

感知-协同融合计算：群智能体决策与控制

关键词：感知-协同融合 智能协同 群智能体

吴巍炜 傅忱忱 吕妍 单冯
东南大学

背景与趋势

近几十年来，人类的生产和生活方式发生了非常重大的变化，凸显了对远程和自动化过程的需求。人工智能领域在近些年虽有很大进步，但大都集中在数字人工智能领域。关于能和生物体一样执行日常任务的实体人工智能（Physical Artificial Intelligence, PAI）的研究进展相对缓慢。比如，操控机器人在生产制造中与人类进行安全的交互和配合，控制物体在不可预测的复杂环境中自主移动等。

可以预见，未来实体人工智能将在制造、物流、服务领域得到广泛应用。但正如瑞士联邦材料科学实验室和伦敦帝国理工学院的研究人员在《自然·机器智能》（*Nature Machine Intelligence*）上合作发表的文章^[1]所指出的，当前实体人工智能的发展仍受限于多个学科及其交叉融合技术的发展，在底层的感知源获取和上层的计算协同与自适应响应方面仍然有很大的不足。例如，在软体机器人学领域，在结构设计和感知器设计方面已有较多研究，但受限于其结构和材料，在软硬件计算能力和信息的智能处理方面还有比较大的进步空间；在仿生机器人学领域，如何利用自身机体的物理和计算特征模拟生物体，配合中枢大脑的计算能力，在未知的动态环境中维持稳态和自动执行任务仍然存在很大的挑战。

为早日实现实体人工智能的广泛应用，需要从

材料、机械、生物、化学等多学科交叉角度克服感知能力的限制，也需要以计算协同的方式突破感知融合方面的瓶颈。以智能生产线为例，单一传感器不足以为生产线提供充足、准确、可靠的信息，通常的做法是通过组合多类型、多模态的感知设备来提高生产线精准、安全操作的能力。另一方面，单体人工智能所能应对的日常任务相对有限，需要利用多个或群智能体间的协同以实现复杂的任务。在很多应用领域中，群智能体的协作都面临高精度、高实时、高通量的需求。例如，在物流自动引导运输车（Automated Guided Vehicle, AGV）领域，众多AGV车辆共同完成工厂环境的物料转移，其中既涉及单体的路线执行，也涉及多体的信息交互和协同决策，以应对时序化移动、路线交错执行、差异化任务分配等实际生产需求；在大型生产线上，众多异构机器人承担不同的角色，需要完成单体精确控制、多体协同控制、工序流程的配合等实际生产需求。在这些应用领域，不论是单体人工智能还是多体人工智能，都存在数字物理世界感知难、协同计算过程融合难、高复杂性环境实时决策难这三大方面的问题和挑战。

针对以上挑战，一种可能的思路是着重突破单一机体结构、感知能力的瓶颈，以实现智能感知方面的跨越，但这往往受限于材料、化学等基础科学的限制，无法一蹴而就。另一种比较可行的思路是

通过多种感知设备源的感知融合，基于学习的方式实现机体、感知、控制、决策执行的协同进化，这里称为感知-协同融合计算。

未来十年，人工智能社区的一大重要发展趋势正是实现机体形态、感知与智能控制系统方面的共同进化。我国2018年发布的《新一代人工智能发展规划》将“群体智能”列为新一代人工智能的六个重点发展方向之一。其中，群体智能的主动感知与发现、协同与共享作为两个重要的研究方向，可以支撑群智数据-知识-决策自动化的完整技术链条的形成。在智能制造领域，《中国制造2025》规划将“推动重点领域智能转型”列为十大重点任务之一，试点建设数字化车间/智能工厂，在传统制造业推广应用数字化技术、系统集成技术、智能制造装备。针对这些民生和国家战略需求，感知-协同融合计算可有效推动各学科发展，提升实体人工智能，有利于实现从感知智能到认知智能的跨越，助力我国在智能制造领域和人工智能领域取得领先地位。

感知-协同融合计算

感知一般是指利用感知设备对客观存在的信息或对象进行观测和采样，获得时间或空间维度上的数据。协同是指通过各智能体间的通讯、合作、互解、协调、调度、管理及控制来表达系统的结构、功能及行为特性。

