

面向无人机集群的通信与组网技术

赵海涛¹, 王海军^{2*}, 陈海涛¹, 张亦弛¹, 魏急波¹

(1. 国防科技大学 电子科学学院, 湖南 长沙 410073; 2. 军事科学院 系统工程研究院, 北京 100082)

摘要: 无人机集群在军民领域应用前景广阔, 发展迅速, 面向集群的通信与组网技术是支撑其生成体系、发挥协同效能的关键, 为此, 系统梳理了面向无人机集群通信与组网的关键技术、研究现状和发展趋势。分析了无人机集群的典型应用场景和组网需求; 从物理层、数据链路层和网络层分别深入论述关键问题和解决方案; 结合无人机的信息物理融合特性, 分析总结了通信、计算与控制的深度耦合效应及其联合优化方法; 针对智能化赋能, 剖析了“意图理解-环境适配-资源调度”三位一体的智能架构及其最新研究进展, 并面向工程化应用, 探讨了高频段通信硬件优化、天线轻量化等关键问题; 展望了无人机集群融入未来空地一体化网络的前景和下一步发展方向, 旨在为无人机集群通信与组网领域的顶层规划设计与未来关键技术攻关方向提供参考。

关键词: 无人机集群; 智能通信; 大规模组网; 空地一体化网络; 信息物理融合; 通算控融合
中图分类号: TN929.5 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-2486(2026)03-012-24

Communication and networking technologies for unmanned aerial vehicle swarms

ZHAO Haitao¹, WANG Haijun^{2*}, CHEN Haitao¹, ZHANG Yichi¹, WEI Jibo¹

(1. College of Electronic Science and Technology, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China;
2. System Engineering Research Institute, Academy of Military Sciences, Beijing 100082, China)

Abstract: UAV (unmanned aerial vehicle) swarms hold broad application prospects in both military and civilian domains, and are developing rapidly. Communication and networking technologies tailored for swarms are crucial for enabling their formation systems and synergistic effectiveness. To this end, key technologies, research status, and development trends in UAV swarm communication and networking were systematically reviewed. Specifically, typical application scenarios and networking requirements of UAV swarms were analyzed. Key challenges and corresponding solutions were thoroughly discussed at the physical layer, data link layer, and network layer, respectively. Furthermore, leveraging the cyber-physical fusion characteristics of UAV, the deep coupling effects among communication, computation, and control, along with their joint optimization methods, were analyzed and summarized. Regarding intelligent empowerment, the intelligent architecture integrating "intent understanding, environment adaptation, and resource scheduling" as a trinity, alongside the latest research progress, were examined. For engineering applications, critical issues such as high-frequency band communication hardware optimization and antenna lightweighting were explored. The prospects for integrating UAV swarms into future integrated space-air-ground networks and the directions for next-step development were outlined. This review aims to provide references for top-level planning and design, as well as for future research directions regarding key technological breakthroughs in the field of UAV swarm communication and networking.

Keywords: unmanned aerial vehicle swarm; intelligent communication; large-scale networking; space-air-ground integrated network; cyber-physical integration; integration of communication, computing and control

随着相关学科和支撑技术的迅速发展, 无人机在军民领域的应用越来越普遍, 特别是凭借其

高机动性、低成本和灵活部署能力, 在军事侦察、灾害救援、环境监测、智慧城市等领域展现出巨大

收稿日期: 2026-01-21

基金项目: 国家资助博士后研究人员计划和中国博士后科学基金资助项目(BX20240493); 国家自然科学基金资助项目(61931020, 62201584, 62371462)

第一作者: 赵海涛(1981—), 男, 山东昌乐人, 教授, 博士, 博士生导师, E-mail: haitaozhao@nudt.edu.cn

*通信作者: 王海军(1993—), 男, 安徽濉溪人, 副教授, 博士, 硕士生导师, E-mail: 18874054173@163.com

引用格式: 赵海涛, 王海军, 陈海涛, 等. 面向无人机集群的通信与组网技术[J]. 国防科技大学学报, 2026, 48(3): 12-35.

Citation: ZHAO H T, WANG H J, CHEN H T, et al. Communication and networking technologies for unmanned aerial vehicle swarms[J]. Journal of National University of Defense Technology, 2026, 48(3): 12-35.

潜力和颠覆性影响^[1]。相较于单架无人机,由多架无人机构成的无人机集群具有更鲁棒的分布式体系架构、更高的效费比、更广的作用范围,因此,无人机集群也越来越受到人们的关注,如军事场景中的协同电子对抗与精确打击、灾害现场的快速搜救与应急通信重建、电网巡检中的分布式故障诊断等^[2]。为了使无人机集群形成一个协同工作的整体^[3],必须先解决无人机集群的部署与组网问题。特别是在万物智联的趋势下,未来更多无人机将接入移动通信网络中,或者在一定区域内构建独立的专用通信网络。无论是学术界还是工业界都已形成共识,无人机将在未来空天地一体化网络(space-air-ground integrated network, SAGIN)中充当重要的角色^[4]。

无人机接入或者构建通信网络,有其突出优势,因为无人机的空中飞行使其能够尽可能与地面用户建立视距传输链路,而且无人机移动的灵活性也使其能够实现快速和按需部署^[5]。与此同时,也必须认识到无人机的通信与传统地面装备的通信有很大区别,无人机自身设计和工作环境的动态性都为通信网络的设计带来挑战。一方面,从无人机自身看,与地面通信装备相比,其移动和悬停抖动会带来信道动态性^[6-7],其对功耗和实时性等方面的需求会带来通信波形设计的独特之处^[8],其执行任务的无人化和强自主性导致其数据传输和组网大部分都需要通过自主决策来完成;另一方面,从无人机的工作环境来看,在很多突发事件应用中,其无人机的工作场景往往具有环境高复杂性、博弈强对抗性、信息不完整等特点^[9],无人机集群的行为无法像诸多无人机商业表演那样事先彩排,难以集中控制,遇到紧急情况更是无法预先规划,只能自组织完成。

在需求牵引和技术进步的双轮驱动下,无人机的形态越来越多样化,个体的传感、计算等能力和飞控性能等都在不断增强,但受限于工作环境和可用的通信频段,承担无人机个体间联系纽带作用的通信和组网已成为严重制约无人机集群形成生产力的瓶颈问题^[10]。一个重要原因就是其通信模块设计还是基于地面装备的思路,缺乏对无人机所处的通信环境的深入理解,因此也难以针对性地对其适用的射频天线、通信波形和组网机制进行设计。

自2016年全球人工智能与机器人峰会 CCF-CAIR 首次提出无人机发展的“5S (small, safe, smart, speed, swarm)”趋势以来,国内外就无人机集群的通信与组网技术分别进行了不同方面的研

究。在起步探索期(2010年前),国外研究主要依托专用短程通信(dedicated short range communication, DSRC)及 Wi-Fi 协议等近距离技术实现无人机集群的通信,而国内同期则重点突破了复杂电磁干扰下的跳频抗干扰技术;在发展成型期(2010—2022年),国外探索 4G 长期演进技术(4G long term evolution, 4G-LTE)在无人机集群通信中的应用^[11],而国内主要侧重 4G 网络在城市环境中的适应性^[12];以 3GPP Release 17/18 为代表^[13-14],相关技术发展逐步进入融合加速阶段,国际上开始探索空天地一体化网络的一体化架构^[15];而我国凭借 5G 基础设施的领先地位,在蜂窝辅助无人机组网的干扰协同与垂直切换算法上形成了独特的理论体系。同时国内外围绕 5G-Advanced 在无人机集群通信中的巨大优势,引发了各主要阵营有关标准制定的争夺战,我国凭借新基建优势,展现了强大的后发优势^[16]。然而,深度分析发现,受限于无人机集群高度动态与资源受限的本质属性,现有研究在“通信-组网-应用”的垂直跨层维度仍存在亟待突破的科学空白。

1) 高动态下的非平稳拓扑与信道演进:不同于传统地面网络,无人机的高速机动导致空间信道呈现剧烈的“时-空-频”三域非平稳特性,传统的准平稳信道假设在 3D 高动态场景下失效,导致拓扑演进与物理层(physical layer, PHY)链路状态高度解耦,难以实现确定性的连接保障^[17]。

2) 资源极度受限下的跨层效能瓶颈:集群在面临严苛的机载能量限制时,物理层的能量调度与网络层的路由开销存在天然冲突。现有的跨层协同优化多处于“弱耦合”阶段,缺乏一种能够统一描述能量效率、频谱效率与时延抖动的全局优化框架^[18]。

3) 通-算-控三位一体的深度耦合机理:无人机集群作为一个典型的信息物理系统,其通信延迟直接影响控制回路的稳定性。目前研究对通-算-控融合机理与集群协同控制精度的映射关系探讨不足,尤其在异构集群执行多目标任务分配时,由于通信开销与计算负载的非线性叠加,如何实现任务驱动的动态资源适配仍是当前的研究盲区^[19]。

综上,当前无人机通信网络领域仍存在诸多基础性理论与关键技术问题亟待解决,本文撰写的初衷就是期望通过总结与梳理前期研究成果和问题,为读者提供有益启示。本文围绕未来无人机集群协同作业的发展趋势,致力于构建面向无人机集群的通信与组网技术体系,整体架构如

图 1 所示。具体而言,首先,剖析无人机集群的典型应用场景及其组网需求。然后,深入解构关键技术体系:在物理层,从通信波形、通感一体化波形、抗干扰传输技术及智能化无线传输技术四个角度,系统总结了适用于无人机集群的先进通信波形与无线传输技术;在数据链路与网络层,探讨全向与定向混合通信与组网、媒体接入控制协议设计、通信多维资源优化调度、高动态路由协议及异构集群组网等关键问题与解决方案。进一步,结合无人机的信息物理融合特性,分析通信、计算与控制三者的耦合效应及联合优化方法;针对智

能化赋能,基于“意图理解-环境适配-资源调度”三位一体的智能架构调研了最新的进展,并面向轻量化与弱连接环境下的通信需求,提出智能协同方案。围绕集群通信与网络安全问题,总结了无人机集群通信安全与智能防护技术。此外,为推动通信载荷的工程化应用,探讨了高频段通信硬件优化、天线轻量化、通信芯片及协议组件化等关键问题。最后,展望无人机集群通信与组网融入未来空天地一体化网络的前景,包括网络架构、关键技术、智能化发展趋势及应用需求,以期为该领域的顶层架构规划与关键技术实现提供参考。

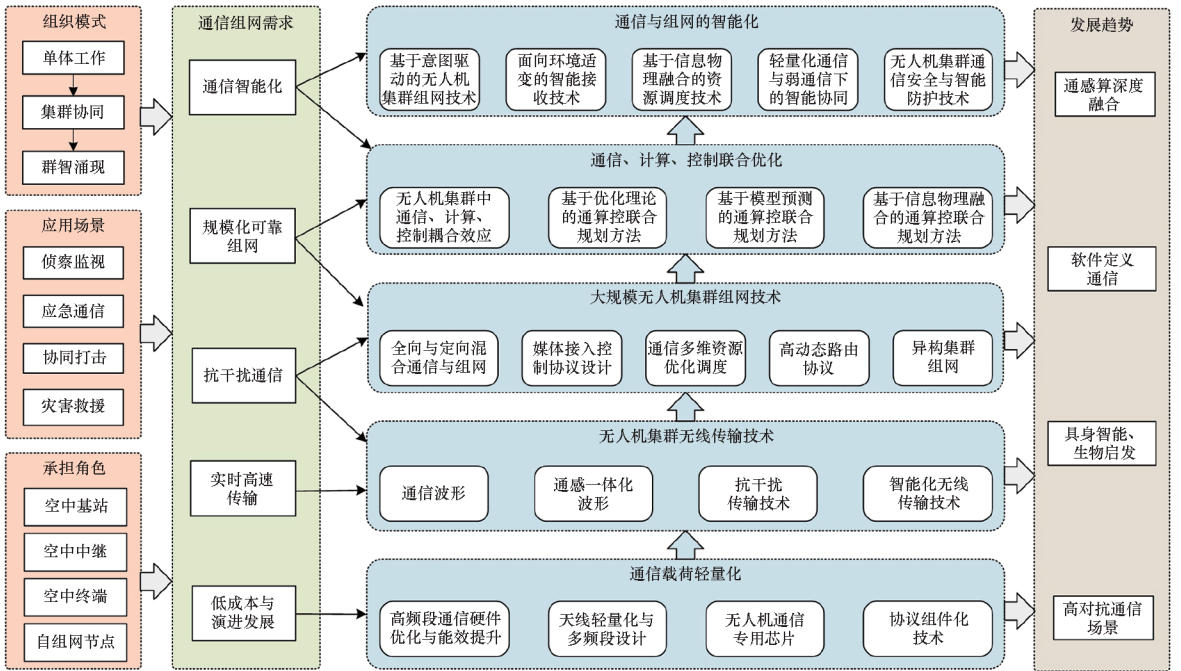


图 1 无人机集群通信与组网整体架构分析与展望

Fig. 1 Analysis and prospects of the overall architecture for UAV swarm communication and networking

1 无人机集群通信组网需求

1.1 无人机在网络中的角色分析

无人机在空天地一体化网络中承担的角色大致可以分为空中基站、空中中继和空中终端节点。另外,无人机也可以在某个区域独立构建自组网,不依赖于其他网络。如图 2 所示,图中用了不同的图标来表示不同类型的无人机。随着无人机集群任务复杂度的提升,其在网络中所承担的角色已呈现多元化特征。为了清晰呈现各要素间的逻辑关联,表 1 综合对比了无人机在不同典型应用场景下的功能角色、物理链路特性以及核心通信指标要求。

1.1.1 空中基站

作为空中基础设施节点,无人机空中基站

(UAV aerial base station) 通过搭载通信载荷,在地面通信基础设施受损或覆盖不足的场景中提供空中接入与扩展通信范围的能力^[5]。借助其灵活部署优势,空中基站可根据地面用户分布和业务需求进行动态位置调整,实现空-地协同的通信增强。同时,其部署策略需要综合考虑信道特性、外部干扰与能量效率等因素,以保障多用户接入与稳定覆盖^[20]。

1.1.2 空中中继

在复杂地形或受遮挡环境中,直连链路往往难以建立,空中中继通过构建多跳链路实现通信范围扩展,从而有效提升系统的连接可靠性与服务范围^[21]。与传统地面中继相比,无人机中继可根据网络拓扑与信道状态进行位置或通信资源的调整,从而获得更优的视距传播条件与信号增益。此外,在应急通信或灾害救援场景中,中继无人机

