



引文格式:游雄,李科,田江鹏,等.机器地图信息加工模型[J].武汉大学学报(信息科学版),2024,49(4):516-526.DOI:10.13203/j.whugis20230319

Citation: YOU Xiong, LI Ke, TIAN Jiangpeng, et al. Information Processing Model of Machine Maps[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2024, 49(4): 516-526. DOI: 10.13203/j.whugis20230319

机器地图信息加工模型

游雄¹ 李科¹ 田江鹏¹ 杨剑¹ 余岸竹¹ 贾奋励¹

¹ 信息工程大学地理空间信息学院, 河南 郑州, 450001

摘要:无人平台对复杂环境的自主认知能力是制约其广泛应用的关键问题,已成为当前认知科学、人工智能、地图学等领域的研究热点。在机器地图的概念模型和认知特点的基础上,为进一步实现机器地图信息存储、处理、交互与学习的形式化表达,从人机优势融合的视角提出了机器地图信息加工模型;构建了包括感知地图、工作地图和长时地图的环境表达模型,从观测视角、参考系、信息抽象度、数据结构、描述精度和准确度等方面分析了表达模型结构;提出了测制用一体信息交互过程,分析了包括环境感知、制图、推理和决策为一体的持续迭代环境信息处理过程;建立了持续自主学习模型,分析了该模型在学习过程、学习内容和持续机制方面的特点。开展了两组实验,对信息加工模型的可行性进行了验证:一是通过模拟测制用一体交互过程,提高了基准模型的长距离自主导航能力;二是通过模拟任务驱动的工作地图建图过程,强化环境要素与任务的相关性,提高了任务决策的效率。信息加工模型的研究能够为机器地图技术体系和系统架构的确立提供理论依据,进而指导机器地图应用系统的开发。

关键词:信息加工模型;机器地图;测制用一体;持续自主学习

中图分类号:P208

文献标识码:A

收稿日期:2023-08-30

DOI:10.13203/j.whugis20230319

文章编号:1671-8860(2024)04-0516-11

Information Processing Model of Machine Maps

YOU Xiong¹ LI Ke¹ TIAN Jiangpeng¹ YANG Jian¹ YU Anzhu¹ JIA Fenli¹

¹ School of Geospatial Information, Information Engineering University, Zhengzhou 450001, China

Abstract: Objectives: The autonomous cognitive ability of unmanned platforms to complex environments is a key issue restricting their extensive real-world application, and has become a research hotspot in cognitive science, artificial intelligence, cartography and other fields. From the perspective of complementary advantages of human-machine, the machine maps information processing model is proposed to achieve the logical expressions of machine maps information storage, processing, interaction and learning based on the conceptual model and cognitive characteristics of machine maps. **Methods:** An environmental representation model including perception map, working map and long-term map is constructed, and the map structure is analyzed from the perspective of observation angle, reference frame, information abstraction degree, data structure and description precision. An integrated information exchange pattern for measurement, production and application is established, including environment perception, mapping, work and decision-making, and meanwhile the continuous iterative environmental information processing process of this model is analyzed. A continuous autonomous learning model is also established, and the characteristics of the model in terms of learning process, learning content and persistence mechanism are analyzed. **Results:** Two experiments are carried out to verify the feasibility of the information processing model. The first experiment improves the long-distance autonomous navigation capability of the benchmark model by simulating the integrated sensing, mapping and decision-making capacities. The second experiment enhances the correlation between environmental factors and tasks by simulating the task driven process of creating working map,

基金项目:国家自然科学基金(42130112, 42371479)。

第一作者:游雄,博士,教授,主要从事地图学、作战环境学研究。youarexiong@163.com

通讯作者:田江鹏,博士,讲师。tjpeng2011@163.com

thereby improving the efficiency of task decision-making. **Conclusions:** The proposed model is able to provide a theoretical basis for the establishment of machine maps technology structure and system architecture, which in turn guides the development of machine maps system application.

Key words: information processing model; machine maps; integrated sensing, mapping and decision-making capacities; continuous autonomous learning

无人平台作为应用最为广泛的智能系统,在无人作战、自动驾驶等领域逐渐发挥越来越重要的作用,自主无人机可在野外环境中自由穿行,自动驾驶汽车已经开始进入开放环境路测,无人水面舰艇也为远海科考、反潜侦察提供了新手段。然而,如何提高无人平台环境感知和认知的智能化水平,解决自主性带来的挑战^[1],仍是当前面临的主要难题。作为智能化重要基础理论和共性技术,无人平台环境感知和认知技术已列入了中国新一代人工智能发展规划。多学科领域也从不同的视角对该问题进行了探索,例如认知科学领域从人脑认知机理出发,开展了无人平台空间认知计算模型研究^[2];人工智能领域从数据驱动计算模式出发,在无人平台的环境感知、定位和建模方面取得了大量的研究成果。这一技术在地学领域也得到了广泛关注^[3],一些从地学领域提出的无人平台地图模型也相继提出,例如面向自动驾驶高精地图模型^[4-5]和机器地图模型^[6]。

机器地图是一种适用于无人平台认知理解环境信息、建立环境认知模型、进行空间推理决策的新型地图^[6]。采用“机器”一词,意在表示机器地图具有地面、空中、海上无人平台的广泛覆盖性,同时也借鉴机器学习技术的语义内涵,强调无人平台的智能化属性。无人平台在复杂环境中自主运动并执行任务,需要完成环境感知、定位、规划和决策等一系列任务,这些任务使得环境信息在无人平台内部(或之间)形成了一种信息加工和处理的过程模型,本文称之为信息加工模型。信息加工模型旨在构建一种类比人类地图系统的计算机制,以一种数理化、形式化的方式模拟人类环境认知中的表达、过程和机理,以超越定性描述更多细节和精度的方式在计算机上进行模拟^[7]。通过将无人平台环境认知过程抽象并解析为若干连续阶段,并通过信息加工和交互的流程来贯穿这些阶段,实现无人平台关于环境信息的存储、交互和学习的形式化表达。对信息加工模型的深入研究,有助于提高无人平台环境认知的自主化和智能化水平。本文的主要研究内容包括:(1)提出机器地图信息加工模型,

深化机器地图构建的理论与方法;(2)发展了感知地图、工作地图和长时地图的地图结构模型,提升无人平台环境表达的能力;(3)提出测制用一体的环境交互过程,提升无人平台环境交互的整体性;(4)提出无人平台环境持续自主学习的信息处理方案,提升无人平台环境学习的智能化水平。

