



## 面向低空交通运输的无人机无人车协同感知技术综述

李永福 黄鑫 郭常员 王怡然 吴三妹 简金埠

### UAV-UGV Cooperative Perception for Low-altitude Transportation: A Review

LI Yong-Fu, HUANG Xin, GUO Chang-Yuan, WANG Yi-Ran, WU San-Mei, JIAN Jin-Bu

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.16383/j.aas.c250386>

---

## 您可能感兴趣的其他文章

### 面向智能网联汽车的车路协同感知技术及发展趋势

Vehicle-road Collaborative Perception Technology and Development Trend for Intelligent Connected Vehicles

自动化学报. 2025, 51(2): 233–248 <https://doi.org/10.16383/j.aas.c230575>

### 基于KnCMPSO算法的异构无人机协同多任务分配

A Knee Point Based Coevolution Multi-objective Particle Swarm Optimization Algorithm for Heterogeneous UAV Cooperative Multi-task Allocation

自动化学报. 2023, 49(2): 399–414 <https://doi.org/10.16383/j.aas.c210696>

### 基于变分稀疏高斯过程的多机器人协同感知与围捕

Multi-robot Collaborative Perception and Capture Based on Variational Sparse Gaussian Process

自动化学报. 2025, 51(4): 778–791 <https://doi.org/10.16383/j.aas.c240406>

### 面向无人机自主着陆的视觉感知与位姿估计方法综述

A Survey on Vision-based Sensing and Pose Estimation Methods for UAV Autonomous Landing

自动化学报. 2024, 50(7): 1284–1304 <https://doi.org/10.16383/j.aas.c230557>

### 无人机/无人艇异构协同固定时间预设性能演化控制

Heterogeneous Cooperative Fixed-time Prescribed Performance Evolution Control for Unmanned Aerial/Surface Vehicle

自动化学报. 2025, 51(5): 1052–1066 <https://doi.org/10.16383/j.aas.c240141>

### 基于RRT森林算法的高层消防多无人机室内协同路径规划

Cooperative Indoor Path Planning of Multi-UAVs for High-rise Fire Fighting Based on RRT-forest Algorithm

自动化学报. 2023, 49(12): 2615–2626 <https://doi.org/10.16383/j.aas.c210368>

# 面向低空交通运输的无人机-无人车协同感知技术综述

李永福<sup>1,2,3</sup> 黄鑫<sup>1,2,3</sup> 郭常员<sup>4</sup> 王怡然<sup>1</sup> 吴三妹<sup>1</sup> 简金埠<sup>1</sup>

**摘要** 随着低空经济的兴起与智能交通的发展,低空交通运输作为空地一体化的新兴交通系统,对环境感知、通信与计算能力提出更高要求.本文旨在全面阐述面向低空交通运输的无人机-无人车协同感知关键技术及发展趋势.系统梳理协同感知的三类基础支撑技术,包括基于LiDAR、视觉与多传感器融合的感知方法,C-V2X、5G、Wi-Fi等通信技术,以及端-边-云协作的边缘计算架构.在此基础上,进一步总结协同感知信息融合、感知信息压缩与传输、协同组网、通信安全及资源分配等关键技术研究进展.最后,分析当前无人机-无人车协同感知系统在感知模型优化、未来应用场景等方面的挑战,并对该领域的未来发展趋势进行探讨与展望,以期对低空交通运输中多智能体协同感知系统的研究与落地应用提供参考.

**关键词** 低空交通运输;无人机-无人车协同;协同感知;多传感器融合;通信技术

**引用格式** 李永福,黄鑫,郭常员,王怡然,吴三妹,简金埠.面向低空交通运输的无人机-无人车协同感知技术综述.自动化学报,2026,52(2):210-229

**DOI** 10.16383/j.aas.c250386 **CSTR** 32138.14.j.aas.c250386

## UAV-UGV Cooperative Perception for Low-altitude Transportation: A Review

LI Yong-Fu<sup>1,2,3</sup> HUANG Xin<sup>1,2,3</sup> GUO Chang-Yuan<sup>4</sup> WANG Yi-Ran<sup>1</sup> WU San-Mei<sup>1</sup> JIAN Jin-Bu<sup>1</sup>

**Abstract** With the rapid rise of the low-altitude economy and the advancement of intelligent transportation, low-altitude transportation, an emerging air-ground integrated transportation system, has placed higher demands on environmental perception, communication, and computing capabilities. This paper aims to provide a comprehensive overview of the critical technologies and future development trends in UAV-UGV cooperative perception for low-altitude transportation. We systematically review three fundamental supporting technologies for cooperative perception: Perception methods based on LiDAR, vision, and multi-sensor fusion; communication technologies such as C-V2X, 5G, and Wi-Fi; and edge computing architectures integrating end-edge-cloud cooperation. Based on this foundation, we further summarize recent research progress in critical technology areas including cooperative perception information fusion, perception information compression and transmission, cooperative networking, communication security, and resource allocation. Finally, we analyze the challenges faced by UAV-UGV cooperative perception systems, particularly in optimizing perception models and enabling future application scenarios, and exploring future development trends to guide both academic exploration and practical implementation of multi-agent cooperative perception systems in low-altitude transportation.

**Keywords** low-altitude transportation; UAV-UGV cooperation; cooperative perception; multi-sensor fusion; communication technologies

**Citation** Li Yong-Fu, Huang Xin, Guo Chang-Yuan, Wang Yi-Ran, Wu San-Mei, Jian Jin-Bu. UAV-UGV cooperative perception for low-altitude transportation: A review. *Acta Automatica Sinica*, 2026, 52(2): 210-229

收稿日期 2025-08-14 录用日期 2025-11-14

Manuscript received August 14, 2025; accepted November 14, 2025

国家重点研发计划(2023YFB2504702),国家自然科学基金(62273067, 52402400),重庆市英才计划(cstc2024ycjh-bgzxm0037)资助

Supported by National Key Research and Development Program of China (2023YFB2504702), National Natural Science Foundation of China (62273067, 52402400), and Talent Program of Chongqing (cstc2024ycjh-bgzxm0037)

本文责任编辑 唐漾

Recommended by Associate Editor TANG Yang

1. 重庆邮电大学自动化学院 重庆 400065 2. 重庆邮电大学智能空地协同控制重庆市高校重点实验室 重庆 400065 3. 重庆邮电大学智能网联汽车与车路协同重庆市重点实验室 重庆 400065 4. 重庆邮电大学计算机科学与技术学院 重庆 400065

1. School of Automation, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065 2. Key Laboratory of Intelligent Air-ground Cooperative Control for Universities in

低空交通运输是指基于低空飞行器与地面车辆所构建的空地一体新型交通运输系统,为现代综合交通运输体系发展带来新的发展机遇.作为推动交通系统融合升级的重要方向,低空交通运输正逐步成为我国战略新兴产业的重要组成部分.无人机(unmanned aerial vehicle, UAV)与无人车(unmanned ground vehicle, UGV)作为低空与地面交

Chongqing, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065 3. Chongqing Key Laboratory of Intelligent Connected Vehicles and Vehicle-infrastructure Cooperation, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065 4. School of Computer Science and Technology, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065

通工具的典型代表,在交通运输领域的融合应用潜力巨大,在城市空中交通、物流配送、应急救援与智慧园区等场景中展现出广阔前景。

在此背景下,低空交通运输对感知系统提出更高要求,尤其是在复杂城市环境中,需具备多源信息融合和动态环境理解的能力。通过无人机-无人车协同感知可实现空地互补,提升系统整体感知精度与鲁棒性。一方面,低空无人机具备俯视视角和广域覆盖能力,但受限于载重与功耗,其传感器精度有限,易受恶劣天气干扰,难以识别地面细节信息<sup>[1]</sup>;另一方面,地面无人车可搭载多种高精度传感器,具备良好的近场识别能力,但其感知范围受限于遮挡与低视角,难以获取全局环境信息<sup>[2]</sup>。因此,在无人机-无人车协同感知系统中,无人机负责宏观视角下的全局环境感知与风险预警,无人车提供细粒度目标识别与动态跟踪,通过感知信息的实时共享与融合,有效弥补各自弱项,构建高可靠、高覆盖的感知体系<sup>[3-5]</sup>。如图 1 所示,空地协同感知系统由搭载异构传感器的无人机和无人车组成,二者通过 5G、蜂窝车联网 (cellular vehicle-to-everything, C-V2X) 等通信网络交换感知数据,并在边缘计算节点或终端侧实现协同融合,从而实现广域感知与局部精确识别,有效支撑城市交通、物流配送、灾害救援等多种复杂任务场景。

近年来,随着空地一体化交通系统研究的不断深入,相关技术已从单体智能发展到多体协同,再从多体协同向空地跨域协同演进,催生了大量聚焦于协同感知的研究成果。现有的协同感知方法可以根据协同方式、融合阶段和融合模态进行分类。首先,按照协同方式,协同感知方法可以分为集中式协同感知和分布式协同感知:集中式协同感知将各

智能体的信息汇聚到云端进行融合,而分布式协同感知则在每个智能体本地进行信息融合。其次,根据融合阶段,协同感知方法可分为早期、中期和后期协同:早期协同传输和融合原始感知数据,通信成本高,但信息保留较多;中期协同融合压缩后的特征数据,通信成本适中,能够发现单独智能体无法识别的新目标;后期协同融合智能体本地感知结果,通信成本低,但无法发现所有智能体都无法感知的目标<sup>[6]</sup>。最后,根据融合模态的不同,协同感知方法可分为单模态融合和多模态融合:单模态融合包括基于视觉和雷达的感知,而多模态融合则结合多种感知方式,如基于鸟瞰视角的多模态融合或基于查询的多模态融合。

本文聚焦于低空交通运输场景中的无人机-无人车协同感知问题,系统回顾现有协同感知技术。具体贡献包括三方面:1) 系统梳理无人机-无人车协同感知所依赖的三类基础支撑技术:感知技术、通信技术与边缘计算平台;2) 全面总结当前主流研究中低空交通运输在感知融合、信息压缩、协同组网、通信安全与资源调度等关键方法中的技术路径及特点;3) 多角度分析无人机-无人车协同感知在实际部署中所面临的问题与挑战,并探讨该领域未来发展趋势与研究方向。

本文的整体组织结构如图 2 所示。第 1 节概述无人机-无人车协同感知的基础支撑技术,涵盖感知、通信与边缘计算三方面内容;第 2 节梳理无人机-无人车协同感知技术中信息融合、信息压缩、协同组网、通信安全与资源分配等关键方法的研究进展;第 3 节分析当前空地协同感知系统部署中面临的主要问题与挑战,并对未来的发展方向进行展望。

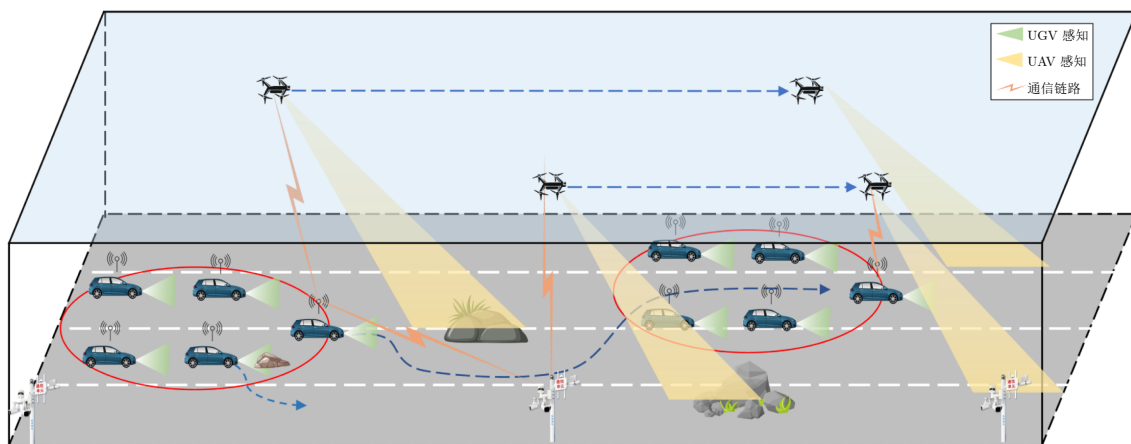


图 1 空地协同感知系统示意图

Fig.1 Schematic diagram of air-ground cooperative perception system

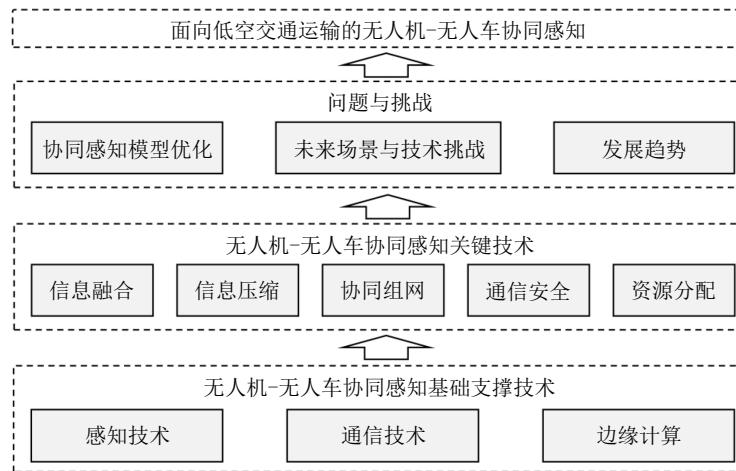


图 2 论文整体架构

Fig. 2 Overall structure of the paper

## 1 无人机-无人车协同感知基础支撑技术

随着无人机-无人车协同系统的逐步应用,感知技术、通信技术与边缘计算在实现精确的协同感知和高效任务执行方面起到基础支撑作用。感知技术经历了从单一传感器到多传感器融合的演进,极大地提升了协同感知的精度与可靠性,未来将在传感器类别选择、多传感器融合算法等方面进一步提高对实时动态环境的理解与处理能力。随着通信技术的发展,无人机与无人车通信经历了从 Wi-Fi、ZigBee 到蜂窝网络以及 C-V2X 的技术跃迁,极大地拓展了无人机与无人车之间的通信能力,未来将朝着低延迟、高带宽、强抗干扰的方向发展,进一步提升协同感知系统的响应速度和稳定性。边缘计算通过将计算资源下沉至网络边缘,显著降低了端到端的响应时间,随着边缘计算与无人机-无人车协同的深度融合,边缘计算的部署灵活性与环境适应性将得到极大提升,能够应对更加复杂的环境、优化资源分配并高效执行动态任务。本节将详细介绍感知、通信与边缘计算三项基础支撑技术的国内外研究进展,重点分析它们在无人机-无人车协同感知中的应用和关键技术发展,为后续技术讨论奠定基础。

### 1.1 感知技术

无人机-无人车协同系统中,精准、鲁棒的环境感知能力是保障任务成功、实现高效协同的基石。本文将无人机-无人车协同系统的感知技术分为三类:基于激光雷达(light detection and ranging, LiDAR)的感知技术、基于视觉的感知技术和基于传感器融合的感知技术,它们共同构成了系统理解

