

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2514664

具身智能跟随移动机器人研究与进展*

姚瀚晨¹, 戴厚德¹, 张思龙¹, 郑耿峰², 梁培栋³

(1. 中国科学院海西研究院泉州装备制造研究中心 泉州 362216; 2. 福建省特种设备检验研究院 福州 350008;
3. 福建(泉州)先进制造技术研究院 泉州 362000)

摘要:具身智能跟随移动机器人是一种能够识别、跟踪并协同人类目标移动的智能系统,其发展已从“功能化工具”逐步演进为“情境化智能体”,标志着从“机器人在环境中运行”到“机器人通过身体理解环境并行动”的范式转变。基于“环境-身体-智能”的具身智能框架,系统梳理了跟随移动机器人的研究进展与发展趋势。首先,阐述具身智能的研究背景与目标,并论述其以环境交互、身体体验与智能涌现为核心的科学内涵。其次,梳理跟随移动机器人的技术演进、典型应用场景与产业趋势。通过深入分析机器人在多模态传感器、计算与处理单元、运动执行机构等方面的关键技术,进一步探讨其在仓储物流、公共交通、养老康复等典型场景的应用需求。然后,重点探讨自然高效的人机交互机制与协同策略。涵盖基于显式指令、隐式状态、物理接触和社交情感的人机交互方式,以及基于强化学习、模仿学习和迁移学习的人机交互策略,旨在提升机器人在社交环境中运行的流畅性与社会接纳度。最后,总结当前跟随移动机器人在环境深度认知、身体动态适配与智能持续演进等方面的主要技术挑战,并对算法泛化性、场景适应性与长期自主学习能力等未来发展方向进行展望。

关键词: 行人跟随; 移动机器人; 具身智能; 人机共融; 人机协作

中图分类号: TH242 TH39 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.80

Research and advances in embodied intelligent human-following mobile robots

Yao Hanchen¹, Dai Houde¹, Zhang Silong¹, Zheng Gengfeng², Liang Peidong³

(1. Quanzhou Institute of Equipment Manufacturing, Haixi Institutes, Chinese Academy of Sciences, Quanzhou 362216, China;
2. Fujian Special Equipment Inspection and Research Institute, Fuzhou 350008, China;
3. Fujian (Quanzhou) Institute of Advanced Manufacturing Technology, Quanzhou 362000, China)

Abstract: Embodied intelligent human-following mobile robots are intelligent systems capable of recognizing, tracking, and coordinating their movement with human targets. They have gradually evolved from "functional tools" to "context-aware intelligent agents", marking a paradigm shift from "operating in the environment" to "understanding and acting in the environment through their bodies". Based on the embodied intelligence framework of "environment-body-intelligence", this paper systematically reviews the research progress and development trends of human-following mobile robots. First, it elaborates on the research background and objectives of embodied intelligence, discussing its scientific essence centered on environmental interaction, bodily experience, and emergent intelligence. Second, it outlines the technological evolution, typical application scenarios, and industrial trends. By conducting an in-depth analysis of key technologies such as multimodal sensors, computing and processing units, and motion execution mechanisms, the paper further explores the application requirements in typical scenarios such as warehousing and logistics, public transportation, and elderly care and rehabilitation. Next, it focuses on natural and efficient human-robot interaction mechanisms and collaborative strategies, which include human-robot interaction methods based on explicit commands, implicit states, physical contact, and social-emotional cues, as well as interaction strategies based on reinforcement learning, imitation learning, and transfer learning, all aimed at enhancing the robots' operational fluency and social acceptance in social environments. Finally, the paper summarizes the main technical challenges in areas such as deep environmental cognition, dynamic bodily adaptation, and continuous intelligent evolution, and provides an outlook on future

收稿日期: 2025-11-10 Received Date: 2025-11-10

* 基金项目: 福建省科技重大专项(2024HZ025022)、福建省特种智能装备安全与测控重点实验室开放基金项目(FJIES2023KF02)资助

development directions.

Keywords: human following; mobile robots; embodied intelligence; human-robot interaction; human-robot collaboration

0 引言

随着具身智能(embodied intelligence)与移动机器人技术的深度融合,跟随移动机器人已成为具身智能的典型应用载体^[1-3]。该类机器人致力于在复杂现实场景中实现机器人对人类目标安全、自然且鲁棒的动态跟随与协同移动,在家庭服务、医疗陪护、物流搬运等领域展现出广阔的应用前景^[4-7]。

具身智能的核心哲学基础在于具身性^[8],它强调机器人智能并非仅存在于抽象的算法或模型中,而是源于其通过物理身体与真实环境进行持续感知、交互与适应的动态过程^[9-10]。这一理念可追溯至上世纪莫里斯·梅洛·庞蒂提出的“知觉现象学”和罗德尼·布鲁克斯提出的“包容架构”^[11],二者均主张智能产生于身体与环境的实时交互之中。在二十一世纪前十年,受限于算力与数据质量,具身智能机器人的发展相对缓慢^[12-13]。近年来,随着高性能计算、先进传感器及仿真平台的快速发展,该领域取得了显著突破^[14-16],为跟随移动机器人从“执行简单指令”迈向“具备高级认知能力”奠定技术基础^[17]。

具身智能跟随移动机器人研究具有理论意义与实际价值。“移动机器人跟随人类目标”本质上是一个动态、开放、社会化的具身交互问题^[18]。不仅要求机器人具备精准的定位、导航与避障能力,还需要在线推理人类意图和社交习惯,同时在复杂人流中保持自然和安全的协同运动^[19]。跟随移动机器人正成为检验与发展具身智能理论的“试金石”:一方面,跟随移动机器人的技术突破能够直接验证具身认知模型的有效性;另一方面,具身智能的理论指导能够从根本上提升机器人在多模态意图理解、社会合规性运动规划与人机信任建立等方面的性能^[20]。

为此,本综述构建了一个具身智能跟随移动机器人框架^[21],包含:“环境”是动态目标、静态障碍物、其他行人及复杂社会规则的开放物理空间;“身体”是具备自主移动能力的机器人本体,承载着感知、计算与执行的物理基础;而“智能”则体现为人机交互方式和策略。具体流程表现为:1)通过多模态传感器实时感知环境状态与人体信号;2)通过智能决策模型在线推理人类意图;3)通过运动规划与控制模块生成跟随行为^[22]。

本文系统梳理了具身智能跟随移动机器人的研究现状、技术进展与未来趋势,全文围绕“环境-身体-智能”的具身智能框架展开:第1章综述研究现状与关键问题,并提出主要技术路线;第2章分析仓储物流、公共交通、

养老康复等典型应用场景的环境特性;第3章解析跟随移动机器人物理架构,涵盖多模态传感器、计算单元与运动执行机构;第4章探讨智能交互机制,包括多模态交互方式与交互策略;第5章总结技术挑战并展望未来发展方向。本综述旨在为跟随移动机器人研究提供技术参考,并推动具身智能在实体交互场景中的深化应用与理论创新。

1 研究框架

1.1 国内外研究现状与关键问题

在国内研究中,王秋惠等^[23]从“人-机-环境”共融交互的宏观视角出发,梳理跟随移动机器人在感知、安全、结构和交互4个维度的发展特点,但其分析未深入探讨决策与控制环节。吕刚等^[24]聚焦于跟随移动机器人的感知环节,为行人目标追踪与机器人定位提供了详尽的技术图谱。然而,该研究对高层决策方法的分析相对薄弱,未能完整呈现从意图理解到运动执行的技术链条。谢嘉等^[25]侧重于应用场景驱动的视角,分类讨论室内服务和户外巡检场景的传感器选型策略,但该研究未能充分体现智能决策算法与运动执行深度融合的最新发展趋势^[26-27]。

在国外研究中,Islam等^[28]建立跨“水下-地面-空中”多介质的跟随机器人动力学统一分析框架。然而,该研究未能涵盖具身智能前沿技术^[29]。此外,近期研究如文献[30]指出将大语言模型(large language model, LLM)等大型生成式人工智能模型直接移植到机器人平台所面临的能耗瓶颈^[31],但其尚未系统探索面向具身智能的分布式边缘计算解决方案。

综上所述,现有国内外研究虽从多角度、多层次梳理了跟随移动机器人领域的知识体系,但尚未构建以“具身智能驱动跟随移动机器人”为核心的技术演进框架,尤其缺乏对以下关键问题的深度分析:

1) 动态遮挡下的目标持续锁定难题。在密集动态障碍场景,跟随移动机器人面临因行人、车辆等移动物体遮挡造成的短期甚至长期的目标丢失^[32]。这不仅导致跟踪失败,更会引发轨迹突变与系统失稳。当前基于视觉或激光雷达的预测性目标跟踪算法虽能在短时间遮挡时维持目标追踪,但在复杂交错遮挡下仍存在重识别准确率低、轨迹恢复延迟大等问题^[33]。

2) 跨模态感知异构数据对齐与协同表征缺陷。跟随移动机器人需整合视觉、语音乃至可穿戴设备等多源异构数据^[34]。然而,不同模态的数据在时空分辨率、语义

层次与噪声特性等方面存在显著差异,导致跨模态特征对齐困难与融合决策延迟高。

3) 人类社交意图歧义性解析与协同推理挑战。人类在社交场景中的行为具有多义性、隐晦性与动态演化特性,如手势的模糊指向、行进中的突然驻足观望^[35]。跟随移动机器人需在人类意图模糊条件下实现对人类下一步行动乃至长期目标的准确推断。现有意图识别模型基于固定规则或有限场景的监督学习,对未知社交信号泛化能力不足^[36]。

4) 社会规范数字化建模与群体运动规划难题。在多人或多机协同场景中,跟随移动机器人需实现无碰撞路径规划,还需遵守不成文的社会礼仪,如人际距离文化差异、通行礼仪、群体流动习惯等^[37]。然而,社会规范难以用传统数学模型完整描述,其软约束特性与动态适应性使得规划问题成为高维非线性优化难题。现有社会力模

型虽能模拟部分社会礼仪,但在密集人群中的实时计算效率与行为自然性较低^[38]。

5) 安全边际与跟随效率的权衡悖论与人机信任建立困境。为保障行人安全,跟随移动机器人常采用保守的安全边际策略,如扩大避障距离、降低速度等。但这些策略会导致跟随滞后、频繁启停等问题,影响人机协同流畅性;反之,若追求跟随效率则可能引发行人的不舒适感。这种“安全-效率悖论”制约人机信任的建立。现有方法依赖固定阈值折中策略,缺乏对用户个性化偏好与场景风险的动态适应^[39]。

1.2 主要技术路线

如图1所示,具身智能跟随移动机器人的技术体系可构建为“环境-身体-智能”三位一体的协同框架。该框架的核心在于通过物理实体与动态环境的持续交互,实现自主、自然且符合社会礼仪的跟随行为。