1 相关研究

围绕无人平台环境感知和认知的信息加工问题,从总体路线、代表性技术和行业热点应用3个方面进行相关研究归纳。

总体上,围绕认知(心理)的合理性、生物学的合理性和功能相似性^[2]3类指标,不同学者分别从不同的功能和视角发展了多种无人平台空间认知计算架构和系统。概括起来可以划分为3类(如表1所示):(1)符号主义路径,即用事实和规则符号建立空间认知系统^[8],以模拟离散的心理状态和空间知识;(2)神经主义路径,即基于生物学合理性假设建立空间认知系统^[9-11],将心理状态表示为特定激活值的单元及其相互之间的连接强度;(3)认知架构路径,即通过全面模拟广泛的人脑认知现象,构建符合思维的行为和结构属性的空间认知系统,例如 Soar^[12]、ACT-R^[13]、iCub^[14]、LIDA^[15]和 Leabra^[16]等。文献^[17]认为,在过去的50年里,认知架构已经发展成为智能行为搜索表示和建模的可靠选择,以模仿自然的人类行为,这反过来又促进了无人平台的多层次推理能力发展。因此,认知架构主义为无人平台环境感知和认知系统的构建提供了良好的借鉴,也适合作为机器地图信息加工模型构建的依据。

技术方面,最具代表性的是同步定位与建图(simultaneous localization and mapping, SLAM)技术。现代SLAM系统^[18-19]一般可划分为传感器数据获取、特征处理、位姿估计、地图构建和闭环检测等处理环节。这些处理环节按照特定的逻辑结构组织形成环境信息处理流程,并采用占据栅格图^[20]、NeRF^[21]、Surfel^[22]、语义地图^[23]等进行环境表达。近年来,SLAM技术得到了一些新

的发展,例如,文献[24]深化了SLAM中高层语义和决策信息的关注,从低层感知(例如度量语义)到中层感知(例如对象、行人等)再到高层感知(例如房间、建筑)的概念化视角,提升了空间感知的语义丰富度和决策层次。文献[25]认为视觉SLAM未来发展需要关注的问题包括平衡系统计算效率、语义关注以及开放环境等。进一步地,他们提出了情境感知系统^[26]的概念,将环

境感知解释为由感知、理解、预测、决策推理和执行过程等构成的信息链路闭环,通过优化和集成的方式提升环境理解和推理的完整性。SLAM在信息加工方面做出的前后端分离、闭环检测、情景感知环等设计方案表明,从感知到决策一体化的环境信息加工闭环,应是SLAM从度量语义感知进一步发展到高层语义认知需要突破的关键问题。

表1 无人平台空间认知系统总结

Tab. 1 Summary of Unmanned Platform Space Cognition System

类别	环境	参考系	环境表征	交互任务	学习方式
符号主义	大型现实世界	异我中心 自我中心	度量图	制图	确定性学习 概率估计
	小型现实世界		占据栅格图	路径规划	
神经主义	有障碍物仿真环境	异我+自我中心	拓扑图	闭环检测	赫布学习 竞争学习 强化学习 自组织学习
	有限离散状态环境		语义网络	地图学习	
认知架构	大型现实世界	自我中心 异我中心	决策点图	空间学习	确定性学习 强化学习 反向传播
	小型现实世界		加权向量模型	导航	
神经主义	有障碍物仿真环境	自我+异我中心	位置细胞	地图学习	赫布学习 竞争学习 强化学习 自组织学习
	无障碍物仿真环境		网格细胞	制图	
认知架构	有限离散状态环境	自我+异我中心	目标细胞	距离判断	确定性学习 强化学习 反向传播
	有障碍物仿真环境		步长细胞	路径规划	
认知架构	有障碍物仿真环境	自我+异我中心	头朝向细胞	路径规划	确定性学习 强化学习 反向传播
	有障碍物仿真环境		自组织单元	慢速旋转	
认知架构	有障碍物仿真环境	自我+异我中心	自我中心向量	制图	确定性学习 强化学习 反向传播
	有障碍物仿真环境		长时+工作记忆	导航	
认知架构	有障碍物仿真环境	自我+异我中心	记忆块+神经网络	空间推理	确定性学习 强化学习 反向传播
	有障碍物仿真环境		感知关联记忆	地图学习	
认知架构	有障碍物仿真环境	自我+异我中心	感知关联记忆	路径规划	确定性学习 强化学习 反向传播
	有障碍物仿真环境		感知关联记忆	路径规划	

行业应用方面,最为热点的应用之一是自动驾驶。现代自动驾驶车辆由传感器、感知、定位、地图、规划决策和车辆控制等模块构成,它们构成了从环境感知到控制驱动的自动驾驶系统管线^[27],其中最主要的任务是在信息处理管线中创建地图和估计自我车辆位姿。其中,地图通常是指高精地图^[4],其按照不同的分层逻辑结构^[28-30]记录了关于道路/环境的各类信息,车辆则根据实时感知信息和高精地图信息进行自我定位,实现导航、运动引导和车辆控制^[31-32]。相较于高精地图这种“重地图、轻感知”的技术路线,自动驾驶还存在以特斯拉为代表的“重感知、轻地图”的做法,且目前越来越受到业界的重视。最近,特斯拉使用3D表达的占用网络^[33]来扩展2D表达的鸟瞰(bird's eye view, BEV)地图,以解决环境感知中的遮挡、长尾分布难题;同时,为提升车辆的自主导航能力,他们还提出了一种在线矢量地图构建网络,通过融合BEV感知、传统导航地图

和语言编码模块,实现车道拓扑连接关系的预测。从计算架构角度,近年来还出现了一种将可解释中间表达架构转换为端到端架构的技术,例如ST-P3架构、全栈可控端到端方案^[34]等。虽然自动驾驶已经进入开放环境路测,但无论是使用高精地图或“BEV+导航地图”的地图方案,还是可解释中间件或端到端建模技术,环境的表达和高度融合一体的信息加工处理机制仍然是值得深入探讨的问题。

综上,依据符号主义、神经主义和认知架构3种路径,现有的机器人、SLAM和自动驾驶领域中环境感知和认知的技术方案,多数是从符号计算或数据驱动的视角构建起来的,而参照认知加工逻辑来构设环境认知系统(例如驾驶脑计划^[35])相对较少。机器地图的提出缘于心象地图这一认知现象的启发^[36],被视为无人平台的“空间认知脑”^[6]。人脑是抽象、表达和使用空间信息的高级认知系统,机器地图信息加工模型的构建

