DOI：10.13890/j.issn.1000-128X.2026.04.001

工业机器人在轨道交通装备领域的应用与发展

刘金榕[1]，张建华[2]，王　硕[3]，郝玉福[4]
（1.中国中车股份有限公司，北京 100036；2.北京科技大学，北京 100085；
3.国家高速列车青岛技术创新中心，山东 青岛 266111；
4.中车青岛四方车辆研究所有限公司，山东 青岛 266031）

摘　要：随着智能制造向复杂离散制造场景延伸，工业机器人在轨道交通装备制造与运维中的应用不断深化。文章综合国内外相关研究成果与公开工程案例，系统梳理工业机器人在焊接、打磨、装配、巡检检测、无损检测等制造环节的应用进展。针对轨道交通装备大尺寸弱刚度、多品种小批量、接触过程不确定和系统异构等特征，文章归纳总结多模态感知与跨尺度定位、工艺知识有限样本泛化、非确定接触条件下的力位协调与质量形成、异构设备协同与数据闭环等跨工艺共性技术挑战，进一步分析比较机器视觉与三维感知、自动规划与柔性编程、多传感融合与边缘智能，以及数字孪生和具身智能等技术路线的适用条件、性能边界与局限，并从有限样本条件下的跨车型工艺知识迁移与部分免示教方法、具身智能的任务理解与跨本体泛化评价等多个角度讨论了工业机器人未来研究方向。研究可为轨道交通装备工业机器人由单工位自动化应用向跨工序协同和“感知-规划-控制-质量-数据”闭环的智能制造场景演进提供参考。

关键词：工业机器人；轨道交通装备；智能制造；智能运维；自动规划；具身智能

中图分类号：TP242.2；U270.6　　**文献标志码：**A　　**文章编号：**1000-128X(2026)04-0001-13

0　引言

工业机器人是智能制造体系中连接数字模型、工艺知识与物理作业过程的重要载体。近年来，全球工业机器人装机容量持续保持较高增长水平，我国已成为工业机器人应用规模最大、应用场景较为丰富的市场之一[1]。随着制造业向高端化、柔性化和智能化演进，机器人正由以固定程序和示教再现为主的自动化装备，逐步发展为融合环境感知、任务规划、过程控制和数据反馈的智能作业系统。在新型工业化和“机器人+”应用行动等政策推动下，工业机器人正加快向高端装备与复杂离散制造领域拓展[2-3]。轨道交通装备覆盖了车辆研发、零部件制造、整车装配、质量检测和服役运维等环节，为工业机器人技术的行业化应用提供了具有代表性的复杂场景。

与汽车、电子等大批量、标准化制造场景相比，轨道交通装备制造具有产品尺度大、结构复杂、工序链条长、多专业耦合、多品种、小批量等特点。相关研究已从制造工艺、工业机器人应用和工业4.0技术在铁路运输行业的应用等角度进行了归纳[4-6]。诸如车体、底架、转向架、牵引传动系统、制动系统、车钩缓冲装置、受电弓、车底管线等对象兼具大尺寸结构件、精密装配件与复杂功能部件的属性，制造过程涉及焊接、打磨、装配、紧固、搬运、检测、涂装、调试等多种工艺。其中，车体长大焊缝、转向架承载焊缝、大型部件对位装配、车底复杂空间检测等环节，对焊接热变形控制、装夹定位精度、孔位匹配、紧固力矩、表面质量、检测可追溯性提出了较高要求。同时，车型平台和客户需求具有较大差异性，工装夹具、工艺

通信作者：刘金榕，男，硕士，高级工程师，主要从事智能制造及机器人应用开发的研究；E-mail: liujinrong@crrcgc.cc
引用格式：刘金榕, 张建华, 王硕, 等. 工业机器人在轨道交通装备领域的应用与发展[J]. 机车电传动, 2026(4): 1-13.DOI:10.13890/j.issn.1000-128X.2026.04.001.
Citation：LIU Jinrong, ZHANG Jianhua, WANG Shuo, et al. Applications and development of industrial robots in rail transit equipment[J]. Electric drive for locomotives,2026(4): 1-13.DOI:10.13890/j.issn.1000-128X.2026.04.001.

参数和检测点位随车型变化频繁。因此，机器人系统需要具备场景适配、柔性编程和工艺迁移能力[4-6]。

现有的综述报道与行业分析报告从不同层面讨论了工业机器人与智能技术在轨道交通领域中的应用。文献[4]从智能制造角度系统归纳了工业机器人在视觉感知、决策规划、运动控制、灵巧机构等方面的技术进展，并进一步讨论了集群化作业、柔性作业、具身智能、网络化协同和数字孪生等发展趋势。文献[5]结合轨道交通制造场景，总结了焊接、打磨、组对、喷涂、装配，以及柔性生产线等典型应用，较为全面地呈现了行业机器人的发展脉络。文献[6]则从工业 4.0 角度对铁路运输过程涉及的监测、决策与规划、通信与安全等研究方向进行了系统梳理。在运维与前沿技术方面，已有研究重点关注轨道隧道检测、自主无人系统、无人机巡检、具身智能等方向[7-10]，代表性工程研究还围绕高铁车体端墙打磨、铁路货车标识喷涂、车钩组装、多股道车辆巡检、高压空气泄漏超声检测、接触网状态识别等对象开展了系统设计与试验验证[11-17]。上述研究分别构建了通用智能制造、轨道交通制造和铁路运输数字化的分析框架，为认识行业机器人应用提供了重要基础。

通过以上分析可以看到，目前相关研究较多聚焦某一技术体系、单类制造工艺或特定运维场景，但对于制造与运维一体化视角下的跨工艺共性问题、技术路线之间的性能边界、工程应用中的不确定性传播仍缺乏系统分析，尤其是轨道交通装备的大尺寸弱刚度、多品种小批量、接触过程不确定和系统异构等特征，这会同时影响感知定位、任务规划、柔顺控制和系统协同，如单纯按照工艺类别罗列应用案例，尚不足以解释不同场景中反复出现的深层技术瓶颈[4-5, 10, 17-18]。因此，开展系统综合分析和论述对工业机器人在轨道交通行业的深化应用具有重要意义。

1 轨道交通装备领域工业机器人应用现状

轨道交通装备领域的工业机器人应用需要在产品对象、工艺流程和场景约束的统一框架下进行表征。轨道车辆由车体、底架、转向架、牵引传动装置、制动装置、车钩缓冲、车门、车底管线等系统部件构成，既包含长大薄壁结构件，也包含高精度机电组件和安全关键部件，呈现“大构件、多接口、长流程、高可靠”的典型特征[4-5]。制造端涵盖焊接、打磨、装配、紧固、搬运、涂装、检测等工序，运维端则涉及定位巡检、故障诊断、无损检测、维修复原。因此，机器人系统的应用表征维度不能局限于定位精度和作业节拍，还应包括工艺稳定性、质量一致性、换型成本、异常恢复能力、数据可追溯性[4-6]。

从制造端看，工业机器人已由规则焊缝焊接和物料搬运逐步拓展至复杂焊缝跟踪、恒力打磨、柔性装配、在线检测等环节，如图 1 所示。根据公开文献和工程案例的演化趋势特征来看，轨道交通装备机器人应用也由早期以焊接、搬运等固定工位自动化为主，逐渐向视觉引导、柔顺作业、智能检测、具身智能方向发展，其技术热点演化趋势如图 2 所示。机器视觉、任务规划、柔顺控制、多机器人协同等技术共同构成高端装备机器人化的重要技术支撑[4]。在轨道交通装备领域，已有研究围绕高铁车体端墙打磨、铁路货车标识喷涂和车钩组装等工序开展了系统开发[11-13]。这些应用表明，轨道交通装备制造通常具有批量较小、工件尺度较大和现场偏差较明显等特征，工程系统对专用工装、模型先验和在线补偿的依赖程度高于标准化大批量产线[5, 11-13]。

从运维端看，车底巡检、高压空气泄漏检测和基础设施自主巡检已形成具有代表性的研究与应用。多股道车辆巡检系统利用移动平台、视觉模块与定位模块完成车底和侧部部件的自动采集[14]。超声检测装置将专业传感器与巡检机器人结合，用于识别列车空气管路泄漏。自主无人系统和机器学习也逐步应用于轨道交通基础设施和接触网状态检测[7-9]。相关研究验证了机器人在标准化数据采集和高风险环境替代方面的应用价值，同时也表明检测性能仍然受到暗光、油污、遮挡、车型差异、小样本缺陷等因素影响[14]。

