• 专题二：双清论坛“工程科学融合人工智能的关键前沿基础科学问题” •
DOI: 10.3724/BNSFC-2025-0017

轨道车辆人工智能技术研究及应用：进展、挑战与展望*

彭 畅[1**] 王田天[2] 牛步钊[1] 麦瑞坤[3] 谢劲松[2] 阳劲松[2] 于 祥[1]

1. 中车青岛四方机车车辆股份有限公司 国家工程技术研究中心，青岛 266111
2. 中南大学 交通运输工程学院，长沙 410083
3. 西南交通大学 电气工程学院，成都 611756

[**摘 要**] 本文系统探讨了人工智能技术驱动下轨道车辆智能化转型的发展路径。研究聚焦轨道车辆全生命周期智能化升级，从智能设计、智能制造、智能感知、自动驾驶、智慧服务到智能运维六个维度，全面梳理了生成模型、数字孪生、多源融合感知、深度学习控制等关键技术的国内外研究进展与工程应用实践。本文深入剖析了当前面临的数据获取与治理、模型可靠性与泛化性、端侧可用性和系统工程化等核心科学问题，提出了全寿命周期人工智能技术研究、自主可控算力技术研究、制造运维一体化算法研究等未来重点研究方向。通过分析智能化技术标准体系与产业生态建设需求，为推进我国轨道车辆向“机—电—信—智”深度融合方向发展提供了系统性解决方案与发展建议。

[**关键词**] 轨道车辆；人工智能；全生命周期；智能化；产业生态

轨道交通作为国家综合交通运输体系的骨干，对保障经济社会高效运行、促进区域协调发展具有不可替代的战略作用。随着人工智能(Artificial Intelligence，AI)在算法、算力及数据资源等核心要素上的持续突破，轨道交通行业正加速迈入“智能化+”的新时代。轨道车辆作为该系统的核心移动装备，其技术范式经历着从机械化、电气化、信息化向智能化的深刻变革，正加速演变为集机械、电气、信息、智能技术于一体的复杂系统(“机—电—信—智”深度融合)。AI不仅深刻重塑了轨道车辆的设计理念、制造流程、运行模式与维护保障体系，更重构了车辆与环境、乘客以及整个系统间的交互逻辑，驱动其从“信息化”支撑向具备“认知智能化”能力的跃迁。

在这一转型浪潮中，国家战略提供了强大牵引力。《交通强国建设纲要》明确提出发展“智慧交通”，推动大数据、互联网、AI等新技术与交通行业深度融合。《中国制造2025》将“智能制造”作为主攻方向，为轨道车辆高端装备的智能化升级指明了路径。“新型工业化”战略则要求以科技创新推动产业升级，为轨道交通智能化注入了新动能。在此背景下，轨道车辆人工智能技术已成为引领行业高质量发展、实现系统安全保障、运行效率跃升、全寿命周期成本优化和乘客体验革命性提升的关键支撑力量。其在高速铁路、城市轨道交通(地铁、轻轨)、市域铁路乃至重载运输等领域的应用探索与实践正蓬勃开展，展现出赋能工程全流程、覆盖系统全生命周期、贯通服务全链条的广阔前景。

当前，轨道车辆人工智能技术已形成涵盖“智能设计—智能制造—智能感知—自动驾驶—智慧旅客服务—智能运维”等六大关键方向的系统性发展格局，呈现出多技术交叉融合、多源异构数据赋能、应用场景快速迭代的显著特征。这六大方向协同演进，标志着轨道车辆人工智能技术正从“局部突破”走向“系统引领”，构建起面向未来的轨道交通智能化新生态。

尽管取得了显著进展，轨道车辆人工智能技术的深入应用仍面临一系列独特而严峻的挑战。轨道交通系统的安全关键属性、长生命周期特性、复杂运行环境以及高实时性要求，对AI技术的可靠性、鲁棒性、可解释性

收稿日期：2025-07-26；修回日期：2025-10-06
* 本文根据国家自然科学基金委员会第409期“双清论坛”讨论的内容整理。
** 通信作者，Email：pengchang@cqsf.com

引用格式： 彭畅，王田天，牛步钊，等. 轨道车辆人工智能技术研究及应用：进展、挑战与展望. 中国科学基金，2026，40(1)：139–156.
Peng C，Wang TT，Niu BZ，et al. Research and application of artificial intelligence in railway vehicles：Progress，challenges，and prospects. Bulletin of National Natural Science Foundation of China，2026，40(1)：139–156.(in Chinese)

及工程化落地构成了巨大考验。具体体现在:数据层面,多源异构数据的有效融合治理、关键故障样本的极端稀缺性、数据隐私安全与共享需求之间的矛盾突出;模型层面,深度学习黑箱特性与安全苛求系统的确定性、可验证性要求存在根本冲突,模型在动态环境与地域差异下的泛化能力不足,小样本学习与物理机理融合亟待突破;端侧部署层面,车载边缘环境严苛的资源(算力、功耗、空间)限制与毫秒级实时响应需求形成尖锐矛盾;系统集成层面,如何实现既有系统的兼容、促进多供应商异构系统的高效协同、推动跨专业标准体系的有机统一以及妥善处理知识产权保护等因素在一定程度上制约了技术的规模化工程应用。

为系统梳理轨道车辆人工智能技术的研究现状,深入剖析核心挑战,并对未来发展方向作出前瞻性判断,本文聚焦上述六大关键技术领域,全面综述了国内外最新研究进展与典型工程应用案例。在此基础上,本文从数据治理、模型可靠性、边缘计算、系统集成四个维度凝练了当前面临的关键技术瓶颈与科学问题。最后,结合国家战略需求与技术发展趋势,提出重点研究方向建议(数据安全、行业大模型、可信AI、群体智能),并探讨了智能化技术安全认证标准体系构建与产业生态发展的路径。本文旨在为学术界和工业界提供一份关于轨道车辆人工智能技术发展的全景式参考,推动该领域基础研究、技术攻关与产业应用的协同创新,加速我国轨道交通智能化进程,助力交通强国战略目标的实现。

1 轨道车辆人工智能技术进展

当前,轨道车辆人工智能技术已形成覆盖“智能设计、智能制造、智能感知、自动驾驶、智慧旅客服务、智能运维”六大方向的系统性格局。智能设计通过引入生成模型、知识图谱和多学科协同优化等新方法,推动轨道车辆从“专家经验设计”向“数据驱动决策”转变;在制造环节,依托工业互联网、数字孪生和智能装备,智能制造逐步实现了感知闭环、过程自控与柔性生产。在运营阶段,智能感知技术融合多源传感与智能信号处理算法,实现了车辆状态与环境感知的智能化、实时化;自动驾驶系统则通过深度学习、路径规划与调度优化,实现了地铁与城际列车的自主运行与智能调控。面向乘客服务,智慧旅客服务系统基于语义理解、行为识别与人机交互技术,为乘客提供全流程、全场景的智能化互动服务;而在运维保障方面,智能运维技术结合大数据分析、故障预测、知识推理与大模型多模态能力,实现了设备全生命周期健康管理与运维资源优化配置。这六大方向协同发力,标志着轨道车辆人工智能技术正由“局部突破”迈向“系统引领”,构建出面向未来的轨道交通智能化新生态(图1)。

1.1 智能设计

大模型技术正为轨道交通设计范式带来深刻变革,基于深度学习的智能设计系统通过集成物理仿真引擎与领域知识图谱,实现了从概念设计到制造验证的全流程智能化。典型应用包括:智能仿真、AI设计助手、多目标参数优化以及结合数字孪生的虚拟验证等[1,2]。这些技术突破不仅将传统设计周期大幅缩短,更通过持续学习机制不断提升模型精度。未来,随着多模态大模型与强化学习技术的融合,轨道交通设计将向自适应优化、跨专业协同和自主创新的方向发展,推动行业进入智能设计新阶段[3,4]。

1.1.1 智能仿真

中国中车集团有限公司(以下简称“中国中车”)牵头研发的“中车斫轮大模型”作为装备制造业智能化转型的典型范例,构建了覆盖算力基础设施、“模型即服务”平台、基础模型、垂直应用及生态服务的全栈技术体系,其核心创新在于采用“基础—行业—业务—场景”四级模型架构,重点赋能轨道交通全生命周期智能仿真。该模型通过高精度多模态数据融合与知识蒸馏技术,在列车设计参数优化、制造工艺仿真等关键场景实现动态建模与数字孪生,显著提升了智能设计全流程自动化水平与安全管控能力。其“五高五全”架构通过深度整合

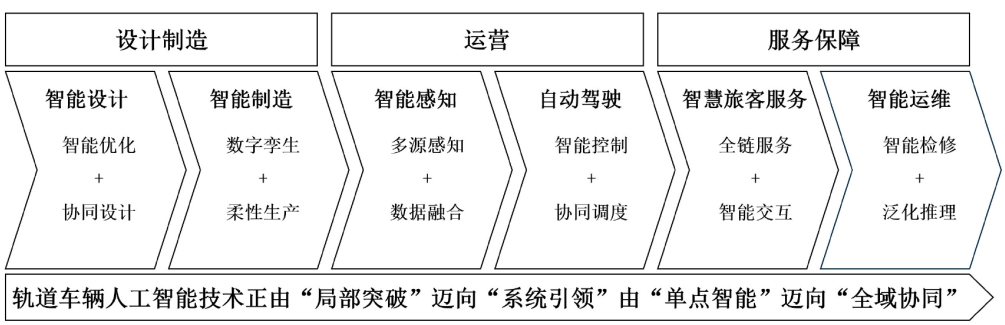


图1 全生命周期各阶段的关键进展

Fig.1 Key Developments across the Entire Lifecycle

领域知识图谱与实时物联网数据,不仅验证了大模型在复杂工业系统中的泛化能力,更为轨道交通新质生产力的培育提供了可扩展的智能化解决方案。

基于斫轮大模型基座,中国中车成功研发了高速动车组空气动力学智能化仿真大模型“斫轮•风驰”,标志着中国高速列车气动仿真计算技术实现了从天级到秒级的飞跃,正式迈入了AI的新纪元。大模型开发团队凭借丰富的高速列车研发和流体仿真经验,基于科学计算大模型框架,采用了优化的几何信息神经算子、傅里叶神经算子等先进算法。通过海量数据的训练,这一仿真大模型成功替代了传统的仿真建模方法,极大地提高了仿真效率。目前仿真大模型的平均预测误差约为8%,并有望随着训练数据集的完善进一步降低至5%以内(图2)。

1.1.2　AI设计助手

中国中车基于轨道交通行业特点,对生成式开源AI模型进行训练与微调,根据业务需求定制化AI辅助造型设计和AI辅助色彩设计等工作流,并实现低代码封装,简单易用的用户界面便于设计使用,将AI设计融入工业设计流程,激发创意灵感,提升工作效率。基于AI技术辅助电气图纸完成设计的工具,从支撑层、软件层、模型层、应用层进行AI模型构架的搭建,实现原理图中电气设备和电器件的接口、标识、位置、接线线号等数据,辅助设计师完成相应的识别、检测和更改。

此外,和利时科技集团有限公司打造了“和行”轨道交通大模型,采用“通用大模型底座+行业数据定调”的混合架构,通过多源异构数据处理技术和多模型安全接入机制,构建了面向轨道交通设计的智能辅助平台。该系统的核心功能包括:(1)基于深度学习的知识文档自动入库与智能检索系统,实现企业知识库的动态优化;(2)融合领域知识的AI辅助设计模块,通过自然语言交互提供设计参数优化建议;(3)智能设计质量评估体系,有效提升设计方案的合规性与创新性。该大模型可显著提升设计人员工作效率,同时降低设计返工率,为轨道交通工程设计提供了智能化的知识管理和协同设计解决方案,推动了行业设计模式的数字化转型[5]。

