

引用格式: 於志文, 孙卓, 程岳, 等. 智能无人机集群协同感知计算研究综述[J]. 航空学报, 2024, 45(20): 630912. YU Z W, SUN Z, CHENG Y, et al. A review of intelligent UAV swarm collaborative perception and computation[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2024, 45(20): 630912 (in Chinese). doi: 10.7527/S1000-6893.2024.30912

航空计算与仿真技术专栏

智能无人机集群协同感知计算研究综述

於志文^{1,2,*}, 孙卓², 程岳³, 郭斌²

1. 哈尔滨工程大学 计算机科学与技术学院, 哈尔滨 150001

2. 西北工业大学 计算机学院, 西安 710072

3. 中国航空工业集团公司 西安航空计算技术研究所, 西安 710065

封面
文章

摘要: 随着无人机智能化技术快速发展,无人机在智慧农业、灾后救援和战场侦察等领域具有广阔的应用前景。但是,感知计算能力有限的单无人机难以独立地完成实际应用中的复杂任务。因此,无人机集群协同感知计算技术被提出并成为未来无人机领域的主要研究方向。无人机集群协同感知计算技术是利用无线网络连接,多架无人机能够共享信息并协同地完成复杂的感知计算任务。从集群感知数据收集和协同感知策2方面,对无人机集群协同感知研究现状进行了深入调研分析。同时,详细归纳了无人机集群协同计算的最新研究进展,包括计算任务调度、算力资源分配以及数据存储策略。最后,探讨了智能无人机集群在协同感知计算方面的一些潜在研究问题和可行解决方法,如协同感知计算方法的可扩展性、多任务适应性以及开放无人机集群系统的协同感知计算方法等,为研究者对无人机集群协同感知计算的后续研究提供一定参考。

关键词: 无人机集群; 协同感知; 协同计算; 任务调度; 资源分配

中图分类号: V279

文献标识码: A

文章编号: 1000-6893(2024)20-630912-16

随着无人机智能化技术快速发展,无人机已被广泛应用于民用和军事中多个领域,例如:智慧农业^[1]、灾后救援^[2]和战场侦察^[3]等。通过携带轻量的传感和计算设备,无人机能够实时采集数据、本地计算处理并自主决策,实现本地自主的感知计算,满足环境监测、目标追踪等应用需求。借助其高机动性,无人机能够根据环境状态和任务需求变化,灵活调整飞行轨迹,实现自适应的感知计算。然而,随着实际环境或任务复杂性增加,仅依靠单架无人机有限的感知和计算能力,难以获得满意的任务性能。因此,无人机集群协同感知计算成为未来无人机领域的主要发展方向。通过高效的通信

网络,多架无人机之间及时地共享信息并协作决策,共同完成复杂的感知和计算。

无人机集群协同感知是指多无人机之间共享观测信息,通过融合本地观测与共享观测,提高自身感知能力,并据此协同决策飞行轨迹,实现多目标的协同检测和追踪。对于无人机集群协同感知,灵活的协同感知策略和高效的信息传输方法是提高协同感知性能的关键。

协同感知策略是指确定多架无人机之间协同关系、信息共享时机和共享内容的方法。针对不同环境和任务需求,高效灵活的协同感知策略能够减小信息共享成本并提高感知性能。为获

收稿日期: 2024-07-05; 退修日期: 2024-07-14; 录用日期: 2024-07-24; 网络出版时间: 2024-08-23 17:18

网络出版地址: <https://hkxb.buaa.edu.cn/CN/Y2024/V45/I20/630912>

基金项目: 国家自然科学基金(61960206008, 62102322, 62025205)

* 通信作者: E-mail: zhiwenyu@nwpu.edu.cn

取环境自适应的协同感知策略,可利用机器学习的方法挖掘多架无人机观测数据的时空关联特性,以增强共享信息的互补性并减小其冗余度。文献[4]提出了一种基于握手的多无人机协同感知策略。在该策略中,某无人机首先广播协同信息请求。其他无人机基于本地观测结果计算并发送与接收请求的匹配系数。该无人机将最高匹配系数对应的无人机确定为协同者,并告知使其共享数据。通过低通信量的三次握手,无人机确定了与其请求匹配度最高的无人机进行信息共享,极大地减小了信息共享成本。在此基础上,文献[5]将其扩展到多个协同者的情况。无人机首先根据本地观测确定是否需要协同。如果需要,根据匹配系数,无人机能够同时选择多个协同者,并向其发送共享观测数据的请求,进一步提升了协同感知性能。同时,协同者选择的设计极大减小了通信带宽需求,克服了规模化无人机集群面临的网络拥塞和延迟问题。文献[6]提出了一种基于空间置信图的协同感知策略。在该策略中,无人机基于当前环境和任务需求,生成表征空间重要度的空间置信图。根据空间置信图,无人机仅共享置信度高的区域信息,即关键感知信息,在保证协同感知性能的同时尽可能减小共享成本。通过上述协同感知策略,无人机能够根据环境和任务变化,自适应地选择协同者、信息共享时机和共享内容,以减小信息共享成本并提高感知性能。

高效的信息传输是提高无人机集群协同感知性能的另一个主要因素。无人机的高速移动导致机间信道快变且不稳定,这给稳定高效的信息共享带来了很大挑战。为解决该挑战,可重构智能超表面被引入无人机间通信,以保证信息共享的稳定性。可重构智能反射面(Reconfigu-

rable Intelligent Surface, RIS)^[7]是一种新型的表面电磁材料,通常由大量的微型可调制单元构成。这些单元能够以电子或其他手段实时调节其电磁特性,如相位、振幅和极化状态,以实现入射电磁波的精确控制和调制。无人机可以借助 RIS 实时调整电磁波的能力,优化通信效率和信号质量,从而提升高移动下信息共享的稳定性^[8]。此外,有限的通信带宽对无人机间信息共享效率提出了更高要求。为此,取代共享高维原始信息,无人机间可以共享由原始信息提取的低维语义信息,在保证协同感知性能的同时减小共享数据量。语义信息是指从原始信息中提取的与感知目标密切相关的特征。通过共享语义,无人机能够高效地获取其他无人机观测的关键特征,提高协同感知性能^[9-12]。为了进一步阐明不同传感器在协同感知过程中的数据传输带宽需求,提供了一个量级对比表格,展示了不同传感器在典型工作条件下的数据大小、压缩比以及对应的传输带宽要求,如表1所示。

表1结合了不同传感器在实际应用中的使用场景及带宽需求实例,帮助设计和优化无人机通信系统。这些信息不仅有助于理解传感器数据传输的复杂性,还能指导我们在 RIS 和语义信息应用中进行更有效的带宽管理和优化。通过使用 RIS 和语义信息,可以显著提高无人机集群之间的信息传输效率。这种方法不仅能够确保在高移动环境下的稳定通信,还能通过减少共享数据量来提升协同感知性能,从而有效应对带宽限制和通信不稳定的挑战。因此,利用 RIS 和语义信息对于提高无人机集群之间的信息传输效率具有重要作用。

随着无人机集群协同感知技术的发展,空地协同感知作为一种新型协同感知范式被提出^[13]。

表 1 协同感知过程中不同传感器数据传输带宽需求对比

Table 1 Comparison of data transmission bandwidth requirements for different sensors in collaborative sensing

传感器类型	数据类型	分辨率/频率	原始数据大小	压缩比	传输带宽要求	典型使用场景
摄像头(RGB)	图像	1 080 p @ 30 fps	3-5 Mbps	5:01	0.6~1 Mbps	消费级无人机、农业无人机、工业无人机
摄像头(RGB)	图像	4 K @ 30 fps	15-20 Mbps	5:01	3~4 Mbps	专业级无人机、勘测无人机
激光雷达(2D)	点云	10 Hz	0.5-1 Mbps	2:01	0.25~0.5 Mbps	物流无人机、工业检查无人机
激光雷达(3D)	点云	10 Hz	10-70 Mbps	2:01	5~35 Mbps	自动驾驶无人机、建筑无人机
毫米波雷达	雷达数据	10 Hz	1-10 Mbps	2:01	0.5~5 Mbps	搜索与救援无人机、军事无人机
合成孔径雷达	雷达数据	N/A	100-300 Mbps	2:01	50~150 Mbps	军事和监视无人机、科学研究无人机

空地协同感知结合无人机和无人车各自优势,组成一个异构多机器人协作系统,以提高任务执行能力和环境适应性。无人机因其机动性和广阔视角而具备较高的感知能力^[14]。然而,由于其载荷重量限制,难以搭载大量计算设备,这限制了其完成复杂计算任务的能力。与此同时,无人车由于其较大的负载能力,能够携带更多的感知和计算设备,从而具备更强的计算推理能力^[15]。因此,将无人机计算任务卸载到无人车能够大幅提高任务执行能力^[16]。此外,无人机虽然视角广阔,但其在树林、建筑物遮挡的环境仍具有视角盲区,而其结合了无人车的地面观测,能够补充自身的观测盲区,从而大幅度增加对环境的理解,提高环境适应能力。尽管空地互补能够提升计算任务执行、环境感知的能力,但由于无人机和无人车在运动、计算、观测能力等方面都存在较大差异,尤其当无人机和无人车视角正交时,其观测视野重叠区域小。这给空地协同感知过程的数据对齐与融合带来较大挑战^[17]。