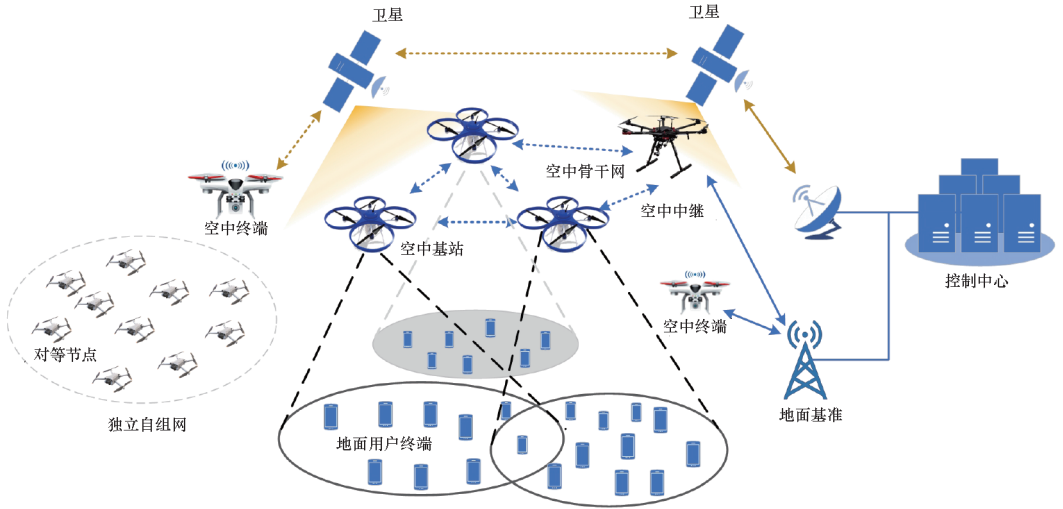


图2 无人机通信网络整体架构示意图

Fig.2 Overall architecture diagram of the UAV communication network

表1 无人机在不同场景下的角色、链路以及通信要求

Tab.1 UAV roles, connectivity patterns, and communication requirements under different scenarios

应用场景	无人机角色	链路	业务	通信要求		
				带宽	时延	可靠性
通信保障	空中基站或空中中继	地面基站到无人机	飞控指令和任务指令	小	高	高
		无人机到地面基站	状态监测数据	小	中	中
		无人机到无人机	控制和协同信息	小	高	高
		转发地面终端业务	中	中	中	
		无人机到地面用户	转发地面终端业务	中	中	中
		卫星到无人机	任务指令	小	低	高
侦察、监视等	空中终端	无人机到卫星	状态监测数据	小	低	中
		地面基站到无人机	飞控指令和任务指令	小	高	高
集群远程作业	自组网节点	无人机到地面基站	状态监测数据和载荷数据回传	大	中	中
		无人机到无人机	控制和协同信息 载荷数据	小 大	高 中	高 中

可快速构建临时通信网络,恢复被破坏的基础设施连接。

1.1.3 空中终端

空中终端通常指在空域中执行侦察、信息采集或特定任务的无人机节点。与地面终端不同,空中终端的高速移动特性与三维拓扑动态性导致通信链路频繁变化,从而对信道估计、资源分配及干扰协调提出更高要求^[22]。为了保障空中终端间以及空中节点到地面节点间的稳定通信,需利用拓扑重构、波束跟踪与动态频谱管理等技术实现高效接入与干扰抑制。

1.1.4 独立自组网节点

不同于作为中继或终端依附于蜂窝系统或空

天地一体化网络,无人机可通过全对等(peer-to-peer)的无中心自组织范式摆脱对基础设施的依赖,独立构建飞行自组网(flying ad hoc networks, FANET)。在此架构下,无人机不仅是信息传递的载体,更是网络的基本组成实体与自主决策单元,其核心使命在于支撑集群的协同控制与作业。为保障高动态环境下的稳健信息交互,节点必须突破多重技术挑战:首先,须具备在三维高速移动模型下实现毫秒级邻居发现与链路快速重构的能力,以维持动态拓扑的实时健壮性;其次,需满足关键态势共享与协同指令的确定性低时延交互(端到端时延通常控制在数百毫秒以内),从而保障大规模集群任务的一致性决策;最后,在无中心

干预的受限环境中,节点必须具备自主的分布式资源调配、信道冲突规避及抗干扰传输能力。这些底层机制的协同,最终为无人机集群的规模化扩展与群体智能的稳健涌现提供了坚实的网络基座。

除了网络协议,由于无人机的灵活移动性,其网络的部署相较于传统自组网技术有很大的区别。因此,无人机自组织网络的部署研究,吸引了大量学者的关注,他们也做出了很多创新性工作,现有的工作大致可分为最大化覆盖范围、拓扑控制以及目标追踪三类。其中,最大化覆盖范围这类研究主要解决的问题通常是,给定无人机实现地面覆盖面积的最大化;拓扑控制方面要解决的问题主要和应用场景有关,比如为了构建更加可靠的网络,在网络的部署中需要同时维持无人机之间的互联互通,而在一些特殊的应用中,引导移动自组网形成规则的拓扑也十分有意义;在目标追踪方面的研究,主要考虑多个无人机在空中如何协同飞行追踪移动目标。当然,在一些场景中,无人机网络可能需要同时满足上述的多种需求。比如在构建空中骨干网时,既需要实现最大化覆盖范围,也需要保持空中无人机间的互联互通。

1.2 无人机通信组网的需求分析

无人机集群中无人机间的协同通信需依托无线网络构建,其技术基础为移动自组织网络。移动自组织网络是由一组配备无线收发装置的通信节点所构成的无中心、具备自组织能力的通信网络。该网络无须预设基础设施,可于需要时按需临时组建。网络节点兼具终端主机与路由转发功能,通信范围外的节点可通过中间节点中继实现多跳通信。网络规模可根据实际需求动态扩展或收缩,具备较强的抗毁能力与灵活性。由于无人机集群系统应用场景的多样性,其对组网性能需求也各不相同,这里从以下六个方面对无人机通信组网需求进行分析。

1) 规模化可靠组网需求。虽然不能单纯地追求无人机集群的规模,但根据兰切斯特模型,当无人机规模超过一定数量,并且无人机可相互紧密协同时,可带来非常显著的性能增益。无人机集群规模化可靠组网对通信资源提出了更高要求,随着集群规模的扩大,节点数量增多、信息交互频繁,导致频谱资源紧张、功率分配复杂、空间部署优化难度加大。高动态的拓扑变化和强异构的业务需求进一步加剧了资源竞争的复杂性,使得资源分配必须兼顾能效、频谱利用率、链路稳定

性与全局满意度^[23]。因此,如何在资源受限条件下实现功率、频谱、轨迹等多维资源的协同优化,成为保障大规模无人机集群可靠组网与高效通信的核心挑战。

2) 实时高速传输需求。在侦察-打击一体化军事应用中,无人机需实现传感器数据、指挥指令与态势信息的实时交互,其通信链路的高速率与低时延对任务决策至关重要。通过无人机构建高速空中骨干网络,可有效支撑空天一体化作战体系中的实时信息传递,成为实现跨域协同的关键基础设施。进一步地,在有人-无人协同作战体系中,高速实时的信息传输是实现人机智能融合的基础,使得无人机能够充当指挥员的态势感知延伸,辅助其实时掌握战场动态,提升决策效率与任务执行效能^[3]。

3) 无人机集群通信智能化需求。无人机集群通信的智能化需求,核心在于实现从“机械联动”到“自主协同”的演变。这要求通信网络不再是简单、静态的数据传输管道,而须具备自主感知、智能决策与动态重构的能力^[24]。具体而言,系统需要智能感知复杂的任务环境,通过内置的算法自主决策,动态地、分布式地调配通信与计算资源、优化网络拓扑、选择最佳路由,并具备智能抗干扰与自愈合能力,从而在极端环境下仍能为整个集群提供高可靠、低延时、高吞吐的通信保障,最终支撑集群涌现高度自主、协同紧密的群体智能。

4) 抗干扰性能需求。在无人机集群通信组网的需求分析中,具备良好的抗干扰性能是保障任务成功的关键。在复杂电磁环境下,集群节点间的通信链路极易成为敌方侦察与干扰的重点目标,其通信质量与抗干扰能力直接决定了整个系统的任务效能与生存能力。与此同时,无线电信号的广播特性使其链路极易遭受针对性干扰。尽管基于频域、时域、功率域与空域的传统抗干扰技术(如跳频、扩频、突发通信、自适应功率控制及波束成形等)已得到广泛应用,能够在相当程度上提升通信韧性,但对抗环境正日趋动态与智能化。无人机通过“感知-学习-决策”的智能抗干扰闭环,使得抗干扰设计不再局限于静态的技术堆叠,而必须发展为具备主动感知、智能决策与动态规避能力的协同防御体系^[25]。

5) 低成本与演进发展需求。任务多样化正促使无人机集群的作战环境更趋复杂多变,这对其低成本与演进发展提出了核心需求:一方面,必须通过架构标准化、模块化和核心元器件商用化

来大幅降低单机成本与维护保障代价,确保在复杂对抗和消耗战中战损代价可控、可大规模部署;另一方面,更需要一个具备高度开放性和扩展性的技术架构,支持通过软件定义、硬件插拔和智能算法在线升级等方式,使集群能够像智能生命体一样持续进化,从而在未来不断变化的战场环境中保持持续的生命力和强大的任务适应性。

6) 6G 演进下低空经济应用的新需求。随着低空经济纳入新质生产力范畴并向大规模、高密度的城市级协同演进,6G 技术的深度赋能催生了无人机集群组网异于传统军事场景的全新需求。在感知维度,网络须具备通感算一体化(integrated communication, sensing, and computation, ICSC)支撑的内生感知能力,通过物理层波形设计实现“通信即感知”,在不增加硬件载荷的前提下满足密集城区动态路由与冲突避让的安全需求。在覆盖维度,依托 6G 非地面网络(non-terrestrial network, NTN)星空地跨域融合架构,组网需提供全时全域的泛在立体覆盖与高度的服务连续性,以支撑远程物流与广域搜救等长航时业务。在传输维度,面对未来城市空域海量异构终端接入的挑战,系统需引入 6G 确定性网络(deterministic networking, DetNet)技术与动态切片,为载人飞行器精准控制与高频实时通信等时效关键性任务提供具备确定性上界的极低时延与抖动保障,从底层杜绝飞控失稳风险。最后,在监管维度,集群通信需依托 6G 零信任架构与分布式认证构建内生安全机制,实现节点实时鉴权与飞行轨迹的不可篡改记录,从而在兼顾社会化应用高效性的同时,构筑闭环的规范化低空安全防务体系。

2 无人机集群无线传输技术

由于高空与高机动性,无人机集群通信容易面临复杂电磁环境暴露风险、信道特性变化更加剧烈,以及无人机本身的资源受限等问题。物理层波形作为通信的基石,需要为构建高效可靠的通信网络提供坚实支撑。无人机集群目标参数感知能力需要满足网络覆盖率需求。抗干扰传输技术需要提供通信安全保障。智能化传输技术的应用进一步带来了无线通信的革新。本节将从通信波形、通感一体化波形、抗干扰传输技术和智能化无线传输技术等方面介绍无人机集群通信无线传输技术。

2.1 通信波形

为满足无人机高速数据传输的需求,常采用多载波系列波形,如在低速移动场景下大多采用正交频分复用(orthogonal frequency division

multiplexing, OFDM)波形。该波形可以有效抵抗多径效应、易实现频域信道均衡、灵活调整子载波参数、增强波形适应性,并且易与多输入多输出(multiple-input multiple-output, MIMO)技术结合,提升系统的空间分集与复用能力。然而,无人机高速移动带来的高多普勒频移会破坏子载波的正交性,导致载波间干扰(inter-carrier interference, ICI)失真。OFDM 波形具有高峰均比(peak-to-average power ratio, PAPR)和强烈的带外辐射(out-of-band emission, OOB),易导致功率放大器非线性失真。基于此,现有研究利用离散傅里叶变换扩频正交频分复用(discrete Fourier transform spread orthogonal frequency division multiplexing, DFT-s-OFDM)波形来降低 PAPR,其对功放非线性失真更具鲁棒性^[26]。研究也表明滤波正交频分复用^[27](filtered OFDM, F-OFDM)、滤波器组多载波^[28](filter bank multi-carrier, FBMC)以及加窗正交频分复用^[29](window OFDM, W-OFDM)波形能够有效抑制 OOB,在高残余多普勒频偏、多径信道与非线性失真条件下具有更好的性能。

面对无人机的高速移动,传统 OFDM 难以适应高多普勒带来的 ICI,正交时频域(orthogonal time frequency space, OTFS)调制将时频域扩展到时延-多普勒(delay-doppler, DD)域二维调制,DD 域信道具有稀疏性,在时频双色散信道下具有良好的鲁棒性。然而,OTFS 信号的检测需要在 DD 域利用消息传递(message passing, MP)算法进行迭代检测,其计算复杂度虽随调制块尺寸增大呈线性增长,但由于存在大量节点更新与迭代过程,整体计算开销依然庞大,并且基于块检测会导致更高的计算延迟,因此 OTFS 需要解决复杂度与时延权衡问题。文献^[30]提出利用 Gram 矩阵优化计算的低复杂 MP 算法,相较于原始 MP 算法降低了 93% 的计算复杂度。此外,利用非正交多址(non-orthogonal multiple access, NOMA)辅助 OTFS,可处理无人机运动下的速率分配问题^[31]。

仿射频分复用(affine frequency division multiplexing, AFDM)技术考虑与 OFDM 的兼容性,基于离散仿射傅里叶变换(discrete affine Fourier transform, DAFT)可调整的系统参数对 OFDM 系统进行预编码实现,满足不同的用户移动性需求,在选定的参数下,AFDM 能够实现线性时变(linear time-varying, LTV)信道的全分集^[32]。现阶段研究中,相较于 OTFS 引入二维调制带来的高复杂度问题,AFDM 仍在时频域进行一维调制,具有更低的解调复杂度和信道估计开销。针

对 MIMO-AFDM 系统,文献[33]提出基于变分推断检测与低密度奇偶校验解码构建联合稀疏图的检测译码方法,降低了计算复杂度与译码延迟;文献[34]研究 AFDM 子信道矩阵的对角可重建性,并提出低复杂度嵌入导频辅助对角重建信道估计方案。

无人机集群通信链路通常至少能够支持以下三种业务的传输需求:控制站与无人机之间的测控信息,无人机之间维持编队的协同信息,以及视频、图像等数据回传的业务信息。其中,前两者可以统称为控制链路,其数据量相对较小,但对可靠性的要求较高,因为它们直接关系到无人机集群的可控性;而后的数据量较大,对传输带宽需求较高,但对传输可靠性的要求可以适当降低。在传统无人机集群通信链路设计过程中,通常采用不同的通信波形分别满足控制链路和业务链路的需要。考虑到上述波形的实际应用范围不同,利