同时,阿里云计算有限公司开发了百炼平台系统,该系统通过大模型技术实现了企业知识的高效管理与智能应用。系统采用多模态数据处理架构,利用深度聚类算法和主题建模技术对非结构化设计文档(包括CAD图纸、技术规范、工程报告等)进行自动分类与结构化处理,构建了面向轨道交通设计的领域知识图谱。基于Transformer的语义理解引擎实现了设计知识的精准检索与智能推荐,其知识匹配准确率较传统方法显著提升。系统创新性地整合了生成式AI能力,显著提升设计迭代效率。同时,系统通过隐私计算框架(结合向量数据库与同态加密技术)确保设计数据安全,在保护企业核心知识产权的前提下,为设计人员提供智能问答、规范查询、方案优化等辅助功能,实现了设计效率提升与知识传承的有机统一[6]。

1.2　智能制造

随着AI技术的迅猛迭代与深度应用,轨道车辆制造领域正经历从传统工艺主导向数据驱动、过程自治的深



图2　高速动车组空气动力学智能化仿真大模型

Fig.2　A Large Model for Intelligent Aerodynamic Simulation of High-speed Trains

刻转型。AI技术通过渗透生产全链条环节,有效优化资源配置、提升工艺精度与供应链韧性,显著降低了制造能耗与运营成本,重塑了轨道车辆从原材料到成品交付的完整生态体系[7,8]。轨道车辆智能制造的发展历程可概括为从数字化基础建设到AI赋能闭环优化的多阶段演进。早期阶段主要聚焦于工业互联网平台的搭建与数字孪生模型的初步应用,实现制造过程的可视化与初步自动化;当前则进入AI深度融合阶段,涵盖智能工厂构建、质量检测智能化、供应链动态优化,形成覆盖全生命周期的管理框架(图3)。

具体而言,智能工厂依托AI算法与数字孪生技术,对生产资源进行实时调度与瓶颈预测。例如,中国中车以高速动车组转向架车间为试点,建设了转向架智能生产线,通过机器人、智能设备、智能传感、智能检测、智能物流等关键技术,构建了集成感知层、执行层与决策层的智能化体系,驱动制造防错、外观检测和安网工程的深度智能化,实现了转向架从零件加工、检验、涂装、装配等整个生产周期的智能化,通过虚拟制造与物理生产的循环迭代,减少生产错误,缩短产品试制周期,降低制造成本,减少返工,使产品研制周期缩短约37.16%,通过信息系统与生产过程的融合,将订单数据、制造数据下发到现场,减少等待时间,使生产效率提升约22.5%,通过打通各系统信息流通,使得运营成本降低23.8%,能源利用率提高约10%[8]。

在质量检验方面,AI结合计算机视觉与深度学习模型,通过高精度3D光学设备实现对关键部件的自动化缺陷识别与几何测量[9,10]。国外方面,SelectraVision公司开发的激光—摄像机复合系统,支持最高150 km/h运行速度下的轮对在线检测,本地化部署后可实现0.5 mm级轮廓测量精度,显著提升了检验效率与一致性[10]。作为国内典型实践,中国中车针对传统人工抽检在紧固件、轴承、车轮等46类结构件入库检验中的效率低下、标准不统一及漏检隐患,研发了集成深度学习算法与高精度3D光学传感器的自动化测量系统。该系统通过标准化扫描与缺陷分析,实现全覆盖检验与实时反馈,显著缩短检测周期、降低返工率与能源消耗,同时优化生产流程与供应链协同。供应链管理则借助AI预测性建模与智能物流算法,动态调整物料采购与库存分配,缓解关键部件短缺风险,同时降低整体能耗[10-12]。这一实践体现了中国中车在AI驱动制造领域的战略前瞻性,并为行业提供了可复制的绿色智能制造标杆。总之,这些技术领域的协同突破,推动了轨道车辆制造从传统制造向智能制造的范式转变。未来,随着边缘计算、大模型优化及多模态融合技术的进一步融入,轨道车辆智能制造领域将通过实时AI调度有效缓解供应链中断风险、提升缺陷检测精度、减少安全隐患、优化能耗模型、降低资源浪费,并实现更高水平的资源效率与创新驱动,助力轨道交通产业高质量发展。

1.3 智能感知

在轨道交通系统向高速化、智能化、系统化转型的大背景下,智能感知技术作为轨道车辆安全运行、主动响应与智能决策的“神经中枢”,其战略地位愈加凸显。当前,轨道车辆正朝着更加安全、更加高效、更加环保的方向发展,过去以“点状部署+人工采集”为主的传统传感系统,已难以满足系统运行安全性、可靠性和实时性的需求。因此,构建以感知融合、数据驱动与系统协同为特征的智能感知体系,成为推动轨道车辆跨代升级的关键支撑[13,14]。

1.3.1 多传感器协同感知

轨道车辆智能感知的研究历经了从单点传感向多源融合、从低频采样向高频时序、从结构响应向系统状态、从静态检测向动态监测的多阶段发展过程。在传感器部署方面,从早期的加速度计、温度传感器、应变片等单一物理量测量,扩展到激光雷达、毫米波雷达、图像与红外传感器、柔性阵列等多模态异构组合,实现对车辆

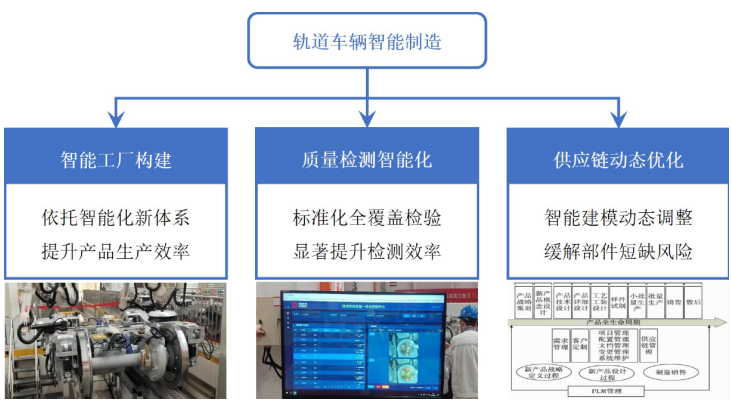


图3 AI赋能轨道车辆智能制造场景

Fig.3 AI-enabled Smart Manufacturing Scenarios for Rail Vehicles

结构响应与运行环境的多维信息感知[15]。Shen等[16]基于立体相机建模方法,提出了受电弓与接触网系统(Pantograph-Catenary System,PCS)的在线智能感知技术,为户外高速运行状态下的长期稳定监测提供了技术支撑。Liu等[17]通过引入交叉注意力机制整合振动信号与控制脉冲电压,实现两类信号间的精准关联,有效提升了基于物联网平台的故障诊断能力与数据可控性。Zhu等[18]设计了集成振动与温度的复合式传感器,并提出了一种面向列车级别的集成化安全监测系统框架,有效推动轨道车辆感知体系从“单组件、单系统”向“多系统、列车级、交互式”演进。

随着感知系统结构复杂性与感知目标精细化程度的不断提升,多源数据融合与场景理解能力的提升成为研究热点。Zhu等[19]提出基于双融合模块的数据对齐机制,通过信息重构方式弥合多传感器数据间的模态差异,特别适用于样本量不足下的故障识别。Wan等[20]提出的MIM-Graph算法,通过最大化互信息策略,在缺乏标注数据的条件下实现了转向架轴承状态的图级表征与精准识别,充分适应了轨道车辆运行中状态复杂、样本稀缺的实际需求。Chen等[21]针对轨道场景的多模态融合感知问题,构建了多模态邻近数据集,为环境分割与障碍识别提供了高质量数据支持。此外,Cao等[22]设计了一种双流融合网络结构,以提升列车对前方铁路场景的实时认知能力,而Song等[23]则开发了一种边界辅助双分支注意力语义分割网络,可实现对铁路沿线环境的语义分割,进一步提升了感知系统在复杂场景下的适应性与识别精度。

高精度传感器是智能感知系统的核心载体,其中压电与光纤传感器因其良好的机电转换性能与电磁抗干扰能力,在列车结构健康监测中应用最为广泛。压电传感器常用于主动激励的损伤检测系统,可实现对裂纹、脱粘等早期损伤的识别。潘越等[24]将Lamb波理论与转向架结构特性耦合,优化压电传感器布设方案,构建了适用于城市轨道交通转向架的健康监测方法体系。针对列车运行中螺栓连接松动的隐蔽性与非线性特征,李孝勇等[25]研究团队基于压电激励提取二次谐波信号,建立了非线性Lamb波与螺栓扭矩松动之间的定量关系,提出一种可靠的螺栓松动失效识别方法,并验证了其在不同松动等级下的鲁棒性与识别精度。光纤布拉格光栅(Fiber Bragg Grating,FBG)作为被动型传感元件,具备抗腐蚀、耐高温、长距离分布式测量等优势,特别适用于高速列车结构件长期运行状态的全域感知。杨廷志等[26]基于FBG阵列网络,构建了适配高速磁浮列车运行条件的动态应变监测系统,实现了多点同步测量与实时数据反馈,在车体结构应力分布评估与过载响应捕捉中显示出显著优势。光纤与压电技术在智能列车结构监测中已逐步由单点监测向系统级网络部署发展,为高速列车运行安全提供了可靠的底层数据保障。

面对列车运行环境的复杂性与多维扰动因素,单一传感器在空间覆盖与信息丰富度方面存在局限,多源传感器融合策略应运而生。融合感知技术强调对压电、光纤、红外、声学等不同类型传感信息的互补协同,提升系统在非线性损伤、多尺度响应下的识别准确率与稳定性。徐磊等[27]提出一种融合压电与光纤传感的列车结构智能监测方法,构建了结构载荷识别反演模型与裂纹长度评估的损伤指数方法,在转向架结构多源载荷识别与损伤分布量化中取得了优异结果。该方法通过在同一结构件上同时布设压电传感器与FBG传感器,利用信号源异构性增强系统鲁棒性,适应不同工况下传感数据的动态响应变化。郭古青等[28]研发了基于π相移光纤布拉格光栅的超灵敏超声传感器,有效解决了传统压电元件在极端高温高频环境中灵敏度下降的问题,使列车结构在高温、强电磁干扰场景下仍能实现精确无损检测。推动感知系统向异构协同、结构嵌入式与智能集成化发展,构建具备多模态数据耦合能力的高维结构感知体系是感知技术发展的一个重要趋势。

1.3.2 无源传感与低功耗感知

轨道交通系统对长期稳定运行的要求,使得无源传感技术成为一种理想的补充型感知手段。无源传感器依托环境能量(如电磁波、热能、机械能)进行能量采集与信号处理,无需外部电源供给,具有功耗极低、布设灵活、系统维护成本低等优势,尤其适用于高压、密闭或高振动区域内的状态监测。王富斌[29]针对高速磁悬浮列车电磁铁温控问题,开发了一种基于超高频射频识别(Ultra High Frequency-Radio Frequency Identification,UHF-RFID)技术的无源无线温度监测系统,通过空间电磁波能量耦合实现感知数据采集与传输,有效降低了布线难度并提升了系统稳定性。此外,Wang等[30]提出一种融合能量采集与应变感知功能的双电容匹配与事件触发式能量管理机制,实现了无源应变传感器在能源自持、信号抗干扰方面的系统优化。该方法有效克服了传统无源系统响应滞后、信号失真等瓶颈,提升了轨道交通复杂环境中的智能传感能力。随着新型材料、微纳制造与能量管理技术的发展,无源传感系统正朝向更小型化、智能化与高可靠性方向演进,为构建全生命周期健康监测体系提供了关键技术支撑。理想无源传感系统可利用轨道车辆振动、环境热能或电磁波进行能量采集,存储于微型储能单元。仅当应变值达到预设阈值或累积能量满足任务需求时,传感器方被“事件触发”激