随着智能无人机集群协同感知技术的不断发展,大量感知数据出现,包括图像和视频等。将这些感知数据都传输到云服务器进行集中计算,会产生巨大的传输开销和传输延迟。同时,受限于机载硬件能力和能耗等条件约束,单无人机难以提供充足的计算能力,无法实现大量感知数据的高效处理。为此,在无人机协同感知技术研究的同时,无人机集群协同计算技术应运而生。

无人机集群协同计算是指利用多架无人机的感知数据和算力资源,分布式处理大量感知数据,完成协同推理和学习等计算任务。在无人机集群协同计算中,由于无人机之间存在计算能力和剩余能量等工作状态的差异,传统的平均任务分配策略难以获得良好的协同性能。因此,如何根据无人机集群的计算能力分布,设计合理且灵活的计算任务调度和资源分配方法,在保证计算准确性性能的同时最小化计算延迟及能耗,是实现无人机集群高效协同计算的关键问题。当前无人机集群的计算任务调度与资源分配研究主要集中于任务分割与调度方法设计以及计算资源的动态管理策略设计。针对无人机集群不同的

计算能力和任务需求,通过采用合作博弈理论、遗传算法、深度学习等技术,研究者提出多种动态调整机制,如灵活的任务调度、实时资源调配,以及任务执行顺序的优化^[18]。特别是在战场或灾害响应等高风险环境中,这些机制能够有效提升无人机集群的操作效率和应对能力。

此外,在无人机协同计算系统中,除了计算和通信资源,存储资源的高效利用对于提高协同计算效率也至关重要。为高效低延时地完成计算任务,无人机可在本地缓存计算模型和部分计算数据,降低传输计算带来的延迟和能耗。目前,基于缓存的无人机集群协同计算研究主要集中于文献[19]。这些研究涵盖了云服务器、边缘、无人机和终端设备等多层架构。在文献[20]的系统框架中,主要采用了无人机与终端设备的两层结构。然而,鉴于无人机的计算和缓存容量有限,文献[21]的工作引入了云服务器层,为无人机和终端设备提供额外的计算与缓存支持。同时,由于远程云服务器通信引发的高延迟问题,文献[19,22]的研究通过引入边缘层有效缓解了这一问题。根据缓存内容的不同,这些研究主要包括计算内容缓存^[23-24]、计算服务缓存^[19-20]和混合缓存^[21]。在这些协同计算框架下,如何设计并利用缓存机制,提高无人机集群协同计算性能是主要挑战。

综上,针对无人机集群协同感知计算研究,本文将从协同感知策略、感知信息传输、空地协同感知、计算任务分配与资源调度和基于缓存的协同计算等方面,详细讨论当前研究进展。并据此,提出主要研究挑战以及未来发展方向,为相关领域的研究与应用提供一定的参考和启示。

1 无人机集群协同感知方法

1.1 无人机集群协同感知策略

无人机能够利用雷达、摄像头等传感设备收集大量感知数据。通过本地处理并相互共享数据,集群式地协作完成给定感知任务^[25]。这里,是否共享以及与谁共享数据决定了无人机之间的协同关系。某些无人机间共享冗余信息不仅会引入干扰,降低感知性能,还会产生不必要的

通信延时和能耗。因此,确定合适的协同关系和共享内容,即设计协同感知策略,能够提升感知性能并减小通信成本。下面将介绍现有的协同感知策略。

通信时机涉及确定何时进行信息交换以最大化感知效果和资源利用效率。文献[5]提出了一种新颖的通信框架 When2com,旨在通过学习构建通信组和决策何时进行通信,来降低通信带宽并提高感知性能。该方法利用自注意力机制来选择通信时机,具体来说,无人机计算其自身查询与键之间的匹配分数。仅当匹配分数高于阈值时,该无人机决定从其他无人机获取信息。这显著降低了不必要协同带来的通信成本,且提高了协同感知的效率。文献[26]通过 3D 卡尔曼滤波器计算目标状态的变化,生成一个动态矩阵。这个矩阵评估每个时间戳中目标运动的程度,随后基于生成的动态矩阵,由时间压缩器决定哪些时间戳的数据是关键数据且需要被传输。时间压缩器的选择标准包括:固定时间间隔的均匀采样以及当目标动态超过预设阈值时的额外采样。时间压缩器确保只在这些关键时刻传输数据,从而减少通信量,同时保持对目标的高效感知能力。

通信对象指的是选择与哪些无人机节点进行信息共享。文献[27]提出了一种基于图卷积的通信方法 GraphComm。该方法提出了基于注意力的通信对象采样机制,这种机制根据消息重要性来选择性地采样邻居节点来传输信息,平衡了信息交换成本和协同性能,在降低通信开销的同时保证协同性能。这使得 GraphComm 能够更好地适应不同数量的邻居,增强了通信的灵活性和效率。文献[28]提出的 CoCa3D 协同感知框架,利用多个视角的深度不确定性感知机制来选择通信对象。每个智能体根据深度估计的不确定性来评估并选择需要共享的信息区域,确保仅有那些信息含量高且携带关键特征的智能体传输自己的信息,从而优化通信效率和感知精度,这种方法显著减少了不必要的通信负担,提升了整体系统的性能。文献[29]提出了一种名为 SmartCooper 的协同感知框架,该框架能通过自适应融合和评估机制选择通信对象。具体来说,SmartCooper 使用基于感知覆盖范围和数据质量的评分机制,选择

对协作感知有积极贡献的智能体数据,并过滤掉可能产生负面影响的视角。通过这种方法,SmartCooper 有效地优化了通信资源的使用,显著提高了多智能体协同感知的效率和准确性。

通信内容指的是在智能体之间交换的具体信息内容和数据格式。这可能包括原始传感器数据、特征提取结果或高层次语义信息。文献[30]提出了一种高效的通信内容选择方法,通过生成紧凑的查询特征图并将其传播到支持智能体来减少通信成本。具体地,该方法采用不对称注意力机制计算查询和支持特征图之间的区域级注意权重,选择并传递最具信息量的特征,提升了特征匹配的精度和响应速度。这种方法不仅优化了带宽使用,还显著提高了多智能体感知任务的性能。文献[31]提出了 CORE 框架,创新地采用了协作重建的方法,优化多智能体之间的通信内容选择。CORE 框架中的压缩模块为每个智能体计算出一个更紧凑的特征表示,以减少通信所需的带宽。这些特征通过空间维度的子采样和通道压缩,选择性地传输信息量最大的特征点,大幅降低了数据传输量。此外,CORE 采用轻量级的注意力协作模块,使得各智能体能够有效地聚合接收到的信息,进一步增强了各自的特征表达。这种结构不仅优化了数据传输效率,还提升了整体感知性能,特别是在需要大规模数据交换的多智能体应用中表现突出。文献[32]提出了基于重要性映射的协同感知语义通信框架,通过在发射端提取重要的语义信息并在接收端通过基于注意力的机制融合中间特征,解决了在无线通信中由于时间变化多径衰落引起的信号失真问题。该系统设计基于联合源信道编码(JSCC)架构,并通过端到端学习的方式进行优化,以提高语义性能(感知精度)并减少通信开销。文献[33]提出了一种新的多智能体感知框架 How2comm,重点在于有效选择通信内容。该框架采用了基于互信息的通信机制,使用空间-通道过滤来选择最具信息量的特征进行传输,以此减少带宽消耗。这种方法有效地压缩了通信数据,确保只有关键的语义内容在智能体间共享。然后利用流引导的延迟补偿策略预测未来的特征变化来动态补偿因时间不同步引起的特征错位,最后通过时空协作变换器

整合来自不同智能体的时空动态信息,通过定制的注意力机制加强特征的融合效果。

协作鲁棒性关注在各种环境条件和网络状况下维持稳定和可靠协作的能力,包括应对通信延迟、数据丢包和节点动态加入退出等挑战。文献[34]提出了一个延迟敏感的协同感知系统,该系统通过延迟补偿模块 SyncNet,解决了在实时通信系统中不可避免的延迟问题,增强了多智能体系统的感知能力和协作效果。SyncNet 利用历史协作信息来估计当前的感知特征和协作注意力,通过这种特征级的同步机制,有效管理了时间不同步带来的误差,保证了系统在复杂通信环境下的高效运行,显著提升了协同感知系统在通信延迟情况下的鲁棒性。文献[35]提出了一个名为 HEAL 的开放异构协同感知框架。面对持续涌现的新异构智能体类型的协作感知问题,HEAL 通过创新的后向对齐机制和多尺度前景感知的金字塔融合网络,解决了新异构智能体类型持续加入而带来的域差异问题,有效地增强了系统的鲁棒性。该框架允许在不需要重新训练现有模型的情况下,快速地将新智能体类型整合到已有的协作网络中,显著降低了训练成本并保持了优异的感知性能。

