中国科学:信息科学 2026 年 第 56 卷 第 10 期: 2513–2550
SCIENTIA SINICA Informationis
《中国科学》杂志社
SCIENCE CHINA PRESS
面向 6G 的通感算可重构无线网络专题 • 评述

空天地全域融合的通感算一体化: 架构、技术与展望

谢一飞[1], 何元智[2*], 林志[1,3*], 马瑞谦[1,3]

1. 国防科技大学电子对抗学院, 合肥 230037
2. 多域数据协同处理与控制全国重点实验室, 北京 100141
3. 电子制约技术安徽省重点实验室, 合肥 230037
* 通信作者. E-mail: he_yuanzhi@126.com, linzhi945@163.com

收稿日期: 2026–04–28; 修回日期: 2026–08–13; 接受日期: 2026–09–22; 网络出版日期: 2026–10–10

国家自然科学基金 (批准号: 62622129, 62471477, 62601837) 和国防科技大学自主创新科学基金 (批准号: 25-ZZCX-JDZ-52) 资助项目

摘要 随着第 6 代移动通信系统 (the 6th generation mobile networks, 6G) 的演进, 无线网络正从地面蜂窝走向空天地立体覆盖, 并从信息传输向环境感知与智能服务的多元目标延伸. 在此背景下, 空天地融合网络 (space-air-ground integrated network, SAGIN) 通过整合天基、空基和地基设施, 构建起支撑 6G 全域服务的网络底座. 而毫米波/太赫兹等频段的开发与大规模多输入多输出 (massive multiple-input multiple-output, mMIMO) 等技术的成熟, 使得通信、感知与计算功能在同一平台与频谱资源上的深度融合成为可能, 由此催生了通感算一体化 (integrated communication, sensing and computing, ICSC) 技术, 通过共享平台与资源、统筹多元业务需求形成协同增益, 对于降低端到端时延、提升频谱效率与支撑网络智能化运行具有重要意义. 然而, SAGIN 各层网络在信道传播特性、硬件承载能力与业务类型上存在天然异构性, 加剧了通感算需求对时隙、频谱、空域、功率与算力等资源的竞争, 严重制约了多业务性能间的协同提升. 针对上述挑战, 本文深入梳理了面向 SAGIN 的通感算一体化技术体系, 从跨层协同架构、端到端信号处理、多维资源调度与智能化管控四个维度构建统一的分析框架, 并展望了轻量化通感算设计、语义融合、大模型辅助与可信协同等未来研究方向, 为 6G 全域智能覆盖提供了底层理论支撑与可行技术路径.

关键词 空天地融合网络, 通感算一体化, 新型天线, 智能资源调度, 6G

1 引言

伴随信息技术与实体经济的深度融合, 移动通信已从单纯的信息交互扩展至万物智联的全要素连接. 第 5 代移动通信系统 (the 5th generation mobile networks, 5G) 早在 2015 年就定义了增强移动宽带 (enhanced mobile broadband, eMBB)、超可靠低时延通信 (ultra-reliable low-latency communications, URLLC) 与海量机器类通信 (massive machine-type communications, mMTC) 三大应用场景, 推动移动网络向支撑千行百业数字化转型的通用信息基础设施加速演进. 2023 年 11 月, 国际电信联盟 (international telecommunication union, ITU) 发布了 “Framework and Overall Objectives of the Future Development of IMT for 2030 and Beyond” 建议书, 在 5G 三

引用格式: 谢一飞, 何元智, 林志, 等. 空天地全域融合的通感算一体化: 架构、技术与展望. 中国科学: 信息科学, 2026, 56: 2513–2550, doi: 10.1360/SSI-2026-0181
Xie Y F, He Y Z, Lin Z, et al. Integrated communication, sensing and computing for space-air-ground global fusion: architecture, technologies and prospects. Sci Sin Inform, 2026, 56: 2513–2550, doi: 10.1360/SSI-2026-0181

© 2026《中国科学》杂志社

大应用场景之外, 新增了泛在连接、通信与感知融合以及人工智能与通信三个发展方向 [1]. 这一框架的提出意味着第 6 代移动通信系统 (the 6th generation mobile networks, 6G) 的设计目标将不再局限于传统的数据传输功能, 而需要同时具备对物理世界的实时感知能力与智能响应能力 [2, 3].