活,进行精确测量与数据传输。为深化其应用效能,未来研究应着力于多模态能量采集器的优化设计与集成,发展具备自适应调谐能力的阻抗匹配电路,确保能量捕获与信号传输处于最优化谐振状态(图4)。

轨道车辆智能感知系统正在从“单点感知—人工分析”的传统模式,向“多模态融合—自主感知”的智能化体系加速演进。未来研究将更加注重感知系统的多层级架构协同、多尺度数据融合机制、面向安全响应的动态感知策略以及面向异常趋势的预测识别能力建设。通过“感知—认知—决策—响应”全链条的能力提升,智能感知技术将成为支撑轨道交通系统全面智能化发展的核心引擎。

1.4 自动驾驶

随着轨道交通系统向高效率、高密度与低人工干预方向持续演进,自动驾驶技术逐步成为轨道车辆系统智能化转型的核心引擎之一。相比道路自动驾驶,轨道自动驾驶具备轨道限制、路径明确、运行规律等天然优势,但在确保安全冗余、列控协同控制与应急响应能力等方面仍面临巨大挑战。伴随着智能感知、通信网络与信息融合技术的快速进步,列车调度与运行控制系统正加速由“规则驱动”向“状态驱动、自主协同、全局最优”转型,为构建柔性、安全、高效的轨道交通自动运行体系奠定了坚实基础。近年来,高速铁路、城市地铁与市域铁路中广泛部署的全自动运行系统(GoA3及以上等级)推动列车调度模式从静态时刻控制向基于实时状态感知的动态自适应调度转变,通过多层次协同控制机制显著增强了系统对突发扰动的响应能力与运行稳定性。

在技术发展层面,轨道交通自动驾驶系统的核心在于具备高可靠性的运行控制能力,其中列车自动控制技术作为系统的核心支撑,不仅显著提升了行车效率与安全性,更在保障高速铁路系统准点发车、有序运行方面发挥着“大脑与中枢神经系统”的关键作用[31]。特别是在高速铁路、高密度地铁与市域列车等复杂运营场景中,列控系统需在极短时间内完成轨道环境感知、运行状态预测与控制指令下发,对系统响应速度与精度提出了极高要求。Chen等[32]构建了一种基于深度强化学习

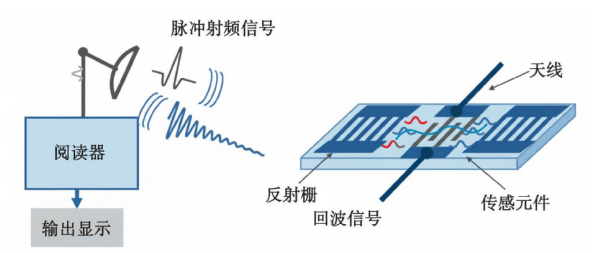


图4 无源传感原理示意

Fig.4 Schematic Diagram of Passive Sensing Principle

的列车自动运行控制器,通过智能体动态感知列车状态与线路变化,实现运行策略的自适应调整,在保障行车安全的前提下,实现了列车运行精度与能耗控制的平衡统一。以实现低能耗、短行程和高停靠精度为目标,Chen等[33]在非支配排序遗传算法II(NSGA-II)框架下提出了一种多目标优化控制模型,并结合北京亦庄线真实工况进行案例验证。此外,Zhou等[34]提出的智能列车运行(Smart Train Operation,STO)算法,融合经验丰富的驾驶员操作逻辑与强化学习方法,无需预设离线速度参数即可实现轨道车辆的连续动作控制,优化了运行平稳性、节能性能与响应速度等多个关键指标,为地铁系统提供了面向实用化的智能控制解决方案。

在系统整体运行效能提升方面,动态调度能力是自动驾驶系统发挥效能的另一重要支柱。传统铁路调度多依赖预定运行图与人工调整机制,难以应对现实运行中突发扰动带来的时空动态变化。为提升列车系统的弹性调度与自恢复能力,Selim等[35]采用遗传算法与神经网络结合的方法,模拟调度员在单轨铁路系统中的调整策略,验证了智能调度策略在扰动恢复中的有效性。Wang等[36]提出了一种针对单线铁路的多列车运行轨迹优化策略,通过引入能耗最小化与延误恢复的双目标函数,基于启发式调度策略实现了帕累托前沿解的高效搜索,显著提升了系统运行的整体鲁棒性与效率。针对高速铁路系统中多车同时受扰情形,Liu等[37]构建了基于列车自动驾驶(Automatic Train Operation,ATO)策略的并行智能再调度模型,在多车并行工况下展现出优越的调整性能。面向运营实际,Liu等[38]提出的混合整数线性规划(Mixed Integer Linear Programming,MILP)模型整合了列车重新排序、重新计时与乘客延误最小化目标,在京沪高铁实测数据验证中表现出优异的调度优化能力。Zhang等[39]则针对大规模铁路网络中突发大范围扰动的问题,设计了具备快速响应能力的启发式调度算法,强调在扰动情境下以最小化乘客不便为优化目标,从乘客视角出发提升整体服务水平。

为进一步探索数据驱动的调度范式,强化学习(Reinforce Learning,RL)作为一种新兴技术路径,展现出巨大潜力。其前沿研究并非孤立地寻求最优解,而是聚焦于构建“RL引导组合优化”的混合系统,即利用RL从数据中学习强大的启发式策略以加速传统优化求解器[40,41]。针对大规模路网,多智能体强化学习(Multi-Agent-RL)提供了可扩展的分布式协同决策框架[42,43]。而在工程部署层面,离线学习(Offline RL)与安全层(Safety Layer)架构的结合,为算法在保障绝对安全的前提下利用历史数据进行迭代优化提供了可行路径[44-46]。

轨道交通的列控系统与调度系统的融合发展成为当前主流趋势,Li等[47]提出的自主智能高速铁路系统(Autonomous and Intelligent High-Speed Railway System,AIHSRS)架构,将实体模型、数据融合、机制模型和应用接口等高度集成,构建起面向未来的自主调度与自决控制平台,为轨道交通实现真正意义上的智能化、自主化运行提供了整体解决方案。我国于2018年完成首列时速350千米高速列车ATO系统的现场测试,并于2020年正式投入商业运营。在为期94天的试验期内,该系统累计运行超过18.6万千米,成功验证了在无线通信与自主控制协同机制支持下,高速列车能够实现高精度、节能化运行[48]。这一系统的落地不仅代表着我国在高速铁路自动驾驶领域的领先地位,也为未来构建"列控—调度一体化"的综合系统提供了技术范式。

轨道车辆自动驾驶正由"响应型"向"预测型"和"协同型"进化,关键突破点包括面向大规模场景的实时再调度算法、面向多目标指标的控制策略优化,以及控制—调度系统的深度集成。未来研究将聚焦于强化控制系统的时空自适应能力、构建高精度实时运行仿真平台、建立跨系统标准接口与安全冗余机制,推动轨道交通系统实现"全要素感知—动态调度响应—自适应协同运行"的新范式。

1.5　智慧旅客服务

智慧旅客服务作为联系铁路系统与乘客的重要桥梁,正从传统"信息提供"型服务模式转向"主动感知—智能响应—个性服务"全链路智慧旅客服务体系。随着服务需求从"准点到达"逐步提升为"舒适、便捷、人性化"的智慧出行体验,智慧旅客服务已成为衡量轨道交通服务水平、运营效率与公众满意度的重要标志。在新一轮交通强国战略和新型基础设施建设背景下,轨道交通领域广泛部署智能终端、感知网络与融合交互系统,推动服务系统从单一通报型服务向交互协同型、情境感知型服务系统演进。在技术架构层面,依托机器学习、深度学习、自然语言处理等AI技术,构建了从数据采集、特征提取、模式识别到决策输出的完整智能服务链路。通过长短期记忆网络(Long Short-Term Memory,LSTM)等时序模型分析历史出行数据,系统可预测旅客的未来出行意图,为主动式服务推送提供决策依据。基于计算机视觉的行为识别技术能够实时捕捉旅客在站内的行为模式,如徘徊、快速移动、聚集等状态,通过行为异常检测算法识别潜在的服务需求或安全隐患,触发相应的服务响应机制。

智慧旅客服务的发展经历了从"人工柜台"到"自助终端"再到"多模态智能响应系统"的迭代演进。随着实名制购票制度和电子客票技术的普及,旅客服务数据逐步从"购票信息孤岛"扩展为"出行全过程数据链"。为此,中国高速铁路体系构建了以实名身份信息为核心,以售票、检票、验票等为外延的旅客全行程服务数据模型,创新性地引入分布式数据同步与线上线下一体化人脸识别比对机制,实现全面电子客票、无障碍通行与信息透明共享的有机统一[49]。在此数据基础上,基于AI的个性化推荐系统成为提升服务质量的关键技术。该系统综合运用协同过滤、内容推荐、深度学习推荐模型等多种算法,为旅客提供精准的个性化服务。具体而言,协同过滤算法通过挖掘相似用户群体的行为模式,为旅客推荐座位偏好、餐饮选择、换乘方案等服务;基于深度学习的推荐模型如Deep Crossing、Wide & Deep等能够学习旅客的隐含特征与复杂交互关系,实现根据旅客的历史购票记录、出行时段、天气条件、节假日等多维特征,动态调整推荐策略,主动推送定制化的车次选择、站内设施导航、周边酒店交通等一站式出行方案。结合知识图谱技术构建的旅客—服务关联网络,能够实现跨域推荐与服务联动。在此基础上,Wang等[50]设计的"铁路畅行"常旅客体系下的智慧行李服务模式,提出"人货分离"理念,将行李托运、站内中转、车上识别、到站配送全流程整合,提升了高端客群服务感知度。Zhu等[51]则面向多样化出行需求,构建了覆盖定制服务、铁路餐饮、延伸接驳等模块的全行程、立体化旅客智慧出行方案,增强了轨道交通服务体系的个性表达能力。Huang等[52]以高铁旅客服务数据生命周期管理为主线,系统梳理了从出行前至在途、售后的全阶段数据采集、治理、共享、应用与安全保护需求,提出构建以数据要素流通为核心的高铁智慧出行数据体系,为智慧出行服务和运营管理发展提供理论依据。在工程实践中,京张高铁八达岭长城地下车站将生产管控平台与旅客服务平台进行融合,建立统一数据库和API服务接口,实现了车站业务系统、服务系统间的数据共建与智能协同[53]。基于此架构,旅客身份、票务信息、进站路径、候车区域、列车位置等多维数据实现实时共享与状态感知,为服务主动推送与调度联动提供精准支撑。

在智能交互方面,轨道交通系统正积极融合新型显示技术、边缘云架构与人因感知能力,提升服务沉浸感与交互精度。Liu等[54]设计的新一代地铁乘客信息系统采用边缘云架构,将传统单处理器升级为云处理中心,在大幅提升运算性能的基础上引入智能视频分析、辅助助听、环境感知等技术,为智慧大屏显示以及智能化的视频分析提供了硬件保障。Wang等[55]在京张高铁的建设中,围绕人脸识别检票、站内导航服务与旅客行程信息推送三大核心功能,开展了基于MTCNN模型的识别