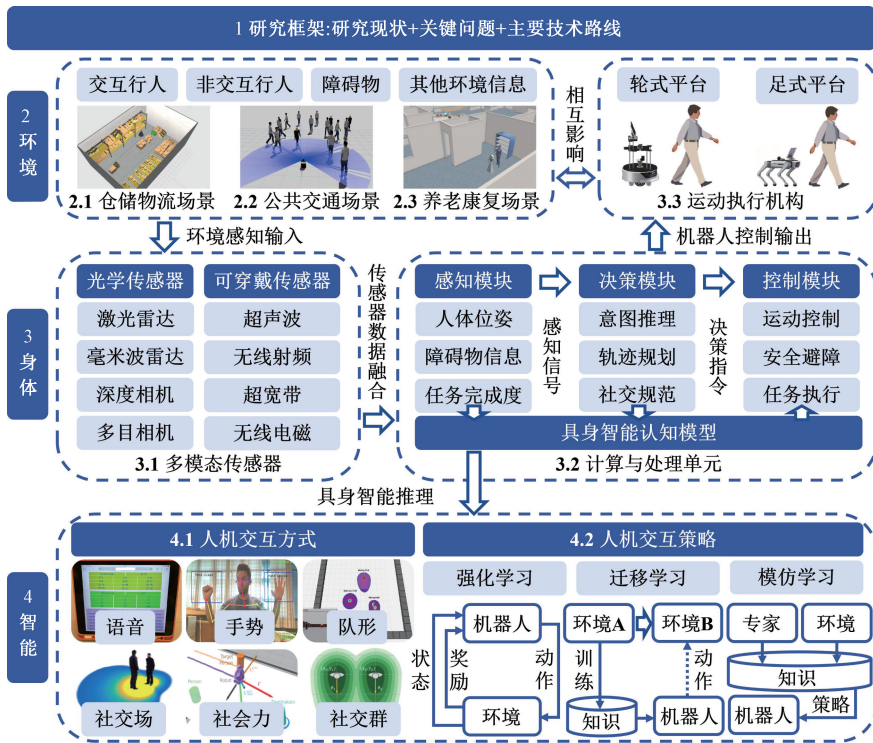


图1 具身智能跟随移动机器人的研究框架

Fig. 1 Research framework of embodied intelligence-driven human-following robots

本研究的主要技术路线为:

1) 跟随移动机器人的“环境”:环境感知与场景理解。机器人在复杂动态环境中需准确区分交互目标、障碍物及其他环境信息。为了解决上述难题,通过融合视觉外观特征、运动模式及交互上下文实现目标识别与持续锁定^[40];同时,借助场景语义分割与拓扑建模,将环境解析为具有语义信息的结构化表达。

2) 跟随移动机器人的“身体”:身体构建与硬件系

统。机器人通过多模态传感器、计算与处理单元及运动执行机构形成“感知-决策-控制”闭环结构。多模态传感器通过光学传感器(如深度相机、激光雷达)与可穿戴传感器(如超宽带、无线电磁)融合算法,实现环境全景感知与交互目标的高精度状态捕捉^[41];计算与处理单元通过感知模块、决策模块与控制模块的协同处理,实现从原始数据到控制指令的转化;运动执行机构则根据场景需求,选用轮式平台(适用于平坦结构化环境)或足式平

台(适用于陡峭非结构化地形),从而为具身智能行为提供物理载体。

3) 跟随移动机器人的“智能”:智能交互与协同策略。机器人通过多模态交互方式与数据驱动交互策略实现社会合规的行为生成^[42]。在交互方式方面,既包括语音、手势等显式指令,也涵盖队形保持、社交场建模、社会力模型及社交群体协同等隐式机制,使机器人能够自然地融入人类活动。在交互策略方面,依托模仿学习从人类演示中快速掌握基础行为模式;通过强化学习在动态环境中优化长期交互收益;并借助迁移学习实现跨场景的能力迁移,从而构建具备持续适应能力的智能系统。

2 跟随移动机器人的“环境”

跟随移动机器人对“环境”的理解能力构成了具身智能的感知基础。为了区分交互目标、非目标人类与障碍物,机器人需借助多模态感知融合与时空上下文建模实现精细化环境解析^[43],相关研究进展包括:

首先,为了应对密集动态障碍物的遮挡挑战,基于深度学习的简单在线实时跟踪(deep simple online and realtime tracking, DeepSORT)等多源数据融合算法实现对人类目标的稳定跟踪^[44-45]。该算法通过融合目标的多层

次特征:在外观层面,通过衣着、体型等特征建立身份标识;在运动层面,利用速度、加速度轨迹等动态特征预测短期行为;在交互层面,结合视线朝向、手势等主动交互信号推断意图。该研究显著提升了人类目标在多人动态复杂场景中的重识别鲁棒性。

其次,通过全景分割与场景图构建技术,机器人不仅能实现像素级的物体识别,更能理解环境要素之间的功能关联与空间拓扑关系^[46]。例如,感知模块可将区域语义化区分为“人行通道”、“工作区”、“危险区域”等功能类别,同时建立“椅子位于桌子旁”、“电梯连接不同楼层”等空间关系。这些结构化环境表征使机器人能够进行符合场景规范的路径规划,如在仓储物流场景中机器人优先选择无人通道,或在养老康复场景中主动避开湿滑地面等危险区域。

如图2所示,不同应用场景对环境理解提出了差异化要求。在仓储物流场景中,机器人需精准识别托盘堆叠状态、叉车运动模式等工业特征,并在多机协同作业中实现动态避碰;在公共交通场景中,机器人需理解人群流动的宏观规律与个体运动的微观意图,借助社会力模型等工具预测行人轨迹;在养老康复场景中,则要求识别老年人特有的步态模式与情绪表现,从而实现从行人跟随到关怀陪护的功能延伸。



图2 具身智能跟随移动机器人的应用场景和代表产品

Fig. 2 Application scenarios and representative products of embodied intelligence-driven human-following robots

2.1 仓储物流场景

仓储物流场景的核心需求在于机器人实现高精度和高可靠性的自主伴随作业。这要求机器人在由狭窄通道与密集货架构成的复杂结构化环境中稳定跟随作业人员,并协同完成拣选、搬运和盘点等任务。

如图3^[47-52]所示,在仓储物流场景中运行跟随移动机器人面临多重挑战:在感知层面,货架区域的环境结构化程度高且特征相似导致传统定位与跟踪算法易受干扰;同时,工人、叉车等动态障碍物运动模式差异大且轨迹交错,对实时意图预测与避碰决策提出了极高要求。

在决策层面,机器人需从交互目标的手势、视线或订单任务中推断作业意图,以规划行人跟随、原地等待或点对点搬运等协同行为。此外,仓储物流场景对机器人可靠性维护(如7天×24h运行)与抗干扰作业(如应对粉尘和光照变化)要求极为苛刻。

具身智能跟随移动机器人为仓储物流场景提供了系统性解决方案。在环境感知与建模方面,机器人通过多模态传感器融合构建作业情境认知模型,不仅能识别物理实体,还能理解货架存取状态等任务语义^[47]。此外,文献[48]采用注意力机制增强的目标跟踪算法,在特征

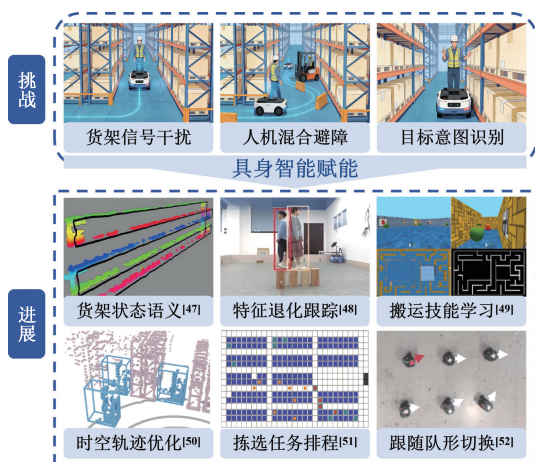


图3 仓储物流场景中跟随移动机器人的研究挑战与进展

Fig. 3 Challenges and progress of human-following mobile robots in warehouse scenarios

退化环境中保持对人类目标的持续锁定。在具身决策与规划方面,文献[49]通过分层强化学习框架,在仿真环境中预训练适应动态环境的基础策略,并通过模仿学习快速掌握人类目标的操作习惯;文献[50]提出时空语义轨迹优化算法,在路径规划中同步考虑几何约束、作业规范与效率指标。在人机协同与交互方面,机器人通过多模态意图识别模型解析人类目标的动作序列,主动预测其“前往下一拣选点”等作业需求^[51];文献[52]利用自适应跟随策略,根据通道宽度、人流密度等因素动态调整跟随距离与人机队形。

在未来仓储物流场景的发展中,数字孪生驱动的具身智能正成为跟随移动机器人演进的重要方向^[53]。通过在虚拟仓库中构建高保真仿真环境,机器人能够以“具身仿真”方式积累大量交互经验,再通过从仿真到现实的迁移学习快速适配实际物流场景。此外,多机器人具身协同技术通过分布式感知与共识决策,使机器人群体能够以自组织方式完成大规模协同作业。

2.2 公共交通场景

在公共交通场景(如机场、地铁站、高铁站)中,跟随移动机器人需应对高度非结构化、大流量、强动态的复杂环境。该场景的核心需求是实现安全、高效且自然的社会化导航与行人伴随服务,使机器人能够胜任旅客智能导引助手角色。

公共交通场景中部署跟随移动机器人面临以下挑战:首先,该场景行人轨迹随机性强、人群密度时空变化剧烈、背景视觉特征复杂,传统基于固定规则或静态地图的导航方法难以适应。其次,机器人需在遵守基本避障规则的同时,理解并遵循人类社会的潜在行为准则,以平衡社会规范与通行效率。最后,在火车站等大型交通枢纽中,机器人需在多层空间和不同功能区域(如值机区、安检区和候

车区)连续作业。因此,长时程、跨楼层与跨区域的人行跟随成为公共交通场景的研究难点。

具身智能为应对上述挑战提供了创新性解决方案。在社交规则层面,文献[54]通过融合机器人的视觉与激光雷达数据,实现多层次人群动态建模。除了检测个体行人,文献[55]进一步分析人群的整体运动模式(如流场分析^[56]、密度估计^[57])与运动意图(基于长短期记忆网络的轨迹预测^[58])。此外,文献[59]引入社会力模型并结合深度强化学习实现社交合规导航,使机器人能够以符合社会习惯的方式融入流动人群,避免产生“机器人孤岛”效应。在场景认知方面,机器人利用视觉语言模型(vision-language models, VLMs)与场景图构建技术^[60-61],理解交通枢纽中的复杂语义信息。如图4所示,机器人准确识别“值机柜台A区”、“14号登机口”、“无障碍电梯”等交通标识,并建立场景图中各要素之间的拓扑关系,从而进行符合旅客需求的智能路径规划。



图4 公共交通场景中跟随移动机器人的研究挑战与进展

Fig. 4 Challenges and progress of human-following mobile robots in public transportation scenarios

2.3 养老康复场景

在养老康复场景中,跟随移动机器人扮演着“智能陪伴与守护者”的角色,其核心需求已从单一的空间移动辅助,演进为提供安全守护、康复支持与情感陪伴的个性化服务。该场景要求机器人能够在家庭、社区及康复机构等环境中,为行动受限的老年人或康复患者提供稳定、自适应的伴随行走支持,并在必要时提供康复训练引导、跌倒预警及紧急呼叫功能。