在这一发展趋势下, 通信系统与雷达等专用感知系统在硬件架构、信号波形与频谱使用上独立的设计路径正在被打破. 以香农 (Shannon) 容量理论为设计准则的传统通信系统追求信息的高效可靠传输, 而专用感知系统则以对环境目标的探测、识别与状态估计为核心任务, 其性能由检测概率与参数估计精度等指标衡量, 两类系统在频谱稀缺下的重叠复用加之 6G 框架对多功能集成的要求, 使二者的独立发展演变为融合共进 [4~6]. 与此同时, 海量感知数据对计算处理的实时性提出了更加严苛的要求, 传统平台采用通信与计算功能相分离的部署模式, 一方面平台算力受限、难以满足实时计算需求, 另一方面通信资源有限、难以实现决策结果的高速传输, 因而难以适配自动驾驶、增强现实与触觉互联网等时延敏感业务 [7]. 基于上述多方面的技术瓶颈与需求驱动, 依托统一网络基础设施, 同时实现高效通信、高精度感知与低时延智能计算, 即通感算一体化 (integrated communication, sensing and computing, ICSC), 逐步成为 6G 网络的重要发展方向. 需要说明的是, 通感一体化 (integrated sensing and communications, ISAC) 是刻画通信与感知在硬件、频谱、波形等物理层的融合, 其性能边界由通信容量与克拉美罗界共同构成的融合指标以及帕累托边界确定. 当算力作为新的受限资源纳入同一优化框架后, 会给系统设计引入更为复杂的计算时延、数据传输时延与计算能耗等因素. 因此, ISAC 可视为平台算力不构成瓶颈时 ICSC 的特例.

通信、感知与计算功能得以走向深度融合, 是技术演进、系统集成与应用需求共同驱动的必然趋势. 在技术层面, 毫米波 (millimeter wave, mmWave) 与太赫兹 (Terahertz, THz) 等频段频谱资源的开发与利用, 凭借大带宽与短波长的双重特性, 为系统同时实现极高速率通信与高分辨率感知提供了频谱与物理基础 [8~10]. 大规模多输入多输出 (massive multiple-input multiple-output, mMIMO) 与正交频分复用 (orthogonal frequency division multiplexing, OFDM) 等信号处理技术在通信与雷达领域都已实现了成熟的验证与应用, 从信号处理层面为通信与感知的一体化设计提供了共性理论与技术基础 [11]. 移动边缘计算 (mobile edge computing, MEC) 将部分算力资源释放至网络边缘节点, 为感知数据的实时处理与通信链路频繁交互的简化提供了可行的架构基础. 在系统层面, 通信、感知与计算共享硬件平台和资源不仅能大幅提升频谱利用效率, 射频前端与天线阵列的复用还可显著降低系统的体积、重量与硬件成本 [12]; 更为重要的是, 各功能之间形成协同增益: 通信获取的信道状态信息 (channel state information, CSI) 可为感知提供环境与目标参数, 感知所得的目标位置与运动信息又能协助波束预测与信道跟踪 [13], 通感数据可即时通过边缘计算完成智能决策并驱动网络资源的动态调度. 在需求层面, 自动驾驶、低空经济、智慧城市与工业互联网等新兴应用对通信速率、感知精度与计算效率提出了更高的要求, 单一功能的传统设计模式难以同时满足上述多目标需求.

当前 ICSC 技术的研究工作大多以地面网络为主要场景 [14, 15], 而未来 6G 网络服务有望突破地面光纤与蜂窝基站的架设限制, 向更广域的空天地一体化立体空间延伸. 空天地融合网络 (space-air-ground integrated network, SAGIN) 通过整合天基多轨道卫星星座、空基无人机 (unmanned aerial vehicle, UAV) 与高空平台 (high-altitude platform, HAP)、地基基础设施三层网络资源, 是覆盖全球、能力梯度互补的全域立体网络, 能为偏远地区网络覆盖、远洋海事通信与航空监视等跨域场景提供稳定可靠的信息服务 [16, 17]. 就通感算一体化而言, 三维空间带来的不只是覆盖范围的扩展, 更使网络环境发生深刻变化: 星地、空地链路呈现快速时变与非平稳特性, 运动平台受算力与能量约束, 跨层交互面临长传播时延与频繁切换的问题, 地面网络的技术方案难以直接适配这样复杂的网络环境, 第 2 节将逐项分析由此带来的挑战. 这些挑战贯穿物理层、资源层与系统层三个层面, 构成了本文的研究主线.

在此背景下, 本文系统梳理了面向空天地融合的通感算一体化的研究进展: 首先明确了空天地融合网络的通感算功能定位与差异化协同需求, 建立了通信 – 感知 – 计算性能折中的理论基础; 然后深入剖析了通感算一体化端到端信号处理技术, 涵盖适配空天地异构信道的波形设计、基于可重构技术的新型天线架构与波束赋形、高动态场景下的接收端参数估计三个环节; 接着系统阐述了空天地融合网络中 ICSC 的多维资源调度、跨层协同管控与安全内生机制, 包括时空频能多维资源联合分配、云雾边端分层协同计算、跨层拓扑动态管理、人工智

表 1　地面蜂窝网络与空天地融合网络中通感算一体化的差异.