从企业应用看，轨道交通装备制造企业已将工业机器人应用作为提升制造质量、降低人工依赖和保障生产一致性的重要技术手段。欧洲一些国家、日本等轨道交通装备制造企业依托成熟的自动化制造体系，在车体焊接、表面处理、部件装配、智能检测等环节形成了较为系统的机器人应用模式，如表 1 所示。公开资料显示，德国西门子交通有限公司（Siemens Mobility）在高速列车和城市轨道车辆制造过程中持续推进机器人化生产，通过机器人焊接、自动检测和数字化制造系统提高车体制造一致性，其德国克雷费尔德（Krefeld）轨道车辆制造基地已形成覆盖车体制造、总装和测试的数字化生产体系[6]；同时，其部分轨道车辆制造产线采用机器人焊接、自动化物流和数字化质量管理系统，实现车体制造过程的自动化与数据追溯。法国阿尔斯通公司（Alstom）在高速列车、城轨车辆和信号装备制造过程中广泛采用工业机器人开展焊接、喷涂、搬运、检测作业[15]。此外，国际机器人企业也针对轨道交通装备特点开发了专用解决方案[16]。例如，ABB、KUKA 和 FANUC 等企业均已推出面向大型结构件焊接、打磨和检测的机器人系统。其中，ABB 的机器人焊接系统已应用于铁路车辆铝合金车体制造，通过机器人离线编程、激光跟踪和焊缝检测实现对复杂结构焊接过程的精准控制[17]；KUKA 针对轨道车辆制造开发了大负载机器人工作站，支持车体焊接、打磨和搬

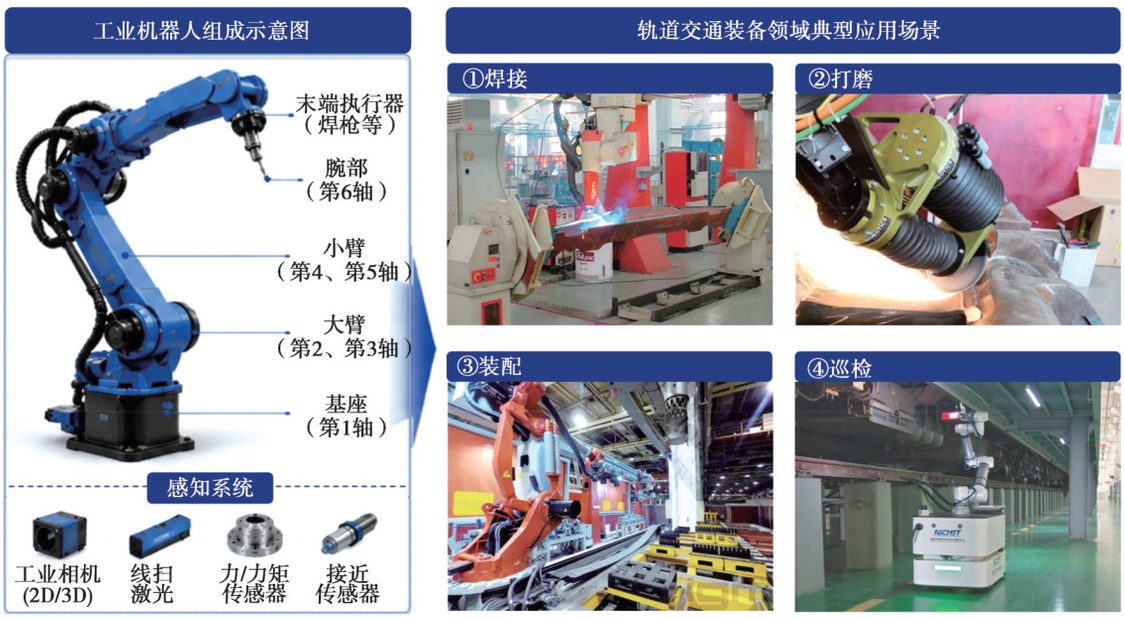


图 1　工业机器人组成及典型应用

Fig. 1　Composition and typical applications of industrial robots

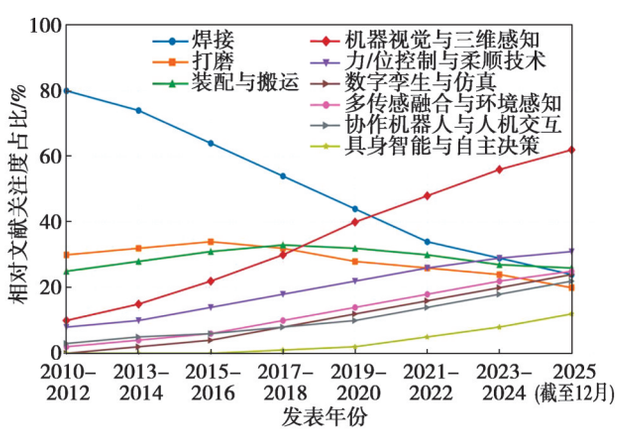


图 2　轨道交通装备工业机器人技术热点演化趋势

Fig. 2　Evolution trend of hotspot technologies in industrial robots for rail transit equipment

注: 相对文献数量占比 = $\frac{\text{某主题在该时间段内的文献数量}}{\text{轨道交通装备工业机器人领域相关文献总数量}} \times 100\%$。

运等任务，部分机器人系统有效负载达到数百千克，适用于大型构件加工场景[16]；FANUC 机器人凭借高可靠性和重复定位精度，在欧洲一些国家、日本的汽车、轨道车辆生产企业被广泛应用于焊接、装配和检测等工序[18]。

在国内，中国中车股份有限公司（简称“中国中车”）及其所属主机厂、部件生产企业也已在车体制造、转向架制造、关键部件装配、检修运维等环节持续推进机器人化改造[13]。现有应用以焊接、搬运和装配为基础，但已逐步向打磨、检测、无损检测、智能巡检等场景拓展。其中，中国中车部分企业已围绕高铁车钩组装建设机器人工作站，并集成了智能扭力控制、连挂试验和质量追溯等装备单元[13]。这些应用体现了机器人由单一动作执行向作业、检测与追溯协同集成发展的方向。结合已有的制造与运维研究可以看

表 1　国内外轨道交通装备企业工业机器人应用案例分析

Table 1　Analysis on enterprise application cases of industrial robots in rail transit equipment in China and abroad

企业/方案	国家	主要应用环节	应用特点
Siemens Mobility[6]	德国	车体制造，总装，检测	依托数字化制造体系，将机器人焊接、自动物流、检测和质量追溯系统相结合，用于高速列车及城市轨道车辆制造
Alstom[15]	法国	焊接，装配，喷涂，检测	机器人系统与数字化制造平台结合，应用于车体结构制造和部件装配，提高大型结构件制造一致性
Hitachi Rail[6]	日本	车体制造，检修，检测	利用自动化生产设备和机器人系统提升铁路车辆制造精度，并开展焊接、搬运和检测等作业
ABB轨道交通机器人解决方案[17]	瑞士	焊接，打磨，检测	面向大型结构件制造，结合机器人离线编程、视觉/激光检测等技术，提高复杂构件的加工稳定性
KUKA轨道交通机器人解决方案[16]	德国	大型构件焊接，打磨，搬运	提供大负载机器人工作站，适用于轨道车辆大型结构件加工和柔性生产单元建设
FANUC机器人应用案例[18]	日本	焊接，装配，检测	依托高可靠性和高重复定位精度，在轨道车辆供应链企业中用于自动化制造任务
中国中车及所属企业[13]	中国	焊接，打磨，装配，检测，运维巡检	覆盖高速动车、城轨车辆、货车及关键部件制造环节，逐步向视觉检测、柔性作业和智能运维方向拓展

出，焊接、搬运和部分标准化装配已形成较为稳定的工程应用，而打磨、柔性装配、无损检测、复杂运维仍然较多依赖面向特定对象开发的专用系统，跨车型迁移和跨工序协同能力仍有待提升[5, 11-19]。

1.1 焊接机器人

焊接作业是轨道交通装备制造中应用基础较好、工艺价值较高的机器人应用场景。车体、底架、构架、箱体、支架类部件的焊缝数量多、长度长、空间姿态变化明显，焊接质量直接影响结构强度、疲劳寿命和后续装配精度。机器人焊接工作站通常由六轴或龙门机器人、变位机、焊接电源、焊枪、视觉跟踪、烟尘治理、质量监测单元组成，并通过离线编程、焊缝寻位和轨迹补偿完成规则焊缝作业。对于结构重复度较高、装夹基准明确、焊缝可达性良好的工位，机器人能够改善热输入与焊缝成形的一致性，并形成装夹、寻位、焊接和检测相衔接的过程链[4-5, 20-26]。

大型薄壁铝合金车体、不锈钢车体和复杂空间构架的机器人焊接仍受到装夹误差、坡口间隙变化、焊缝遮挡、热变形累积等因素制约。二维激光跟踪适用于局部高频测量，但在弧光、飞溅和金属反光条件下容易出现特征缺失。点云与CAD配准能够提供全局几何先验，但其结果对标定精度、点云拼接误差和计算时延较为敏感。学习型焊缝识别可以增强复杂特征提取能力，但跨材料和跨车型泛化仍依赖训练数据的覆盖范围[21-29]。因此，焊接机器人需要联合处理弱刚度构件变形、坐标链误差与过程扰动，并在作业过程中完成状态估计和轨迹补偿[20-29]。

焊接场景集中反映了大尺寸弱刚度构件的多模态感知与定位问题。局部传感器获得的高精度测量结果并不能直接等同于整车尺度下的末端作业精度，构件柔性变形、机器人绝对定位误差、手眼标定误差、工装基准漂移均可能沿坐标链传递，共同影响作业质量[20-29]。这一问题同样存在于后续打磨、检测和装配工序。