用控制数传一体化波形设计兼顾控制链路与业务链路的通信需求显得尤为重要。文献[35]介绍了一种基于单载波频域均衡(single carrier frequency domain equalization, SCFDE)的新型直接序列扩频(direct sequence spread spectrum, DSSS)方法。SCFDE 核心是将传统单载波的时域均衡替换为频域均衡,结合快速傅里叶变换/快速傅里叶逆变换(fast Fourier transform / inverse fast Fourier transform, FFT/IFFT)将时域卷积转化为频域乘积,以低复杂度对抗宽带多径信道中的码间干扰。它保留了单载波低峰 PAPR 的优势,同时在抗多径性能上与 OFDM 相当。在此基础上,引入多模式扩频和认知跳频等机制,使其通过选择不同模式兼具良好的多径适应能力、抗干扰性能以及大带宽业务传输能力,实现控制数传一体化通信波形设计。表 2 对比了上述典型通信波形在不同能力指标方面的性能。

表 2 典型通信波形能力比较

Tab. 2 Capability comparison of typical communication waveforms

能力指标	OFDM ^[26]	F-OFDM ^[27] /FBMC ^[28]	OTFS ^[30]	AFDM ^[32]	SCFDE ^[35]
时变信道鲁棒性	低	中	高	高	低
峰均/dB	8~12	6~8	8~12	8~12	3~6
导频开销	高	中	高	低	低
计算复杂度	低	高	高	中	低
频谱效率/(bit · s ⁻¹ · Hz ⁻¹)	1.0(基准)	1.05~1.25	1.0~1.15	1.0~1.15	0.95~1
吞吐量(高速移动)	低	低	高	高	低

2.2 通感一体化波形

由于无人机的机动性,集成感知与通信(integrated sensing and communication, ISAC)波形在无人机网络中将提供更好的覆盖范围与更强的传感和通信服务^[36]。在波形设计方面也需要有新的思路,一方面,无人机平台的尺寸、重量与功耗(size, weight, and power, SWAP)要求严格限制通信与传感的相关能力,新颖波形能力更加匹配应用场景,OTFS/AFDM 本质上能够更加有效地估计环境参数(如散射体的距离和速度),能直接从信道状态信息提取可解析路径的延迟和多普勒参数,这些技术已被证明能与 OFDM 和调频连续波(frequency-modulated continuous-wave, FMCW)雷达的传感性能竞争,而不带来额外的硬件负担^[37]。另一方面,无人机集群分布为 ISAC 提供了新的自由度,单一专注于通信速率最大化或者感知精度最大化不一定能满足集群协作要

求,因此高性能 ISAC 与无人机有效协调的实现使系统设计更加复杂。文献[38]针对无人机轨迹周期性的感测任务,将时段划分为多个 ISAC 帧,并利用一个 ISAC 帧构建其他 ISAC,平衡了感知开销与复杂度。文献[39]提出了一种信道与数据联合估计和雷达参数估计的通信感知一体化方案,采用统一模型兼顾 OFDM、OTFS、AFDM 系统特征,建立不同波形的统一算法框架,并具有优异的参数感知能力,且该方案优势不受所用波形影响。表 3 对比了通感一体化波形在不同能力指标方面的性能。

2.3 抗干扰传输技术

无人机集群面临复杂电磁环境干扰,目前通信链路抗干扰传输技术按对通信干扰的处理方式可分为以下两类:一是通信波形抗干扰技术,以直接序列扩频与跳频扩频(frequency-hopping spread spectrum, FHSS)技术为代表,通过扩展信

表3 通感一体化波形能力比较

Tab.3 Capability comparison of ISAC waveforms

能力指标	OFDM ^[26]	OTFS ^[30]	AFDM ^[32]	SCFDE ^[35]	FMCW ^[37]
时延-多普勒模糊度	1	0.5~0.7	0.1~0.9	1	0.1(基准)
峰旁瓣比	中	低	可变	低	低
复杂度	低	高	中	低	低

号带宽或快速切换载波频率,显著降低了窄带干扰的功率谱密度,使通信链路具备较强的隐蔽性与抗截获能力。除上述扩频技术外,抗干扰传输技术还包括突发通信、跳时通信、脉冲调制等技术。二是信号处理干扰抑制技术,对时、频、空域的信号进行采集与干扰抑制。如频域抗干扰技术通过频域信号变换进行窄带干扰抑制;功率控制技术则通过动态调整发射功率以维持接收端信干噪比,从而在强干扰环境下保障链路连通性。除此之外,在信息处理层面还包括时域干扰预测与抑制、空域自适应干扰对消等技术^[40]。

定向通信技术天然具有优越的抗方向性干扰性能。毫米波(millimeter-wave, mmWave)因其丰富的频谱资源与窄波束成型性得到广泛应用,其可用带宽超过150 GHz,峰值速率可达40 Gbit/s。然而,毫米波信号存在严重的传播损耗,相较于微波链路(L/S/C波段)的大气损耗通常低于0.1 dB/km,保证了极高的全天候可用性;相比之下,毫米波(30~100 GHz)在降雨环境下的损耗可激增至10~20 dB/km,因此,可在毫米波系统中使用定向天线或天线阵列来获得高波束增益^[41]。同时,毫米波天线尺寸较小、器件小型集成化,能够适应无人机的SWAP需求,无人机的机动性也能为毫米波通信提供强视距和高指向性波束对准条件。然而,无人机毫米波通信需要解决两个关键问题:一是稳健性波束成型,克服角度偏差敏感、波束实时追踪、高频段多普勒频移影响严重等问题;二是集群通信场景下空间自由度高、节点变化快,如何实现空域节点快速搜索波束对准与毫米波频谱资源分配、空分复用等也面临挑战^[42]。

无人机集群一体化通信体制目前已经朝着射频(radio frequency, RF)/自由空间光(free space optical, FSO)^[43]通信发展。FSO采用可见光点对点定向通信,能够有效抵抗干扰且满足信息安全传输需求。FSO激光束波长在微米范围,传输速率处于Gbit/s级,波束宽度通常小于0.1°。FSO相较RF通信频段不受限制,有超大带宽、高传输

速率,且激光设备成本低廉便于维护。但光束的方向性导致通信链路难以快速建立,无人机在高动态条件下难以实现光束对准以建立通信链路,集群覆盖难以应用于非视距条件。同时,可见光易受大气环境和天气因素影响(晴天环境下损耗5~15 dB/km,雨雪环境可达20~150 dB/km),传输距离与信号质量的矛盾非常突出。因此,研究FSO链路的捕获、跟踪和瞄准仍是关键^[24],这对无人机平台的波束对准提出了毫弧度(milliradian, mrad)级的控制精度要求。定向通信技术利用RF穿透性强、频段适应性强与FSO抗干扰能力强的特点,构建无线电与可见光的异构融合通信,能够发挥不同谱段通信系统的优势,为无人机集群通信与组网提供高效可靠的信息传输。

2.4 智能化无线传输技术

人工智能(artificial intelligence, AI)技术(尤其是深度学习和强化学习)在无线通信物理层的应用,正从单纯的“黑盒模型”替代向“模型驱动”与“数据驱动”结合的方向发展,在无线通信波形设计、抗干扰传输领域展现出显著潜力。

传统的波形设计基于固定的数学模型,难以在复杂动态多变的信道环境下保持最优,AI技术引入了“端到端学习”和“动态生成”的理念:基于深度学习的端到端通信采用自编码器结构^[44],将通信系统视为一个端到端的神经网络,发射机作为编码器,接收机作为解码器,信道作为噪声层。基于对抗生成网络^[45](generative adversarial network, GAN)的端到端通信利用GAN来模拟真实的信道分布,辅助发射机学习如何生成能够更好地适应信道的波形,从而提升抗干扰能力。基于强化学习^[46](reinforcement learning, RL)的端到端通信在缺失信道信息时,根据发送信号的状态与动作,最大化信道与接收机构成的环境的累计奖励,优化端到端损失,无须依赖信道与波形。目前,AI广泛应用于通信物理层设计基础任务中(如信道估计、信号检测与均衡、信道编译码等)。文献[7]提出了一种基于连续学习的信道估计方案,在OFDM系统中仅利用少量在线样本能高效

适应动态信道环境,缓解了迁移学习的“灾难性遗忘”问题。文献[47]提出了一种基于神经网络的 OTFS 信号均衡监督学习框架,无须显式信道状态信息,在同一帧内进行单次在线学习,能够应对不同帧间信道变化。同时,AI 也用于 ISAC 波形设计。文献[48]考虑在发射功率和用户最小感测率的约束条件下通信速率最大化问题,开发了一个深度学习算法框架,为 ISAC 波束成形提供低复杂度可迁移的解决方案。

传统抗干扰手段(扩频、跳频、突发通信、自适应功率控制及波束成形)面临日益智能化、动态化的干扰威胁逐渐失效,AI 赋能抗干扰技术向“认知智能”转变。在干扰感知方面,利用卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)等深度学习模型对频谱瀑布图或 I/Q 数据进行特征提取,实现了高精度的干扰检测与样式识别,显著优于传统基于能量检测的方法;在抗干扰决策方面,基于深度强化学习(deep reinforcement learning, DRL)的智能决策引擎被引入,使通信节点能够作为智能体与环境交互,在缺乏先验信道信息的情况下,通过奖励反馈学习自动优化功率控制、信道选择(如智能跳频)及波形参数,从而在动态干扰下实现长期吞吐量最大化与低时延传输^[49]。在隐蔽通信方面,基于 GAN 生成拟态噪声信号或欺骗信号,在低截获概率下致使窃听方获取的有效数据量极少,甚至无法还原出原始信息^[50]。这些研究表明,AI 赋能的抗干扰技术正从单一维度的参数调整向多域联合、认知驱动的智能方向演进。

3 大规模无人机集群组网技术

无人机集群网络一般具有节点数量庞大、拓扑结构动态变化、业务类型多样(从低速传感控制到高速视频回传)等核心特征。传统的无线网络技术(如 Wi-Fi、ZigBee)在面对如此规模和动态性的场景时,在吞吐量、时延、可靠性和可扩展性方面面临严峻挑战。因此,研究专为大规模集群设计的新型组网技术至关重要。需要明确的是,无人机集群网络是一个涵盖物理层波形表征、网络层协议演进、系统层智能决策及载荷层硬件落地的综合体系,其本质是以任务协同为目标的异构信息交互系统。作为该体系的底层架构模型与核心分支范式,飞行自组网与无人机集群网络呈现“体系需求牵引、关键范式支撑”的深度耦合关系。相比于传统的移动自组网(mobile ad hoc network, MANET)或车载自组网(vehicle ad-hoc

networks, VANET), FANET 专注于解决高动态、弱中心环境下的节点自组织互联问题,并在三维空间移动模型、拓扑快速演变以及链路异构非对称性方面表现出更显著的随机性与不确定性。因此, FANET 被视为是支撑大规模集群实现“局部自治、全局协同”及规模化可靠组网的核心技术基座,需要展开深度讨论与研究。

传统自组网主要是地面通信装备的自组织组网,近年来随着无线技术的发展和万物互联需求的提出,又展现出了移动自组网、车载自组网、飞行自组网等新形态,三者之间既有联系又有区别。飞行自组网既有作为移动自组网的共性特点,也有其自身特性,为了更好地研究飞行自组网,有必要对三个概念进行区分对比。为此,从以下五个方面进行分析:

1) 节点移动性。这是飞行自组网最显著的一个特点,相比于移动自组网和车载自组网,无人机飞行速度一般要快得多。

2) 移动模型。移动自组网中节点移动方向和速度具有随机性,车载自组网中节点沿道路移动,飞行自组网中节点在三维空间移动,其运动轨迹根据任务变化有很强的灵活性;

3) 拓扑变化。相比于移动自组网和车载自组网,飞行自组网中节点拓扑变化更频繁,节点位置变化、节点失效、新节点加入都会影响通信网络拓扑。

4) 电波传播模型。无人机远离地面,无人机之间为视距通信,其他类型自组网节点大部分在地面,受地形影响较大,收发节点之间电磁波可能无法直线传播。

5) 能耗和生存时间。微小型无人机大部分为电池供电,同车载自组网相比,需要更加重视选用节能通信协议以延长生存时间。

本节将从全向与定向混合通信与组网、媒体接入控制协议设计、通信多维资源优化调度、高动态路由协议和异构集群组网五个核心层面,梳理当前的研究进展与关键技术。

3.1 全向与定向混合通信与组网

为克服单一通信体制在覆盖范围与传输容量之间的折中限制,构建全向与定向通信融合的混合架构已成为平衡链路稳健性与传输带宽的关键策略。该架构的核心思想在于实施控制平面与数据平面的解耦(control and data planes decoupling, CDPD)。如图 3 所示,在此异构双频网络中,Sub-6 GHz 频段利用全向天线的广覆盖与非视距传播优势,承载控制平面,负责链路维护、邻居发现及

粗粒度的波束导引;而毫米波频段则利用定向天线的高增益与丰富的频谱资源,承载数据平面,为网络提供高速数据回传与低时延业务支撑。这一架构本质上通过带外辅助的方式,有效规避了毫米波通信中因“耳聋”问题导致的波束对准高时延与控制链路脆弱性,同时也突破了传统 Sub-6 GHz频段的带宽瓶颈与干扰受限问题。然而,在基于全向-定向协作的异构网络中,如何设计高效的跨频段协作协议以及联合资源分配策略,以实现控制流与数据流的无缝协同,仍是当前面临的关键挑战。

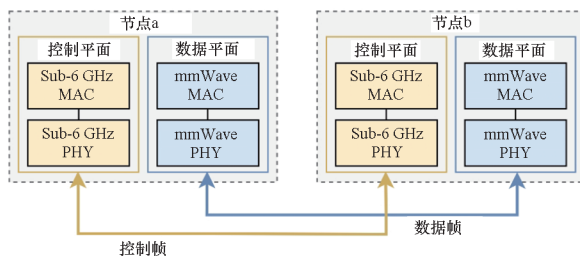


图3 控制平面与数据平面解耦的网络架构

Fig. 3 Network architecture with decoupled control and data planes

为了解决异构频谱资源在不同网络架构下的高效协同问题,设计低开销、高并发的混合媒体接入控制(media access control, MAC)协议成为研究的关键。文献[51]针对毫米波网络在分布式环境下管理低效及鲁棒性不足的问题,提出了一种兼容 Sub-6 GHz 与毫米波通信的 MAC 协议。基于 CDPD 网络架构,该方案采用集中式控制策略,由中心节点通过全向控制链路对周围的接入点(AP)与站点(STA)进行统一调度,而数据业务则被分流至高增益的定向链路。当定向链路因遮挡或移动性导致质量恶化甚至中断时,全向链路能够维持基本的网络拓扑连接,为定向波束的快速恢复与重连提供信令保障。针对分布式无人机集群这一更具挑战性的场景,文献[52]设计了一种基于载波侦听多路访问/冲突避免(carrier sense multiple access with collision avoidance, CSMA/CA)的双频协作协议。UAV 节点利用全向信道广播位置坐标、通信请求及波束配置等控制信息,动态构建本地邻居状态表,从而有效规避了盲目定向传输带来的碰撞风险。此外,为了量化双频协作机制带来的并行传输增益,定义了“空间复用系数”指标,实现了对网络饱和吞吐量的近似估计。进一步地,为了解决全向控制与定向传输的时域资源竞争问题,挖掘异构链路的并