上述研究工作分别从协同关系确定及其鲁棒性 2 个方面,介绍了现有的协同感知策略。协同感知策略的设计使无人机间仅在必要时刻与需要的对象共享数据,实现高精度且低通信成本的协同感知。

在此基础上,有部分工作进一步考虑无人机飞行特性对协同感知策略设计的影响。结合无人机飞行特性,联合优化无人机的操作控制和协同策略,最大化实际飞行特性下的协同感知性能。具体来说,文献[36]提出了一种基于非线性模型预测控制的协同感知策略,通过结合无人机的完整非线性动态模型和传感器的不确定性估计,有效解决了多异构无人机系统中的主动信息获取问题。该策略在优化过程中考虑无人机的飞行特性,包括电机级别的实际约束和传感器视野的动态变化,从而实现了对于静态或移动特征的最优感知配置。文献[37]提出了一种基于集中式模型预测控制(MPC)的多无人机协同跟踪策

略,该方法通过构建无人机的非线性动力学模型,全面考虑飞行器的飞行特性,如最大加速度、角速度和电机扭矩等实际驱动限制。在 MPC 优化过程中,设计了联合代价函数,包含目标跟踪、避障、避免盲区和保持最大可视性 4 部分,确保生成的控制信号既能维持目标在相机视野内,又符合物理操作约束。文献[38]提出了一种结合分布式模型预测控制(DMPC)和基于图像的视觉伺服(IBVS)的方法,用于多架固定翼无人机的协同目标跟踪,通过在图像平面中直接利用摄像头捕捉的特征点来设计控制策略。该方法在优化过程中,充分考虑了固定翼无人机的飞行特性,如最小转弯半径和航向速率限制,以及摄像头的感知约束,通过软约束处理提高了实时优化效率。该策略在确保完成目标跟踪任务的同时,显著提升了复杂环境中的目标跟踪性能和系统稳定性。

1.2 无人机集群信息传输方法

在上述协同感知策略的基础上,实时可靠的数据传输是实现高效协同感知的重要保障。然而,无人机的高速移动导致快变的无线信道,这给数据传输的可靠性带来巨大挑战。同时,有限带宽资源使规模化无人机集群间实时数据传输的实现变得困难。

为解决快变信道带来传输可靠性降低的问题,基于 RIS 的无人机集群高效信息传输方法被提出,如图 1 所示。按照 RIS 的放置形式,基于 RIS 的无人机集群高效信息传输主要分为基于地面 RIS 的信息传输和基于移动 RIS 的信息传输。基于地面 RIS 的无人机集群信息传输是将 RIS 安装到地面建筑物、地面基站等静态物体上^[8-9]。在无人机移动过程中,通过调节地面 RIS 的反射系数,改变信号传播路径,提高无人机间通信性能。文献[8]提出了一种新的传输框架,针对 RIS 增强的多无人机非正交多址接入网络,联合优化无人机的飞行轨迹、发射功率、RIS 反射矩阵以及用户解码顺序,最大化网络的总速率。文献[9]提出了一种 RIS 辅助的空对地上行非正交传输框架,通过深度强化学习算法联合优化无人机与地面用户的路径规划、RIS 配置和功率控制,提高网

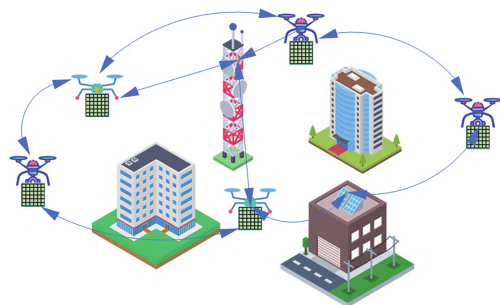


图1 基于RIS的无人机集群信息传输

Fig. 1 Information transmission for UAV swarm based on RIS

络总速率。文献[10]将问题分解为无源波束成形和轨迹优化2个子问题,并采用连续凸逼近(SCA)方法求解,优化UAV轨迹和RIS的无源波束成形,以最大化通信系统的平均可达速率。文献[11]采用交替优化方法,将问题分解为相移优化和轨迹设计2个子问题,通过连续凸逼近法解决2个子问题。基于移动RIS的无人机集群信息传输是在无人机上挂载RIS,当无人机移动时,不断调节RIS的反射系数,改善无人机之间以及无人机与地面用户的通信效率和信号质量,从而实现高效的信息传输。文献[12]提出了一种利用无人机搭载RIS进行数据收集的方法,并通过新型媒体访问控制协议和能源模型分析,极大提高了物联网网络的覆盖概率和能效。文献[39]研究了一种无人机搭载RIS的中继通信系统,通过联合优化无人机轨迹、RIS被动波束成形和功率分配,提升下行链路吞吐量和系统灵活性。

为提高信息传输效率,基于语义通信的无人机集群信息传输方法被提出,如图2所示。首先,无人机从原始数据中提取任务相关的关键语义信息,并将其转换为信号进行传输。在接收到信号后,无人机从中解码出语义信息并用于执行下游任务,包括语义分割^[40-41]、路径规划^[42-43]、目标识别^[44]等。具体来说,文献[40]提出了一种基于改进编解码器的卷积神经网络架构,用于无人机视频的语义分割。文献[41]提出了一种用于无人机拍摄航空场景的强大语义分割的深度学习方法,包括特征提取、双向LSTM空间依赖分析和半监督学习增强语义分割,显著增强了分割效果。文献[42]通过引入一种名为GAXNet的新

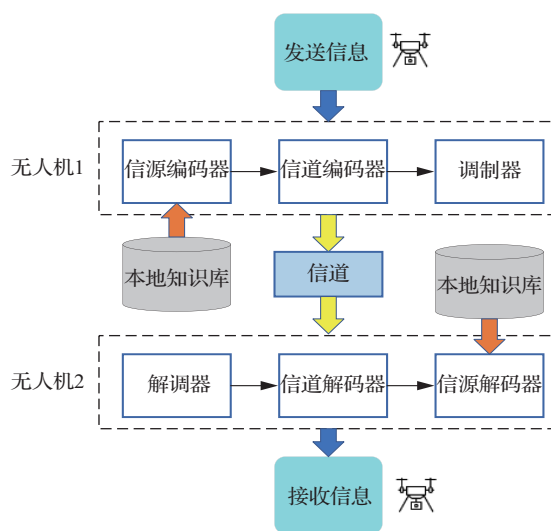


图2 基于语义通信的无人机集群信息传输

Fig. 2 Information transmission for UAV swarm based on semantic communication

型多智能体深度强化学习框架,研究了如何控制多个无人机实时进行地空超可靠和低延迟通信,同时避免无人机之间的碰撞。文献[43]将语义通信引入无人机集群,通过使用分层联邦学习框架和集群管理机制,解决了资源有限下无人机高效训练语义模型的问题。文献[44]提出了一种基于知识图谱的无人机认知语义通信系统,通过多尺度压缩网络和对象检测方案,提高了在低信噪比和高压压缩率条件的检测精度、通信鲁棒性和计算效率。

1.3 异构无人机集群协同感知

无人机具有机动灵活、视野广阔且不易受地形变化影响的优势,但往往电量和计算能力有限。无人车具有出色的续航能力和负载能力,计算资源比较丰富,但感知视野有限。因此,无人机与地面无人车协同执行感知任务,使其优势互补,进一步提高感知性能,其工作场景如图3所示。常见的空地协同感知任务包括建图、追踪和数据搜集等。

空地协同地图构建是指利用无人机视角广阔的优势辅助地面无人车绘制周围环境地图。在早期研究工作中,无人机先绘制感兴趣区域地图,无人车据此执行具体任务^[45]。这类工作主要侧重于解决无人机快速覆盖的问题。但事实上,

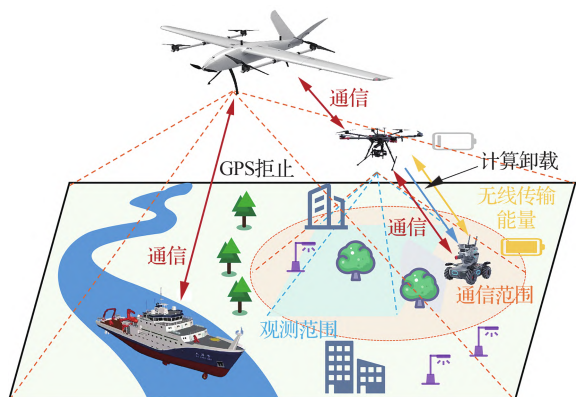


图3 空地协同感知任务场景

Fig. 3 Aerial-ground collaboration task scenario

这部分工作忽略了在未知复杂环境中,无人机集群如何在通信、观测、任务目标等条件约束下实现快速覆盖。之后,一些工作提出无人车与无人机协同的地图融合算法,将无人车与无人机构建的地图进行有效拼接^[16],从而构建高精度的地图。然而,这类工作往往忽略了空地感知过程的异步性挑战。此外,真实环境中往往存在大量复杂且动态的障碍物,这会对无人机搭载的传感设备产生噪声、遮挡等干扰,尤其是当障碍物处于运动状态时,会产生较大的感知误差,从而导致构建的地图质量严重下降^[46]。因此,为了确保地图构建任务的准确性和稳定性,高效的感知数据协同预处理及有效信息提取方法至关重要。