如图5^[62-67]所示,养老康复场景中的跟随移动机器人主要面临以下挑战:首先,老年人的步态速度、稳定性及疲劳程度存在显著个体差异且随时间动态变化,要求机器人具备实时精准的状态感知与自适应能力。其次,家庭环境兼具非结构化与动态性特征,如狭窄通道、门槛、地面杂物等障碍频繁出现,且家具布局可时常变动,

这对机器人的环境理解与敏捷避障提出了更高要求。最后,长期陪伴中的信任建立构成更深层挑战,机器人需通过可靠稳定的服务及符合社会伦理的行为,逐步实现机器人与人类目标之间的情感联结。



图5 养老康复场景中跟随移动机器人的研究挑战与进展

Fig. 5 Challenges and progress of human-following mobile robots in elderly care and rehabilitation scenarios

此外,具身智能推动了养老康复场景中跟随移动机器人的研究进展。在个性化状态感知与建模方面,机器人通过多模态“生理-行为”信号进行人类目标的运动状态分析^[62]。文献[63]采用足底压力鞋垫持续监测人类目标的步态参数(如步速、步幅、对称性)、身体姿态稳定性及疲劳指标,并基于此模型实时调整跟随速度、距离及支撑时机。在安全优先的具身导航与决策方面,文献[64]采用风险感知的模型预测控制框架,在路径规划中综合评估地面平整度、光照条件、人类目标姿态稳定性等多重风险因子,主动选择最安全路径。同时,文献[65]提出一种基于三维力触觉手扶杖的接触式安全交互机制。当检测到人类目标失衡风险时,机器人缩短人机距离以提供轻柔的物理支撑。在情境化人机交互与陪伴方面,机器人利用情感计算与上下文感知技术^[66],从人类目标的语音语调或面部表情中识别其情绪状态(如焦虑、开心、沮丧),并据此提供个性化的对话互动服务或娱乐内容推荐。此外,通过长期记忆网络与用户习惯学习模型^[67],机器人能够逐步掌握人类目标的生活规律与偏好,实现从被动响应到主动关怀的交互模式转变。

除了上述典型场景,跟随移动机器人在商场购物、家庭管家与智慧农业等细分领域展现出广阔的应用前景。在商场购物场景中,机器人需实现个性化商品导引与自主搬运,其挑战在于密集人流中的稳定跟随与人类目标的采购意图理解。在家庭管家场景中,机器人需在动态非结构化的家居环境中提供安全伴随与家庭服务,如物品递送、用药提醒等。其技术难点在于对复杂家居布局的

长期适应与对人类隐私的尊重。在智慧农业场景中,机器人需在非结构化的崎岖田地中自主跟随人类目标并协同执行巡检、运输等任务。挑战主要涉及泥泞、坡地等复杂地形的移动能力,以及户外长时作业的能源与通信管理。这些场景共同推动跟随移动机器人向更深度的场景理解、更自然的人机协作与更强的环境适应性发展。未来,通过跨场景知识迁移与模块化、可重构的软硬件架构,跟随移动机器人有望成为适应多样化任务的具身智能体。

3 跟随移动机器人的“身体”

具身智能跟随移动机器人的“身体”是实现智能感知、决策与控制的物理基础,该系统集成了多模态传感器、计算与处理单元及运动执行机构。

1) 在多模态传感器层面,光学传感器与可穿戴传感器的融合实现了机器人对环境状态与人类意图的全方位感知,为机器人稳定追踪人类目标提供了多源数据保障。

2) 在计算与处理单元层面,感知模块负责实时处理交互目标的传感器数据并构建环境语义地图;决策模块基于深度学习模型理解人类行为意图,并规划符合社交规则的跟随路径;控制模块则将高层指令转化为精确平顺的低层运动指令。

3) 在运动执行层面,轮式平台凭借高能效与平稳性适用于结构化室内场景;而足式平台则凭借其地形适应性,成为非结构化户外作业场景的理想选择。通过软硬件协同设计与模块化架构,具身智能进一步提升跟随移动机器人系统的感知智能度、决策实时性与运动灵巧性。

3.1 多模态传感器

如图6所示,多模态传感器主要分为光学传感器与可穿戴传感器两大类。

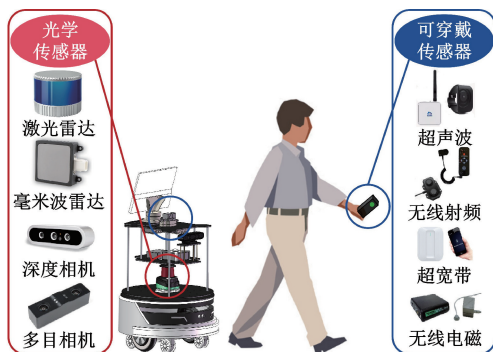


图6 多模态传感器分类

Fig. 6 Classification of multimodal sensors

光学传感器作为环境感知的主体,主要包括:激光雷达(light detection and ranging, LiDAR)用于构建高精度三维环境地图并检测障碍物;毫米波(millimeter wave,

MMW) 雷达具备强抗干扰能力,可在非视距条件下实现对运动目标的追踪;深度相机与多目相机系统 (multi-camera system, MCS) 通过视觉信息获取丰富的场景语义与人体姿态特征。

可穿戴传感器用于直接获取人类目标的位置和姿态,主要包括:超声波定位 (ultrasonic localization, UL) 模块适用于近距离精准测距;无线射频 (radio frequency identification, RFID) 与超宽带 (ultra-wide band, UWB) 通过信号强度或飞行时间实现室内高精度定位;无线电磁 (wireless electromagnetic, WEM) 通过测量低频交变磁场的强度与相位实现目标姿态追踪。可穿戴传感器领域的研究难点在于传感器时空标定^[68],并通过轻量化和低功耗的嵌入式设计,实现在复杂动态场景中稳定鲁棒的持续感知^[69]。

如表 1 所示,单一采用光学传感器或可穿戴传感器的方案存在固有局限,制约了其在复杂现实场景中的普适性应用。光学传感器的定位精度高度依赖于环境条件,普遍存在视野遮挡问题,且在逆光、暗光或雨雪烟雾等恶劣环境下感知性能会急剧衰退;同时,高精度光学传感器对人类目标的识别与追踪涉及大量数据处理,对机器人的计算资源造成负担。可穿戴传感器则面临不同维度的限制:1) 可穿戴传感器的信号易受多径效应和电磁干扰等环境影响,在非视距条件下易出现误差累积与精度下降;2) 这类方案通常要求用户佩戴专用设备,给用户带来额外的穿戴负担。

3.2 计算与处理单元

如图 7 所示,计算与处理单元作为具身智能跟随移动机器人的“大脑”,其核心架构通常划分为感知、决策与控制三大模块^[70-84]。该架构的技术演进直接决定了机器人的智能水平与任务执行性能。

表 1 光学和可穿戴传感器的优点和缺点比较			
Table 1 Comparison of advantages and disadvantages of optical and wearable sensors			
传感器类型	主要优点	主要缺点	
光学传感器	激光雷达	☑测距精度高	☒成本高昂
		☑三维建模能力强	☒受恶劣天气影响
		☑抗环境光干扰	☒数据稀疏,无纹理
	毫米波雷达	☑全天候工作能力强	☒角度分辨率低
		☑探测距离远	☒无法识别目标类别
		☑可穿透非金属物体	☒易受金属物体干扰
	深度相机	☑同时获取颜色与深度	☒有效测量距离短
		☑信息密度高,有纹理	☒易受强光干扰
		☑帧率高,实时性好	☒功耗相对较高
	多目相机	☑可恢复稠密三维结构	☒计算复杂度高
☑视野范围灵活可调		☒依赖特征匹配	
☑硬件成本较低		☒标定与同步要求严格	
可穿戴传感器	超声波	☑成本极低	☒作用距离非常短
		☑近距离测距精度高	☒易受环境噪声干扰
		☑不受光线颜色影响	☒波束角大,分辨率低
	无线射频	☑信号覆盖范围广	☒定位精度低
		☑穿透障碍物能力强	☒易受多径效应影响
		☑技术成熟,成本低	☒易受同频段信号干扰
	超宽带	☑厘米级高精度定位	☒系统部署成本高
		☑时间分辨率极高	☒覆盖范围有限
		☑抗多径干扰能力强	☒功耗相对较大
	无线电磁	☑非接触生理信号监测	☒系统部署成本高
☑对微动极为敏感		☒锁相环歧义	
☑可穿透人体等介质		☒信号解译难度大	

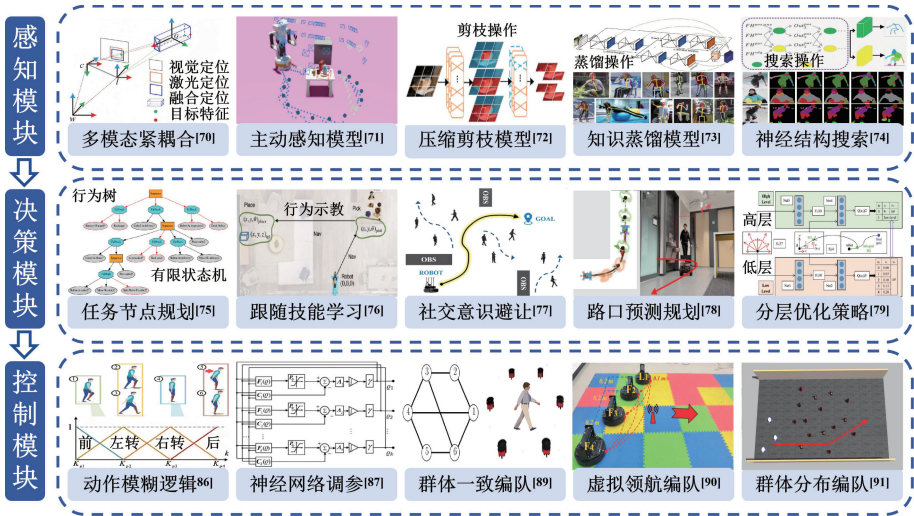


图 7 感知、决策与控制模块的研究进展

Fig. 7 Research progress in perception, decision-making, and control modules

感知模块是实现人机跟随交互的基础,其核心需求在于实现对人类目标的稳定追踪、对动态场景的深度语义理解,并精准预测人类行为意图。然而,该模块在实际应用中仍面临以下挑战:1)复杂动态环境的光照变化与遮挡干扰会严重影响光学传感器的可靠性;2)“视觉+UWB”、“视觉+激光”、“激光+WEM”等多源异构传感器数据在时序对齐与噪声抑制方面存在耦合缺陷;3)移动平台有限的嵌入式算力与复杂的感知模型之间形成了平衡难题。

为应对上述挑战,感知方法研究呈现出多模态深度融合、预测性感知与轻量化部署的技术特点。例如,文献[70]通过引入基于注意力机制和 Transformer 的紧耦合融合策略,使机器人系统能够自适应加权并整合多传感器的优势,显著提升在遮挡与动态干扰条件的跟踪稳定性;同时,文献[71]利用深度学习模型对人类目标的历史轨迹进行时序建模,实现从被动响应到主动预测的跨越。此外,文献[72-74]通过模型剪枝、知识蒸馏与神经结构搜索等方法,实现目标检测、分割与重识别模型的计算成本压缩,使其能在资源受限的嵌入式平台上高效运行。