行传输增益,文献[22]提出了面向无人机集群的并行传输 MAC 协议。该协议将超帧划分为“交互-接入-传输”三个阶段,采用“当前超帧预约,下一超帧传输”的机制,实现了全向控制与定向数据传输的无缝衔接,显著提升了时隙利用率。在此基础上,该文还提出了迭代搜索算法,对角度域、时域及功率域资源进行联合优化。通过协议流程与资源分配的协同设计,该方案有效抑制了链路间干扰,最大化了网络容量。

现有研究虽在优化网络传输效能方面取得了显著进展,但其设计准则大多局限于通信链路层的性能提升。面对无人机集群任务的多样性(如侦察、中继、打击)及复杂的时变信道环境,仅依赖传统的通用化传输机制已难以适应动态多变的业务需求。未来的研究仍需在实时信道状态感知的基础上,深度融合任务特征与用户意图,实现任务驱动的全向、定向融合通信方案。

3.2 媒体接入控制协议设计

媒体接入控制协议的主要目标是在多个无人机节点共享信道资源时^[53],通过合理的调度与控制机制,实现高效、公平、可靠的数据传输。在设计过程中需综合考虑接入时延、公平性、能效、吞吐量、功耗与拥塞控制等关键指标。根据信道接入策略的不同,现有无人机集群组网 MAC 协议主要可分为三类:竞争型、无竞争型与混合型。其中,竞争型协议可进一步划分为随机接入、控制接入与握手机制等^[54]。基于竞争的随机接入机制,其优点是简单、灵活,但在网络负载高、节点移动性强时,冲突剧烈且延迟不可控,无法满足关键任务指令的传输需求。基于调度的方案,如时分多址(time division multiple access, TDMA),能提供无冲突和确定性延迟,但又存在系统复杂、需要严格同步、难以快速自适应拓扑变化的问题,灵活性不足。混合型接入协议结合了竞争和调度二者的优点,以 TDMA 为基础架构保证关键业务,嵌入竞争机制适应突发业务。

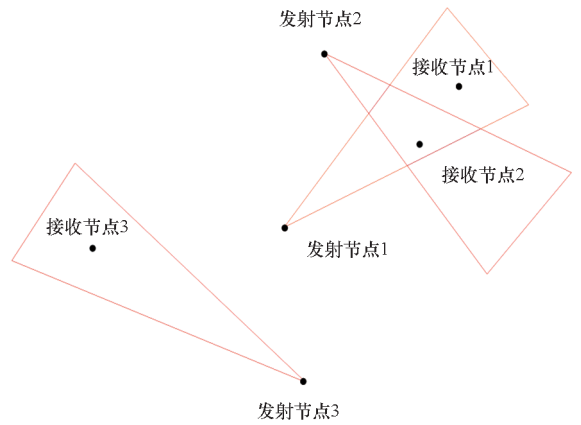
无人机集群网络中节点的高移动性使得维护网络可靠性与安全性比传统基础设施网络更为困难。此外,隐藏节点问题常导致多个节点在未感知彼此存在的情况下同时竞争信道,引发频繁的信号冲突。无线链路因路径损耗、抗干扰能力弱及节点移动而极不稳定,造成网络拓扑高度动态变化。因此,智能 MAC 协议研究成为提升无线自组网适应性、可扩展性与通信效率的关键方向。近年来,随着深度强化学习和多智能体强化学习(multi-agent reinforcement learning, MARL)技术的

引入,智能 MAC 协议的设计逐渐成为无人机集群网络中的研究热点^[55]。传统的 MAC 协议,如 CSMA/CA,主要依赖固定的退避算法和竞争窗口来避免信道冲突。然而,这些传统协议在无人机集群这种高动态、无中心控制的环境中存在明显的局限性。特别是节点的高移动性和网络拓扑的动态变化使得这些协议无法灵活应对频繁的信道冲突和网络波动,导致系统吞吐量下降和碰撞率上升。深度强化学习和多智能体强化学习为智能 MAC 协议的设计提供了全新的解决方案。通过 MARL,多个无人机节点能够自主学习和适应信道竞争模式,动态调整退避算法、竞争窗口大小及时隙分配策略,以优化网络性能^[56]。与传统的基于规则的协议不同,DRL 通过不断地自我学习和调整,能够在无人机节点的高移动性和网络拓扑频繁变化的情况下,最大化系统吞吐量,降低碰撞概率^[57]。具体而言,MARL 允许节点在无须中央控制的情况下,通过与其他节点的交互逐步形成最优的信道访问策略,从而提升了网络的适应性、可扩展性和稳定性。此外,MARL 技术的引入不仅提高了单一节点的通信效率,还增强了无人机集群在高负载环境下的协作能力^[58]。在信道资源紧张或网络负载较高时,MARL 可以通过分布式学习来有效避免信道冲突,并协调多个节点的通信行为,有效应对节点规模扩张带来的信令冲突,支撑集群的规模化可靠组网,确保整体网络性能的提升。这种基于智能算法的自适应调节能力,是传统协议无法实现的,尤其是在高动态和非稳态环境中。

3.3 通信多维资源优化调度

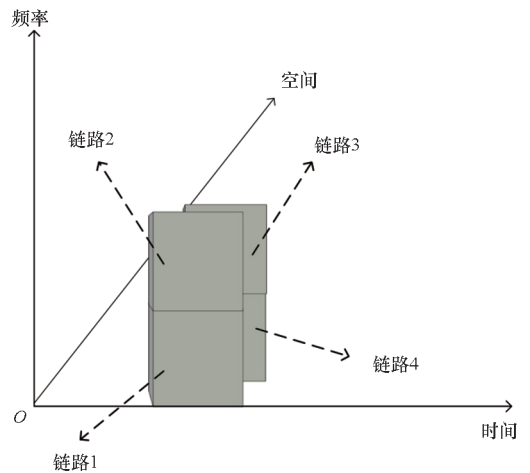
通信多维资源优化调度将时间、频率和空间等维度的资源视为一个整体进行联合优化,是实现频谱效率最大化的核心技术^[59-60]。时域通过时分多址接入将时间划分为时隙或帧,频域则通过频分复用将可用频谱划分为多个正交子信道,空域则利用智能天线、大规模 MIMO 和波束成形技术实现空间复用。联合优化问题通常建模为复杂的混合整数非线性规划,优化目标包括最大化吞吐量、最小化能耗、提升用户公平性或最小化时延等^[61-63]。关键技术挑战包括干扰管理、资源块划分与映射以及可扩展性问题。干扰管理需要精确建模,通过波束成形减少同频干扰,而资源块的划分和映射则需根据信道质量和业务需求进行动态分配,图 4 给出了一种三维资源分配的示例。由于集中式优化计算复杂度高,分布式、启发式算法(如基于图着色、博弈论和强化学习的方法)在

大规模动态网络中的应用至关重要。尽管时、频、空等多维联合优化提升了网络容量,但算法复杂性和硬件需求仍是实际部署中的主要挑战,特别是在分布式网络架构中,这一难题尤为突出^[64-65]。



(a) 时频资源复用条件

(a) Time-frequency resource reuse conditions



(b) 分配示例

(b) Allocation example

图 4 三维资源分配示例

Fig. 4 Three-Dimensional resource allocation example

3.4 高动态路由协议

无线自组网的协同任务需要可靠、稳健的数据传输,因此,保持无人机之间的通信链路对网络具有至关重要的影响。路由选择是网络层最重要的功能,通过路由协议可实现合理、高效的路由选择。路由协议决定了数据包从源节点到目的节点的传输路径。一般来说,在设计无人机网络路由协议时,必须考虑网络延迟、丢包、流量负载、动态拓扑、带宽、通信稳定性、信令开销等问题。根据路由决策过程,现有的无人机网络路由协议主要分为基于拓扑的、基于位置的和基于层次的路由协议。

基于拓扑的协议根据设计原则又分为主动、被动和混合三种类型。代表性协议包括优化链路状态路由^[66]、动态源路由^[67]和按需距离矢量路由^[68]。这些主动和被动路由协议依赖于网络拓扑信息,需要建立和维护路由表,不适合带宽有限、动态性强的无线自组网。基于位置的协议由于其高动态性和不稳定的拓扑结构而不适用于大型无线自组网。一种常用的基于位置的协议是贪婪周边无状态路由,它利用相邻节点的位置信息来转发数据包。传统的路由协议由于缺乏自主的路由决策和自适应性,不适合高度动态的无线自组网。因此,也有学者研究了智能和自适应路由协议,特别是数据驱动的路由协议,可以有效地管理频繁的拓扑变化和重路由任务,而无须人工干预。传统的路由协议在无人机集群网络中面临着拓扑频繁变化时的信令压力巨大问题。尤其是在三维空间中的动态环境下,传统协议常常难以准确描述和实时更新网络拓扑,导致路径选择过程存在盲目性,无法有效应对节点间的复杂相对运动关系和链路稳定性问题^[69]。为了解决这些问题,图神经网络(graph neural networks, GNN)在自适应路由协议中得到了广泛应用,成为一种有效的技术手段。通过将无人机集群的网络拓扑抽象为动态图结构, GNN能够高效捕捉节点间的相对运动、链路的稳定性和时空演变特征。GNN通过其消息传递机制,不仅能够从邻近节点获取信息,还能够动态更新拓扑结构,显著提高了路由决策的前瞻性和准确性^[70]。在此基础上,结合深度强化学习的路由寻址算法,可以将端到端时延、链路容量、节点剩余能量等多维大数据作为输入,实时生成优化路径。该方法有效克服了传统路由协议中基于“贪婪转发”策略的局限,尤其是在三维复杂场景中的空洞效应,提升了路由协议在高度动态环境中的适应性和效率^[71]。为了最大程度利用观测图中蕴含的信息,文献[72]设计了一种基于图神经网络的策略模型结构,通过消息传递的方式处理每一步决策中周围节点和链路的特征数据。所设计的图网络结构支持多变量组合动作的不固定动作维度。

根据典型仿真场景数据对比,在高动态无人机集群网络中采用智能优化路由协议可显著提升网络性能。文献中的OPAR协议^[73]在模拟中对比传统AODV、DSDV和OLSR协议表明,智能预测路由能够使包成功传输率提高约30%、网络吞吐量平均提高约25%,并使流完成时间平均减少

约35%,反映了在动态三维拓扑下更快的网络适应能力和更高的稳定性。此外,其负载平衡扩展协议LB-OPAR^[74]相较于传统协议实现了约20%的流完成时间降低、30%的成功率提升及最高400%的吞吐量增长,进一步验证了智能路由策略对于高负载、高移动性场景的优势。

为了解决大规模组网问题,基于层次的协议越来越受到人们的关注,它可以把大规模的无人机分解到不同的簇内,这样每个簇内的节点数就大大减少,这种分层次的组网方式可以显著减少大规模组网和资源调度带来的困难。在这类协议中,代表性的协议有基于分簇的路由协议^[75]以及基于“图表征感知+强化学习决策”的分层路由架构^[70]。总体而言,无论是引入智能预测机制还是采用分簇拓扑架构,现有集群路由协议的演进核心均在于提升网络对高动态环境及庞大节点规模的适应能力。这些优化策略有效控制了全网的信令开销与端到端时延,为未来超大规模无人机集群的可靠协同与高效信息交互提供了关键的网络层支撑。

3.5 异构集群组网

无人机集群作战具有战场环境复杂多变、使命任务多种多样、集群规模参差不齐、作战要素多元异构的特点,所采用的通信制式也因场景和需求变化而各不相同乃至异构网络并存,涵盖专用数据链、自组网协议、4G/5G、星闪和卫星通信等。由此可见,异构集群组网涵盖了无人机平台物理特性的异构(如载荷、功耗、飞行性能及任务分工的差异,即集群异构)以及由此产生的通信制式与组网协议的异构(即组网异构)。因此,需要通过参数动态调整、协议栈智能适配、波形按需重构等手段,实现不同特性无人机节点在多种异构通信链路下的互联互通,进而实现无人机集群从信号层到任务层的深度互操作^[76]。

基于软件定义无线电技术,发展智能无线电体系架构,为形态和功能各异的集群通信终端提供波形与协议动态适配能力,使网络能够在运行时认知环境、理解意图、智能决策,从而实现异构网络从物理层到应用层的深度融合与无缝互操作^[77]。这种智能化的网络融合将使各类无人平台如同一个有机整体般协同行动,动态共享频谱与网络资源,自主优化通信路径与服务保障,最终形成一个通透、可靠、抗毁的战场物联网体系。其可支撑海量作战要素互联互通互操作,实现态势感知、指挥控制、火力打击与综合保障的全要素实

时联动,真正达成跨域协同、即插即用、弹性自愈的泛在智能作战愿景。

4 通信、计算、控制联合优化

无人机集群系统作为典型的多智能体自主系统,其核心特征在于多类型无人机平台在动态环境中通过通信、计算与控制的深度耦合实现协同感知与任务执行。传统的研究模式往往将这三部分独立设计:通信层侧重于链路可靠性与容量优化,计算层关注任务分配与资源调度,而控制层则负责运动与姿态的精确控制。然而在高动态拓扑、复杂任务与异构资源约束下,这种分离式设计难以满足系统的实时性与鲁棒性需求。联合规划思想的提出,为无人机集群提供了一种系统级优化方案。通过在决策层面融合通信信道状态、计算资源负载与控制动态约束,系统能够实现全局资源最优分配与任务自适应执行。这不仅能够提升无人机集群的通信可靠性与计算能效,也可以增强系统在突发任务与环境变化下的自组织能力与稳定性。

4.1 无人机集群中通信、计算、控制耦合效应

图 5 展示了无人机集群各组件之间的耦合效应。具体来说,通信是获得计算所需数据并形成一致决策的必要手段;恰当的移动控制不仅有助于完成特定的任务,也可为无人机集群的通信和计算带来巨大的增益,包括利用移动性保持网络的连通性和最大化网络覆盖范围,或者构造规则的网络拓扑以简化网络协议和优化算法等;计算可以用于决策传输哪些信息、优化通信波形和协议以及提升飞行控制效率,还可以基于人工智能算法为通信和控制赋能。此外,无人机集群着力构建一个从环境感知、信息交互、计算决策到精准执行的反馈闭环。该闭环通过传感器从物理域采集数据信息,经信息域的通信交互和计算决策生成控制指令,最后通过执行器作用于物理域,从而实现信息域和物理域的深度融合。因此,将通信和计算所主导的信息域与感知和控制所主导的物理域联结起来,可为无人机集群的深化研究提供新的视角。