空地协同追踪任务在城市安全、军事作战等具有较大的应用前景。由于无人机和无人车运动速度存在较大差异,因此在空地协同追踪时,通常会出现无人机和无人车空间分布不均的现象。然而,无人机和无人车之间需要保持一定的通信距离,这就要求无人机能够自适应地调整自身位置,以实现与无人车的协同目标跟踪。此外,无人机等边端设备往往计算资源有限,且其通常作用于通信资源受限的环境中,这就要求无人机能够从其观测中提取更加有效且占用通信资源更小的信息。现有研究主要集中于空地机器人对目标的跟踪算法,以提高跟踪准确度。但是,未充分考虑如何确定无人机和地面终端通信时刻、通信内容等。文献[47]利用控制理论方法解决无人机规划问题,但忽略了感知数据的获取。文献[14,48]利用端到端强化学习解决从感

知到规划的策略,能够更快执行追踪任务,然而未充分考虑无人机和无人车之间的通信限制,难以适用于通信受限的环境。

异构空中机器人协同是另一种无人机集群的典型应用场景。事实上,空中机器人涉及范围较广,包括固定翼、四旋翼、六旋翼、飞艇等,其种类多样,感知、计算能力等异构能力也较大,这就造成了更丰富的组合类型。由高空无人机和低空无人机组成的异构无人机集群常用于目标搜索,高空无人机探测范围较广,低空无人机更加机动灵活,二者协同会实现大面积区域的搜索以及目标定位^[49]。由于高低空(高空为7 000~15 000 m,低空为1 000 m以下)相距较远,它们之间会存在一定的通信时延,为减少其对二者协同的影响,这就要求通信内容与通信次数尽可能少,因此二者需要动态地自主选择高质量的通信内容与合适的通信时刻,以尽量减少通信开销。此外,在高空,随着高度增加,空气密度、压力、温度均会减小,空中机器人的引力与阻力也会减小,这有利于高空无人机长时续航。但在此高度下,由于高空受气流影响较大,需特别注意高空无人机的飞行稳定性与对紧急事件的处理。在100~1 000 m的低空需要考虑隐私安全,在城市或山区的低空,由于低空无人机的广播特性,空地机器人通信容易受到窃听者的影响^[50],需要注重隐私保护。在低空域内,低空无人机可以利用相机等传感器设备对地面进行监测。然而搭配了摄像头的低空无人机更容易拍摄到敏感设施与公共用户隐私,如军事场所与核电厂,这可能会泄露政府、公众的隐私秘密^[51]。

此外,由空中机器人与水面无人舰艇(Unmanned Surface Vehicle, USV)组成的空海协同编队,在水面区域能够通过协作,实现信息共享、协同决策与行动,以最大化效率地完成任务^[52]。由于USV具有高载荷能力、长续航能力,UAV能够提供广阔视野,USV与UAV配合着常用于环境检测。然而,水面环境存在着大量的不确定性和各种风险,海洋波、潮汐、内波、风暴潮、湍流等因素将根据工作区域的变好而变化,这些环境因素很难正确预测和描述,这对空海协同的广泛应用提出较大挑战^[52]。

2 无人机集群协同计算方法

2.1 计算任务调度与资源分配方法

人工智能技术,特别是深度学习模型支持下的数据分析和处理方法,对设备算力、存储和电量的要求日益增高。在云计算技术的助力下,无人机集群通过向云平台传输感知数据并获取数据分析结果,以实现计算任务的卸载。尽管云计算为无人机集群提供了强大的数据处理能力,但随着无人机产生的感知数据量以及无人机集群规模快速增长,完全依赖于云端的集中式计算模式开始显露出其局限性,如数据传输成本高昂、网络连接不稳定、传输延迟大等问题。这些都直接影响到智能无人机的响应效率和运行可靠性。同时,随着无人机本身计算能力的提升,智能无人机集群协同计算模式成为可能^[53],即协同处理大量数据和复杂计算任务。在仿真场景中模拟的智能无人机集群协同计算场景如图4所示。

无人机集群协同计算具有2个层面的分布式特征:协同计算任务调度和协同计算资源分配。

协同计算任务调度是将给定的计算任务拆分成多个子任务,决策各无人机执行哪些子任务及其执行顺序的过程。这些子任务可以是完全独立的任务单元,也可以是复杂深度学习模型拆分后的某些层。深度学习模型的结构往往是层次化且相互连接的。因此,拆分后的子任务可能产生需要并行或串行处理。任务的调度是基于无人机当前的资源状况和任务性能要求,无人机

分布式自主决策合适的子任务进行执行,以提高协同计算性能。同时,任务调度还要能够根据执行环境变化,如环境变动或任务需求更新,自适应调整,以保证高性能协同感知的持续性。为此,无人机需要具备实时监测并根据外部环境或任务需求的变化,协同地调整其计算任务调度的能力。此外,为了确保在无人机单元失效的情况下仍能保持任务的连续性和完整性,设计强大的容错机制变得尤为重要。这包括但不限于计算任务的冗余设计、故障预测和重新调度等。这些措施共同提升了无人机集群协同计算的鲁棒性能,即在部分无人机出现故障时,智能无人机集群也能完成计算任务的能力。

协同计算资源分配是指根据多个子任务特点,无人机监测其可用的计算资源并自主分配给多个子任务,包括处理器、内存容量、存储空间及电源等,以同时满足多个子任务需求。该协同计算资源分配能够根据可用计算资源变化,动态调整策略,实现计算负载的平衡。通过计算资源分配,集群中的每架无人机能够根据自身和其他无人机的资源可用情况,协同动态调整已接收子任务的资源占用。这种方式减少了资源闲置,并避免了计算资源过载,从而提升了整体运算效率。通过在合理分配资源,每个子任务都能获得最佳的资源支持。在数据处理和反馈实时性能要求高的场景下,降低无人机响应时间,以提升无人机生存力。同时,考虑到环境中网络波动的现实情况,设计有效的网络管理和快速恢复策略,包括应对网络拥塞、数据备份和数据重传的能力,为维持稳定运作,集群应能够迅速重新评估资源分配和计算负载,动态调度任务以维持运算性能和系统稳定。

2.1.1 协同计算任务调度方法

针对无人机辅助的战场网络平台,文献[54]提出了一种基于合作博弈理论的任务卸载方案。将战场区域内各智能设备的计算密集型任务分割为多个子任务,并把这些子任务分配给不同无人机执行。该方案可以最大化无人机集群的协同效率,减少总体计算时间和能耗,增强其在动态敌对环境中的操作效率。文献[55]采用遗传

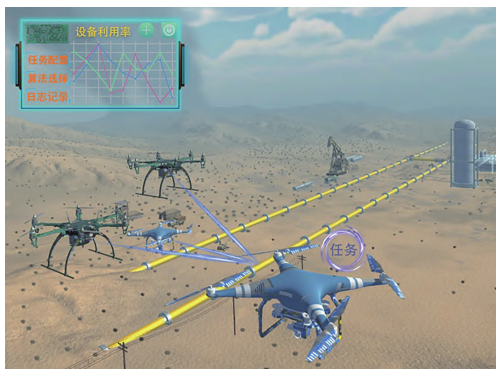


图4 利用Unity仿真环境模拟无人集群协同计算

Fig. 4 Unity based simulation for UAV swarm collaborative computation

算法对多无人机系统进行任务规划,通过任务的自动解析和规划,快速地将任务分配给系统内合适的无人机,使得复杂任务能在无人机集群中高效执行。该方法能够适应各类复杂度任务,提高任务执行的灵活性。文献[56]解决了时间敏感的任务分配问题,通过分布式算法优化无人机的任务执行顺序。考虑到无人机的性能和任务的紧急程度,该方法通过实时调整任务执行顺序来优化资源分配。该算法支持在无人机任务执行过程中动态调整,以应对突发事件或计划变更。研究指出,通过优化计算任务的时间窗和无人机的调度策略,可以显著提高任务完成率。文献[57]专注于灾害响应场景中的去中心化任务分配策略,提高应对紧急情况的能力。通过模拟真实灾害情况,研究了不同无人机在执行救援任务时的协作效率。提出的动态分配算法能够根据每个无人机的当前状态和环境因素调整任务分配。该方法强调了快速响应和有限资源高效利用的重要性。最终结果展示了去中心化任务分配在大规模灾害响应操作中的有效性和可靠性。文献[58]针对紧急任务调度问题,开发了一种基于无人机性能差异和任务紧迫性的滚动启发式调度方法。研究利用密度峰值(DP)聚类算法对任务进行分组,实时选择最适合的无人机执行任务。该方法考虑了异构无人机的特性,通过优化模型来平衡任务收益和无人机飞行成本。实验结果显示,该调度策略提高了无人机的任务成功率和资源利用率。论文证实了该策略在紧急任务分配中的有效性,特别是在响应时间要求严格的情况下。文献[59]研究了在高度不确定性和严格时间限制的条件下多无人机的任务分配问题。提出了一个动态调整的算法框架,以应对突发任务和无人机状态的变化。通过引入先进的决策支持系统,无人机可以实时调整任务优先级并分配资源。论文展示了该方法在多种场景测试中的有效性,特别是在资源受限和时间敏感的任务中。该研究结果有助于提高无人机在复杂任务环境中的操作灵活性和效率。文献[60]介绍了一个新型的混合拍卖算法,用于多无人机系统中的动态任务分配。算法结合了传统的拍卖机制和最新的优化技术,以提高任务分配