Table 1　Key differences of ICSC between terrestrial cellular networks and SAGIN.

Dimension	Terrestrial cellular network	SAGIN
Topology	Flat 2D cells; fixed BSs; quasi-static	3D multi-layer; all nodes in motion; satellite pass of minutes
Channel	WSSUS valid; Doppler <1 kHz	WSSUS invalid; ∼500 kHz at 20 GHz
Delay & synchronization	<1 ms; monostatic	20∼40 ms round trip; ps-level multi-static synchronization
Platform	Grid-powered; GPU/MEC; 12∼14 bit ADC	Battery- and flight-power limited; onboard CPU of hundreds of MHz; 4∼6 bit ADC
Sensing & control	Single-view; centralized optimization feasible	Multi-view geometric diversity; distributed learning-based control

能驱动的网络管控以及内生安全与隐私保护; 最后展望了空天地融合网络中的轻量化算法设计、语义通信与任务导向、大模型辅助的通感算一体化技术、隐私保护与可信协同的跨层组网等未来研究方向.

2　全域立体覆盖下的通感算一体化需求与挑战

空天地融合网络由空间层、空中层和地面层构成, 空间层卫星以广域覆盖能力弥补地面网络在偏远海域和极地区域的覆盖盲区, 空中层无人机凭借三维机动性按需增强特定区域的通感算性能, 地面层基站则依托充沛的算力与稳定的能源供给承担数据融合处理与智能决策的主要计算任务. 然而, 三层网络在信道传播特性、硬件能力与业务需求上的显著差异, 使通感算功能的跨层协同远非简单的功能叠加, 而需要在网络架构、基础理论和信号处理等多个层面进行针对性设计. 本节首先分析 SAGIN 各层的通感算功能定位与总体架构, 继而以三类典型跨层协同场景为切入点梳理差异化需求特征, 随后从信息论角度建立通感算性能折中的理论框架, 最后从物理层、资源层和系统层三个层面剖析通感算一体化面临的内在矛盾.

SAGIN 与地面蜂窝网络的差别不仅限于覆盖范围的扩展, 表 1 从拓扑、信道、时延与同步、平台能力以及感知与管控五个维度对二者进行了对比. 这些差异使得地面蜂窝网络中三类成熟的技术路线在 SAGIN 中无法适用, 即信道统计特性驱动的资源调度与波形设计、本地充裕算力支撑的实时处理以及依托闭环反馈的波束跟踪与集中式管控, 三者依次受制于信道的非平稳性、星载平台的算力与能量约束、长传播时延与频繁切换, 分别对应 2.4 小节所划分的物理层、资源层与系统层挑战.

2.1　空天地融合网络架构

空间层以不同轨道高度的卫星星座为核心载体, 在 SAGIN 中承担广域覆盖与应急传输的关键角色. 位于约 35786 km 高度的地球静止轨道 (geostationary Earth orbit, GEO) 卫星, 相对地面保持静止状态, 单星覆盖范围约占地球表面的三分之一, 凭借其稳定的轨道位置, 适合作为广域覆盖的骨干网关节点 [17, 18], 但高达 125 ms 的单程传播时延, 难以满足时延敏感型业务的需求. 相较之下, 以全球定位系统 (global positioning system, GPS) 和北斗为代表的中地球轨道 (medium Earth orbit, MEO) 卫星, 则可为多节点协同感知的时频同步提供高精度授时支撑 [19], 在跨层协同感知中扮演时间基准的角色. 近年来, 随着 Starlink、OneWeb 等巨型星座的快速部署, 轨道高度位于 500∼2000 km 的低地球轨道 (low Earth orbit, LEO) 卫星正迅速崛起为空间层最具发展潜力的通感节点 [20∼22]. 尽管 LEO 卫星相对地面约 7.5 km/s 的高速运动导致多普勒频移显著、星地拓扑快速变化, 但较低的轨道高度也大幅降低了星地链路的路径损耗与传播时延, 为 ISAC 提供了较高回波信噪比与较低时延的有利条件. 空间层的通信功能侧重广域覆盖与全球接入, 感知功能着眼于广域态势感知与多星协同定位, 计算功能则受限于星载处理器数百 MHz 主频与数瓦功耗的约束, 仅能承担轻量化的信号预处理与在轨推理.