决策模块的核心任务是将丰富的感知信息转化为高层行为策略。其根本需求是生成安全、高效且符合人类社交习惯的跟随策略。该模块不仅要完成基本的避障与跟踪,还需适应人类意图的动态变化,并在复杂场景中展现出预见性轨迹规划与人机协作能力。

决策方法正从规则驱动向数据驱动演进。一方面,强化学习与模仿学习已成为主流方法。传统基于规则的有限状态机导致机器人行为灵活性不足^[75]。文献[76]提出的深度强化学习方法,使机器人能通过与仿真或真实环境的交互,自主学习最优跟随策略。为克服强化学习训练成本高和“人性化”规则定义难的问题,模仿学习通过机器人模仿人类演示数据,让机器人快速习得符合社会规范的跟随行为^[77]。另一方面,预测与规划相结合的框架日益成熟。例如,在交叉路口场景中,预测与规划相结合的方法在每一步优化中都同步考虑对目标未来轨迹的预测,从而生成具有前瞻性的运动规划,显著提升了跟随轨迹的平滑度与安全性^[78]。为应对复杂场景下的计算效率问题,文献[79]提出分层决策结构。其中,高层进行粗粒度的跟随目标选择;底层执行细粒度的局部运动规划。

控制模块负责将决策层规划的高层路径或行为指令转化为机器人本体运动。然而,实现上述目标面临多重挑战:1)机器人系统本身具有非线性和强耦合动力学特性,加之模型辨识误差和未知的外部扰动的影响,使得精确控制尤为复杂;2)动态环境对实时性要求极为苛刻,控制算法必须在毫秒级内完成计算,以应对目标与障碍物的快速移动;3)人机交互的复杂性带来了控制程度的难题,既需避免过于“激进”的跟踪导致对目标的压迫感或

碰撞风险,又需防止因过于“保守”而导致目标丢失。

如表 2 所示,控制方法的研究进展经历了从经典控制到多智能体协同控制的发展。经典控制方法奠定了技术基础:例如,比例-积分-微分(proportional-integral-derivative,PID)控制器结构简单,广泛应用于基础的机器人航向与速度伺服跟踪^[85];虚拟弹簧模型通过模拟物理弹簧的引力和斥力,为机器人提供了一种直观且稳定的距离保持策略^[86];导纳控制通过定义机器人末端与环境的虚拟阻抗关系,使其能够柔顺地响应人类目标与机器人之间的交互力^[87]。

表 2 控制方法的优点和缺点比较

Table 2 Comparison of advantages and disadvantages of control methods

控制类型	主要优点	主要缺点
经典控制	☑结构简单易实现	☒依赖精确数学模型
	☑参数调整较直观	☒鲁棒性相对较差
	☑计算量小成本低	☒处理非线性能力弱
现代控制	☑多变量最优控制	☒模型精度要求高
	☑鲁棒性强抗扰动	☒设计及实现复杂
	☑能处理耦合系统	☒计算量相对较大
智能控制	☑不依赖精确模型	☒设计缺乏系统性
	☑自适应学习能力强	☒实时性可能不足
	☑处理复杂非线性	☒稳定性和收敛性差
多智能体控制	☑系统可扩展性强	☒系统分析复杂度高
	☑容错性与可靠性高	☒通信延迟影响大
	☑分布式并行处理	☒协同一致性难保证

为进一步提升机器人系统在不确定环境下的性能,现代控制理论发挥了关键作用。例如,线性二次型调节器(linear quadratic regulator,LQR)通过状态反馈实现多变量系统的最优控制^[88];滑模控制对参数摄动和外部干扰具有强鲁棒性,能够确保人机距离在有限时间内收敛至期望轨迹^[89];自适应控制在线实时辨识人类行为动力学系统的动态变化,并自动调整控制器参数以维持机器人最优跟踪性能^[90]。

智能控制方法为解决高度非线性和模型未知的复杂问题提供了新思路。例如,模糊逻辑控制利用语言规则处理“人机距离稍远”、“前方路口左转”、“机器人距离障碍物过近”等模糊概念,使控制行为更贴近人类习惯^[80];文献[81]通过神经网络的非线性映射能力,学习并补偿机器人系统的未建模动力学。此外,强化学习通过机器人与环境持续交互,自主学习在动态场景下的最优跟随策略^[91]。

在多机器人协同跟随场景中,多智能体控制发挥着关键作用。一致性编队控制确保所有跟随者能协同维持

与领航者及彼此间的期望队形^[82];虚拟领航者策略通过为整个编队生成统一的参考轨迹,有效简化控制复杂度^[83];分布式控制架构允许每个机器人仅基于局部通信邻居的信息进行独立决策,从而显著提升大规模系统的可靠性、灵活性与可扩展性^[84]。

3.3 运动执行机构

运动执行机构是具身智能跟随机器人实现物理移动的载体,其形态选择直接决定了机器人的环境适应性、运动能力及交互表现。如图8^[92-97]所示,当前主流机器人平台可分为轮式与足式两大类。

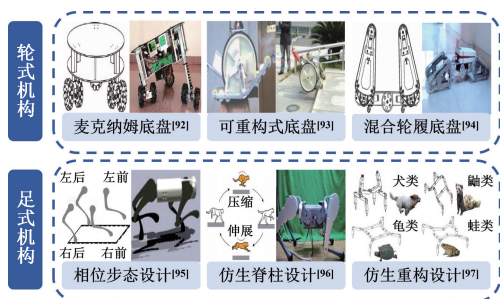


图8 运动执行机构的研究进展

Fig. 8 Research progress of motion execution mechanisms

轮式机构凭借其高能量效率、控制简单及运动平稳的优势,成为结构化室内外环境中跟随任务的首选方案,其核心需求在于实现灵活、精确的轨迹跟踪。然而,轮式机构面临显著挑战:对台阶、草地等非结构化地形的越野能力较差,且传统差速或阿克曼转向模型在侧向移动能力上存在局限。为应对这些挑战,文献[92]采用麦克纳姆轮或全向轮以实现全向移动,提升机器人在狭窄空间的灵活性;文献[93-94]设计可重构底盘或混合轮履结构,以增强机器人的越障能力。

足式机构的核心优势在于其卓越的地形通过性,能够实现跨越障碍和上下楼梯,从而在极端非结构化环境中保持跟随。然而,该类平台的动力学模型高度复杂且非线性,对实时平衡控制的要求极为苛刻,同时普遍存在能量效率较低和机械结构复杂的问题。针对上述研究难点,文献[95]通过控制四足的抬起、摆动和支撑相周期生成跟随步态。受哺乳动物脊柱的启发,文献[96]为机器人引入柔性脊柱关节,通过躯干压缩和伸展吸收地面冲击;文献[97]在跟随过程中通过调整机器人腿部结构以提升运动适应性。

4 跟随移动机器人的“智能”

4.1 人机交互方式

如图9^[98-109]所示,人机交互方式正从“单模态显式的

指令接收”向“多模态隐式的社会化交互”演进,可分为:显式指令、隐式状态、物理接触与社交情感。



图9 人机交互方式的研究进展

Fig. 9 Research progress of human-robot interactions

显式指令为人类目标提供了主动明确的人机交互渠道,其主要进展体现在以下方面:1)语音指令:文献[98]利用麦克风阵列进行声源定位与语音识别,将自然语言转化为机器人控制命令。其挑战主要在于噪声环境下的识别准确性以及对任务语境的上下文理解能力;2)手势指令:通过深度相机或拉伸应变传感器手套识别人类目标的动态手势,具有非侵入和特征直观等优点^[99];3)界面指令:借助图形用户界面(如虚拟现实眼镜、平板电脑、智能手机)进行操作,适用于需要精确参数设置或复杂任务选择的场景^[100]。

隐式状态交互实现了机器人主动感知与理解人类意图,其主要进展包括:1)运动意图:通过激光雷达、视觉里程计等技术跟踪人体姿态与运动轨迹,预测其下一步移动方向与速度^[101];2)人机空间:文献[102]基于霍尔空间关系学(Hall proxemics)动态调整目标与机器人之间的相对距离与方位,以维持符合社交规范的舒适交互空间;3)队形切换:机器人根据场景需求(如通过走廊、绕行人群和排队等候)自主决策相应的跟随模式,如后侧跟随模式、前侧引导模式与肩并肩行进模式^[103]。

物理接触是实现精细协作与专家示教的关键手段,其主要研究进展包括:1)推动示教,文献[104]通过直接对机器人本体施加物理力,引导其完成特定路径或动作,机器人借助力/力矩传感器记录并学习该演示过程;2)柔

顺牵引:在被人类目标牵引过程中,机器人实时检测本体所受的力/力矩,并基于阻抗控制等策略产生顺应的跟随运动,从而确保交互的安全性及柔顺性^[87,105];3)触觉反馈:文献[106]在机身表面集成触摸传感器阵列,通过识别触摸、拍打等模式,实现一种保护隐私的指令输入或状态查询方式。

社交情感交互将交互层次提升至社会认知层面,旨在使机器人能够理解并响应人类的社交线索。主要研究进展包括:1)表情反馈:文献[107]通过实时分析人类目标的面部表情,识别其满意、焦急、困惑等情绪状态,并据此调整机器人行为;2)目光指向:文献[108]通过眼动追

踪技术推断用户的注意力焦点,从而预判其潜在的兴趣目标或行进意图;3)语气语调:在语音识别的基础上,进一步解析语音信号中的韵律特征,以捕捉话语背后的情感倾向与紧急程度^[109]。

4.2 人机交互策略

人机交互策略是实现跟随移动机器人智能化行为决策的核心驱动力。这些策略使机器人能够基于交互数据持续优化跟随性能,从而适应复杂动态的真实环境。如表3所示,当前跟随移动机器人的学习策略研究主要集中在强化学习、迁移学习、模仿学习等方向。表3中“★★★★★”表示该策略获得优势得分。

表 3 人机交互策略评价
Table 3 Evaluation of human-robot interaction strategies

评价维度	强化学习	迁移学习	模仿学习
核心目标	环境试错学习最优跟随策略	复用旧知识移植新场景/任务	模仿人类专家的跟随行为
数据成本	★★☆☆☆ (需大量交互数据样本)	★★★★☆ (依赖源域数据质量)	★★★★★ (需高质量专家轨迹)
训练效率	★★☆☆☆ (收敛慢,探索成本高)	★★★★☆ (重用模型减少训练时间)	★★★★★ (快速复现专家行为)
新场景适应能力	★★★★☆ (适应动态环境)	★★★☆☆ (新场景需与旧场景相似)	★★☆☆☆ (依赖专家数据覆盖度)
新任务学习效率	★★☆☆☆ (需重新训练)	★★★☆☆ (微调适配新任务)	★★☆☆☆ (需新专家数据)
适用场景	对安全性要求高、需在仿真中充分训练的复杂动态环境适应任务	仿真模型到真实机器人的部署、跨不同机器人平台或环境的任务适配	学习人类社交跟随礼仪、在结构化环境中快速部署基础跟随行为

强化学习(reinforcement learning, RL)通过试错机制与环境奖励信号来优化决策,因此具备较强的动态环境适应能力(★★★★☆)。早期研究多采用基于价值的算法(如Q-learning^[110])或策略搜索方法在简化环境中学习基本的跟随策略,但其面临状态-动作空间高维连续(★★☆☆☆)、样本效率低下(★★☆☆☆)以及仿真到现实迁移(★★☆☆☆)等挑战。

