

轨道交通机器人应用研究进展

祝瑞祥, 裴轩, 侯涛刚*

北京交通大学电子信息工程学院, 北京 100044

摘要 总结了机器人技术在轨道交通的装备制造、运维巡检、运营服务3个方面的应用, 结合智能机器人技术在该领域的发展现状, 总结了机器人的核心技术挑战, 提出了未来机器人技术与轨道交通融合发展的方向。

关键词 轨道交通; 工业机器人; 巡检机器人; 服务机器人

轨道交通作为公共出行的重要环节, 拥有庞大的客流量, 且在不断增长。轨道交通所涉及的装备制造、运营服务与维护任务越来越重, 大量的人力投入其中, 尽管如此, 交通事故仍时有发生。为减轻人员负担、减少人为因素干扰、增强系统运行稳定性和提高轨道交通自动化水平, 近年来机器人逐渐被应用于轨道交通领域, 并发挥了重要作用。

机器人在轨道交通的不同环节扮演着不同的角色。在车辆及轨道制造环节, 因部件的需求精度高、任务重, 工业机器人以重复定位精度高的特点, 被广泛应用于焊接、喷涂、装配等工艺; 在日常维护环节, 由于基础设施和设备在长期使用过程中会有不同程度的功能退化与损伤, 人工检测存在执行效率低、占用线路时间长、因角度问题存在诸多检测盲区等问题, 利用机器人执行巡检任务是一种有效的解决方案; 在运营环节, 轨道交通的庞大客流量

对乘客咨询、购票服务、客流量引导等服务需求繁多, 车站智能服务机器人的投入可有效缓解工作人员的压力。

然而, 机器人在轨道交通上的应用仍然存在许多困难。例如, 机器人焊接面临的是时变的工作环境, 需要对焊接过程进行准确的建模、控制、监测等, 以减少不良结果。在巡检过程中, 如何及时准确地判断潜在的危险是一个重要难题。另外, 在人员密集的公共区域, 机器与人之间如何长时间和谐共处是一个挑战。为此, 研究人员正在探索机器视觉、多传感融合、组合导航与路径规划、智能控制、增强现实、数据分析与决策等技术, 逐步攻克轨道交通机器人应用所面临的难题。

本研究将按照轨道交通的全生命周期划分, 分析机器人在轨道交通各个阶段中的应用现状, 依此总结归纳机器人设计过程中的核心技术难点与目

收稿日期: 2022-12-23; 修回日期: 2023-04-12

基金项目: 国家自然科学基金青年基金项目(62103035); 北京市自然科学基金面上项目(3222016); 中国博士后科学基金项目(2021M690337); 中央高校基本科研业务费专项(2020JBM265); 北京市城市轨道交通实验室项目(353203535)

作者简介: 祝瑞祥, 硕士研究生, 研究方向为智能机器人技术, 电子信箱: 20120291@bjtu.edu.cn; 侯涛刚(通信作者), 副教授, 研究方向为智能机器人技术, 电子信箱: houtaogang@bjtu.edu.cn;

引用格式: 祝瑞祥, 裴轩, 侯涛刚. 轨道交通机器人应用研究进展[J]. 科技导报, 2023, 41(10): 43-61; doi: 10.3981/j.issn.1000-7857.2023.10.004

前面临的挑战,以进一步促进机器人与轨道交通的共同融合发展。

1 轨道交通机器人应用概览

轨道交通的多复杂任务特性与机器人的智能适应特性的有机结合产生了许多轨道交通机器人。本研究以轨道交通的装备制造、运维巡检与运营服务3个方面分别探讨机器人技术的应用。

1.1 轨道交通装备制造中的工业机器人

经过60多年的发展,工业机器人经历了3个发展阶段:一是示教再现型机器人,将路径和工艺参数通过示教盒存储,实际作业时执行存储的路径和参数完成作业,没有对外部环境进行感知和反馈的能力,这类机器人从20世纪60年代后半期开始投入使用,目前在工业领域中应用最广;二是感知反馈机器人,在第1阶段的基础上,添加超声波、红外、相机等传感检测,可根据外部环境变化修正路径和参数,通过离线编程的方式规划焊接路线,实现精确控制;三是智能机器人,依靠视觉相机、触觉等传感器感知外部环境,结合智能控制及深度学习方法,适应外部环境变化,自主调节输出参数,完成目标的自主识别、定位及跟踪,提升作业质量与可靠性,智能机器人将感知与行动智能化结合,能在非特定环境下作业,目前处于研发试验阶段。

在轨道交通装备制造领域,与传统计算机数控(CNC)加工相比,工业机器人有较大的加工空间范围和高灵活性,多种类型的工业机器人在自动化生产线、制造车间等生产环境中作业。以下就典型工业机器人技术特点及应用场景进行归纳总结,包括

焊接机器人、喷涂机器人、装配机器人。

1.1.1 焊接机器人

焊接是机器人应用最广、需求最为迫切的工艺之一。焊接作业的质量直接影响到产品质量,相比于人工作业,焊接机器人可实现焊接过程均匀稳定,可连续作业,改善操作环境,可远程操控、自动完成焊接作业^[1-2]。在机器人发展阶段中,示教再现性焊接机器人目前仍然是使用最广的,但难以处理因自然因素引起的焊缝位置变化;感知反馈机器人借助电弧、超声波、相机等传感检测及离线编程,在功能上可识别焊缝位置,现已投入工业生产中;智能机器人结合了机器视觉、智能控制、机器学习、人机协作等技术,正处于研究阶段,未在工业中大量应用^[3]。

焊接机器人系统架构如图1(a)^[4]所示。机器人焊接的功能实现及优势主要包括:(1)焊接机器人采用专用焊接电源,可保证电源输出稳定与精细化焊接作业^[5];(2)多自由度(串联并联、直角坐标型等)焊接机器人使得焊枪可实现复杂空间轨迹与多姿态焊接^[6];(3)可对焊接过程进行仿真建模,提前发现潜在风险点^[7];(4)以人工示教、离线编程或在线自主编程的方法规划焊接路径^[4,7-8];(5)将红外、超声波、三维相机、电弧传感器等多种传感器与工业机器人集成,感知温度、声学信号、图像、电弧等焊接环境,提取焊缝特征信息,进行焊缝识别,规划焊接任务与焊接路径^[4-6,9];采用比例-积分-微分(PID)控制、模糊控制、神经网络控制、基于轨迹的运动控制等先进的控制技术提升焊缝的跟踪质量^[10]。

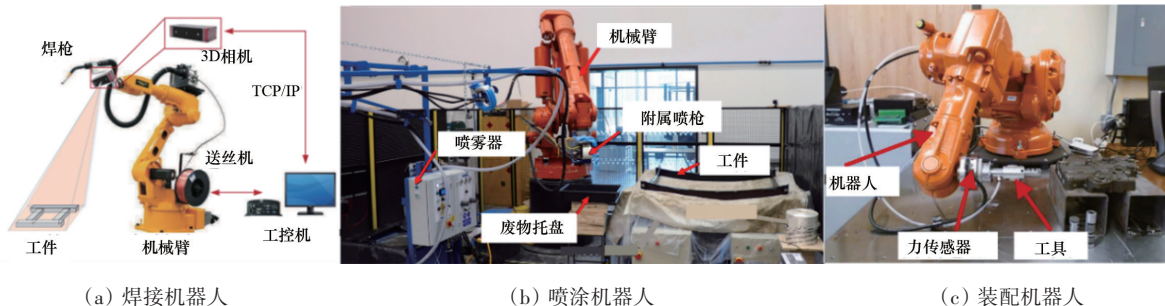


图1 工业机器人

与其他工业机器人相比,焊接机器人工作环境较恶劣,焊接过程不可避免地发生电弧、飞溅^[11]、高温^[12]等状况,同时焊接过程热变形^[13]、焊缝成形不稳定等不确定因素增加了机器人精密焊接的难度,机器视觉技术的精进为机器人焊接监测奠定了基础^[14],机器人在焊缝检测与识别^[15]、实时焊缝纠偏与跟踪、焊缝成型实时智能控制方面还需继续精进。

1.1.2 喷涂机器人

人工喷涂作业受操作人员的技术水平影响较大,存有油漆利用率低、喷涂质量不稳定、危害操作人员的身体健康等问题^[16],轨道交通制造生产线上喷涂机器人正逐步取代人工作业。国内外的喷涂机器人一般带有高自由度(六自由度)的关节型机械臂,在末端加装喷枪,以实现较大空间内满足喷涂作业姿态灵活性的需求;与人工喷涂作业相比,喷涂机器人具有涂层均匀、提高涂料利用率、重复精度高、运动速度快、工作效率高等优势,能够将工人从有害、易燃易爆的工作环境中解放出来。

理想的智能喷涂机器人可以利用机载的压力、姿态、可见光相机、红外相机等多种传感器测量的数据信息,借助基于模型的预测(如疲劳寿命模型等)^[17-18]、基于数据驱动的预测^[19](如灰色模型和机器学习等)、混合检测方法^[20]等技术进行故障预测,分析机器人系统的健康状态;以离线编程或自动轨迹规划^[21-22]的方法引导喷枪的运动轨迹以保证涂层分布均匀;凭借优异的运动学控制和喷涂工艺参数的快速精确控制,按照轨迹无偏移地进行喷涂并确保指定的涂层厚度;利用相机采集车身图像数据,结合传统机器视觉方法^[23]或深度学习^[24-25]方法观测喷涂质量,检测并定位喷涂表面有无橘皮、流挂、颗粒不良、缩孔等缺陷^[26]。面对列车等大型喷涂对象时,常由安装在移动导轨上的多台喷涂机器人协作完成。杜尔集团、ABB(Asea Brown Boveri Ltd.)等机器人公司相继推出多自由度喷涂机器人,并在应用过程中取得了较为满意的结果^[16],喷涂机器人系统如图1(b)所示。

然而,喷涂机器人在工程应用中,喷涂曲面时,喷涂图案会变形,涂层厚度也会改变。在追求机器

人喷涂轨迹规划的有效性和涂层的质量方面,涂层厚度模拟的准确性非常关键,基于计算流体动力学的方法是涂料厚度计算的趋势,计算复杂表面动态喷涂的涂层厚度^[27]是需要解决的关键问题。