算法优化、A*算法的动态路径规划研究，实现了从站外到站内、从候车到乘车的全过程交互体验提升。显示技术方面，OLED、TFT-EL、嵌入式LCD等新型车载显示材料的应用，使得车窗、车门、座椅背板等处均可作为信息交互终端，推动信息提示向服务参与转变[56]。此外，智能语音播报、语义识别应答、触控式导航屏等也在全国各大枢纽车站与车厢中逐步普及，成为现代轨道交通人性化服务的重要载体。

智慧旅客服务正从“被动应答”向“主动感知”转型，从“功能支撑”向“体验重构”升级。未来，随着边缘处理芯片、感知计算平台等新兴技术的深入融合，智慧旅客服务将更加注重服务体验的温度、响应的及时性与流程的协同性，全面助力轨道交通服务体系实现向人本化、协同化、智慧化的跃升。

1.6 智能运维

随着轨道交通装备复杂性与运行强度的不断提升，其运维保障体系正加快由传统的“定期检修+人工监测”模式，向以“状态驱动、预测调度、智能决策”为核心特征的智能运维新范式演进。具备高可靠性、高适应性与高经济性的运维模式，已成为提升列车出勤率、降低全寿命周期成本的关键支撑力量，更是实现轨道交通系统安全、高效、绿色与可持续运营的核心技术基础。

1.6.1 故障诊断预测

随着大数据和AI的发展，数据驱动方法成为列车故障诊断的研究热点。该类方法不依赖精确的物理模型，而是通过对大量历史和实时运行数据的学习，自动构建故障判别模型。当前主流算法包括支持向量机、随机森林、极限学习机等传统机器学习方法，以及卷积神经网络、循环神经网络、长短期记忆网络和图神经网络等深度学习架构。研究表明，深度神经网络在提取非线性特征和捕捉时间序列特性方面具有显著优势，适用于车轮磨损、轴承故障、电机异常等多种关键部件的智能诊断。此外，联邦学习、多任务学习等新型策略也被引入轨道交通场景，以提升模型的泛化能力和隐私保护性能。数据驱动诊断技术正逐步推动列车状态评估从“人工经验主导”向“自主学习与智能推理”转变。

转向架关键部件故障诊断面临的挑战主要在于传统信号分析准确性和泛化性有待提高，创新的解决方案聚焦于利用多传感器数据的深度融合构建基于深度学习的智能诊断模型。此外，数字孪生和大模型技术的应用也可以显著提高模型的准确率和泛化性。在车轮健康监测领域，研究者结合轮轨动力学特性与深度学习提出了创新方案。利用轮重垂向力等多传感器数据，融合小波分析等信号处理技术[57]，克服了传感器顺序变化和局部特征识别难点，达到约92%±2%的识别精度。动态仿真数据增强策略及卷积块注意力模块的应用，结合轮轨耦合动力学模型[58]，成功量化扁疤长度和冲击位置对信号的影响。研究显示，将振动、温度等多维时序数据构建为三维张量，结合多维端到端网络，能有效模拟结构应力分布并实现故障空间分离，在真实数据集上展现出接近100%的识别准确率[59]。针对模型区分已知故障误判与未知新故障模式的需求，研究者引入概率推理框架，通过变分方法量化特征层和预测层的不确定性，显著提升了故障诊断的可靠性，有效辨识并处理误识与失配样本[60]。

随着高分辨率成像技术和计算机视觉的发展，视觉诊断已成为轨道交通故障检测的重要手段。该技术主要依赖摄像头、红外热像仪、激光扫描仪等设备采集列车关键部位的图像或视频信息，如车轮、制动盘、受电弓、车体结构等，并通过图像处理与识别算法实现自动检测与分类[61]。目前广泛应用的模型包括YOLO、Faster R-CNN、Mask R-CNN、Swin Transformer等深度目标检测与分割算法，能够高效识别裂纹、磨损、松动、异物侵入等表面缺陷。同时，结合成像和三维点云重建技术，可以进一步实现结构件的无损检测与形貌重构。视觉诊断技术尤其适用于高速运行状态下的非接触远程检测任务，正在逐步替代传统人工巡检，提高了安全性与检测效率。研究趋势表明，视觉诊断技术将朝着多模态图像融合、弱监督学习和边缘计算部署方向发展，以适应复杂场景下的智能诊断需求。

列车车身表面异常检测对安全运营至关重要，其难点集中于异常样本稀缺、环境干扰强以及检测精度要求苛刻。为应对这些挑战，研究者开发了基于视觉智能的创新策略。核心思想是通过双状态特征模型，利用历史正常图像与当前待测图像进行深度特征对比，结合可学习注意力机制生成差异图以突出异常区域。引入混合注意力模块融合空间差异信息，增强了对细微表面异常的鉴别能力[62]。

结构件寿命预测是智能维护系统的核心功能之一，近年来，基于大模型的寿命建模方法凭借其强大的非线性特征提取与时序建模能力，已成为研究热点。例如，李凌健[63]围绕列车智能调度、设备预测性维护、乘客智慧服务等核心业务场景，提出基于多种算法融合的端到端一体化的大模型构建思路，深入探索大模型技术在铁路运维中的创新应用。此外，图神经网络因其在处理结构拓扑数据中的优势，已开始应用于转向架与车体框架等复杂结构件的寿命建模，能够刻画节点之间的应力传递与损伤扩展路径。为适应工业数据中“样本小”“标签

少”等难题,引入迁移学习、联邦学习、自监督预训练等技术,可以提升模型泛化能力并保障数据隐私。大模型驱动的寿命预测技术正逐步从理论研究向实际列车系统部署推进,为结构件的全寿命周期管理提供数据支持与决策依据。

受电弓状态监测涵盖磨损、姿态与结构完整性等多个关键维度。在磨损检测方面,轻量化两阶段框架成功优化了精度与速度:第一阶段利用目标检测网络如YOLOv5深度学习模型定位滑块区域并进行几何校正;第二阶段应用特制受电弓滑块磨损估计网络,集成下采样与上采样模块,实现亚像素级边缘轮廓端到端提取,辅以像素统计技术高精度计算残余厚度,在1 mm误差范围内磨损估计精度达95.91%,处理速度达40 FPS[64]。针对受电弓姿态估计在复杂光照雨雾环境下的精度问题,亚像素边缘检测结合位姿迭代优化的方案效果显著。该方案通过网络联合预测边缘热图与精确偏移图,采用平滑损失函数抑制边缘锯齿,并利用非点对点匹配策略如动态Chamfer距离进行高效迭代优化,在保持82 FPS高处理速度的同时,姿态估计误差小于0.5°,F-score达93%[65]。结构异常监控则通过实时定位策略实现。该方法融合目标检测如YOLOv7深度学习模型定位受电弓区域,采用动态图像处理消除接触网干扰,将特征曲线划分为关键区域,运用改进的实时稳定监控的最长公共子序列算法加权计算区域相似度,在外部干扰下受电弓区域图像定位准确率达99.84%,支持每秒25帧实时处理并精确定位异常区域[66]。针对高速动车组,中国中车研制了受电弓视频智能分析系统,实时采集受电弓运行状态,基于图像机理+深度学习方法,开发受电弓结构异常、倾斜、大火花、悬挂异物、画面脏污等异常监测模型,并在复兴号动车组批量应用,保障了行车安全。

在实际运维场景中,信号复杂、样本稀缺与故障类型耦合等因素交织,使得轨道交通系统的状态评估与故障诊断面临极大挑战。Xie等人[67]提出了基于模拟与迁移学习的钢轨损伤诊断框架,融合机器特性与轴承损伤模式的仿真—真实数据融合策略(Simulation-Real Data Fusion Strategy, SRF),并构建原型聚类子域对抗网络(Prototypical Clustering Subdomain Adversarial Network, PCSAN),显著提高了仿真向真实场景的迁移诊断精度。在复合故障诊断方向,Guo等[68]进一步提出机制约束分解扩散网络,通过引入物理机制约束与分解结构,将复合故障信号解耦为可解释的单一成分,并结合预训练分类器实现高精度诊断,有效支持工程应用中的“症状叠加”问题。Yu等[69]通过并行融合列车速度、电机电流等多模态多通道时间序列信息,构建宽一维卷积网络架构,在样本不均的场景下实现了超过99%的故障类型识别精度,并通过重采样策略优化召回率,保证了少故障样本条件下的稳定性。为解决振动监测数据冗余度高的问题,Li等[70]提出了轻量级双压缩诊断框架,结合小波系数峰值识别与自注意力压缩机制,在保障识别精度的同时大幅降低模型复杂度,适用于车载边缘部署场景。Wan等[71]提出的对抗知识蒸馏图模型(Graph-based Adversarial Knowledge Distillation Model, GraKD)通过图神经网络压缩与蒸馏优化策略,实现在高速动车转向架故障诊断任务中的高准确率与低延时推理,展现出优越的实时监测性能。

在模型复杂性不断提高与应用场景碎片化趋势下,大模型驱动的智能运维体系逐步成为轨道交通设备健康管理演进的重要方向。大模型在处理多任务学习、跨模态融合、知识增强推理等方面展现出天然优势,为构建具备泛化能力和专家知识表达能力的运维系统提供新路径。Ma等[72]构建的基于知识图谱增强的大模型诊断推理流程FDRKG-LLM,通过将自然语言诊断任务与结构化知识图谱耦合,引导模型完成更具推理深度与领域一致性的诊断任务。该模型相较传统生成模型在复杂多跳推理任务中表现更佳,可为高复杂度设备提供辅助运维建议与策略选择支持。在应对多模态数据融合方面,Lin等[73]提出FD-LLM模型,引入模糊语义嵌入与模态对齐策略,使模型具备理解设备运行时序数据的能力,尤其在存在模式混淆与弱标签问题时,FD-LLM展现出更高的准确率和更强的鲁棒性。Wang等[74]开发的DiagLLM框架通过将包络频谱图与上下文知识融合,并引入视觉指令数据集,显著提升了模型在少样本与跨工况场景中的推理能力与可解释性。在全生命周期健康管理方面,Lei等[75]构建的智能运维大模型通过统一词元编码、特征提取与任务分发,实现了从状态监测、故障诊断到寿命预测的多任务协同。该模型在轴承、齿轮等多个对象上测试展现出良好的迁移适应性与持续学习能力,适合复杂轨道交通系统的运维一体化平台建设。在工程实践中,Tang等[76]提出了一套创新性的云端仿真框架,为数字孪生列车的构建与智能运维提供了可视化、可扩展的技术支撑,并对列车—轨道系统的动力学实时仿真及其在云端架构中的运行性能进行了系统评估与验证。

1.6.2 预测性维护

随着轨道交通系统向智能化方向发展,构建集感知、分析、预测和控制功能于一体的智能运维平台成为实现列车全生命周期健康管理的关键路径。当前研究重点聚焦于平台架构的模块化集成与数据流的高效协同,主要包括状态感知子系统、数据处理与可视化模块、

故障诊断与寿命评估单元等[77]。典型平台如中国中车的“CRH健康管理系统”、德国西门子的“Railigent”智能运维平台,均实现了对列车关键部件的远程状态监控与健康趋势评估,如轮对、转向架、制动系统。这些平台采用时序数据库、工业物联网协议与高性能计算架构进行数据管理,有效支撑高速列车集中式运行维护管理[78]。通过平台内嵌的智能算法模块,可实时监控结构健康状态、识别潜在故障并向运维人员推送预警信息,极大提升了运维效率与设备可用性。进一步融合数字孪生与边缘智能等新兴技术,实现虚实融合与就地推理能力,支撑列车向更高层次的自主维护与自愈系统演进是智能运维平台发展的重要趋势。