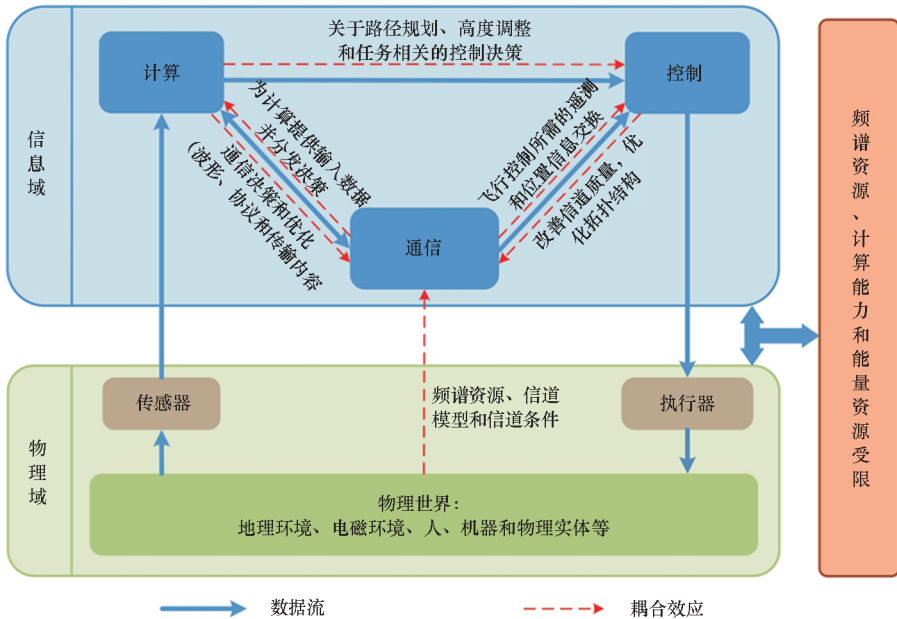


图 5 无人机集群中通信、计算、控制耦合作用示意图

Fig. 5 Schematic of the coupling effect of communication, computing, and control in UAV swarms

4.2 基于优化理论的通算控联合规划方法

优化理论^[78]是通信、计算与控制联合规划的基础性方法之一,其核心思想是通过建立系统整体性能指标(如时延、能耗、可靠性、稳定性等)的数学模型,并对通信资源、计算资源与控制变量进行联合求解。传统优化方法主要包括凸优化、非凸优化、拉格朗日对偶分解与分布式协调优化等。在早期研究中,学者通常通过分层优化^[79]的思路

将复杂的联合问题分解为可求解子问题,即上层负责通信与计算资源的全局调度,下层完成控制环路内的实时反馈与修正。这类方法的优势在于理论严谨、可解释性强,能够获得确定性最优解。例如,利用凸优化求解带宽分配与任务卸载问题,可实现系统平均时延的最小化。然而,在非凸与动态约束场景下,这类方法的计算复杂度迅速上升,且难以应对高动态拓扑与非线性控制模型。

为解决这一问题,近年来出现了基于交替方向乘子法(alternating direction method of multipliers, ADMM)的分布式优化框架^[80],通过多节点并行求解实现复杂系统的近似最优决策。此外,还涌现出基于鲁棒优化与随机优化的联合建模方法,用于应对无线信道不确定性与节点状态波动,从而在保证系统稳定性的前提下实现通信、计算、控制的实时协同优化。总体来看,优化理论方法构建了通算控联合规划的数学基础,是后续学习驱动与智能化方法的理论支撑。

4.3 基于模型预测的通算控联合规划方法

模型预测控制^[81](model predictive control, MPC)作为控制理论中的重要分支,已广泛用于无人机集群的动态规划与实时控制中。其思想是通过系统模型预测未来状态演化,优化控制输入序列以最小化未来代价函数。在通信、计算与控制联合规划中,MPC为三者的协同提供了自然的统一框架。具体而言,通信模块可利用预测信息提前分配信道与功率资源,实现通信负载的时域平滑化;计算模块可通过预测任务到达率与能耗水平,动态规划任务分配策略;而控制模块则可结合预测信道状态信息(channel status information, CSI)与计算延迟,进行路径规划与姿态调整,从而保证系统的闭环稳定性。例如,在无人机集群协同任务中,研究者提出通信感知的MPC框架^[82],通过实时更新通信链路模型,将信道约束直接引入控制优化过程,实现飞行轨迹与网络连通度的联合最优。此外,近年来提出的分布式模型预测控制^[83](distributed model predictive control, DMPC)可在多无人节点之间并行计算局部预测控制策略,并通过邻域通信实现全局协调,显著提高了系统的可扩展性与实时性。MPC类方法尽管具备良好的解释性与实时性,但仍面临模型精度依赖与计算复杂度高的问题。为此,结合深度学习与强化学习的学习增强型模型预测控制^[84](learning-enhanced MPC)成为研究热点,通过在线学习修正预测模型参数,实现通信、计算与控制的动态协同优化。

4.4 基于信息物理融合的通算控联合规划方法

基于信息物理融合的联合规划方法以信息物理系统^[85](cyber physical system, CPS)理论为基础,通过紧密耦合信息空间与物理空间,实现通信、计算与控制三者的动态协同优化。其核心思想是构建一个涵盖物理层、通信层、信息处理层与决策层的多层闭环系统,实现从数据感知、信息处

理到控制执行的全流程融合。在CPS框架下,无人机集群的通信、计算与控制不再是独立模块,而是通过跨域建模实现统一描述。通信层提供实时状态信息与网络连通性保障;计算层通过边缘与分布式处理进行任务分解与资源调度;控制层则依据物理模型和信息反馈生成最优动作指令。各层间的信息流与能量流相互作用,形成一个动态闭环系统,使系统能够在复杂环境中维持高效、稳定运行。在联合规划机制上,该方法通常采用跨域耦合建模与协同反馈优化。通过将信道模型、任务负载与控制方程整合到统一状态空间中,可实现通信资源、计算算力与控制律的同步优化。例如,在无人机集群协同任务中,可依据通信时延与能耗约束动态调整路径规划与控制增益,从而兼顾实时性与能效。此外,引入事件触发机制与信息驱动控制可使系统根据信息价值主动调节通信频度,有效降低带宽占用并提升资源利用率。

目前,CPS理念已被应用于空地协同无人系统、智能制造集群与分布式感知控制等领域。其主要优势在于实现了信息域与物理域的双向映射与协同优化,为复杂系统提供可预测与可控的运行机制。然而,该方法仍面临跨域建模复杂、时空同步困难及信息安全性不足等挑战。未来研究将聚焦于基于因果建模的CPS优化框架与融合数字孪生的虚实协同决策体系,以推动无人机集群联合规划向自适应、自演化与高可信方向发展。

5 通信与组网的智能化

无人机集群的智能化演进正从连接保障向能力赋能跃迁,其核心在于构建“意图-环境-资源”三位一体的协同架构:上层通过任务语义理解驱动网络自主决策,底层依托物理层实时适变应对动态干扰与环境变化,全局层面融合信息与物理资源实现跨域优化。该框架不仅解决高移动性、弱基础设施下的拓扑剧变与资源碎片化难题,更通过智能涌现机制提升集群在军事侦察、灾害救援等高风险场景的生存能力与任务效能。在此背景下,基于上述三层技术内涵,系统阐述意图驱动组网、智能适变通信与信息物理融合资源调度的研究进展,揭示智能通信与组网如何从理论概念转化为集群协同的底层支撑,旨在构建一种具备自理解、自进化、自协同特性的无人机集群智能通信网络架构。

5.1 基于意图驱动的无人机集群组网技术

在当前无人机集群系统中,高层任务意图与底层网络微观指标(如接收信号强度、丢包率)之间

存在显著的语义鸿沟,导致传统静态优化的网络沦为被动传输通道,无法主动赋能集群协同任务^[86]。此外,传统网络优化方法多依赖静态目标函数,面对高动态任务需求时缺乏实时性与适应性,已成为制约无人机集群智能化演进的关键瓶颈。

意图驱动网络(intent-driven networking, IDN)通过抽象化、声明式的“意图”表达任务目标,使网络具备语义理解与自主决策能力^[87]。IDN 的核心在于构建“需求-执行-验证”的动态闭环,涵盖意图表达、编译与实现三层自动化框架,从而有效弥合高层任务与底层资源间的鸿沟。通过这种闭环机制, IDN 能够主动感知任务需求变化并实时调整资源分配策略,实现意图的全生命周期管理,为自适应的智能通信奠定理论基础。

在无人机集群高动态场景中, IDN 通过人工智能重构控制逻辑,使无人机从被动转发节点升级为具备意图感知能力的智能体。当指挥层下达区域覆盖或协同侦察等宏观意图时,网络可将其自动拆解为群组具体行动策略,实现从人工配置向自主导航的跃迁^[88]。同时,结合数字孪生技术构建的预验证机制,可在虚拟空间评估组网配置与路径规划的安全性,大幅降低试错成本^[89]。在安全维度,系统以路由稳定性为安全意图基线,引入深度强化学习实时监测流量特征并主动防御异常行为,增强了集群在受限环境中的生存能力^[90]。未来,多域环境下的意图协商机制与跨层优化模型将是进一步应对复杂异构网络演进挑战的研究重点。

意图驱动组网的核心在于构建一种自适应的“意图-资源”映射机制,以弥合高层任务语义与底层物理约束之间的鸿沟。该机制的运行逻辑由三个递进环节构成:首先,通过自然语言处理或本体模型进行语义解析与形式化定义,将宏观模糊的任务意图转化为具体的网络服务质量(quality of service, QoS)指标约束,完成任务逻辑向网络逻辑的初步转换;其次,依托人工智能或启发式优化算法实现跨层策略编排与资源映射,将 QoS 指标精准解构为频段选择、带宽预留及功率分配等底层硬件资源配置指令;最后,基于实时感知与闭环自愈反馈机制,系统持续监测底层运行状态并与预设意图进行偏差比对。当环境异变或资源受限导致支撑乏力时,网络能够自主触发策略调优与动态重构,从而确保高层任务意图在复杂异构条件下的持续可靠达成。

5.2 面向环境适变的智能接收技术

要完成对通信环境的智能适变是个复杂的问题,因为影响性能的环境因素包括网络空间用户

行为、频谱利用情况和信号传输路径周围的物理信道环境等。与之对应,通信系统需要对网络路由、使用频段、射频控制,以及传输的调制、编码、功率等多维参数做出调整。近年来人工智能技术的快速发展和广泛验证,为解决上述问题提供了可能的解决途径。

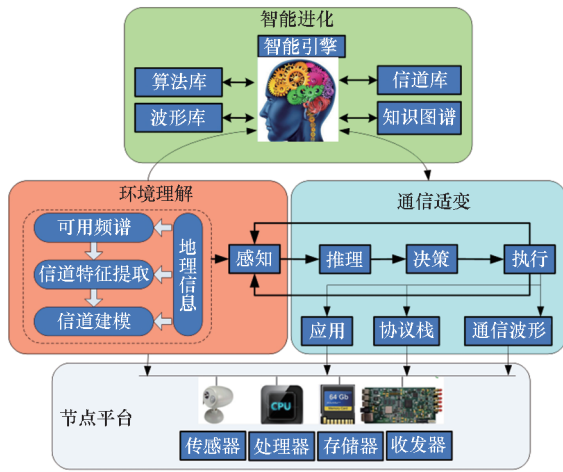
在无人系统所处的复杂未知通信场景下,智能接收技术主要面临在线信道数据分布变化带来的模型性能损失问题。对此,现有研究主要考虑迁移学习和在线学习两类途径。

1) 基于迁移学习的智能接收机。迁移学习的思路是对已经训练好的信道估计或符号检测等模型的参数进行微小的调整,以提高其在新任务或新数据集上的准确性^[91-92]。在此基础上,为了进一步减少对在线训练数据的需求,加快在线微调的速度,已有研究提出小样本学习^[93]、元学习^[94]等信道估计方案。目前,针对符号检测问题的元学习研究仍处于起步阶段。相比于信道估计对信道环境的敏感,符号检测问题更受到调制方式、编码方式等系统自身参数的制约。在调制编码方案(modulation and coding scheme, MCS)可变的现代通信系统中,针对调制方式提出可适变的 AI 符号检测方案,是确保智能网络在通信场景中的稳定性和鲁棒性的切实办法。

2) 基于在线学习的可适变接收机。在线学习完全摒弃了离线训练阶段,通过快速的在线训练适应信道变化,避免了泛化误差带来的接收性能损失。在线学习方案的复杂度很低^[95],且可以适应符号定时偏差(symbol timing offset, STO)和非线性失真等实际非理想因素^[96]。然而,在线学习方案极度简化的网络结构,也限制了其学习与拟合潜力。为此,文献[97]设计了一种在线学习的适变通信架构,如图 6 所示。无人系统可以将物理层的接收信号与设备对内容的理解结合,完成对通信环境的准确认知和理解,并自主完成对通信环境的适配。更可进一步扩展,使无人系统具备学习能力,能不断扩充知识图谱,对遇到过的场景迅速甄别和适配,对未遇到过的场景能通过推理快速适变。

5.3 基于信息物理融合的资源调度技术

信息物理融合组网的深层意义在于打破通信、计算与感知资源的孤岛效应,通过全局调度引擎实现异构载荷的效用最大化,驱动集群从“连接网络”向“能力网络”的角色跃迁。该技术的核心功能是解决大规模集群在长时复杂任务中的资源碎片化与负载失衡难题,通过动态解耦并按需

图6 面向环境智能自适应的通信架构^[97]Fig. 6 Intelligence-enabled environment-adaptive communication architecture^[97]

分配异构节点能力(如边缘算力、感知维度),实现资源在空间与时间维度的精准对齐。例如,在协同侦察/打击任务中,调度引擎可指派高算力节点承担高负荷的AI推理与态势理解工作,而将低功耗节点调度为通信中继或基础环境监控,从而在保障任务效能的同时显著降低集群整体能耗。

当前,该领域的研究主要聚焦于攻克异构资源建模复杂性、跨域协同实时性约束及资源-任务精准匹配三大挑战,现有研究主要沿着数字孪生驱动^[98]与联邦协同优化^[99]两条核心技术路径演进。数字孪生技术通过构建物理集群的实时全息映射,实现对资源状态的预测性调度。基于模型预测控制的协同算法,结合信息年龄(age of information, AOI)优化理论与Lyapunov框架^[64],能够精准平衡“时延-能耗-精度”之间的三角约束,实现有限资源下的帕累托最优配置;然而,其高昂的实时计算开销在一定程度上制约了资源受限节点的部署灵活性。相比之下,联邦协同优化路径利用联邦学习框架在隐私保护前提下实现分布式调度,如文献[100]提出的基于图神经网络的联邦调度器,通过知识迁移机制聚合局部优化策略,在降低通信开销的同时显著提升了资源利用率。尽管自适应聚合策略在应对数据异构性方面表现出色,但在高动态拓扑场景下的收敛速度仍是当前研究的攻坚难点。未来研究将深度集成数字孪生的精准建模能力与联邦学习的隐私协同优势,构建“轻量建模-分布式协同-动态演进”三位一体的架构。这种深层次的资源调控模式将赋予无人机集群在极端复杂环境下更强的韧性与环境适应力,为全域无人化作业的智能演化