基于以上概念，我们将感知-协同融合计算定义为：面向快速计算、精准控制、柔性生产等应用场景需求，通过研究人机物协同机理，构建端边云协同的软硬件一体化架构，融合多源多模态的时空信息，利用感知-协同融合计算方法及多维跨域协作策略满足高精度、高实时、高通量的应用要求，实现实体人工智能在行业应用中的实质性发展。

在该计算架构下，相关核心工作主要包括感知融合计算和多智能体协同两方面。其中，感知融合计算在计算架构设计、感知交互策略和数据融合方法上已经有了较多的成果；多智能体协同在研究各

智能体间的通讯、合作、调度、控制方法等方面也有不少成功的探索。而感知-协同融合计算在以上两个角度的基础上，更强调将感知、协同和计算深度融合，构建三者间互为因果、相互传播、融合计算的一体化、自适应协同架构，拓展并加深了问题的范围与内涵，提高多系统运行的智能化和自动化水平。

研究挑战与进展

全要素群智协同机理

多源时空信息嵌入：不同感知对象的信息因其多源性、异构性和动态性，通常在时间维度和空间维度上具有极大的差别。如何基于多源时空信息的高维特征，利用图嵌入技术和时序深度学习网络，将多源时间信息和多维空间特征统一表示，最终实现多源时空信息的融合，是我们面临的关键挑战之一。

人机物协同模型：为构建精准的人机物全要素的协同模型，需对不同感知终端的功能、范围、精度、位置等感知能力进行建模，通过刻画人机物的协作关系及其协作能力，并结合环境场景、被感知对象信息构建人机物协同感知模型；同时，需要深入探究人机物关系的复杂性，刻画实时信息、历史数据、专家知识的协同机理，精准构建人机物结构关系与协作关系。

端边云协同计算架构：软硬件一体化的设计架构能够充分利用带宽、系统控制方面的优势，满足高精度、高实时、高通量的应用需求，并在此架构基础上，最终实现端边云一体化协同的目标。为此，需要研究面向空间协调的感知、计算能力的分配，面向传算一体的自适应任务卸载、资源调度策略；此外，需要结合智能体的移动属性和边缘计算节点的部署情况，研究跨边缘节点任务切换策略。

在相关研究方面，微软亚洲研究院^[2]将时空融合策略嵌入到预先定义的概率空间，从而能够对任意多种融合策略进行网络级评估，而不必分别训练它们，极大地提高了针对时空融合策略的分析效率。

约瑟夫·斯特凡研究所 (IJS) 的研究人员^[3]提出了一种具有普适性的人机交互协同框架,通过对人类操作者演示行为的初步学习,将机器的行为演变成一项协作任务,人类协作者可以在任意阶段修改任务执行参数。麻省理工学院的李曙光团队^[4]研发了一种能模拟生物细胞集体迁移的机器人,借鉴生物细胞学现象刻画人机物全要素协作关系及其协作能力,可实现移动、搬运物体及向光刺激移动等复杂行为。德国亚琛工业大学的研究员^[6]提出了一种基于工业物联网的自动化系统架构,该架构将人工智能、云计算、边缘计算等新兴技术引入到生产系统,智能协同控制系统中的机器人、感知设备和生产资产,增强生产系统的灵活性和适应性,从而满足高质量标准和高生产率的需求。

多维跨域协作的感知融合

多传感器融合:对按时间序列获得的多传感器观测数据,研究分析、融合、支配和使用方法,获得对被观测对象的一致性解释与描述,使系统获得更完整、更准确的信息。通过不同级别的融合(如数据级融合、特征级融合和决策级融合等)提取有意义的信息,并保证信息的冗余性、互补性,以及信息处理的实时性、低成本性。

多维动态情境融合:研究如何结合历史信息,融合多侧面、多维度的动态情境(如能量状态、计算能力、通信带宽、关系拓扑、可靠性等),主动地响应环境变化,实现准确、动态、可靠的感知融合。需要对动态的环境信息进行大数据分析,利用机器学习、流式数据处理、增量学习等方法,提高对未来非确定性环境的预测准确度,实现多维动态情境融合。

跨域协作感知融合:研究不同领域的跨域协作,使各领域之间的知识实现互补增强和泛化,从而适应需求多变、感知对象异构性强、突发问题常见等情况。为实现跨域协作感知融合,需根据特定感知任务,准确描述跨域多实体、多人员、多机器的动态协作关系,进而探索情境自适应的群组动态协作感知及融合策略,实现跨域的柔性协作与感知融合。