的公平性和效率。论文详细讨论了如何在无人机之间实施竞价策略,以确保最有效的资源使用和任务完成。通过模拟实验验证了该方法在多种应用场景中的有效性,特别是在紧急响应和资源有限的情况下。研究结果显示,混合拍卖算法可以显著提升任务的完成率和整体系统的性能。

2.1.2 协同计算资源分配方法

文献[61]提出了一种基于合作无政府联邦学习(AFL)的动态资源分配方案,通过联合优化无人机的飞行轨迹、高度和功率分配,从而提高了无人机在移动边缘计算(MEC)中的资源分配效率。文献[62]开发了一个支持多无人机的搜索救援平台。在该平台中,无人机能够根据任务需求和实时情况,动态调整空间分布、多跳通信路径、任务优先级和计算资源,以实现高效的数据处理和通信。文献[63]提出一种基于纳什讨价还价的加权内部边缘处理卸载方案,优化无人机集群内数据计算任务的分配,均衡计算资源的使用,提高数据计算速度。文献[64]设计了无人机辅助移动网络中通信负载和分布的优化方法。通过分析无人机在不同通信策略下的性能,提出了一种新的数据传输和处理策略,减少网络延迟并提高数据处理速度。文献[65]研究了多无人机复杂任务的计算卸载与资源分配问题。针对复杂任务关联模型不全面、无人机协作模式固定及任务延迟大的问题,作者提出了一个多无人机协同部分计算卸载优化决策方案。该方案首先建立一个多无人机空中协同计算模型,然后以最小化任务处理时延为目标,构建了包含子任务执行时序、任务响应时间、任务卸载和无人机能耗等约束的优化问题。最后,提出了一个双层博弈近似计算卸载算法来求解此问题,并通过仿真验证了算法的有效性和低计算复杂度。文献[66]探讨了在多无人机系统中通过边缘计算提高能源效率的策略。作者提出了一种协同目标搜索算法,该算法通过优化无人机的飞行路径和计算任务来减少能源消耗,同时保持目标探测的效率。该方法利用实时数据动态调整无人机的行为,以实现在复杂环境中的高效运行。文献[67]

介绍了在多无人机支持的移动边缘计算系统中使用基于Q学习的计算卸载算法(QCOA)来解决计算卸载问题。文章针对无人机的计算资源和电池容量限制提出了优化卸载策略,所提出的QCOA算法旨在通过优化卸载决策,最小化用户的时间和能源消耗。该算法显示出比传统卸载策略更好的性能,尤其是在处理时间敏感和资源密集型任务时更为有效。文献[68]解决了无人机辅助移动边缘计算网络中的计算卸载挑战。它引入了一种利用无人机作为计算资源提供者和数据中继节点的联合优化策略。作者采用马尔可夫决策过程框架,并结合Q学习和深度强化学习,开发了最优卸载和资源分配策略。此方法旨在最小化能耗的同时确保数据的有效处理。这篇论文研究了基于非正交多址接入技术的多无人机调度和移动边缘计算卸载,以提高紧急通信网络中的系统能效。文献[69]中探讨了采用非正交多址接入技术的多无人机调度与移动边缘计算卸载策略,以提升紧急通信网络的系统能效。通过定义系统能效并联合优化无人机的计算资源、功率控制及调度,研究提出一种三阶段的能效无人机调度方案,使用全局K均值算法和拉格朗日松弛法优化无人机部署和资源分配。数值结果验证所提方案有效性和性能增益。

2.2 基于缓存的无人机集群协同计算方法

2.2.1 协同计算架构

目前,基于缓存的无人机集群协同计算架构主要包括边缘服务器、无人机和端设备3层,如图5所示。各层之间通过相互协作实现高效的计算、存储和通信。

边缘层:这一层通常由边缘服务器组成,不仅负责处理来自无人机和端设备卸载的计算任务,还缓存输入数据、处理程序和输出结果。

无人机层:在这一层,多架无人机相互协作,为端设备提供计算和缓存服务。无人机利用机载计算资源来执行端设备卸载的计算任务。由于机载储能和计算能力有限,部分计算任务需要进一步被卸载到边缘层,由边缘服务器执行。

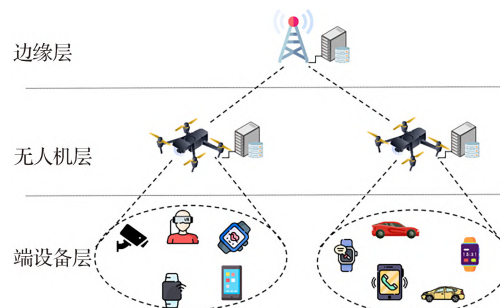


图5 基于缓存的无人机集群协同计算架构

Fig. 5 Cache based UAV swarm collaborative computation

端设备层:端设备包含大量物联网设备和智能手机等移动设备。它们会直接在本地执行一些计算资源需求较小的任务,而将超过本地执行能力的任务卸载到无人机和边缘层进行执行。

2.2.2 协同计算方法

本节将介绍基于缓存的无人机集群协同计算方法。根据缓存内容,可将相关方法分为计算内容缓存、计算服务缓存和混合缓存3种模式。

首先是计算内容缓存。计算内容缓存指的是对任务的输入或者输出数据进行缓存。这部分工作主要集中于联合设计缓存决策和资源分配策略。在文献[18]中无人机可以临时缓存一些卸载任务并分析延迟时间,利用传统的数值优化方法,联合优化计算、缓存资源以及悬停轨迹,最小化延迟时间。在保证用户服务质量的情况下,文献[70]通过对通信、计算和缓存资源分配策略的联合优化来最大化无人机计算系统的净收入。文献[23,71]讲述了无人机边缘计算在虚拟现实(VR)场景中的应用,通过提前缓存VR输入数据,可以进一步降低回程链路的延迟,并对通信、计算、缓存资源以及无人机的位置进行了联合优化。文献[24]探索了无人机作为空中基站来协助视频数据卸载的场景。它将非对称信息下的资源租赁问题建模为契约设计问题,提出了一种基于交替方向乘子法的算法联合优化缓存、计算资源租赁和无人机的三维部署。

其次是计算服务缓存。计算服务缓存是指

对执行任务的程序或者数据库进行缓存。其中边缘服务器和无人机可以缓存相应的程序或数据库来执行卸载任务,降低任务的执行延迟。文献[19]研究了多无人机移动边缘计算系统中基于服务缓存的协作计算和资源分配问题,通过对服务缓存、任务卸载、通信和计算资源分配以及无人机放置位置的联合优化,最小化所有设备最大的任务执行延迟。文献[20]对服务缓存放置、无人机轨迹、用户设备-无人机关联和任务卸载决策进行了协同优化,并基于内点法对每 T 个时隙进行缓存放置决策,以减少缓存开销。与以上只关注无人机和基站纵向协作不同,文献[22]协同联合考虑无人机之间的横向协作和无人机与基站之间的纵向协作,提出了一种优先级感知优化算法来优化服务缓存决策。

最后是混合缓存。通过同时缓存计算内容和计算服务,提高缓存空间利用率,降低整个任务的完成延迟。文献[21]在无人机辅助边缘计算网络的场景下,考虑无人机和路边单元同时考虑内容缓存和服务缓存,联合优化混合缓存和任务卸载方案,并设计了基于强化学习的缓存替换策略,最小化任务完成延迟。

3 挑战与潜在方法

近年来,随着深度学习等人工智能技术的快速发展和无人机算力的不断增强,智能无人机集群的协同感知计算技术不断进步。未来无人机集群承担的应用任务也将变得更多样复杂。为此,无人机集群需要扩大规模,更加开放且具备多任务执行的能力。这对无人机集群协同感知计算技术的可扩展性、开放性和多任务适应性提出了更高的要求。