需要充分挖掘和借鉴人脑的空间信息处理机制。例如,人类多重记忆和心象地图结构可为无人平台的环境表达结构提供借鉴;人类环境信息加工处理过程可用来优化现有计算架构和数据处理流程;人类智力涌现和自主学习的能力可弥补现有各类技术对环境知识自主学习、持续学习的考虑不足。

2 信息加工模型

2.1 模型设计

基于机器地图概念模型^[6],以人类的地图系统为参照对象,参照文献[37]建模认知系统的基本原则,聚焦无人平台对环境的表达、交互和学习需求,构建机器地图的信息加工模型。

环境表达方面,无人平台需要针对不同类型的环境数据进行组织,包括实时观测获得的流式感知数据,能够为无人平台提供任务决策的决策数据,以及可供传播和共享的环境数据。不同用

途的数据表达需求,使得机器地图需要采用一种分区存储和表达的空间信息组织模式。本文引入记忆信息三级加工模型^[38],采用类比于人脑分布式记忆的环境表达方案。

环境交互方面,无人平台需要根据其所处环境、任务以及自身状态等方面,以环境信息的处理为主线,构建持续迭代式环境信息处理回路。本文借鉴“感觉-计划-行动”框架^[39]和“感知-行动环”^[40],构建融合环境感知、工作、记忆和决策的测制用一体信息交互环。

环境学习方面,以无人平台环境认知行为的实现为主要目标。一方面聚焦长时地图中空间知识、事实规则的加工处理和级联更新,强化从特征到要素、到知识、到规则的学习和记忆增长过程;另一方面聚焦工作地图中任务决策相关信息的分析和预测能力,强化无人平台对环境知识的持续习得。

根据上述需求和解决思路,本文构建了机器地图的信息加工模型,如图 1 所示。

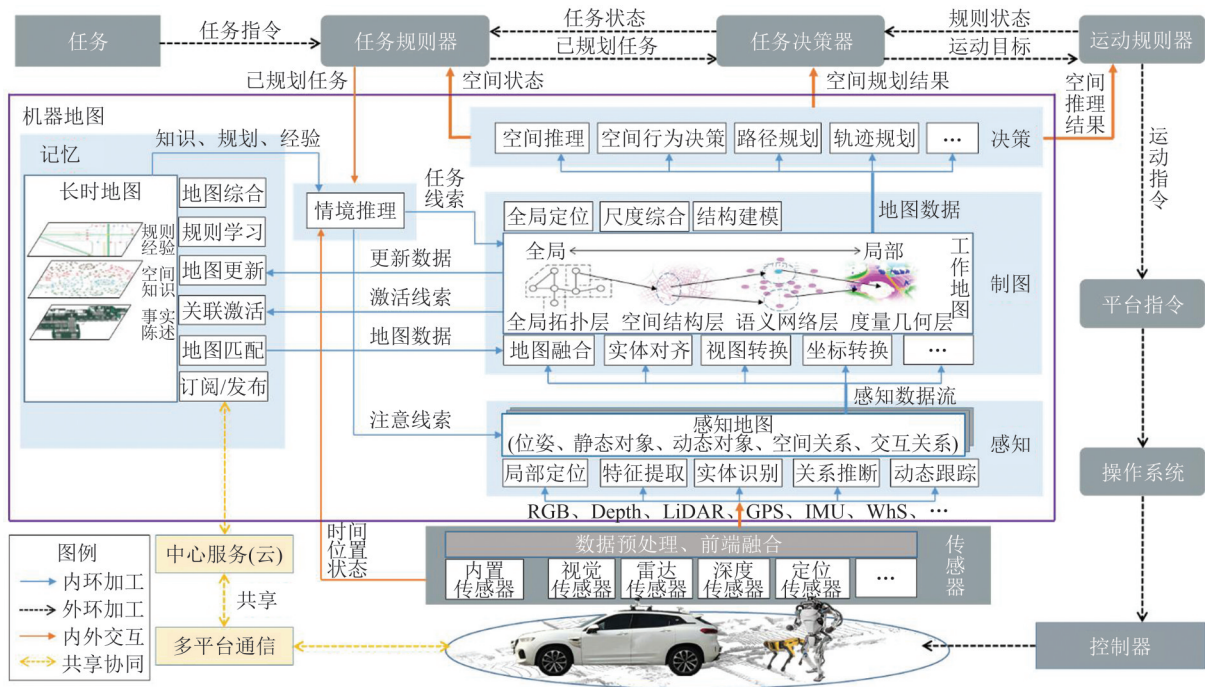


图 1 机器地图的信息加工模型

Fig. 1 Information Processing Model of Machine Maps

机器地图模块嵌入在无人平台之上,在无人平台进行环境感知和认识过程中,涉及如下 3 个层次的信息加工过程:

1) 机器地图内部信息加工过程。它是整个信息加工模型的重点,是自主环境认知能力生成的中枢,主要由感知、工作、记忆和决策 4 个逻辑模块,以及测制用一体环、持续自主学习环两环

构成。其中,环境信息的表达和存储由感知地图、工作地图和长时地图协作完成。环境交互由测制用一体环完成,实现感知、工作、记忆和决策子过程的衔接和信息流构建,支撑无人平台完成各种行为动作。环境知识学习则由持续自主学习环完成,通过 3 种类型地图之间的迭代支撑无人平台实现对环境知识的学习。测制用一体环

和持续自主学习环是两个同步、协作运行的过程。

具体而言,情境推理模块接收到任务后,以情境推理为中心来驱动整个内部信息加工过程。情境推理将任务相关的注意线索推送给感知模块,通过局部定位、特征提取、实体识别和关系推断等计算,实现注意力约束下的环境实时感知和解译。制图模块在接收到任务线索后,对当前情景进行任务聚焦建模:一方面不断融合感知模块的数据流,实现局部环境度量几何和语义关联信息的更新;另一方面又不断激活记忆模块任务相关的长时地图并进行融合,实现全局先验地图数据的复用。任务决策模块则是在工作地图的实时、多层次、富语义的数据支撑下,完成空间推理、空间行为决策、路径规划和轨迹规划等决策计算功能。记忆模块则是用来维护工作地图与长时地图之间的信息交换与传递,涉及地图匹配、地图更新、关联激活和地图综合等计算。机器地图内核模块通过情境推理将感知、制图、记忆和决策等功能高度融合为一体,实现环境信息的加工和学习能力形成。