多传感器融合感知可以有效消除系统的不确定性因素,提供更加可靠的观测结果,目前已经在汽车、机器人、军工等多个领域得到了成功应用。不同传感器获取到的环境信息经过融合处理生成统一的连贯信息,与使用单一类传感器得到的信息相比,融合生成的信息更加可靠^[7]。例如,自动驾驶汽车“特斯拉”普遍配备了多角度摄像头、毫米波雷达以及超声波传感器,通过摄像头信息和雷达感知信息的融合,形成信息互补,从而提供更加可靠的车辆-障碍物距离信息,为车辆实时决策提供支持^[8]。多传感器融合感知的另一个典型应用领域是机器人,主要应用在移动机器人的路径规划和自主避障场景中。机器人通常工作在具有动态不确定性的环境中,因此要求机器人具有精准的环境感知能力以实现可靠的动态避障,而多传感器感知融合技术可以有效提高机器人的系统感知能力^[9]。拥有多传感器的机器人可以利用传感器之间的互补合作特性获得环境动态变化的完整信息,并对外部环境做出实时响应。目前,配备激光雷达、深度摄像头、广角摄像头等多型传感器的“波士顿动力狗”机器人已经实现了在工地、仓库等动态环境中的实时避障和安全导航^[10]。

群智能体智能决策与控制

分布式学习:群智能体往往处于分散、低连通环境,为实现高效率协同,需要结合人机高实时交互控制方法及分布式环境的动态演进学习等关键技术,实现低延迟、快收敛的分布式学习技术。并且,由于智能体处于相对独立的状态和智能水平,需要通过交互方式沟通信息、提升智能水平,需研究交互式学习机理和知识迁移技术,探索融合协作、博弈、竞争、对抗等特征的群智能体分布式学习模型。

自适应学习:为应对智能体所在的非结构化环境中存在的大量非确定性,需要利用马尔可夫过程、概率分析等方法,提取非确定性环境下离散事件动态系统的状态空间,获取时空关系演变规律。同时,需要利用强化学习、迁移学习、自动机器学习等方法实现自适应的学习过程,提升智能体应对复杂环

境的智能水平，实现自适应的学习演进。

智能协同控制与决策：为保证高精度的协同控制，需在保证灵活性、稳定性的前提下，从机械结构、材料、运动控制、系统保护等不同角度提高分布式机器控制的精度。为实现高可靠、低时延的反馈响应，需要设计自组织、一体化的群智能体协同方式。此外，需要设计群智能体协同控制策略，实现协同过程的快速收敛。

针对群智能体智能决策与控制问题，目前有一些相关的研究进展，如迁移学习、联邦学习、强化学习、多智能体深度强化学习等。澳大利亚伍伦贡大学的研究人员^[11]基于迁移学习中迁移成分分析模型设计了跨域视觉识别的新型无监督域适应方法。联邦学习由谷歌^[12]最先提出，是一种分布式机器学习方法，它能够在分散的大型数据语料库上进行模型训练，通过多设备协作开展高效率学习。谷歌 DeepMind 的研究人员^[13]基于生物系统的自组织机制，例如人类能够模仿他人的行为，探索了仅从第三人称视觉模仿操作轨迹的可能性，提出了基于视觉的强化学习模型，赋予了智能体更强的学习能力和自适应能力。Kilobots 机器人的创始团队^[14]受到多细胞组织和复杂动物组织结构启发，通过大量有限和不可靠的个体的相互作用，设计出有效的分布式交互机制，实现了大规模机器人鲁棒的自组织协作行为，包括集聚、成型、动态变换等。DeepMind 在《自然》(Nature)杂志上发表的论文^[15]中，让多智能体在即时战略电子游戏中利用智能