不同于空间层的广域稳定覆盖, 空中层以 UAV 集群与 HAP 为主要平台, 为 SAGIN 提供介于空间层与地面层之间、灵活可控的中继与增强节点. HAP 工作在 20∼50 km 的平流层高度, 依托太阳能供电获得长时驻空

能力, 并通过动力或浮空控制在目标区域上空保持准静止驻留, 单平台覆盖直径可达数百公里, 其介于空间层与地面层之间的独特位置使其尤其适用于为偏远海域与灾害应急场景提供持续服务 [23]. HAP 侧重广域持续覆盖, UAV 则凭借三维机动性强与快速部署的优势, 可同时承担通信中继、环境探测与边缘计算等多重角色, 其通信功能利用视距 (line-of-sight, LoS) 链路概率高的优势为地面用户提供灵活的中继接入, 感知功能借助三维机动性实现对特定区域的按需近距离高分辨率感知, 计算功能则在电池容量与载荷重量的双重约束下主要执行端侧实时推理. 然而, UAV 续航时间有限、空地信道呈现三维非平稳特性 [24] 以及跨层协同机制尚不完善等问题, 也构成了空中层当前面临的主要挑战.

作为 SAGIN 的根基, 地面层由蜂窝基站 (base station, BS)、路侧单元 (roadside unit, RSU)、光纤回程网络以及各类终端设备共同构成. 得益于市电供电稳定与回程带宽充足的优势, 地面层在 SAGIN 中承担着容量中枢与数据融合中心的双重角色. 以车联网 (vehicle-to-everything, V2X) 场景为例, 路侧基站可利用下行通信信号的回波实现对车辆的测距、测速与角度估计 [25]; 车对车 (vehicle-to-vehicle, V2V) 场景中 ISAC 信号还可辅助中继车选择以提升长距离传输的可靠性 [26]. 与此同时, 超大规模多输入多输出 (extremely large-scale MIMO, XL-MIMO) 天线阵列的部署使近场效应的影响范围由数十厘米扩展至数百米, 在该区域内远场平面波假设不再成立, 阵列导向矢量同时包含目标的角度与距离信息, 通感系统仅通过空间特征分析即可同时估计这两个参数 [27]. 在计算功能方面, 地面层依托基站侧 MEC 服务器提供低时延的实时数据处理与智能推理能力, 是 SAGIN 中算力资源最为丰富的层级.

图 1 给出了面向通感算一体化的空天地全域跨层协同架构示意图. 空间层的 GEO、MEO 与 LEO 卫星经星间链路互联, 承担广域覆盖、高精度授时与高密度接入等功能, 并通过馈电链路与地面网关实现数据互通; 空中层由飞机、直升机、飞艇与无人机组网构成, 其中无人机集群可充当临时空中基站以实现局部区域的按需增强; 地面层则以 ISAC 基站、毫米波与太赫兹基站及卫星地面站等节点协同支撑智慧城市、智能交通与森林监测等多类应用场景. 在此架构之上, 各类可重构新型天线按各层平台条件差异化部署, 可重构智能表面 (reconfigurable intelligent surface, RIS) 适合部署于星地中继节点或建筑物外墙以补偿深度衰落, 可移动天线 (movable antenna, MA)、流体天线 (fluid antenna, FA)、可旋转天线 (rotatable antenna, RA) 与夹持天线 (pinching antenna, PA) 则依据各层平台的载荷条件与场景需求嵌入空中平台与地面基站, 以实现波束指向与信道条件的主动调控. 与此同时, ISAC 云平台承担云端人工智能 (artificial intelligence, AI) 模型训练与大规模推理任务, 并与基站边缘计算单元共同构成云、雾、边、端的分层智能处理体系.

各类节点的功能定位取决于各自的特点, 覆盖范围与传播时延不可兼得, 轨道越高则单星覆盖越广而传播距离越远, 位于最高轨道的 GEO 覆盖范围最大, 适合广域广播, MEO 轨道高度居中, 兼有较广的覆盖与适中的时延, LEO 以过顶时间短为代价换来了低损耗与低时延, 适合高密度接入, HAP 与 UAV 的优势在于区域性的按需增强, 地面基站的覆盖半径最小, 其时延在各类节点中最低, 可用带宽与算力则最为充裕. 除通感服务之外, 部分节点还另有其不可替代的作用, MEO 提供的高精度时频基准是多星相干协同感知的先决条件, UAV 在低空管控场景中既是通感服务的提供者, 又是被跟踪与识别的感知对象, 资源分配须同时满足自身任务需求与飞行约束. 表 2 从覆盖范围、传播时延、多普勒特性与通感算能力等维度对三层网络作了系统对比.

2.2　通感算一体化跨域协同需求分析

不同场景对通信速率、感知精度与计算时延等性能指标的侧重各异, 进而对信号处理方法、网络资源配置以及可重构技术的部署策略提出差异化要求. 在 SAGIN 的多层架构中, 同一应用场景往往需要多个层级的节点协同工作, 各层承担的功能角色和面临的挑战也因场景而异. 本小节以广域态势感知与偏远覆盖、低空安全管控与应急通信、智能交通与城市精细化感知三类典型跨层协同场景为切入点, 分析 SAGIN 中通感算一体化的差异化需求特征及其对可重构技术部署的影响.