2)机器地图与平台交互运行过程。无人平台以机器地图为内核,一方面向机器地图内核模块传递时间、位置、平台状态、任务信息以及直接感知的周边环境数据,同时又从内核模块中获得关于空间环境的状态、规划和推理结果,以提升无人平台在任务规划、任务决策、运动规划等方面的空间决策支持能力。无人平台在机器地图内核模块的支撑下,可实时调整自我控制策略,实现无人平台自主运行。

3)多平台协同与长时地图共享过程。无人平台在实际运行过程中,通常会与人类、其他无人平台或指控中心进行通信,以实现多机、多层次协同作业能力。机器地图通过对长时地图的订阅或发布,实现协同作业模式下关于环境信息的共享。多个无人平台可以通过共享长时地图,提高大规模环境的认识效率;无人平台也可以将长时地图转换为人类可阅读的地图形式,拓展人类实时环境观测和认知的能力;指控中心通过集成多平台共享的长时地图,以“上帝视角”来统管无人平台集群,甚至是统管人机混编群体,以实现更为复杂任务的协作完成。

2.2 基于三图的环境表达结构

信息加工模型采用感知地图、工作地图和长时地图3种形式存储环境信息。感知地图由各类

传感器实时感知的数据及其解译结果构成,具有多模态、瞬时性、空间局部性和注意力相关性特点;感知地图保证感知数据进入工作记忆和长时记忆之前,对数据进行预处理,避免将稠密、无抽象的观测数据直接推向工作地图。长时地图由各类通过抽象可以永久存储的环境信息构成,具有全局性、低时敏性、高度抽象和平台无关性特点;长时地图侧重记录地理空间中事物的位置和分布,向其他无人平台(包括人类)传递和共享地理空间信息。工作地图由与当前无人平台所处的情境和任务密切相关的信息构成,具有任务相关性、高动态性、高精度、局部和全局统一特点;工作地图是无人平台空间认知推理与决策的中枢,维护着与当前任务活动密切相关的环境信息,为无人平台提供空间推理和决策支持。

无人平台对环境的描述和表达需要考虑多方面因素。表2从地图的数学基础、地图内容和表达形式3个方面,对感知、工作和长时地图的结构特征进行界定。3种类型地图的结构差异化设计,可以保证无人平台在抽象、记录和表达环境信息的过程中,能够根据情境、决策和信息加工需求来适配这些表达因素,从整体处理过程和建模机制的视角系统化地决定观测视角、参考系、信息抽象度、数据结构、描述精度和准确度等,以实现不同任务下各类地图表达因素的优势互补和有机组合。

2.3 测制用一体交互过程

无人平台进入现实环境之后,需要独立地完成与环境的信息交互。当无人平台“置身”于信息循环系统进程之中,不断地与环境、人以及其他无人平台进行交互的时候,测、制、用分离的传统地图制用模式已经无法适应机器地图的需要。“地理信息处理回路”需要将测图、制图和用图环节耦合为一个整体,建立测制用一体的交互过程,强化无人平台持续迭代的地理信息处理过程。借鉴文献[41],测制用一体的无人平台与环境的交互信息回路可以描述为图2所示。

该过程涉及环境、无人平台以及认知3个空间。认知空间是无人平台自主运动的核心枢纽,环境感知模块将情境、观测、任务指令和注意力等多模态数据进行融合形成感知地图,工作制图模块级联更新感知数据并提取长时地图数据,对当前情景进行任务聚焦建模,并进一步实施在工作地图支撑下的任务推理和决策。以认知空间为内核,无人平台在环境中运行,一方面直接感

表 2 感知地图、工作地图和长时地图的结构特征

Tab. 2 Structural Characteristics of Perception Map, Working Map, and Long-Term Map

结构项		感知地图	工作地图	长时地图
数学基础	坐标系	局部坐标系	局部/全局坐标系	全局/世界坐标系
	视角	侧视	顶视	顶视
	维度	3D	2D、2.5D、3D	2D、2.5D、3D
	尺度	传感器分辨率	任务为中心的可变分辨率	系列比例尺
	精度	透视投影精度	中心外扩递减精度	统一空间精度
地图内容	要素	环境对象(视觉显著)	全要素(任务相关)	构件、功能、路径要素
	关系	距离、方位、操作	时态、距离、拓扑、操作关系	拓扑、距离、方位关系
	几何	位姿、体素	位姿、体素、Surfel	几何图元、体素
	特征	视觉、结构、功能等特征	结构特征、功能特征	几何特征、功能特征
表达形式	数据结构	场景图	占据栅格、拓扑、几何图等	网格、语义网络
	组织结构	实体-关系图	多层组织结构	多层组织结构

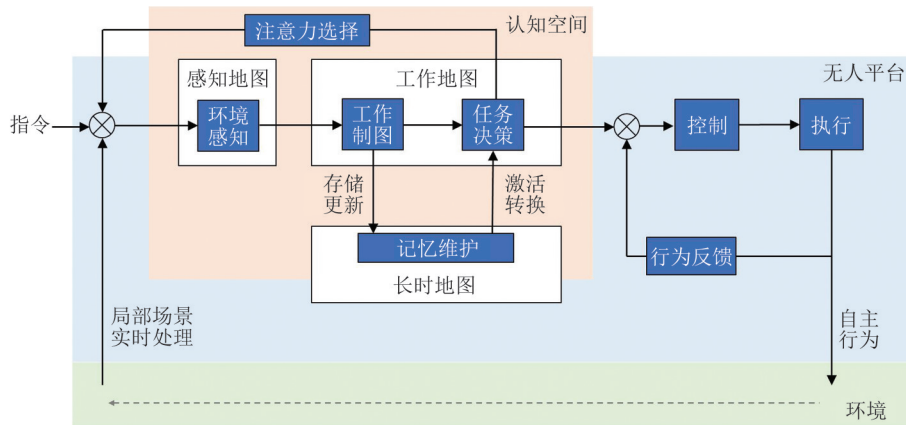


图 2 机器地图测制用一体交互过程

Fig. 2 Integrated Sensing, Mapping and Decision-Making Process of Machine Maps

知周边环境数据,根据环境变化动态调整认知空间的输入;同时,无人平台根据认知空间输出,并结合运动姿态和作业行为的反馈数据,实时调整自我控制策略,实现无人平台自主控制和运动。