1.1.3 装配机器人

装配机器人是柔性自动化装配系统的核心设备。装配机器人利用吸附式、夹钳式等末端执行器夹持工件,通过移动旋转关节、转动腕关节进行装配工作,在移动过程中运动轨迹具有约束性,同时在路径跟踪、电机控制、精准抓取与操作等方面有严格的要求。

为装配机器人装载传感系统,可以更好地完成销、轴、螺钉、螺栓等柔性化装配作业,提高装配机器人的智能化程度,常用到的传感系统有视觉与触觉传感器系统。配备视觉传感器,结合机器视觉技术,机器人可利用基于视觉的目标识别算法^[28-29]对工件进行分类与识别,选择合适的装配零件,同时采用视觉测量或激光测距技术,获取工件的位置与姿态信息;配备触觉传感器,通过微力测量获取末端执行器接触面的微力信息,实时检测机器人与被装配工件之间的配合,结合抓取操作控制与决策技术^[30-31],实现智能装配工作。Kim^[28]构建了装配机器人系统,由ABB IRB4400机器人、IRC5机器人控制器和安装在机器人末端执行器上的力传感器组成(图1(c)),并提出了优化算法,在线优化复杂装配的工艺参数,以优化机器人的装配性能与效率。

1.1.4 应用分析

在机器人技术层面,虽然焊接、喷涂、装配机器人在外形上相似,技术路线相似,但是在应用技术侧重点不同。图2总结了3种机器人在3个发展阶段中的特性,可以从2个维度观察。在机器人从示教再现、感知反馈向智能化发展的进程来看,智能水平逐渐提升。机器人本体多为四至六自由度,为实现复杂空间内的轨迹运动与多姿态作业提供可能;最初的人工示教、已投入应用的离线编程、转变为研究中的基于增强现实等技术的人机协作方式在线编程,结合仿真与数值模拟,逐步完善前处理流程;传感器多样性增大,使机器人自身位置姿态、力觉、视觉、电弧、激光测距等信息感知越来越

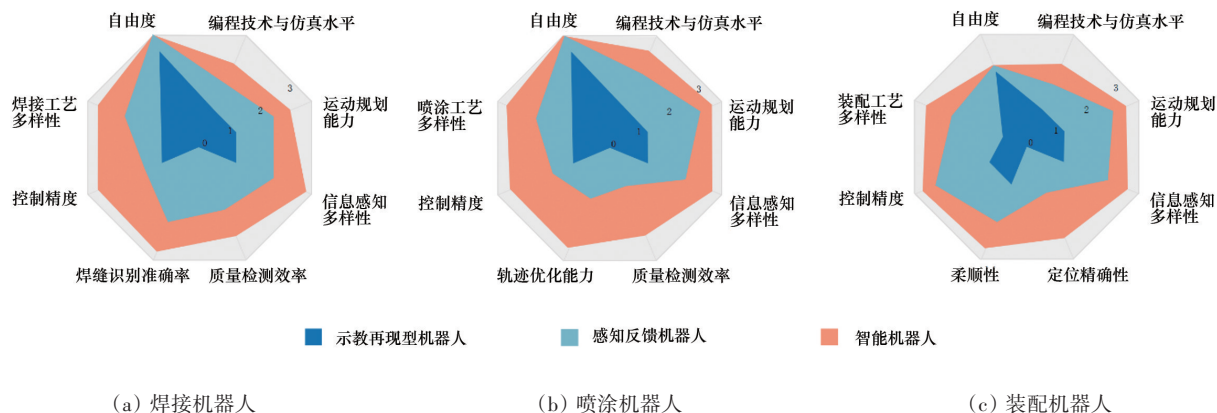


图2 工业机器人功能特性

全面,视觉引导与图像处理等技术使机器人可适应复杂环境变化;运动轨迹由最初的示教存储向着点到点的自主路径规划、自主轨迹规划方向不断突破;控制技术的不断精进,工业机器人跟踪规划轨迹的精度不断提升,精细化作业和柔性生产成为可能;结合机器视觉、机器学习等技术,机器人识别零部件和检测作业质量功能从无到有,作业准确性进一步提升。从3种机器人的发展方向来看,焊接机器人关注于与工件接触的焊枪末端控制技术与焊缝识别方法,喷涂机器人侧重于复杂空间内的轨迹优化与跟踪,而装配机器人则在复杂工件外形的柔性抓取以及装配过程的精确力控、柔顺控制上重点研究。另外,工业机器人都在结合机器视觉技术,向着实现自主目标识别与引导、作业后质量评估等技术深入研究。

值得注意的是,机器人需要操作、编程、调试、维护等,这对安全和熟练使用工业机器人的作业人员带来了大量需求,且多样化产品需求对编程任务和仿真要求较高,操作过程非常耗时,期待未来以人机协作的方式助力柔性生产。

1.2 巡检机器人

巡检机器人通常以移动机器人为载体,搭载可见光摄像机、超声波传感器、红外热成像仪等检测设备,结合机器视觉、自主导航技术,在移动过程中对周围环境进行检测识别、对巡检图像和数据进行自动存储和无线传输,并由后台对数据进行分析诊断。巡检机器人可有效代替人工,承担操作难度大、精度要求高的检测工作,可提升巡检时间和效

率,保障人员安全,多应用于变电站、室内、机房、隧道、轨道、管廊等场景,提升运维巡检的安全性、可靠性和稳定性。

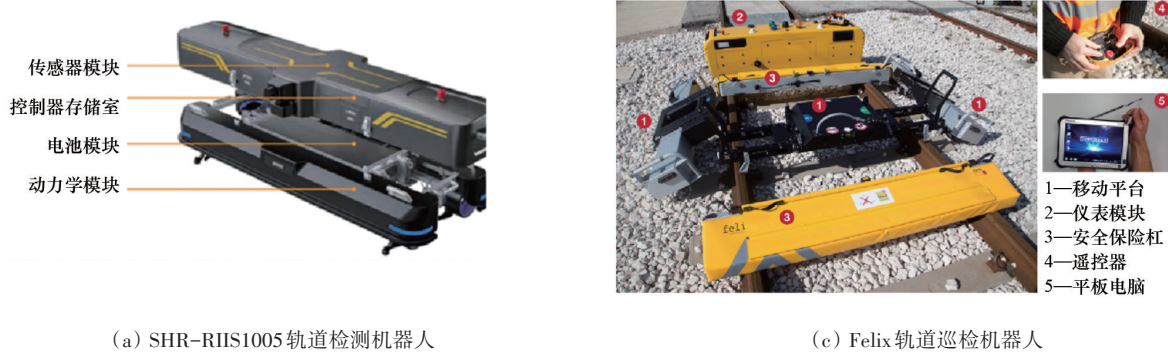
在轨道交通领域的巡检作业中,根据巡检对象和检测任务的不同,巡检机器人的外部结构、移动平台、传感器类型、导航方式和检测方法具有多样性,对轨道、隧道、桥梁3种典型场景下的巡检机器人进行总结。

1.2.1 轨道机器人

轨道巡检机器人通常为有轨式移动机器人,即将待检测轨道作为行驶轨道,同时搭载视觉、超声等无损检测传感器对轨道的状态进行检测,可自动检出多种异常情况。

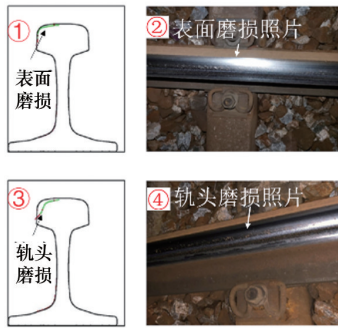
杭州申昊科技股份有限公司开发的SHR-RIS1005是一款全自动轨道检测机器人^[32],可以同时检测轨道轮廓、轨道几何形状和轨道间隙,其结构如图3(a)所示。该系统搭载的视觉传感器,可自动检测隧道中的表面缺陷,识别漏水、裂缝等异常情况,如图3(b)所示;运行速度为5~10 km/h,电池寿命超过4 h,总重量为115 kg。

Felix由Loccioni公司开发,是一种轮式移动机器人,用于铁路道岔和交叉的自动检查^[33-34],如图3(c)所示。该系统可以以最高5 km/h的速度收集道岔和交叉区域的轨道几何形状,检测的轨道状况如图3(d)所示;采样间隔为2 mm,分辨率为0.1 mm,可持续工作6 h以上,可实时生成评估报告和预测分析。该系统已被英国铁路网公司使用。

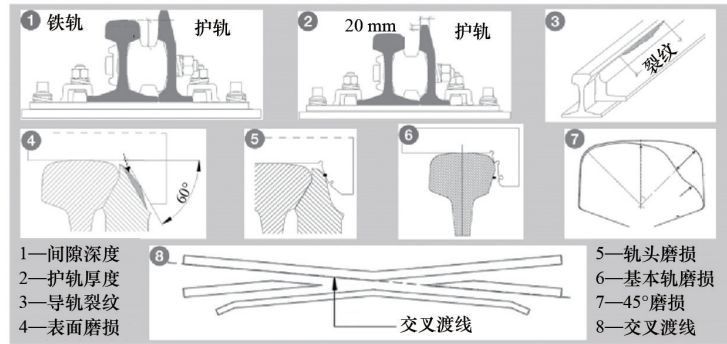


(a) SHR-RIIS1005 轨道检测机器人

(c) Felix 轨道巡检机器人



(b) SHR-RIIS1005 机器人的钢轨轮廓测量结果



(d) Felix 机器人检测轨道缺陷类型

图3 轨道巡检机器人

1.2.2 隧道机器人

隧道巡检机器人,大多采用视觉的方式无损检测隧道内的渗漏和裂缝等情况,且隧道内多为弱光环境,需主动添加光源,如使用结构光相机或相机搭配激光光源辅助机器人采集图像;这些图像将被进一步处理以快速识别隧道的异常情况。机器人

隧道巡检主要有2种形式:搭载于列车上随列车的高速移动收集隧道的图像信息和结合轮式移动平台在移动过程中检测图像信息。

对于搭载于列车上的巡检系统,Zhang 等^[35]提出了一种基于摄像头的地铁隧道检测系统,如图4所示。该系统搭载 CMOS(complementary metal-ox-