近年来,强化学习领域的研究进展呈现以下趋势:首先,深度强化学习(deep reinforcement learning, DRL)已成为主流方向^[111]。例如,文献[112]通过引入深度神经网络作为函数逼近器,使机器人能够直接从高维原始传感器数据中端到端学习跟随策略,显著增强了对动态障碍物、复杂地形等非结构化场景的感知与应对能力。其次,多智能体强化学习为多人跟随、群体协同等复杂交互场景提供了新的解决思路,使机器人能够学习预测并适应人群、机器人等其他智能体的行为意图^[113]。尽管已取得显著进展,如何确保策略的绝对安全可解释性,以及实现终身在线学习以适应复杂环境的持续变化,仍是未来

强化学习在机器人应用中亟待攻克的核心挑战。

迁移学习(transfer learning, TL)能够在数据稀缺和测试环境动态开放的条件下,实现知识的有效复用与快速适应,从而显著提升跟随模型的泛化能力与部署效率(★★★★☆)。然而,其学习效果受限于源场景与目标场景之间的相似度(★★★★☆)。

为了解决机器人学习跟随策略时面临的数据采集成本等难题,迁移学习已成为一项关键技术路径^[114]。例如,通过在高保真仿真环境中引入广泛的域随机化技术(如随机化纹理、光照、物理参数等),训练得到的跟随策略能够学习到对域变化不敏感的核心特征,从而在无需或仅需少量真实数据微调的情况下直接应用于现实世界的机器人系统。此外,相关研究已从单一任务迁移学习扩展到跨场景与跨任务迁移^[115]。文献[116]将在室内结构化环境中学到的“单人跟随”策略,通过特征对齐或模型参数迁移的方法,适配到室外非结构化环境的“多人跟随”任务。这一过程依赖于对任务间共有抽象表征(如社会导航规则、障碍物避让逻辑)的有效提取与传

递。然而,迁移学习在部署到真实世界机器人系统的过程中仍面临仿真-现实鸿沟(sim-to-real gap)、负迁移(negative transfer)、可解释性与安全性等挑战。

模仿学习(imitation learning, IL)的核心研究目标是从专家演示中学习技能,以克服传统强化学习和迁移学习在复杂社交场景中面临的奖励函数设计难题。相较于强化学习和迁移学习,模仿学习具有训练效率高(★★★★★)和行为安全可解释的优势,但模仿学习在不同场景的泛化能力弱(★★☆☆☆),因此更适用于机器人学习单一场景的跟随行为。

早期的行为克隆(behavioral cloning)将跟随技能的模仿视为监督学习问题,虽然策略模型简单直接,但易受数据分布偏差影响,导致泛化性能受限^[117]。为克服上述局限,学徒学习(apprenticeship learning)框架被广泛引入。该类方法的核心思想是从专家轨迹中逆向推导其背后隐含的奖励函数,进而通过优化该奖励函数来生成跟随策略^[118]。这种方法让跟随移动机器人能够理解任务的“目的”而非单纯模仿“动作”,从而在突发场景下也能做出合理决策。近年来,随着生成式模型的兴起,模仿学习领域取得了新突破^[119]。尤其是生成对抗模仿学习(generative adversarial imitation learning, GAIL)^[120],通过对抗训练使生成策略的状态-动作分布与专家分布尽可能匹配,能学习到更鲁棒的跟随策略。此外,扩散模型等新生成技术也开始被探索用于从多模态演示数据中学

习多峰策略,进一步拓展了模仿学习的表达能力^[121]。然而,当前模仿学习在跟随任务中仍面临挑战,主要包括:对专家演示质量的高度依赖、长周期任务中的误差累积问题,以及在高度动态环境中缺乏快速在线适应能力等。未来研究需在提升数据效率、增强策略稳定性及实现实时环境交互等方面继续深入探索。

综上所述,强化学习、模仿学习与迁移学习共同构成了推动行人跟随策略发展的核心驱动力。当前研究已超越对单一学习模型的孤立探索,日益聚焦于三者的深度融合与协同增效(IL+RL+TL)。具体步骤包括:1)模仿学习引导机器人快速习得初始安全策略;2)利用强化学习在交互环境中进行在线优化;3)通过迁移学习实现策略知识的跨场景和跨任务快速适配^[122]。在未来的研究中,融合大规模预训练模型所提供的强大语义理解与多模态感知能力^[123],构建具备持续学习进化与深层因果推理能力的通用型具身跟随智能体是该领域的关键前沿方向^[124-125]。

5 未来研究展望

如图10所示,具身智能跟随移动机器人的研究趋势正从执行特定任务的专用机器人,向具备环境深度认知、身体动态适配与智能持续演进能力的协同智能体方向演进。



图10 具身智能跟随移动机器人的未来展望

Fig. 10 Prospect of embodied intelligence human-following mobile robots

5.1 环境深度认知

下一代跟随移动机器人的环境交互能力需实现从低层级几何避障到高层级社会意识导航的跨越。未来的研究前沿将集中于构建具身化的时空语义理解与因果推理框架,以支撑其在复杂动态场景中的自主、自然与合规行为。

1)多模态语义地图。通过发展动态多模态融合技术,可实时构建并维护一个集成几何信息、物体功能属性、人类活动轨迹及潜在社会规范的分层语义地图,为机器人理解“在保持社交距离的前提下穿越人流”等复杂指令提供结构化环境模型。

2)长时空意图预测。基于时空图神经网络或递归概

率模型算法将成为前瞻性意图预测的关键。该类算法能够通过目标主体的姿态、视线焦点及微动作的细粒度解析,推断人类未来运动意图,并据此生成符合人类社交习惯的协同导航轨迹。

3) 跨模态主动感知。机器人通过主动调整自身位姿(如侧向移动以获取更佳视角)以降低感知不确定性,形成紧密耦合的感知-行动闭环,从而在目标短暂遮挡等动态场景下维持鲁棒的目标跟踪性能。

5.2 身体动态适配

在未来的研究中,机器人本体将不再被视为算法的被动载体,而是作为智能涌现的物理基础,其设计理念正趋向于形态、计算与控制的系统性协同优化。

1) 可变形底盘。受仿生学启发,未来研究将探索采用形状记忆合金、介电弹性体等智能材料,开发可变刚度和可重构构型的移动平台。例如,履带式机器人可根据地形动态调整接地面积,或具备简单的肢体以辅助跨越低矮障碍,从而使其物理形态具备对周围环境的基础适应能力。

2) 边缘分布计算。基于事件相机的视觉传感与脉冲神经网络的类脑处理架构有望成为解决传统框架高延迟与高功耗瓶颈的关键路径。该架构尤其适用于高速动态场景下机器人的实时响应需求。

3) 硬件深度集成。通过将局部反射弧式的低级控制功能下放至现场可编程门阵列或专用集成电路实现,可显著提升系统响应速度与可靠性,为高层智能决策提供稳固的硬件支撑。

5.3 智能持续演进

智能内核的演进核心在于构建具备通用世界知识与持续学习能力的认知系统。

1) 大型具身模型。未来研究将聚焦于大型具身模型的构建与应用,该模型通过在海量互联网视频与仿真交互数据上进行多模态(视觉、语言、动作)预训练,赋予机器人丰富的物理常识与社会规范先验知识,使其能够理解并执行蕴含深层语义的人类指令。

2) 终身学习框架。融合模仿学习、强化学习与迁移学习的终身学习框架至关重要。模仿学习可用于快速获取个性化交互模式;在高保真物理仿真环境中,强化学习能够进行大规模安全试错以优化策略;迁移学习则确保仿真环境中习得的技能安全高效地迁移至跟随移动机器人本体。

3) 算法可解释性。为确保人机协作的安全与可信赖性,必须深入研究具身智能算法的可解释性。例如,通过反事实推理或注意力机制可视化技术使机器人的决策过程对交互目标透明,从而建立起人机互信关系。

6 结 论

具身智能跟随移动机器人正从限定场景应用向多元化实际场景拓展,其发展是“环境”、“身体”与“智能”三大维度系统性融合的结果。

在环境维度,应用场景已从早期的结构化仓储物流,逐步延伸至人流密集和动态复杂的交通枢纽,并进一步拓展至对安全性与可靠性要求严苛的养老康复等社会服务场景。这些场景的复杂化与多样化,对机器人的环境适应能力、实时决策水平及人机协同共融提出了多层次的挑战。

在身体维度,机器人依托持续演进的硬件系统实现行人跟随功能。多模态传感器融合构成其感知外部环境的“感官”;集成化高性能计算平台承载感知、决策与控制任务,成为处理复杂信息的“大脑”;而高精度、高可靠性的执行机构则构成其与环境进行物理交互的“躯体”,三者共同构建具身智能的实体基础。

在智能维度,核心进展集中体现为人机交互能力的深化。交互方式已从传统的按钮、遥控发展为更自然的语音对话、手势识别和情境化意图理解的无缝交互;交互策略则从依赖固定规则的逻辑判断,发展为融合强化学习、模仿学习与迁移学习的自适应、个性化策略框架,使机器人能够更主动、更自然地理解并融入人类的行为模式与社交空间。

综上所述,具身智能跟随移动机器人的未来发展是一项跨领域的系统工程,其突破依赖于感知、决策与控制技术的协同创新。长远目标在于实现能进行自然交互、理解复杂因果关系,并具备持续学习与适应能力的自主智能体。这类研究不仅是人工智能、机器人学与认知科学交叉融合的重要体现,也是推动机器人从实验室走向真实复杂环境,在物流、医疗、公共服务等领域实现广泛社会应用的关键技术支撑。

参考文献

- [1] 张思龙,姚瀚晨,苏泽凡,等. 跟随型移动机器人关键技术与挑战综述[J]. 智能制造, 2025(4): 26-37.
ZHANG S L, YAO H CH, SU Z F, et al. A review of key technologies and challenges of following mobile robots[J]. Intelligent Manufacturing, 2025(4): 26-37.
- [2] OBAYASHI N, ABDULALI A, LIDA F, et al. Embodied intelligence paradigm for human-robot communication[J]. Science Robotics, 2025, 10(105): eads8528.
- [3] GUPTA A, SAVARESE S, GANGULI S, et al. Embodied intelligence via learning and evolution[J]. Nature Communications, 2021, 12(1): 5721.