进提供核心支撑。

5.4 轻量化通信与弱通信下的智能协同

无人机集群协同系统具有节点资源受限、网络动态拓扑多变、任务复杂多样等核心特点,这对通信系统的传输效率、实时性及可靠性提出了极高要求。因此,发展轻量化的智能无人通信技术成为必然趋势。在这一背景下,语义通信通过从“传输数据”向“传输语义与意图”的模式转变,为实现轻量化通信提供了可行的技术路径^[101-103]。

具体而言,语义通信利用注意力机制能够有效捕捉通信场景、历史交互与任务目标等长距离上下文信息,通过对数据进行任务导向的语义特征提取与压缩处理,直接传输信息的语义特征而非全部数据,从而在相同信道容量条件下相较于传统通信方式能够实现以更少数据量传递更多信息,有效提升信息传输速率^[104-105]。此外,依赖于收发双方共享的上下文知识与通信背景,即使在信道条件较差或发生部分信息丢失的情况下,语义通信系统的接收端仍可借助背景知识对缺失语义进行智能重建与纠错,显著增强传输过程的鲁棒性,降低因数据重传所造成的额外资源占用。同时,由于语义理解与任务场景高度相关,相同语义内容对于具备共同背景的接收方而言信息价值更高,进一步提高了通信的精准性与效率,为无人机集群实现高效、轻量化通信提供了有效支撑。

无人机集群的可用频段毕竟受限,随着集群规模的增大,其频谱资源会愈发匮乏。此外,复杂环境中可能出现的强对抗、通信压制等情况也为集群协作通信与组网带来了严重的威胁。因此,以频谱受限、电磁干扰、强对抗等为典型特征的弱通信环境成为无人机集群协作的掣肘。为了缓解这个问题,现有研究主要从三个方面来增强弱通信条件下的集群协作能力:一是通过主动减少通信的方式来降低多智能体通信的频率和限制冗余信息的交互,减少带宽占用^[106-107];二是从信息熵的角度衡量所构建消息的信息量,通过信息压缩的方式使得智能体构建的消息低于可用信道容量,提升传输效率^[108-109];三是增强无人机作为智能体的自主决策和状态维持能力,从而减少对信息交互的依赖^[110-113]。

值得注意的是,意图驱动网络与语义通信在无人机集群智能组网中呈现顶层指引与底层使能的深度耦合关系。在架构协同层面,意图驱动网络作为控制层,负责将宏观任务意图解构为微观的网络资源配额;而处于信息表征层的语义通信,则通过提取任务相关特征来实现物理层带宽的高

效利用。在此过程中,任务意图对语义提取发挥着关键的约束作用,意图驱动网络通过实时解析任务目标,为语义编码器提供明确语境(如在目标跟踪任务中引导系统聚焦运动特征而非背景纹理),从而促使通信资源向核心任务高度聚焦。此外,两者在闭环管控中实现了功能互补:意图驱动网络构建了“意图-状态”的监测闭环,语义通信则充当该闭环中的高效信息回传通道,显著降低了反馈时延。这种跨层融合使无人机集群网络成功从传统的“透明比特传输”跨越至“任务目标对标”的新型范式,构筑了实现群体智能涌现的关键技术路径。

5.5 无人机集群通信安全与智能防护技术

随着无人机集群应用向低空经济与军事高对抗场景快速拓展,集群通信网络的安全问题已成为制约系统可靠运行的关键瓶颈。由于集群具备节点规模大、拓扑快速演变、异构去中心化等特征,其在开放环境下的通信暴露面显著增大,极易遭受身份伪装、导航诱骗与智能干扰等威胁^[114]。面对攻击手段从强功率压制向低可探测、智能化与自适应方向演进的趋势,集群通信安全防护亟须从传统反应式防御向内生安全与动态对抗并重的技术体系转型^[115]。

在身份认证层面,传统依赖固定中心与预分发密钥的机制难以适应高动态分布式集群,面临扩展性差与单点失效风险。为此,需构建持续认证与动态授权机制:一方面,利用射频指纹技术提取发射机硬件(如功放、振荡器)独有的瞬态特征与频偏等物理层属性,为识别伪装节点提供不可克隆的硬件级依据^[116-117];另一方面,引入区块链等轻量级分布式安全技术,实现节点身份、授权状态与行为轨迹的防篡改存证,强化协同环境下的信任管理与可追溯性^[118]。同时,针对受限的小型无人机平台,需进一步优化低复杂度、低时延的轻量化认证协议。

在抗欺骗干扰层面,当前威胁已转向“欺骗优先、压制辅助”的复合攻击模式,隐蔽性更强且极易破坏集群协同一致性。针对此挑战,需构建多域特征联合感知的检测与抑制机制。在空间域,利用到达角、空间谱及多节点观测的一致性,精准定位空间分布异常的可疑发射源;在信号域,通过对瞬态特征、调制模式及时频纹理进行波形指纹建模,精准剥离假冒信号;在系统层,融合通信、导航与感知数据进行跨层交叉验证,通过多维信息的一致性核验,全面提升对高逼真诱骗攻击的识别与防御能力。

面对攻击方广泛应用机器学习技术带来的“智能对抗智能”新趋势^[119],基于静态规则的传统防护已趋于失效,亟须构建具备自学习与演化能力的动态博弈防御体系。具体而言,可利用生成对抗网络深度学习并模拟高逼真攻击特征,扩充训练样本以提升检测模型对未知威胁的泛化能力;同时,借助深度强化学习赋能频谱接入、功率控制与编队重构等关键环节,使系统在不完全信息条件下能够基于环境反馈进行实时防御决策。该体系本质上将网络攻防重构为围绕通信资源、认知优势与决策时机展开的智能化动态博弈过程。

6 通信载荷轻量化

无人机平台,尤其是多旋翼型无人机,受限于载荷容量、功耗与空间尺寸,对通信设备的重量、体积和能效提出了严格要求。近年来,随着微电子技术、柔性电子技术与自由空间光通信技术的发展,通信载荷在集成度、重量、功耗及适应性方面取得了显著突破。本节从高频段通信硬件优化、天线轻量化、专用芯片设计、协议组件化等方面,综述面向无人机集群的通信载荷轻量化关键技术研究进展。

6.1 高频段通信的硬件优化与能效提升

高频段因其丰富的频谱资源和高数据速率潜力,被广泛应用于无人机通信中,如毫米波通信、自由空间光通信技术等。毫米波设备通常需要多天线阵列和射频链,导致硬件复杂度高、功耗大,不利于无人机轻量化设计。针对这一问题,Varshney等^[120]提出了一种基于子阵列的混合预编码器设计,通过用户分组和波束优化,在保证服务质量的前提下,最小化射频链数量,从而显著降低硬件功耗和重量。此外,该研究优化太阳能板尺寸和电池容量,通过算法与硬件协同设计,兼顾了通信性能与载荷轻量化需求,为毫米波通信在无人机集群中的集成化应用提供了可行路径。

自由空间光通信技术以其高带宽和强抗干扰能力,成为无人机集群通信的重要选择。然而,传统FSO终端需配备激光器、调制器和精密跟踪系统,导致设备笨重,难以部署于小型无人机。调制反射镜技术对进入的光信号进行调制,然后将其反射回发射端,这一特性使其无须自身发射光功率,实现了无人机端的轻量化。Dabiri等^[121]研究了基于调制后向反射器(modulating retro-reflector, MRR)的FSO链路,其中无人机仅携带小型反射镜,用于调制并反射地面站发射的激光信号。

6.2 天线轻量化与多频段设计

天线作为通信系统的前端,其重量与尺寸直接影响无人机的气动性能与续航能力。传统鞭状天线体积大、频段单一,难以满足多频段、高隔离需求。为此,研究人员提出了基于超材料与MIMO技术的轻量化天线方案。Zhang等^[122]设计了一款紧凑型多频MIMO共形天线,其柔性聚酰亚胺基板使其可贴合于无人机机身,兼顾气动布局与辐射性能。So与Maruta^[123]提出一种基于木堆结构超材料的轻量化反射器天线,该结构由一系列具有特定堆叠顺序的介电棒层组成,通过在介电棒中心开孔,降低重量,节省功耗,同时保持辐射方向图与增益基本不变,适用于无人机中继网络中的定向通信。此类天线结构通过材料与拓扑优化,在保证性能的同时实现了显著的轻量化效果。

6.3 无人机通信专用芯片

随着无人机应用场景向超视距、规模化、自主化深度演进,其通信系统所承载的数据量、实时性及可靠性需求将呈指数级增长。无人机对尺寸、重量和功耗的苛刻限制,与日益复杂的高清图传、大规模集群协作、自主避障等任务形成了根本性矛盾。通用处理器虽功能全面,但能效低下,无法满足未来“实时智能”通信的算力需求。现有的基于通用处理平台的通信架构在性能、功耗与集成度上已逐渐逼近瓶颈。因此,在无人机通信组网技术的发展和实用化过程中,专用芯片的定制与研发是无法避免的。

专用芯片通过为无人机通信核心算法量身定制专用集成电路或片上系统,能将通信协议栈在硬件层面固化,彻底摆脱软件处理的冗余开销,可实现数十倍的能效提升与极致的处理速度,为长航时、大带宽任务奠定硬件基础。此外,专用芯片的高度集成化将推动无人机平台向更深层次的“感知-通信-计算”一体化融合发展。在芯片上集成5G/6G通信模块、人工智能处理单元与飞行控制器,可优化空间结构与系统功耗,更使复杂的协同感知、分布式决策等前沿技术得以在资源受限的机载平台上高效运行。通过研制定制化的通信专用片上系统(system on chip, SOC)芯片,不仅提升了系统集成度与能效比,更是实现无人机集群低成本规模化部署、对标SWAP约束的必由之路。

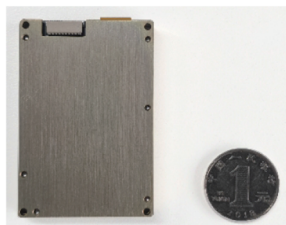
6.4 协议组件化技术

鉴于网络功能的复杂性以及信道接入协议和网络路由协议的多样性,基于软件无线电技术,采

用组件化设计原则能够显著缩短协议设计开发与搭载部署的周期^[124]。通过将数据封装、差错校验、接入调度、路由寻址等协议核心功能模块化封装^[125],并定义标准化的交互接口与组件粒度,可实现协议组件的即插即用与快速迭代^[126]。该方法不仅显著缩短网络协议从设计开发到搭载部署的全周期,更通过组件库的持续积累形成技术复用生态,为协议持续演进奠定基础^[127]。

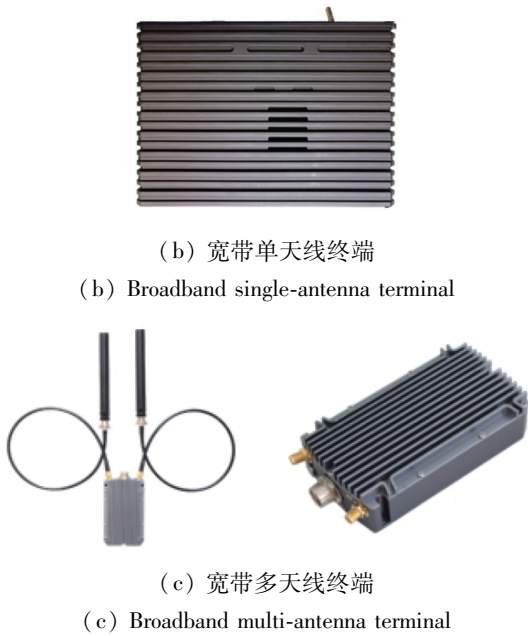
协议的组件化设计提供了以下五项优点^[128],包括:①提升开发敏捷性。通过将协议波形拆解为一系列可复用的标准化组件,能够实现高效的集成与迭代开发,从而显著缩短新算法和新协议从组件开发到测试验证再到实际部署的完整周期。②增强灵活性与可扩展性。各组件之间基于明确定义的接口进行通信,组件化设计不仅支持组件的动态加载、替换和组合,还便于轻松扩展新的功能组件,从而实现了高度的灵活性与可扩展性。③提高可维护性与可靠性。组件的独立性和封装性不仅使得调试、优化和升级过程更加简便高效,还显著提升了整体系统的稳定性和可靠性,同时有效降低了系统的复杂度。④支持协议波形自适应重构。系统可在运行过程中动态调整波形组合结构及组件参数配置,实现协议行为的按需重构,从而支持波形根据网络流量、信道状态或业务需求自主适配。⑤降低研发与部署成本。通过复用经过验证的组件,能够减少重复开发工作量以显著提高研发效率。同时,通过在通用硬件平台上搭载不同组件波形,可以有效降低对专用硬件的依赖,进而大幅降低部署成本。

基于轻量化和组件化的思路,国防科技大学研制了多型无人通信终端,如图7所示。通过与美国Silvus和加拿大P900等国际主流通信产品进行实地对比测试,发现其在接收机灵敏度、复杂环境适应能力等方面具有显著优势,支撑了大规模无人机集群协同态势感知。协议组件化技术支持通信功能的在线升级与波形按需重构,赋予了集群持续学习与功能迭代的能力,深度契合了无人机集群可持续演进的发展需求。



(a) 窄带通信终端

(a) Narrowband communication terminal



(b) 宽带单天线终端

(b) Broadband single-antenna terminal

(c) 宽带多天线终端

(c) Broadband multi-antenna terminal

图 7 基于软件定义的小型化无人通信终端

Fig. 7 Software-defined miniaturized communication terminals for unmanned systems

7 总结与展望

空天地一体化网络架构,被国际电信联盟列为未来七大关键网络需求之一。在无人集群内部及近距空-空/空-地通信中,太赫兹通信与激光中继可实现高带宽、强抗干扰与低截获等特性,为高密度、低延迟协同提供新型链路支撑^[129],同时也为相关技术的发展提供了强大的需求牵引。

从网络架构看:未来亟须加强通信、感知与计算的深度融合,构建“智慧连接、泛在连接^[130]”的无人系统通信架构是未来通信网络发展的重要方向。未来应重点研究面向无人系统任务特点的跨层感知控制架构、抗干扰调度策略与动态重配置机制,以构建具备任务持续性、环境适应性 with 网络韧性的无人集群通信体系。

从关键技术看:软件定义的可持续发展架构使无人机具备通信协议、频谱资源与发射参数的可重构能力,为系统在干扰规避、频段切换和异构多制式接入等复杂任务下提供动态适应基础。此外,通导一体、通感控一体的波形设计将通信功能与导航定位、环境感知及控制指令传输深度融合,在复杂电磁环境下实现高精度数据交互与实时状态反馈,也是适应未来无人机多样化任务的关键支撑。

从智能化趋势看:具身智能、生物启发等组网方法,与无人机集群属性具有天然的互通性,通过模拟生物群体的自感知、自协同、自组织、自修复

特性^[131],可实现无人机系统的自主组网与协同决策。例如,借鉴蚁群算法的路径优化思想,使无人节点在动态环境中自主规划最优通信路径;利用神经网络模型学习历史通信数据,预测网络拥塞风险并提前调整资源分配,提升网络的整体智能水平与响应速度。