复杂动态环境的“感官”。表 1 汇总了无人机-无人车协同感知方法,从技术类型、核心方法、优势、局限性这四个维度对协同感知方法进行划分,并总结各方法具备的特点。

基于 LiDAR 的感知技术通过 LiDAR 传感器捕获周围环境的精确三维点云数据,以实现无人机与无人车的定位与跟踪。在该技术框架下,主要存在基于非学习和基于学习的两类方法。非学习方法依赖于点云的几何特性,例如 Quentel<sup>[7]</sup>开发的 LiDAR 扫描技术能够在 GNSS 拒止环境中实现对无人机的可靠检测与跟踪,而 Li 等<sup>[8]</sup>提出的自适应扫描帧集成技术则通过动态调整策略提升跟踪已知微型飞行器的准确性和效率。然而,此类方法对目标的先验几何信息依赖较强,在缺乏形状和体积知识时难以有效识别小型无人机。基于学习的方法则运用机器学习或深度学习从 LiDAR 数据中提取潜在特征。Qi 等<sup>[9]</sup>利用点对点网络实现以三维边界框表示物体的稳健跟踪,但其性能受 CPU 算力限制;另有研究将点云转换为图像,并借助 YOLO 或 CNN 等视觉检测算法估计目标二维位置,再结合点云深度信息恢复三维位置<sup>[10]</sup>;Ding 等<sup>[11]</sup>的系统即基于此类检测结果进行位置估计,但学习方法的计算开销较大,可能影响实时定位能力。此外,部分研究尝试将目标检测与三维估计解耦,在保证精度的同时有效降低计算成本。

基于视觉的感知技术利用搭载于无人机或车辆上的摄像头提取环境视觉信息,进而实现位置估计。该技术主要包括基于标记的方法和基于学习的方法。基于标记的方法依赖预设的标记或地标进行定位,Luo 等<sup>[12]</sup>结合标记视频跟踪与惯性传感器估计车辆三维位置,Zhu 等<sup>[13]</sup>则通过识别图像中的圆形

表 1 现有感知方法对比  
Table 1 Comparison of existing perception methods

技术类型	核心方法	优势	局限性
基于 LiDAR 的感知技术	基于非学习的方法: 利用点云几何特性检测跟踪物体 <sup>[7-8]</sup> 基于学习的方法: 深度学习提取点云特征 <sup>[9]</sup>	高精度 3D 定位, 抗光照干扰; 适用于 GNSS 拒止环境, 点云空间信息丰富	小型目标检测困难, 计算成本高 (如深度学习); 恶劣天气时性能下降, 传感器成本高
基于视觉的感知技术	学习法: YOLO/CNN 等检测目标 <sup>[10-11]</sup> 标记法: 识别预设标记/地标/LED <sup>[12-13]</sup>	成本低, 信息维度丰富; 标记法实时性高, 学习法精度高	依赖光照/天气, 标记需预校准; 学习法计算延迟高, 深度估计需辅助传感器
基于传感器融合的感知技术	融合多源数据 (GPS/INS/LiDAR/相机/雷达) 跨平台协同 <sup>[16-20]</sup>	提升全局鲁棒性与精度, 弥补单传感器缺陷, 增强场景适应性, 支持复杂动态环境	算法设计复杂, 计算资源需求高, 多源噪声处理难, 实时性优化面临挑战

地标并利用其几何先验进行定位. 此类方法运行效率高, 但需提前校准标记位置, 一旦标记发生移动, 易导致定位错误. 为提升识别便利性, 部分研究采用 LED 作为标记物<sup>[14-15]</sup>, 但其供电需求可能影响搭载设备的耐久性. 另一方面, 基于学习的方法借助目标检测算法实现位置估计, 如 Chang 等<sup>[21]</sup> 利用视觉-惯性方法引导无人机降落在动态平台, 也有研究通过单目相机与机器学习跟踪水面载具的三维位置<sup>[22]</sup>. 这类方法在定位精度方面表现良好, 尤其如 YOLOv8 等算法<sup>[23]</sup> 即使在纯 CPU 的微型计算设备上仍具备可行性能, 但其处理速度通常低于基于标记的方法. 总体来看, 两类方法各有优势: 基于标记的方法实时性更强, 而识别精度有限; 基于学习的方法虽速度稍慢, 但精度更高、适应性更好.

尽管研究者已提出多种无人机-无人车协同定位算法, 但由于定位精度、鲁棒性及系统协同一致性等关键挑战尚未完全解决, 定位技术仍是该领域的研究热点. 为提升系统性能, 传感器融合技术不可或缺. 单一传感器如 GPS、IMU、相机、LiDAR 和毫米波雷达等均存在固有局限: GPS 在室内或城市峡谷中易失效; IMU 存在累积误差; 相机受光照和天气影响大; LiDAR 成本高且对恶劣天气敏感; 毫米波雷达角度分辨率有限. 传感器融合通过整合多源信息, 系统提升定位方案的精度、可靠性与鲁棒性. 在无人机-无人车系统中, 融合不仅发生在单平台内部 (如无人车融合 LiDAR、IMU 与轮速计), 更关键的是实现跨平台信息融合 (如无人机视觉/GNSS 与无人车地图/LiDAR 融合), 以达成全局一致的协同定位效果. 在室外环境中, GPS 与 INS 集成可提供较强定位能力, 但在 GPS 拒止环境中性能会显著下降<sup>[16]</sup>. 针对单一传感器的局限, 研究者开展了诸多尝试, 如 Tsai 等<sup>[17]</sup> 利用二维 LiDAR 与里程计实现车辆三维定位; Lin 等<sup>[18]</sup> 基于视觉车道线检测进行车辆定位; Dai 等<sup>[19]</sup> 提出视觉无人机定位方法. 但这些方法受传感器自身约束,

难以提供完整的解决方案. 此外, 多传感器融合技术被广泛研究, 例如 Peng 等<sup>[20]</sup> 通过多传感器融合实现飞行器实时位姿估计; Gonzalez 等<sup>[24]</sup> 集成 GPS 与 IMU 以构建低成本车辆定位系统; Wu 等<sup>[25]</sup> 结合 IMU、LiDAR 与 GPS 提出高鲁棒定位方案, 显示出融合技术在提升复杂环境下定位性能方面的有效性与潜力.

## 1.2 通信技术

通信技术作为协同感知的关键环节, 其性能直接影响着整个系统的效率与可靠性. 本节综述无人机-无人车协同感知过程中通信技术的相关研究进展. 目前无人机-无人车信息传输的主要通信技术类型有两种: 一种为无线通信技术, 另一种为有线通信技术. 表 2 汇总了无人机-无人车通信技术, 从技术名称、通信类型、传输距离、传输速率、关键特性和典型应用场景这六个维度对协同感知通信技术进行对比分析. 其中, 无线通信技术主要分为四种, 分别是 Wi-Fi、蜂窝网络通信 (4G、5G)、C-V2X 和 ZigBee.

Wi-Fi 是一种常见的无线通信方式, 其优点是成本低、易于部署. 在近距离协同感知任务中, 无人机和无人车可以通过 Wi-Fi 连接, 快速传输高清图像数据. Cao 等<sup>[26]</sup> 通过 Wi-Fi 设计无人网络控制系统并应用于无人机, 从而实现远程的无人车控制. Hao 等<sup>[27]</sup> 利用无人机采用非正交多址 (non-orthogonal multiple access, NOMA) 传输技术将数据高效传输到无人车, 旨在通过提高频谱效率和支持同步传输来增强网络性能. 然而, Wi-Fi 的通信距离有限, 一般在几十米到几百米范围内, 且在多墙体环境下信号衰减较为严重<sup>[28]</sup>.

蜂窝网络为无人机-无人车协同感知提供远距离通信解决方案. 5G 网络具有高速率、低延迟的特点, 能够支持无人机从高空将高清视频实时传输给远程控制中心或无人车<sup>[29]</sup>. 例如, 在大面积农田监

表 2 无人机-无人车协同感知通信技术特性对比  
Table 2 Comparison of technical features of UAV-UGV cooperative perception and communication

通信技术	类型	传输距离	传输速率	关键特性	典型应用场景
Wi-Fi	无线	不大于 150 m	高	成本低、部署易; 多墙体环境下信号衰减严重	近距离高清图像传输、远程控制无人车 <sup>[26]</sup>
蜂窝网络	无线	广域覆盖	极高	高速率、低延迟 <sup>[27]</sup> ; 依赖基站, 偏远地区信号弱	远距离实时视频传输 (如农田监测) <sup>[28-30]</sup>
C-V2X	无线	直通: 300 m ~ 1 km; 蜂窝: 超过 1 km	极高	高可靠性 (大于 99.9%), 低时延 (3 ~ 100 ms) <sup>[31]</sup> , 多模式兼容	车联网 (自动驾驶、碰撞预警) <sup>[32]</sup> 、智能交通 (信号灯协同)、编队管理 <sup>[33]</sup>
ZigBee	无线	不大于 10 m	低	超低功耗; 传输速率低, 不适合大数据量	传感器网络数据收集 <sup>[34]</sup> 、位置信息交换 <sup>[35]</sup>
有线通信	有线	受物理线长限制	高	零信号衰减、可靠性高; 灵活性差, 限制活动范围	固定环境协同探测 (如实验室/封闭场景) <sup>[36]</sup>

测任务<sup>[30]</sup>中, 无人机可以通过 5G 网络将农作物生长状况数据传输给在田间行驶的无人车, 无人车根据数据进行精准施肥或灌溉操作. 然而, 蜂窝网络依赖基站覆盖, 如果在偏远地区基站信号不足, 通信质量会受到影响.

C-V2X 为无人机-无人车协同感知提供高可靠性的车联网通信解决方案. C-V2X 技术兼具直通和蜂窝通信两种模式, 能够支持无人机与无人车之间的低延迟、高可靠数据交互<sup>[31]</sup>. 在车路协同场景中, 搭载 C-V2X 模块的无人机可将实时感知数据 (如交通流量、障碍物信息) 直接传输给无人车或路侧单元, 无人车可基于这些数据实现协同路径规划或紧急避障. Shahkar<sup>[32]</sup> 利用 C-V2X 网络交换无人机对无人车的估计位置, 并最终对每个无人车的真实位置达成群体共识, 提升协同定位的准确性. 然而, C-V2X 的性能受网络部署密度影响, 在缺乏路侧单元或车辆渗透率较低的区域, 直通模式的通信范围可能受限<sup>[33]</sup>.

ZigBee 是一种低功耗的无线通信技术, 适合在低数据传输速率的协同感知场景中使用. 例如在传感器网络辅助的无人机-无人车协同任务中, ZigBee 可以用于连接分布在地面的传感器节点与无人车, 无人车再通过其他通信方式将数据汇总传输给无人机. Zhou 等<sup>[34]</sup> 使用 ZigBee 在无人机与地面站之间进行信息交换, 并且通过此信息来估计各无人机的位置. Bacco 等<sup>[35]</sup> 考虑地面传感器和无人机组成的传感器网络, 利用 ZigBee 进行数据传输来调节位置. 但 ZigBee 也有局限性, 其传输距离较短, 一般在几十米到几百米范围内, 且传输速率较低, 不适合传输大量数据.

虽然无人机-无人车协同感知主要依赖无线通信, 但在某些特殊场景下, 有线通信也有其独特优势. 例如, 在协同探测任务中, Farooq 等<sup>[36]</sup> 利用有线电缆进行通信; Wang 等<sup>[37]</sup> 通过有线通信搭建一个车辆辅助无人机的充电网络. 这种方式可以避免无线通信信号衰减严重的问题, 确保数据传输的稳

定性和可靠性, 但有线通信的灵活性较差, 限制了无人机和无人车的活动范围.

### 1.3 边缘计算

在边缘计算范式与异构无人系统深度融合的背景下, 无人机-无人车协同系统呈现出三层分布式架构的创新模式<sup>[38]</sup>, 如图 3 所示. 这一架构由端-边-云构成: 端层 (things layer) 由各类物联网传感器 (如摄像头、LiDAR、热成像仪) 和无人平台 (无人机、无人车) 组成, 负责环境感知与原始数据采集; 边缘层 (edge layer) 通过部署在无人机、无人车和路侧的轻量化边缘服务器提供近数据源的计算能力; 云层 (cloud layer) 则提供全局性大数据分析与长期模型训练能力. 这种架构的核心价值在于将计算任务分层处理, 显著降低端到端延迟.

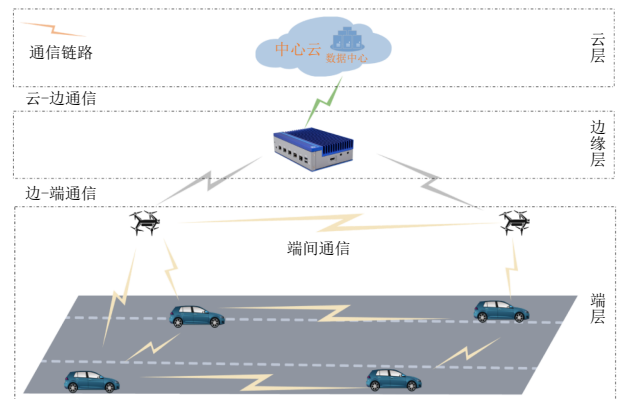


图 3 边缘计算架构示意图  
Fig.3 Schematic diagram of edge computing architecture

边缘计算可以紧密协作空中和地面计算资源, 提供更高效、更可靠、更灵活的计算能力<sup>[39]</sup>. 通过将网络边缘的计算资源与无人机的高移动性有效集成, 空地协同增强了任务处理能力, 以满足实时需求<sup>[40]</sup>. 同时, 空地协同将无人机扩展到移动边缘计算 (mobile edge computing, MEC) 节点, 增强了

MEC 的计算和存储能力<sup>[41]</sup>. 通过部署无人机, 改变传统的地面基站固定部署, 降低部署成本. 无人机协助执行计算、缓存和通信任务, 将边缘计算和存储资源扩展到用户. 无人机的数据采集和处理是各种实际应用的关键. 然而, 由于机载资源有限, 无人机在动态环境中执行抓取和放置 (dynamic aerial pick-and-place, DAP) 任务时, 往往需要依赖无人车的协同感知与计算支持. 为了解决这些困难, Tang 等<sup>[42]</sup> 提出一种新颖的设计, 该设计结合无人车安装的 MEC 服务器来辅助无人机 DAP, 使无人机能够充分利用边缘资源. Li 等<sup>[43]</sup> 提出无人机与无人车的合作系统, 其中无人机提供空中传感数据, 无人车提供地面传感数据. 在这个系统中, 来自不同类型传感器的数据被融合在一起, 并使用多任务分类方法生成可遍历的数据<sup>[44]</sup>. 来自实际场景的实验结果表明, 使用该系统生成地图的效率和准确性大幅提升.