在广域态势感知与偏远地区覆盖场景中, SAGIN 需在全球范围内同时提供宽带接入与广域目标监测服务, 这类场景的典型应用包括远洋船舶监控、极地环境监测以及偏远地区的应急通信保障. 空间层 LEO 星座承担全球覆盖与广域感知的主要任务. 该场景的感知需求侧重于大范围多目标检测与全球定位增强, 对感知分辨率

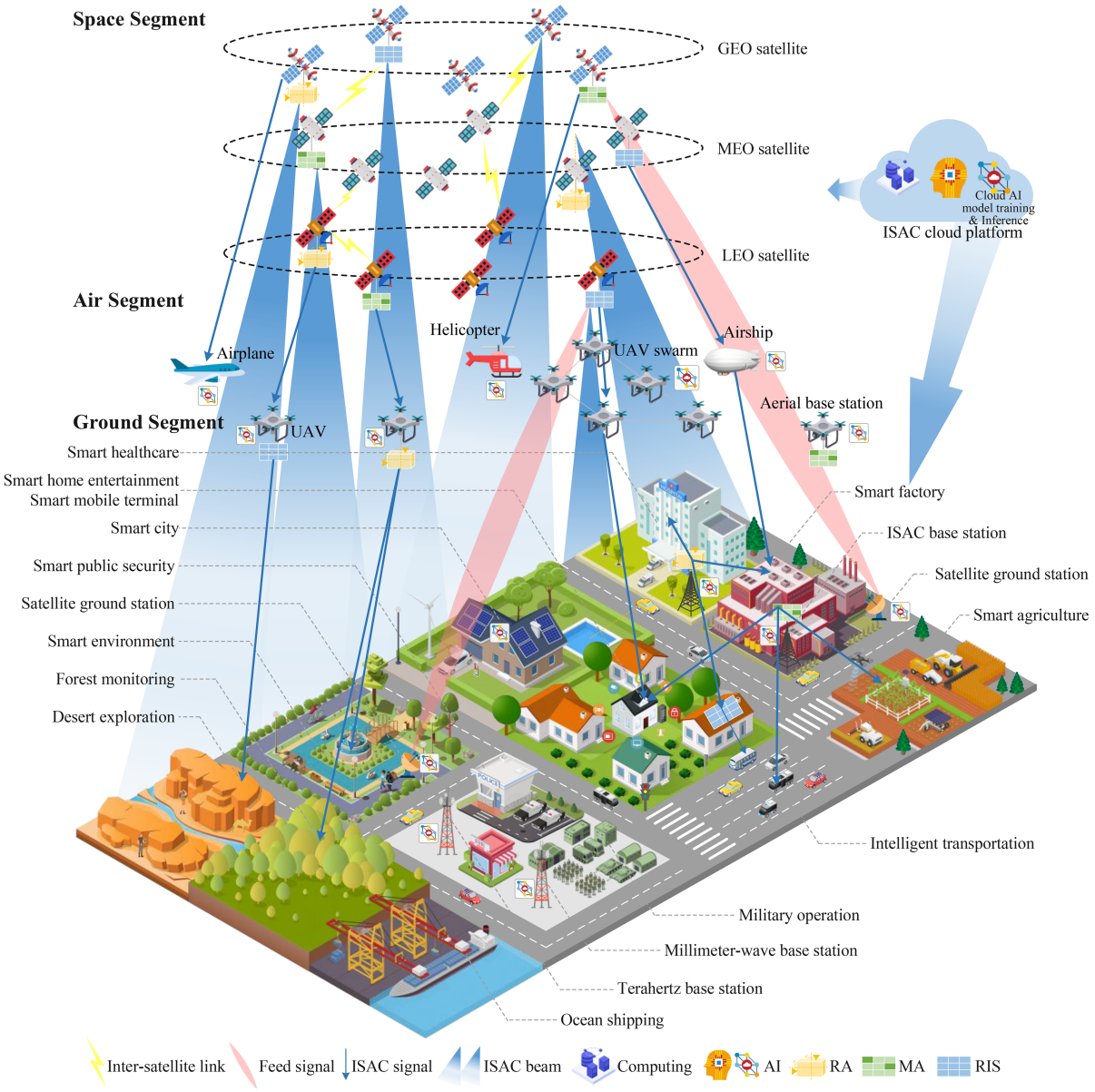

图 1　(网络版彩图) 面向通感算一体化的全域协同架构.

Figure 1　(Color online) Cross-layer cooperative architecture for SAGIN-ICSC.