与环境加工处理相关的步骤包括:(1)注意力约束的环境感知,即在特定的时刻、空间位置和任务约束下,通过特征提取、实体识别和关系推断,实现注意力约束下的环境实时感知和解读。(2)工作制图,即实现无人平台的自我定位和环境制图,涉及定位与视图转换、坐标系转换、感知地图与工作地图的对齐与融合等计算。(3)记忆维护,即工作地图与长时地图之间的信息交换与传递,涉及地图匹配、地图存储、情境激活和尺度转换与综合等计算。(4)任务决策,即实现空间分析或任务推理,涉及空间定位、空间分析和任务推理等计算。

2.4 持续自主学习过程

为了提高无人平台在真实的开放环境中的自主性,无人平台需要像人类一样,具备一定的

知识学习能力和环境适应能力。因此,持续自主学习旨在学习人类观察环境、制作地图和使用地图的行为和经验,不断把空间知识、经验、规则在计算中进行迭代、转换,形成无人平台长期“记忆认知”,以提升无人平台环境认知的智能化水平。其中涉及两个核心问题:一是自主学习,即自主确定学习内容,以及采用的学习方法;二是持续机制,即如何记录、维持、更新学习状态,包括测制用的关键信息处理过程的参数更新,以及可以习得的环境知识的归纳积累。

针对自主性和持续性,本文借鉴基于新颖性检测的持续学习框架^[42]来设计持续自主学习框架,并参考 LIDA^[43]的分布式记忆学习机制来定义机器地图的学习内容。机器地图的持续自主学习框架从工作地图接收任务相关的感知数据,通过新颖性检测自主发起多任务学习,驱动机器地图记忆模块的学习更新。如图 3 所示,持续自主学习模块接收到注意过滤的感知数据后,由任务管理器创建学习任务队列,组织相应的训练数

据集,通过持续学习更新任务模型。更新模型在部署前必须进行新颖性检测,若发现模型任务性能低于指定阈值,则通过学习规划器创建新的学习任务,构建所需的训练数据。更新模型若性能

达标,通过了新颖性检测,则部署驱动机器地图测制用模型参数的更新和环境空间知识的归纳。整个持续学习的过程可使用模型知识库的存储机制来鼓励不同学习任务之间的知识迁移。

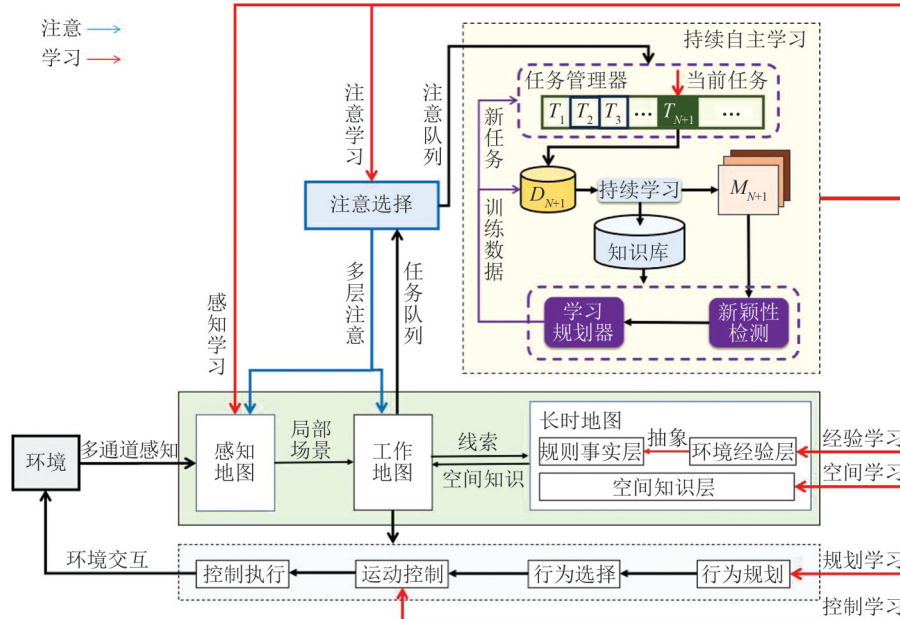


图3 机器地图的持续自主学习过程模型

Fig. 3 Continuous Autonomous Learning Process Model of Machine Maps

持续自主学习模块主要包括感知学习、注意学习、经验学习、空间学习、规划学习和控制学习6类学习程序。感知学习是改善无人平台从环境观测数据中提取特征、实体及其关系的准确性和泛化性能的过程,旨在提高无人平台从环境观测数据中提取环境要素概念语义的能力。注意学习是改善视觉显著性、重要性、相关性、异常等显著性检测结果、提高其准确性与相关性的过程,旨在改善无人平台对显著信息要素的选择过滤,提高对环境观测数据进行信息加工的有效性。经验学习是从无人平台外部或自身与环境交互的历史数据中获得环境描述及其交互方式等环境经验的过程。空间学习是从无人平台与环境交互中获得要素空间分布、环境通行情况以及空间结构等空间知识的过程,用于定位、寻找、空间分析等任务。规划学习是从无人平台与环境交互中学习一组任务相关、可靠的候选行为的过程,通过候选任务情境、动作步骤和预期结果,作为支持空间行为决策的初始方案。控制学习是从无人平台与环境交互中获取与行为方案相应的运动控制参数的过程,是从抽象的行为方案生成运动指令的基本条件参数。

3 可行性分析

3.1 测制用一体交互过程的模拟实验

为测试机器地图测制用一体交互过程的有效性,本文以无人平台自主导航实验为例,对设计的交互过程进行可行性探讨。该实验包含3组对比方案:强化学习方案(方案1)、通用导航模型(general navigation model, GNM)方案(方案2),以及全局信息增强的通用导航模型(GNM+全局信息)方案(方案3)。其中,方案1侧重建立当前观测图像、目标图像与智能体动作之间的关系来实现导航决策。方案2将当前观测图像、目标图像编码为感知地图隐式目标,工作地图基于该隐式目标输出对应的空间行为,从而实现导航决策。方案3参照图2测制用一体交互过程,使用隐式目标模型模拟环境感知和工作制图过程,在自主探索的过程中通过逐步构建场景拓扑图(图节点是当前观测图像、目标图像以及环境知识,图边的权重是时序距离)来模拟长时地图记忆,并采用A*搜索子目标算法来模拟任务决策过程。