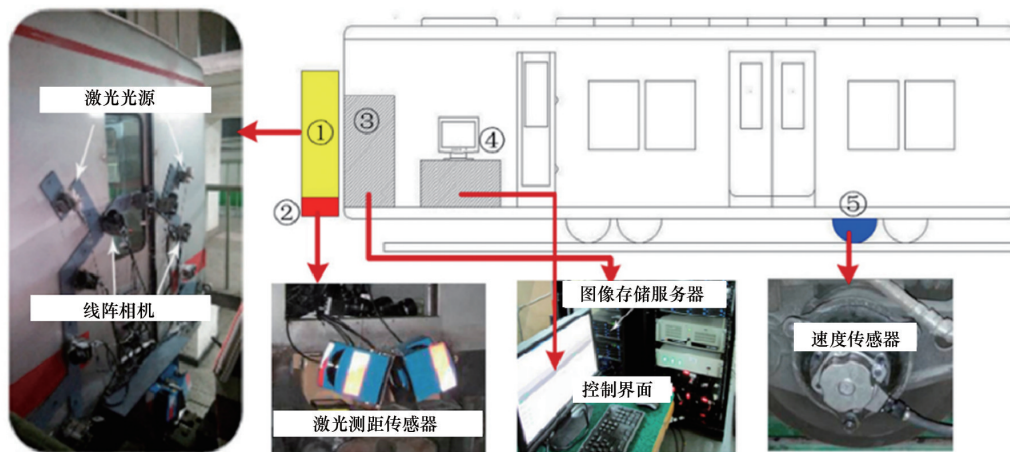


图4 地铁隧道检测系统组成

ide-semiconductor)线阵相机、激光测距传感器、速度传感器,使用形态图像处理算法来分割具有潜在裂纹缺陷的局部暗区,可以提取裂缝和断开的物体,准确率在90%以上。该方法在北京地铁1号线进行了测试。

对于搭载于移动平台的巡检系统,Huang等^[36]提出了一种名为MTI-200a(Metro Tunnel Inspec-

tion-200a)的检查系统,结构如图5(a)所示。巡检系统运行于轨道上,如图5(b)所示,系统采用结构光相机,光源照射于隧道上,搭载多个摄像头,用于检测地铁隧道的裂缝和泄漏情况,采集到的隧道图像细节信息如图5(c)所示;采用基于全卷积神经网络(FCN)算法的图像识别技术进行缺陷特征提取,可以快速准确地识别隧道壁中的缺陷。

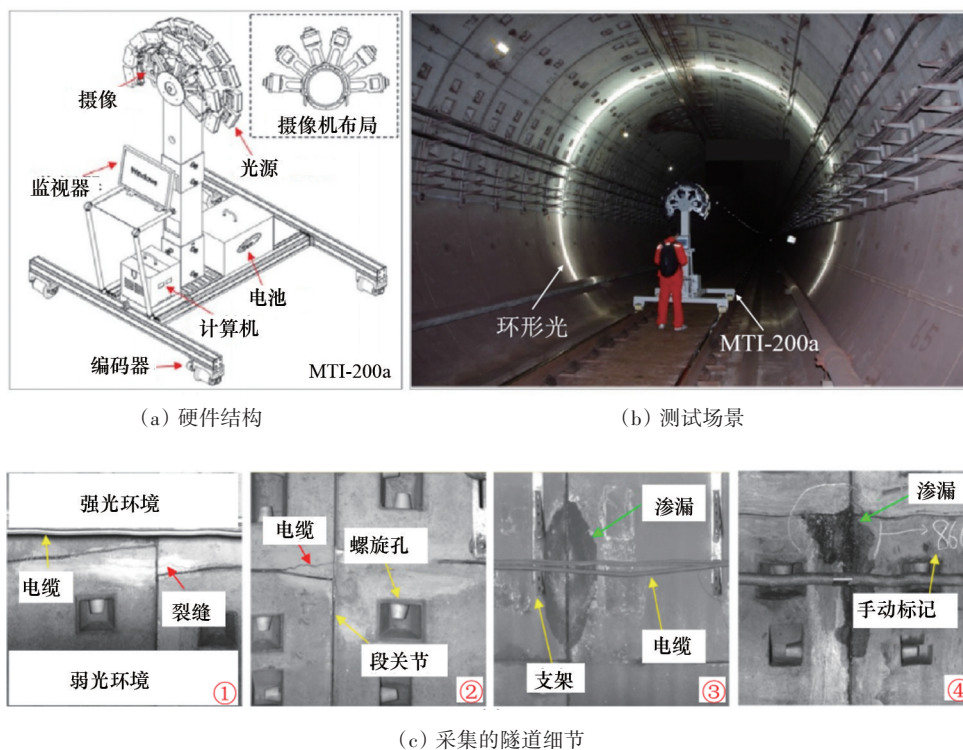


图5 MTI-200a隧道巡检机器人

1.2.3 桥梁机器人

桥梁巡检的巡检需求多样,包括桥梁桥面、桥底、桥的斜拉索、桥梁高处等的检测,因此产生了不同类型的检测机器人。

对于桥梁桥面及桥底检测,Phillips等^[37]提出一种轮式移动机器人,如图6(a)所示,可自主导航并在桥梁内或附近行驶,检查桥梁的缺陷;机器人配备了激光雷达,自动收集桥梁的3D轮廓,如图6(b)所示。该机器人的有效载荷20 kg,电池寿命4 h,最大速度2 m/s,重量17 kg。但是,在每次检查之前都需要人工预规划路线,路线如图6(c)所示。

对于桥的斜拉索以及桥梁高处的检测,2022

年,中铁大桥科学研究院和桥梁结构健康与安全国家重点实验室研发出桥梁拉索检测机器人CCRobot^[38-39],采用碳纤维管作为主要受力构架,机身只有30 kg,以8个橡胶轮在拉索上行走,爬行速度30 m/min;采用自带编码器的电动推杆,协调电动推杆的伸缩量以保证机器人在爬行过程中的稳定性;视觉系统采用工业摄像镜头和CCD(charge coupled device)成像技术,方便机器人在高速运动时高清成像,观察拉索表层病害(变形、划痕、破损等);建立了电磁探伤无损检测系统,对拉索内部钢丝缺陷(如锈蚀、断丝)进行高精度无损探伤。CCRobot系列机器人整体设计如图7^[39]所示。

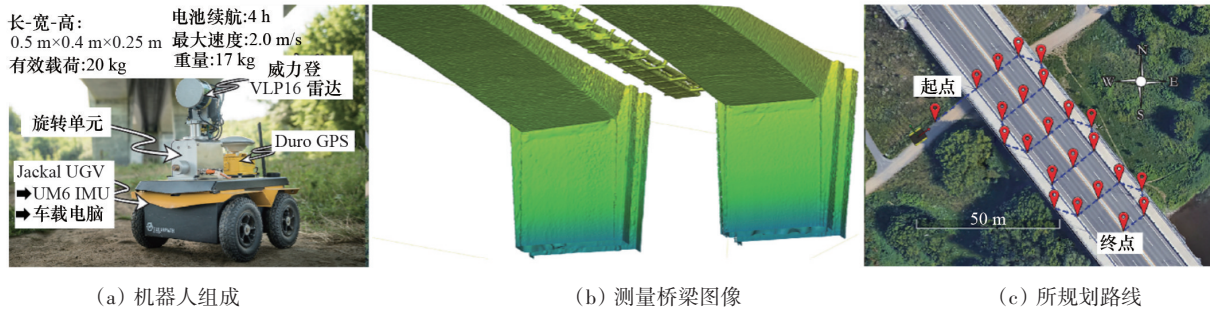
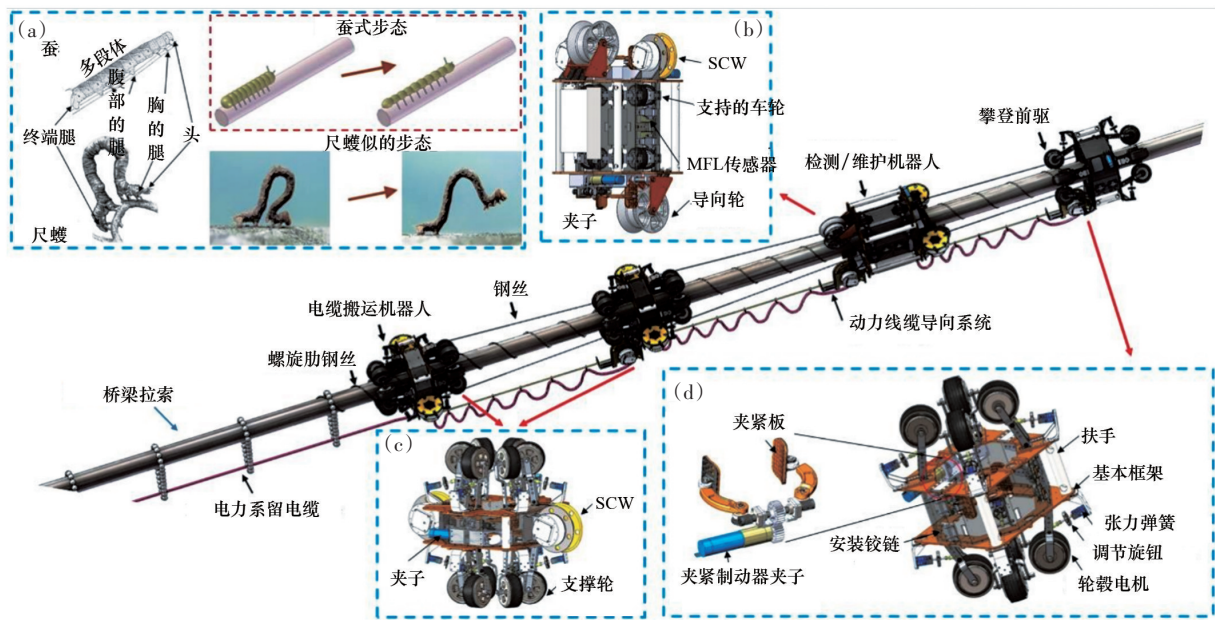