此外, 空地协同增强了 MEC 的灵活性和鲁棒性. Bithas 等<sup>[45]</sup> 指出无人机和云平台可提供强大的计算和通信能力, 而地面边缘设备和服务器可提供快速的数据处理和存储服务. 具体来说, 无人机通过机载的传感器设备获取实时数据, 并将这些数据传输到地面设备进行处理和分析<sup>[46]</sup>; 地面设备利用算法和模型处理这些数据, 提取有价值的信息, 并将其转发回无人机进行实时调整和优化. 这种协同机制使得空地系统能够更好地适应复杂多变的环境, 从而实现高效的执行和决策支持<sup>[47]</sup>. 因此, 空地协同为动态环境提供了一种有效的架构, 能够实现动态资源分配和优化, 提高计算资源利用率, 减少计算延迟, 满足多样化的计算需求<sup>[48]</sup>.

## 2 无人机-无人车协同感知关键技术

本节系统梳理空地协同系统中五大核心技术, 包括感知信息融合、感知信息压缩、协同组网、通信

安全与通信资源分配. 其中, 协同感知信息融合技术作为基础能力, 负责整合多源异构感知数据, 实现对复杂环境的精准建模与理解; 感知信息选择与压缩技术则面向通信与计算资源受限的挑战, 通过任务驱动与区域感知压缩策略, 有效降低信息传输负载, 保障感知效率与质量; 协同组网技术支撑异构节点在动态空地拓扑中实现稳定通信, 通过网络架构设计与组网协议优化构建高可靠、低延迟的通信链路; 通信安全技术保障系统在敌对或不确定环境中传输数据的保密性、完整性与可认证性, 特别在边缘计算和区块链技术支持下, 构建可信的通信框架; 而通信资源分配技术则统筹频谱、功率与轨迹等资源, 在保障链路可靠性和任务优先级的同时, 优化系统整体能效.

### 2.1 协同感知信息融合技术

空地协同系统的感知融合能力是实现多智能体协同感知与决策的核心支撑. 近年来, 随着深度学习、异构传感器融合、多模态表示和语义建图等关键技术的快速发展, 空地协同感知融合技术在理论架构和系统实践方面均取得了显著进展. 如表 3 所示, 当前的研究主要聚焦于三个层次的融合技术: 特征级的对齐与融合、多源异构传感器的信息整合以及基于高层语义的任务驱动协同感知方法. 这些研究推动了感知系统从单一模态向多模态、多层次语义理解方向的演进.

在特征级融合方面, Wang 等<sup>[49]</sup> 提出的空地协同实例级融合 (aerial-ground cooperative instance-level fusion, AGILE) 框架通过实例级别的查询交互, 动态对齐跨视角特征, 实现通信开销与感知精度之间的平衡. 该方法利用 BEVFormer 生成鸟瞰图特征, 并通过空间注意力机制实现实例级的特征跟踪与融合, 显著提升感知的准确性与实时性. 类似地, Wang 等<sup>[50]</sup> 提出的自主飞行器-车辆协同感

表 3 无人机-无人车协同感知融合技术特性对比  
Table 3 Comparison of technical features of UAV-UGV cooperative perception and fusion

技术方向	关键技术点	技术挑战	低空交通应用场景
特征级对齐与融合	跨模态特征提取: 从图像、点云、雷达数据中提取共性特征 <sup>[49]</sup>	动态环境下的特征漂移问题	低空障碍物检测与航路安全校验
	时空对齐: 动态补偿无人机与无人车的相对位姿误差 <sup>[50]</sup>	异构传感器特征语义鸿沟	跨视角车-机-行人动态监控与避碰
	特征编码优化: 轻量化神经网络降低计算延迟 <sup>[49-50]</sup>	实时性要求与模型复杂度的矛盾	夜航/复杂气象下的航路保障
多源异构传感器整合	传感器标定: 激光雷达、摄像头、毫米波雷达的时空同步与外参校准 <sup>[51]</sup>	多传感器硬件异构性	空域入侵预警与违禁飞行识别
	数据级互补: 融合高分辨率图像与长距离雷达探测 <sup>[48]</sup>	复杂环境下的标定鲁棒性	复杂地形精细建图
	冗余信息处理: 通过卡尔曼滤波或图优化降低噪声干扰 <sup>[4]</sup>	能量与带宽约束下的数据选择	雨雾天气下的感知增强与鲁棒飞行
高层语义任务驱动协同	任务分解: 将全局任务拆解为子任务并分配至无人机/无人车	任务分配的实时性与最优性平衡	低空急需配送
	语义关联: 建立跨平台目标 ID <sup>[52]</sup>	语义理解不一致导致的协同失误	灾后/险情区域协同搜索与伤员定位
	动态博弈: 基于强化学习的多智能体协同决策	开放环境中的未知任务适应性	城市群低空交通态势感知与疏导

知网络 (autonomous aerial vehicle-vehicle collaborative perception network, AVCPNet) 进一步通过跨域交叉适配模块, 实现不同视角的多尺度特征对齐和融合, 结合协同深度优化机制, 显著提升三维目标检测的精度, 展示了跨域特征融合在复杂环境下的强大能力. 图 4 为空地协同感知中特征融合流程示意图.

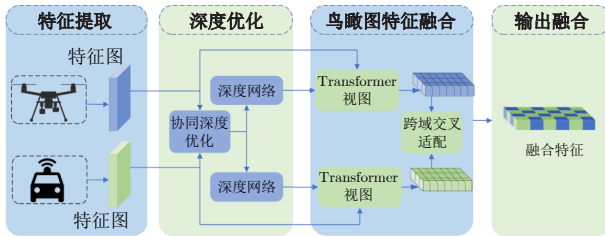


图 4 特征融合流程示意图

Fig.4 Schematic diagram of feature fusion process

针对多源异构传感器融合, He 等<sup>[51]</sup>设计视觉-激光雷达自我运动估计模块, 通过点、线、面约束提高里程计稳定性, 并利用神经网络实现跨运行数据关联; Li 等<sup>[43]</sup>采用多任务高斯过程分类方法融合无人机与地面车辆传感器数据, 以生成高完整性、高精度的占用网格地图; Potena 等<sup>[4]</sup>提出的 Agri-ColMap 方法通过多模态环境表示和密集光流估计, 解决无人机与地面机器人地图的非刚性配准问题, 提升异构平台间地图融合能力.

在任务驱动的高层语义融合方面, Liu 等<sup>[52]</sup>提出的语义生物启发式协同同步定位与地图构建 (semantic bioinspired collaborative simultaneous localization and mapping, SBC-SLAM) 系统, 通过紧耦合视觉惯性里程计与语义特征点的拓扑信息, 构建紧凑且鲁棒的语义地图, 使无人机与地面车辆能够在视角变化中识别同一场景, 增强系统的适应性和鲁棒性. 基于此类语义地图, 多项研究针对目标定位和环境风险建图展开了探索. Wang 等<sup>[3]</sup>利用无人机和地面平台的多源风险信息, 通过熵基概率融合和贝叶斯推理算法, 实现越野环境下连续风险映射, 提高环境感知的精度和可靠性. 在具体应用层面, 诸如目标定位与跟踪的研究也取得了重要突破. Liu 等<sup>[53]</sup>结合多特征融合与双向反馈验证算法, 实现无人机和无人地面车辆的协同目标定位, 提升定位的准确性和稳定性. Zhang 等<sup>[54]</sup>则通过分布式分层架构和加权融合算法, 充分利用不同传感器平台的优势, 实现高精度的全局目标估计. Sun 等<sup>[55]</sup>提出的基于视觉伺服的动态无人机位置调整方法, 结合双目定位模型, 有效提升了目标定位的实时性

和精度. Minaeian 等<sup>[56]</sup>提出的基于空地协同的视觉感知框架, 通过无人机的运动检测算法进行全局目标跟踪, 并利用无人车作为高精度检测节点与动态地标, 结合透视变换实现对移动人群的实时定位.

空地协同感知融合技术已形成从低层特征对齐、多源异构整合到高层语义协同的多层次体系, 并正逐步走向复杂环境中的实用化应用. 未来的发展趋势主要体现在以下几个方面: 其一, 深度学习与生成建模将提升跨域特征对齐与缺失补偿能力, 增强动态环境下的鲁棒性; 其二, 大模型与知识图谱将突破单任务局限, 推动多任务感知与语义推理; 其三, 轻量化与边缘计算结合自适应通信机制, 有助于在资源受限条件下实现实时协同; 其四, 任务驱动的智能协同和分布式优化将提升大规模编队的决策效率; 其五, 可信与安全机制将成为保障开放空域应用可靠性的关键. 此外, 人机协同与跨领域应用拓展也将推动该技术加速向高语义、高智能与高可信的发展阶段演进.

## 2.2 感知信息选择与压缩技术

在低空交通运输场景中, 无人机与无人车协同感知系统需实时处理并共享大量异构感知数据, 如图像、视频、点云等. 受限于无线链路带宽、节点计算能力和能耗, 如何动态选择、压缩与传输感知信息成为关键环节. 本文将信息选择策略分为三类: 任务驱动、场景特性驱动和通信带宽驱动. 在此基础上梳理信息压缩技术, 形成“选择→压缩→传输”的完整链条.

任务驱动的信息选择根据任务优先级筛选关键信息. Chiu 等<sup>[57]</sup>提出两阶段算法, 优先选择效用分数最高的车辆发送密集点云特征, 成功通过率提升 1.6% ~ 2.4%, 碰撞率下降 1.1% ~ 1.2%, 通信开销仅增 0.6% ~ 1.18%. Wang 等<sup>[58]</sup>的 CoCMT 策略仅共享 Top- $k$  目标查询, 带宽 0.416 Mb 时 AP@70 提升 1.1%. Hu 等<sup>[59]</sup>的 CodeFilling 系统在 DAIR-V2X 数据集上通信量降低 1333 倍, 同时保持 LiDAR/相机多模态感知性能. 场景特性驱动的信息选择结合环境约束优化信息流. Zhou 等<sup>[60]</sup>的 AICP 框架通过网络与应用层双重筛选, 在伦敦市中心高峰期信道繁忙时间分别减少 61% 和 83%. Gao 等<sup>[61]</sup>的分层车路云策略在多节点融合和 V2X 通信下, 实现长时轨迹预测误差降低超过 20%, 显著减少冗余. 通信带宽驱动的信息选择适用于低带宽或有损链路. Li 等<sup>[62]</sup>结合 LCRN 与 V2VAM 实现 OPV2V 数据集上的 AP@0.5/0.7 分别为 84.1% 和 70.5%, 对丢包鲁棒. Mollah 等<sup>[63]</sup>利用毫米波通信的高吞吐量特性, 并优先传输高价值数据以支撑协同感知等

场景, 其通信延迟随距离平缓上升. Ren 等<sup>[64]</sup> 的 V2X-INCOP 系统在高丢包率下 AP 仍提升 12% ~ 14%. 在完成信息选择后, 通过信息压缩技术进一步降低数据量. 如表 4 所示, 当前研究主要聚焦压缩感知技术、深度学习驱动压缩技术和感兴趣区域 (region of interest, ROI) 压缩技术. 压缩感知技术利用稀疏先验和低采样率测量实现采样即压缩, 适合前端资源有限的节点. Choi 等<sup>[70]</sup> 通过块自适应分配压缩率, 实现 PSNR 与效率平衡; Pournaghshband 等<sup>[71]</sup> 的 BNROMP 在少样本下重建质量高. 深度学习驱动压缩技术通过端到端建模优化图像结构与分布, 是目前的研究热点. Duan 等<sup>[72]</sup> 提出的 JPD-SE 框架, 通过融合高层语义增强现有图像编/解码器, 实现速率-感知质量-失真的联合优化; Kyrkou 等<sup>[73]</sup> 的 EmergencyNet 在嵌入式平台高帧率运行; Chen 等<sup>[74]</sup> 的 NLAIC 通过引入非局部注意力与 3D 上下文建模来提升压缩率; Shen 等<sup>[75]</sup> 的 HDR-UIC 在高动态范围下实现清晰重建; Gao 等<sup>[76]</sup> 的 ULCompress 在 0.033 bpp 下保留细节并可扩展目标检测; Li 等<sup>[77]</sup> 的 MISC 方法实现了小于 0.024 bpp 的多模态语义压缩, 比特率节省 50% 以上; Lei 等<sup>[78]</sup> 的 RMPGC 框架通过残差分层和语义特征匹配损失, 实现速率-失真-分类-感知的协同平衡. ROI 压缩技术通过优先编码关键区域提高识别精度. Dong 等<sup>[68]</sup> 的 Deep ROI Encoding 对目标区域高质量编码、对背景高压压缩; Cai 等<sup>[69]</sup> 提出的端到端 ROI 图像压缩框架实现了 ROI 预测与编码的联合优化; Yuan 等<sup>[79]</sup> 的点云特征压缩实现了约 50 倍压缩率, 同时保持了高检测精度.

在无人机-无人车协同感知体系里, 信息选择和压缩深度耦合、相辅相成. 信息选择聚焦“传输什么”的核心决策, 筛选高价值感知数据, 如关键目标特征、核心场景信息, 为后续传输明确方向; 信息压缩解决“如何高效传输”的技术难题, 以低冗余、高保真的编码方式优化数据流转效率. 二者协同联动,

从源头减少无效数据传输, 又通过技术适配降低通信链路负载, 形成“精准筛选-高效压缩”的双重保障, 大幅提升系统抗干扰能力与运行稳定性.

面向低空交通复杂场景, 如多节点动态交互、电磁干扰、带宽波动, 未来研究可进一步打破选择与压缩的技术壁垒. 结合不同任务特性、异构传感器输出差异以及边-云协同架构优势, 共同探索“选择-压缩”一体化策略. 通过动态匹配任务需求与通信资源实现比特率的智能分配, 优先保障关键数据编码资源以及高价值信息的精准锁定, 最终推动无人机-无人车协同感知系统在复杂环境下实现“高效传输-可靠感知”的协同优化, 以满足低空交通规模化、精细化应用需求.

## 2.3 协同组网技术

低空交通中的无人机-无人车协同感知系统在环境感知、路径规划与任务执行上形成优势互补. 然而, 无人机的高机动性与无人车的运动特性存在显著差异: 无人机作为广域感知节点, 提供鸟瞰视角; 无人车则在无人机引导下完成地面精细探测与验证. 二者的异构运动模式导致网络拓扑持续变化. 特别是在城市低空复杂环境中, 建筑物遮挡、动态障碍物以及频谱干扰等多种因素, 会引发节点间通信链路不稳定、带宽资源竞争加剧等问题, 极大增加了协同感知网络的管控难度. 针对上述挑战, 分别从网络架构、组网协议两方面展开详细探讨.