的要求相对宽松但对覆盖连续性要求极高; 通信需求侧重于长时延容忍条件下的可靠数据传输, 对实时性的要求相对较低但需保证传输的完整性; 计算需求呈现星上轻量化预处理与地面深度处理相结合的分层特征 [28]. 在该场景中, 可重构技术的价值体现在两个方面, 一方面, 部署于星地链路中继节点的 RIS 可通过智能反射补偿星地双程路径损耗, 从环境侧改善接入与感知链路的质量; 另一方面, 多星协同感知时不同卫星的观测角度各不相同, 这种角度多样性为感知空间分辨能力的增强提供了天然的几何分集优势.

随着低空经济上升为国家战略性新兴产业, 我国低空飞行器市场规模持续扩大, 对安全监管与通感一体化管控的需求愈发迫切. 与广域场景中感知覆盖连续性优先的特点不同, 低空管控与应急通信场景将感知实时性置于首位 (目标更新周期需达毫秒级), 同时要求通信链路具备高可靠低时延的指令传输能力. 空间层卫星提供骨干回程链路以确保在地面基础设施损毁的应急场景下仍能维持全球连通性; 空中层 UAV 集群兼具通感服务提供者与被管控对象的双重角色; 地面层通感基站需对 UAV 进行位置跟踪、身份识别与航迹预测 [29]. 在计算

表 2　空天地融合网络的特征对比.

Table 2　Comparison of characteristics of space-air-ground integrated networks.

Metric	Space layer	Air layer	Ground layer
Coverage	Global/continental; LEO ∼1000 km	Regional; UAV ∼tens of km; HAP ∼hundreds of km	Local; BS <10 km; RSU ∼hundreds of m
Round-trip delay	LEO: 20∼40 ms; GEO: ∼250 ms	UAV: <1 ms; HAP: <5 ms	<0.1 ms
Max Doppler	Ka (20 GHz): ∼500 kHz; S: ∼50 kHz	Several kHz (UAV 100 km/h)	<1 kHz (vehicular)
Communication	Global coverage; backbone access	Flexible LoS relay; rapid on-demand deployment	High capacity; ultra-low-latency broadband
Sensing	Multi-satellite localization; SAR imaging	On-demand high-resolution short-range sensing	V2X ranging; near-field angle-range estimation
Computing	CPU of hundreds of MHz; 4∼6 bit ADC	Battery-limited; embedded GPU; 30-min endurance	GPU clusters; fiber backhaul; rich MEC resources

维度上, 低空目标的高机动性要求端侧完成实时推理 (如航迹异常检测), 而全局态势的综合研判则由边缘服务器辅助完成. MA、RA、FA 或 PA 可部署于 UAV 平台, 通过动态调整天线指向来跟踪高速移动的低空目标; 地面侧部署的 RIS 则可在建筑物遮挡导致的非视距 (non-line-of-sight, NLoS) 条件下为 UAV 建立备用通信链路, 从而保障通信的连续性.

相较于前两类场景, 智能交通与城市精细化感知场景的显著特征在于感知精度要求达到厘米级, 且通信与感知的服务对象高度重叠. V2X 技术要求路侧通感基站在复杂的城市多径环境中对多车辆同时进行高精度测距、测速与角度估计, 对天线阵列的空间分辨能力与抗多径干扰能力提出了很高要求. 通信需求侧重高容量数据传输以支持车辆间协同决策, 计算需求则表现为边缘密集化的多模态融合处理, 路侧边缘服务器需实时处理雷达回波、视觉传感器与 V2X 通信的多源异构数据. 该场景下可重构技术的部署策略与前两类场景有所不同, 密集部署的 RIS 可缓解城市峡谷中的信号遮挡, MA 可通过优化天线位置提升多用户干扰管理能力, RA 可通过快速调整阵列指向跟踪高速移动车辆并降低波束对准开销, PA 则可通过灵活配置辐射点实现高精度波束聚焦.

2.3　通感算一体化理论基底

在通信领域, 香农信道容量描述了给定信道条件下数据传输速率的理论上限, 感知领域以克拉美罗界 (Cramér-Rao bound, CRB) 刻画无偏估计器对目标参数估计方差的理论下限, 计算领域则以任务处理时延与能耗衡量数据处理的效率与实时性. 当三者共享发射信号与硬件架构时, 其性能优化形成深度耦合的权衡关系 [30], 构建一个能精准刻画该耦合关系的统一数学框架是通感算一体化研究中亟待解决的核心科学问题.