体间的协作与博弈，从而掌握策略、理解战术。

典型应用

智能巡检

智能巡检是指通过集成各类摄像头、无人机、机器人及场景模型等，利用 AI 技术对目标场景的设备状态、人员安全、动态信息等进行智能监控、数据分析和实时预警，提高监管效率，减少人力成本，可广泛应用于电力巡检、公路巡检、警用安防、石油管道巡检、生态保护、环境监测、森林防火、应急侦测等行业。2020 年初，由波士顿动力公司开发的 Spot 机器狗在挪威海斯卡夫油田巡检 Aker BP 公司的油气生产船，监测碳氢化合物泄漏情况，收集数据并生成报告。2014 年起，我国国家电网以十个试点省份为基础，在山东及武汉开展无人机检测基地，建立专门的无人机培训中心，同时在各地方巡检公司组建无人机巡检班组。近年来，无人机在特高压线路巡检中，成功从解决有无问题开始慢慢转换到提高效率的方向。

我们提出了地空群智能体感知协同融合框架（见图 1）。在端设备上，通过赋予智能体环境感知、计算、端融合能力，实现端设备自主式集成化的感知融合计算。在集群控制上，通过赋予边设备 / 控制中心多智能体高效通信、场景感知、任务解析执行、智能协同决策能力，实现群智能体一体化的感知 - 协同计算。针对不同的应用场景，该框架能够支持群智能体的快速适配、自主决策、协同计算，以应对非结构化、高动态性环境带来的决策、控制、协同方面的挑战。

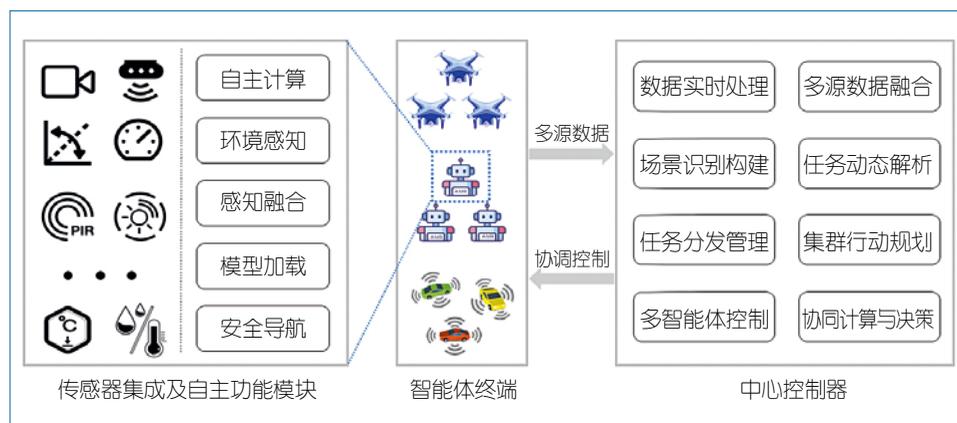


图1 地空群智能体感知协同融合框架

基于这个框架,我们针对智能巡检中的编队协同问题设计并开源了多无人机协同仿真控制平台 CoUAS^[16],支持无人机集群的编队控制、任务解析、仿真模拟、真机飞行。该平台允许第三方通过树莓派等开发板接入异构的无人机机型,自定义任务规划模块,控制无人机群协同策略和任务执行,借助功耗预测功能模块评估任务执行的可行性,并在实时飞行过程中处理偏航等异常状态,实现集群协同飞行和目标检测。同时,为了进一步提升目标和场景识别的准确率,我们结合多传感器设备和高精传感技术,融合多模态数据,学习主动移动和改变视角的策略,精准控制智能体进行超低时延响应和广域协同,实现对被观测目标或场景更快速、更准确的识别。在“面向城市精准管理的新型群智感知技术及应用”国家重点研发项目支持下,我们还基于该框架,在地铁环境中搭建了多源传感器数据融合平台,结合感知融合和机器人协同巡检开展了异常检测、天气预测、人流预测和疏导等工作。

智能生产

智能生产是指将物联网、云计算、大数据等新一代信息技术与工业系统全方位深度融合所产生的生产方式,是生产智能化、网络化、柔性化发展的关键。工业互联网是实现智能生产的重要基础设施,正得到越来越多的关注。从宏观层面上看,智能生产需要将生产各环节中的人、机、料、法、环有机组合在一起,使得各要素相互配合。从微观层面上看,工业无人系统日益普及,众多无人系统实现群智智能,进行协作生产已经日渐主流且日益重要。这两方面都离不开感知协同与群智智能的支持。