主动维护与智能决策技术是在寿命预测与故障诊断基础上实现列车运维闭环管理的关键环节。其核心目标是依据结构件的健康状态与寿命评估结果,制定最优维护策略,实现从“定期维护”向“按需维护”与“最小风险维护”转变。目前,研究主要围绕健康等级划分、维修优化调度、生命周期成本分析等方面展开。基于健康指数(Health Index,HI)与剩余寿命(Remaining Useful Life,RUL)构建的结构件分级模型,能够实现高、中、低风险等级划分,并触发相应的维修响应机制;而采用强化学习与遗传算法等智能优化方法的维修调度模型,可在资源、时间与成本约束下,制定多列车、多部件的最优维护计划[79]。此外,部分研究将风险评估方法与平台化管理系统相结合,构建“数据—预测—决策—执行”闭环架构,支撑列车结构件的动态维修与性能恢复。总体来看,面向结构件的主动维护系统正从专家经验驱动走向模型驱动,未来将更加注重与大数据平台、数字孪生模型及云边协同系统的深度融合,构建可解释、可适应、可持续的智能决策体系。

轨道交通智能运维正加速由“被动监测—单点诊断”向“泛化推理—多源协同”演进。未来研究将聚焦于大模型运维平台标准化建设、故障知识图谱共享机制、轻量模型与仿真融合调度算法的协同优化,推动构建具有“专家级判断—自进化策略—可解释推理”的智能运维生态体系,支撑轨道交通系统向高安全、高韧性与低成本运行目标迈进。

2 技术挑战与关键科学问题

轨道车辆智能化转型面临着独特的技术挑战。从数据获取与治理、模型可靠性与泛化性、端侧可用性、系统集成与工程化障碍四个维度,系统梳理了轨道车辆人工智能技术应用的关键瓶颈。研究表明,轨道车辆场景的数据稀疏性、安全关键性、实时性要求以及系统复杂性,构成了有别于其他AI技术应用领域的特殊挑战体系。这些挑战的解决需要在算法创新、工程实践和标准体系等多个层面协同推进(图5)。

2.1 多源异构数据融合及数据稀缺挑战

轨道车辆系统数据环境的复杂性是AI应用的重要瓶颈。多源异构数据的融合治理已成为制约智能化发展的关键因素。具体而言,轨道交通涉及机械、电气、信号、通信等多个专业领域,各领域数据在物理属性、时空



图5 轨道车辆人工智能技术应用挑战与科学问题

Fig.5 Application Challenges and Scientific Questions for AI in Rail Vehicles

尺度和质量标准上存在显著差异,振动信号采样频率达到kHz级别,而维护记录更新周期为月度级别,时间尺度相差6个数量级。不同传感器的数据格式、精度、可靠性存在显著差异,统一的数据模型构建面临巨大挑战。以复兴号动车组为例,其监测点超过2 700项,涵盖振动加速度、温度场分布、应力应变、高清图像等多模态信息,这些异质数据的有效融合不仅需要解决格式兼容问题,更需要在语义层面实现深度整合。

数据稀缺性进一步加剧了AI技术数据治理难度。轨道交通系统的高可靠性特征导致了严重的数据不平衡问题。正常运行数据占比超过99.99%,而关键故障事件的发生频率不足百万小时每次。这种极不平衡的特性使传统监督学习方法难以有效学习故障模式。同时,不同故障类型之间的样本数量差异可达3~4个数量级,这种极端的正负样本不平衡特性,使得传统基于大数据的机器学习范式面临根本性挑战。不仅如此,对于全寿命数据,其获取成本高昂且周期漫长。轨道车辆的全寿命周期通常为25至30年,完整的性能退化数据需要长期积累。而新型号车辆投入运营初期缺乏历史数据,导致AI模型的冷启动问题突出。此外,涉及安全的关键数据往往受到严格管控,跨运营商的数据共享面临技术和管理双重障碍。

在数据隐私与安全治理维度,由于轨道交通承载了海量乘客出行信息和运营敏感数据,如何在确保数据安全的前提下实现知识共享和协同建模,成为亟待突破的技术难题。尽管联邦学习、安全多方计算等隐私计算技术在理论上提供了无需获取源数据的数据治理解决方案,但在实际部署中仍面临通信开销巨大、模型收敛缓慢、系统复杂度高等工程化挑战。更为严峻的是,不同运营主体间普遍存在的“数据孤岛”现象,阻碍了行业级数据资源的有效整合与价值释放。

值得关注的是,新型传感技术的涌现正在重塑轨道车辆数据感知范式。自感知材料技术通过将碳纳米管、压电陶瓷等功能材料集成到轨道、桥梁等基础设施中,使结构本身具备感知能力,能够实时捕获应力分布、裂纹扩展、材料疲劳等内部状态信息。这种分布式内在传感系统不仅提供了传统外部传感器无法获取的关键信息,更为实现基础设施全生命周期健康监测开辟了新的技术路径。然而,如何将这些海量、连续、高维的新型传感数据与既有监测体系有效融合,并在边缘端实现实时处理,仍是亟需攻克的技术难题。

2.2　模型跨场景适应性及安全性挑战

推进通用/专用模型协同技术,实现从单一智能向系统智能的转变。针对轨道交通多场景、多任务的复杂需求,需突破通用大模型与领域专用模型的协同优化技术。重点研究基于动态权重分配的模型耦合机制,通过分层特征共享与任务特异性微调的混合架构设计,实现跨场景知识迁移与局部场景精准建模的平衡。建立面向列车调度、设备监测等核心业务的模型协同评估体系,开发基于不确定性量化的模型切换策略,解决传统单一模型在系统级任务中泛化性不足的问题,构建具备弹性适应能力的轨道交通智能系统。

针对行业垂直AI模型开发,构建视觉与时序多模态大模型。聚焦受电弓视频检测、走行部轴承故障诊断等关键场景,研发融合注意力机制与时空卷积的垂直领域大模型。通过建立图像、时序数据的行业知识增强的预训练框架,实现模型在跨线路、跨车型场景下的稳定泛化,降低模型误报率。

研发具备闭环决策能力的AI智能体,构建数据—知识—决策转化链条。突破轨道交通动态环境下的自主智能体技术,重点研究基于强化学习的自感知架构,通过多源传感器数据的实时对齐与置信度评估,实现设备状态的多维度认知。构建知识图谱驱动的诊断推理引擎,将行业规程、维修案例等先验知识编码为可解释的决策规则,最终形成自主进化的智能运维体系。

轨道车辆作为典型安全关键系统,对AI模型的可靠性要求极高。根据国际电工委员会IEC 61508标准,列车控制等核心系统必须达到安全完整性等级4要求,即危险失效率不得超过每千万小时每次。然而,现代深度学习技术本质上是基于统计学习的概率模型,其黑箱特性与安全关键系统所要求的确定性、可解释性和可验证性之间存在根本性矛盾。形式化验证方法在AI系统中的应用面临理论和实践双重挑战。传统的模型检验技术难以处理深度神经网络的高维参数空间。抽象解释等新兴技术虽然取得一定进展,但仅能验证简单网络结构和有限的安全属性。对于实际部署的复杂AI系统,完整的安全验证仍是一个未解决的难题。

泛化能力不足是另一个核心技术瓶颈。轨道交通系统的运营环境存在显著的地域性和季节性差异。高寒地区与热带地区、地铁与高铁、新线路与老线路之间的数据分布差异巨大。动态环境变化对模型稳定性提出严峻挑战。设备老化、维护更换、运营模式调整等因素导致数据分布持续漂移。传统的离线训练模式无法适应这种动态变化,而在线学习又面临稳定性和安全性的双重约束。如何在实现模型的自适应更新的同时保证系统安全,是亟待解决的关键问题。

新型故障模式的出现使得小样本学习成为必然需求。然而,现有方法在轨道交通领域的效果有限,主要

原因在于缺乏有效的先验知识编码机制。物理模型与数据驱动模型的融合仍处于初级阶段,两者在不同抽象层次上的知识表示难以统一。专家知识的形式化和集成是另一个重要挑战。轨道交通领域积累了大量的专家经验和规则知识,但这些知识往往以非结构化形式存在。如何将专家知识有效编码并与数据驱动的AI模型结合,形成知识增强的学习范式,需要在知识表示、推理机制等方面取得突破。

2.3 边缘算力资源及多任务并行处理挑战

轨道交通控制系统的响应时间要求极其严格,列车自动防护(Automatic Train Protection,ATP)系统的控制周期通常为200~500毫秒。列车运行控制、紧急制动、防撞预警等关键决策必须在毫秒级时间窗口内完成。这种严格的时间约束与深度学习模型的计算复杂度之间存在尖锐矛盾。

边缘计算环境的资源限制进一步加剧了这一挑战。车载计算平台受限于空间、功耗、散热等物理约束,其算力远低于数据中心环境。同时,轨道交通装备的长生命周期特性与AI技术的快速迭代形成了鲜明对比,导致大量在役设备的计算能力严重滞后于算法需求。如何在资源受限的边缘环境中部署高性能AI模型,同时保证系统的实时性和可靠性,已成为工程实现的核心难题。

此外,多任务并行处理需求对系统架构提出了更高要求。现代智能列车需要同时执行障碍物检测、信号识别、轮轨状态监测等多项计算任务,这些任务在计算资源、内存带宽、实时性要求等方面存在复杂的竞争与协作关系。如何设计高效的任务调度算法和硬件加速架构,在有限资源下实现多任务的协同优化,是亟需突破的关键技术。中国中车在高速列车健康监测系统中,通过基于分布式架构的列车三级状态监测系统,将车地远程实时传输间隔由之前的30 s缩短至5 s,实现了多子系统健康管理的集成化采集与计算,提升了端侧设备的实时性和可靠性。

2.4 车地一体化协同障碍

研究多任务车载运维模型感知—决策—控制功能一体化架构,以及传统控制+AI驱动的混合控制策略,针对轨道交通车辆智能化需求,需突破多任务协同的车载AI一体化架构,实现感知、决策与控制的闭环优化。重点研究基于多模态数据(如视觉、振动、电流等)的实时融合感知技术,构建轻量化车载模型,支持列车状态监测、障碍物识别及运行优化等多任务并行计算。

解决车载模型一体化安全可信控车及车地协同问题。为确保AI参与控车过程的安全性与可信度,需研究车载模型的可解释性、鲁棒性及故障恢复机制。一方面,开发基于形式化验证的AI决策可信评估方法,对神经网络输出的控制指令进行合理性校验,防止因数据漂移或对抗攻击导致的异常决策。另一方面,构建分层安全防护体系,在传统安全冗余基础上,引入AI模型的动态退化策略,当检测到不确定性超限时,自动切换至传统控制模式。同时,根据模型任务和算力需求协同考虑车载和地面模型,车载模型偏重于影响行车秩序和行车安全的关键系统的状态监测和故障诊断,研究模型轻量化技术,实现边缘端的实时运行;地面端侧重于结合长时间历史数据、检修数据等进行故障预测和寿命预测,可以使用地面高算力平台完成模型训练和部署。研究车地协同的模型在线更新机制,确保车载模型在全生命周期内的持续可靠运行。

轨道交通系统的生命周期长达30至40年,大量遗留系统仍在运营。这些系统采用专有协议和接口,普遍缺乏必要的数据采集接口、计算资源和网络连接能力。如何在不影响既有系统安全运营的前提下,实现存量装备的智能化升级,需要创新的系统架构设计和渐进式的改造策略。这不仅是技术问题,更涉及标准兼容、安全认证、运营管理等多个维度的系统工程。