图6 桥梁检测机器人



(a)步态;(b)检测/维护机器人;(c)电缆搬运机器人;(d)攀爬前驱机器人

图7 CCRobot桥梁拉索检测机器人系统整体设计

1.2.4 应用分析

轨道交通上的巡检场景多样,机器人需要根据场景设计机器人方案。巡检一般为长距离、多位,因此机器人设计构型一般为携带对应检测传感器的轮式、轨道式机器人,巡检场景包括轨道、隧道、桥梁等;而在如斜拉索的特殊应用场景中,则需要设计特种机器人;在一些需要高灵活性检测场景,如车底,可在移动底盘上添加关节式机械臂^[40]。另外,检测传感系统大多采用二维、三维激光或相机进行检测,机器视觉是巡检机器人智能化的关键因素。

表1总结了轨道交通巡检机器人在3个场景中

的发展状况,机器人平台多样,有手推式、轮式、车载式、无人机等形式,搭载高分辨率相机等传感器收集图像数据进行目标检测的应用较为广泛,同时,超声波传感器、激光雷达、激光传感器等也常用在巡检工作中,无损检测是机器人巡检的研究重点。目前,轨道交通巡检机器人多处在样机阶段,并未大规模投入使用,以提高检测准确率为重点深入研究,自主定位和路径规划水平有待提升。

1.3 车站智能服务机器人

轨道交通作为公共出行的重要环节,拥有庞大的客流量,车站智能服务机器人目前多被投放在站内服务中,提供乘客咨询、购票服务、客流量引导等

表1 轨道交通巡检机器人性能分析

巡检场景	检测平台	实例	搭载传感器	功能	技术成熟度	常用传感器
轨道	手动推车	Topcon GG-05 ^[41-42]	②	轨道几何形状	原理样机	
	特种轨道车	申昊科技 SHR-RIIS1005 ^[32-34]	①②③	轨道几何形状测量、 轨道磨损、紧固件缺陷、轨道轮廓、铁路间隙检测	产品	①视觉传感器 ②激光传感器
	定制列车	轨迹记录车辆 TRV ^[43]	①②④⑤	轨道缺陷、轨道几何形状测量	产品	③激光
	列车车载系统 无人机	FUGRA 公司 RILA 系统 ^[44] UAV-LIDAR 系统 ^[45]	①②⑧⑨ ①	记录轨道几何形状 铁路环境图测绘	产品 试验样机	雷达 ④超声波传感器
隧道	手推车	MTI-200a ^[36]	①	隧道裂缝和泄漏检测	原理样机	⑤涡流检测设备
	轮式移动平台	MLS system ^[46]	②	隧道界面变形分析	原理样机	
	列车车载系统	地铁隧道机器人系统 ^[35]	①	裂缝检测和分类	原理样机	
桥梁	轮式移动平台	Jackal UGV ^[37]	③⑧⑨	定位并沿点规划路径;构建完整精确桥梁点云地图	试验样机	⑥电磁脉冲装置
	移动平台+机械臂	Remote control robot system ^[47]	①	在线遥控拍摄桥梁照片	原理样机	⑦热传感器 ⑧GPS
	无人机	collision-tolerant UAS ^[48]	①⑩	1.以YOLOX算法检测缺陷 2.以接触式无损检测的经典方法测量涂层厚度	原理样机	⑨惯导和编码器 ⑩UWB等
	特种机器人	桥梁拉索检测机器人 CCRobot ^[38-39]	①	1.观察表面病害 2.以电磁探伤无损检测方式检测内部缺陷	试验样机	

服务,可有效缓解站内服务人员的工作压力。如图8所示,近年来中国、韩国、俄罗斯、日本等国家已在轨道交通站内陆续投放车站智能服务机器人^[49]。

在国外,车站智能服务机器人在轨道交通站内逐步投入试用。2008年,韩国首尔的车站智能服务机器人“MetRobot”在地铁站内投入试用,站内功能包含语音问答、信息触屏查询、视频监控、机械手臂互动、轮式移动避障等功能,通过屏幕触控、语音询问、动作交互进行人机交互。2017年,俄罗斯莫斯科机器人“曼莎”投入试用,具备语音交互、信息触屏查询、机械臂互动和轮式移动避障功能,增加了拍照打印照片特色服务。2017年,日本东京机器人“Pepper”开始服务试用于地铁站,在实现语音

问答、信息触屏查询、机械臂互动和轮式移动避障功能的同时,还提供购票、无线网服务,且具备非常灵活的手部动作。

在国内,车站智能服务机器人被投放于地铁站和火车站等场所,正处于试点阶段。2016年,广州的机器人“小璐”是国内首个服务火车站的机器人,站内功能包括语音问答、信息触屏查询、站内购票帮助、新闻阅读与轮式移动避障等,通过屏幕触控和语音询问进行交互。2018年,智能车站智能机器人在上海地铁站上岗。2020年,车站智能服务机器人“小蓝”亮相济南地铁站。2021年,车站智能服务机器人“阿捷”在北京轨道交通的京港地铁4号线和16号线国家图书馆站为乘客提供出行查

询、实地引领及运营提示等智能服务,外形活泼可爱并且拥有丰富的知识库,可通过语音交互、图像

化表达等方式实现人机交流。以上所述的国内外车站智能服务机器人如图8所示,性能如表2所示。

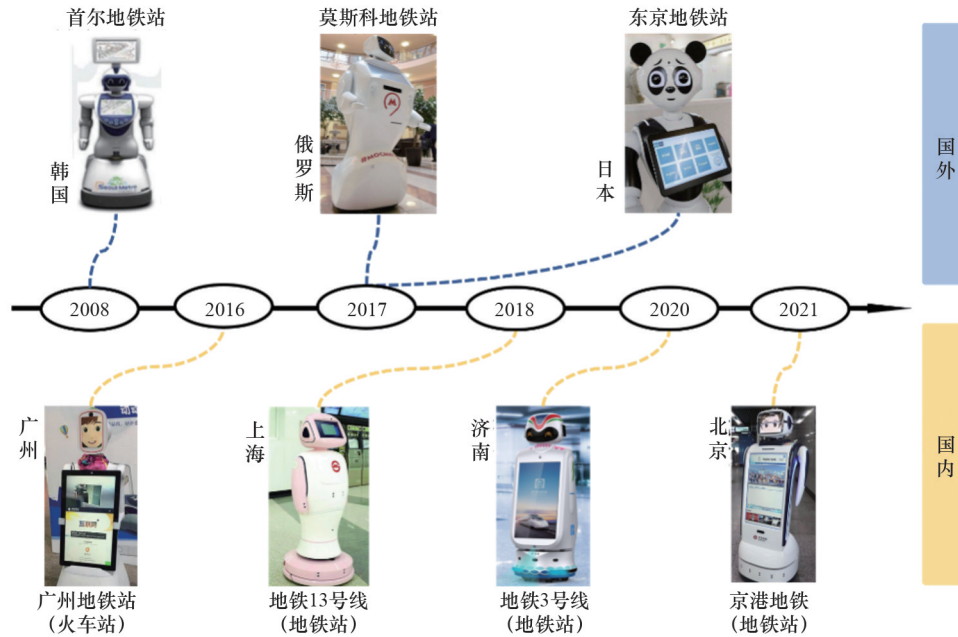


图8 车站智能服务机器人应用案例

表2 车站智能服务机器人性能分析

车站智能服务机器人	语音问答	触屏查询	轮式移动避障	机械臂互动	票务票价查询	购票服务	宣传片播放	特色	
国内	小璐	√	√	√	×	√	×	百科新闻阅读	
	智能问询机器人	√	√	√	×	√	×	—	
	小蓝	√	√	√	×	√	×	—	
	阿捷	√	√	√	×	√	×	领路功能 地图导航	
国外	MetRobot	√	√	√	√	×	×	√	视频监控
	曼莎	√	√	√	√	×	×	×	拍照打印照片
	Pepper	√	√	√	√	√	√	×	提供无线网 灵活手部动作

车站智能服务机器人的技术实现主要包括外观形态、人机交互、环境感知、移动规划与避障4个方向。在外观形态上,外观边缘无棱角,避免在发生碰撞时对乘客身体造成伤害,机器人造型拟人化、面部表情图像化,良好的视觉效果给予乘客舒适的人机互动体验^[50]。在人机交互上,通过语音识别技术、自然语言处理技术、语音合成技术等,完成

人与机器人之间的信息交换^[51]。2022年11月30日,由人工智能实验室OpenAI推出的Chat GPT,是一款基于GPT-3.5架构开发的专注于对话生成的语言模型,在回答问题、撰写文章、文本摘要、语言翻译、生成计算机代码等任务方面表现优异,是自然语言处理(NLP)方向的出色的工程实例,人工智能与人机交互在工程应用中迈向新的台阶。在环

境感知层面,机器人内置视觉传感器、激光测距传感器、超声波传感器、GPS(global positioning system)模块等,及时获取机器人周围环境数据,由感知算法进行特征提取,构建局部环境地图^[52]。移动导航与避障过程中^[53],机器人在交通站内根据已有的环境模型或构建的地图进行定位,自主规划路线前往指定位置或跟随,在进行过程中利用局部路径规划算法及时避障,避免与乘客或行李、建筑等障碍物发生碰撞。

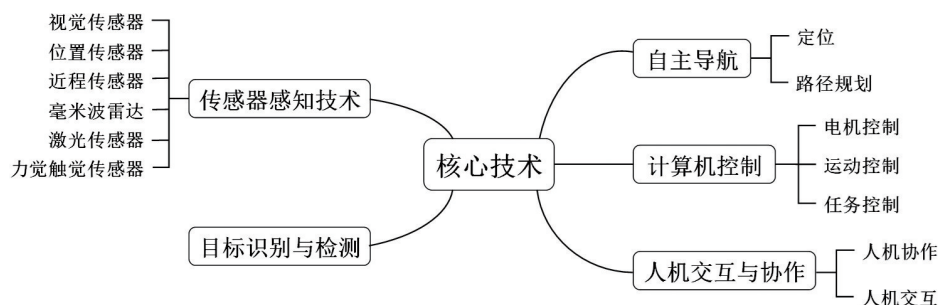


图9 核心技术分类示意

2.1 传感器感知技术

传感器采集环境信息和自身数据,是机器人系统中不可或缺的一部分,可为其实现自主导航、防撞、检测、跟踪、通信等功能服务。传感器种类繁多,包括视觉传感器、位置传感器、近程传感器、雷达传感器、力觉触觉传感器等^[54]。