### 2.3.1 网络架构

低空交通协同网络以“空-地一体、云-边协同”为核心. 如图 5 所示, 无人机和无人车通过 5G 或北斗与自组网混合链路实时共享位置、障碍物与任务信息; 边缘节点就近完成路径规划和冲突消解; 云端中枢统筹全局空域/道路资源、监管与应急, 通过感知融合让无人车为无人机提供起降补给与末端接驳, 形成动态闭环的低空立体运输网. 现有研究围

表 4 图像压缩技术  
Table 4 Image compression technologies

类别	核心原理	优点	缺点	典型算法	适用场景
压缩感知技术	采样过程中直接获取稀疏信号的压缩表示, 通过稀疏重构恢复原图	稀疏域可大幅减少采样量, 理论上突破奈奎斯特采样定律	重构计算量大, 对噪声敏感, 压缩效果依赖信号稀疏性	CS 理论 <sup>[66]</sup>	低空稀疏场景监测, 信号背景单一、目标稀疏的环境
深度学习驱动压缩技术	用神经网络 (如 CNN、Transformer) 学习端到端的图像压缩映射	压缩率高, 能自适应图像内容, 视觉质量更优	训练成本高、推理计算量大, 缺乏可解释性	Hyperprior models <sup>[66]</sup> 、ELI <sup>[67]</sup>	低空高效网络传输、云存储, 需高质量图像用于目标识别的场景
ROI 压缩技术	对感兴趣区域进行高质量压缩, 非关键区域高比例压缩	提高关键区域质量, 节省带宽	需额外 ROI 检测, 可能导致非 ROI 严重失真	Deep ROI Encoding <sup>[68]</sup> 、End-to-end ROI compression <sup>[69]</sup>	低空任务驱动场景, 需优先保障障碍物、飞行器关键目标压缩质量的避障预警、空域监管场景

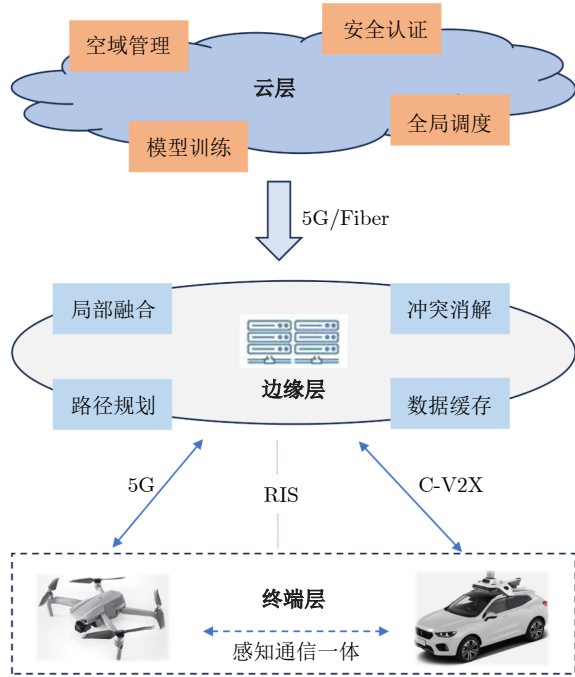


图 5 网络架构示意图

Fig. 5 Schematic diagram of network architecture

绕可重构智能表面 (reconfigurable intelligent surface, RIS) 协同通信架构、感知通信一体化架构、多智能体融合架构展开。

在 RIS 协同通信方面, Zhao 等<sup>[80]</sup> 提出“地面基站-RIS-空中无人机”三层架构, 基站集中接收 NOMA 上行数据, RIS 为被遮挡链路提供可重构反射, 无人机通过轨迹与 RIS 相位协同实现空地频谱共享; 与此类似, Li 等<sup>[81]</sup> 提出“UAV-RIS-通信接收端”三层架构, UAV 按优化轨迹飞行, RIS 通过被动波束成形补偿被遮挡的视距通信链路, 二者协同最大化下行平均速率。

在感知通信一体化方面, Bao 等<sup>[82]</sup> 构建“多无人机-用户簇”框架, 用户经 K-means 聚类分组后, 每个簇由指定无人机专属服务, 无人机按“悬停-飞行”轨迹机动, 用缓存分担计算负荷, 形成簇内集中、簇间分布的弹性 MEC 网络; Zhou 等<sup>[83]</sup> 设计“无人机边缘-用户终端-远云”三层计算架构, 无人机每过一段时隙就更新服务缓存, 每单位时隙就动态调整飞行轨迹、用户终端和无人机的关联及任务卸载比例, 在能量与覆盖约束下最小化整体服务延迟; 同时, Li 等<sup>[43]</sup> 构建无人机-无人车双层闭环, 无人机宽角成像用来空基感知, 无人车激光雷达用来地面精测, 两者通过少量同名点完成时空对齐, 实现感知数据与通信反馈的闭环融合。

在多智能体融合网络架构方面, Zhang 等<sup>[54]</sup> 设计“无人机-地面节点”两层融合网, 无人机作为融

合中心, 汇聚地面视觉/测距节点的局部估计, 通过通信链路加权实现大范围静止目标的空地协同定位; Yang 等<sup>[84]</sup> 搭建空地协同感知网, 无人车发出稀疏查询, 协作节点将 LiDAR 特征按公共区域解耦后回传无人机, 由时空 Transformer 融合完成低带宽三维检测; Sheng 等<sup>[85]</sup> 构建“感知-接收-无线信道”三层协同架构, 感知端压缩上传关键语义特征, 接收端融合完成三维检测, 在 V2V 链路下支持多信道模型; Hu 等<sup>[86]</sup> 构建“多智能体稀疏协同”架构, 智能体既是感知源又是融合节点, 通过空间置信图决定向谁、向何处交换稀疏特征, 并用多头注意力完成跨智能体融合, 实现带宽自适应的鲁棒协同感知; Wang 等<sup>[87]</sup> 提出“空基终端层-智能协同层-服务监管层”三阶架构, 飞行平台执行任务, 数字空域层整合通信、计算、缓存与轨迹调度实现实时调度, 顶层监管统筹身份任务与空域管理, 形成“空-地-云”闭环。

### 2.3.2 组网协议

在无人机-无人车协同感知场景下, 网络节点需实时交换环境感知信息与任务控制指令, 以支撑编队协作、环境重建和应急响应等任务。相比传统地面车联网 (vehicular ad-hoc network, VANET) 或移动自组网 (mobile ad-hoc network, MANET), 无人机-无人车协同网络在拓扑动态性、空地链路异构性、能量受限性等方面表现更加极端, 导致经典的 MANET 路由协议难以直接适用。针对这一问题, 近年来的研究从三条路径展开: 其一是传统 MANET/DTN 协议的适配与优化; 其二是面向空地异构网络的定制化设计; 其三是融合机器学习与网络智能控制的智能化协议。逐步形成了多层次演进的协同组网技术体系。

在传统协议的优化方向上, 研究者主要针对飞行自组织网络 (flying ad-hoc network, FANET) 中因节点高速运动导致的链路易断特性, 提出基于位置预测与链路质量增强的改进方案。例如, Rosati 等<sup>[88]</sup> 扩展经典的 OLSR, 提出预测性 OLSR (P-OLSR) 协议, 将无人机的 GPS 实时位置信息及相对运动向量引入路由度量, 修正原有的预期传输计数 (expected number of transmissions, ETX), 优先选择趋于相互靠近的节点作为下一跳, 有效降低了拓扑切换过程的路由失效概率。实地飞行测试与仿真结果表明, P-OLSR 可在高动态环境下减少 85% 以上的链路中断时间, 并显著提升吞吐率和端到端时延性能。这类工作本质上仍沿用传统 MANET 的链路状态分发与周期性路由维护机制, 但通过引入位置、速度等物理状态信息, 部分缓解

了 FANET 中的拓扑失稳问题。

随着研究逐步深入, 部分学者开始针对空地异构网络特点设计定制化组网协议, 实现无人机与无人车的协同增强。例如 Fatemidokht 等<sup>[89]</sup> 提出面向无人机辅助 VANET 的 VRU 协议, 在无人车-无人机链路上通过路段连通度、节点信任值和交通密度等指标构建综合评分函数、选择最优路径, 并利用无人机识别恶意车辆以保障安全性; 在无人机-无人机链路上则采用基于蚁群优化的反应式路由发现机制, 通过信息素更新选择最优中继路径。Oubbati 等<sup>[90]</sup> 面向城市应急场景提出基于连通支配集的无人机骨干网构建方法, 通过能量阈值和链路寿命约束筛选稳定中继节点, 并结合多指标路由评分实现鲁棒传输。Gao 等<sup>[91]</sup> 在车载场景下设计 V2VR 混合路由架构, 利用 RSU 有线回传与车辆间无线通信协同, 结合马尔科夫链连通概率模型及位置预测机制提升路由的可达率与可靠性。这类协议往往通过引入“地面-空中”多层网络分工、骨干子网构建或混合链路切换机制, 缓解空地链路易断和节点异构问题, 具有更强的场景针对性。

在此基础上, 人工智能驱动的智能路由协议成为近年的新趋势, 旨在赋予网络自适应决策与在线优化能力。Saxena 等<sup>[92]</sup> 将经典 GPSR 与深度强化学习结合, 设计能够根据节点位置、速度与剩余能量等动态状态调整路由策略的无人机-无人车协同协议, 实现了链路避障、吞吐率提升及延迟与丢包率显著下降。Arafat 等<sup>[93]</sup> 提出的 QTAR 协议则利用 Q-learning 和两跳邻居信息构建局部拓扑视图, 综合考虑时延、能耗和节点移动模式进行在线路由决策, 有效抑制了 FANET 中因高速拓扑变化导致的路由空洞问题。这类协议通过强化学习或深度学习实现从环境感知到决策的闭环优化, 使路由具备随网络状态自适应演化的能力, 显著提升协同感知网络的长期稳定性与任务完成率。

综上, 无人机-无人车协同感知网络的路由协议演进呈现出由“传统 MANET 优化”到“场景定制化设计”、再到“智能化自主演进”的趋势。未来的发展方向可能进一步结合 SDN/NFV 架构实现空地网络的集中式控制与动态切片, 利用联邦学习与多智能体强化学习增强跨域感知和决策能力, 并通过 mmWave/6G 空地链路、可见光通信等新型物理层技术提高链路容量与可靠性, 从而满足低空交通运输场景下高动态、超密集、多任务的协同通信需求。

协同组网未来发展将聚焦于自身协同本质能力升级, 针对低空移动节点特性强化动态拓扑实时重

构与链路中断应对能力, 打破无人机、地面设备等异构节点技术壁垒, 实现资源调度与任务分工的原生协同, 而非简单的技术叠加; 同时将 AI 融入组网协议底层形成分布式协同智能, 构建空-天-地协同网络, 以满足低空交通复杂场景需求。

## 2.4 通信安全技术

低空交通运输中的通信安全旨在保障无人机与地面控制中心之间的数据传输安全, 尤其在无人机编队、空中客运和空中物流等应用中, 需确保通信过程具备保密性、完整性、可用性、认证性和可追溯性, 有效防止数据被窃听、篡改或伪造。随着无人系统在军事、工业与民用领域的广泛应用, 通信安全及计算资源管理问题日益凸显。当前研究主要聚焦于 FANET 的安全威胁识别与防护、无人机 MEC 系统的能效与安全优化、物理层安全增强技术以及基于区块链的去中心化安全通信架构。表 5 汇总了无人机-无人车协同感知中的通信安全技术, 从通信安全问题、研究主题、关键技术/方法、主要属性和特征这五个维度对通信安全技术进行划分, 并总结各方法具备的特点。

在 FANET 的通信安全威胁识别与防护方面, Tsao 等<sup>[94]</sup> 基于开放式系统互联参考模型 (open systems interconnection, OSI) 前四层功能及六类连接/节点类型, 系统总结 FANET 面临的 13 类主要通信威胁, 包括物理层的信号干扰、数据链路层的拒绝服务 (DoS) 攻击、网络层的路由操控以及传输层的数据篡改等; 在此基础上, 提出多种认证机制、信任模型和路由优化协议作为应对策略。尽管该研究涵盖面广, 但对频谱资源分配等新兴问题关注不足。为弥补这一不足, Raja 等<sup>[95]</sup> 提出一种安全无人机通信模型, 融合无线网络网络与 A\* 搜索算法, 在提高多无人机通信效率的同时, 引入加密与认证机制, 以应对 GPS 欺骗和数据拦截等安全威胁。此外, 围绕一致性控制、轨迹跟踪及编队与合围等场景的动态信任模型也受到广泛关注。具体来说, Zhang 等<sup>[96]</sup> 提出无人机辅助的分层信任管理方案, 通过 V2V、U2V 两层信任模型, 提升灾后数据收集的安全性。然而, 该方案未考虑无人机自身遭受攻击的风险, 同时在高密度网络环境中, 其精度容易受到信息冲突的影响。Chen 等<sup>[97]</sup> 构建目标驱动的任务特定信任模型, 以此实现可信的任务卸载。但在大规模系统中, 随着节点数量的增加, 该模型信任评估的开销会相应上升, 同时, 其对异构任务的适配性还有待进一步提升。郭兴等<sup>[98]</sup> 指出动态信任模型虽多应用于异构无人系统协同控制的关键场

表 5 协同感知通信安全  
Table 5 Cooperative perception communication security

通信安全问题	研究主题	关键技术/方法	主要属性	特征总结
FANET 通信安全 威胁识别与防护	FANET 威胁识别与防护 <sup>[94]</sup>	认证机制、路由优化协议 <sup>[95]</sup>	完整性、认证性	覆盖完整通信链路计算存储开销低, 动态适应拓扑变化, 抗多种攻击且易于标准兼容
	FANET 通信效率与安全 <sup>[95]</sup>	A* 路由、加密认证	完整性、认证性	
无人机 MEC 系统的 能效与安全性优化	无人机-MEC 能效与安全卸载 <sup>[99]</sup>	物理层安全、三维联合优化	保密性、完整性	无需传统密钥, 实时适应信道, 可与多维资源联合优化, 保持高能效
	无人机-MEC 能效最大化 <sup>[100]</sup>	高斯核密度估计、连续凸逼近	保密性、完整性	
	无人机-MEC 协同卸载 <sup>[101]</sup>	拉格朗日对偶、连续凸逼近	完整性、可用性	
	地形阻挡物联网卸载 <sup>[102]</sup>	频分多址、无线信道建模	低延迟、完整性	
物理层安全	物理层安全增强 <sup>[103]</sup>	人工噪声、正交频分多址	保密性、能效性	利用无人机机动性增强合法信道、削弱窃听信道, 联合优化 IRS 相位、无人机轨迹与功率, 提升低空交通运输场景安全性
	IRS 物理层安全 <sup>[104]</sup>	交替优化、智能反射面控制	保密性	
	物理层安全综述 <sup>[105]</sup>	—	保密性、完整性	
基于区块链的 安全通信架构	区块链去中心化架构 <sup>[106]</sup>	分布式账本、边缘节点共识	完整性、认证性、可追溯性	去中心化的数据验证与存储, 确保数据的不可篡改和完整性, 增强通信双方的信任度, 通过共识机制保障通信的安全性和透明性
	区块链-联邦学习 <sup>[107]</sup>	智能合约、联邦学习、共识机制	真实性、完整性	
	区块链嵌入 URD <sup>[108]</sup>	加密哈希、公钥认证	完整性、认证性、可追溯性	
	区块链综述建议 <sup>[85]</sup>	—	完整性、认证性、抗攻击性	
	智能区块链范式 <sup>[109]</sup>	动态链生成、共识机制	真实性、完整性、可追溯性	

景, 但在实际应用中面临跨域通信、多任务切换等难题, 且针对反群体智能的信任对抗研究仍处于起步阶段. 上述文献从不同应用场景与技术维度, 揭示了当前异构无人系统协同控制中动态信任模型的应用价值与待突破的技术瓶颈.