- [4] 易国, 毛建旭, 王耀南, 等. 非完整移动机器人领航-跟随编队分布式控制[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(9): 2266-2272.
- YI G, MAO J X, WANG Y N, et al. Distributed control for leader-follower formation tracking of multiple nonholonomic vehicles[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(9): 2266-2272.
- [5] 刘小松, 朱焕海, 单泽彪, 等. 基于双曲正切视线制导的轮式移动机器人目标跟踪自抗扰控制[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(12): 201-209.
- LIU X S, ZHU H H, SHAN Z B, et al. Active disturbance rejection control for target tracking of wheeled mobile robot based on hyperbolic-tangent line-of-sight guidance[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(12): 201-209.
- [6] 刘小松, 魏昌斌, 单泽涛, 等. 基于扩张状态观测器的里程计定位补偿无人车轨迹跟踪控制[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(7): 313-320.
- LIU X S, WEI CH B, SHAN Z T, et al. Trajectory tracking control of unmanned vehicles with odometer positioning compensation based on extended state observer[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(7): 313-320.
- [7] 骆海涛, 孙嘉泽, 高鹏宇, 等. 基于改进 RRT* 算法的智能轮椅全局路径规划研究[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(10): 303-313.
- LUO H T, SUN J Z, GAO P Y, et al. Intelligent wheelchair global path planning research based on the improved RRT* algorithm [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(10): 303-313.
- [8] 刘阳, 柏永杰, 林惊. 面向人机物高效融合与协作的具身智能技术体系[J]. 机器人, 2025, 47(4): 559-580.
- LIU Y, BAI Y J, LIN L. Technological system for embodied intelligence towards efficient integration and coordination of human, robot, and physical world[J]. Robot, 2025, 47(4): 559-580.
- [9] 吴振宇, 王子为, 许修为, 等. 面向居家服务机器人任务规划的具身大模型[J]. 机器人, 2025, 47(4): 517-525.
- WU ZH Y, WANG Z W, XU X W, et al. Embodied large model for home service robot task planning[J]. Robot, 2025, 47(4): 517-525.
- [10] 陶永, 万嘉昊, 王田苗, 等. 构建具身智能新范式: 人形机器人技术现状及发展趋势综述[J]. 机械工程学报, 2025, 61(15): 121-147.
- TAO Y, WAN J H, WANG T M, et al. Establishing a new paradigm of embodied intelligence: A review of the current status and development trends in humanoid robot technology [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2025, 61(15): 121-147.
- [11] 沈甜雨, 陶子锐, 王亚东, 等. 具身智能研究的关键问题: 自主感知、行动与进化[J]. 自动化学报, 2025, 51(1): 43-71.
- SHEN T Y, TAO Z R, WANG Y D, et al. Key problems of embodied intelligence research: Autonomous perception, action, and evolution [J]. Acta Automatica Sinica, 2025, 51(1): 43-71.
- [12] 王文晟, 谭宁, 黄凯, 等. 基于大模型的具身智能系统综述[J]. 自动化学报, 2025, 51(1): 1-19.
- WANG W SH, TAN N, HUANG K, et al. Embodied intelligence systems based on large models: A survey[J]. Acta Automatica Sinica, 2025, 51(1): 1-19.
- [13] 刘华平, 郭迪, 孙富春, 等. 基于形态的具身智能研究: 历史回顾与前沿进展[J]. 自动化学报, 2023, 49(6): 1131-1154.
- LIU H P, GUO D, SUN F CH, et al. Morphology-based embodied intelligence: Historical retrospect and research progress[J]. Acta Automatica Sinica, 2023, 49(6): 1131-1154.
- [14] 陈铂垒, 康嘉绪, 钟萍, 等. 面向具身人工智能的物体目标导航综述[J]. 软件学报, 2025, 36(4): 1715-1757.
- CHEN B L, KANG J X, ZHONG P, et al. Survey on object goal navigation for embodied AI [J]. Journal of Software, 2025, 36(4): 1715-1757.
- [15] 刘永奎, 王芊骥, 朱子璐, 等. 具身智能工业机器人: 体系架构、关键技术与案例研究[J]. 计算机集成制造系统, 2025, 31(12): 4513-4541.
- LIU Y K, WANG Q J, ZHU Z L, et al. Embodied artificial intelligent industrial robot: System architecture, key technologies and case study[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2025, 31(12): 4513-4541.
- [16] 李经丹, 于军琪, 冯春勇, 等. 动态环境中具身智能机器人三维激光 SLAM 研究综述[J]. 计算机工程与应用, 2025, 61(22): 55-74.
- LI J D, YU J Q, FENG CH Y, et al. Review of 3D LiDAR SLAM research for embodied intelligent robots in dynamic environments [J]. Computer Engineering and Applications, 2025, 61(22): 55-74.
- [17] 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.
- WU H T, WANG Y N, PIAO X B, et al. Application and development trends of industrial robot technologies in

- intelligent manufacturing[J]. Strategic Study of CAE, 2025, 27(3): 83-97.
- [18] ZHOU CH, MIAO M CH, CHEN X R, et al. Human-behaviour-based social locomotion model improves the humanization of social robots[J]. Nature Machine Intelligence, 2022, 4(11): 1040-1052.
- [19] SUN F CH, CHEN R F, JI T Y, et al. A comprehensive survey on embodied intelligence: Advancements, challenges, and future perspectives[J]. CAAI Artificial Intelligence Research, 2024, 3: 9150042.
- [20] ZHAO W J, YUAN Y. Development of intelligent robots in the wave of embodied intelligence[J]. National Science Review, 2025, 12(7): nwaf159.
- [21] NOORMOHAMMADI-ASL A, SMITH S L, DAUTENHAHN K. To lead or to follow? Adaptive robot task planning in human-robot collaboration[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2025, 41: 4215-4235.
- [22] YUAN SH Z, GAO F Y, WANG Y Y, et al. Path planning for lunar surface person-following robot via flatness-based safe-MPC with virtual disturbances[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2025, 61(5): 12767-12778.
- [23] 王秋惠, 赵瑶瑶. 机器人人机共融技术研究与进展[J]. 机器人技术与应用, 2021(5): 16-22.
- WANG Q H, ZHAO Y Y. Research and progress of robot man-machine integration technology[J]. Robot Technique and Application, 2021(5): 16-22.
- [24] 吕刚, 王卫军, 翟延超, 等. 跟随机器人关键技术的研究综述[J]. 机器人技术与应用, 2024(2): 8-13.
- LYU G, WANG W J, ZHAI Y CH, et al. Review on key technologies of following robot[J]. Robot Technique and Application, 2024(2): 8-13.
- [25] 谢嘉, 桑成松, 王世明, 等. 智能跟随移动机器人的研究与应用前景综述[J]. 制造业自动化, 2020, 42(10): 49-55.
- XIE J, SANG CH S, WANG SH M, et al. Overview of research and application prospect of intelligent following mobile robot[J]. Manufacturing Automation, 2020, 42(10): 49-55.
- [26] ZHANG ZH W, ZHANG Y H, ZHAO X W, et al. Deadlock-aware control for multirobot coordination with multiple safety constraints[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2025, 41: 5209-5228.
- [27] HUANG SH P, ZENG H F, LAN W Y, et al. Leader-follower formation tracking control of mobile robots: A visual observer-based approach[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2025, 33(5): 1937-1945.
- [28] ISLAM M J, HONG J, SATTAR J. Person-following by autonomous robots: A categorical overview[J]. The International Journal of Robotics Research, 2019, 38(14): 1581-1618.
- [29] HITZLER P, EBERHART A, EBRAHIMI M, et al. Neuro-symbolic approaches in artificial intelligence[J]. National Science Review, 2022, 9(6): nwac035.
- [30] EIRALE A, MARTINI M, CHIABERGE M. Human following and guidance by autonomous mobile robots: A comprehensive review[J]. IEEE Access, 2025(13): 42214-42253.
- [31] YE T Y, YUAN X F, LIU J J, et al. Integrating large language model and lightweight network for robust multimodal fault diagnosis in wheeled robots[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2025: 3649690.
- [32] 余铎, 王耀南, 毛建旭, 等. 基于视觉的移动机器人目标跟踪方法[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(1): 227-235.
- YU D, WANG Y N, MAO J X, et al. Vision-based object tracking method of mobile robot[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(1): 227-235.
- [33] 宋仁和, 林名强, 戴厚德, 等. 基于改进 KCF 的移动机器人视觉行人跟踪系统[J]. 控制工程, 2024, 31(4): 627-635.
- SONG R H, LIN M Q, DAI H D, et al. Visual pedestrian-tracking system based on improved KCF with a mobile robot[J]. Control Engineering of China, 2024, 31(4): 627-635.
- [34] 李春磊, 陈久朋, 伞红军, 等. 基于多传感器的紧耦合三维室内定位与建图[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(7): 121-131.
- LI CH L, CHEN J P, SAN H J, et al. Tightly coupled 3D indoor SLAM based on multi-sensor[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(7): 121-131.
- [35] 陈仁钧, 费敏锐, 杨傲雷. 面向人机交互的手势指向估计方法[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(3): 200-208.
- CHEN R J, FEI M R, YANG AO L. Estimation of gesture pointing for human-robot interaction[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(3): 200-208.
- [36] 胡郑希, 张千一, 翟晓琳, 等. 考虑人类视线区域约束的机器人社交导航[J]. 机器人, 2023, 45(6): 670-682.

- HU ZH X, ZHANG Q Y, ZHAI X L, et al. Socially-aware robot navigation considering human gaze-related area constraints[J]. *Robot*, 2023, 45(6): 670-682.
- [37] 张卿瑞, 张旭秀, 王琳, 等. 基于社会时间图的行人轨迹预测[J]. *控制与决策*, 2025, 40(11): 3393-3402.
- ZHANG Q R, ZHANG X X, WANG L, et al. Pedestrian trajectory prediction based on social temporal graphs[J]. *Control and Decision*, 2025, 40(11): 3393-3402.
- [38] 彭建伟, 廖哲霖, 姚瀚晨, 等. 基于拓展社会力的机器人柔顺跟随与避障控制[J]. *系统仿真学报*, 2023, 35(8): 1776-1787.
- PENG J W, LIAO ZH L, YAO H CH, et al. A compliant robot control based on extended social-force model for human-following and obstacle avoidance[J]. *Journal of System Simulation*, 2023, 35(8): 1776-1787.
- [39] 周磊, 赵坤旭, 宋一诺, 等. 考虑共同关注区域静态交谈群组检测的机器人导航及行为评价[J]. *机器人*, 2022, 44(4): 494-503.
- ZHOU L, ZHAO K X, SONG Y N, et al. Detecting static conversation group with common concern area for robot navigation and behavior evaluation[J]. *Robot*, 2022, 44(4): 494-503.
- [40] LI SH Q, ZHANG X F. Research on hand-eye calibration technology of visual service robot grasping based on ROS[J]. *Instrumentation*, 2022, 9(1): 23-30.
- [41] HAN R Q, WANG J, WANG J. A two-stream hybrid spatio-temporal fusion network for sEMG-based gesture recognition[J]. *Instrumentation*, 2024, 11(4): 53-63.
- [42] FENG N, FAN F, XU G L, et al. Deep reinforcement learning based AGV self-navigation obstacle avoidance method[J]. *Instrumentation*, 2022, 9(4): 11-16.
- [43] LIN SH F, WANG Z R, ZHANG SH H, et al. Deep fusion for multi-modal 6D pose estimation[J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2024, 21(4): 6540-6549.
- [44] DU Y H, ZHAO ZH CH, SONG Y, et al. Strongsort: Make deepsort great again[J]. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2023, 25: 8725-8737.
- [45] ZHANG Y F, SUN P Z, JIANG Y, et al. Bytetrack: Multi-object tracking by associating every detection box[C]. *European Conference on Computer Vision*, 2022: 1-21.
- [46] ZHAO L J, DENG X, LI R F, et al. Graph-based robust localization of object-level map for mobile robotic navigation[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2024, 71(1): 697-707.
- [47] CHOI J. Advanced omni-directional mobility system for human-friendly industrial warehouse operations[J]. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2025, 61(3): 4364-4372.
- [48] WAN Q, LI ZH, WANG Y N, et al. A fast tracking network for pedestrian following of mobile robot in unknown complex scenes[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2024, 20(11): 12726-12735.
- [49] SHI H B, SHI L, XU M, et al. End-to-end navigation strategy with deep reinforcement learning for mobile robots[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2020, 16(4): 2393-2402.
- [50] PRUTSCH A, POSSEGER H, BISCHOF H. Action-by-detection: Efficient forklift action detection for autonomous mobile robots in warehouses[C]. *2024 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 2024: 10757-10763.
- [51] LIU ZH, WANG H SH, WEI H SH, et al. Prediction, planning, and coordination of thousand-warehousing-robot networks with motion and communication uncertainties[J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2021, 18(4): 1705-1717.
- [52] ZHAO J N, ZHU K Y, HU H J, et al. Formation control of networked mobile robots with unknown reference orientation[J]. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2023, 28(4): 2200-2212.
- [53] YANG H J, QIN Z Q, XIA Y Q, et al. Digital twin-based autonomous navigation and control of omnidirectional mobile robots[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2025, 74(4): 5687-5697.
- [54] BHASKARA R, CHIU M, BERA A. SG-LSTM: Social group LSTM for robot navigation through dense crowds[C]. *2023 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, 2023: 3835-3840.
- [55] HOANG V B, NGUYEN V H, NGO T D, et al. Socially aware robot navigation framework: Where and how to approach people in dynamic social environments[J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2023, 20(2): 1322-1336.
- [56] CAI K Q, CHEN W N, DUGAS D, et al. Sampling-based path planning in highly dynamic and crowded pedestrian flow[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2023, 24(12): 14732-14742.
- [57] LUO SH Y, SUN P, ZHU J, et al. GSON: A group-based social navigation framework with large multimodal