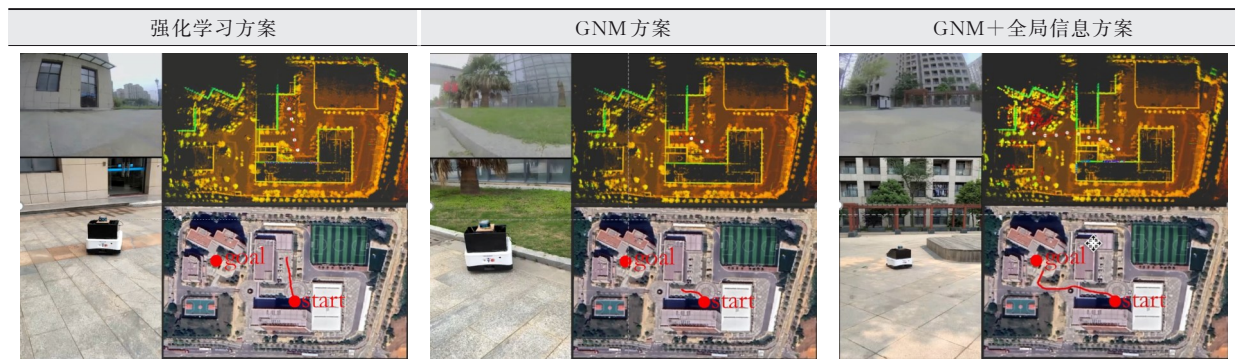
3种方案的实验结果见表3,可以看出:(1)方案1需要基于虚拟环境进行大量训练来学习、适应复杂环境,这种基于模拟器大样本训练的方案

对于未知环境中的动态特性适应能力有限。因此,方案 1 在实际部署时,出现了导航大方向错误、撞墙这类导航行为。(2)方案 2 利用感知环境的物理结构相似性这一特征来加速对新环境的探索,且基于工作地图提供的任务对象语义和特征信息,对当前感知对象和任务对象进行相似性度量,从而维持了探索大方向的准确性。但是由于缺乏长时地图提供的对象间拓扑关系和情景信息表示,导航中误判当前感知信息与目标信息之间的关系,从而导致中间撞到路侧设施。(3)方

案 3 基于隐式目标模型的时间预测步长与顶视图的地理空间启发,在逐步探索的过程中构建长时拓扑地图,以提供全局化、鲁棒性强的全局环境表征。这种全局信息的加入不仅能够为导航算法的子目标点选择提供场景先验信息;同时,长时地图的拓扑结构能够辅助智能体确认当前位置与目标地标之间的关系,能在导航算法陷入困境(死胡同、不可跨障碍物、不可通行区域)时提供返回机制。因此,方案 3 在子目标点的选择上更为合理可靠,成功实现长距离导航至目标点。

表 3 不同实验方案的导航结果

Tab. 3 Navigation Results of Different Protocols



3.2 任务驱动的工作地图模拟实验

工作地图一方面实时级联更新环境观测解译的数据,一方面聚焦任务从长时地图中检索和激活各类已有的地图数据,以满足任务决策的全信息需求。本文实验以 Hydra^[44]空间感知引擎为建模基础,开展以工作地图为核心的 3 种类型地图的模拟实验和可行性探讨。

Hydra 的空间感知引擎可以满足工作地图的高动态性、局部/全局统一以及高精度的特点,但不适配本文的“感知-工作-长时地图”架构,特别是工作地图任务相关性特点。因此,对 Hydra 进行了下述两个方面的改造:(1)对三图的模拟,使用 Hydra 的点云和语义感知模块模拟感知地图,记录前一次观测获得的 2~5 层信息来模拟长时地图;(2)以时态相关性、空间相关性、语义相关性计算为基础,建立聚焦情境和任务的实时地图来模拟工作地图。特别地,在情境和任务相关性计算方面,以无人平台在室内场景下搜索特定语义类别的目标为背景,结合无人平台在场景中的运行轨迹和要素分布情况设计关联算法,实现环境要素(Objects 和 Places)和无人平台主体之间的关联计算,整体思路如图 4 所示。

图 5 展示了基于任务相关性的工作地图建模

的效果图,结果表明,结合无人平台应用任务,通过环境要素-无人平台关联算法,可以提取出无人平台任务相关性较高的环境要素,例如环境中的 Objects 数量,无任务条件下是 120 个(图 5(a)),有任务条件下则是 58 个(图 5(b));无任务条件下的 Places 数量是 1 944 个(图 5(c)),有任务条件下的 Places 数量是 737 个(图 5(d))。实验结果一定程度上反映出工作地图基于任务关联性对环境要素的选取机制,凸显了工作地图对任务的聚焦,大规模场景中能够有效降低算法所需的地图数据量,具备提高决策的效率和效果的潜力。

4 结 语

本文立足机器地图的概念模型,从“三图”环境表达结构、测制用一体交互过程以及持续自主学习过程 3 个方面建立起机器地图的信息加工模型,并通过案例实验对模型的可行性进行分析。机器地图信息加工模型的结构和运作机制的阐释,可以为相关领域无人平台环境认知系统研制和技术集成提供基本框架。

