邦学习的城市轨道交通列车智能控制方法研究[J]. *铁道通信信号*, 2023, 59(3): 61-66.
- ZHAN Y J, HE R W, KANG Q, et al. Intelligent control method of urban rail transit based on federal learning[J]. *Railway Signalling & Communication*, 2023, 59(3): 61-66.
- [79] LIU Q, XU K X, FU Y T, et al. Time-delay assisted mechanism and adaptive LSTM hybrid train braking model of heavy haul trains[J]. *Control Engineering Practice*, 2025, 163: 106392.
- [80] 付雅婷, 朱宏涛. 考虑轮轨黏着的高速列车多目标速度曲线优化[J]. *华东交通大学学报*, 2023, 40(5): 59-67.
- FU Y T, ZHU H T. Multi-objective speed curve optimization of high-speed train considering wheel rail adhesion[J]. *Journal of East China Jiaotong University*, 2023, 40(5): 59-67.
- [81] ZHAO Z Y, SUN Z F, KANG J H, et al. Few-shot multiscale railway obstacle detection via lightweight linear transformer and precise feature reweighting[J]. *Measurement*, 2025, 253: 117584.
- [82] 王凯, 宋立博, 华润恺, 等. 基于全局优化的列车自动驾驶实时规划算法[J]. *城市轨道交通研究*, 2024, 27(6): 44-48.
- WANG K, SONG L B, HUA R K, et al. Real time planning algorithm of automatic train driving based on global optimization[J]. *Urban Mass Transit*, 2024, 27(6): 44-48.



第一作者:陈德旺(1976—),男,教授,博士,俄罗斯自然科学院外籍院士,福建省“闽江学者”特聘教授,研究方向为人工智能算法、模糊系统、智能交通系统。E-mail:dwchen@fjut.edu.cn。



通信作者:熊刚(1969—),男,研究员,博士,研究方向为人工智能、复杂系统平行控制与管理、智能交通、智能制造。E-mail:gang.xiong@ia.ac.cn。

(责任编辑:姜红贵)