1.2 打磨、修整与表面处理机器人

打磨、修整与表面处理主要用于焊缝余高处理、焊趾过渡、铸锻件去毛刺、涂装前处理和局部缺陷返修，属于劳动强度较大、粉尘噪声危害明显且质量一致性较难控制的典型工序。机器人打磨系统通常集成六轴机器人、柔顺末端、磨削工具、三维扫描和路径规划软件，并通过接触力控制、轨迹复现和过程记录来提高表面处理的稳定性。已有研究针对高铁车体端墙和焊缝磨抛开展了定位、路径生成、接触力控制、参数优化工作，并且相关研究结果表明，在焊缝形态相对稳定、质量判据能够量化的条件下，机器人可以实现较稳定的自动化加工[11, 30-34]。

与焊接过程相比，打磨质量由几何定位、接触力、磨具状态、材料去除率、进给速度等多种因素共同决定。固定轨迹方法实现较为简单，但难以适应焊缝余高的空间变化；阻抗控制和导纳控制能够缓冲接触误差，但控制效果依赖环境刚度估计和参数整定；视觉测量与材料去除模型融合可以根据表面形貌调整工艺参数，但现有模型通常需要针对特定材料和磨具进行标定[32-35]。因此，打磨过程的研究重点在于揭示力、位、材料去除和表面质量之间的耦合关系，评价指标也应同时覆盖余高残差、表面粗糙度、过磨缺陷发生情况、磨具寿命及节拍稳定性[31-35]。

打磨场景进一步凸显了非确定接触环境中的力、位协调控制问题。类似问题也存在于柔顺插装、压装、探头贴合和人机协作作业中，其核心在于利用有限传感信息在线估计接触状态，并将力控稳定性转化为可验证的工艺质量。

1.3 装配、紧固与搬运机器人

装配、紧固与搬运机器人承担抓取、对位、插装、压装、拧紧、涂胶、翻转、工序转运等任务，是连接零部件制造、总成装配与物流组织的重要装备。在轨道交通装备中存在大量重载部件、长大构件和复杂机电组件，搬运机器人、桁架机械手、自动导引车/自主移动机器人（AGV/AMR）、助力机械手已被用于上下料、部件翻转和工位配送。装配机器人更多应用于边界条件较明确的紧固、涂胶和辅助对位等任务工序中[5, 13, 36-42]。文献[13]报道了中国中车车钩组装工作站将机器人、智能扭力工具、专用工装和连挂试验进行集成，实现了装配参数记录与质量追溯。

装配过程面临孔位偏差、柔性线束干涉、重载部件惯性、狭窄空间、异常处置依赖经验等问题。纯视觉定位能够提供非接触测量，但难以直接识别接触状态；力觉和触觉可以反映插装、压装与拧紧过程中的接触变化，但测量结果容易受到工具柔性和结构振动影响；人机任务分配与多机器人规划能够提高系统柔性，但其计算复杂度和安全约束会随设备数量与任务耦合程度增加[36-42]。因此，装配与搬运场景需要解决多品种小批量条件下工艺知识的可迁移表达，以及视觉、力觉和任务规划之间的跨层协同问题[36-42]。

对装配、紧固和搬运的研究还表明，单一工位的局部优化难以解决频繁换型带来的程序重构问题。机器人需要将车型BOM、装配关系、工艺规程和质量约束转化为可复用的任务模型，并在少量新样本或少量示教条件下完成跨车型迁移，形成知识泛化、任务规划与过程验证相互衔接的闭环[13, 36-42]。

1.4 巡检、检测与无损检测机器人

巡检、检测与无损检测机器人面向制造质量控制

和服役状态评估。运维端的车底巡检机器人通常集成移动平台、机械臂、高清相机、激光雷达、惯性测量单元、补光装置，以完成自主定位、检测点到位、图像采集、异常信息上传等功能。多股道车辆巡检系统和列车高压空气泄漏超声检测装置验证了移动平台与专业传感器融合的可行性[14]。制造与运维端的机器人检测系统可搭载视觉、激光、超声、触觉、声学等传感器，对焊缝、构件表面、轨道车辆部件、接触网设施开展几何测量、缺陷识别和状态评估[17, 19, 43-46]。

不同检测技术路线具有明确的适用条件。机器视觉方法具有采集速度快和便于结构化记录等优势，但其性能容易受到暗光、反光、遮挡、缺陷样本分布的影响；超声等专业检测方法能够补充视觉难以获取的内部状态信息，但测量结果对探头姿态、耦合条件和扫描速度较为敏感[15]；点云和触觉感知有助于获取表面几何与局部缺陷信息，其工程性能取决于配准精度、接触稳定性和计算资源[19, 45-46]；多传感融合能够扩展检测覆盖范围，异构数据的时空同步、置信度融合和结果可解释性仍有待进一步研究[16, 45]。因此，巡检与检测研究需要同时关注稀缺异常样本条件下的多模态可信诊断，以及移动定位、机械臂到位与专业传感测量误差的联合控制[7-9, 14-17, 43-46]。

1.5　共性技术挑战

总体来说，焊接、打磨、装配、巡检检测虽然对应不同的工艺对象、末端工具和质量目标，但不同工艺通常共享同一套坐标基准和信息平台方案，某一环节的定位偏差、模型失配或数据中断，可能沿作业链传递并放大，最终表现为焊接成形波动、打磨过切、装配卡滞或检测结果失真。研究团队通过对前面应用典型情况、代表性研究方法、工程系统构成、评价指标进行横向比较，可以将分散在各工艺中的问题归纳为感知定位、知识迁移、接触控制、系统协同4个相互关联的层次[20-47]，以下将对其进行详细分析。

①轨道交通装备大尺寸弱刚度构件的多模态感知与定位问题。机器人局部重复定位精度通常优于绝对定位精度，而轨道车辆车体和构架的制造误差、焊接热变形、工装漂移、标定误差会沿“传感器-机器人-工件”坐标链传递。对于长大构件，单一视场难以同时兼顾测量范围与局部分辨率，局部激光视觉、全局点云测量和CAD模型先验之间还存在坐标统一、时间同步和置信度融合问题。若仅提高某一传感器的名义精度，而未描述误差在多站测量、手眼标定和机器人运动链中的传播关系，局部高精度结果仍难以转化为整车尺度的稳定作业精度。因此，相关研究需要由单一传感器性能提升转向误差源辨识、跨尺度融合、在线标定、不确定性传播建模，并建立从测量置信度到末端轨迹误差、再到最终工艺质量的关联评价方法[20-29, 46, 48-49]。

②轨道交通装备多品种小批量条件下的工艺知识泛化问题。轨道交通装备的焊缝类型、磨削区域、装配关系、检测点位随车型、材料与工艺版本变化，若完全依赖重新示教、重新建模和重新采样，将显著延长换型周期与增加验证成本。现有离线编程和模板复用方法能够提高规则场景下的配置效率，但面对结构差异、局部变形和工艺约束变化时，仍需要大量人工修正。该问题的关键不只是模型在新车型上的识别准确率，而是如何统一表达几何特征、工艺规则、设备能力、质量标准、历史作业数据，使已有知识能够以可解释方式迁移到新任务。进一步，还需研究物理约束下的小样本学习、跨车型任务复用、知识更新、模型失效判定，明确哪些参数可以继承、哪些参数必须重新标定，以及模型超出适用边界时如何触发人工复核或安全回退[36-42, 50-56]。

③非确定接触环境中的力位协调与质量形成问题。打磨、压装、插装、接触式检测均涉及机器人与工件持续接触，接触刚度、摩擦状态、工具磨损、结构柔性会随时间和位置变化，使预设轨迹与真实作用状态产生偏差。单纯提高位置跟踪精度可能引起接触力波动，而仅以恒力控制为目标又难以保证材料去除量、装配间隙或探头耦合质量的一致性。因此，机器人需要在有限传感条件下在线估计接触状态，协调位置、速度、力矩、工具姿态，并将瞬时力位信号与余高、粗糙度、装配质量或无损检测信噪比建立联系。相关研究不仅需要证明控制环稳定，还应揭示“控制参数-接触过程-质量结果”的形成机制，形成可在线更新的质量预测、异常识别和参数修正方法，从而将柔顺控制由运动层性能提升到工艺质量保障层面[28, 30-35, 42, 57-58]。

④异构系统的可信协同与数据闭环问题。轨道交通装备机器人系统通常由机器人本体、末端工具、工装夹具、视觉与力觉传感器、边缘计算平台，以及制造执行和质量管理系统共同构成，系统性能取决于多设备时空同步、数据语义一致、控制链路实时性、功能安全边界。在实际工程中，局部算法精度较高并不一定带来整线稳定运行，通信时延、接口不一致、状态标识缺失或异常恢复策略不完善均可能削弱系统可用性。因此，需要建立统一的设备状态模型和工艺数据语义，明确云、边、端不同层级的计算与控制职责，并形成覆盖任务下发、过程监测、质量判定、故障追溯、模型更新的数据链路。后续研究还应关注异常情况下的降级运行、数据可信传递和安全验证，使局部工艺优化能够转化为跨工序、跨系统的稳定运行能力[8-10, 14-17, 39-46, 50-60]。