轨道交通系统通常涉及数十家设备供应商,各自的解决方案相互独立,缺乏统一的接口标准和数据模型,导致数据孤岛现象严重,跨系统的智能协同难以实现。知识产权保护与技术开放之间的矛盾突出,供应商担心核心算法泄露,不愿开放接口和共享数据,而封闭的技术生态又阻碍了系统级优化和创新。建立合理的利益分配机制和知识产权保护框架,是推动产业协同发展的关键。

3 研究展望与建议

面对上述多维度的技术挑战,轨道车辆人工智能的发展亟需系统性的战略布局和创新性的技术路径。本节将从关键技术研究、AI应用规划、产业生态构建建议和应用实施计划四个层面,力争兼顾前瞻性和可操作性,提出以下发展建议。

3.1 轨道车辆人工智能关键技术研究

结合AI前沿成果,围绕“轨道交通装备设计制造运维一体化”主题,重点开展复杂工况数据生成、国产芯片及深度学习框架应用、行业通专协同建模等关键技术研究,旨在满足轨道车辆行业设计提效、仿真优化、试验数据挖掘、加工制造质量提升、运维安全保障及降本等实际需求。

3.1.1 面向轨道车辆全寿命周期业务场景的AI应用关键技术研究

基于数字孪生的数据生成技术研究:开发轨道车辆关键系统数字孪生模型,研究基于深度学习的数据可控

生成、多模态生成等技术,研制数据生成工具,解决轨道车辆全寿命周期数据稀缺、长尾分布的问题。

极端工况故障模拟技术:开展轨道车辆全寿命周期极端工况下的机理、仿真及试验研究,研究AI驱动的故障注入及模拟方法,研制极端工况故障模拟工具,解决车辆真实故障获取难及成本高的问题。

多模态数据标准化技术:开展轨道车辆多业务场景、多源异构数据采集、存储及管理技术研究,制定统一规范及标准,指导轨道车辆全寿命周期AI数据集构建及动态更新。

3.1.2　轨道车辆车载AI算力自主可控技术研究

国产化芯片及深度学习框架应用技术:开展基于国产GPU芯片的车载安全监控平台计算板卡开发,研究国产深度学习框架应用部署研究,满足未来车载AI算力国产化需求。

模型轻量化技术:开展车载AI大/小模型压缩技术研究,设计高效轻量化架构,研究软硬件协同优化技术,满足车载多任务模型实时运行需求。

3.1.3　轨道车辆设计制造运维一体化AI算法应用关键技术研究

面向轨道车辆设计制造运维典型场景的AI模型开发:针对轨道车辆设计、仿真、制造、试验、运维场景,开发各典型场景的AI模型,研究模型迁移应用技术,弥补传统模型性能不佳的问题。

面向复杂工况下智能控车的车载模型控制策略:研究多任务车载运维模型感知—决策—控制功能一体化架构,研究传统控制+AI驱动的混合控制策略,开展模型可解释性、安全性、鲁棒性研究,解决车载模型一体化安全可信控车问题。

3.2　轨道车辆人工智能应用规划

3.2.1　数据技术研究及构建

技术研究方面,一是数据标注环节,深入研究高效自动标注技术,提升标注效率,同时开展多模态数据标注及质量控制工作,实现图像、时序等数据的同步标注,确保标注质量的一致性;二是数据生成环节,利用基于数字孪生的数据生成技术解决数据稀缺、长尾分布问题,借助极端工况模拟技术攻克真实故障难以获取的难题。此外,对于轨道车辆数据集,重点推进多源异构数据采集标准化,规范数据集定义,为列车全寿命周期数据集的构建及动态更新提供有力指导。

技术应用方面,开展数据治理,构建涵盖设计、仿真、制造、试验、运维的全寿命周期数据集。设计阶段主要包括技术方案、设计图纸、软件代码;仿真阶段主要包括流体、结构强度、牵引供电等各专业学科仿真数据;制造阶段主要包括工艺图纸、加工过程、质量检验、零部件等数据;试验阶段主要包括动力学、电磁兼容、牵引受流等学科的台架试验、线路试验及研究性试验;运维阶段主要包括列车状态监测数据、线路环境数据、检修规程数据等,实现设计制造运维一体化数据集。

3.2.2　车载算力和地面算力研究及应用

技术研究方面,主要分为地面算力平台和车载算力平台。地面算力平台通过开展动态资源调度技术研究,实现按需分配算力资源,优化负载均衡;通过探索云—边—端协同计算,满足实时性需求、降低带宽压力并保障数据安全。车载算力平台通过开展自主可控芯片应用研究,满足国产化需求;开展异构计算及硬件虚拟化研究,满足并行计算需求。

技术应用方面,设计、仿真、制造、试验阶段主要依靠地面算力平台为相关工作供给计算资源。其计算能力可并行处理复杂任务,满足各阶段对算力的高需求,保障模型训练、推理等工作顺利开展。运维阶段由于实时性要求,需构建车载算力平台,实时处理列车运行时各类传感器采集的数据,为列车关键系统和部件的监测诊断提供即时计算资源,保障列车安全运行。同时,地面算力平台专注于对长期积累的运维大数据进行深度分析和模型训练,通过远程更新车载算力平台的模型,不断提升车载系统的性能,从而实现轨道车辆运维的智能化和高效化。

3.2.3　算法开发及应用

技术研究方面,围绕深度学习框架、行业大小垂直AI模型开发、算法测评展开。在深度学习框架方面,着重探索自主可控的框架应用,以满足国产化需求;研究模型轻量化部署技术,契合车载实时运行要求;推进通专模型协同技术,实现从单一智能向系统智能的转变。针对行业大小垂直AI模型开发,开展视觉、时序等垂直大模型的构建,提升模型性能并降低漏报、误报情况;研发自感知、自诊断、自决策任务的AI智能体,打通数据到知识再到决策的链条;进行面向控车的模型控制策略研究,解决车载模型一体化控车难题。

技术应用方面,通过构建AI模型辅助轨道车辆各阶段工作。设计阶段,运用AI算法实现智能审图、机电系统设计以及软件开发;仿真阶段,借助AI模型助力流体、牵引供电、结构强度等多学科仿真;制造阶段,完成工艺设计、推进智能制造并进行质量检测;试验阶段,依靠AI算法对动力学、电磁兼容、受流性能等试验进行精准的性能分析;运维阶段,针对受电弓、走行部等关键部件,开发时序、视觉、自然语言处理(Natural Language Processing, NLP)等不同类型的大小运维模型,提升轨道车辆的智能

运维水平。

3.2.4 场景建设

在产品研发层面,将AI机器学习理念与结构强度、减振降噪和大风气动载荷等专业深度融合,形成一套面向高速列车流体—强度—噪声仿真的基础大模型,助力轨道交通车辆的研发。

在智能制造层面,形成一套涵盖多模态、多任务的工业制造大模型,建立面向关键承载结构多场景论证的智能加工实验平台,实现技术研发与应用映射孵化场,为轨道交通装备智能化发展提供支撑。

在数字化能源驱动方面,形成轨道交通装备生产现场环境及能源大模型,建设能源智能化节能管控平台,能提升企业能源管理效率,降低能源浪费,实现设备状况实时监控,预警并预防故障。

在智能运维方面,以走行部关键部件轴箱轴承为例,构建一套具备知识理解与故障推理能力的指令微调型大语言模型系统,打破当前单任务、单模态、弱泛化的技术瓶颈,探索具有工程可用性、可迁移性和可解释性的智能健康管理新范式。

3.3 轨道车辆人工智能产业生态构建建议

为加速我国轨道车辆人工智能技术自立自强与产业化进程,保障产业链安全与现代化水平,建议从顶层设计、数据要素、产业应用与创新人才四个关键领域进行系统性布局,构建自主、安全、高效的轨道车辆人工智能产业生态格局(图6)。

3.3.1 完善顶层设计与治理体系

产业生态的健康发展依赖科学的顶层规划与前瞻性的治理机制。应加强战略引领,为技术创新与应用扫清障碍。

建立技术路线图的动态评估与更新机制。联合行业主管部门、骨干企业与科研机构,制定并维护一份动态的国家级技术发展路线图。该路线图需明确各阶段的关键核心技术攻关方向、应用场景落地目标及相应的技术成熟度要求,并建立年度评估与滚动修订机制,确保规划的时效性与指导性。

探索设立审慎包容的“监管沙盒”制度。针对AI算法在安全关键系统应用中的认证难题,借鉴国际经验,研究设立轨道交通领域的“监管沙盒”。在特定区域或虚拟仿真平台内,为新技术、新产品提供一个风险可控的真实测试环境,使其在正式投入商业应用前能够充分验证其安全性、可靠性,实现对创新的有效监管与支持。

健全“应用驱动、急用先行”的标准规范体系。聚焦产业发展瓶颈,优先制定和完善数据格式与接口、模型性能测试、网络安全以及功能安全等关键领域的国家或行业标准。鼓励在重大示范工程中先行先试,通过实践检验、反馈并优化标准内容,形成标准与产业应用的良性互动。

3.3.2 健全数据要素流通与应用机制

数据是AI产业发展的核心战略资源。必须在保障国家安全和商业机密的前提下,统筹规划数据要素的共享流通与价值转化。

研究构建轨道交通行业数据共享与安全计算平台。针对数据所有权、隐私保护与使用权之间的矛盾,组织力量研究构建行业级的安全计算平台。推广应用联邦

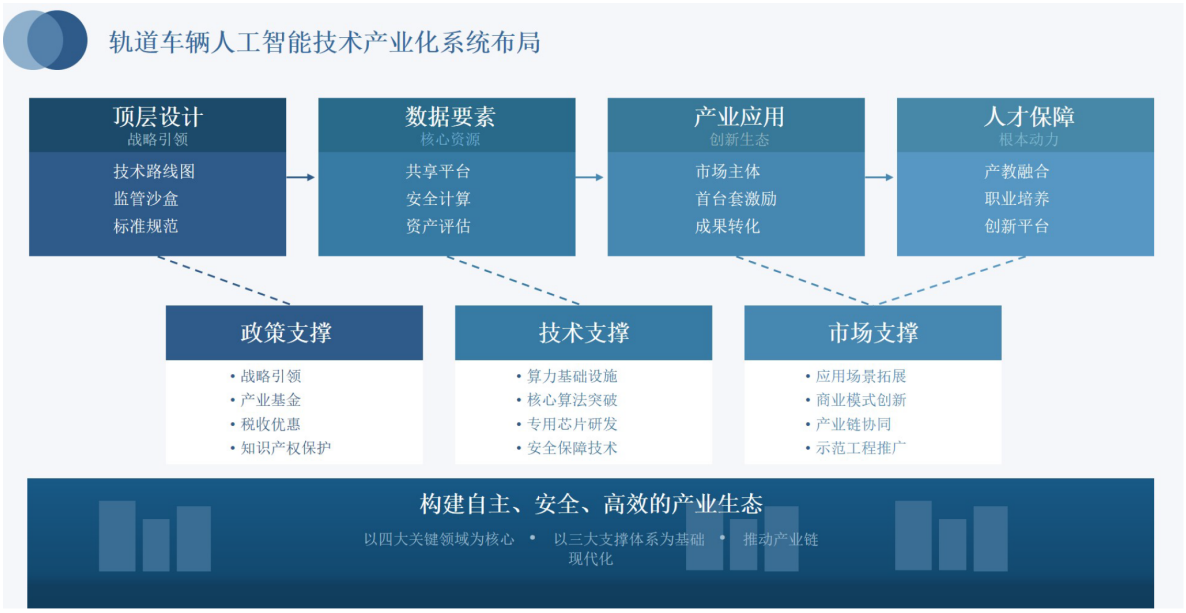


图6 轨道车辆人工智能技术产业构建

Fig.6 Blueprint of Rail Vehicle Artificial Intelligence Technology Industry

学习、多方安全计算等隐私计算技术,在保障数据不出域的前提下,实现跨主体的数据融合与模型训练,打破“数据孤岛”,提升整个行业的数据利用效率。

完善数据资产评估与市场化配置体系。推动建立轨道交通数据的分级分类管理制度,明确不同数据的安全等级和开放条件。研究制定数据资产的价值评估方法和会计核算准则,为数据作为生产要素进行市场化交易、作价入股等提供制度基础,激励数据持有方参与数据流通的积极性。