从应用需求看:无人机集群将面临复杂电磁环境与高对抗通信场景,存在对抗干扰能力提升的不懈追求,重点需要研究抗毁韧性增强相关工作,聚焦于高动态环境下的拓扑演化建模、自愈合机制的收敛性与稳定性分析,以及局部信息感知条件下的全局优化策略设计。

虽然同等条件下,无人机集群规模越大,其带来的灵活性和整体能力必然也越高,但在很多受限环境和资源下,未来不宜单纯追求无人机集群规模的增长,而应该以适配任务的整体效能发挥为核心。

参考文献 (References)

- [1] WANG H J, ZHAO H T, ZHANG J, et al. Survey on unmanned aerial vehicle networks: a cyber physical system perspective[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2020, 22(2): 1027-1070.
- [2] LV Z F, XIAO L, DU Y S, et al. Multi-agent reinforcement learning based UAV swarm communications against jamming[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2023, 22(12): 9063-9075.
- [3] 尹浩, 魏逸波, 赵海涛, 等. 面向有人/无人协同的智能通信与组网关键技术: 现状与趋势[J]. 通信学报, 2024, 45(1): 1-17.
YIN H, WEI J B, ZHAO H T, et al. Intelligent communication and networking key technologies for manned/unmanned cooperation: states-of-the-art and trends [J]. Journal on Communications, 2024, 45(1): 1-17. (in Chinese)
- [4] 崔新雨, 伍杰, 周一青, 等. 空天地一体化融合组网的挑战与关键技术[J]. 西安电子科技大学学报, 2023, 50(1): 1-11.
CUI X Y, WU J, ZHOU Y Q, et al. Challenges of and key technologies for the air-space-ground integrated network [J]. Journal of Xidian University, 2023, 50(1): 1-11. (in Chinese)
- [5] ZHAO H T, WANG H J, WU W Y, et al. Deployment algorithms for UAV airborne networks toward on-demand coverage [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2018, 36(9): 2015-2031.
- [6] LYU Y, WANG W, SUN Y Z, et al. Low-altitude UAV air-to-ground multilink channel modeling and analysis at 2.4 and 5.9 GHz [J]. IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters, 2023, 22(9): 2135-2139.
- [7] KONG L J, LIU X R, ZHANG X Y, et al. Representation-based continual learning for channel estimation in dynamic wireless environments [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2025, 24(8): 6382-6396.
- [8] HUANG G J, ZHANG S Z, JIN S G, et al. A novel multi-

- beam directional modulation OFDM waveform design for integrated sensing and communication[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2025, 74(11): 18220–18225.
- [9] CHEN H S, LIN Y G, FU M J, et al. A survey on reinforcement learning methods for UAV systems[J]. *ACM Computing Surveys*, 2025, 58(4): 103.
- [10] 王海军, 赵海涛, 任保全, 等. 一种面向无人机智能通信的信息物理融合框架[J]. *中国科学: 信息科学*, 2022, 52(11): 2141–2154.
- WANG H J, ZHAO H T, REN B Q, et al. Cyber-physical framework for UAV intelligent communications [J]. *SCIENTIA SINICA Informationis*, 2022, 52(11): 2141–2154. (in Chinese)
- [11] 陈林, 缪志强, 王祥科, 等. 自主飞行器技术及其在低空经济中的应用综述[J]. *机器人*, 2025, 47(3): 470–496.
- CHEN L, MIAO Z Q, WANG X K, et al. Overview on autonomous aircraft technology and its application to low-altitude economy[J]. *Robot*, 2025, 47(3): 470–496. (in Chinese)
- [12] 周遂之. 4G网络无人机控制的设计与实现[D]. 重庆: 重庆邮电大学, 2019.
- ZHOU S Z. Design and implementation of 4G network UAV control[D]. Chongqing: Chongqing University of Posts and Telecommunications, 2019. (in Chinese)
- [13] 3GPP. 3GPP TR 21.917 V17.0.1[R/OL]. [2025-12-20]. https://www.3gpp.org/ftp/Specs/archive/21_series/21.917/.
- [14] 3GPP. 3GPP TR 21.918 V18.0.0[R/OL]. [2025-12-20]. https://www.3gpp.org/ftp/Specs/archive/21_series/21.918/.
- [15] CHEN Q, GUO Z, MENG W X, et al. A survey on resource management in joint communication and computing-embedded SAGIN[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2025, 27(3): 1911–1954.
- [16] 陈新颖, 盛敏, 李博, 等. 面向6G的无人机通信综述[J]. *电子与信息学报*, 2022, 44(3): 781–789.
- CHEN X Y, SHENG M, LI B, et al. Survey on unmanned aerial vehicle communications for 6G [J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2022, 44(3): 781–789. (in Chinese)
- [17] CAO X B, SU X N, YANG P, et al. Survey on near-space information networks: channel modeling, transmission, and networking perspectives[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2026, 28: 672–715.
- [18] MOHSAN S A H, OTHMAN N Q H, LI Y L, et al. Unmanned aerial vehicles (UAVs): practical aspects, applications, open challenges, security issues, and future trends[J]. *Intelligent Service Robotics*, 2023, 16(1): 109–137.
- [19] MU J S, ZHANG R H, CUI Y H, et al. UAV meets integrated sensing and communication: challenges and future directions [J]. *IEEE Communications Magazine*, 2023, 61(5): 62–67.
- [20] KIM J H, LEE M C, LEE T S. Generalized UAV deployment for UAV-assisted cellular networks[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2024, 23(7): 7894–7910.
- [21] LIU Y M, MAO H B, ZHU L P, et al. Routing and resource scheduling for air-ground integrated mesh networks[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2023, 22(6): 4090–4105.
- [22] WANG H J, JIANG B, ZHAO H T, et al. Joint resource allocation on slot, space and power towards concurrent transmissions in UAV ad hoc networks [J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2022, 21(10): 8698–8712.
- [23] 田畅, 贾倩, 陈润丰, 等. 无人机集群网络资源优化综述[J]. *数据采集与处理*, 2023, 38(3): 506–524.
- TIAN C, JIA Q, CHEN R F, et al. Review on optimization of resources in UAV swarm networks [J]. *Journal of Data Acquisition and Processing*, 2023, 38(3): 506–524. (in Chinese)
- [24] 苏绍霖, 董小钟, 魏俊宇, 等. 基于自由空间光的无人机集群通信载荷技术发展现状与趋势[J]. *国防科技大学学报*, 2021, 43(4): 118–127.
- SU S J, TONG X Z, WEI J Y, et al. Current status and trend of UAV swarm communication payload technology based on free space optical [J]. *Journal of National University of Defense Technology*, 2021, 43(4): 118–127. (in Chinese)
- [25] LIAO C J, XU K, HU G J, et al. Game theory and multi-agent DRL based anti-jamming transmission for integrated air-ground network [J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2024, 73(12): 19565–19581.
- [26] XIAO Y, YE Z Q, WU M M, et al. Space-air-ground integrated wireless networks for 6G: basics, key technologies, and future trends[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2024, 42(12): 3327–3354.
- [27] ABDOLI J, JIA M, MA J L. Filtered OFDM: a new waveform for future wireless systems [C]//Proceedings of IEEE 16th International Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communications (SPAWC), 2015: 66–70.
- [28] MATOLAK D W, JAMAL H. Aviation multicarrier communication system performance in several 5 GHz band air-ground channels-invited paper [C]//Proceedings of IEEE 87th Vehicular Technology Conference (VTC Spring), 2018: 1–5.
- [29] ZAYANI R, MEDJAHDI Y, SHAIK H, et al. WOLA-OFDM: a potential candidate for asynchronous 5G [C]//Proceedings of IEEE Globecom Workshops (GC Wkshps), 2016: 1–5.
- [30] LEE T, CHEN T Y, LIU I H, et al. A 40-nm 131-mW 6.4-Gb/s 256 × 32 multi-user MIMO OTFS detector for next-gen communication systems [J]. *IEEE Journal of Solid-State Circuits*, 2025, 60(9): 3428–3441.
- [31] XIANG L P, XU K, HU J, et al. Robust NOMA-assisted OTFS-ISAC network design with 3-D motion prediction topology [J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2024, 11(9): 15909–15918.
- [32] BEMANI A, KSAIRI N, KOUNTOURIS M. Affine frequency division multiplexing for next generation wireless communications [J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2023, 22(11): 8214–8229.
- [33] LUO Q, ZHU J, LIU Z L, et al. Joint sparse graph for enhanced MIMO-AFDM receiver design [J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2026, 25: 3272–3286.
- [34] YIN H R, WEI X Z, TANG Y Q, et al. Diagonally reconstructed channel estimation for MIMO-AFDM with inter-Doppler interference in doubly selective channels[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2024, 23(10): 14066–14079.
- [35] 辜方林, 黄育侦, 赵莺, 等. 基于单载波频域均衡的直接序列扩频自适应抗干扰技术[J]. *通信学报*, 2022,

- 43(11): 26–34.
- GU F L, HUANG Y Z, ZHAO Y, et al. Adaptive anti-jamming technologies based on direct sequence spread spectrum and single carrier frequency domain equalization[J]. *Journal on Communications*, 2022, 43(11): 26–34. (in Chinese)
- [36] MENG K T, WU Q Q, XU J, et al. UAV-enabled integrated sensing and communication: opportunities and challenges[J]. *IEEE Wireless Communications*, 2024, 31(2): 97–104.
- [37] ROU H S, DE ABREU G T F, CHOI J, et al. From orthogonal time-frequency space to affine frequency-division multiplexing: a comparative study of next-generation waveforms for integrated sensing and communications in doubly dispersive channels [J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2024, 41(5): 71–86.
- [38] MENG K T, WU Q Q, MA S D, et al. Throughput maximization for UAV-enabled integrated periodic sensing and communication [J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2023, 22(1): 671–687.
- [39] RANASINGHE K R R, ROU H S, DE ABREU G T F, et al. Joint channel, data, and radar parameter estimation for AFDM systems in doubly-dispersive channels[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2025, 24(2): 1602–1619.
- [40] 王世练. 认知通信抗干扰[M]. 北京: 国防工业出版社, 2023: 4–5.
- WANG S L. *Cognitive communication for anti-jamming*[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2023: 4–5. (in Chinese)
- [41] XIAO Z Y, ZHU L P, LIU Y M, et al. A survey on millimeter-wave beamforming enabled UAV communications and networking [J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2022, 24(1): 557–610.
- [42] 肖振宇, 刘珂, 朱立鹏. 无人机机间毫米波阵列通信技术[J]. *通信学报*, 2022, 43(10): 196–209.
- XIAO Z Y, LIU K, ZHU L P. Millimeter-wave array enabled UAV-to-UAV communication technology [J]. *Journal on Communications*, 2022, 43(10): 196–209. (in Chinese)
- [43] LI X Y, LIU Y T, GUO S A, et al. Robust joint optimization for efficient and reliable FSO/RF satellite-UAV-terrestrial networks with random fading and imperfect channel information [J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2025, 12(21): 45307–45324.
- [44] O'SHEA T, HOYDIS J. An introduction to deep learning for the physical layer [J]. *IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking*, 2017, 3(4): 563–575.
- [45] OREKONDY T, BEHBOODI A, SORIAGA J B. MIMO-GAN: generative MIMO channel modeling[C]//*Proceedings of IEEE International Conference on Communications*, 2022: 5322–5328.
- [46] AOUDIA F A, HOYDIS J. End-to-end learning of communications systems without a channel model [C]//*Proceedings of the 52nd Asilomar Conference on Signals, Systems, and Computers*, 2018: 298–303.
- [47] ZHOU Z, LIU L J, XU J R, et al. Learning to equalize OTFS[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2022, 21(9): 7723–7736.
- [48] GAO Q, ZHONG R K, ZOU Y X, et al. Deep learning-based beamforming optimization for ISAC systems: a low-complexity and transferable framework [J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2026, 25: 8754–8768.
- [49] 胡晨骏, 辜方林, 赵海涛, 等. 一种新的多智能体分布式认知选频模型[J]. *中国科学: 信息科学*, 2026, 56(1): 185–202.
- HU C J, GU F L, ZHAO H T, et al. A novel multi-agent distributed cognitive frequency-selection model [J]. *SCIENTIA SINICA Informationis*, 2026, 56(1): 185–202. (in Chinese)
- [50] 赵凡, 金虎. 基于 GAN 的通信干扰波形生成技术[J]. *系统工程与电子技术*, 2021, 43(4): 1080–1088.
- ZHAO F, JIN H. Communication jamming waveform generation technology based on GAN [J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2021, 43(4): 1080–1088. (in Chinese)
- [51] ZHOU P, FANG X M, WANG X B, et al. Multi-beam transmission and dual-band cooperation for control/data plane decoupled WLANs [J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2019, 68(10): 9806–9819.
- [52] WANG Z, WANG H J, ZHANG J, et al. Dual-frequency cooperation MAC for UAV networks: protocol design and performance analysis [J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2024, 73(8): 11895–11908.
- [53] HUANG X Q, LIU A J, ZHOU H B, et al. FMAC: a self-adaptive MAC protocol for flocking of flying ad hoc network[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2021, 8(1): 610–625.
- [54] LEI L, ZHANG T, ZHOU L, et al. Estimating the available medium access bandwidth of IEEE 802. 11 ad hoc networks with concurrent transmissions [J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2015, 64(2): 689–701.
- [55] JIANG W H, YU W X, WANG W B, et al. Multi-agent reinforcement learning for joint cooperative spectrum sensing and channel access in cognitive UAV networks[J]. *Sensors*, 2022, 22(4): 1651.
- [56] YU Y D, WANG T T, LIEW S C. Deep-reinforcement learning multiple access for heterogeneous wireless networks[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2019, 37(6): 1277–1290.
- [57] ABBASI M, SHAHRABI A, PIRAN M J, et al. Deep reinforcement learning for QoS provisioning at the MAC layer: a survey [J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2021, 102: 104234.
- [58] LEE T, JO O, SHIN K. CoRL: collaborative reinforcement learning-based MAC protocol for IoT networks [J]. *Electronics*, 2020, 9(1): 143.
- [59] LIU Y N, WANG X B, BOUDREAU G, et al. A multi-dimensional intelligent multiple access technique for 5G beyond and 6G wireless networks[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2021, 20(2): 1308–1320.
- [60] VU T T, NGO D T, NGO H Q, et al. Joint resource allocation to minimize execution time of federated learning in cell-free massive MIMO[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2022, 9(21): 21736–21750.
- [61] WU Y, NI K J, ZHANG C, et al. NOMA-assisted multi-access mobile edge computing: a joint optimization of computation offloading and time allocation [J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2018, 67(12): 12244–12258.
- [62] ZENG S, HUANG X H, LI D D. Joint communication and computation cooperation in wireless-powered mobile-edge computing networks with NOMA[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2023, 10(11): 9849–9862.
- [63] WANG Y L, CHEN M, LI Z Y, et al. Joint allocations of radio and computational resource for user energy consumption minimization under latency constraints in multi-cell MEC