1) 视觉传感器,生成场景图像信息,与图像处理 and 计算机视觉算法共同使用,实现对周围环境的视觉感知。

视觉传感器包括单目、双目与RGB-D相机、红外热成像仪等。单目相机成本低、结构简单,可获取二维图像信息,便于相机标定和图像识别,可以满足大部分视觉感知任务要求,但因其尺度不确定性,不能捕获深度信息;立体双目视觉相机可获得三维空间坐标信息,对传感器标定精度高,计算量较大,解决了单目相机无法测量深度信息的缺陷,适用于室内和室外;RGB-D相机通过结构光或飞行时间方法测量物体深度信息,主要在室内进行三维成像与距离测量,应用广泛。以上为可见光摄像

2 轨交机器人核心技术

轨道交通领域的机器人,依据场景,有机械臂、移动机器人及其组合形式,分别对应着“手”与“足”,然而,每种机器人都不可缺少的是“眼”和“大脑”,分别用来感知环境与决策,这也是机器人的核心部分,对应的技术为传感器感知、目标检测与识别、自主导航、机器人控制和人机交互与协作等,如图9所示。

机,通常需要与照明或热红外摄像机配合才能在夜间、低照度场景或在有雾、霾、烟雾或沙尘暴的环境中工作,因为这些环境会使可见光摄像机失效。红外热成像仪可被动接收被测目标发出的红外辐射,并转化为带有温度信息的可视化图像,机器人携带红外热成像仪,用于识别和监测设备及环境温度,帮助检测温度异常状况及目标探测。

2) 位置传感器用于确定精确机器人在给定区域的位置,可提供相对于已知参考点的相对位置信息和自身的姿态,也可提供相对大地坐标系的绝对位置,此类传感器一般用于导航定位中,具体的传感器种类及用法如表3所示。

3) 近程传感器以非接触式方式提供物体检测或精确测距,如超声波、光电、激光测距仪、电磁感应传感器等,实时测量周边的目标物、障碍物等。

4) 毫米波雷达在机器人环境感知、目标检测方面应用十分广泛。雷达设备通过发射与接收信号的时间差来检测目标,可提供精确的目标距离和速度信息,其具备穿透烟、雾、灰尘的能力强,不易

表3 定位技术性能分析

定位技术	传感器类型	定位精度	优点	缺点	适用场景
GNSS 卫星定位	GPS 北斗模块等	精度 <10 m, RTK 可达厘米级	无源定位, 获取绝对位置坐标, 全天候, 可授时同步	不能输出姿态信息, 卫星信号穿墙效果差	室外无遮挡环境
UWB 定位	基站+标签+软件平台	10~20 cm	覆盖范围 50~500 m, 穿透性强, 功耗低, 抗干扰效果好, 能精确定位	需要多个基站, 受金属和遮挡物影响	室内、管廊、隧道等环境
视觉 SLAM	单目相机、双目相机、RGB-D 相机等	最高厘米级, 与相机型号、算法有关, 受光照等环境因素影响	结构简单, 成本比激光 SLAM 略低, 地图构建精度较高	存在累积误差, 对光依赖性强, 计算量大	室内外环境均可, 但暗处和无纹理区域无法工作
激光 SLAM	激光雷达	2~10 cm	构建高精度地图, 可靠性高, 算法、技术体系成熟, 应用广泛	价格昂贵, 计算量较大	主要在室内工作, 进行地图构建和导航
推算导航定位	惯性测量单元 IMU、里程计、陀螺仪等	由传感器及算法决定	自主定位, 不依赖外界环境, 短时间内精度高、可连续提供位置、速度与姿态信息	存在累积误差	推算位置、速度、姿态等信息, 一般与其他导航定位方式融合使用

受极端天气和光照条件的干扰的特点, 常被用于机器人的目标探测、识别和跟踪。

5) 激光雷达作为一种光学遥感系统, 结合 SLAM 算法, 用于生成 3D 环境地图和实现高精度定位, 可为机器人提供高精度的导航能力, 可用于室内定位和避免碰撞, 也可用于监测工作环境信息, 助力于巡检任务。

6) 力觉、触觉传感器在工业机器人作业方面应用广泛, 测量力、力矩、接触位置、距离等信息, 种类多样, 是柔性生产和精密制造的关键。

2.2 目标识别与检测

目标检测是为了在图像或视频中找到目标物的类型及位置, 目标识别是在图像或视频中找到目标可能存在的局部区域并进行分类, 以便进行后续任务操作。机器视觉和深度学习方法已被广泛用于目标识别和检测^[55], 例如焊缝检测与识别、喷涂质量检测、轨道缺陷检测、障碍物识别与检测等, 较人工检测而言提高了检测的准确性。目前最常用的方法是基于模型的方法, 该类方法需要以不同的姿势和时间拍摄大量图像, 预先构建和学习对象模型, 场景对象中提取的特征与之前存储的对象模型的特征进行匹配。

Chen 等^[56]采用一种基于改进的 YOLOv5 算法对焊缝进行类型分类和识别。另外, 支持向量机 (SVM)^[57]、卷积神经网络 (CNN)^[58]、YOLO (you only look once)^[59] 等算法在机器人巡检过程中常用于视觉系统的缺陷目标的识别与检测。服务机器人在交通站内导航需要精确的环境感知能力, 搭载摄像机等传感器对目标进行检测和定位, 从而根据目标的标签和位置执行动作。Singh 等^[60]将服务机器人搭载的 RGB-D 相机的实时视频流作为输入, 提出一种基于 YOLO 架构的目标检测和识别模型, YOLO 算法在提高目标检测和实时定位精度之间保持了适当的平衡。Liu 等^[6]提出基于 CGAN (conditional generative adversarial network) 原理的复原与提取网络 (REN), 可从含有强干扰的接缝图像中可靠、快速地提取特征信息, 使用 REN 提取特征信息的结果如图 10^[6]所示, 与实际结果基本一致。

随着机器视觉和深度学习的发展, 目标识别与检测的准确度显著提升, 非接触检测和无伤检测在技术上不断取得突破, 但在应用上还未完全成熟, 目前巡检机器人的功能较为单薄, 无法满足运维巡检的全部需求。

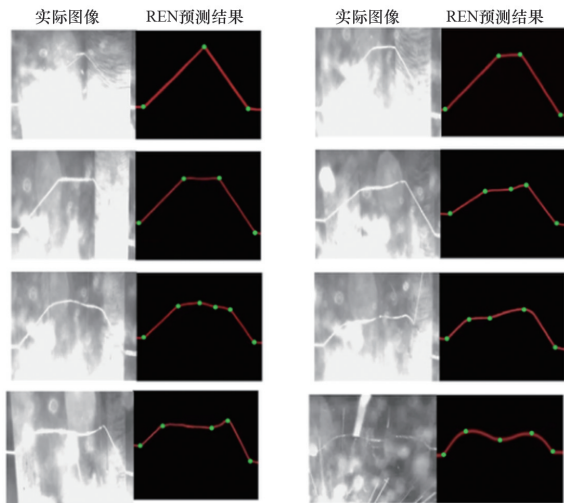


图10 REN方法提取接缝图像特征结果

2.3 自主导航

自主导航是机器人确定自身在参考系中的位置,规划通往某个目标位置的路径的能力,要求不发生碰撞并满足自身动力学模型,是机器人关键功能之一。

工业机器人在完成焊接、喷涂、装配等任务时,要保证机械臂与工件间的相对位置为安全距离;在智能工业机器人阶段,定位和环境模型的建立非常必要,末端执行器的移动轨迹有着向智能自主化路径规划方向迈进的趋势。

巡检机器人多为室外巡检,定位方式主要涉及超宽带无线通信技术(UWB)、超声波定位、惯性导航、视觉同步定位与地图构建(SLAM)、激光SLAM、ZigBee定位、红外定位等;轨道式和特殊类型的巡检机器人无需自动规划路径,只需按照预先安排的固定路线行进,导航方法主要为光学导航、惯性导航、激光导航、视觉、GPS等,技术已经成熟并得到应用;以轮式无人车、旋翼无人机为代表的移动巡检机器人路径规划能力水平略强,沿事先规划好的路径点或自主规划路径行进执行检测任务,主要倾向于全局路径规划,在实际运用中局部避障能力非常有限。不同场景和不同种类的巡检机器人路径规划水平不一。

车站智能服务机器人多为室内导航,自主性要求较高,导航技术难度最大,采用摄像头、激光雷

达、超声波测距等传感设备,感知周围环境,利用SLAM技术构建地图与定位,进行路径规划,尽可能避免与行人、物体等发生碰撞。构建环境地图与定位问题上,激光SLAM技术发展已较为成熟,定位精度高,但激光雷达设备价格过于昂贵;全局路径规划和局部静态避障问题已基本解决,机器人自主导航技术正进入产业应用的阶段^[52]。

2.3.1 定位

机器人在移动过程中需要实时获取定位数据才能规划路径、执行巡检等特定任务或实现机械臂的定点到点、跟随等功能。常见定位技术见表3。

全球导航卫星系统GNSS(global navigation satellite system)卫星定位技术,利用空间距离后方交汇,求解机器人绝对位置信息,单纯利用GPS或北斗等导航定位精度在10 m内,定位精度较低;可采用相对定位的方式如载波相位差分(RTK)技术提高定位准确性。

超宽带无线通信技术(UWB)技术是一种无载波通信技术,由定位基站、定位标签和控制管理平台3部分组成,可在室内、地下、管廊等环境下精确定位。

视觉SLAM分为2类,基于深度相机的视觉SLAM与激光SLAM类似,通过收集到的点云数据,能直接计算障碍物距离,基于单目、鱼眼等相机的视觉SLAM,利用相机采集的多帧图像来估计自身姿态变化,通过累计位姿变化来计算距离物体的距离,并进行定位与地图构建,地图构建精度高,但定位精度略低于激光SLAM。