上述4类问题在实际作业中相互耦合。感知定位误差会影响任务规划与接触控制；知识模型的适用边界决定工艺参数的迁移效果；接触过程数据需要通过系

统平台回写，并支撑模型更新。因此，轨道交通装备机器人研究需要由单一算法或单工序优化进一步转向面向“感知-规划-控制-质量-数据闭环”的联合建模与验证[20-29, 31-42, 44, 47, 50-60]。

2 关键技术进展与发展趋势

2.1 跨尺度机器视觉、三维感知与不确定性建模

机器视觉与三维感知是工业机器人理解轨道交通装备制造对象的基础能力。针对车体侧墙、底架和转向架构架等大尺寸弱刚度构件，现有技术可归纳为局部主动视觉、全局三维测量和学习型语义感知 3 种类型。激光条纹与结构光具有较高的局部测量频率和明确的几何约束，适用于焊缝寻位、坡口测量和表面轮廓提取，但在弧光、金属强反射、飞溅、遮挡条件下容易发生特征断裂。点云测量与CAD配准能够描述长大构件的整体几何偏差，但多站拼接、手眼标定、工装基准漂移、机器人绝对定位误差会沿坐标链累积[20-27]。学习型语义感知可识别焊缝类型、孔位、部件和缺陷，其性能则取决于训练样本对材料、车型、光照、缺陷形态的覆盖程度，跨车型域偏移和置信度失配仍然是限制工程迁移的重要因素[29, 48-49]。

轨道交通场景中的感知不确定性既包括传感噪声、光照波动和遮挡等引起的偶然不确定性，也包括标定模型失配、样本覆盖不足和跨车型域偏移引起的认知不确定性[20-29, 47-49]。上述不确定性会经由点云配准、坐标变换和轨迹生成向末端执行环节传播，使相近的识别准确率对应不同的实际作业风险。针对上述误差传递问题，可将多源视觉采集、三维重建与语义识别、机器人执行和在线质量评价纳入统一闭环，并通过数据回写持续修正模型、轨迹与姿态，其流程如图 3 所示。在此基础上，研究重点由确定性测量结果转向带置信度的状态估计与误差传播建模，并通过概率配准、置信度加权融合、模型校准、主动视点选择，形成“模型先验-多源测量-不确定性估计-在线补偿-质量反馈”的闭环。视觉惯性同步定位与建图（VI-SLAM）在通用数据集上能够获得较高的轨迹精度，但在暗光、粉尘、弱纹理、周期性结构环境中仍可能退化[47]。后续研究应同时分析整车尺度绝对定位误差、局部测量置信区间、跨工位漂移，以及最终质量波动，以判断感知结果能否稳定支撑工艺执行。

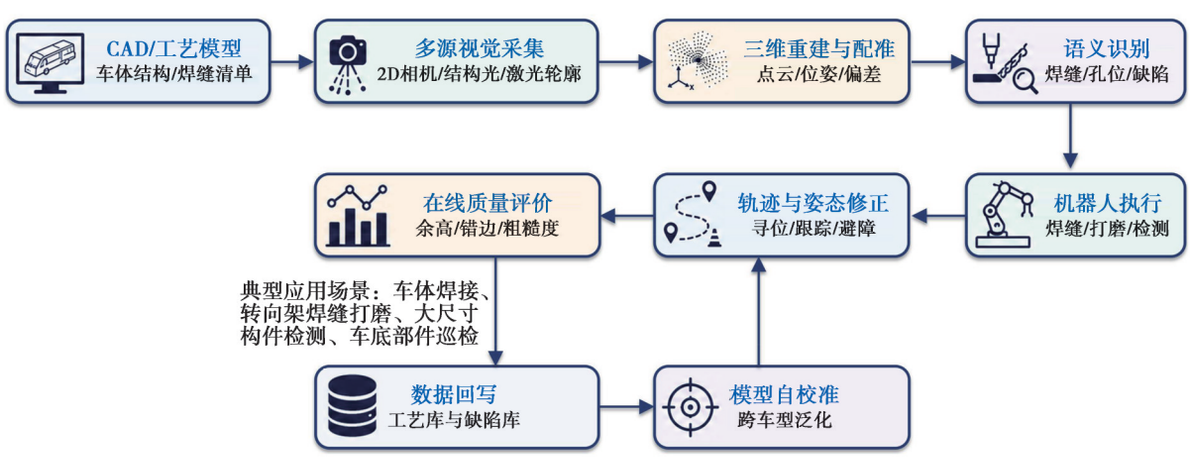


图 3 面向大尺寸构件的机器视觉、三维感知与质量反馈闭环

Fig. 3 Machine vision, 3D perception and closed-loop quality feedback for large-size components

2.2 多品种小批量下的工艺知识泛化与柔性规划

多品种小批量生产使轨道交通装备的机器人程序难以依靠固定模板长期复用。车型变化不仅改变构件几何，还会联动影响焊缝类型、装配关系、工艺顺序、工具选择、质量约束。工艺知识泛化需要将物料清单（bill of materials，BOM）、三维模型、特征语义、工艺规程、历史质量数据组织为分层知识表示，在任务层描述“做什么”，在技能层表达“如何完成”，在参数层限定速度、姿态、力、工艺窗口。离线编程能够依据CAD和工位模型生成名义轨迹，但对装夹偏差和局部变形较为敏感。知识与规则驱动规划可将焊缝、孔位、装配关系、检验规则映射为可复用任务模板，并通过在线感知完成实例化。学习型方法进一步从历史作业和少量示范中提取技能参数和任务分配策略，如谷歌的RoboBallet算法已在 8 台机器人、40 个到达任务中验证了零样本泛化能力[36]，但这类算法的验证均基于理想化的简化任务条件与轨道交通装备制造的真实生产场景存在工程化鸿沟，难以直接落地。

面对频繁换型，柔性规划正在形成“模型解析-任务自动生成-少量示教修正-在线闭环补偿”的部分免示教路线。系统可从车型BOM和三维模型中自动提取待作业特征，调用已经验证过的焊接、打磨或装配技能生成名义程序，再利用现场视觉和力觉修正轨迹与工艺参数。数字孪生技术为程序生成、可达性分析、碰撞检查、节拍评估、首件验证提供了统一环境[50-55]。生

成式孪生和合成数据可扩充小样本条件下的示范覆盖，相比于仅使用真实数据训练的模型，RoboTwin 预训练策略在单臂和双臂任务中的成功率分别提高 70% 以上和 40% 以上[56]。然而，几何一致并不等同于工艺一致，焊接热输入、磨削接触、装配摩擦、工具磨损仍会造成仿真与实物之间的差异。因此，部分免示教技术需要将物理约束、工艺规则和质量反馈共同纳入程序生成过程，并以人工干预次数、换型时间、首件合格率、跨车型质量退化幅度来评价知识泛化效果。

2.3　非确定接触环境下的力位协调与多传感融合

打磨、插装、压装、接触式检测均处于几何约束与接触状态同时变化的非确定环境。混合力位控制可在不同任务方向分别实施位置控制与力控制，适用于接触表面法向方向已知或可靠估计的工序；其效果对任务坐标系标定误差及表面法向估计误差较为敏感。阻抗或导纳控制通过调节期望动力学来“吸收”位姿偏差，从而提高接触稳定性，其性能依赖对环境刚度与阻尼参数的辨识。模型预测和学习型自适应控制可根据过程反馈在线调整控制量，但训练分布外场景下的稳定性与安全性仍需严格验证[28, 30-35, 57]。单一力传感器难以完整描述接触过程，轨道交通装备的工具柔性、结构振动、曲率变化、磨具磨损还会使相同接触力对应不同的工艺结果。

多传感融合为接触状态的完整观测提供了新的技术路径：接触前，利用视觉和点云估计表面几何、法向与余量；接触过程中，结合六维力、关节电流、振动、声学和温度信号识别接触模式、工具磨损与异常冲击；作业后，再通过视觉或表面测量形成质量反馈。由于不同信号具有不同的采样频率、噪声分布及物理含义，融合方法需要解决时空对齐、特征互补、置信度分配、传感故障降级等问题。在相关代表性研究中，激光视觉与材料去除模型融合可将焊缝残余高度控制在 0.2 mm 以内[34]，主动顺应控制策略可将稳态力偏差控制在 0.1 N 以内，并将平均表面粗糙度由 0.057 μm 降至 0.027 μm[58]。这说明，未来研究不能仅关注力跟踪误差，还应建立“视觉-力觉-振动-质量”之间的可观测关系，研究多速率融合、异常信号隔离和传感器失效情况下的安全降级控制，从而提高接触作业在材料、曲率和工具变化条件下的迁移能力。