需要说明的是,机器地图信息加工模型作为一种逻辑架构模型,融合了人类环境认知原理和现有各类机器环境认知技术的人机各自优势。

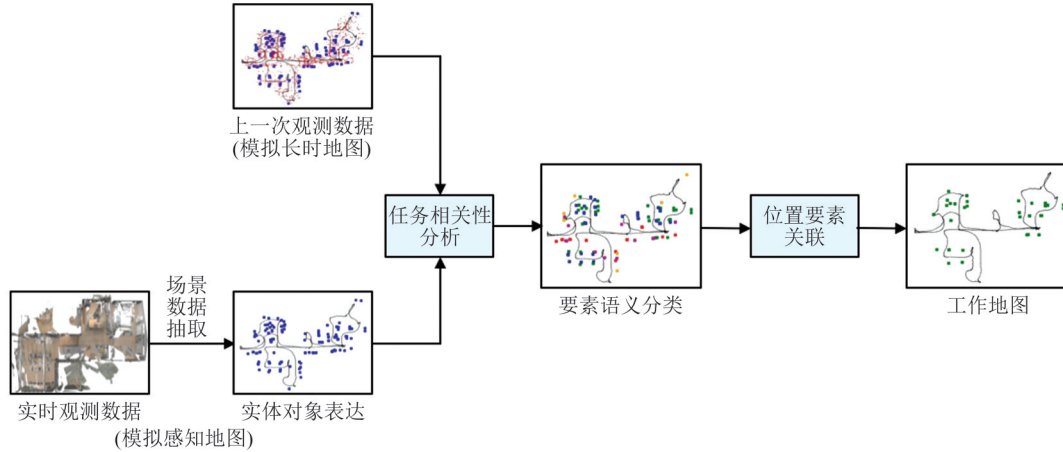


图4 基于Hydra的工作地图建模与可行性验证方案

Fig. 4 Working Map Modeling and Feasibility Verification Scheme Based on Hydra

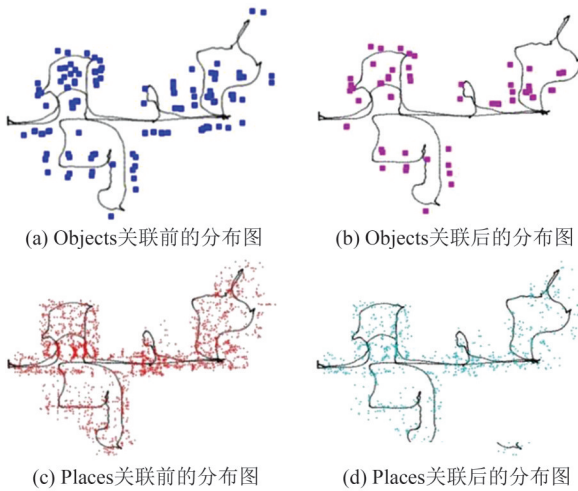


图5 基于任务相关性的工作地图制图效果比较

Fig. 5 Comparison of Task-Based Working Map

信息加工模型并不独立于SLAM、BEV、高精地图、自动驾驶等领域的关键技术:一方面,信息加工模型瞄准了现有技术在环境表达、环境信息交互处理以及学习能力不足等问题,引入空间认知理论,旨在补齐短板以对标人类环境信息加工的水准。另一方面,相较于现有的各类技术和系统,机器地图信息加工模型在环境表达、交互过程和自主学习方面具有一定的抽象性、普适性和跨域共通性,且在信息处理结构、持续学习能力方面更具有优势。

由于机器地图本身是一个多学科交叉的复杂问题,选择合适的任务与场景进行原型实验验证,以及通过不断的实验和优化寻找机器环境认知的最优机制和计算模型,是今后需要突破的关键难题。希望本文的研究能够引起同行对机器地图理论与建模技术的关注,进一步推动机器地图的研究深化和应用。

参 考 文 献

- [1] Wong C, Yang E F, Yan X T, et al. Autonomous Robots for Harsh Environments: A Holistic Overview of Current Solutions and Ongoing Challenges [J]. *Systems Science and Control Engineering*, 2018, 6(1): 213-219.
- [2] Madl T, Chen K, Montaldi D, et al. Computational Cognitive Models of Spatial Memory in Navigation Space: A Review[J]. *Neural Networks*, 2015, 65: 18-43.
- [3] Liu Jingnan, Wu Hangbin, Guo Chi, et al. Progress and Consideration of High Precision Road Navigation Map [J]. *Strategic Study of CAE*, 2018, 20(2): 99-105. (刘经南, 吴杭彬, 郭迟, 等. 高精度道路导航地图的进展与思考[J]. *中国工程科学*, 2018, 20(2): 99-105.)
- [4] Ziegler J, Bender P, Schreiber M, et al. Making Bertha Drive: An Autonomous Journey on a Historic Route [J]. *IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine*, 2014, 6(2): 8-20.
- [5] Yin Zhangcai, Qi Ruyu, Ying Shen. Information Transmission Model of High Definition Map for Autonomous Driving [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2023, DOI: 10.13203/j.whugis20230135. (尹章才, 齐如煜, 应申. 自动驾驶高精地图的信息传输模型[J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2023, DOI:10.13203/j.whugis20230135.)
- [6] Xu Lianrui, You Xiong. A Task-Driven Perspective on the Status and Development of Machine Map [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2023, DOI: 10.13203/j.whugis20220578. (徐连瑞, 游雄. 机器地图及其概念模型[J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2023, DOI: 10.13203/j.