在无人机系统与 MEC 结合方面, 多项研究从任务卸载、轨迹优化与资源分配协同设计出发, 提升系统能效与安全性. Bai 等<sup>[99]</sup> 提出面向 UAV-MEC 系统的能量高效计算卸载策略, 利用物理层安全机制抵御主动/被动窃听者, 通过凸优化技术实现卸载量-功率-时长三维优化, 构建适应不同攻击场景的卸载机制. Li 等<sup>[100]</sup> 进一步将优化目标扩展为能效最大化, 提出融合 Dinkelbach 算法与连续凸逼近的联合轨迹与资源分配算法, 并引入高斯核密度估计以适配用户位置信息不完全情境, 在多节点场景下取得良好性能. Zhang 等<sup>[101]</sup> 则将计算卸载进一步细化为本地计算、无人机中继、接入点三者协同的模式, 通过拉格朗日对偶与 SCA 算法联合优化任务分配、调度与能量控制, 在高负载情境下展现出优越的收敛与能耗表现. Yu 等<sup>[102]</sup> 聚焦于物联网终端因地形信号阻挡导致的任务卸载障碍, 利用无人机作为中继节点, 通过频分多址 FDMA 和无线信道传输模型联合优化无人机位置与资源分配, 以降低系统延迟与能耗. 在无人机-无人车协同感知场景中, 无人机作为移动边缘节点可依托高机动性动态填补地面通信和感知的覆盖缺口, 构建广域且灵活的分布式感知网络, 同时通过边缘侧实时处理传感器数据并卸载计算任务, 大幅降低数据传

输时延以保障协同响应的实时性, 还可作为信息枢纽融合多节点异构感知数据, 通过冗余校验与特征互补提升感知精度与鲁棒性. 对建模而言, 需构建轨迹-感知-资源耦合模型并融入多目标优化框架, 同步适配分布式协同场景下的信息交互与资源调度需求, 将无人机飞行轨迹优化与感知覆盖范围、信道传输质量动态关联, 纳入虚拟力算法等优化逻辑以有效平衡覆盖均匀度与服务响应效率; 同时需同步考量能耗约束、感知时延、数据融合精度等冲突目标, 采用交替迭代等高效算法精准求解联合优化问题, 建立节点间高效信息交互与动态资源调度模型, 兼顾边缘节点的缓存容量有限性与动态任务实时分配需求.

在物理层安全增强方面, 物理层安全作为无人机通信安全的重要防线, 正逐步与多天线系统、智能反射面 (intelligent reflecting surface, IRS) 等新兴技术结合, 以增强保密能力. Cai 等<sup>[103]</sup> 设计面向多用户与多窃听者的 UAV-OFDMA 通信系统, 通过协同设计传输信息的无人机轨迹、干扰无人机策略及用户调度, 以人工噪声干扰保障通信安全与能效. 该方法能量效率提升效果显著, 但未对干扰无人机的轨迹与任务分配进行优化. Khan 等<sup>[104]</sup> 探讨 IRS 技术在无人机通信物理层安全中的应用潜力: IRS 通过智能调整信号反射相位, 无额外功耗即可放大合法信号、抑制窃听通道, 显著提升保密速率. 该研究通过交替优化联合配置无人机轨迹与 IRS 参数, 在复杂信道下优势显著, 但未深入分析 IRS 恶意攻击、导频污染与能效管理. Sun 等<sup>[105]</sup> 总结无

人机通信物理层安全挑战, 重点提出多无人机协同、安全轨迹优化、毫米波等物理层技术融合方向, 并指出实际部署中存在信道建模复杂、攻击源不确定、计算资源有限等待解难题。

在安全通信架构方面, Queralta 等<sup>[106]</sup>指出传统集中式架构在无人机-无人车系统中存在单点故障与篡改风险, 并基于区块链设计去中心化框架, 利用不可篡改的分布式账本在边缘节点实现端到端身份验证与数据完整性校验. Aloqaily 等<sup>[107]</sup>扩展该思路, 将区块链与联邦学习耦合, 在无中心环境中通过共识机制与智能合约同时验证节点身份及模型一致性, 确保服务交付的真实性与不可篡改性. 与此相呼应, Shahar 等<sup>[108]</sup>提出将区块链嵌入无人机-无人车异构无人系统通信框架, 以分布式账本记录跨平台数据交换, 并用加密哈希与公钥认证抵御非法控制和中间人攻击. Munasinghe 等<sup>[38]</sup>在综述中系统总结无人机-无人车协同场景下的数据完整性与身份伪造问题, 并建议利用区块链结合加密签名与智能合约, 构建灾后或军事环境中可审计、抗攻击的通信框架. Al Ridhawi 等<sup>[109]</sup>针对移动物联网设备提出“智能区块链”范式, 通过动态生成的私有/公有链与共识机制, 实现跨无人机-无人车集群的资源交换可追溯与身份可信, 从而在无需可信第三方的情况下完成服务真实性保障。

面向低空交通运输, 通信安全技术在未来将朝着多维度融合、智能化升级与全生态协同的方向发展. 以“空-天-地”一体化通信为基础, 融合卫星通信、5G-A/6G 地面网络及通感一体基站, 实现广域覆盖与实时可靠连接; 安全机制上, 轻量级加密算法、量子加密技术与联邦遗忘框架协同应用, 既适配低空设备资源约束, 又保障数据保密与恶意数据清除; 依托 AI 技术实现动态异常检测与智能空域

管理, 同时推动卫星通信设备向小型化、轻量化演进; 此外, 通过产业联盟共建通信协议与安全标准, 构建从技术到生态的全链条安全体系, 支撑低空物流、旅游等场景的安全规模化落地。

## 2.5 协同感知通信资源分配技术

在面向低空交通运输的无人机-无人车感知技术中, 通信资源分配主要存在频谱资源受限、分配链路可靠性、资源分配能耗优化等问题, 如图 6 所示. 表 6 汇总了无人机-无人车协同感知通信资源分配技术, 从类型、方法核心、要点分析和特征总结这四个维度对通信资源分配技术进行划分, 并总结各方法具备的特点。

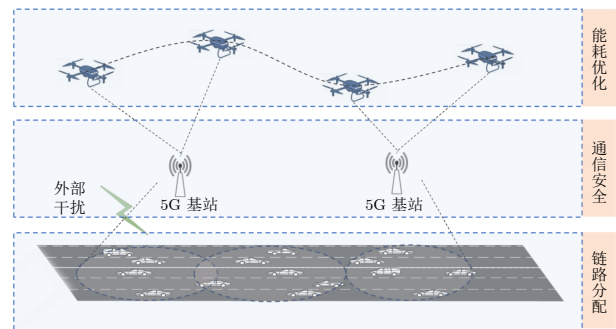


图 6 通信资源分配示意图

Fig.6 Schematic diagram of communication resource allocation

在频谱资源受限方面, 无人机和无人车的通信需求不断增加, 导致频谱资源紧张. Gupta 等<sup>[110]</sup>提出无人机网络具有高度动态性, 节点和链路数量不断变化, 且节点相对位置也在改变, 使通信资源分配变得复杂, 其强调自组织网络的重要性, 并探讨软件定义网络在无人机网络中的应用来解决该问

表 6 协同感知通信资源分配技术

Table 6 Cooperative perception communication resource allocation technologies

类型	方法核心	要点分析	特征总结
频谱资源受限	认知无线电与动态频谱接入 <sup>[110-111]</sup>	利用主用户空闲频谱, 通过感知与决策实现频谱共享	依赖实时信道状态信息集中控制, 动态调整功率、带宽、波束等资源, 适应频谱受限环境, 实现多用户/多系统在同一频段的共享, 提升频谱利用率
	NOMA 非正交多址接入 <sup>[112-113]</sup>	在功率域复用多个用户, 通过串行干扰消除解码实现频谱共享	
	频谱共享与干扰管理 <sup>[114]</sup>	通过干扰对齐、功率控制、波束成形等技术降低干扰	
	无人机中继与频谱协调 <sup>[115]</sup>	无人机作为中继节点, 协调地面用户与基站之间的频谱使用	
分配链路可靠性	NOMA 功率-信道联合分配 <sup>[113, 116]</sup>	连续干扰消除与功率排序	通过多实体协同提升链路鲁棒性, 避免单点故障, 引入实时反馈机制动态调整资源或轨迹
	多智能体协作干扰 <sup>[117-118]</sup>	深度强化学习	
资源分配能耗优化	无人机轨迹-功率联合优化 <sup>[119]</sup>	块坐标下降法、连续凸逼近	通过交替优化框架、凸优化方法, 在有限能量条件下实现无人机通信系统的能耗优化与安全性能提升
	无线供电无人机的能耗-保密权衡 <sup>[120]</sup>	交替优化、连续凸规划	
	多无人机协作干扰的能耗约束 <sup>[121]</sup>	交替迭代、连续凸逼近	

题. He 等<sup>[111]</sup>提出在多无人机辅助移动边缘计算系统中,如何在确保通信安全和负载公平的前提下,通过优化无人机的三维轨迹、用户设备的传输功率和任务卸载策略,来最小化系统能耗和延迟的通信资源分配问题. Sheng 等<sup>[112]</sup>提出在多用户通信场景中,如何通过优化时间分配、带宽和功率分配来最大化用户的最低保密吞吐量. Nawaz 等<sup>[114]</sup>提出无人机通信网络中如何在高速移动的无人机之间维持稳定的通信链路、如何优化路由策略以适应频繁变化的网络拓扑以及如何管理无人机的能耗以延长网络的使用寿命,为解决通信链路、网络拓扑问题,作者通过采用自组织网络和车联网技术,设计能够快速适应网络变化的通信策略. Li 等<sup>[115]</sup>提出无人机通信在 5G 及未来网络 (beyond 5G, B5G) 中的通信资源分配问题集中在如何优化无人机的部署、路径规划、能量管理及频谱资源的高效利用,对此作者提出一系列方法,包括利用毫米波通信技术来提高频谱效率、采用非正交多址接入技术以支持高密度用户接入、通过认知无线电技术动态分配频谱资源及通过能量收集技术延长无人机的续航时间,旨在提高无人机通信网络的效率和可靠性,以满足 5G/B5G 网络对高数据速率、低延迟和高可靠性的需求.

在分配链路可靠性方面,无人机和无人车的通信需要考虑空地链路的安全性和可靠性,防止数据泄露和信号干扰. Lu 等<sup>[113]</sup>针对非正交多址接入的无人机 MEC 系统,面对飞行窃听者以最大化系统平均安全计算容量、满足地面用户最小安全计算需求为目标. 为应对窃听者位置不确定性,通过数学推导分析最坏安全情况,采用连续凸逼近与块坐标下降方法,联合优化信道系数、发射功率、CPU 计算频率、本地计算及无人机轨迹等多变量,通过迭代更新确保目标函数非递减,提升系统安全计算性能. Zhi 等<sup>[116]</sup>从传感器、通信、多无人机三方面剖析无人机通信安全与隐私问题: 涵盖 GPS 欺骗、光学流传感器欺骗等攻击方式,展示 Wi-Fi 连接破解与控制权获取手段,分析无人机网络及移动自组织网络威胁,旨在强调探讨链路安全问题对提升安全与隐私认知的意义. 同样地, Ch 等<sup>[117]</sup>提出无人机通信资源分配中的数据安全与隐私保护问题,指出可通过区块链优化数据存储与传输,以提升通信安全与隐私性. Zhang 等<sup>[118]</sup>针对存在多个地面窃听者的无人机辅助通信场景,研究如何通过优化无人机轨迹与功率分配来最大化系统安全容量,提出多智能体深度确定性策略梯度算法,联合优化轨迹、发射功率及干扰功率以达成目标.

在资源分配能耗优化方面,资源分配需要在保证通信质量的同时优化无人机的能耗和飞行轨迹. Zhang 等<sup>[119]</sup>提出联合优化无人机轨迹和功率控制以提升通信安全性: 针对无人机到地面 (U2G)、地面到无人机 (G2U) 场景,搭建联合优化框架,通过调整轨迹与功率控制来最大化平均保密速率,利用无人机高机动性主动优化合法链路信道,同时恶化窃听链路条件. Tang 等<sup>[120]</sup>针对无线供电的安全无人机通信系统,研究联合优化无线充电时长、无人机轨迹和发射功率以最大化系统保密速率的资源分配问题: 将问题转化为平滑目标函数的等价问题,提出基于交替优化与连续凸规划的低复杂度算法,迭代优化充电时长、发射功率、轨迹三个子问题,直至算法收敛. Zhou 等<sup>[121]</sup>针对无人机网络,研究联合优化无人机基站、无人机干扰器的轨迹和发射功率以最大化多信息接收器间最小平均保密速率的问题: 将优化问题分解为两子问题,采用交替迭代算法与连续凸逼近技术求解,使无人机基站传输机密信息时可灵活选择轨迹,同时无人机干扰器通过发送人工噪声对窃听者进行干扰,以提升系统物理层安全性.

未来低空交通运输场景中,协同感知通信资源分配技术将围绕多维度优化方向持续演进: 其一,结合任务优先级与实时信道状态动态调整资源分配策略,通过精准筛选关键感知数据来减少冗余传输,保障系统低延迟响应; 其二,深化通信-感知-计算一体化融合,在提升频谱资源利用效率的同时,依托硬件功能复用技术来降低部署成本; 其三,融合区块链的分布式可信验证与物理层安全增强机制,实现资源调度效率与数据传输可信性的协同平衡; 其四,推动资源分配相关技术标准与评估体系落地,增强技术在物流配送、应急救援、城市交通等多场景的适配能力,以支撑低空交通运输规模化应用.

### 3 问题与挑战

无人机-无人车协同感知在未来的交通运输领域中有着广泛的发展前景,本节将围绕协同感知模型优化、研究场景复杂性带来的挑战以及无人机-无人车协同感知的发展趋势三个方面展开分析.