2.4　异构系统协同与可信具身智能

异构系统协同是具身智能进入轨道交通装备现场的基础条件。机器人本体、末端工具、工装、视觉与力觉传感器、边缘计算平台、制造和质量系统具有不同的通信周期、数据语义和安全等级。云端适合知识管理、模型训练和跨工位经验汇聚，边缘侧承担多模态状态估计、异常识别和局部任务调度，端侧维持毫秒级确定性控制与安全互锁[8, 17, 40, 44, 59-60]。数据底座、模型底座与平台层需要具备共同支撑感知、认知、决策、执行、反馈闭环的能力，并通过多机器人、多系统和人机协同完成复杂任务，轨道交通装备机器人“云-边-端”协同与具身智能架构如图 4 所示。系统研究的关键不只是提高单一算法精度，还包括语义接口一致性、模型版本可追溯性、通信异常下的功能保持、跨设备技能调用的可靠性。

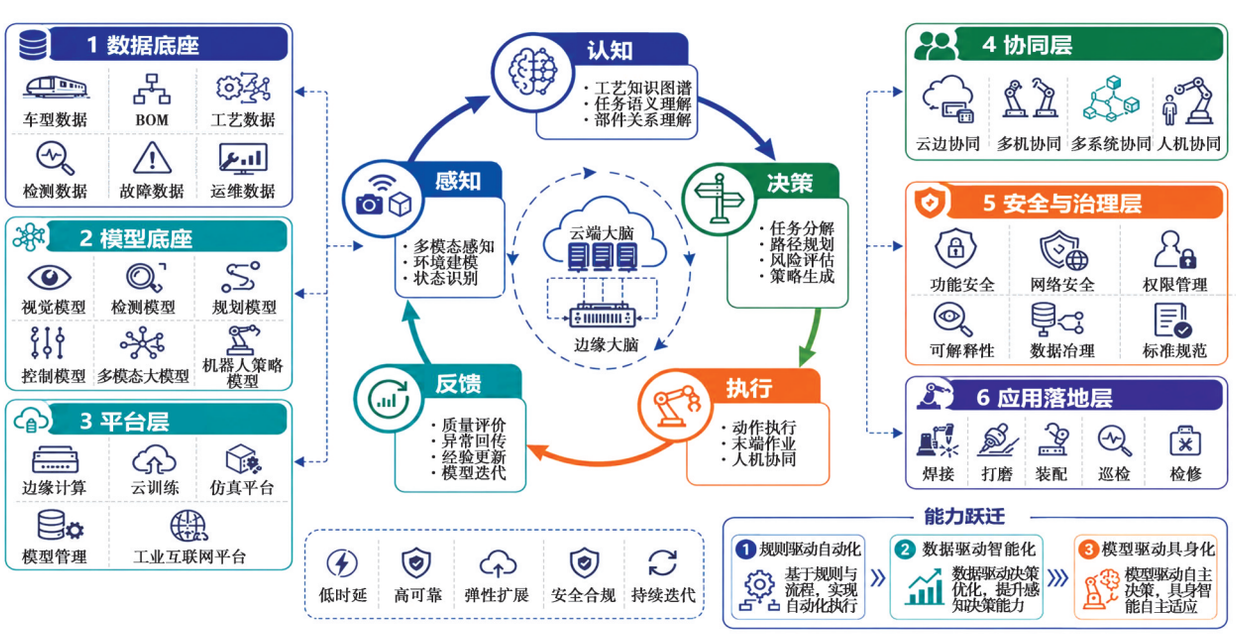


图 4　轨道交通装备机器人“云-边-端”协同与具身智能架构

Fig. 4　Cloud-edge-end collaboration and embodied intelligence architecture for rail transit equipment robots

从应用机制看，具身智能可在制造端承担工艺任务分解、异常工况解释、机器人动作约束生成、人机协同决策等功能，并在运维端融合巡检图像、历史故障、检修规程、部件信息，提高异常识别与检修建议

的可解释性[10, 61-65]。例如，面对“将某车型构架指定焊缝打磨至规定余高”的任务，系统可关联三维模型、焊缝编号、磨具类型、力控参数、检测标准，生成由高层任务规划、经过验证的技能调用和底层闭环控制组成的执行流程。该机制仍需通过真实工位数据验证任务理解、技能调用和安全约束之间的一致性。

相关综述已形成机器人基础模型、具身智能和移动服务机器人等研究的工作内容和发展方向[61-65]。谷歌的RT-2模型、斯坦福大学和加州大学伯克利分校等机构联合开发的OpenVLA模型均展示了利用大规模“视觉-语言-动作”数据迁移语义知识的能力[66-67]，具身大语言模型赋能机器人（embodied large-language models-enable robot，ELLMER）框架通过检索增强、视觉与力反馈提高了复杂任务计划的忠实度[68]；但这些进展尚未消除工业应用中的泛化失效，车型结构差异、工装遮挡、工具更换、任务顺序约束、长时间累积误差等问题均可能导致语言理解正确而动作执行失败，并且不同机器人本体与末端工具之间也存在技能表示不一致的问题。轨道交通装备的可信具身智能需要以车型结构、工艺规程、质量标准、安全规则为知识底座，将高层任务理解与经过验证的技能库、确定性控制器、独立安全监控相分离，其性能应由任务完成率扩展到语义约束违反率、跨车型和跨本体迁移成功率、长任务故障恢复率、推理时延、可解释性等方面。

3 未来研究方向与发展展望

综合现有研究与工程应用，轨道交通装备机器人在规模化应用过程中仍面临若干关键问题。例如，长大构件的局部测量精度还难以稳定传递至整车尺度；车型结构和工艺流程的频繁变化限制了既有程序与工艺知识的复用；打磨、装配、接触检测过程中的力位状态与最终质量之间尚未形成统一表征；异构机器人、工装设备与业务系统协同运行的实时性和安全性也缺少充分验证。此外，具身智能在复杂任务理解、跨本体技能迁移与异常状态恢复方面仍存在较大的不确定性。基于上述问题，未来研究可重点围绕大尺寸弱刚度构件跨尺度误差的可解释传播与主动校准、有限样本条件下的工艺知识迁移与部分免示教、非确定接触过程的“力-位-多模态状态-质量”统一建模、异构系统协同中的可验证安全与故障恢复、轨道交通行业可信具身智能的任务理解与跨本体泛化技术研究展开，并依托典型工位开展对照试验，逐步形成可重复、可量化的评价与验证体系。

3.1 大尺寸弱刚度构件跨尺度误差的可解释传播与主动校准

大尺寸弱刚度构件的制造精度取决于局部测量、坐标转换、机器人运动学和构件变形等多类误差的共同作用。现有研究通常分别优化视觉测量、手眼标定或机器人定位，但车体柔性变形、工装参数漂移、运动学参数误差、多站点云拼接误差等问题会在同一坐标链中耦合传播[20-29, 47]。后续研究可围绕长大焊缝、车体侧墙和转向架构架建立分层概率模型，通过温度变化、工装偏移和标定扰动试验，辨识不同误差源对末端轨迹和工艺质量的贡献，并研究主动视点调整、在线参数辨识和动态校准机制。评价指标应同时覆盖跨工位绝对定位误差、置信区间校准度、闭环补偿后的质量方差、长期运行漂移值，以验证局部高精度感知能否稳定支撑整车尺度作业。

3.2 有限样本条件下的跨车型工艺知识迁移与部分免示教

多品种小批量生产要求机器人能够在有限样本条件下复用既有工艺知识。BOM、三维模型、焊缝与装配关系、工艺窗口、历史质量数据可构成面向任务、技能与参数的知识表示，并与任务模板、领域适配和物理约束模型结合[36-42, 50-56]。数字孪生和生成式数据能够扩展虚拟样本覆盖，但其有效性取决于仿真数据对真实工艺分布的逼近程度。可选取结构相近和差异显著的车型开展对照试验，比较全量重新示教、模板复用和少量示范迁移3种模式，分析部分免示教方法对人工轨迹点数量、换型时间、首件调试次数、质量稳定性的影响。由此可进一步确定工艺知识在不同结构变化和材料工况下的迁移边界，并建立模型拒绝执行与人工接管机制。

3.3 非确定接触过程的“力-位-多模态状态-质量”统一建模

打磨、压装、插装、接触式检测中的过程质量由接触力、相对位姿、工具状态、材料特性共同决定。阻抗、导纳和混合力位控制主要保证接触稳定性，不能直接预测材料去除量、装配间隙或无损检测耦合质量[28, 30-35, 57-58]。未来可在不同材料、曲率、磨具寿命、装配公差条件下，同步采集视觉、六维力、关节电流、振动和声学信号，构建接触力学模型与数据驱动残差模型相结合的质量预测方法。研究重点应放在多源信号的时空对齐、有效传感组合识别和模型不确定度估计，并检验传感器失效后系统是否能够维持安全降级运行。跨材料和跨工具试验中的质量预测置信区间、稳定裕度、故障识别率、迁移误差可作为主要评价依据。

3.4 异构系统协同中的可验证安全与故障恢复

轨道交通装备长大构件制造通常由机器人、变位机、移动平台、专用工装和人员共同完成，协同计划需要同时满足工艺顺序、设备能力、人员禁入区、质量等待等要求。RoboBallet结合图神经网络与强化学习，在多机器人到达任务中验证了任务分配与运动规