- whugis20220578.)
- [7] McClelland J L. The Place of Modeling in Cognitive Science[J]. *Topics in Cognitive Science*, 2009, 1(1): 11-38.
- [8] Beeson P, Modayil J, Kuipers B. Factoring the Mapping Problem: Mobile Robot Map-Building in the Hybrid Spatial Semantic Hierarchy[J]. *The International Journal of Robotics Research*, 2010, 29(4): 428-459.
- [9] Barrera A, Cáceres A, Weitzenfeld A, et al. Comparative Experimental Studies on Spatial Memory and Learning in Rats and Robots[J]. *Journal of Intelligent and Robotic Systems*, 2011, 63(3): 361-397.
- [10] Yu Naigong, Yuan Yunhe, Li Ti, et al. A Cognitive Map Building Algorithm by Means of Cognitive Mechanism of Hippocampus[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2018, 44(1): 52-73. (于乃功, 苑云鹤, 李侗, 等. 一种基于海马认知机理的仿生机器人认知地图构建方法[J]. *自动化学报*, 2018, 44(1): 52-73.)
- [11] Martin L, Jaime K, Ramos F, et al. Bio-inspired Cognitive Architecture of Episodic Memory [J]. *Cognitive Systems Research*, 2022, 76: 26-45.
- [12] Laird J. The Soar Cognitive Architecture [M]. Cambridge, Mass: MIT Press, 2012.
- [13] Anderson J R, Bothell D, Byrne M D, et al. An Integrated Theory of the Mind[J]. *Psychological Review*, 2004, 111(4): 1036-1060.
- [14] Vernon D, von Hofsten C, Fadiga L. The iCub Cognitive Architecture [M]//Vernon D, von Hofsten C, Fadiga L. A Roadmap for Cognitive Development in Humanoid Robots. Berlin, Heidelberg: Springer, 2010: 121-153.
- [15] Franklin S, Madl T, D’Mello S, et al. LIDA: A Systems-Level Architecture for Cognition, Emotion, and Learning[J]. *IEEE Transactions on Autonomous Mental Development*, 2014, 6(1): 19-41.
- [16] O’Reilly R C, Hazy T E, Herd S A. The Leabra Cognitive Architecture: How to Play 20 Principles with Nature [M]// Chipman S E F. The Oxford Handbook of Cognitive Science. New York: Oxford University Press, 2016.
- [17] Jiménez J P, Martin L, Dounce I A, et al. Methodological Aspects for Cognitive Architectures Construction: A Study and Proposal [J]. *Artificial Intelligence Review*, 2021, 54(3): 2133-2192.
- [18] Mur-Artal R, Montiel J M M, Tardós J D. ORB-SLAM: A Versatile and Accurate Monocular SLAM System[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2015, 31(5): 1147-1163.
- [19] Campos C, Elvira R, Rodríguez J J G, et al. ORB-SLAM3: An Accurate Open-Source Library for Visual, Visual-Inertial, and Multimap SLAM [J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2021, 37(6): 1874-1890.
- [20] Hornung A, Wurm K M, Bennewitz M, et al. OctoMap: An Efficient Probabilistic 3D Mapping Framework Based on Octrees[J]. *Autonomous Robots*, 2013, 34(3): 189-206.
- [21] Mildenhall B, Srinivasan P P, Tancik M, et al. NeRF: Representing Scenes as Neural Radiance Fields for View Synthesis[C]//The 16th European Conference on Computer Vision, Glasgow, UK, 2020.
- [22] Schops T, Sattler T, Pollefeys M. SurfelMeshing: Online Surfel-Based Mesh Reconstruction [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2019, 42(10): 2494-2507.
- [23] Garg S, Sünderhauf N, Dayoub F, et al. Semantics for Robotic Mapping, Perception and Interaction: A Survey [J]. *Foundations and Trends in Robotics*, 2020, 8(1/2): 1-224.
- [24] Rosinol A, Violette A, Abate M, et al. Kimera: From SLAM to Spatial Perception with 3D Dynamic Scene Graphs[J]. *International Journal of Robotics Research*, 2021, 40(12/13/14): 1510-1546.
- [25] Tourani A, Bavle H, Sanchez-Lopez J L, et al. Visual SLAM: What are the Current Trends and What to Expect?[J]. *Sensors*, 2022, 22(23): 9297.
- [26] Bavle H, Sanchez-Lopez J L, Cimarelli C, et al. From SLAM to Situational Awareness: Challenges and Survey[J]. *Sensors*, 2023, 23(10): 4849.
- [27] Sridevi M, Sugirtha T, Kiran B R, et al. Localization and Mapping for Autonomous Driving[M]//Joseph L, Mondal A K. Autonomous Driving and Advanced Driver-Assistance Systems (ADAS). Boca Raton: CRC Press, 2021: 411-436.
- [28] Shimada H, Yamaguchi A, Takada H, et al. Implementation and Evaluation of Local Dynamic Map in Safety Driving Systems[J]. *Journal of Transportation Technologies*, 2015, 5(2): 102-112.
- [29] Scholtes M, Westhofen L, Turner L R, et al. 6-Layer Model for a Structured Description and Categorization of Urban Traffic and Environment [J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 59131-59147.
- [30] Jiang K, Yang D G, Liu C R, et al. A Flexible Multi-layer Map Model Designed for Lane-Level Route Planning in Autonomous Vehicles[J]. *Engineering*, 2019, 5(2): 305-318.

- [31] Liu R, Wang J L, Zhang B Q. High Definition Map for Automated Driving: Overview and Analysis[J]. *Journal of Navigation*, 2020, 73(2): 324-341.
- [32] Ebrahimi S B, Razzaghpour M, Valiente R, et al. High Definition Map Representation Techniques for Automated Vehicles [J]. *Electronics*, 2022, 11(20): 3374.
- [33] Elluswamy A. Occupancy Networks [C]//CVPR 2022 Workshop on Autonomous Driving, New Orleans, Louisiana, USA, 2022.
- [34] Hu Y H, Yang J Z, Chen L, et al. Planning-Oriented Autonomous Driving [C]//IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Vancouver, Canada, 2023.
- [35] Li D Y, Gao H B. A Hardware Platform Framework for an Intelligent Vehicle Based on a Driving Brain[J]. *Engineering*, 2018, 4(4): 464-470.
- [36] Jia Fenli, Yang Jian, You Xiong, et al. The Cognitive Logic and Map Construction Model of Machine Maps[J]. *National Remote Sensing Bulletin*, 2023, DOI:10.11834/jrs.20233066. (贾奋励, 杨剑, 游雄, 等. 机器地图的认知逻辑与建图模型[J]. 遥感学报, 2023, DOI:10.11834/jrs.20233066.)
- [37] Vernon D. Artificial Cognitive Systems: A Primer [M]. Cambridge, Massachusetts: The MIT Press, 2014.
- [38] Atkinson R C, Shiffrin R M. Human Memory: A Proposed System and Its Control Processes[J]. *Psychology of Learning and Motivation*, 1968, 2: 89-195.
- [39] Raubal M. Human Wayfinding in Unfamiliar Buildings: A Simulation with a Cognizing Agent [J]. *Cognitive Processing*, 2011, 2:363-388.
- [40] Fuster J M. Physiology of Executive Functions: The Perception-Action Cycle [M]//Stuss D T. Principles of Frontal Lobe Function. Oxford: Oxford University Press, 2002: 96-108.
- [41] Li Deyi, Yin Jialun, Zhang Tianlei, et al. Four Most Basic Elements in Machine Cognition[J]. *China Basic Science*, 2023, 25(3): 1-10. (李德毅, 殷嘉伦, 张天雷, 等. 机器认知四要素说[J]. 中国基础科学, 2023, 25(3): 1-10.)
- [42] Liu B, Mazumder S, Robertson E, et al. AI Autonomy: Self-initiated Open-World Continual Learning and Adaptation [J]. *AI Magazine*, 2023, 44(2): 185-199.
- [43] Kugele S, Franklin S. Learning in LIDA [J]. *Cognitive Systems Research*, 2021, 66: 176-200.
- [44] Hughes N, Chang Y, Carlone L. Hydra: A Real-Time Spatial Perception System for 3D Scene Graph Construction and Optimization [C]//Robotics: Science and Systems XVIII, New York, USA, 2022.