1) 可扩展性

现有的协同感知计算技术主要考虑有限个数的无人机集群。然而,随着实际感知计算任务需求的提升,无人机集群规模日益扩大。这导致通信负载和协同复杂度激增,现有的协同感知计算技术难以直接使用。因此,如何设计适用于大规模无人机集群、可扩展性高的协同感知计算方法成为一个挑战。

高通信负载是影响协同感知计算技术可扩

展性的重要因素之一。随着无人机规模扩大,无人机间通信需求快速增长。在基于 RIS 的无人机集群高效信息传输方法中,无人机规模的扩大将带来如下几个挑战。首先,有限的频谱等网络资源难以支持规模化无人机集群正交接入网络,即各无人机使用互不干扰的正交频段。因此,规模化无人机集群需要使用非正交方式接入网络,以提高频谱利用率。这会引入无人机信号间相互干扰,且随着无人机数量增多,干扰更加严重,极大影响无人机通信质量。因此,设计高效的干扰抑制或干扰消除方法是提高无人机集群协同感知技术扩展能力的关键。其次,可开发适用于全频段(毫米波、太赫兹)的标准化信道模型,以支持大规模无人机集群内部通信。无人机对多个不同频段信号的高效兼容是重要挑战之一。

此外,现有的多用户语义通信研究主要考虑用户个数有限的系统,难以适用于大规模无人机集群。为提高协同感知计算技术的可扩展性,设计基于语义通信的高效大规模接入方法成为潜在的解决方法。根据相对完成任务性能的语义重要性,设计基于优先级的大规模接入方法,使语义重要的无人机有较高优先级接入,从而增加其成功传输数据的概率,提高最终的任务性能。

对于空地异构机器人集群,基于多智能体强化学习的协同任务分配和轨迹规划是充分挖掘空地机器人在感知、运动、计算、存储和通信等方面异构互补能力的主要方式。然而,随着机器人数量的增加,多智能体强化学习算法复杂度指数型增长,难以有效收敛。这将导致空地集群协同性能急剧下降。近期,以大型语言模型(Large Language Model, LLM)为代表的大模型在多机器人任务规划、感知、决策和控制等领域被应用并取得了显著进展^[72]。将 LLM 应用于空地机器人集群的协同任务分配和轨迹规划,有望提升协同算法的适应性与可扩展性能。

因为缓存量通常与协同计算的集群规模成正比,所以面向无人机协同计算的缓存策略也面临着难扩展的问题。由于无人机之间数据的差异性,内容缓存带来的协同计算效率提升优选。

同时,服务缓存又会导致大量空间占用。因此,在无人机辅助车辆边缘计算等应用场景中,无人机为车辆用户提供缓存服务时,需要考虑无人机的存储和计算能力限制以及用户的动态请求,设计一种自适应的混合缓存策略。该策略能够根据实际场景动态调整内容和服务缓存的比例,合理分配存储资源,从而适用于大规模无人机集群。在此过程中,可借助强化学习技术来实现自适应的缓存资源分配。

2) 开放性

现有的协同感知计算技术主要针对固定的无人机集群,并未考虑无人机集群的动态性,即集群规模和节点种类等变化。然而,在实际应用中,无人机集群通常是动态变化的,包括无人机节点加入或退出等。因此,如何设计自适应的协同感知策略以快速应对无人机集群变化成为一个关键的挑战。例如:对于集群规模变化,特别是规模变小时,需要根据任务需求重构无人机网络,从而保证协同感知性能。同时,集群中节点可以建立统一特征空间。当新节点加入集群时,及时告知集群中其他节点,并将其本地数据映射到统一的特征空间,仅需要新节点独立的训练,实现低成本快速的数据对齐。

此外,异构算力的无人机节点和复杂动态的网络拓扑给无人机集群协同计算效率提升也带来很大挑战。无人机集群需要实时感知节点算力状态和网络拓扑变化,及时调整协同关系以及任务分配,保证高性能的协同计算。弹性计算框架是一种潜在的解决方案,它通过实时监控任务负载和计算资源,动态调整无人机的工作量和数量,以应对不断变化的无人机集群。同时,为保证不同制造商无人机的无缝协作,实现跨技术通信和建立统一的数据接口是关键。

3) 多任务适应性

现有的协同感知计算技术能够高效地解决单个给定的任务。然而,在实际应用中,不同环境和不同时段往往需要无人机集群完成不同类型感知计算任务。针对每种类型的感知计算任务,从头设计感知计算协同策略的效率较低。因此,如何根据各类型任务特点的关联性,设计高效的协同迁移策略,使之前执行任务学习到

的协同感知计算策略能够迁移并适配当前任务需求成为一个挑战。具体来说,无人机集群需从网络结构、模型、任务调度和资源分配等方面进行适配和迁移。例如:不同任务有不同的执行环境和任务优先级,且对计算资源和缓存的需求差异较大。传统的任务调度和资源分配优化策略难以满足这类需求,因为它们需要频繁迭代才能找出最佳方案。根据任务动态调整资源分配和缓存方案的挑战在于如何设计高效的协同感知策略。利用强化学习技术可以优化任务调度和资源分配,通过多目标优化技术平衡任务完成率、能耗和响应时间等性能指标。同时,智能缓存策略通过强化学习构建,可根据当前任务特性和当前缓存资源状态,自适应地调整缓存策略,确保任务数据和服务在最适合的设备上缓存,提升整体任务执行效率。

4 结 语

本文系统梳理了近年来无人机集群协同感知计算领域的研究成果及主要研究方向,对比分析了主要的无人机集群协同感知计算方法及其优缺点。并在此基础上,对未来研究趋势进行了展望,期望能够为相关研究者提供有价值的参考。

参 考 文 献

- [1] 李艳. 基于无人机遥感通信农业种植数测量系统设计[J]. 农机化研究, 2024, 46(3): 205-208, 214.
LI Y. Design of agricultural planting number measurement system based on UAV remote sensing communication[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2024, 46(3): 205-208, 214 (in Chinese).
- [2] 何怡静, 杨维. 基于视觉与激光融合的井下灾后救援无人机自主位姿估计[J]. 工矿自动化, 2024, 50(4): 94-102.
HE Y J, YANG W. Autonomous pose estimation of underground disaster rescue drones based on visual and laser fusion[J]. Industry and Mine Automation, 2024, 50(4): 94-102 (in Chinese).
- [3] 张洪碧, 孟凡松, 翟东航. 某局部冲突中无人机作战运用及启示[J]. 指挥控制与仿真, 2022, 44(4): 16-20.
ZHANG H B, MENG F S, ZHAI D H. UAV operational application and its enlightenment in a certain regional conflict [J]. Command Control & Simulation,