划能力[36]；RoboTwin利用生成式数字孪生构建示范数据，并通过预训练与少量真实样本微调改善机器人操作策略的任务成功率[56]。上述结果提示了学习型规划和合成数据的应用潜力，但尚不能直接证明其在轨道交通异构设备及复杂工艺依赖条件下的有效性。后续研究可通过“仿真-实机”联合平台注入通信中断、执行器降级、计划冲突、人员进入等扰动，比较集中式、分布式与分层协同方法的死锁率、约束违反率、重规划时间、故障恢复时间。同时，需要研究计划失效后的可追溯决策和安全回退机制，使协同系统在异常条件下能够恢复到经过验证的安全状态。

3.5　轨道交通行业可信具身智能的任务理解与跨本体泛化

“视觉-语言-动作”模型为机器人理解复杂任务和复用操作技能提供了新的技术路径。RT-2、OpenVLA和ELLMER等研究已展示语义知识迁移和复杂任务规划能力[66-68]，但轨道交通任务具有严格的工艺顺序、设备权限和安全约束，语言层面的合理计划并不必然对应可执行动作。未来可构建包含车型结构、工艺规程、工具能力、缺陷样本、禁止操作的行业数据集，设置遮挡、描述歧义、工具缺失、步骤失败、机器人本体变化等测试条件。通过比较端到端策略与“高层任务理解-经过验证的技能调用-确定性底层控制-独立安全监控”的分层体系，可分析模型幻觉、跨本体技能迁移和长任务故障恢复的性能边界。评价基准应同步记录任务成功率、语义与安全约束违反率、恢复率、推理时延、人工接管频次、解释一致性。

4　结束语

本文采用结构化文献检索与公开工程案例对照的综述方法，围绕轨道交通装备制造与运维构建了“应用场景-共性挑战-关键技术发展趋势”的分析框架，并通过跨工艺比较，提出大尺寸弱刚度构件的跨尺度感知与定位、多品种小批量下的工艺知识泛化、非确定接触环境的力位协调与质量形成、异构系统协同与数据闭环4类共性技术挑战。在此基础上，对机器视觉、柔性规划、力控与多传感融合、数字孪生和具身智能等路线的适用条件和局限进行了比较，并提出5个未来研究方向。

本文将焊接、打磨、装配、巡检等不同工艺中的分散问题归纳为可横向比较的共性技术问题，并将技术评价由单一精度或任务成功率扩展到质量稳定性、跨场景泛化、安全约束、系统可靠性等维度。受公开数据有限、不同文献的试验对象和评价指标异质性较强等因素影响，本文尚未开展统计元分析，部分判断仍需在统一数据集和真实轨道交通工位中进一步验证。后续研究可通过开放评价基准、跨车型对照试验和长期运行数据，量化不同技术路线的适用条件与性能边界。

参考文献：

[1] Urrea C, Kern J. Recent advances and challenges in industrial robotics: a systematic review of technological trends and emerging applications[J]. Processes, 2025, 13(3): 832. DOI: 10.3390/pr13030832.

[2] 国家统计局. 新型工业化迈出坚实步伐　新质生产力积蓄强劲动力——“十四五”经济社会发展成就系列报告之十 [EB/OL]. (2026-06-04) [2026-07-01]. https://www. stats. gov.cn/sj/zxfbhjd/202606/t20260604_1963888.html.
National Bureau of Statistics of China. New industrialization has made solid progress and new quality productive forces have accumulated strong momentum[EB/OL]. (2026-06-04) [2026-07-01]. https://www. stats. gov. cn/sj/zxfbhjd/202606/t20260604_1963888.html.

[3] 工业和信息化部, 教育部, 公安部, 等. 工业和信息化部等十七部门关于印发“机器人+”应用行动实施方案的通知 [EB/OL]. (2023-01-18) [2026-07-01]. https://www. gov. cn/zhengce/zhengceku/2023-01/19/content_5738112.htm.
Ministry of Industry and Information Technology, Ministry of Education, Ministry of Public Security, et al. Implementation plan for the 'Robot+' application action[EB/OL]. (2023-01-18) [2026-07-01]. https://www. ncsti. gov. cn/zcfg/zcwj/202301/t20230120_107305.html.

[4] 吴昊天, 王耀南, 朴玄斌, 等. 智能制造工业机器人技术应用及发展趋势[J]. 中国工程科学, 2025, 27(3): 83-97. DOI: 10.15302/J-SSCAE-2025.01.005.
Wu Haotian, Wang Yaonan, Piao Xuanbin, et al. Technical application and development trend of intelligent manufacturing industrial robots[J]. Strategic Study of CAE, 2025, 27 (3): 83-97. DOI: 10.15302/J-SSCAE-2025.01.005.

[5] 朱志民, 方孝钟, 周勇, 等. 工业机器人在轨道交通制造中的应用现状及发展趋势[J]. 金属加工(热加工), 2021(1): 7-12. DOI: 10.3969/j.issn.1674-165X.2021.01.002.
Zhu Zhimin, Fang Xiaozhong, Zhou Yong, et al. Application status and development trend of industrial robots in rail transit manufacturing[J]. Metal Forming, 2021(1): 7-12. DOI: 10.3969/j.issn.1674-165X.2021.01.002.

[6] Laiton-Bonadiez C, Branch-Bedoya J W, Zapata-Cortes J, et al. Industry 4.0 technologies applied to the rail transportation industry: a systematic review[J]. Sensors, 2022, 22(7): 2491. DOI: 10.3390/s22072491.

[7] 于子良, 黄志辉, 杨珏, 等. 轨道隧道巡检现状及智能检测机器人发展趋势[J]. 机车电传动, 2020(6): 137-142. DOI: 10.13890/j.issn.1000-128x.2020.06.029.
Yu Ziliang, Huang Zhihui, Yang Jue, et al. Current situation of rail tunnel inspection and development trend of intelligent detection robot[J]. Electric Drive for Locomotives, 2020(6): 137-142. DOI:10.13890/j.issn.1000-128x.2020.06.

029.

[8] 秦勇, 张紫城, 杨怀志, 等. 轨道交通基础设施自主无人机智能巡检技术现状与发展趋势[J]. 铁路通信信号工程技术, 2025, 22(2): 1-10. DOI: 10.3969/j. issn. 1673-4440. 2025.02.001.
Qin Yong, Zhang Zicheng, Yang Huaizhi, et al. Current status and development trends of autonomous UAV intelligent inspection technology for railway infrastructure[J]. Railway Signalling & Communication Engineering, 2025, 22(2): 1-10. DOI:10.3969/j.issn.1673-4440.2025.02.001.

[9] 秦勇, 孟凡腾, 张紫城, 等. 轨道交通基础设施自主无人机智能巡检体系框架及其技术发展综述[J]. 北京交通大学学报, 2025, 49(5): 145-175. DOI: 10.11860/j. issn. 1673-0291.20250126.
Qin Yong, Meng Fanteng, Zhang Zicheng, et al. Autonomous UAV-based intelligent inspection framework for rail transit infrastructure: a review of technological developments[J]. Journal of Beijing Jiaotong University, 2025, 49 (5): 145-175. DOI: 10.11860/j.issn.1673-0291.20250126.

[10] 尚敬, 张慧源, 李晨. 具身智能机器人发展研究及轨道交通应用展望[J]. 机车电传动, 2025(2): 1-14. DOI:10.13890/j.issn.1000-128X.2025.02.100.
Shang Jing, Zhang Huiyuan, Li Chen. Research on the development of embodied intelligence robots and their prospects for applications in rail transit[J]. Electric Drive for Locomotives, 2025(2): 1-14. DOI: 10.13890/j.issn.1000-128X. 2025.02.100.

[11] 曾祥宏. 高铁白车身端墙机器人打磨系统的研制[D]. 武汉: 华中科技大学, 2021.
Zeng Xianghong. Design of robot grinding system for lateral plate of high-speed railway body[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2021.

[12] 黄剑奇. 铁路货车标识智能喷涂机器人系统设计[D]. 北京: 北京交通大学, 2022.
Huang Jianqi. Design of intelligent painting robot system for railway wagon identification[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2022.

[13] 中国中车股份有限公司. 中国中车2024年优秀ESG案例汇编[R/OL]. 2026-02-10. https://www.crrcgc.cc/crrcgc/articleFileDir/2026-02/10/c2952b7e019b434482f18cb88067ac74.pdf.
CRRC Co., Ltd.. Compilation of excellent ESG cases of CRRC in 2024[R/OL]. 2026-02-10. https://www. crrcgc. cc/crrcgc/articleFileDir/2026-02/10/c2952b7e019b434482f18cb88067ac74.pdf.

[14] 巫红波, 邱伟明, 王静, 等. 城轨车辆用多股道智能巡检机器人检测系统[J]. 机车电传动, 2022(1): 45-52. DOI: 10.13890/j.issn.1000-128X.2022.01.008.
Wu Hongbo, Qiu Weiming, Wang Jing, et al. Detection system of multi-track intelligent inspection robot for urban rail vehicles[J]. Electric Drive for Locomotives, 2022(1): 45-52. DOI:10.13890/j.issn.1000-128X.2022.01.008.