激光SLAM通过激光雷达设备发射与接收激光信号的时间差,构建环境的点云地图,同时计算障碍物的距离与获取机器人的位姿信息,构建地图精度最高可达2 cm。

推算导航定位,使用搭载于机器人中的惯性测量单元(IMU)、里程计、陀螺仪等传感器检测机器人一段时间内的相对位移和转动,通过累计计算机器人当前相对于开始时刻的相对位置;传感器存在累积误差的现象,需要时常对位置估计进行修正。推算导航定位常用于推算位置、速度、姿态等信息,一般与其他导航定位方式融合使用。

采用某一种定位导航方式较难满足工程需求,可参照以组合导航的方式采用2种及以上的导航系统对机器人进行测量定位,如采用视觉相机与IMU结合的形式得到机器人的精确定位并获取姿态信息。

2.3.2 路径规划

路径规划是机器人自主导航的重要组成部分,也是智能机器人执行作业任务的关键,在已知先验地图或实时构建地图模型及获取位姿信息之后,移动机器人需从起始位置自主规划路径前往指定位置作业,且移动期间不与障碍物发生碰撞。

在轨道交通领域,机器人的路径规划侧重点不一,主要体现在机械臂式的工业机器人、移动巡检机器人和车站智能服务机器人的区别。

工业机器人以焊接机器人为典型代表进行阐述,手工演示模式和离线编程仍然是现代焊接机器人的2种主要工作模式,操作人员在焊接前需要对焊接机器人的焊接路径进行复杂的教学和编程工作,随着工件焊接复杂性的增加和焊接工作环境的变化,机器人的离线路径规划操作困难,易出现焊接过程热变形导致的路径偏差^[7],焊接机器人使用路径规划算法自行规划路径可有助于解决上述问题。焊接机器人的路径规划算法多处于研究阶段,实际应用较少。

巡检机器人多为室外巡检,轨道式和特殊类型的巡检机器人无需自动规划路径,只需按照预先安排的固定路线行进,导航方法主要为光学导航、惯性导航、激光导航、视觉、GPS等,技术已经成熟并得到应用;以轮式无人车和旋翼无人机为代表的移动巡检机器人路径规划能力水平略强,沿事先规划好的路径点或自主方式规划路径行进执行检测任务,主要倾向于全局路径规划,在实际运用中局部避障能力非常有限,因不同场景和不同种类的巡检机器人路径规划水平不一。

车站智能服务机器人对路径规划方面要求最高,是自主移动与避障的关键,全局路径规划和静态避障技术发展已经十分成熟,自主导航技术已投入产业应用,但动态避障仍存在缺陷。

按照规划目标的不同,路径规划可分为全局路

径规划与局部路径规划;根据障碍物性质的不同,可分为动态路径规划和静态路径规划。路径规划的性能指标主要分为路径长度、路径安全性和路径平滑度3类,路径长度代表机器人的移动效率,路径安全度体现了机器人在移动期间避免碰撞障碍物的安全性能,路径平滑度体现了机器人运动的连贯性。路径规划算法主要可分为反应式计算、软计算、空间搜索和最优控制4种类别^[61]。

1) 反应式计算,可以快速处理新的来自机载传感器的环境信息,以修改现有路径或计算下一步运动的方式避开附近的障碍物,通常被用作局部路径规划器,机器人感知周围环境并重新进行动态规划。典型算法为人工势场(APF)和矢量场直方图(VFH)算法。Li等^[62]提出基于改进APF的SIFORS(simultaneous forward search)方法,用于移动机器人在复杂环境下的动态路径规划;机器人在局部感应范围内同种环境下分别用改进APF方法与该方法在动态目标、动态目标和移动障碍物的地图内进行路径规划,仿真结果表明了基于改进APF的SIFORS方法在复杂环境下解决移动机器人路径规划问题具备可行性。

2) 采用软计算方式的路径规划算法,寻求路径的近似最优解,通常需要用户调整某些参数以便根据环境的特性工作,甚至可以处理动态环境,适合于涉及大量变量和高维度的问题^[63],一般需要大量的计算资源。Mac等^[64]提出将其分为智能优化算法、模糊逻辑和机器学习3种方法。

3) 基于空间搜索的路径规划算法,属于经典的路径规划方法,根据空间的离散化方式分为图搜索法和基于采样的路径规划算法2类。(1)图搜索法,空间以图形的形式离散化,如栅格图等,算法完全或部分访问此图,直到找到连接起始点和目标点的路径,常用算法为Dijkstra算法^[65]、A*算法^[66]和D*算法^[67]等,通过遍历计算起始点到自由空间内任何一点的最短距离以得到全局最优路径。(2)基于采样的路径规划算法,多采用快速搜索随机树(RRT)、概率路线图(PRM)和快速行进树(FMT*)及其改进算法,以随机采样的方式尽可能快的找到一条从起点到目标点的可行路径,其复杂度不受地

图离散化影响,在高维空间依然有很高的搜索效率^[58]。Suh 等^[68]提出了基于 RRT*算法和一种随机优化方法相结合的运动规划算法来寻找复杂现实环境中的最短路径,Zhou 等^[69]提出引入斥力场的 lazy-PRM (lazy probabilistic roadmap)算法实现在线无碰撞路径规划。

4) 基于最优控制方法来解决路径规划问题,不需配置参数,主要有偏微分方程 PDE 求解与数值优化 2 种类别^[70]。

2.4 机器人控制

机器人控制大体分为电机控制、运动控制和任务控制 3 个层次^[71]。电机控制强调一个电机产生多少力,常通过机械臂的末端执行器直接接触物体,尤其是在工业制造机器人作业过程中,电机控制的精细化程度直接影响生产作业的质量。运动控制,侧重机器人跟踪规划好的安全路径的效果,在运动过程中控制机器人的位置、速度、姿态等信息。任务控制是对机器人的电机和运动控制层面进行包装以完整执行作业任务,如机器人在执行焊接任务时,对传感器采集数据、焊缝跟踪、轨迹规划、精细化作业等过程的组合决策。

目前,已有迭代学习控制^[72]、自适应控制^[73]、模糊控制^[74-75]、神经网络^[76-78]等控制策略成功应用于机器人控制领域,如机器臂的精细化操纵、机器人的运动和轨迹跟踪等方面,此外,混合控制策略也在机器人控制中发挥重要作用。

2.5 人机交互与协作

de Luca 等^[79]提出人机协作的嵌套框架,由 3 个交互级别组成,任意更高交互级别都需要保证较低交互级别的特征参与,交互级别由低到高分别为安全、共存和协作,框架如图 11 所示。安全是最基本的先决条件,在协作的工作场所中,人与机器人一起工作,既要避免碰撞,防止机器人与环境、机器人与人之间的有害接触;又要做好碰撞后的策略即最小化接触力,机器人检测碰撞并作出反应,将人与机器人或 2 个实体之间的接触力和能量交换限制在安全范围内^[80]。共存模式是基础,以工业制造机器人为例,可由人工示教或离线编程的方式对机器人进行编程规划任务;人工示教方式仅适用于在简

单几何形状的工件上在线编程简单任务,该技术逐渐被离线编程所取代。离线编程借助于在机器人工作单元的 3D 模型中远程模拟任务,在喷涂、焊接等领域有广泛应用,虽然对机器人的编程所需时间依然非常长,但编程期间不需停止生产。最高级的交互为协作,即协调行动和意图,可使用基于视觉和声音引导的交互模式、增强现实(AR)、虚拟现实(VR)技术应用于机器人编程,助力装备制造^[81]。协作类型的机器人主要应用于生产线,执行装配线上的辅助装配和质量检测作业。

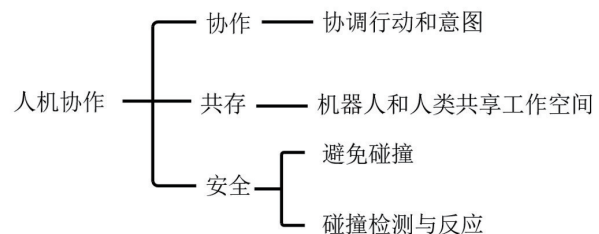


图 11 人机协作的嵌套框架

人机交互,以车站智能服务机器人为例,机器人多采用触摸屏和语音的方式与人进行交互,界面以人机交互的形式友好地为乘客提供问答、票务查询等服务,可增强乘客的乘坐体验,提高轨道交通系统的服务水平。触摸屏交互方式的应用已非常普及,语言技术不断发展,服务机器人也开始加入语音功能;语音交互常采用语音识别技术(ASR)识别乘客声音中的文字信息,通过自然语言处理技术(NLP)准确理解乘客意图,在机器人丰富的知识库中提取出购票、天气与地图等信息查询相对应的答案,发出准确的回复指令,经语音合成技术(TTS)生成语音信息,最终以语音、视频、图片等形式展现给乘客^[51]。

3 挑战与展望

3.1 轨交机器人复杂任务编程依然烦琐

在轨道交通装备制造领域,工业机器人广泛使用示教器及离线编程方法编程,非常耗时,且在面对复杂任务时需要重新编程,对于没有经验的机器人程序员来说过于复杂,以上编程方式不再适应柔

性生产的要求^[82]。AR可用于装备制造领域,以人机协作的方式辅助机器人编程。工作人员可透过AR技术规划和模拟机械臂的运动轨迹,避免实际生产过程中因路径问题发生碰撞,加快机器人编程进程,且非专家能够以直观的方式对机器人进行编程,无需经过严格的机器人编辑培训。

AR系统由可视化技术(头戴式显示器HMD或投影仪等)、摄像头、跟踪系统和用户界面构成^[83],用于装配、焊接等任务作业,加快工业机器人的编程进程,并将利用操作员的直观专业知识助力柔性生产。AR技术可辅助机器人编程,但目前多处于实验室阶段,仍面临着成像精度及稳定性问题,技术有待突破。

3.2 特殊场景中的环境感知能力有限

机器人技术在轨道交通领域柔性制造、巡检维护、便捷服务的应用趋势下,所面临的目标及周边环境的复杂度越来越高,机器视觉为机器人提供视觉感知,感受周围环境,但在实际落地应用时仍然面临很多挑战。