#### 3.1 空地协同感知模型优化

在任务感知优化方面,空地协同感知系统在运行过程中需实时感知与交换状态信息,目前主流压缩策略主要聚焦于特征维度的降维或关键帧提取. 虽然在一定程度上减轻了传输负担,但未能充分结合任务重要性进行感知信息筛选与调控. 这些方法

缺乏任务驱动的自适应压缩机制<sup>[122]</sup>, 使得部分关键目标数据在传输中被遗漏或延迟, 影响协同感知系统的响应效率与任务完成质量。

在可信协同机制方面, 空地感知系统通常部署于开放复杂的城市场景中, 面临身份伪造、数据篡改、对抗样本攻击等多维安全风险。虽然已有研究探索了基于区块链加密通信的安全策略, 用以提升信息交互与模型训练过程的隐私保障能力, 但系统在应对跨平台、多节点条件下的攻击检测、异常识别和可信溯源方面仍存在明显短板<sup>[123]</sup>。缺乏统一的协同信任框架限制了平台间的安全协作, 降低了系统整体的安全鲁棒性。

在资源调度管理方面, 空地协同网络面临多平台多任务并发运行、通信链路频繁切换以及边缘节点资源不均等现实问题<sup>[124]</sup>。目前, 通信资源管理策略难以动态感知任务需求与链路状态的变化, 导致部分高优先级任务的关键感知数据传输受阻, 影响系统的实时性与任务执行效率。如何建立具备自适应能力的资源协同调度机制, 成为实现大规模空地协同感知的关键瓶颈。

### 3.2 面向低空交通运输的空地协同感知未来研究场景及技术挑战

随着低空经济和智能交通系统的发展, 无人机-无人车协同感知技术在交通运输中的应用不断拓展。根据运行环境的开放程度, 未来应用可分为半封闭场景与开放场景。不同场景在任务需求、运行条件及部署方式上存在差异, 同时在信息融合、信息选择与压缩、协同组网、通信安全与通信资源分配等方面面临不同技术挑战。

#### 3.2.1 半封闭场景

##### 1) 物流与仓储运输

在物流园区、工业园、港口及大型仓储中心等半封闭运输系统中, 无人机可利用视觉、LiDAR 等多模态传感器采集环境、货物及作业状态信息, 并实时传输至地面无人车, 实现路径动态优化、自动避障及作业任务分配。地面无人车则执行搬运、装卸与末端配送任务, 形成高效协同作业模式, 可显著提升运输与仓储作业效率、降低能耗, 并支持全天候运行。然而, 实际部署中仍面临以下关键技术挑战: a) 园区和港口内存在复杂遮挡、多反射和动态变化(如龙门吊、集装箱堆垛), 对感知融合算法的稳定性提出高要求。一方面大型金属设备表面多次反射形成的多径效应, 会使无线传输的感知数据因码间干扰导致丢包率提高, 直接破坏无人集卡动态避障、路径优化的决策基础, 即便依赖 5G, 大型

设备移动遮挡也会频繁切断视距链路, 加剧通信中断风险; 另一方面, 大型金属设备对电磁波的强反射与吸收特性, 会让 Wi-Fi、C-V2X 直通模式实际覆盖范围缩减, 无法支撑无人机与无人集卡的实时数据交互。b) 园区和港口作业会让网络拓扑变化频繁, 对协同组网和链路稳定性提出更高要求。一方面, 区域内设备的高频动态会导致网络拓扑毫秒级剧变, 而基于位置预测的 P-OLSR 等路由协议, 其拓扑更新周期远慢于设备动态变化, 极易形成路由空洞, 引发无人机与无人车断连-重连的循环; 另一方面, 区域内多台无人车、无人机的并发传输, 会让 Zig-Bee、Wi-Fi 等组网技术陷入资源竞争, 进一步放大组网瘫痪风险, 难以满足协同感知的稳定链路需求。c) 港口与仓储物流数据涉及商业机密, 需采用端到端加密、防篡改机制, 并在传输过程中具备抗干扰能力<sup>[38]</sup>。d) 无人机起降平台有限, 且地面无人车需在狭窄通道中保持高精度定位与调度效率。通信延时与数据失真会削弱端-边-云协同架构的性能, 使边缘节点不得不额外消耗本就有限的计算资源用于数据校准。若算力不足, 可能导致集装箱位置识别误差过大, 或被迫将原始数据上传云端, 既违背边缘计算“低时延处理”的设计初衷, 又加重云端负担, 无法支撑港口协同感知的实时性与精度要求。

##### 2) 果园作业与农业监测

在果园等农业场景中, 无人机可实时监测作物长势与病虫害状况, 并将信息传递给地面无人车执行精准施肥、喷药、除草等任务, 从而提高农事作业效率和精准度。然而, 这类场景也面临技术瓶颈: a) 果园作物的遮挡影响感知融合算法的识别准确性, 视觉方法易受光照变化和遮挡干扰<sup>[9]</sup>, 而 LiDAR 虽能获取精确三维点云, 但在枝叶遮蔽条件下点云密度下降、数据不完整, 严重影响目标识别与跟踪的可靠性; b) 果园地域分布广且地形复杂, 通信链路易被阻断, 影响感知融合算法的稳定性; c) 需要在本地边缘设备上快速完成作物识别与病害分类, 减少远程传输延迟, 以满足边缘节点对低延迟处理的迫切需求<sup>[11]</sup>, 对感知模型轻量化部署与边缘设备算力提出更高要求。

##### 3) 灾害救援与军事侦察

在灾害救援与军事行动中, 无人机可在空中快速侦察目标区域, 生成高精度地图并传输至地面无人车, 用于物资运送、伤员转运或战术支援。此类任务对实时性与安全性要求极高, 也面临多方面挑战: a) 烟雾、沙尘、极端天气等会显著降低感知精度, 影响感知融合算法的识别准确性; b) 灾区或战场通信基础设施往往受损, 现场环境复杂多变, 需要临时构建自组网络(FANET/车载中继)<sup>[87]</sup>, 对支撑协同

感知的无人机-无人车协同组网提出更高要求; c) 作战或救援信息具有高度敏感性, 必须在传输过程中确保加密与抗干扰能力<sup>[38]</sup>, 需要安全可靠的通信安全技术。

### 3.2.2 开放场景

#### 1) 城市道路与智能交通系统

在城市道路中, 无人机可实时采集交通流量、事故信息及路况数据, 通过边缘计算快速处理后传输至地面无人驾驶汽车及网联车辆, 帮助其动态调整路线与速度, 避免拥堵和高风险路段。这种协同感知模式还能为城市管理部门提供道路规划和信号控制参考。然而, 部署中存在以下技术挑战: a) 城市高楼林立导致视觉感知存在遮挡问题, 并引发多路径效应, 对感知融合算法的稳定性提出高要求; b) 协同组网技术需有效应对无线通信在高密度车流与干扰环境下的链路可靠性下降问题; c) 城市交通数据规模庞大, 边缘节点需要具备高并发处理能力, 这对协同感知通信资源分配提出挑战; d) 车路协同平台属于开放场景, 易受到恶意数据注入与网络攻击, 危及安全驾驶与交通安全, 因此增强通信安全同样非常重要<sup>[94]</sup>。

#### 2) 高速公路与长途运输

在高速公路与长途干线运输中, 无人机可对前方路段进行超视距巡查, 提前发现交通事故、极端天气或道路障碍, 并将信息传递至地面无人驾驶车队, 用于路径优化和安全控制。此模式可显著提升长途运输效率与安全性。然而, 该场景下的技术问题包括: a) 高速移动条件下空地链路切换频繁, 需要设计低延迟无缝切换机制, 同时长距离通信受基站覆盖限制, 也需采用中继无人机或卫星通信补充, 这些都极大地增加了无人机-无人车协同组网的难度; b) 无人机需具备长航时与耐风性能, 而高速场景下的降落与回收存在较高风险。

#### 3) 应急响应与灾害管理

在重大交通事故或自然灾害发生后, 无人机可在数分钟内抵达现场并提供高清视频与三维地形信息, 辅助地面无人车疏导交通、运送物资和执行救援任务。这一模式能显著缩短应急响应时间。然而, 在部署时需应对多项挑战, 具体面临的挑战可参考灾害救援与军事侦查部分。

### 3.3 发展趋势

为应对空地协同系统在感知异构性、数据冗余性、安全性与通信调度复杂性方面的挑战, 未来研究需从系统整体架构出发, 推动协同感知技术向更智能、更鲁棒的方向发展<sup>[125]</sup>, 具体应聚焦以下方向:

#### 1) 任务感知优化

任务感知优化的核心需要从通用信息处理转向任务驱动的价值感知。未来的技术路径将深度融合语义理解与资源约束, 构建动态自适应机制。具体而言, 系统可借助轻量化的场景语义分割模型, 在终端侧直接对原始感知数据进行筛选与标注。例如, 在区域巡查任务中, 系统能实时识别“正常运行设备”与“异常状态目标”等高层语义信息, 并据此动态调整传感器的工作模式与数据上传策略。从而, 对异常目标保持高分辨率跟踪与全数据传输, 而对大量正常背景区域则采用智能抽帧或仅上传统计特征, 实现感知精度与通信开销的精准平衡。

为实现上述愿景, 关键在于发展以在线强化学习为核心的任务价值评估模型。该模型能够根据当前任务的目标, 如搜救任务中的生命探测成功率, 自主学习并决策“感知什么”、“感知多久”以及“传输什么”, 从而形成从任务意图到感知策略的闭环优化。未来的研究需攻克模型在动态环境中的快速收敛问题, 并探索如何将先验知识(如任务规则、地理信息等)进行嵌入学习, 以提升决策效率与可解释性, 最终实现从“全感全传”到“按需感知”的转变。

#### 2) 可信协同通信架构

面向开放复杂的低空环境, 未来的可信协同通信需构建具备内生安全属性的架构。该架构的技术实现依赖于在“端-边-云”全栈集成轻量级安全机制。在资源受限的无人机/无人车端, 通过集成物理层指纹认证与轻量级加密算法, 实现从源头开始的数据加密与身份可信。在边缘节点, 则部署基于时空上下文的行为分析引擎, 能够实时校验协同指令的逻辑合理性, 从而有效识别并阻断诸如“伪造优先通行权”或“重放编队控制信号”等针对性攻击。

在此基础上, 云端安全中心将承担全局信任协调与主动防御职能。它通过聚合全域安全日志, 利用图神经网络等算法挖掘潜在的协同攻击模式, 并对边缘侧的安全策略进行动态调优。未来的核心挑战在于, 如何在严格的时间约束下实现“端-边-云”安全机制的协同联动。研究方向将聚焦于可信访问架构在空地协同中的轻量化实现, 以及安全性与实时性一体化的联合优化设计, 从而为系统的大规模部署提供坚实的安全基石。

#### 3) 资源智能调度管理

资源智能调度的未来趋势是从通信、计算、感知等资源的独立优化, 走向跨域的统一调度与全局效用最大化。其技术内核是构建一个具备预测与决策能力的“资源大脑”。该调度器能够基于历史和实时反馈数据, 对未来短时间内的任务需求与资源状

态进行联合预测。例如,当系统预测到某区域即将进行密集三维建模时,可提前在相邻无人机间预分配计算任务,并为其通信链路预留必要的带宽资源,从而避免任务高峰期的资源竞争与性能下降。

实现这一目标的关键,在于发展多智能体强化学习与运筹学相结合的新型调度算法。这些算法不再满足于静态规则的资源配置,而是能够在动态不确定环境下,如何为实现全局任务目标做出最优的跨域资源分配决策。未来的研究需解决巨大状态空间与实时性要求之间的矛盾,探索利用分层决策、迁移学习以及引入领域知识约束等方法来提升算法的可行性与效率,最终实现系统资源利用率的提升。

#### 4) 人工智能大模型

人工智能大模型凭借其强大的跨模态理解与推理能力,可推动空地协同感知向智能化方向演进。在具体赋能路径上,大模型能够深度融合多源感知数据,实现对复杂低空场景中动态障碍物、空域规则与交通意图的精准语义理解,进而基于视觉-语言模型生成语义化、可执行的协同任务指令。同时,其端到端的序列建模能力有望直接建立从原始感知到协同决策的映射,从根本上突破传统“感知-融合-决策”分模块架构带来的信息损失与延迟瓶颈,实现系统级的优化。此外,大模型特有的少样本与提示学习能力,使其在灾害救援等标注数据稀缺的新场景中能快速适应并保持良好性能,显著提升协同系统的泛化性与部署灵活性。

然而,将大模型应用于实时空地协同系统仍面临严峻挑战。首要问题在于端侧部署的可行性,无人机/无人车有限的机载算力难以承载模型的巨大参数量与推理开销。其次,系统对实时性有极高要求,尤其在避障、编队等高动态任务中,模型必须在百毫秒内完成响应。此外,大模型的性能高度依赖大规模、高质量的多模态协同数据进行训练,而目前缺乏覆盖复杂低空场景的权威数据集。最后,模型自身在对抗攻击下的安全性、决策的鲁棒性与可解释性仍是安全苛求系统中的未解难题。未来研究需着力于模型轻量化设计、端-边-云协同推理框架以及专用仿真测试平台的构建,以系统推动大模型技术的实际落地。

#### 5) 系统级验证与标准化

系统级验证与标准化是协同感知技术从实验室案例走向产业应用的“最后一公里”。当前亟需构建一个覆盖“虚拟仿真-硬件在环-实地部署”的全流程、标准化验证生态。在虚拟层面,应大力发展基于高保真数字孪生的测试平台,能够模拟各种极端天气、电磁干扰和故障场景,对各类算法进行自动化、可复

现的压力测试,从而以低成本完成算法的前期优化。

在实体验证与标准化层面,需要在国家或行业主导下,在典型的低空应用示范区建立开放测试床。在此基础之上,推动两大核心工作:一是制定统一的性能评估指标体系,明确在特定任务场景下,协同感知系统的精度、时延、鲁棒性与能耗等关键指标的基准测试方法;二是推动硬件接口、通信协议与数据格式的互操作性标准,解决当前不同厂商、不同研究团队成果之间“连不上、看不懂、评不了”的产业困境。通过仿真与实测试验场的联合迭代,以及强制性标准与推荐性标准的共同推进,才能有效加速技术的成熟与产业化进程。

因此,未来的发展应在任务感知优化、可信协同通信架构、资源智能调度管理、人工智能大模型和系统级验证与标准化等方面形成系统化的技术路径,从而实现由实验室探索向实际应用的平稳过渡。

## 4 结束语

无人机-无人车协同感知作为低空交通运输领域的核心技术,对提升系统整体感知精度与鲁棒性、推动空地一体化交通系统发展具有重要意义,为低空经济的战略升级提供关键支撑。本文系统阐述该领域的基础支撑技术,涵盖感知技术、通信技术与边缘计算架构;在此基础上,总结协同感知信息融合、信息压缩、协同组网、通信安全及资源分配等关键技术的路径与特点。随着低空交通环境的复杂化,如何构建任务驱动的自适应压缩机制、打造端-边-云全链可信架构、实现智能资源协同调度以及推动人工智能大模型的融合应用与标准体系建设,将是未来研究的重点。