在“面向工业互联网的智能云端协作关键技术及系统”国家重点研发项目与“工业互联网体系结构及关键技术研究”国家自然科学基金重点项目的支持下,我们正在开展工业互联网与感知-协同融合计算框架结合的应用。在宏观层面,我们提出了“智感、迅知、效联、谐控”的智能生产协作平台架构,协调各个生产要素之间的合作。我们提出利用新型传感技术,实现各生产要素的全面深度感知;通过实时联网传

输,解决各要素之间的可靠通信;通过快速计算处理和高级建模,做到分析和协调各生产要素的协同生产。通过上述步骤,在智能制造领域将工业互联网与感知协同框架有机融合。在微观层面,我们基于感知-协同融合计算的理念,针对工业无人系统高动态性的特点,提出基于距离感知和运动预测的低延迟路由切换机制;研究适合高动态高密度的工业无人系统集群的网络协议,通过感知动态网络并保持网络骨干稳定,可以支持各无人系统之间协作生产需要的低延时网络通信,从而实现一个与新型工业智能生产环境适配的网络。

智能物流

智能物流是指通过信息处理和网络通信技术平台,将智能体、射频识别、传感器、全球定位系统等人工智能技术应用于物流业运输、仓储、配送、包装、装卸等环节,实现货物运输过程的自动化运作和效率优化管理。在该领域中,通过将 AGV、自主移动机器人(Autonomous Mobile Robot, AMR)和多种传感器结合,利用磁条导航、惯性导航、激光无轨导航、差分 GPS、移动避障等技术,实现多体自主货物识别、路线规划及精准搬运的任务。经过几年的迅猛发展,AGV 已经成为智能物流领域不容忽视的新兴产业,尤其在智能仓储中起着举足轻重的作用。

1954年,世界上首台 AGV 在位于美国南卡罗莱纳州的 Mercury Motor Freight 公司的仓库内投入运营,实现了出入库货物的自动搬运。2012年亚马逊以超过7亿美金的价格收购了 Kiva 机器人公司,并将其机器人应用于仓库货物搬运,通过机器人搬运货架的“货到人”方式提高了分拣人员的分拣效率。Kiva 系统综合了定位技术和多设备协同路径规划策略^[17],保证在货物搬运的过程中每个机器人都可以实时接收云端指令,快速、可靠、无碰撞地穿梭在密集的仓库中,并按照指令搬运货物。针对大型仓库中动辄需要成百上千台机器人进行协同工作的需求,Kiva 系统设计了高效的多智能体协同机制,在快速计算协作路径的基础上避免机器人碰撞和堵

塞，并且在电量过低时，机器人会自动脱离中央控制器的指令，自行回到充电站充电。

针对开放空间中的智能车自主巡航问题，基于群智能体感知协同融合计算的理念，我们开展了无人车/无人机自主避障和实时建模方面的研究，通过提升车载平台的运算能力和算法计算效率，实现了决策效率和准确率的综合提升。一方面，对于周边环境进行实时感知、融合、计算，我们实现了3D地图实时建模的功能，提高了后续巡航的规划效率；另一方面，基于特定的需求（如路线安全优先、路径效率优先或驾驶成本优先等），通过距离场的快速构建，计算最优的规划路径。

总结与展望

感知-协同融合计算是实体人工智能的重要演进方向之一，在智能制造、智能生产、智能物流等领域快速发展的背景下，这一趋势显得尤为突出。其主要特点是通过异构、多维、跨域协作的感知融合，获得可靠、安全、准确的有效信息，构建满足高精度、高实时、高通量需求的端边云一体化计算架构，利用智能体分布式学习和自适应学习的能力，协同实现多智能体的控制与决策。

未来，随着5G和更快速网络的不断发展，真正实现高通量和高实时需求的车联网时代将会到来。当感知数据传输和车车通信不再成为瓶颈时，感知-协同融合的框架会更好应用车车联网中。随着定位精度、控制精度、感知精度、路径规划方法、软硬件协同计算能力和多智能体协同控制策略的不断发展，为契合生产应用中不断降低人力成本、资源成本的需求，空地协同的无人巡航系统会被广泛应用到电力巡检、交通监测、灾害救援、地质勘测、边境检控等领域。在更远的未来，随着增强现实(AR)技术的成熟，可以实现虚实结合的机器人远程控制，结合数字化生产、数字孪生技术构建信息物理世界，重塑智能制造过程。相信随着各种相关交叉学科的推进和感知融合、群智协同技术的发展，感知-协同融合计算将有效助力实体人工智能在生产生活各个领域得到广泛应用。 ■