传统的图像处理技术与基于机器学习的目标检测方法是识别零部件及检测环境质量的重要方式。装备制造的零部件识别与质量检测、巡检维护中的先进视觉检测算法都依靠视觉检测技术,有很大的研究空间;尤其是质量检测方面,如轨道表面和内部缺陷、几何不规则、紧固件缺陷、轨道间隙等状况,很少能实现在同一个机器人载体上同时检测所有状况,且检测准确率有待进一步提升。

考虑到实际的轨道交通环境,尤其是复杂工作环境中,如伴有飞溅火花的焊接过程、在高速运动的列车上检测铁轨状态和在人流密集的交通站内,服务机器人工作面临碰撞的风险,实施有效的目标检测与识别仍然是一个具有挑战的问题。

由于混乱的动态环境、物体遮挡、相互作用,以及额外的光照和几何变化等,目标检测与识别不能实时有效地推算出真实结果,影响机器人进一步采取行动^[56]。

3.3 高人流等多变环境中机器人自主应急能力有待提高

轨交机器人实现自主移动的特性在于能够知

道自身在哪、往哪去,也就是导航与路径规划。然而,实际环境的复杂多变使得导航和路径规划的稳定性不足。例如,轨交巡检机器人仍多处于原理样机和试验样机阶段,受复杂环境因素影响,定位精度与实时性不足,在目前的研究层面多为人工跟随或指定路线,导航技术尚不成熟。目前IMU、轮式里程计(编码器)、激光雷达,视觉传感器、GPS、UWB等多种传感器都可获得位置信息,多种传感器融合可增加信息获取量,提升机器人的定位精度和稳定性,如利用相机和惯性测量单元IMU的融合实现高精度定位^[84]。另外,通过增加机器人的传感器数量,实现多方位的感知信息有利于精确定位。但是,随之而来的问题是大量的信息处理增大了计算资源消耗,导致实时性降低。因此如何根据应用场景来平衡多传感器的信息互补的精确度与实时性是目前的热点问题。

智能服务机器人在人群流动性大且密集的车站这种大规模复杂场景下作业,尽可能避免与行人、物体等发生碰撞,导航任务艰巨;常配备摄像头、激光雷达、超声波测距等传感设备感知周围环境。激光SLAM技术发展较为成熟,但激光雷达设备价格过于昂贵且覆盖范围有限,视觉SLAM技术仍在研究。视觉相机可在室内室外场景应用,但在黑暗低光照环境下工作受限,常用结构光相机或增加辅助光源的方式收集隧道、轨道等暗区环境数据。视觉SLAM技术对光依赖性高,且计算量大,目前应用场景有限,仍需进一步探索。全局路径规划和局部静态避障问题已基本解决^[52],但伴随着行人的交互,导航技术结合行人预测进行动态避障,是未来需要重点关注的问题。

4 结论

轨道交通领域复杂特性给与了机器人领域良好的生长环境,机器人在轨道交通领域内的装备制造、巡检、运营等方面都有所建树。因此,从轨道交通领域的装备制造、运维巡检和运营服务3类职能出发,总结机器人技术的现有应用。装备制造领域多以机械臂式为主,因为该领域一般需要高自由度

和高精度作业,固定式多自由度机械臂适配此类需求。巡检和服务机器人多以移动机器人平台为主,具备良好的自主移动能力,也可在移动平台上搭载机械臂,实现高灵活性作业。分别讨论机械臂和移动机器人,归纳多种共性与特性的核心技术,如传感器技术、目标检测与识别、导航、机器人控制、人机交互与协作。工业机器人较为侧重以视觉为主导的环境感知、目标识别和检测、机械臂的精细化抓取与操纵、质量检测等,朝着制造的操作稳定、精密、高效、智能化方向推进。移动巡检机器人着重研究导航、传感器技术、目标检测与识别等技术,检测轨道交通基础设施和设备状态,提高巡检执行效率与多方位全方面检测能力,推进轨道交通的运营维护工作。车站智能服务机器人,人机交互、基于视觉的环境感知、路径规划与避障技术不可或缺,可提供咨询和引导服务。

机器人在轨道交通领域的实际应用中,还有很多困难需要克服,例如,轨交场景复杂任务编程依然繁琐;在轨道缺陷检测、焊接质量检测等复杂场景中的信息感知能力仍然有限;在高人流等典型多变环境中机器人的自主移动能力不足。

参考文献(References)

- [1] 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.
- [2] 黄建鹏. 重型机械智能焊接应用现状及其发展趋势[J]. 金属加工(热加工), 2022(1): 18-21.
- [3] 陈茂爱,任文建,闫建新,等. 焊接机器人技术[M]. 北京: 化学工业出版社, 2019: 28-30.
- [4] Geng Y S, Lai M, Tian X C, et al. A novel seam extraction and path planning method for robotic welding of medium-thickness plate structural parts based on 3D vision[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2023, 79: 102433.
- [5] Xiao R Q, Xu Y L, Hou Z, et al. A novel visual guidance framework for robotic welding based on binocular cooperation[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2022, 78: 102393.
- [6] Liu C F, Shen J Q, Hu S S, et al. Seam tracking system based on laser vision and CGAN for robotic multi-layer and multi-pass MAG welding[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2022, 116: 105377.
- [7] Wang X W, Zhou X, Xia Z L, et al. A survey of welding robot intelligent path optimization[J]. Journal of Manufacturing Processes, 2021, 63: 14-23.
- [8] Zheng C, An Y S, Wang Z X, et al. Hybrid offline programming method for robotic welding systems[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2022, 73: 102238.
- [9] Wang Q Y, Jiao W H, Wang P, et al. A tutorial on deep learning-based data analytics in manufacturing through a welding case study[J]. Journal of Manufacturing Processes, 2021, 63: 2-13.
- [10] Kershaw J, Yu R, Zhang Y M, et al. Hybrid machine learning-enabled adaptive welding speed control[J]. Journal of Manufacturing Processes, 2021, 71: 374-383.
- [11] Xiao X F, Liu X B, Cheng M P, et al. Towards monitoring laser welding process via a coaxial pyrometer[J]. Journal of Materials Processing Technology, 2020, 277: 116409.
- [12] Yao P, Zhou K, Zhu Q. Quantitative evaluation method of arc sound spectrum based on sample entropy[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 92: 379-390.
- [13] Lei Z K, Zou J C, Wang D W, et al. Finite-element inverse analysis of residual stress for laser welding based on a contour method[J]. Optics & Laser Technology, 2020, 129: 106289.
- [14] Fan X A, Gao X D, Liu G Q, et al. Research and prospect of welding monitoring technology based on machine vision[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2021, 115(11): 3365-3391.
- [15] Li W M, Mei F, Hu Z, et al. Multiple weld seam laser vision recognition method based on the IPCE algorithm[J]. Optics & Laser Technology, 2022, 155: 108388.
- [16] 刘亚军, 晔斌, 王正雨, 等. 智能喷涂机器人关键技术研究现状及进展[J]. 机械工程学报, 2022, 58(7): 53-74.
- [17] Qian H M, Li Y F, Huang H Z. Time-variant reliability analysis for industrial robot RV reducer under multiple failure modes using Kriging model[J]. Reliability Engineering and System Safety, 2020, 199: 106936.
- [18] Guo S X, He Y L, Shi L W, et al. Modal and fatigue analysis of critical components of an amphibious spherical robot[J]. Microsyst Technologies, 2017, 23(6): 2233-2247.

- [19] Xia M, Li T, Shu T X, et al. A two-stage approach for the remaining useful life prediction of bearings using deep neural networks[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2019, 15(6): 3703–3711.
- [20] Liu J, Wang W, Ma F, et al. A data-model-fusion prognostic framework for dynamic system state forecasting[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2012, 25(4): 814–823.
- [21] 缪东晶, 王国磊, 吴聊, 等. 自由曲面均匀喷涂的机器人轨迹规划方法[J]. *清华大学学报(自然科学版)*, 2013, 53(10): 1418–1423.
- [22] Chen H P, Fuhlbrigge T, Li X Z. A review of CAD-based robot path planning for spray painting[J]. *Industrial Robot*, 2009, 36: 45–50.
- [23] Tolba A S, Raafat H M. Multiscale image quality measures for defect detection in thin films[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2015, 79(1): 113–122.
- [24] Chen K Y, Zeng Z Y, Yang J F. A deep region-based pyramid neural network for automatic detection and multi-classification of various surface defects of aluminum alloys[J]. *Journal of Building Engineering*, 2021, 43: 102523.
- [25] Xu R G, Hao R Y, Huang B Q. Efficient surface defect detection using self-supervised learning strategy and segmentation network[J]. *Advanced Engineering Informatics*, 2022, 52: 101566.
- [26] 訾斌, 徐锋, 唐锴, 等. 基于机器视觉的喷涂机器人轨迹规划与涂装质量检测研究综述[J]. *控制与决策*, 2023, 38(1): 1–21.
- [27] Chen Y, Chen W Z, Li B, et al. Paint thickness simulation for painting robot trajectory planning: A review[J]. *Industrial Robot*, 2017, 44: 629–638.
- [28] Kim J Y. Vision-based measurement of part deformation and misalignment for deformable cylindrical peg-in-hole tasks[J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science*, 2005, 219(6): 589–606.
- [29] Triyonoputro J C, Wan W W, Harada K. Quickly inserting pegs into uncertain holes using multi-view images and deep network trained on synthetic data[C]//2019 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). Piscataway: IEEE, 2020: 5792–5799.
- [30] 程俊森, 吴文荣, 杨毅, 等. 智能微装配技术研究综述[J]. *现代制造工程*, 2022(6): 142–152.
- [31] Kleeberger K, Bormann R, Kraus W, et al. A survey on learning-based robotic grasping[J]. *Current Robotics Reports*, 2020, 1(4): 239–249.
- [32] Jing G Q, Qin X Y, Wang H Y, et al. Developments, challenges, and perspectives of railway inspection robots [J]. *Automation in Construction*, 2022, 138: 104242.
- [33] Loccioni Felix. Robot for switches & crossings inspections[EB/OL]. (2021-05-21) [2022-12-16]. <https://www.loccioni.com/en/railway>.
- [34] Loccioni Felix. The mobile robot for railway switches & crossings dimensional measurements[EB/OL]. (2018-08-16) [2022-12-16]. <https://www.loccioni.com/wp-content/uploads/2018/08/loccioni-felix-a2-brochure.pdf>.
- [35] Zhang W Y, Zhang Z J, Qi D P, et al. Automatic crack detection and classification method for subway tunnel safety monitoring[J]. *Sensors*, 2014, 14(10): 19307–19328.
- [36] Huang H W, Li Q T, Zhang D M. Deep learning based image recognition for crack and leakage defects of metro shield tunnel[J]. *Tunnelling and Underground Space Technology*, 2018, 77: 166–176.
- [37] Phillips S, Narasimhan S. Automating data collection for robotic bridge inspections[J]. *Journal of Bridge Engineering*, 2019, 24(8): 04019075.
- [38] 更轻快更智能更精准 第六代桥梁拉索检测机器人首次应用于跨江桥梁[J]. *西部交通科技*, 2022(5): 209.
- [39] Zheng Z L, Ding N, Chen H P, et al. CCRobot-V: A silkworm-like cooperative cable-climbing robotic system for cable inspection and maintenance[C]//2022 International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Piscataway: IEEE, 2022: 164–170.
- [40] Shenhao Technology. Robot product display[EB/OL]. (2021-06-04) [2022-12-16]. <https://www.shenhaoinfo.com/category/p2>.
- [41] Sánchez A, Bravo J L, González A. Estimating the accuracy of track-surveying trolley measurements for railway maintenance planning[J]. *Journal of Surveying Engineering*, 2017, 143(1): 05016008.
- [42] Valigi M C, Logozzo S, Meli E, et al. New instrumented trolleys and a procedure for automatic 3D optical inspection of railways[J]. *Sensors*, 2020, 20(10): 2927.
- [43] Ensco. Autonomous inspection systems[EB/OL]. [2023-03-12]. <https://www.ensco.com/rail/autonomous-inspection-systems>.
- [44] Fugro. Fugro rila track geometry[EB/OL]. [2023-03-12]. <https://media.fugro.com/media/docs/default-source/indus->