[15] Alstom. Alstom commissions the highest-capacity welding robot in the railway industry[EB/OL]. (2019-04-04) [2026-07-01].https://www.alstom.com/press-releases-news/2019/4/alstom-commissions-highest-capacity-welding-robot-railway-industry?utm_source=chatgpt.com.

[16] Sun Xiaohan, Dong Lan, Liu Zongyi, et al. Intelligent manufacturing: a bibliometric review from frontier hotspots to key technologies and applications[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2025, 38(6): 313-349. DOI: 10.1186/s10033-025-01274-y.

[17] ABB Robotics. Robotics solutions for railway manufacturing: welding, painting and material handling applications [R]. Zurich: ABB Robotics, 2021.

[18] FANUC Corporation. Robot automation solutions for transportation equipment manufacturing[R]. Yamanashi: FANUC Corporation, 2022.

[19] Agarwal A, Ajith A, Wen Chengtao, et al. Robotic defect inspection with visual and tactile perception for large-scale components[C]//2023 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Detroit: IEEE, 2023: 10110-10116. DOI: 10.1109/IROS55552.2023.10341590.

[20] 王耀南, 江一鸣, 姜娇, 等. 机器人感知与控制关键技术及其智能制造应用[J]. 自动化学报, 2023, 49(3): 494-513. DOI: 10.16383/j.aas.c220995.
Wang Yaonan, Jiang Yiming, Jiang Jiao, et al. Key technologies of robot perception and control and their intelligent manufacturing applications[J]. Acta Automatica Sinica, 2023, 49(3): 494-513. DOI: 10.16383/j.aas.c220995.

[21] 高振泽, 李俊, 李欢, 等. 机器视觉辅助机器人焊接全过程研究进展[J]. 电焊机, 2025, 55(9): 1-18. DOI: 10.7512/j. issn.1001-2303.2025.09.01.
Gao Zhenze, Li Jun, Li Huan, et al. Research progress on the application of machine vision in the whole process of robot welding[J]. Electric Welding Machine, 2025, 55(9): 1-18. DOI: 10.7512/j.issn.1001-2303.2025.09.01.

[22] Wang Zhenzhou. The active visual sensing methods for robotic welding: review, tutorial, and prospect[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2024, 73: 5039319. DOI: 10.1109/TIM.2024.3485460.

[23] 梁志敏, 高旭, 任政, 等. 基于变分立体匹配算法的GMAW熔池形貌三维重建[J]. 焊接学报, 2024, 45(2): 61-66. DOI: 10.12073/j.hjxb.20230224001.
Liang Zhimin, Gao Xu, Ren Zheng, et al. Three-dimensional reconstruction of GMAW weld pool appearance based on variational stereo matching algorithm[J]. Transactions of the China Welding Institution, 2024, 45(2): 61-66. DOI: 10.12073/j.hjxb.20230224001.

[24] Chen Hui, Liang Man, Liu Wanquan, et al. An approach to boundary detection for 3D point clouds based on DBSCAN clustering[J]. Pattern Recognition, 2022, 124: 108431. DOI:

10.1016/j.patcog.2021.108431.

[25] Tian Yingzhong, Liu Hongfei, Li Long, et al. Automatic identification of multi-type weld seam based on vision sensor with silhouette-mapping[J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(4): 5402-5412. DOI: 10.1109/JSEN.2020.3034382.

[26] Wang Ji, Li Leijun, Xu Peiquan, et al. Visual sensing and depth perception for welding robots and their industrial applications[J]. Sensors, 2023, 23(24): 9700. DOI: 10.3390/s23249700.

[27] 黄泽霞, 邵春莉. 深度学习下的视觉SLAM综述[J]. 机器人, 2023, 45(6): 756-768. DOI: 10.13973/j. cnki. robot. 220426.
Huang Zexia, Shao Chunli. Survey of visual SLAM based on deep learning[J]. Robot, 2023, 45(6): 756-768. DOI: 10.13973/j.cnki.robot.220426.

[28] 黄婷, 孙立宁, 王振华, 等. 基于被动柔顺的机器人抛磨力/位混合控制方法[J]. 机器人, 2017, 39(6): 776-785. DOI: 10.13973/j.cnki.robot.2017.0776.
Huang Ting, Sun Lining, Wang Zhenhua, et al. Hybrid force/position control method for robotic polishing based on passive compliance structure[J]. Robot, 2017, 39(6): 776-785. DOI: 10.13973/j.cnki.robot.2017.0776.

[29] Li Zhou, Yan Yuhao, Wang Xiangheng, et al. A survey of deep learning for industrial visual anomaly detection[J]. Artificial Intelligence Review, 2025, 58: 279. DOI: 10.1007/s10462-025-11287-7.

[30] Zhang Tie, Yuan Chao, Zou Yanbiao. Online optimization method of controller parameters for robot constant force grinding based on deep reinforcement learning rainbow[J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2022, 105: 85. DOI: 10.1007/s10846-022-01688-z.

[31] 王英鹏, 宋慧鹏, 孙玉文. 机器人力控精密抛光技术研究进展[J]. 机器人, 2025, 47(5): 730-752. DOI: 10.13973/j.cnki.robot.240128.
Wang Yingpeng, Song Huipeng, Sun Yuwen. A review of robotic force-controlled precision polishing technology[J]. Robot, 2025, 47(5): 730-752. DOI: 10.13973/j. cnki. robot. 240128.

[32] 葛吉民, 邓朝晖, 李尉, 等. 机器人磨抛力柔顺控制研究进展[J]. 中国机械工程, 2021, 32(18): 2217-2230. DOI: 10.3969/j.issn.1004-132X.2021.18.011.
Ge Jimin, Deng Zhaohui, Li Wei, et al. Research progresses of robot grinding and polishing force compliance controls [J]. China Mechanical Engineering, 2021, 32(18): 2217-2230. DOI: 10.3969/j.issn.1004-132X.2021.18.011.

[33] Ke Xiaolong, Yu Yongheng, Li Kangsen, et al. Review on robot-assisted polishing: status and future trends[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2023, 80: 102482. DOI: 10.1016/j.rcim.2022.102842.

[34] Ge Jimin, Deng Zhaohui, Li Zhongyang, et al. Adaptive parameter optimization approach for robotic grinding of weld seam based on laser vision sensor[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2023, 82: 102540. DOI: 10.1016/j.rcim.2023.102540.

[35] 贾林, 王耀南, 何静, 等. 自由曲面打磨机器人非奇异终端滑模阻抗控制[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(5): 89-96. DOI: 10.13382/j.jemi.B2002948.
Jia Lin, Wang Yaonan, He Jing, et al. Non-singular terminal sliding mode impedance control for free-form surface grinding robots[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(5): 89-96. DOI: 10.13382/j. jemi. B2002948.

[36] Lai M, Go K, Li Z, et al. RoboBallet: planning for multirobot reaching with graph neural networks and reinforcement learning[J]. Science Robotics, 2025, 10(106): eads1204. DOI: 10.1126/scirobotics.ads1204.

[37] Ham A, Park M J. Human-robot task allocation and scheduling: Boeing 777 case study[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2021, 6(2): 1256-1263. DOI: 10.1109/LRA.2021.3056069.

[38] Song Wen, Chen Xinyang, Li Qiqiang, et al. Flexible job-shop scheduling via graph neural network and deep reinforcement learning[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2023, 19(2): 1600-1610. DOI: 10.1109/TII. 2022. 3189725.

[39] Chen Lin, Wang Yaonan, Miao Zhiqiang, et al. Toward safe distributed multi-robot navigation coupled with variational Bayesian model[J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2024, 21(4): 7583-7598. DOI: 10.1109/TASE.2023.3346049.

[40] Semeraro F, Griffiths A, Cangelosi A. Human-robot collaboration and machine learning: a systematic review of recent research[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2023, 79: 102432. DOI: 10.1016/j.rcim.2022.102432.

[41] Daneshmand M, Noroozi F, Corneanu C, et al. Industry 4.0 and prospects of circular economy: a survey of robotic assembly and disassembly[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2022, 124(9): 2973-3000. DOI: 10.1007/s00170-021-08389-1.

[42] Guo Dashun, Xie Liang, Yu Hongxiang, et al. Electric vehicle automatic charging system based on vision-force fusion [C]//2021 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO), 2021: 405-410. DOI: 10.1109/ROBIO54168.2021.9739254.

[43] 林德铝, 刘畅, 陈琦, 等. 基于低秩分解的YOLO轻量化目标检测模型[J]. 机车电传动, 2024(1): 138-144. DOI: 10.13890/j.issn.1000-128X.2024.01.120.
Lin Delü, Liu Chang, Chen Qi, et al. Low-rank decomposition based lightweight YOLO model for object detection[J]. Electric Drive for Locomotives, 2024(1): 138-144. DOI: 10.13890/j.issn.1000-128X.2024.01.120.

[44] Tian Lijia, Zhao Hongli, Zhu Li, et al. Edge intelligence-

based rail transit equipment inspection system[J]. Sensors, 2026, 26(1): 236. DOI: 10.3390/s26010236.