### 参考文献

- Huang Ling, Wu Ze-Rong, Hong Pei-Xin, Zhang Rong-Hui, Wu Jian-Ping. Research on UAV traffic state perception method based on air-ground information fusion. *China Journal of Highway and Transport*, 2021, 34(12): 249-261 (黄玲, 吴泽荣, 洪佩鑫, 张荣辉, 吴建平. 基于地空信息融合的无人机交通状态感知方法研究. *中国公路学报*, 2021, 34(12): 249-261)
- Cheng Wen-Hui, Zhang Qian-Yuan, Cheng Liang-Hua, Xiang Chao-Can, Yang Zhen-Dong, Shen Xin, et al. Review of mobile air-ground crowdsensing. *Computer Science*, 2022, 49(11): 242-249 (程文辉, 张乾元, 程梁华, 向朝参, 杨振东, 沈鑫, 等. 空地协同移动群智感知研究综述. *计算机科学*, 2022, 49(11): 242-249)
- Wang R C, Wang K, Song W J, Fu M Y. Aerial-ground collaborative continuous risk mapping for autonomous driving of unmanned ground vehicle in off-road environments. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2023, 59(6): 9026-9041
- Potena C, Khanna R, Nieto J, Siegwart R, Nardi D, Pretto A. AgriColMap: Aerial-ground collaborative 3D mapping for precision farming. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2019, 4(2): 1085-1092
- Zheng L X, Wei M X, Mei R D, Xu K, Huang J L, Cheng H. AAGE: Air-assisted ground robotic autonomous exploration in large-scale unknown environments. *IEEE Transactions on Ro-*

- botics*, 2025, **41**: 1918–1937
- 6 Han Y S, Zhang H, Li H F, Jin Y, Lang C Y, Li Y D. Collaborative perception in autonomous driving: Methods, datasets, and challenges. *IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine*, 2023, **15**(6): 131–151
  - 7 Quentel A. A Scanning LiDAR for Long Range Detection and Tracking of UAVs [Ph.D. dissertation], Normandie Université, France, 2021.
  - 8 Li Q Q, Yu X J, Queraltó J P, Westerlund T. Adaptive lidar scan frame integration: Tracking known MAVs in 3D point clouds. In: Proceedings of the 20th International Conference on Advanced Robotics (ICAR). Ljubljana, Slovenia: IEEE, 2021. 1079–1086
  - 9 Qi H Z, Feng C, Cao Z G, Zhao F, Xiao Y. P2B: Point-to-box network for 3D object tracking in point clouds. In: Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Seattle, USA: IEEE, 2020. 6328–6337
  - 10 Sier H, Yu X J, Catalano I, Queraltó J P, Zou Z, Westerlund T. UAV tracking with lidar as a camera sensor in GNSS-denied environments. In: Proceedings of the International Conference on Localization and GNSS (ICL-GNSS). Castellón, Spain: IEEE, 2023. 1–7
  - 11 Ding Y X, Qu Y C, Zhang Q, Tong J H, Yang X H, Sun J F. Research on UAV detection technology of Gm-APD lidar based on YOLO model. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Unmanned Systems (ICUS). Beijing, China: IEEE, 2021. 105–109
  - 12 Luo H J, Wen C Y. A low-cost relative positioning method for UAV/UGV coordinated heterogeneous system based on visual-lidar fusion. *Aerospace*, 2023, **10**(11): Article No. 924
  - 13 Zhu J S, Li Q, Cao R, Sun K, Liu T, Garibaldi J M, et al. Indoor topological localization using a visual landmark sequence. *Remote Sensing*, 2019, **11**(1): Article No. 73
  - 14 Faessler M, Mueggler E, Schwabe K, Scaramuzza D. A monocular pose estimation system based on infrared LEDs. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Hong Kong, China: IEEE, 2014. 907–913
  - 15 Censi A, Strubel J, Brandli C, Delbruck T, Scaramuzza D. Low-latency localization by active LED markers tracking using a dynamic vision sensor. In: Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Tokyo, Japan: IEEE, 2013. 891–898
  - 16 Badshah A, Islam N, Shahzad D, Jan B, Farman H, Khan M, et al. Vehicle navigation in GPS denied environment for smart cities using vision sensors. *Computers, Environment and Urban Systems*, 2019, **77**: Article No. 101281
  - 17 Tsai J, Chang C C, Ou Y C, Sieh B H, Ooi Y M. Autonomous driving control based on the perception of a lidar sensor and odometer. *Applied Sciences*, 2022, **12**(15): Article No. 7775
  - 18 Lin C Y, Lian F L. System integration of sensor-fusion localization tasks using vision-based driving lane detection and road-marker recognition. *IEEE Systems Journal*, 2020, **14**(3): 4523–4534
  - 19 Dai M, Zheng E H, Feng Z H, Qi L, Zhuang J D, Yang W K. Vision-based UAV self-positioning in low-altitude urban environments. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2024, **33**: 493–508
  - 20 Peng J, Zhang P, Zheng L X, Tan J. UAV positioning based on multi-sensor fusion. *IEEE Access*, 2020, **8**: 34455–34467
  - 21 Chang C W, Lo L Y, Cheung H C, Feng Y R, Yang A S, Wen C Y, et al. Proactive guidance for accurate UAV landing on a dynamic platform: A visual-inertial approach. *Sensors*, 2022, **22**(1): Article No. 404
  - 22 Wang J, Choi W, Diaz J, Trott C. The 3D position estimation and tracking of a surface vehicle using a mono-camera and machine learning. *Electronics*, 2022, **11**(14): Article No. 2141
  - 23 Huang M, Mi W K, Wang Y M. EDGS-YOLOv8: An improved YOLOv8 lightweight UAV detection model. *Drones*, 2024, **8**(7): Article No. 337
  - 24 Gonzalez R, Dabove P. Performance assessment of an ultra low-cost inertial measurement unit for ground vehicle navigation. *Sensors*, 2019, **19**(18): Article No. 3865
  - 25 Wu Z W, Yuan D, Zhang F G, Yao M L. Low-cost attitude estimation using GPS/IMU fusion aided by land vehicle model constraints and gravity-based angles. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2022, **23**(8): 13386–13402
  - 26 Cao J H, Khan S, Liu W C, Li Y H, Vucetic B. Remote UGV control via practical wireless channels: A model predictive control approach. *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, DOI: 10.1109/TIV.2024.3471990
  - 27 Hao Y W, Li M L, Xue P, Bouanani F E, Chen W, Han Z. Outage analysis of UAV-assisted cooperative cognitive NOMA in IoT-enabled air-ground networks with imperfect SIC and CSI. *IEEE Internet of Things Journal*, 2025, **12**(14): 26984–27002
  - 28 Kabiri M, Cimarelli C, Bavle H, Sanchez-Lopez J L, Voos H. A review of radio frequency based localisation for aerial and ground robots with 5G future perspectives. *Sensors*, 2022, **23**(1): Article No. 188
  - 29 Geraci G, Garcia-Rodriguez A, Azari M M, Lozano A, Mezzavilla M, Chatzinotas S, et al. What will the future of UAV cellular communications be? A flight from 5G to 6G. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2022, **24**(3): 1304–1335
  - 30 Agelli M, Corona N, Maggio F, Moi P V. Unmanned ground vehicles for continuous crop monitoring in agriculture: Assessing the readiness of current ICT technology. *Machines*, 2024, **12**(11): Article No. 750
  - 31 Giuliano R, Vegni A M, Loscrí V, Innocenti E, Vizzarri A, Mazzenga F. A cooperative C-V2X system with UAV-aided enhanced connectivity. In: Proceedings of the International Wireless Communications and Mobile Computing (IWCMC). Ayia Napa, Cyprus: IEEE, 2024. 867–872
  - 32 Shahkar S. Cooperative localization of multi-agent autonomous aerial vehicle (AAV) networks in intelligent transportation systems. *IEEE Open Journal of Intelligent Transportation Systems*, 2025, **6**: 49–66
  - 33 Wang X N, Guo Y, Gao Y. Unmanned autonomous intelligent system in 6G non-terrestrial network. *Information*, 2024, **15**(1): Article No. 38
  - 34 Zhou Q Y, Wang L M, Yu P, Huang T, Zhou M F. Unmanned patrol system based on Kalman filter and ZigBee positioning technology. *Journal of Physics: Conference Series*, 2019, **1168**(3): Article No. 032063
  - 35 Bacco M, Berton A, Gotta A, Caviglione L. IEEE 802.15.4 air-ground UAV communications in smart farming scenarios. *IEEE Communications Letters*, 2018, **22**(9): 1910–1913
  - 36 Farooq W, Islam S U, Khan M A, Rehman S, Gulzari U A, Boudjadar J. UGAVs-MDVR: A cluster-based multicast routing protocol for unmanned ground and aerial vehicles communication in VANET. *Applied Sciences*, 2022, **12**(23): Article No. 11995
  - 37 Wang Y T, Su Z, Zhang N, Li R D. Mobile wireless rechargeable UAV networks: Challenges and solutions. *IEEE Communications Magazine*, 2022, **60**(3): 33–39
  - 38 Munasinghe I, Perera A, Deo R C. A comprehensive review of UAV-UGV collaboration: Advancements and challenges. *Journal of Sensor and Actuator Networks*, 2024, **13**(6): Article No. 81
  - 39 Li S Q, Liu G Q, Li L, Zhang Z Y, Fei W H, Xiang H L. A review on air-ground coordination in mobile edge computing: Key technologies, applications and future directions. *Tsinghua Science and Technology*, 2025, **30**(3): 1359–1386
  - 40 Liu Y, Xiong K, Ni Q, Fan P Y, Letaief K B. UAV-assisted wireless powered cooperative mobile edge computing: Joint offloading, CPU control, and trajectory optimization. *IEEE Internet of Things Journal*, 2020, **7**(4): 2777–2790
  - 41 Qu Y B, Dai H P, Wang H C, Dong C, Wu F, Guo S, et al. Service provisioning for UAV-enabled mobile edge computing. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2021, **39**(11): 3287–3305
  - 42 Tang J H, Zeng Y. UAV data acquisition and processing assisted by UGV-enabled mobile edge computing. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2025, **21**(5): 3695–3704
  - 43 Li J Q, Cheng Y Y, Zhou J, Chen J, Liu Z, Hu S Q, et al. Energy-efficient ground traversability mapping based on UAV-UGV collaborative system. *IEEE Transactions on Green Communications and Networking*, 2022, **6**(1): 69–78
  - 44 Gu R, Wang S L, Dai H P, Chen X F, Wang Z K, Bao W J, et al. Fluid-shuttle: Efficient cloud data transmission based on serverless computing compression. *IEEE/ACM Transactions on Networking*, 2024, **32**(6): 4554–4569
  - 45 Bithas P S, Nikolaidis V, Kanatas A G, Karagiannidis G K.

- UAV-to-ground communications: Channel modeling and UAV selection. *IEEE Transactions on Communications*, 2020, **68**(8): 5135–5144
- 46 Ding R J, Xu Y D, Gao F F, Shen X M. Trajectory design and access control for air-ground coordinated communications system with multiagent deep reinforcement learning. *IEEE Internet of Things Journal*, 2022, **9**(8): 5785–5798
- 47 Hong T, Zhao W T, Liu R K, Kadoch M. Space-air-ground IoT network and related key technologies. *IEEE Wireless Communications*, 2020, **27**(2): 96–104
- 48 Jiang F B, Wang K Z, Dong L, Pan C H, Xu W, Yang K. AI driven heterogeneous MEC system with UAV assistance for dynamic environment: Challenges and solutions. *IEEE Network*, 2021, **35**(1): 400–408
- 49 Wang J H, Cao X Y, Zhong J R, Zhang Y E, Han Z Y, Yu H B, et al. Griffin: Aerial-ground cooperative detection and tracking dataset and benchmark. arXiv preprint arXiv: 2503.06983, 2025.
- 50 Wang Y C, Wang Z R, Cheng P R, Tian P J, Yuan Z Y, Tian J, et al. AVCPNet: An AAV-vehicle collaborative perception network for 3-D object detection. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2025, **63**: Article No. 5615916
- 51 He J H, Zhou Y M, Huang L X, Kong Y, Cheng H. Ground and aerial collaborative mapping in urban environments. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2021, **6**(1): 95–102
- 52 Liu D, Wu J Y, Du Y, Zhang R Q, Cong M. SBC-SLAM: Semantic bioinspired collaborative SLAM for large-scale environment perception of heterogeneous systems. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2024, **73**: Article No. 5018110
- 53 Liu D Q, Bao W D, Zhu X M, Fei B W, Xiao Z L, Men T. Vision-aware air-ground cooperative target localization for UAV and UGV. *Aerospace Science and Technology*, 2022, **124**: Article No. 107525
- 54 Zhang L L, Gao F, Deng F, Xi L L, Chen J. Distributed estimation of a layered architecture for collaborative air-ground target geolocation in outdoor environments. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2023, **70**(3): 2822–2832
- 55 Sun Z H, Liu Y, Zhang L L, Deng F. AGCG: Air-ground collaboration geolocation based on visual servo with uncalibrated cameras. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2024, **71**(11): 14410–14419
- 56 Minaeian S, Liu J, Son Y J. Vision-based target detection and localization via a team of cooperative UAV and UGVs. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2016, **46**(7): 1005–1016
- 57 Chiu H K, Smith S F. Selective communication for cooperative perception in end-to-end autonomous driving. arXiv preprint arXiv: 2305.17181, 2023.
- 58 Wang R J, Gao X B, Xiang H, Xu R S, Tu Z Z. CoCMT: Communication-efficient cross-modal Transformer for collaborative perception. In: Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). Hangzhou, China: IEEE, 2025. 2471–2478
- 59 Hu Y, Peng J T, Liu S F, Ge J H, Liu S, Chen S H. Communication-efficient collaborative perception via information filling with codebook. In: Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Seattle, USA: IEEE, 2024. 15481–15490
- 60 Zhou P Y, Kortoči P, Yau Y P, Finley B, Wang X J, Braud T, et al. AICP: Augmented informative cooperative perception. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2022, **23**(11): 22505–22518
- 61 Gao B L, Liu J X, Zou H D, Chen J X, He L, Li K Q. Vehicle-road-cloud collaborative perception framework and key technologies: A review. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2024, **25**(12): 19295–19318
- 62 Li J L, Xu R S, Liu X Y, Ma J, Chi Z C, Ma J Q, et al. Learning for vehicle-to-vehicle cooperative perception under lossy communication. *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, 2023, **8**(4): 2650–2660
- 63 Mollah M B, Wang H G, Karim M A, Fang H. mmWave enabled connected autonomous vehicles: A use case with V2V cooperative perception. *IEEE Network*, 2024, **38**(6): 485–492
- 64 Ren S L, Lei Z X, Wang Z, Dianati M, Wang Y F, Chen S H, et al. Interruption-aware cooperative perception for V2X communication-aided autonomous driving. *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, 2024, **9**(4): 4698–4714
- 65 Donoho D L. Compressed sensing. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, **52**(4): 1289–1306
- 66 Minnen D, Ballé J, Toderici G. Joint autoregressive and hierarchical priors for learned image compression. In: Proceedings of the 32nd International Conference on Neural Information Processing Systems. Montréal, Canada: ACM, 2018. 10794–10803
- 67 He D L, Yang Z M, Peng W K, Ma R, Qin H W, Wang Y. ELIC: Efficient learned image compression with unevenly grouped space-channel contextual adaptive coding. In: Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). New Orleans, USA: IEEE, 2022. 5708–5717
- 68 Dong L, Yang Z, Cai X J, Zhao Y, Ma Q, Miao X. WAVE: Edge-device cooperated real-time object detection for open-air applications. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2023, **22**(7): 4347–4357
- 69 Cai C L, Chen L, Zhang X Y, Gao Z Y. End-to-end optimized ROI image compression. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2020, **29**: 3442–3457
- 70 Choi J, Lee W. Drone SAR image compression based on block adaptive compressive sensing. *Remote Sensing*, 2021, **13**(19): Article No. 3947
- 71 Pournaghshband R, Modarres-Hashemi M. A novel block compressive sensing algorithm for SAR image formation. *Signal Processing*, 2023, **210**: Article No. 109053
- 72 Duan S Y, Chen H J, Gu J W. JPD-SE: High-level semantics for joint perception-distortion enhancement in image compression. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2022, **31**: 4405–4416
- 73 Kyrkou C, Theocharides T. EmergencyNet: Efficient aerial image classification for drone-based emergency monitoring using atrous convolutional feature fusion. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2020, **13**: 1687–1699
- 74 Chen T, Liu H J, Ma Z, Shen Q, Cao X, Wang Y. End-to-end learnt image compression via non-local attention optimization and improved context modeling. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2021, **30**: 3179–3191
- 75 Shen X L, Pan L F, Ni Z K, He Y L, Yang W H, Wang S Q, et al. Breaking boundaries: Unifying imaging and compression for HDR image compression. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2025, **34**: 510–521
- 76 Gao F Y, Deng X, Jing J P, Zou X, Xu M. Extremely low bitrate image compression via invertible image generation. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2024, **34**(8): 6993–7004
- 77 Li C Y, Lu G, Feng D H, Wu H N, Zhang Z C, Liu X H, et al. MISC: Ultra-low bitrate image semantic compression driven by large multimodal model. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2025, **34**: 335–349
- 78 Lei Z Y, Duan P, Hong X M, Mota J F C, Shi J H, Wang C X, et al. Progressive deep image compression for hybrid contexts of image classification and reconstruction. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2023, **41**(1): 72–89
- 79 Yuan Y S, Cheng H, Sester M. Keypoints-based deep feature fusion for cooperative vehicle detection of autonomous driving. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2022, **7**(2): 3054–3061
- 80 Zhao J J, Yu L C H, Cai K Q, Zhu Y B, Han Z. RIS-aided ground-aerial NOMA communications: A distributionally robust DRL approach. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2022, **40**(4): 1287–1301
- 81 Li S X, Duo B, Yuan X J, Liang Y C, di Renzo M. Reconfigurable intelligent surface assisted UAV communication: Joint trajectory design and passive beamforming. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2020, **9**(5): 716–720
- 82 Bao L Y, Luo J, Bao H Q, Hao Y Y, Zhao M X. Cooperative computation and cache scheduling for UAV-enabled MEC networks. *IEEE Transactions on Green Communications and Networking*, 2022, **6**(2): 965–978
- 83 Zhou R T, Wu X Y, Tan H S, Zhang R L. Two time-scale joint service caching and task offloading for UAV-assisted mobile edge computing. In: Proceedings of the IEEE Conference on Computer Communications. London, UK: IEEE, 2022. 1189–