- model [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2025, 10(10): 9646-9653.
- [58] HWANG C L, WU T Y, PU S E, et al. Specific human following by residual-bi-LSTM-based distributed module UWB network and residual-RNN-based finite-time control[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2024, 20(3): 4052-4064.
- [59] MARTINI M, PEREZ-HIGUERAS N, OSTUNI A, et al. Adaptive social force window planner with reinforcement learning[C]. 2024 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2024: 4816-4822.
- [60] TAN A H, FUNG A, WANG H T, et al. Mobile robot navigation using hand-drawn maps: A vision language model approach [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2025, 10(7): 7667-7674.
- [61] JIN T X, NGUYEN T M, XU X H, et al. Robust loop closure by textual cues in challenging environments[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2025, 10(1): 812-819.
- [62] GAO SH, CHEN J, CHEN X H, et al. Temporal dynamics and physical priori multimodal network for rehabilitation physical training evaluation [J]. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 2024, 28(9): 5613-5623.
- [63] ZHAO Y F, WANG J X, ZHANG Y F, et al. Flexible and wearable EMG and PSD sensors enabled locomotion mode recognition for IoHT-based in-home rehabilitation[J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(23): 26311-26319.
- [64] LIU H W, WU F X, ZHONG B, et al. Close-range human following control on a cane-type robot with multi-camera fusion [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2023, 8(10): 6443-6450.
- [65] JAKOPIN B, MIHELJ M, MUNIH M. An unobtrusive measurement method for assessing physiological response in physical human-robot interaction [J]. IEEE Transactions on Human-Machine Systems, 2017, 47(4): 474-485.
- [66] ABDOLLAHI H, MAHOOR M H, ZANDIE R, et al. Artificial emotional intelligence in socially assistive robots for older adults: A pilot study[J]. IEEE Transactions on Affective Computing, 2023, 14(3): 2020-2032.
- [67] LI X D, TIAN G H, CUI Y CH. Task guided multimodal object search for service robots via reinforcement learning[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2025, 72(12): 13786-13795.
- [68] ZHANG N, ZHANG X F, FU X K, et al. A multi-scale attention-based facial emotion recognition method based on deep learning[J]. Instrumentation, 2022, 9(3): 51-58.
- [69] SONG CH ZH, NIU L M. Target path tracking method of intelligent vehicle based on competitive cooperative game[J]. Instrumentation, 2022, 9(1): 31-40.
- [70] FENG SH Q, LI X X, YAN ZH H, et al. Tightly coupled integration of LiDAR and vision for 3D multiobject tracking[J]. IEEE Transactions on Intelligent Vehicles, 2025, 10(1): 399-412.
- [71] JAUHRI S, LUETH S, CHALVATZAKI G. Active-perceptive motion generation for mobile manipulation[C]. 2024 IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2024: 1413-1419.
- [72] MAO J ZH, YAO Y ZH, SUN Z R, et al. Attention map guided transformer pruning for occluded person re-identification on edge device[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2023, 25: 1592-1599.
- [73] LI ZH, YE J W, SONG M L, et al. Online knowledge distillation for efficient pose estimation[C]. 2021 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2021: 11740-11750.
- [74] ZENG D, HUANG Y H, BAO Q, et al. Neural architecture search for joint human parsing and pose estimation [C]. 2021 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2021: 11385-11394.
- [75] IOVINO M, FORSTER J, FALCO P, et al. Comparison between behavior trees and finite state machines [J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2025, 22: 21098-21117.
- [76] YOKOYAMA N, CLEGG A, TRUONG J, et al. ASC: Adaptive skill coordination for robotic mobile manipulation [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2024, 9(1): 779-786.
- [77] KONG Y Q, GONG X F, WANG Y, et al. Socially conscious navigation of mobile robots based on deep reinforcement learning [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2025, 72(12): 13542-13550.
- [78] JIANG Q Y, SUSAM B, CHAO J J, et al. Map-aware human pose prediction for robot follow-ahead[C]. 2024 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2024: 13031-13038.
- [79] ZHU W, HAYASHIBE M. A hierarchical deep reinforcement learning framework with high efficiency and generalization for fast and safe navigation [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2023, 70(5): 4962-4971.

- [80] DONG CH CH, YU ZH G, CHEN X CH, et al. Adaptability control towards complex ground based on fuzzy logic for humanoid robots[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2022, 30(6): 1574-1584.
- [81] YUAN W, LIU Y H, SUN C Y, et al. Whole-body control of an autonomous mobile manipulator using model predictive control and adaptive fuzzy technique[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2023, 31(3): 799-809.
- [82] ROMERO J G, NUNO E, RESTREPO E, et al. Global consensus-based formation control of nonholonomic mobile robots with time-varying delays and without velocity measurements[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2024, 69(1): 355-362.
- [83] WU Y H, ZUO ZH Q, HAN Q N, et al. Formation control of wheeled mobile robots with multiple virtual leaders under communication failures[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2023, 31(1): 295-305.
- [84] GUO M, JAYAWARDHANA B. Simultaneous distributed localization, formation, and group motion control: A distributed filter approach[J]. IEEE Transactions on Control of Network Systems, 2024, 11(4): 1867-1878.
- [85] 李高铭, 聂卓赟, 李兆洋, 等. 非平衡负载下轮式移动机器人的抗扰 PID 控制[J]. 控制理论与应用, 2021, 38(3): 398-406.
- LI G M, NIE ZH Y, LI ZH Y, et al. Disturbance rejection PID control of wheeled mobile robot under non-equilibrium load[J]. Control Theory & Applications, 2021, 38(3): 398-406.
- [86] 姚瀚晨, 彭建伟, 戴厚德, 等. 基于改进弹簧模型的移动机器人柔顺跟随行人方法[J]. 机器人, 2021, 43(6): 684-693.
- YAO H CH, PENG J W, DAI H D, et al. A compliant human following method for mobile robot based on an improved spring model[J]. Robot, 2021, 43(6): 684-693.
- [87] 廖哲霖, 彭建伟, 姚瀚晨, 等. 基于导纳控制的社交机器人伴随与避障控制策略[J]. 机器人, 2024, 46(3): 305-316.
- LIAO ZH L, PENG J W, YAO H CH, et al. Admittance control-based human-accompanying and obstacle-avoidance control strategy for social robot[J]. Robot, 2024, 46(3): 305-316.
- [88] SU Z F, YAO H CH, PENG J W, et al. LQR-based control strategy for improving human-robot companionship and natural obstacle avoidance[J]. Biomimetic Intelligence and Robotics, 2024, 4(4): 100185.
- [89] 王雪闯, 王会明, 赵振华. 基于改进型积分终端滑模控制方法的移动机器人轨迹跟踪设计与实验[J]. 控制与决策, 2023, 38(10): 2881-2887.
- WANG X CH, WANG H M, ZHAO ZH H, et al. Trajectory tracking design and experiment of mobile robot based on improved integral terminal sliding mode control approach[J]. Control and Decision, 2023, 38(10): 2881-2887.
- [90] 罗彪, 欧阳志华, 易昕宁, 等. 基于自适应动态规划的移动机器人视觉伺服跟踪控制[J]. 自动化学报, 2023, 49(11): 2286-2296.
- LUO B, OUYANG ZH H, YI X N, et al. Adaptive dynamic programming based visual servoing tracking control for mobile robots[J]. Acta Automatica Sinica, 2023, 49(11): 2286-2296.
- [91] CHAI R Q, NIU H L, CARRASCO J, et al. Design and experimental validation of deep reinforcement learning-based fast trajectory planning and control for mobile robot in unknown environment[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2024, 35(4): 5778-5792.
- [92] 褚宏鹏, 祁柏, 王慧奇, 等. 六自由度轮式并联机器人及其构型方法[J]. 机械工程学报, 2023, 59(3): 46-53.
- CHU H P, QI B, WANG H Q, et al. 6-DOF wheeled parallel robot and its design method[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2023, 59(3): 46-53.
- [93] 崔玉宁, 罗自荣, 尚建忠, 等. 多运动态可重构轮履复合式机器人机械设计[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2018, 50(7): 80-86.
- CUI Y N, LUO Z R, SHANG J ZH, et al. Machine design of a reconfigurable wheel-track hybrid mobile robot with multi-locomotion[J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2018, 50(7): 80-86.
- [94] 刘城, 王嘉轩, 刘建峰, 等. 地面机动平台可重构轮履复合推进机构研究现状与展望[J]. 北京理工大学学报, 2024, 44(6): 553-564.
- LIU CH, WANG J X, LIU J F, et al. Actual research technology and perspective of reconfigurable wheel-tracked locomotion systems for ground mobile platforms[J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2024, 44(6): 553-564.
- [95] 张楠杰, 陈玉全, 季茂沁, 等. 面向不同粗糙程度地面的四足机器人自适应控制方法[J]. 自动化学报, 2025, 51(7): 1585-1598.
- ZHANG N J, CHEN Y Q, JI M Q, et al. Adaptive control method for quadruped robot facing floors of