[45] Lin Shuai, Xu Cheng, Chen Lipei, et al. LiDAR point cloud recognition of overhead catenary system with deep learning [J]. Sensors, 2020, 20(8): 2212. DOI: 10.3390/s20082212.

[46] Liu Siping, Tu Xiaohan, Xu Cheng, et al. An optimized deep neural network for overhead contact system recognition from LiDAR point clouds[J]. Remote Sensing, 2021, 13 (20): 4110. DOI: 10.3390/rs13204110.

[47] Farajtabar M, Charbonneau M. The path towards contact-based physical human-robot interaction[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2024, 182: 104829. DOI: 10.1016/j.robot. 2024.104829.

[48] Campos C, Elvira r, Gomez Rodriguez J J, et al. ORB-SLAM3: an accurate open-source library for visual, visual-inertial, and multi-map SLAM[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2021, 37(6): 1874-1890. DOI: 10.1109/TRO. 2021. 3075644.

[49] Papavasileiou A, Michalos G, Makris S. Quality control in manufacturing: review and challenges on robotic applications[J]. International Journal of Computer Integrated Manufacturing, 2025, 38(1): 79-115. DOI: 10.1080/0951192X.202 4.2314789.

[50] Dimosthenopoulos D, Basamakis F P, Glykos C, et al. A digital twin-based paradigm for programming and control of cooperating robots in reconfigurable production systems[J]. International Journal of Computer Integrated Manufacturing, 2025, 38(10): 1443-1463. DOI: 10.1080/0951192X.2024.24 28683.

[51] Chang Wenxuan, Sun Wenlei, Chen Pinghui, et al. Construction and validation of a digital twin-driven virtual-reality fusion control platform for industrial robots[J]. Sensors, 2025, 25(13): 4153. DOI: 10.3390/s25134153.

[52] 刘永奎, 杨康, 脱奔奔, 等. 数字孪生工业机器人：概念框架、关键技术与案例研究[J]. 系统仿真学报, 2025, 37(7): 1723-1752. DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.25-0230.
Liu Yongkui, Yang Kang, Tuo Benben, et al. Digital twinned industrial robots: conceptual framework, key technologies and case study[J]. Journal of System Simulation, 2025, 37(7): 1723-1752. DOI: 10.16182/j. issn1004731x. joss.25-0230.

[53] 冯运, 童翊轩, 王耀南, 等. 重大装备集群机器人协同制造数字孪生技术综述[J]. 自动化学报, 2025, 51(7): 1463-1479. DOI: 10.16383/j.aas.c240707.
Feng Yun, Tong Yixuan, Wang Yaonan, et al. Digital twin technology for collaborative manufacturing of major equipment by cluster robots: a review[J]. Acta Automatica Sinica, 2025, 51(7): 1463-1479. DOI: 10.16383/j.aas.c240707.

[54] 宋轶民, 王睿哲, 连宾宾, 等. 基于数字孪生技术的并联机器人筒段类部组件装配系统[J]. 机械工程学报, 2025, 61 (1): 44-59. DOI:10.3901/JME.2025.01.044.
Song Yimin, Wang Ruizhe, Lian Binbin, et al. Digital twin based parallel robot system for cylindrical component assembly[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2025, 61(1): 44-59. DOI:10.3901/JME.2025.01.044.

[55] 罗巍, 杨威, 于立娟, 等. 基于数字孪生的工业机器人运动仿真平台设计[J]. 实验技术与管理, 2025, 42(5): 192-199. DOI: 10.16791/j.cnki.sjg.2025.05.025.
Luo Wei, Yang Wei, Yu Lijuan, et al. Design of a motion simulation platform for industrial robots based on digital twin technology[J]. Experimental Technology and Management, 2025, 42(5): 192-199. DOI: 10.16791/j. cnki. sjg. 2025. 05.025.

[56] Mu Yao, Chen Tianxing, Chen Zanxin, et al. RoboTwin: Dual-arm robot benchmark with generative digital twins[C]// 2025 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2025: 27649-27660. DOI: 10.1109/CVPR52734.2025.02575.

[57] Yang Chenguang, Peng Guangzhu, Li Yanan, et al. Neural networks enhanced adaptive admittance control of optimized robot-environment interaction[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2019, 49(7): 2568-2579. DOI: 10.1109/TCYB.2018.2828654.

[58] Li Z, Cheung C F, Lam K M, et al. Active compliance smart control strategy of hybrid mechanism for bonnet polishing [J]. Sensors, 2024, 24(2): 421. DOI: 10.3390/s24020421.

[59] Xiang Tianyi, Li Borui, Pan Xiaonan, et al. Development of a simple and novel digital twin framework for industrial robots in intelligent robotics manufacturing[C]//2024 IEEE 20th International Conference on Automation Science and Engineering (CASE), 2024: 4187-4193. DOI: 10.1109/CASE59546.2024.10711459.

[60] Alt B, Stöckl F, Müller S, et al. RoboGrind: intuitive and interactive surface treatment with industrial robots[PP/OL]. V2. arXiv(2024-02-27) [2026-07-01]. https://arxiv. org/abs/2402.16542.

[61] Xu Zhiyuan, Wu Kun, Wen Junjie, et al. A survey on robotics with foundation models: toward embodied AI[PP/OL]. arXiv(2024-02-04) [2026-07-01]. https://arxiv. org/abs/2402.02385.

[62] Liu Yang, Chen Weixing, Bai Yongjie, et al. Aligning cyber space with physical world: a comprehensive survey on embodied AI[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2025, 30(6): 7253-7274. DOI: 10.1109/TMECH. 2025. 3574943.

[63] Tong Yuchuang, Liu Haotian, Zhang Zhengtao. Advancements in humanoid robots: a comprehensive review and future prospects[J]. IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica, 2024, 11(2): 301-328. DOI: 10.1109/JAS.2023.124140.

[64] Lisondra M, Benhabib B, Nejat G. Embodied AI with foundation models for mobile service robots: a systematic review [J]. Robotics, 2026, 15(3): 55. DOI: 10.3390/robotics

15030055.

[65] Kube D, Hadwiger S, Meisen T. Robotic foundation models for industrial control: a comprehensive survey and readiness assessment framework[PP/OL]. arXiv(2026-03-06) [2026-07-01]. https://arxiv.org/abs/2603.06749.

[66] Brohan A , Brown N , Carbajal J, et al. RT-2: Vision-language-action models transfer web knowledge to robotic control[PP/OL]. arXiv(2023-06-28) [2026-07-01]. https://arxiv.org/abs/2307.15818.

[67] Kim M J, Pertsch K, Karamcheti S, et al. OpenVLA: an open-source vision-language-action model[PP/OL]. V3. arXiv(2023-06-28) [2026-07-01]. https://arxiv. org/abs/2406.09246.09246v3

[68] Mon-williams R, Li G, Long R, et al. Embodied large language models enable robots to complete complex tasks in unpredictable environments[J]. Nature Machine Intelligence, 2025, 7(4): 592-601. DOI: 10.1038/s42256-025-01005-x.

Applications and development of industrial robots in rail transit equipment

LIU Jinrong[1], ZHANG Jianhua[2], WANG Shuo[3], HAO Yufu[4]

(1. CRRC Corporation Limited, Beijing 100036, China;
2. University of Science and Technology Beijing, Beijing 100085, China;
3. National Technology Innovation Center for High Speed Train, Qingdao, Shandong 266111, China;
4. CRRC Qingdao Sifang Rolling Stock Research Institute Co., Ltd., Qingdao, Shandong 266031, China)

Abstract: As intelligent manufacturing advances into complex discrete manufacturing scenarios, the application of industrial robots in rail transit equipment manufacturing and maintenance has deepened. This paper systematically reviews the application progress of industrial robots in welding, grinding, assembly, inspection, nondestructive testing, and other domains, drawing on domestic and international studies and public engineering case data. Cross-domain common technical challenges related to rail transit equipment characteristics including large-size and low-stiffness structures, multi-variety and small-batch production, uncertain contact processes, and heterogeneous systems are discussed. These challenges include multimodal perception and cross-scale localization; finite-sample generalization of process knowledge; force-position coordination and quatity formation under uncertain contact conditions; and heterogeneous-equipment collaboration and data closed loop. The applicability, performance boundaries, and limitations of current technical approaches are further comparatively analyzed, covering machine vision and three-dimensional perception; automated planning and flexible programming; multi-sensor fusion and edge intelligence; digital twins; and trustworthy embodied intelligence. Future research directions are outlined including process-knowledge transfer across vehicle models, partially teaching-free processes, and task understanding and cross-embodiment generalization evaluation for trustworthy embodied intelligence. The findings provide a reference for advancing the application of industrial robots in rail transit equipment from single-station automation toward cross-process collaboration and intelligent manufacturing scenarios featuring a closed loop of "perception, planning, control, quality, and data".

Keywords: industrial robot; rail transit equipment; intelligent manufacturing; intelligent maintenance; automated planning; embodied intelligence

收稿日期：2026-06-15；修回日期：2026-07-02
责任编辑：许　浩