- tries/business-infrastructure/rila-track-geometry_2018.pdf?sfvrsn=804a081a_16.
- [45] AEVEX Aerospace. Geo-MMS LiDAR used for railway drone inspection[EB/OL]. [2023-03-12]. <https://geodetics.com/railway-drone-inspection/>.
- [46] Shi B, Yang M, Liu J, et al. Rail transit shield tunnel deformation detection method based on cloth simulation filtering with point cloud cylindrical projection[J]. *Tunneling and Underground Space Technology*, 2023, 135: 105031.
- [47] Sutter B, Lelevé A, Pham M T, et al. A semi-autonomous mobile robot for bridge inspection[J]. *Automation in Construction*, 2018, 91: 111-119.
- [48] Jiang S, Wu Y Q, Zhang J. Bridge coating inspection based on two-stage automatic method and collision-tolerant unmanned aerial system[J]. *Automation in Construction*, 2023, 146: 104685.
- [49] 林瑞宣. 轨道交通站内服务机器人设计研究[D]. 北京: 北京交通大学建筑与艺术学院, 2021.
- [50] McGinn C. Why do robots need a head? the role of social interfaces on service robots[J]. *International Journal of Social Robotics*, 2020, 12(1): 281-295.
- [51] Deuerlein C, Langer M, Seßner J, et al. Human-robot-interaction using cloud-based speech recognition systems[J]. *Procedia CIRP*, 2021, 97: 130-135.
- [52] 陈赢峰. 大规模复杂场景下室内服务机器人导航的研究[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2017.
- [53] Henkel C, Bubeck A, Xu W L. Energy efficient dynamic window approach for local path planning in mobile service robotics[J]. *IFAC-PapersOnLine*, 2016, 49(15): 32-37.
- [54] Wilson A N, Kumar A, Jha A, et al. Embedded sensors, communication technologies, computing platforms and machine learning for UAVs: A review[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2022, 22(3): 1807-1826.
- [55] Martínez-Martin E, del Pobil A P. Object detection and recognition for assistive robots: Experimentation and implementation[J]. *IEEE Robotics & Automation Magazine*, 2017, 24(3): 123-138.
- [56] Chen S F, Yang D Z, Liu J, et al. Automatic weld type classification, tacked spot recognition and weld ROI determination for robotic welding based on modified YOLOv5[J]. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2023, 81: 102490.
- [57] Li Q Y, Shi Z P, Zhang H Y, et al. A cyber-enabled visual inspection system for rail corrugation[J]. *Future Generation Computer Systems*, 2018, 79(1): 374-382.
- [58] Wei X K, Yang Z M, Liu Y X, et al. Railway track fastener defect detection based on image processing and deep learning techniques: A comparative study[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2019, 80: 66-81.
- [59] Wang T G, Yang F F, Tsui K L. Real-time detection of railway track component via one-stage deep learning networks[J]. *Sensors*, 2020, 20(15): 4325.
- [60] Singh J K, Singh K D, Thakur K, et al. Computer-vision based object detection and recognition for service robot in indoor environment[J]. *Computers, Materials & Continua*, 2022, 72(1): 197-213.
- [61] Sánchez-Ibáñez J R, Pérez-del-Pulgar C J, García-Cerezo A. Path planning for autonomous mobile robots: A review[J]. *Sensors*, 2021, 21(23): 7898.
- [62] Li G H, Tong S G, Cong F Y, et al. Improved artificial potential field-based simultaneous forward search method for robot path planning in complex environment[C]// 2015 IEEE/SICE International Symposium on System Integration (SII). Piscataway: IEEE, 2016: 760-765.
- [63] Ulrich I, Borenstein J. VFH: Local obstacle avoidance with look-ahead verification[C]// Proceedings 2000 ICRA. Millennium Conference. IEEE International Conference on Robotics and Automation. Symposia Proceedings. Piscataway: IEEE Press, 2002: 2505-2511.
- [64] Mac T T, Copot C, Tran D T, et al. Heuristic approaches in robot path planning: A survey[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2016, 86: 13-28.
- [65] Dijkstra E W. A note on two problems in connexion with graphs[J]. *Numerische Mathematik*, 1959, 1(1): 269-271.
- [66] Hart P E, Nilsson N J, Raphael B. A formal basis for the heuristic determination of minimum cost paths[J]. *IEEE Transactions on Systems Science and Cybernetics*, 1968, 4(2): 100-107.
- [67] Stentz A. Optimal and efficient path planning for partially-known environments[C]// Proceedings of the 1994 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway: IEEE, 2002: 3310-3317.
- [68] Suh J, Gong J, Oh S. Fast sampling-based cost-aware path planning with nonmyopic extensions using cross entropy[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2017, 33(6): 1313-1326.
- [69] Zhou X, Wang X W, Xie Z H, et al. Online obstacle avoidance path planning and application for arc welding robot[J]. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*

- ing, 2022, 78: 102413.
- [70] Tonon D, Aronna M S, Kalise D. Optimal control: Novel directions and applications[M]. Cham: Springer International Publishing, 2017.
- [71] Liu Z H, Liu Q, Xu W J, et al. Robot learning towards smart robotic manufacturing: A review[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2022, 77: 102360.
- [72] Meng T T, He W. Iterative learning control of a robotic arm experiment platform with input constraint[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2018, 65(1): 664-672.
- [73] Yin X X, Pan L. Enhancing trajectory tracking accuracy for industrial robot with robust adaptive control[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2018, 51: 97-102.
- [74] Yu J. Adaptive resistance spot welding process that reduces the shunting effect for automotive high-strength steels[J]. Metals, 2018, 8(10): 775.
- [75] Yang C G, Jiang Y M, Na J, et al. Finite-time convergence adaptive fuzzy control for dual-arm robot with unknown kinematics and dynamics[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2018, 27(3): 574-588.
- [76] Zhang K, Li D Y, Gui H, et al. Adaptive control for laser welding with filler wire of marine high strength steel with tight butt joints for large structures[J]. Journal of Manufacturing Processes, 2018, 36: 434-441.
- [77] Liu Y K, Zhang Y M. Model-based predictive control of weld penetration in gas tungsten arc welding[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2014, 22(3): 955-966.
- [78] Lyu S K, Cheah C C. Data-driven learning for robot control with unknown Jacobian[J]. Automatica, 2020, 120: 109120.
- [79] de Luca A, Flacco F. Integrated control for pHRI: Collision avoidance, detection, reaction and collaboration[C]// 2012 4th IEEE RAS & EMBS International Conference on Biomedical Robotics and Biomechanics (BioRob). Piscataway: IEEE Press, 2012: 288-295.
- [80] Hjorth S, Chrysostomou D. Human-robot collaboration in industrial environments: A literature review on non-destructive disassembly[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2022, 73: 102208.
- [81] Villani V, Pini F, Leali F, et al. Survey on human-robot collaboration in industrial settings: Safety, intuitive interfaces and applications[J]. Mechatronics, 2018, 55: 248-266.
- [82] Ong S K, Yew A W W, Thanigaivel N K, et al. Augmented reality-assisted robot programming system for industrial applications[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2020, 61: 101820.
- [83] Masood T, Egger J. Augmented reality in support of Industry 4.0—implementation challenges and success factors[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2019, 58: 181-195.
- [84] Peng L L, Zheng S B, Li P X, et al. A comprehensive detection system for track geometry using fused vision and inertia[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, doi: 10.1109/TIM.2020.3039301.

Advances in the application research of rail transit robots

ZHU Ruixiang, PEI Xuan, HOU Taogang*

School of Electronic Information Engineering, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China

Abstract This paper summarizes the application of robotics in the three aspects of rail transit, i.e., equipment manufacturing, maintenance inspection, and operation services. Combined with the development status of intelligent robot technology in this field, we summarize the key technology and challenges of robots. Thus to propose the future direction of the cooperation of robotics and rail transit.

Keywords rail transit; industrial robot; inspection robot; service robot ●



(责任编辑 刘志远)