- systems [J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2023, 72(3): 3304–3320.
- [64] LONG Y S, GONG S M, SUN S M, et al. Lyapunov-guided deep reinforcement learning for semantic-aware AoI minimization in UAV-assisted wireless networks [J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2025, 24(8): 6351–6364.
- [65] WEI C F, ZHANG Y, WANG R Y, et al. Key technologies of space-air-ground integrated network: a comprehensive review [C]//*Mobile Multimedia Communications*, 2021: 63–80.
- [66] DA COSTA L A L F, KUNST R, DE FREITAS E P. Q-FANET: improved Q-learning based routing protocol for FANETs[J]. *Computer Networks*, 2021, 198: 108379.
- [67] SHUMEYE LAKEW D, SA'AD U, DAO N N, et al. Routing in flying ad hoc networks: a comprehensive survey[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2020, 22(2): 1071–1120.
- [68] LEI L, WANG D, ZHOU L, et al. Link availability estimation based reliable routing for aeronautical ad hoc networks[J]. *Ad Hoc Networks*, 2014, 20: 53–63.
- [69] MA Z Y, XIONG J, GONG H J, et al. Adaptive depth graph neural network-based dynamic task allocation for UAV-UGVs under complex environments [J]. *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, 2025, 10(5): 3573–3586.
- [70] JIANG W W, HAN H Y, ZHANG Y, et al. Graph neural networks for routing optimization: challenges and opportunities[J]. *Sustainability*, 2024, 16(21): 9239.
- [71] BI X, HUANG L J, ZHANG B H, et al. A dynamic routing algorithm for VANET with graph neural networks and deep reinforcement learning [J]. *International Journal of Sensor Networks*, 2025, 48(2): 119–134.
- [72] ZHANG X C, ZHAO H T, WEI J B, et al. Cooperative trajectory design of multiple UAV base stations with heterogeneous graph neural networks[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2023, 22(3): 1495–1509.
- [73] GHARIB M, AFGHAH F, BENTLEY E. OPAR: optimized predictive and adaptive routing for cooperative UAV networks[C]//*Proceedings of IEEE INFOCOM 2021-IEEE Conference on Computer Communications Workshops (INFOCOM WKSHPS)*, 2021: 1–6.
- [74] GHARIB M, AFGHAH F, BENTLEY E S. LB-OPAR: load balanced optimized predictive and adaptive routing for cooperative UAV networks [J]. *Ad Hoc Networks*, 2022, 132: 102878.
- [75] 胡欢锋. 基于位置预测的无人机自组网簇路由协议[D]. 南昌: 南昌航空大学, 2021.
HU H F. Clustering routing protocol for UAV ad hoc networks based on position prediction [D]. Nanchang: Nanchang Hangkong University, 2021. (in Chinese)
- [76] 吴立珍, 牛轶峰. 无人系统互操作性发展现状与关键问题[J]. *国防科技*, 2021, 42(3): 49–56.
WU L Z, NIU Y F. Development status and key issues of unmanned system interoperability [J]. *National Defense Technology*, 2021, 42(3): 49–56. (in Chinese)
- [77] 罗洪斌, 张珊, 王志远. 异构网络融合共生的需求、挑战与架构[J]. *电信科学*, 2022, 38(6): 18–30.
LUO H B, ZHANG S, WANG Z Y. Interconnection and coexistence of heterogeneous network: requirements, challenges, and architecture [J]. *Telecommunications Science*, 2022, 38(6): 18–30. (in Chinese)
- [78] LIU Y F, CHANG T H, HONG M Y, et al. A survey of recent advances in optimization methods for wireless communications [J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2024, 42(11): 2992–3031.
- [79] WANG W F, XU D M, GUO N, et al. An reference architecture of intelligent unmanned swarm system [C]//*Proceedings of 4th 2024 International Conference on Autonomous Unmanned Systems (4th ICAUS 2024)*, 2025: 287–301.
- [80] HE A, PAN H, DAI Y Y, et al. ADMM for mobile edge intelligence: a survey[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2025, 27(5): 3020–3057.
- [81] SCHWENZER M, AY M, BERGS T, et al. Review on model predictive control: an engineering perspective [J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2021, 117(5): 1327–1349.
- [82] LI Z D, SU C, SU Z, et al. Model predictive control enabled UAV trajectory optimization and secure resource allocation[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2025, 73(11): 12652–12665.
- [83] WEN G H, LAM J, FU J J, et al. Distributed MPC-based robust collision avoidance formation navigation of constrained multiple USVs [J]. *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, 2024, 9(1): 1804–1816.
- [84] WALD D, JOHNSON K, SINNER M, et al. Learning-enhanced distributed MPC for optimal building control[C]//*Proceedings of American Control Conference (ACC)*, 2025: 4737–4742.
- [85] ZHANG K W, SHI Y, KARNOUSKOS S, et al. Advancements in industrial cyber-physical systems: an overview and perspectives [J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2023, 19(1): 716–729.
- [86] ELKHATIB Y, COULSON G, TYSON G. Charting an intent driven network [C]//*Proceedings of the 13th International Conference on Network and Service Management (CNSM)*, 2017: 1–5.
- [87] LEIVADEAS A, FALKNER M. A survey on intent-based networking[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2023, 25(1): 625–655.
- [88] KALEEM Z, ORAKZAI F A, ISHAQ W, et al. Emerging trends in UAVs: from placement, semantic communications to generative AI for mission-critical networks [J]. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 2025, 71(3): 7412–7438.
- [89] LUO G Y, LI J L, ZHANG Q X, et al. Toward low-altitude airspace management and UAV operations; requirements, architecture and enabling technologies [J]. *IEEE Wireless Communications*, 2026, 33(1): 45–55.
- [90] HAQDAD M, FAYAZ M, KHAN P, et al. Intent-based networking with deep reinforcement learning for detecting decreased rank attacks in low-power and lossy IoT networks[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2026, 13(9): 17802–17814.
- [91] VAN HUYNH N, LI G Y. Transfer learning for signal detection in wireless networks [J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2022, 11(11): 2325–2329.
- [92] JIANG P W, WANG T Q, HAN B, et al. AI-aided online adaptive OFDM receiver: design and experimental results[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2021, 20(11): 7655–7668.
- [93] WANG O Y, GAO J B, LI G Y. Learn to adapt to new environments from past experience and few pilot blocks[J]. *IEEE Transactions on Cognitive Communications and*

- Networking, 2023, 9(2): 373–385.
- [94] MAO H X, LU H C, LU Y J, et al. RoemNet: robust meta learning based channel estimation in OFDM systems [C]// Proceedings of ICC 2019 – 2019 IEEE International Conference on Communications (ICC), 2019: 1–6.
- [95] LIU J, MEI K, ZHANG X C, et al. Online extreme learning machine-based channel estimation and equalization for OFDM systems[J]. IEEE Communications Letters, 2019, 23(7): 1276–1279.
- [96] MEI K, LIU J, ZHANG X Y, et al. A low complexity learning-based channel estimation for OFDM systems with online training[J]. IEEE Transactions on Communications, 2021, 69(10): 6722–6733.
- [97] 尹浩, 魏急波, 赵海涛, 等. 一种面向复杂场景的无线通信节点智能自适应架构[J]. 中国科学: 信息科学, 2021, 51(2): 294–304.
YIN H, WEI J B, ZHAO H T, et al. An intelligent adaptive architecture for wireless communication in complex scenarios [J]. SCIENTIA SINICA Informationis, 2021, 51(2): 294–304. (in Chinese)
- [98] KHAN L U, HAN Z, SAAD W, et al. Digital twin of wireless systems: overview, taxonomy, challenges, and opportunities[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2022, 24(4): 2230–2254.
- [99] CAO P, LEI L, CAI S S, et al. Computational intelligence algorithms for UAV swarm networking and collaboration: a comprehensive survey and future directions [J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2024, 26(4): 2684–2728.
- [100] MENG C Y, TANG M, SETAYESH M, et al. Tackling resource allocation for decentralized federated learning: a GNN-based approach [J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2025, 24(10): 9554–9569.
- [101] XIE H Q, QIN Z J. A lite distributed semantic communication system for Internet of Things [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2021, 39(1): 142–153.
- [102] TAN K W, ZHAO H T, ZHANG Y C, et al. EESC-S: an emotion-enhanced semantic communication framework for speech transmission [J]. IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking, 2025, 11(6): 3684–3697.
- [103] LIU Y L, ZHOU L, ZHANG Y C, et al. Large AI model and loss variation-empowered dual-importance prioritized semantic transmission[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2025, 44: 2274–2287.
- [104] 张亦弛, 张平, 魏急波, 等. 面向智能体的语义通信: 架构与范例[J]. 中国科学: 信息科学, 2022, 52(5): 907–921.
ZHANG Y C, ZHANG P, WEI J B, et al. Semantic communication for intelligent devices: architectures and a paradigm [J]. SCIENTIA SINICA Informationis, 2022, 52(5): 907–921. (in Chinese).
- [105] ZHANG Y C, ZHAO H T, WEI J B, et al. Context-based semantic communication via dynamic programming [J]. IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking, 2022, 8(3): 1453–1467.
- [106] WANG Y N, CHEN M Z, LUO T, et al. Performance optimization for semantic communications: an attention-based reinforcement learning approach [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2022, 40(9): 2598–2613.
- [107] DU B X, DU H Y, LIU H F, et al. YOLO-based semantic communication with generative AI-aided resource allocation for digital twins construction [J]. IEEE Internet of Things Journal, 2024, 11(5): 7664–7678.
- [108] XIE H Q, QIN Z J, LI G Y, et al. Deep learning enabled semantic communication systems[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2021, 69: 2663–2675.
- [109] ZHANG Y Y, ZHAO H T, CAO K, et al. Layered semantic communication system for dynamic scenarios [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2024, 31: 2525–2529.
- [110] LUO P, ZHAO H T, CAO K, et al. Emotion-aided semantic communication system for reliable semantic recovery under low SNR [J]. IEEE Communications Letters, 2024, 28(3): 503–507.
- [111] GUO C Y, ZHANG Y C, XIONG J, et al. Semantic-aware HARQ with multi-round feedback for image transmission[C]// Proceedings of IEEE the 36th International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications (PIMRC), 2025: 1–6.
- [112] SHI Y D, ZHANG Y C, ZHAO H T, et al. Deep learning-enabled semantic communication with structured semantic representation [C]//Proceedings of IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC), 2025: 1–6.
- [113] ZHANG H J, WANG H Y, LI Y B, et al. DRL-driven dynamic resource allocation for task-oriented semantic communication[J]. IEEE Transactions on Communications, 2023, 71(7): 3992–4004.
- [114] WANG X J, ZHAO Z H, YI L, et al. A survey on security of UAV swarm networks: attacks and countermeasures[J]. ACM Computing Surveys, 2024, 57(3): 74.
- [115] KUMAR N, CHAUDHARY A. Surveying cybersecurity vulnerabilities and countermeasures for enhancing UAV security[J]. Computer Networks, 2024, 252: 110695.
- [116] JIAN T, RENDON B C, OJUBA E, et al. Deep learning for RF fingerprinting: a massive experimental study[J]. IEEE Internet of Things Magazine, 2020, 3(1): 50–57.
- [117] JAGANNATH A, JAGANNATH J, KUMAR P S P V. A comprehensive survey on radio frequency (RF) fingerprinting: traditional approaches, deep learning, and open challenges [J]. Computer Networks, 2022, 219: 109455.
- [118] YANG J, LIU X, JIANG X F, et al. Toward trusted unmanned aerial vehicle swarm networks: a blockchain-based approach[J]. IEEE Vehicular Technology Magazine, 2023, 18(2): 98–108.
- [119] ZHOU Q, NIU Y T. From adaptive communication anti-jamming to intelligent communication anti-jamming: 50 years of evolution [J]. Advanced Intelligent Systems, 2024, 6(8): 2300853.
- [120] VARSHNEY N, DE S. Design optimization for UAV aided sustainable 3D wireless communication at mmWaves [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2023, 72(3): 3274–3287.
- [121] DABIRI M T, REZAEI M, MOHAMMADI L, et al. Modulating retroreflector based free space optical link for UAV-to-ground communications[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2022, 21(10): 8631–8645.
- [122] ZHANG C, TANG J, ZHAO Y S, et al. A compact multi-band MIMO antenna for UAV communications [C]// Proceedings of International Applied Computational Electromagnetics Society Symposium, 2023: 1–3.

- [123] SO H, MARUTA K. Directional antenna with lightweight metamaterial reflector for UAV-based networks [J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 78735–78741.
- [124] AL-REFAI M, HAMMAD M M. Component-based architectural regression test selection for modularized software systems [J]. *Journal of Systems Architecture*, 2025, 160: 103343.
- [125] ZHANG X, ANSARI J, YANG G W, et al. TRUMP: efficient and flexible realization of medium access control protocols for wireless networks [J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2016, 15(10): 2614–2626.
- [126] WANG P, PETROVA M, MÄHÖNEN P. DMDL: a hierarchical approach to design, visualize, and implement MAC protocols [C]//*Proceedings of 2018 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC)*, 2018: 1–6.
- [127] ISOLANI P H, CLAEYS M, DONATO C, et al. A survey on the programmability of wireless MAC protocols [J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2019, 21(2): 1064–1092.
- [128] GOTTSCHALK S, YIGITBAS E, ENGELS G. Model-driven continuous experimentation on component-based software architectures [C]//*Proceedings of IEEE the 19th International Conference on Software Architecture Companion (ICSA-C)*, 2022: 20–24.
- [129] 张海君, 陈安琪, 李亚博, 等. 6G 移动网络关键技术 [J]. *通信学报*, 2022, 43(7): 189–202.
- ZHANG H J, CHEN A Q, LI Y B, et al. Key technologies of 6G mobile network [J]. *Journal on Communications*, 2022, 43(7): 189–202. (in Chinese)
- [130] 赵亚军, 郁光辉, 徐汉青. 6G 移动通信网络: 愿景、挑战与关键技术 [J]. *中国科学: 信息科学*, 2019, 49(8): 963–987.
- ZHAO Y J, YU G H, XU H Q. 6G mobile communication networks: vision, challenges, and key technologies [J]. *SCIENTIA SINICA Informationis*, 2019, 49(8): 963–987. (in Chinese)
- [131] 刘琰, 赵海涛, 张姣, 等. 基于自适应蜂鸟算法的飞行自组网拓扑优化 [J]. *电子与信息学报*, 2023, 45(10): 3685–3693.
- LIU Y, ZHAO H T, ZHANG J, et al. Topology optimization based on adaptive hummingbird algorithm in flying ad hoc networks [J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2023, 45(10): 3685–3693. (in Chinese)