- 2022, 44(4): 16-20 (in Chinese).
- [4] LIU Y C, TIAN J J, MA C Y, et al. Who2com: Collaborative perception via learnable handshake communication [C]//2020 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Piscataway: IEEE Press, 2020: 6876-6883.
 - [5] LIU Y C, TIAN J J, GLASER N, et al. When2com: Multi-agent perception via communication graph grouping [C]//2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway: IEEE Press, 2020: 4105-4114.
 - [6] HU Y, FANG S H, LEI Z X, et al. Where2comm: Communication-efficient collaborative perception via spatial confidence maps [DB/OL]. arXiv preprint: 2209.12836, 2022.
 - [7] PARK K W, KIM H M, SHIN O S. A survey on intelligent-reflecting-surface-assisted UAV communications[J]. *Energies*, 2022, 15(14): 5143.
 - [8] MU X D, LIU Y W, GUO L, et al. Intelligent reflecting surface enhanced multi-UAV NOMA networks [J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2021, 39(10): 3051-3066.
 - [9] ZHAO J J, YU L, CAI K Q, et al. RIS-aided ground-aerial NOMA communications: A distributionally robust DRL approach [J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2022, 40(4): 1287-1301.
 - [10] LI S X, DUO B, YUAN X J, et al. Reconfigurable intelligent surface assisted UAV communication: Joint trajectory design and passive beamforming[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2020, 9(5): 716-720.
 - [11] LI J Y, LIU J J. Sum rate maximization via reconfigurable intelligent surface in UAV communication: Phase shift and trajectory optimization[C]//2020 IEEE/CIC International Conference on Communications in China (ICCC). Piscataway: IEEE Press, 2020: 124-129.
 - [12] TYROVOLAS D, MEKIKIS P V, TEGOS S A, et al. Energy-aware design of UAV-mounted RIS networks for IoT data collection[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2023, 71(2): 1168-1178.
 - [13] 程文辉, 张乾元, 程梁华, 等. 空地协同移动群智感知研究综述[J]. *计算机科学*, 2022, 49(11): 242-249.
 - [14] CHENG W H, ZHANG Q Y, CHENG L H, et al. Review of mobile air-ground crowdsensing [J]. *Computer Science*, 2022, 49(11): 242-249 (in Chinese).
 - [15] GAO Y, CHEN J F, CHEN X, et al. Asymmetric self-play-enabled intelligent heterogeneous multirobot catching system using deep multiagent reinforcement learning [J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2023, 39(4): 2603-2622.
 - [16] YE Y X, LIU C H, DAI Z P, et al. Exploring both individuality and cooperation for air-ground spatial crowdsourcing by multi-agent deep reinforcement learning [C]//2023 IEEE 39th International Conference on Data Engineering (ICDE). Piscataway: IEEE Press, 2023: 205-217.
 - [17] TRANZATTO M, MIKI T, DHARMADHIKARI M, et al. CERBERUS in the DARPA subterranean challenge [J]. *Science Robotics*, 2022, 7(66): eabp9742.
 - [18] ZHANG L L, GAO F, DENG F, et al. Distributed estimation of a layered architecture for collaborative air-ground target geolocation in outdoor environments [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2023, 70(3): 2822-2832.
 - [19] BAO L Y, LUO J, BAO H Q, et al. Cooperative computation and cache scheduling for UAV-enabled MEC networks[J]. *IEEE Transactions on Green Communications and Networking*, 2022, 6(2): 965-978.
 - [20] ZHENG G Y, XU C, WEN M W, et al. Service caching based aerial cooperative computing and resource allocation in multi-UAV enabled MEC systems [J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2022, 71(10): 10934-10947.
 - [21] ZHOU R T, WU X Y, TAN H S, et al. Two time-scale joint service caching and task offloading for UAV-assisted mobile edge computing [C]//IEEE INFOCOM 2022 - IEEE Conference on Computer Communications. Piscataway: IEEE Press, 2022: 1189-1198.
 - [22] LIU Y N, YANG C, CHEN X, et al. Joint hybrid caching and replacement scheme for UAV-assisted vehicular edge computing networks[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, 2024, 9(1): 866-878.
 - [23] GAO X X, ZHAI L B. Service experience oriented cooperative computing in cache-enabled UAVs assisted MEC networks[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2024, PP(99): 1-16.
 - [24] ZHOU Y, PAN C H, YEOH P L, et al. Communication-and-computing latency minimization for UAV-enabled virtual reality delivery systems[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2021, 69(3): 1723-1735.
 - [25] ZHANG B L, WANG M, YU J L, et al. Joint 3-D position deployment and traffic offloading for caching and computing-enabled UAV under asymmetric information [J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2023, 10(7): 6312-6323.
 - [26] 孙立峰, 宋新航, 蒋树强, 等. 多模态协同感知与融合技术专题前言[J]. *软件学报*, 2024, 35(5): 2099-2100.
 - [27] SUN L F, SONG X H, JIANG S Q, et al. Preface of multimodal collaborative sensing and fusion technology

- [J]. Journal of Software, 2024, 35(5): 2099-2100 (in Chinese).
- [26] HU Y, PANG X H, QIN X Q, et al. Pragmatic communication in multi-agent collaborative perception [DB/OL]. arXiv preprint: 2401.12694, 2024.
- [27] YUAN Q, FU X Y, LI Z Y, et al. GraphComm: Efficient graph convolutional communication for multiagent cooperation[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2021, 8(22): 16359-16369.
- [28] HU Y, LU Y F, XU R S, et al. Collaboration helps camera overtake LiDAR in 3D detection[C]//2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway: IEEE Press, 2023: 9243-9252.
- [29] ZHANG Y A, AN H N, FANG Z R, et al. SmartCooper: Vehicular collaborative perception with adaptive fusion and judger mechanism [DB/OL]. arXiv preprint: 2402.00321, 2024.
- [30] FAN C Y, HU J J, HUANG J W. Few-shot multi-agent perception[C]//Proceedings of the 29th ACM International Conference on Multimedia. New York: ACM, 2021: 1712-1720.
- [31] WANG B L, ZHANG L, WANG Z Z, et al. Core: Cooperative reconstruction for multi-agent perception[C]// 2023 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). Piscataway: IEEE Press, 2023: 8676-8686.
- [32] SHENG Y C, YE H, LIANG L, et al. Semantic communication for cooperative perception based on importance map [J]. Journal of the Franklin Institute, 2024, 361(6): 106739.
- [33] YANG D K, YANG K, WANG Y Z, et al. How2comm: Communication-efficient and collaboration-pragmatic multi-agent perception[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2024, 25151-25164.
- [34] LEI Z X, REN S L, HU Y, et al. Latency-aware collaborative perception [C]//European Conference on Computer Vision. Cham: Springer, 2022: 316-332.
- [35] LU Y F, HU Y, ZHONG Y Q, et al. An extensible framework for open heterogeneous collaborative perception[DB/OL]. arXiv preprint: 2401.13964, 2024.
- [36] JACQUET M, KIVITS M, DAS H, et al. Motor-level N-MPC for cooperative active perception with multiple heterogeneous UAVs [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2022, 7(2): 2063-2070.
- [37] WANG J, WU Y X, CHEN Y Q, et al. Multi-UAVs collaborative tracking of moving target with maximized visibility in urban environment [J]. Journal of the Franklin Institute, 2022, 359(11): 5512-5532.
- [38] YANG L J, LIU Z H, ZHANG X, et al. Image-based distributed predictive visual servo control for cooperative tracking of multiple fixed-wing UAVs [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2024, 9(9): 7779-7786.
- [39] LIU X, YU Y F, LI F, et al. Throughput maximization for RIS-UAV relaying communications [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2022, 23(10): 19569-19574.
- [40] GIRISHA S, VERMA U, MANOHARA PAI M M, et al. UVid-net: Enhanced semantic segmentation of UAV aerial videos by embedding temporal information [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2021, 14: 4115-4127.
- [41] CHAKRAVARTHY A S, SINHA S, NARANG P, et al. DroneSegNet: Robust aerial semantic segmentation for UAV-based IoT applications [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2022, 71(4): 4277-4286.
- [42] YUN W J, LIM B, JUNG S, et al. Attention-based reinforcement learning for real-time UAV semantic communication [C]//2021 17th International Symposium on Wireless Communication Systems (ISWCS). Piscataway: IEEE Press, 2021: 1-6.
- [43] XU J Q, YAO H P, ZHANG R, et al. Federated learning powered semantic communication for UAV swarm cooperation [J]. IEEE Wireless Communications, 2024, 31(4): 140-146.
- [44] SONG X, YUAN L, QU Z B, et al. Knowledge graph driven UAV cognitive semantic communication systems for efficient object detection [DB/OL]. arXiv preprint: 2401.13995, 2024.
- [45] MILLER I D, CLADERA F, SMITH T, et al. Stronger together: Air-ground robotic collaboration using semantics [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2022, 7(4): 9643-9650.
- [46] YU C, LIU Z X, LIU X J, et al. DS-SLAM: A semantic visual SLAM towards dynamic environments [C]//2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). Piscataway: IEEE Press, 2018: 1168-1174.
- [47] NGUYEN D H. A nature-inspired distributed robust control design for ground-aerial vehicle cooperation [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2023, 24(4): 4454-4463.
- [48] YU Q F, SHEN Z X, PANG Y J, et al. Proficiency constrained multi-agent reinforcement learning for environment-adaptive multi UAV-UGV teaming [C]//2021 IEEE 17th International Conference on Automation Science and Engineering (CASE). Piscataway: IEEE Press, 2021: 2114-2118.
- [49] 马婷钰, 江驹, 张哲, 等. 复杂环境下异构无人机集群协