3.3.3 优化产业创新与应用推广生态

以提升产业整体竞争力为目标,需着力培育壮大市场主体,并打通技术成果转化的关键环节。

培育多层次、专业化的市场主体梯队。支持行业龙头企业建设开放式AI创新平台,向产业链上下游开放其算力、算法和场景资源,带动中小微企业发展。同时,通过国家相关产业基金,重点扶持在核心算法、高端传感器、专用芯片等“卡脖子”环节具备突破能力的“专精特新”企业,形成大中小企业融通发展的良好产业格局。

建立健全关键技术的“首台套”应用激励政策。为降低新技术应用的初期市场风险,完善并落实针对轨道交通AI系统的“首台套”重大技术装备保险补偿机制。对于首次成功应用于实际运营线路的国产化关键系统,给予应用单位和研发单位相应的政策支持或奖励,加速创新成果从“样品”到“产品”再到“商品”的转化。

3.3.4 构建产教融合的多层次人才保障体系

人才是推动产业发展的根本动力。应建立与产业需求紧密结合、结构合理的人才培养、引进与发展体系。

深化产教融合,构筑多层次人才培养结构。在高等教育阶段,鼓励高校设立“轨道交通+AI”交叉学科,通过与企业共建联合实验室、现代产业学院等形式,培养战略性、复合型领军人才。在职业教育层面,重点培养能够熟练部署、运维、管理智能化系统的现场工程技术与技能人才。

鼓励建立开放协同的创新平台与知识共享机制。支持骨干企业、高校院所牵头,围绕关键共性技术,构建开源算法库、标准数据集和开放开发平台。通过组织技术竞赛、行业论坛等形式,营造开放合作的创新氛围,促进知识的快速传播与技术的协同攻关,为产业的持续创新提供源头活水。

参 考 文 献

[1] 都青华. 数字孪生技术在轨道交通车辆全寿命周期管理中的应用思路. 城市轨道交通研究,2023,26(4):131—134.
Du QH. Application ideas of digital twin technology in the whole life cycle management of rail transit vehicles. Urban Mass Transit,2023,26(4):131—134. (in Chinese)

[2] 任利惠,李稳,冷涵,等. 轮胎式轨道交通车辆动力学研究现状与挑战. 交通运输工程学报,2021,21(6):8—30.
Ren LH,Li W,Leng H,et al. Research status and challenges of dynamics for rubber-tyred rail transit vehicles. Journal of Traffic and Transportation Engineering,2021,21(6):8—30. (in Chinese)

[3] 李光明. 轨道交通车辆转向架结构优化设计. 中国机械,2024(28):115—118.
Li GM. Structural optimization design of bogie for rail transit vehicles. China Machinery,2024(28):115—118. (in Chinese)

[4] 张秀彬,曼苏乐,叶尔江·哈力木. 轨道交通智能技术导论. 上海:上海交通大学出版社,2021.
Zhang XB,Khan MM,Halimu Y. Introduction to Intelligent Technology for Rail Transit. Shanghai:Shanghai Jiao Tong University Press,2021. (in Chinese)

[5] 张琪玮. 工业AI应用落地要两步走. 中国电子报,2025-06-10(06).

[6] 陈奇杰. 阿里云的AI路线图. 经济观察报,2023-11-06(19).

[7] 渠源,郑小花. 轨道交通转向架智能制造技术研究与应用// 第二届“田心杯”轨道交通金属加工技术征文大赛论文集. 株洲:机械工业信息研究院,2021:8—13.

[8] 中车青岛四方机车车辆股份有限公司. 中车青岛四方的智能制造实践. 中国工业和信息化,2023(7):56—61.
CRRC Qingdao Sifang Co.,Ltd. The intelligent manufacturing practice of CRRC Qingdao Sifang. China Industry and Information Technology,2023(7):56—61. (in Chinese)

[9] 沈浩淳. 机器视觉在质量检验检测中的应用研究. 机车车辆工艺,2022,58(3):11—13.
Shen HC. Application research of machine vision in quality inspection and testing. Rolling Stock Technology,2022,58(3):11—13. (in Chinese)

[10] Zschiesche K,Reiterer A. Optical measurement system for monitoring railway infrastructure—a review. Applied Sciences,2024,14(19):8801.

[11] 郭琦. 数字化工厂在高铁车辆制造中的应用展望. 智慧轨道交通,2023,60(1):15—18.
Guo Q. Application prospect of digital factory in high-speed train manufacturing. Smart Rail Transit,2023,60(1):15—18. (in Chinese)

[12] Omotunde Osho G,Olatunde Omisola J,Oluwasegun Shiyanbola J. A conceptual framework for AI-driven predictive optimization in industrial engineering:leveraging machine learning for smart manufacturing decisions. International Journal of Advanced Multidisciplinary Research and Studies,2024,4(6):1516—1532.

[13] 王同军. 中国智能高铁发展战略研究. 中国铁路,2019(1):9—14.
Wang TJ. Research on the development strategy of China's intelligent high-speed railway. China Railway,2019(1):9—14. (in Chinese)

[14] Lu CF,Ren ZS,Ma CX. Study on the technologies development trend of high speed *EMUs*. High-speed Railway,2023,1(1):1—5.

[15] 吴昊. 城市轨道交通列车自主感知系统及关键技术研究. 城市轨道交通研究,2022,25(6):230—233.
Wu H. Research on autonomous perception system and key technologies for urban rail transit trains. Urban Mass Transit,2022,25(6):230—233. (in Chinese)

[16] Shen Y,Pan X,Chang LN. Online intelligent perception of pantograph and catenary system status based on parameter adaptation. Applied Sciences,2021,11(4):1948.

[17] Liu X,Chen JL,Xie JS,et al. Generating HSR bogie vibration signals *via* pulse voltage-guided conditional diffusion model. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems,2025,26(1):116—127.

[18] Zhu Y,Wang TT,Shen RY,et al. Development and engineering application of integrated safety monitoring systems for China's high-speed trains. Transportation Safety and Environment,2024,6(2):36—44.

[19] Zhu Y,Liang XF,Wang TT,et al. Multi-information fusion fault diagnosis of bogie bearing under small samples *via* unsupervised representation alignment deep Q-learning. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement,2023,72:3503315.

[20] Wan WQ,Chen JL,Xie JS. MIM-Graph:A multi-sensor network approach for fault diagnosis of HSR Bogie bearings at the IoT edge *via* mutual information maximization. ISA Transactions,2023,139:574—585.

[21] Chen YH,Zhu N,Wu Q,et al. MRSI:A multimodal proximity remote sensing data set for environment perception in rail transit. International Journal of Intelligent Systems,2022,37(9):5530—5556.

[22] Cao ZW,Gao Y,Bai J,et al. Efficient dual-stream fusion network for real-time railway scene understanding. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems,2024,25(8):9442—9452.

[23] Song XY,Song HF,Wang HW,et al. Deep learning-based railway foreign object intrusion intelligent perception using attention-aggregated semantic segmentation. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics,2025,30(4):2609—2619.

[24] 潘越. 基于兰姆波的城轨列车转向架构架结构健康监测技术研究. 北京:北京交通大学,2019.

[25] 李孝勇,赵敏,徐春艳,等. 基于非线性Lamb波的高速列车螺栓松动检测. 高速铁路技术,2022,13(5):31—35,48.
Li XY,Zhao M,Xu CY,et al. Bolt looseness detection for high-speed trains based on nonlinear Lamb waves. High Speed Railway Technology,2022,13(5):31—35,48. (in Chinese)

[26] 杨廷志,王光君. 基于光纤光栅的高速磁浮列车关键结构载荷及动应力监测系统研究. 铁道车辆,2023,61(3):93—97,131.
Yang TZ,Wang GJ. Research on monitoring system for key structural load and dynamic stress of high-speed maglev train based on Fiber Bragg Grating. Railway Vehicle,2023,61(3):93—97,131. (in Chinese)

[27] 徐磊,高广军,彭畅,等. 融合光纤传感与压电感知的列车结构健康监测方法. 铁道科学与工程学报,2023,20(7):2763—2772.
Xu L,Gao GJ,Peng C,et al. A train structural health monitoring method integrating optical fiber sensing and piezoelectric sensing. Journal of Railway Science and Engineering,2023,20(7):2763—2772. (in Chinese)

[28] 郭古青,尹梦科,于隽雅,等. 基于π相移光纤布拉格光栅的超灵敏超声传感器研究. 河南师范大学学报(自然科学版),2022,50(2):29—35.
Guo GQ,Yin MK,Yu JY,et al. Research on an ultra-sensitive ultrasonic sensor based on π-phase-shifted Fiber Bragg Grating. Journal of Henan Normal University (Natural Science Edition),2022,50(2):29—35. (in Chinese)

[29] 王富斌. 磁浮列车悬浮电磁铁温度监测系统设计. 高速铁路技术,2025,16(2):83—86.
Wang FB. Design of temperature monitoring system for levitation electromagnet of maglev train. High Speed Railway Technology,2025,16(2):83—86. (in Chinese)

[30] Wang XY,Ding N,Cai YY,et al. A unique harvesting-sensing integrated methodology using dual capacitor matching and event-triggered energy management for self-powered sensing. Energy Conversion and Management,2025,341:119964.

[31] Chen XN,Ma WG,Xie G,et al. A survey of control algorithm for automatic train operation// 2019 14th IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications (ICIEA). Xi'an:IEEE,2019:2405—2410.

[32] Chen XQ,Guo X,Meng JJ,et al. Research on ATO control method for urban rail based on deep reinforcement learning. IEEE Access,2023,11:5919—5928.

[33] Chen XQ,Meng JJ,Xu RX,et al. Research on multi-objective optimization methods of urban rail train automatic driving based on NSGA-II. Electronics,2024,13(19):3971.

[34] Zhou KC,Song SJ,Xue AK,et al. Smart train operation algorithms based on expert knowledge and reinforcement learning. IEEE Transactions on Systems,Man,and Cybernetics:Systems,2022,52(2):716—727.

[35] Dündar S,Şahin İ. Train re-scheduling with genetic algorithms and artificial neural networks for single-track railways. Transportation Research Part C:Emerging Technologies,2013,27:1—15.

[36] Wang PL,Goverde RMP. Multi-train trajectory optimization for energy efficiency and delay recovery on single-track railway lines. Transportation Research Part B:Methodological,2017,105:340—361.

[37] Liu F,Xun J,Zhou M,et al. A driving strategy based integrated rescheduling model for high-speed railway by using the parallel intelligent method// 2022 IEEE 2nd International Conference on Digital Twins and Parallel Intelligence (DTPI). Boston:IEEE,2023:1—6.

[38] Liu F,Xun J. An automatic train operation based real-time rescheduling model for high-speed railway. Mathematics,2023,11(21):4546.

[39] Zhang CT,Gao Y,Cacchiani V,et al. Train rescheduling for large-scale disruptions in a large-scale railway network. Transportation Research Part B:Methodological,2023,174:102786.