图 2 以通信、感知与计算构成的三维性能空间刻画了可重构技术对通感算性能的扩展机制. 紫色边界 A 对应较差的性能折中, 提升通信性能必须等比例损失感知与计算性能; 红色虚线立方体所表征的边界 D 为最理想情形, 三者的最优性能可同时取得. 实际系统的边界多如 B 或 C 所示, 通过对波形、收发信机与帧结构的合理设计可达到边界上的某一点, 该点的具体位置由实际需求决定 [31]. 蓝色三角面所界定的边界 B 对应传统固定阵列下的帕累托前沿, 受限于不可调控的信道传播条件, 可行域被压缩在较小范围内; 引入 RIS、MA、FA 等可重构新型天线后, 等效信道随优化变量动态重塑, 帕累托前沿向外扩展至橙色边界 C, 由 B 到 C 的位移即对应可重构自由度所带来的联合性能增益.

考虑 SAGIN 中第 l 层 ($l \in \{S, A, G\}$ 分别对应空间层、空中层和地面层) 通感算节点配备 N_t 根发射天线和 N_r 根接收天线, 同时服务 K 个通信用户并探测 Q 个感知目标, 感知数据需在有限算力的 MEC 服务器上完成实时处理. 各层信道的大尺度衰落因层级不同而存在显著差异, 空间层星地信道的路径损耗包含自由空间路

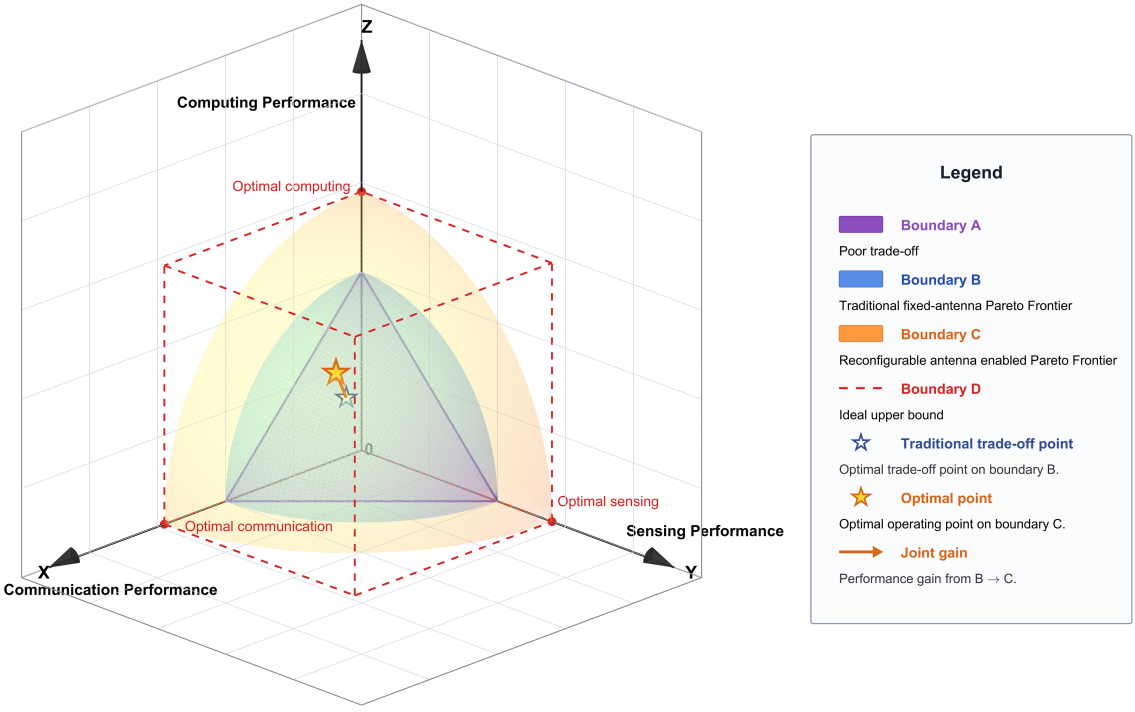

图 2　(网络版彩图) 通感算性能折中的帕累托前沿示意图.

Figure 2　(Color online) Pareto frontier of communication-sensing-computing tradeoff.

径损耗 (free space path loss, FSPL)、雨衰、大气吸收与电离层闪烁等多种成分

$$\mathrm{PL}^{(S)}(d,f_c)=\underbrace{20\log_{10}\left(\frac{4\pi d f_c}{c}\right)}_{\mathrm{FSPL}}+A_{\mathrm{rain}}(f_c)+A_{\mathrm{atm}}(f_c)+\sigma_{\mathrm{scint}},\tag{1}$$