- 同目标搜索方法[J]. 光电与控制, 2024, 31(6): 1-7.
- MA T Y, JIANG J, ZHANG Z, et al. A collaborative target search method for heterogeneous UAV swarms in complex environments [J]. *Electronics Optics & Control*, 2024, 31(6): 1-7 (in Chinese).
- [50] STALLINGS W. *Web-based security protocols*[M]. 4th ed. Upper Saddle River: Prentice-Hall, 2011.
- [51] MEKDDAD Y, ARIS A, BABUN L, et al. A survey on security and privacy issues of UAVs[J]. *Computer Networks*, 2023, 224: 109626.
- [52] KALAITZAKIS M, CAIN B, VITZILAIOS N, et al. A marsupial robotic system for surveying and inspection of freshwater ecosystems[J]. *Journal of Field Robotics*, 2021, 38(1): 121-138.
- [53] 郭永安, 王宇翱, 周沂, 等. 边缘网络下多无人机协同计算和资源分配联合优化策略[J]. *南京航空航天大学学报*, 2023, 55(5): 757-767.
- GUO Y A, WANG Y A, ZHOU Y, et al. Multi-UAV collaborative computing and resource allocation joint optimization strategy in edge networks[J]. *Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics*, 2023, 55(5): 757-767 (in Chinese).
- [54] KIM S. Collaborative game-based task offloading scheme in the UAV-TB-assisted battlefield network platform [J]. *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*, 2024, 2024(1): 11.
- [55] LI Y, WANG T Y, ZHANG Z Q, et al. A genetic algorithm based parallel task planning method for cooperative MRS[C]//2023 26th ACIS International Winter Conference on Software Engineering, Artificial Intelligence, Networking and Parallel/Distributed Computing (SNPD-Winter). Piscataway: IEEE Press, 2023: 171-175.
- [56] CUI W, LI R L, FENG Y X, et al. Distributed task allocation for a multi-UAV system with time window constraints[J]. *Drones*, 2022, 6(9): 226.
- [57] GHASSEMI P, DEPAUW D, CHOWDHURY S. Decentralized dynamic task allocation in swarm robotic systems for disaster response: Extended abstract[C]//2019 International Symposium on Multi-Robot and Multi-Agent Systems (MRS). Piscataway: IEEE Press, 2019: 83-85.
- [58] FEI B W, LIU D Q, BAO W D, et al. RISE: Rolling-inspired scheduling for emergency tasks by heterogeneous UAVs[J]. *Drones*, 2022, 6(10): 310.
- [59] CHOUDHURY S, GUPTA J K, KOCHENDERFER M J, et al. Dynamic multi-robot task allocation under uncertainty and temporal constraints[J]. *Autonomous Robots*, 2022, 46(1): 231-247.
- [60] DUAN X J, LIU H Y, TANG H, et al. A novel hybrid auction algorithm for multi-UAVs dynamic task assignment[J]. *IEEE Access*, 2019, 8: 86207-86222.
- [61] AHMAD S, ZHANG J L, KHAN A, et al. JO-TADP: Learning-based cooperative dynamic resource allocation for MEC-UAV-enabled wireless network [J]. *Drones*, 2023, 7(5): 303.
- [62] QUERALTA J P, RAITOHARJU J, GIA T N, et al. AutoSOS: Towards multi-UAV systems supporting maritime search and rescue with lightweight AI and edge computing[DB/OL]. arXiv preprint: 2005.03409, 2020.
- [63] MUKHERJEE A, MISRA S, SUKRUTHA A, et al. Distributed aerial processing for IoT-based edge UAV swarms in smart farming[J]. *Computer Networks*, 2020, 167: 107038.
- [64] ZHU A Q, LU H M, MA M F, et al. DELOFF: Decentralized learning-based task offloading for multi-UAVs in U2X-assisted heterogeneous networks [J]. *Drones*, 2023, 7(11): 656.
- [65] 郭鸿志, 王宇涛, 王佳黛, 等. 面向复杂任务的多无人机协同计算资源分配与优化[J]. *无线电通信技术*, 2022, 48(6): 1012-1018.
- GUO H Z, WANG Y T, WANG J D, et al. Multi-UAV cooperative computing resource allocation and optimization for complex tasks [J]. *Radio Communications Technology*, 2022, 48(6): 1012-1018 (in Chinese).
- [66] LUO Q Y, LUAN T H, SHI W S, et al. Edge computing enabled energy-efficient multi-UAV cooperative target search[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2023, 72(6): 7757-7771.
- [67] WANG M, SHI S, GU S S, et al. Q-learning based computation offloading for multi-UAV-enabled cloud-edge computing networks [J]. *IET Communications*, 2020, 14(15): 2481-2490.
- [68] JIANG Z F, CAO R Y, ZHANG S X. Joint optimization strategy of offloading in multi-UAVs-assisted edge computing networks[J]. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 2023, 14(4): 4385-4399.
- [69] GUAN X R, XUE J B. Energy-efficient computing offloading based on multi-UAV dispatch via NOMA in emergency communication networks [J]. *Wireless Personal Communications*, 2023, 133(1): 199-226.
- [70] ZHENG S Y, REN Z Y, HOU X W, et al. Optimal communication-computing-caching for maximizing revenue in UAV-aided mobile edge computing [C] // GLOBECOM 2020 - 2020 IEEE Global Communications Conference. Piscataway: IEEE Press, 2020: 1-6.
- [71] NASIR A A. Latency optimization of UAV-enabled MEC system for virtual reality applications under rician fading channels[J]. *IEEE Wireless Communications Let-*

- ters, 2021, 10(8): 1633-1637.
- [72] KARLI U B, CHEN J T, ANTONY V N, et al. Alchemist: LLM-aided end-user development of robot applications[C]//Proceedings of the 2024 ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction. New York: ACM, 2024: 361-370.

(责任编辑: 李丹)

A review of intelligent UAV swarm collaborative perception and computation

YU Zhiwen^{1,2,*}, SUN Zhuo², CHENG Yue³, GUO Bin²

1. College of Computer Science and Technology, Harbin Engineering University, Harbin 150001

2. School of Computer Science, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072

3. Xi'an Aeronautics Computing Technique Research Institute, AVIC, Xi'an 710065

Abstract: With the rapid development of intelligent UAV technology, UAVs have the vast prospects in many fields, such as smart agriculture, post-disaster rescue, and battlefield reconnaissance. However, the limited perceptual and computing capabilities of an individual UAV make it difficult to meet the complex environment and task requirements in practice. Therefore, the efficient collaborative perception and computation of UAV swarms have become the main development direction in the future UAV field. In this paper, we first present the basic concepts of collaborative perception and collaborative computation. For the collaborative perception, we review the latest progress in swarm perceptual data collection and collaborative perception strategy. For the collaborative computation, the optimal schemes of computation task scheduling, resource allocation and data catching are summarized and compared. In addition, we discuss the urgent problems of collaborative perception and computation from the perspective of UAVs. Some potential research directions are presented, providing a reference for the follow-up researchers.

Keywords: UAV swarm; collaborative perception; collaborative computation; task schedule; resource allocation

Received: 2024-07-05; **Revised:** 2024-07-14; **Accepted:** 2024-07-24; **Published online:** 2024-08-23 17:18

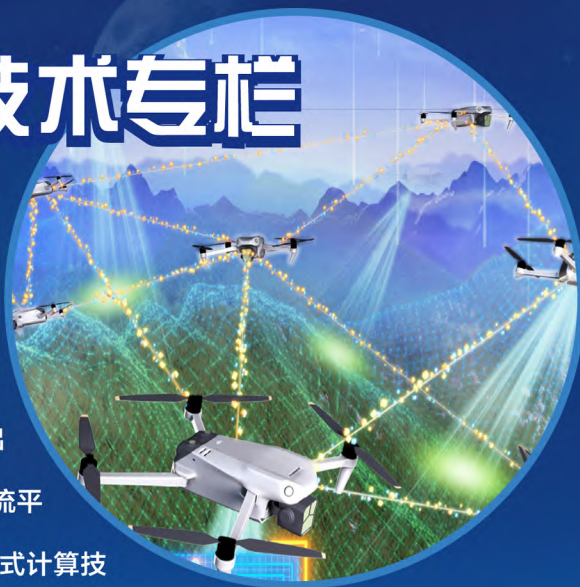
URL: <https://hkxb.buaa.edu.cn/CN/Y2024/V45/I20/630912>

Foundation items: National Natural Science Foundation of China (61960206008, 62102322, 62025205)

* **Corresponding author.** E-mail: zhiwenyu@nwpu.edu.cn

航空计算与仿真技术专栏

作为航空强国和国防现代化的重要支撑，计算技术广泛应用于航空装备设计、制造，任务执行等环节。鉴于此，《航空学报》联合中国航空工业集团公司西安航空计算技术研究所、中国航空学会计算与仿真分会策划出版“航空计算与仿真技术专栏”，为该领域学者提供交流平台。专栏文章涵盖了无人机协同感知、协同控制等分布式计算技术，空战自主规避、红外目标检测、任务指令编排、航迹滤波等航电计算技术，面向航空应用的新型计算机体系结构和新型编译技术，以及开放架构的CFD软件平台技术。期望通过本期专栏，促进航空计算与仿真技术的学术交流与高质量发展。



执行主编

胡林平

中国航空工业集团公司西安航空计算技术研究所所长、党委副书记，研究员，中国航空学会计算与仿真分会名誉主任委员。长期致力于软件工程与嵌入式操作系统的研究工作。先后主持了多项国家级科研项目，荣获多项省部级科技进步奖，著有多篇论文和专利。

於志文

哈尔滨工程大学副校长，西北工业大学教授，长江学者特聘教授，国家杰出青年科学基金获得者，国家“万人计划”科技创新领军人才，国家重点研发专项项目首席科学家，中国航空学会计算与仿真分会副主任委员。研究方向包括移动互联网、普适计算、人机系统、社会感知等。发表学术论文150余篇，ESI高被引论文7篇。获中国计算机学会优秀博士学位论文奖、中国计算机学会青年科学家奖、霍英东高等院校青年教师奖、国家级教学成果二等奖、教育部自然科学一等奖和陕西省科学技术一等奖。