[40] Tassel P,Kovács B,Gebser M,et al. Reinforcement learning of dispatching strategies for large-scale industrial scheduling. Proceedings of the International Conference on Automated Planning and Scheduling,2022,32:638—646.

[41] Ruan YQ,Cai WH,Wang JY. Combining reinforcement learning algorithm and genetic algorithm to solve the traveling salesman problem. The Journal of Engineering,2024,2024(6):e12393.

[42] Chen JY,Umrawal AK,Lan T,et al. DeepFreight:A model-free deep-reinforcement-learning-based algorithm for multi-transfer freight delivery. Proceedings of the International Conference on Automated Planning and Scheduling,2021,31:510—518.

[43] Zhang WQ,Wang Q,Li JJ,et al. Dynamic fleet management with rewriting deep reinforcement learning. IEEE Access,2020,8:143333—143341.

[44] Zhang HB,Wang G,Wang X,et al. NondBREM:Nondeterministic offline reinforcement learning for large-scale order dispatching. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence,2024,38(1):401—409.

[45] Cui H,Ye YJ,Tian QD,et al. Security constrained dispatch for renewable proliferated distribution network based on safe reinforcement learning. Frontiers in Energy Research,2022,10:933011.

[46] Chen YB,Du QT,Liu HH,et al. Improved proximal policy optimization algorithm for sequential security-constrained optimal power flow based on expert knowledge and safety layer. Journal of Modern Power

Systems and Clean Energy,2024,12(3):742—753.

[47] Li P,Zhu YH,Liu Y,et al. Research on system architecture,basic platform,and development path of autonomous intelligent high-speed railway system. IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine,2024,16(1):62—73.

[48] Dai XW,Zhao H,Yu SP,et al. Dynamic scheduling,operation control and their integration in high-speed railways:A review of recent research. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems,2022,23(9):13994—14010.

[49] 王同军. 中国智能高速铁路体系架构研究及应用. 铁道学报,2019,41(11):1—9.
Wang TJ. Research and application of China's intelligent high-speed railway system architecture. Journal of the China Railway Society,2019,41(11):1—9. (in Chinese)

[50] 王祎璇,李婷婷. 基于高速铁路常旅客计划的全流程智慧行李服务方案构建. 综合运输,2021,43(1):63—68.
Wang YX,Li TT. Construction of a full-process smart luggage service scheme based on the high-speed railway frequent flyer program. Comprehensive Transportation,2021,43(1):63—68. (in Chinese)

[51] 朱志娟,阎志远,朱建军. 铁路旅客全行程智慧出行方案研究// 第十一届中国智能交通年会大会论文集. 重庆:中国智能交通协会,2016:527—532.

[52] 黄悦,李得伟,徐恩华. 高速铁路旅客智慧出行服务数据体系研究. 铁道运输与经济,2024,46(6):87—96.
Hang Y,Li DW,Xu EH. Research on data system of smart travel service for high-speed railway passengers. Railway Transport and Economy,2024,46(6):87—96. (in Chinese)

[53] 王同军,马伟斌,王勇. 京张高铁八达岭长城地下车站建造及运营关键技术. 隧道建设(中英文),2023,43(1):1—16.
Wang TJ,Ma WB,Wang Y. Key technologies for construction and operation of the underground Badaling Great Wall Station of the Beijing-Zhangjiakou high-speed railway. Tunnel Construction,2023,43(1):1—16. (in Chinese)

[54] 刘国菲,徐少红,邵凯兰,等. 沉浸式多场景乘客服务交互技术研究. 智慧轨道交通,2025,62(3):82—86,90.
Liu GF,Xu SH,Shao KL,et al. Research on immersive multi-scene passenger service interaction technology. Smart Rail Transit,2025,62(3):82—86,90. (in Chinese)

[55] 王雪峰,董兴芝,原非凡. 京张高铁旅客全行程智慧信息服务技术研究与应用. 铁路计算机应用,2021,30(7):50—55.
Wang XF,Dong XZ,Yuan FF. Research and application of smart information service technology for the whole journey of passengers on the Beijing-Zhangjiakou high-speed railway. Railway Computer Application,2021,30(7):50—55. (in Chinese)

[56] 丁叁叁. 智能列车助力智慧城轨发展. 智慧轨道交通,2021,58(5):1—8.
Ding SS. Intelligent trains boost the development of smart urban rail transit. Smart Rail Transit,2021,58(5):1—8. (in Chinese)

[57] Krummenacher G,Ong CS,Koller S,et al. Wheel defect detection with machine learning. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems,2018,19(4):1176—1187.

[58] Fu WJ,He QX,Liu SS,et al. Detection of railway wheel flat based on CBAM-enhanced ResNet for imbalanced data. IEEE Sensors Journal,2025,25(10):18268—18276.

[59] Kou LL,Qin Y,Zhao XJ,et al. A multi-dimension end-to-end CNN model for rotating devices fault diagnosis on high-speed train bogie. IEEE Transactions on Vehicular Technology,2020,69(3):2513—2524.

[60] Feng Y,Chen JL,Xie ZL,et al. Integrating misidentification and OOD detection for reliable fault diagnosis of high-speed train bogie. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems,2024,25(9):11935—11945.

[61] 周鹏程. 高速铁路列车受电弓智能检测技术分析. 现代制造技术与装备,2025,61(6):163—165.
Zhou PC. Analysis of intelligent detection technology for pantograph of high-speed railway trains. Modern Manufacturing Technology and Equipment,2025,61(6):163—165. (in Chinese)

[62] Lei KY,Qi ZQ. A dual-state-based surface anomaly detection model for rail transit trains using vision-language model. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement,2025,74:3509113.

[63] 李凌健. 面向铁路智能运维的大模型技术应用研究. 铁道技术标准(中英文),2025,7(1):70—75.
Li LJ. Research on the application of large model technology for intelligent railway operation and maintenance. Railway Technical Standards,2025,7(1):70—75. (in Chinese)

[64] Tang QF,Wei XK,Wei DH,et al. High precision robust real-time lightweight approach for railway pantograph slider wear estimation. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems,2024,25(5):3973—3985.

[65] Li D,Pan X,Fu ZZ,et al. Real-time accurate deep learning-based edge detection for 3-D pantograph pose status inspection. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement,2022,71:5001012.

[66] Tan P,Cui ZS,Wu ZG,et al. RTS-LCSS:A new method for real-time monitoring of pantograph structure. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems,2024,25(5):3960—3972.

[67] Guo ZB,Li WC,Xie JS,et al. Unseen rail damage diagnosis framework using mechanism-embedded generative network. Measurement Science and Technology,2025,36(3):036126.

[68] Guo ZB,Yin QT,Wang TT,et al. Mechanism-constrained decomposition diffusion network for compound bearing fault diagnosis in rotating machinery. Measurement Science and Technology,2025,36(6):066133.

[69] Yu X,Han L,Wu JL,et al. Research on the fault diagnosis technology of the railway vehicle transmission system based on a convolutional neural network. Transportation Safety and Environment,2025,7(1):tdaf020.

[70] Li YY,Wang SJ,Xie JS,et al. A lightweight dual-compression fault diagnosis framework for high-speed train bogie bearing. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement,2024,73:3530114.

[71] Wan WQ,Chen JL,Xie JS. Graph-based model compression for HSR bogies fault diagnosis at IoT edge *via* adversarial knowledge distillation. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems,2024,25(2):1787—1796.

[72] Ma YF,Zheng S,Yang Z,et al. A knowledge-graph enhanced large language model-based fault diagnostic reasoning and maintenance decision support pipeline towards industry 5.0. International Journal of Production Research,2025:1—22.

[73] Lin L,Zhang SH,Fu S,et al. FD-LLM:Large language model for fault diagnosis of complex equipment. Advanced Engineering Informatics,2025,65:103208.

[74] Wang J,Li TR,Yang Y,et al. DiagLLM:Multimodal reasoning with

large language model for explainable bearing fault diagnosis. Science China Information Sciences,2025,68(6):160103.

[75] 雷亚国,李熹伟,李响,等. 面向机械设备通用健康管理的智能运维大模型. 机械工程学报,2025,61(6):1—13.
Lei YG,Li XW,Li X,et al. A large model for general health management of mechanical equipment for intelligent operation and maintenance. Journal of Mechanical Engineering,2025,61(6):1—13. (in Chinese)

[76] Tang Z,Ling L,Zhang T,et al. Towards digital twin trains:Implementing a cloud-based framework for railway vehicle dynamics simulation. International Journal of Rail Transportation,2025,13(3):444—467.

[77] 刘建军,肖桦,高娜,等. 基于Django架构的机车运维平台的研制和应用. 铁道机车与动车,2024(6):46—48,9.
Liu JJ,Xiao Y,Gao N,et al. Development and application of a locomotive operation and maintenance platform based on Django architecture. Railway Locomotive & MU,2024(6):46—48,9. (in Chinese)

[78] 秦勇,丁奥,王彪,等. 轨道交通列车新一代健康管理系统架构研究. 机车电传动,2024(1):1—10.
Qin Y,Ding A,Wang B,et al. Research on the architecture of a new generation health management system for rail transit trains. Electric Drive for Locomotives,2024(1):1—10. (in Chinese)

[79] 杨建军,刘丰. 城市轨道交通车辆引入PHM技术的决策分析. 智慧轨道交通,2022,59(2):24—27.
Yang JJ,Liu F. Decision analysis on introducing PHM technology into urban rail transit vehicles. Smart Rail Transit,2022,59(2):24—27. (in Chinese)

Research and Application of Artificial Intelligence in Railway Vehicles: Progress, Challenges, and Prospects

Chang Peng[1*] Tiantian Wang[2] Buzhao Niu[1] Ruikun Mai[3] Jinsong Xie[2] Jinsong Yang[2] Xiang Yu[1]

1. *CRRC Qingdao Sifang Co., Ltd., National Engineering Research Center for High-speed EMU, Qingdao 266111, China*
2. *School of Transportation Engineering, Central South University, Changsha 410083, China*
3. *School of Electrical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 611756, China*

Abstract This paper systematically investigates the development pathways for intelligent transformation of rail vehicles driven by artificial intelligence technologies. The study focuses on intelligent upgrading throughout the entire lifecycle of rail vehicles, comprehensively reviewing domestic and international research progress and engineering applications of key technologies across six dimensions: intelligent design, smart manufacturing, intelligent perception, autonomous driving, smart services, and intelligent maintenance. These technologies include generative models, digital twins, multi-source fusion perception, and deep learning-based control systems. The paper provides an in-depth analysis of core scientific challenges, such as data acquisition and governance, model reliability and generalization, edge-side usability, and systematic engineering. Furthermore, it identifies critical future research directions, including AI technologies for full lifecycle applications, autonomous and controllable computing power, and integrated manufacturing-maintenance algorithms. By examining the requirements for intelligent technology standardization and industrial ecosystem development, this study offers systematic solutions and strategic recommendations to advance the deep integration of "mechanical-electrical-information-intelligent" systems in China's rail vehicle industry.

Keywords railway vehicles; artificial intelligence; entire lifecycle; intelligentization; industrial ecosystem

彭 畅 工学博士,正高级工程师,现任中车青岛四方机车车辆股份有限公司国家工程技术研究中心主审研发师。长期从事轨道车辆智能监测、智能分析与建模技术研究及应用工作。主持国家重点研发计划项目子课题1项、国家铁路局课题1项。获中国铁道学会科学技术奖一等奖、山东省科学技术奖技术发明奖二等奖、机械工业科学技术奖技术发明奖一等奖等奖励。

(责任编辑 贾祖冰 张 强)

* Corresponding Author, Email: pengchang@cqsf.com