- different roughness[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2025, 51(7): 1585-1598.
- [96] 苏家豪, 刘思宇, 卢春雷, 等. 用于四足机器人的离散式串联弹性脊柱关节设计[J]. *兵工学报*, 2025, 46(4): 139-151.
- SU J H, LIU S Y, LU C H L, et al. Design of a discrete series elastic actuated spine for quadruped robots[J]. *Acta Armamentarii*, 2025, 46(4): 139-151.
- [97] 张春燕, 刘玉航, 丁兵, 等. 可重构仿生四足机器人倾覆后恢复机理与特性研究[J]. *农业机械学报*, 2024, 55(2): 433-441, 458.
- ZHANG C H Y, LIU Y H, DING B, et al. Recovery mechanism and characteristics of reconfigurable bionic quadruped robot after overturning[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2024, 55(2): 433-441, 458.
- [98] 王湑, 范峻铭, 郑湃. 基于大语言模型的人机交互移动检测机器人导航方法[J]. *计算机集成制造系统*, 2024, 30(5): 1587-1594.
- WANG T, FAN J M, ZHENG P. Large language model-based approach for human-mobile inspection robot interactive navigation[J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2024, 30(5): 1587-1594.
- [99] 张阳阳, 黄英, 刘家祥, 等. 面向手势动作捕捉的传感器设计及主从手运动映射[J]. *机器人*, 2019, 41(2): 156-164.
- ZHANG Y Y, HUANG Y, LIU J X, et al. Sensor design for hand gesture capturing and master-slave hand motion mapping[J]. *Robot*, 2019, 41(2): 156-164.
- [100] 施乐洋, 李晓玲, 王龙, 等. 一种遥操作场景下的混合现实视觉增强交互系统[J]. *西安交通大学学报*, 2023, 57(10): 20-29.
- SHI L Y, LI X L, WANG L, et al. A mixed reality visual augmentation and interaction system in teleoperation scenarios[J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2023, 57(10): 20-29.
- [101] 王瑞平, 宋晓, 陈凯, 等. 基于行人姿态的轨迹预测方法[J]. *北京航空航天大学学报*, 2023, 49(7): 1743-1754.
- WANG R P, SONG X, CHEN K, et al. Pedestrian trajectory prediction method based on pedestrian pose[J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2023, 49(7): 1743-1754.
- [102] 杨宜凡, 张千一, 宋一诺, 等. 基于拓扑图和大语言模型的灵活可控社交导航[J]. *机器人*, 2026, 48(1): 11-24.
- YANG Y F, ZHANG Q Y, SONG Y N, et al. Flexible and controllable social navigation based on topological graph and large language model[J]. *Robot*, 2026, 48(1): 11-24.
- [103] 曹凯, 陈阳泉, 李康, 等. 基于动态密度引导的多机器人编队队形变换方法[J]. *上海交通大学学报*, 2024, 58(11): 1783-1797.
- CAO K, CHEN Y Q, LI K, et al. Dynamic density-guided method for multi-robot formation transformation[J]. *Journal of Shanghai Jiaotong University*, 2024, 58(11): 1783-1797.
- [104] LUO Y, CHEN Y H, YEREBAKAN M O, et al. How do humans adjust their motion patterns in mobile robots populated retail environments? [C]. 2022 IEEE 3rd International Conference on Human-Machine Systems, 2022: 1-6.
- [105] KIM J, LEE D, CHOI Y, et al. Motion control framework for interactive robotic guide dogs: A systems perspective[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2026, 11(3): 3422-3429.
- [106] LEONORI M, GANDARIAS J M, AJODANI A, et al. MOCA-S: A sensitive mobile collaborative robotic assistant exploiting low-cost capacitive tactile cover and whole-body control[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2022, 7(3): 7920-7927.
- [107] CHEN L F, LI M, WU M, et al. Coupled multimodal emotional feature analysis based on broad-deep fusion networks in human-robot interaction[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2024, 35(7): 9663-9673.
- [108] SCHREITER T, RUDENKO A, MAGNUSSON M, et al. Human gaze and head rotation during navigation, exploration and object manipulation in shared environments with robots [C]. 2024 33rd IEEE International Conference on Robot and Human Interactive Communication, 2024: 1258-1265.
- [109] LIU V, DU T, SEHN J, et al. Sound source localization for human-robot interaction in outdoor environments[C]. 2025 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2025: 6121-6126.
- [110] 李子怡, 胡祥涛, 张勇乐, 等. 基于虚拟目标制导的自适应Q学习路径规划算法[J]. *计算机集成制造系统*, 2024, 30(2): 553-568.
- LI Z Y, HU X T, ZHANG Y L, et al. Adaptive Q-learning path planning algorithm based on virtual target guidance [J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2024, 30(2): 553-568.

- [111] 钟沛成, 骆德渊, 庞明君. 基于深度强化学习的四足机器人跟随策略研究及系统实现[J]. 机械工程学报, 2023, 59(13): 79-88.
- ZHONG P CH, LUO D Y, PANG M J. Research and system implementation of quadruped robot following strategy based on deep reinforcement learning [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2023, 59(13): 79-88.
- [112] 何丽, 姚佳程, 廖雨鑫, 等. 深度强化学习求解移动机器人端到端导航问题的研究综述[J]. 计算机工程与应用, 2024, 60(14): 1-13.
- HE L, YAO J CH, LIAO Y X, et al. Research review on deep reinforcement learning for solving end-to-end navigation problems of mobile robots [J]. Computer Engineering and Applications, 2024, 60(14): 1-13.
- [113] 李逃昌, 李健璋, 侯利民, 等. 多智能体深度强化学习优化的机器人导航控制[J]. 电子测量与仪器学报, 2025, 39(5): 134-143.
- LI T CH, LI J ZH, HOU L M, et al. Robot admittance control optimized by multi-agent deep reinforcement learning [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2025, 39(5): 134-143.
- [114] 黄思翰, 陈建鹏, 徐哲, 等. 基于大语言模型和机器视觉的智能制造系统人机自主协同作业方法[J]. 机械工程学报, 2025, 61(3): 130-141.
- HUANG S H, CHEN J P, XU ZH, et al. Human-robot autonomous collaboration method of smart manufacturing systems based on large language model and machine vision [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2025, 61(3): 130-141.
- [115] 肖洒, 吕勇明, 吴海彬. 一种基于 DP-KMP 的机器人避障交互式学习方法[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(11): 65-78.
- XIAO S, LYU Y M, WU H B. Interactive learning approach for robot obstacle avoidance based on DP-KMP [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(11): 65-78.
- [116] 武星, 汤凯, 李兴达, 等. 多视角雷达点云融合的移动机器人集群跟踪[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(12): 175-186.
- WU X, TANG K, LI X D, et al. Mobile robot cluster tracking based on multi-perspective LiDAR point cloud fusion [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(12): 175-186.
- [117] 张慧, 梁姝彤, 李明轩, 等. 视觉-语言-动作模型综述: 从前史到前沿[J]. 自动化学报, 2025, 51(9): 1922-1950.
- ZHANG H, LIANG SH T, LI M X, et al. Vision-language-action models: From the early foundations to the state-of-the-art [J]. Acta Automatica Sinica, 2025, 51(9): 1922-1950.
- [118] 黄艳龙, 徐德, 谭民. 机器人运动轨迹的模仿学习综述[J]. 自动化学报, 2022, 48(2): 315-334.
- HUANG Y L, XU D, TAN M. On imitation learning of robot movement trajectories: A survey [J]. Acta Automatica Sinica, 2022, 48(2): 315-334.
- [119] 张帆, 谭跃刚. 生成式预训练模型机器人及其潜力与挑战[J]. 中国机械工程, 2024, 35(7): 1241-1252.
- ZHANG F, TAN Y G. Potential and challenges for GPT robots [J]. China Mechanical Engineering, 2024, 35(7): 1241-1252.
- [120] 王浩杰, 陶冶, 鲁超峰. 基于碰撞预测的强化模仿学习机器人导航方法[J]. 计算机工程与应用, 2024, 60(10): 341-352.
- WANG H J, TAO Y, LU CH F. Reinforcement imitation learning method based on collision prediction for robots navigation [J]. Computer Engineering and Applications, 2024, 60(10): 341-352.
- [121] 苏永彬, 洪瑞康, 刘瞰东. 基于前馈隐马尔可夫模型的机器人演示轨迹精准重构方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(12): 199-207.
- SU Y B, HONG R K, LIU T D. Research on the precise reconstruction method of robot demonstration trajectory based on feedforward hidden Markov model [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(12): 199-207.
- [122] 赵东辉, 王威, 张紫涵, 等. 基于多模态步行意图识别的助行机器人柔顺控制[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(2): 205-215.
- ZHAO D H, WANG W, ZHANG Z H, et al. Compliance control of walking aid robots based on multimodal walking intention recognition [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(2): 205-215.
- [123] 罗如瑜, 高天润, 王嘉诚, 等. 具身智能驱动的多AMR通信与控制协同优化研究[J]. 通信学报, 2025, 46(12): 1-13.
- LUO R Y, GAO T R, WANG J CH, et al. Embodied intelligence-driven collaborative optimization of communication and control in multi-AMR systems [J]. Journal on Communications, 2025, 46(12): 1-13.
- [124] YAO H CH, PENG J W, DAI H D, et al. A shopping

service robot framework with visual-WEM tracking and intersection-aware following [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2026, 11(4): 4889-4896.

[125] 黄鑫, 张志佳, 孙平, 等. 基于深度强化学习的路径规划算法综述[J]. 机器人, 2026, 48(1): 196-216.

HUANG X, ZHANG ZH J, SUN P, et al. A survey of path planning algorithms based on deep reinforcement learning[J]. Robot, 2026, 48(1): 196-216.

作者简介



姚瀚晨, 2021 年于中北大学获得硕士学位, 现为中国科学院大学博士研究生, 主要研究方向为人机编队控制和行人跟随移动机器人。

E-mail: yaohanchen21@mails.ucas.ac.cn

Yao Hanchen received his M.Sc. degree from North University of China in 2021. He is currently a Ph. D. candidate at University of Chinese Academy of Sciences. His main research interests include human-robot formation control and human-following mobile robots.



戴厚德 (通信作者), 2014 年于德国慕尼黑工业大学获得博士学位, 现为中国科学院大学研究员, 主要研究方向为智能可穿戴设备和具身智能服务机器人。

E-mail: dhd@fjirsm.ac.cn

Dai Houde (Corresponding author) received his Ph. D. degree from Technical University of Munich, Germany in 2014. He is currently a professor at University of Chinese Academy of Sciences. His main research interests include wearable device and embodied intelligent service robots.



张思龙, 2023 年于福州大学获得学士学位, 现为福州大学硕士研究生, 主要研究方向为康复助行移动机器人。

E-mail: 230127159@fzu.edu.cn



郑耿峰, 2011 年于中国科学院长春光学精密机械与物理研究所获得博士学位, 现为福建省特种设备检验研究院高级工程师, 主要研究方向为机器人安全风险评估和特种机器人。

E-mail: gf.zheng83@gmail.com

Zheng Gengfeng received his Ph. D. degree from Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences in 2011. He is currently a senior engineer at Fujian Special Equipment Inspection and Research Institute. His main research interests include robot safety risk assessment and special robots.



梁培栋, 2017 年于哈尔滨工业大学获得博士学位, 现为福建 (泉州) 先进制造技术研究院高级工程师, 主要研究方向为具身智能服务机器人。

E-mail: zqlld@hotmail.com

Liang Peidong received his Ph. D. degree from Harbin Institute of Technology in 2017. He is currently a senior engineer at Fujian (Quanzhou) Institute of Advanced Manufacturing Technology. His main research interests include embodied intelligent service robots.