- 1198
- 84 Yang D K, Yang K, Wang Y Z, Liu J, Xu Z, Yin R B, et al. How2comm: Communication-efficient and collaboration-pragmatic multi-agent perception. In: Proceedings of the 37th International Conference on Neural Information Processing Systems. New Orleans, USA: ACM, 2023. Article No. 1093
- 85 Sheng Y C, Ye H, Liang L, Jin S, Li G Y. Semantic communication for cooperative perception based on importance map. *Journal of the Franklin Institute*, 2024, **361**(6): Article No. 106739
- 86 Hu Y, Fang S H, Lei Z X, Zhong Y Q, Chen S H. Where2comm: Communication-efficient collaborative perception via spatial confidence maps. In: Proceedings of the 36th International Conference on Neural Information Processing Systems. New Orleans, USA: ACM, 2022. Article No. 352
- 87 Wang Y X, Sun G, Sun Z M, Wang J C, Li J H, Zhao C Y, et al. Toward realization of low-altitude economy networks: Core architecture, integrated technologies, and future directions. *IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking*, 2025, **11**(5): 2788–2820
- 88 Rosati S, Kruzelecki K, Heitz G, Floreano D, Rimoldi B. Dynamic routing for flying ad hoc networks. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2016, **65**(3): 1690–1700
- 89 Fatemidokht H, Rafsanjani M K, Gupta B B, Hsu C H. Efficient and secure routing protocol based on artificial intelligence algorithms with UAV-assisted for vehicular ad hoc networks in intelligent transportation systems. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2021, **22**(7): 4757–4769
- 90 Oubbati O S, Lakas A, Lorenz P, Atiqzaman M, Jamalipour A. Leveraging communicating UAVs for emergency vehicle guidance in urban areas. *IEEE Transactions on Emerging Topics in Computing*, 2021, **9**(2): 1070–1082
- 91 Gao H H, Liu C, Li Y H Z, Yang X X. V2VR: Reliable hybrid-network-oriented V2V data transmission and routing considering RSUs and connectivity probability. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2021, **22**(6): 3533–3546
- 92 Saxena P, Phade G M. Deep reinforcement learning-based routing framework for bidirectional communication in UAV-UGV networks. *Cognitive Robotics*, 2025, **5**: 249–259
- 93 Arafat M Y, Moh S. A Q-learning-based topology-aware routing protocol for flying ad hoc networks. *IEEE Internet of Things Journal*, 2022, **9**(3): 1985–2000
- 94 Tsao K Y, Girdler T, Vassilakis V G. A survey of cyber security threats and solutions for UAV communications and flying ad-hoc networks. *Ad Hoc Networks*, 2022, **133**: Article No. 102894
- 95 Raja G, Anbalagan S, Ganapathisubramaniyan A, Selvakumar M S, Bashir A K, Mumtaz S. Efficient and secured swarm pattern multi-UAV communication. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2021, **70**(7): 7050–7058
- 96 Zhang M S, Cheong C, Cao Y, Zhang L Q, Lin H, El-Latif A A. A UAV-assisted traceable and hierarchical trust management in VANET for disaster data collection. *IEEE Transactions on Network and Service Management*, 2025, **22**(5): 4476–4494
- 97 Chen J Z, Wang X B, Shen X M. Goal-driven trusted collaborator selection and task offloading in dynamic collaborative systems. *IEEE Internet of Things Journal*, 2025, **12**(7): 8537–8551
- 98 Guo Xing, Li Qing, Yao Qi-Jia, Lu Xiao-Ya. Research progress for cooperative control of heterogeneous unmanned systems. *Chinese Journal of Engineering*, 2025, **47**(1): 66–78 (郭兴, 李擎, 姚其家, 鲁小雅. 异构无人系统协同控制研究进展. *工程科学学报*, 2025, **47**(1): 66–78)
- 99 Bai T, Wang J J, Ren Y, Hanzo L. Energy-efficient computation offloading for secure UAV-edge-computing systems. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2019, **68**(6): 6074–6087
- 100 Li M S, Cheng N, Gao J, Wang Y L, Zhao L, Shen X M. Energy-efficient UAV-assisted mobile edge computing: Resource allocation and trajectory optimization. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2020, **69**(3): 3424–3438
- 101 Zhang T K, Xu Y, Loo J, Yang D C, Xiao L. Joint computation and communication design for UAV-assisted mobile edge computing in IoT. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2020, **16**(8): 5505–5516
- 102 Yu Z, Gong Y M, Gong S M, Guo Y X. Joint task offloading and resource allocation in UAV-enabled mobile edge computing. *IEEE Internet of Things Journal*, 2020, **7**(4): 3147–3159
- 103 Cai Y X, Wei Z Q, Li R D, Ng D W K, Yuan J H. Joint trajectory and resource allocation design for energy-efficient secure UAV communication systems. *IEEE Transactions on Communications*, 2020, **68**(7): 4536–4553
- 104 Khan W U, Lagunas E, Ali Z, Javed M A, Ahmed M, Chatzinotas S, et al. Opportunities for physical layer security in UAV communication enhanced with intelligent reflective surfaces. *IEEE Wireless Communications*, 2022, **29**(6): 22–28
- 105 Sun X F, Ng D W K, Ding Z G, Xu Y Q, Zhong Z D. Physical layer security in UAV systems: Challenges and opportunities. *IEEE Wireless Communications*, 2019, **26**(5): 40–47
- 106 Queralta J P, Li Q Q, Zou Z, Westerlund T. Enhancing autonomy with blockchain and multi-access edge computing in distributed robotic systems. In: Proceedings of the 5th International Conference on Fog and Mobile Edge Computing (FMEC). Paris, France: IEEE, 2020. 180–187
- 107 Aloqaily M, Al Ridhawi I, Guizani M. Energy-aware blockchain and federated learning-supported vehicular networks. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2022, **23**(11): 22641–22652
- 108 Shahar F S, Sultan M T H, Nowakowski M, Łukaszewicz A. UGV-UAV integration advancements for coordinated missions: A review. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, 2025, **111**(2): Article No. 69
- 109 Al Ridhawi I, Aloqaily M, Karray F. Intelligent blockchain-enabled communication and services: Solutions for moving internet of things devices. *IEEE Robotics & Automation Magazine*, 2022, **29**(2): 10–20
- 110 Gupta L, Jain R, Vaszkun G. Survey of important issues in UAV communication networks. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2016, **18**(2): 1123–1152
- 111 He Y J, Xiang K, Cao X W, Guizani M. Task scheduling and trajectory optimization based on fairness and communication security for multi-UAV-MEC system. *IEEE Internet of Things Journal*, 2024, **11**(19): 30510–30523
- 112 Sheng Z C, Tuan H D, Nasir A A, Duong T Q, Poor H V. Secure UAV-enabled communication using Han-Kobayashi signaling. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2020, **19**(5): 2905–2919
- 113 Lu W D, Ding Y, Gao Y, Chen Y F, Zhao N, Ding Z G, et al. Secure NOMA-based UAV-MEC network towards a flying eavesdropper. *IEEE Transactions on Communications*, 2022, **70**(5): 3364–3376
- 114 Nawaz H, Ali H M, Laghari A A. UAV communication networks issues: A review. *Archives of Computational Methods in Engineering*, 2021, **28**(3): 1349–1369
- 115 Li B, Fei Z S, Zhang Y. UAV communications for 5G and beyond: Recent advances and future trends. *IEEE Internet of Things Journal*, 2019, **6**(2): 2241–2263
- 116 Zhi Y Y, Fu Z J, Sun X M, Yu J N. Security and privacy issues of UAV: A survey. *Mobile Networks and Applications*, 2020, **25**(1): 95–101
- 117 Ch R, Srivastava G, Gadekallu T R, Maddikunta P K R, Bhat-tacharya S. Security and privacy of UAV data using blockchain technology. *Journal of Information Security and Applications*, 2020, **55**: Article No. 102670
- 118 Zhang Y, Mou Z Y, Gao F F, Jiang J, Ding R J, Han Z. UAV-enabled secure communications by multi-agent deep reinforcement learning. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2020, **69**(10): 11599–11611
- 119 Zhang G C, Wu Q Q, Cui M, Zhang R. Securing UAV communications via joint trajectory and power control. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2019, **18**(2): 1376–1389
- 120 Tang G F, Du P F, Lei H J, Ansari I S, Fu Y H. Trajectory design and communication resources allocation for wireless powered secure UAV communication systems. *IEEE Systems Journal*, 2022, **16**(4): 6300–6308
- 121 Zhou X B, Wu Q Q, Yan S H, Shu F, Li J. UAV-enabled secure communications: Joint trajectory and transmit power optimization. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2019, **68**(4): 4069–4073
- 122 Cao Z J, Zhang H, Liang L, Wang H T, Jin S, Ye Li G. Task-oriented semantic communication for stereo-vision 3D object detection. *IEEE Transactions on Communications*, 2025, **73**(9):

7552-7567

- 123 Li G, He B, Wang Z P, Cheng X, Chen J. Blockchain-enhanced spatiotemporal data aggregation for UAV-assisted wireless sensor networks. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2022, **18**(7): 4520-4530
- 124 Xi X, Cao X B, Yang P, Chen J X, Quek T Q S, Wu D P. Network resource allocation for eMBB payload and URLLC control information communication multiplexing in a multi-UAV relay network. *IEEE Transactions on Communications*, 2021, **69**(3): 1802-1817
- 125 Bai Z W, Wu G Y, Barth M J, Liu Y K, Akin Sisbot E, Oguchi K, et al. A survey and framework of cooperative perception: From heterogeneous singleton to hierarchical cooperation. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2024, **25**(11): 15191-15209

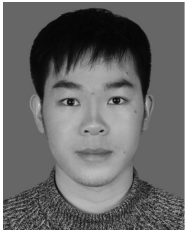


**李永福** 重庆邮电大学自动化学院教授。主要研究方向为智能网联汽车,空地协同控制。本文通信作者。

E-mail: [liyongfu@cqupt.edu.cn](mailto:liyongfu@cqupt.edu.cn)

**(LI Yong-Fu** Professor at the School of Automation, Chongqing University of Posts and Telecommunications.

His research interests include intelligent connected vehicles and air-ground cooperative control. Corresponding author of this paper.)



**黄鑫** 重庆邮电大学自动化学院讲师。主要研究方向为智能交通系统,多智能体系统协同控制。

E-mail: [xinhuang@cqupt.edu.cn](mailto:xinhuang@cqupt.edu.cn)

**(HUANG Xin** Lecturer at the School of Automation, Chongqing University of Posts and Telecommunications.

His research interests include intelligent transportation system and cooperative control of multi-agent systems.)



**郭常员** 重庆邮电大学计算机科学与技术学院博士研究生。主要研究方向为无人机协同控制。

E-mail: [guocyup@163.com](mailto:guocyup@163.com)

**(GUO Chang-Yuan** Ph.D. candidate at the School of Computer Science and Technology, Chongqing

University of Posts and Telecommunications. His main research interest is cooperative control of UAV.)



**王怡然** 重庆邮电大学自动化学院硕士研究生。主要研究方向为无人机编队控制与图像处理。

E-mail: [liuziqingwyr@163.com](mailto:liuziqingwyr@163.com)

**(WANG Yi-Ran** Master student at the School of Automation, Chongqing University of Posts and Telecommunications.

His research interests include UAV formation control and image processing.)



**吴三妹** 重庆邮电大学自动化学院硕士研究生。主要研究方向为无人机图像语义分割。

E-mail: [19974071531@163.com](mailto:19974071531@163.com)

**(WU San-Mei** Master student at the School of Automation, Chongqing University of Posts and Telecommunications.

Her main research interest is semantic segmentation of images for UAV.)



**简金埠** 重庆邮电大学自动化学院硕士研究生。主要研究方向为无人机多模态信息融合。

E-mail: [15294743857@163.com](mailto:15294743857@163.com)

**(JIAN Jin-Bu** Master student at the School of Automation, Chongqing University of Posts and Telecommunications.

His main research interest is multimodal information fusion of UAV.)