致谢：本文工作得到国家重点研发计划(2019YFB2102200)、国家自然科学基金(61902062、62072101、61972086)的支持。



吴巍炜

CCF 专业会员、网络与数据通信专委会委员。东南大学教授。主要研究方向为群智计算、物联网与大数据、多智能体系统、无人系统等。
weiweiwu@seu.edu.cn



傅忱忱

CCF 专业会员、容错计算专委会委员。东南大学副教授。主要研究方向为无线网络、深度神经网络、目标检测与追踪、算法设计与优化、智能物联网等。
chenchen_fu@seu.edu.cn



吕妍

CCF 专业会员。东南大学副教授。主要研究方向为大数据分析及可视化、时空数据挖掘、智慧城市计算等。
lvyanly@outlook.com



单冯

CCF 专业会员。东南大学副教授。主要研究方向为物联网、无线网络、无人系统集群协作、算法设计与分析等。
shanfeng@seu.edu.cn

参考文献

- [1] Miriyev A, Kova M. Skills for physical artificial intelligence[J]. *Nature Machine Intelligence*, 2020, 2(11): 658-660.
- [2] Zhou Y, Sun X, Luo C, et al. Spatiotemporal fusion in 3D CNNs: A probabilistic view[C]// *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2020: 9829-9838.
- [3] Nemeč B, Likar N, Gams A, et al. Human robot cooperation with compliance adaptation along the motion trajectory[J]. *Autonomous Robots*, 2018, 42 (5): 1023-1035.
- [4] Li S, Batra R, Brown D, et al. Particle robotics based on

- statistical mechanics of loosely coupled components[J]. *Nature*, 2019, 567(7748): 361-365.
- [5] Liu L, Li H, Marco Gruteser. Edge assisted real-time object detection for mobile augmented reality[C]// *MobiCom '19: The 25th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking*. 2019.
- [6] Brecher Christian, Buchsbaum M, Storms S. Control from the cloud: Edge computing, services and digital shadow for automation technologies[C]//2019 International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2019: 9327-9333.
- [7] Elmenreich W. An Introduction to Sensor Fusion. Vienna University of Technology; Vienna[R]. Austria: 2002. Research report.
- [8] Kocić J, Jovičić N, Drndarević V. Sensors and sensor fusion in autonomous vehicles[C]//2018 26th Telecommunications Forum (TELFOR). IEEE, 2018: 420-425.
- [9] Wang S, Xu G, Liu T, et al. Robust Real-time Obstacle Avoidance of Wheeled Mobile Robot based on Multi-Sensor Data Fusion[C]//2021 IEEE 5th Advanced Information Technology, Electronic and Automation Control Conference (IAEAC). IEEE, 2021: 2383-2387.
- [10] Bjelonic M, Grandia R, Harley O, et al. Whole-Body MPC and Online Gait Sequence Generation for Wheeled-Legged Robots[OL]. (2021-06-06). <https://arxiv.org/pdf/2010.06322.pdf>.
- [11] Zhang, Jing, Wanqing Li, and Philip Ogunbona. "Joint geometrical and statistical alignment for visual domain adaptation." *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*. 2017.
- [12] Bonawitz, Keith, et al. "Towards federated learning at scale: System design." *arXiv preprint arXiv:1902.01046* (2019).
- [13] Zhou, Yuxiang, Yusuf Aytar, and Konstantinos Bousmalis. "Manipulator-Independent Representations for Visual Imitation." *arXiv preprint arXiv:2103.09016* (2021).
- [14] Ebert J T, Gauci M, Mallmann-Trenn F, et al. Bayes bots: collective Bayesian decision-making in decentralized robot swarms[C]//2020 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2020: 7186-7192.
- [15] Vinyals, Oriol, et al. "Grandmaster level in StarCraft II using multi-agent reinforcement learning." *Nature* 575.7782 (2019): 350-354.
- [16] Huang Z, Wu W, Shan F, et al. CoUAS: Enable cooperation for unmanned aerial systems[J]. *ACM Transactions on Sensor Networks (TOSN)*, 2020, 16(3): 1-19.
- [17] Schmuck P, Chli M. Multi-uav collaborative monocular slam[C]//2017 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2017: 3863-3870.