其中 d 为星地距离, f_c 为载波频率, c 为光速, A_{rain} 为雨衰 (Ka 频段典型值 10~20 dB), A_{atm} 为大气吸收损耗, σ_{scint} 为电离层闪烁引起的随机衰减. 由于星地感知链路为双程传播, 在相同发射功率与作用距离下, 回波所经历的路径损耗约为单程通信链路的两倍, 感知回波的信噪比 (signal-to-noise ratio, SNR) 因而远低于通信接收端的信噪比, 对感知灵敏度提出了极为严格的要求. 空中层空地信道的路径损耗受飞行高度 h_{UAV} 和仰角 θ_e 的联合影响, 其 LoS 概率可建模为

$$P_{\mathrm{LoS}}(\theta_e)=\frac{1}{1+a\cdot\exp\big(-b(\theta_e-c_0)\big)},\tag{2}$$

其中 a、b 和 c_0 为与城市环境密度相关的经验参数. 当仰角增大时, LoS 概率相应提升, 这为 UAV 通过调整飞行高度来改善通信与感知链路质量提供了物理依据.

在通信侧, 第 l 层节点发射信号 $\mathbf{x}^{(l)}=\mathbf{W}_c^{(l)}\mathbf{s}_c+\mathbf{W}_s^{(l)}\mathbf{s}_s$, 其中 $\mathbf{W}_c^{(l)}\in\mathbb{C}^{N_t\times K}$ 和 $\mathbf{W}_s^{(l)}\in\mathbb{C}^{N_t\times Q}$ 分别为通信预编码矩阵和感知波束赋形矩阵, $\mathbf{s}_c\in\mathbb{C}^K$ 和 $\mathbf{s}_s\in\mathbb{C}^Q$ 分别为通信符号向量和感知信号向量 (每个感知目标对应一路感知波束). 在功率约束 $\mathrm{tr}(\mathbf{R}_x^{(l)})\leqslant P_t^{(l)}$ 下 (其中 $\mathbf{R}_x^{(l)}=\mathbb{E}[\mathbf{x}^{(l)}(\mathbf{x}^{(l)})^{\mathrm{H}}]$ 为发射信号协方差矩阵), 第 k 个用户的可达速率为

$$R_k^{(l)}=\log_2\left(1+\frac{|(\mathbf{h}_k^{(l)})^{\mathrm{H}}\mathbf{w}_{c,k}^{(l)}|^2}{\sigma_c^2+\sum_{j\neq k}|(\mathbf{h}_k^{(l)})^{\mathrm{H}}\mathbf{w}_{c,j}^{(l)}|^2+\|(\mathbf{h}_k^{(l)})^{\mathrm{H}}\mathbf{W}_s^{(l)}\|^2}\right),\tag{3}$$

其中分母的最后一项反映了感知波束对通信用户造成的干扰. 这一表达式清楚地揭示了通信与感知在空间域的资源竞争关系: 当感知波束赋形矩阵 $\mathbf{W}_s^{(l)}$ 的功率增加时, 通信用户的信干噪比 (signal-to-interference-plus-noise ratio, SINR) 将会降低.

在感知侧, 对第 q 个目标的参数 $\boldsymbol{\xi}_q = [\theta_q, \tau_q, f_{d,q}]^{\mathrm{T}}$ (分别对应角度、时延和多普勒频移), 费希尔信息矩阵 (Fisher information matrix, FIM) 第 (i,j) 元素的一般表达式可写为

$$\left[\mathbf{J}^{(l)}(\boldsymbol{\xi}_q)\right]_{ij} = \frac{2|\alpha_q^{(l)}|^2}{\sigma_s^2}\,\mathbb{E}_{\mathbf{x}^{(l)}}\left\{\mathrm{Re}\left[\left(\frac{\partial \mathbf{A}_q^{(l)}\mathbf{x}^{(l)}}{\partial \xi_{q,i}}\right)^{\mathrm{H}}\left(\frac{\partial \mathbf{A}_q^{(l)}\mathbf{x}^{(l)}}{\partial \xi_{q,j}}\right)\right]\right\}, \tag{4}$$

其中 $\alpha_q^{(l)}$ 为包含目标雷达散射截面 (radar cross section, RCS) 与双程路径损耗的复反射系数, $\mathbf{A}_q^{(l)}$ 为与目标参数相关的导向矩阵, 期望算子 $\mathbb{E}_{\mathbf{x}^{(l)}}\{\cdot\}$ 是对随机发射信号取均值, 取期望后 FIM 仅通过发射信号协方差矩阵 $\mathbf{R}_x^{(l)}$ 依赖于波形设计. CRB 由 FIM 的逆矩阵对角元素给出: $\mathrm{CRB}^{(l)}(\xi_{q,i}) = \left[\mathbf{J}^{(l)}(\boldsymbol{\xi}_q)\right]_{ii}^{-1}$.

为了在 SAGIN 场景中更具体地描述通感性能折中, 考虑第 l 层节点的发射信号协方差矩阵可分解为

$$\mathbf{R}_x^{(l)} = \sum_{k=1}^{K}\mathbf{w}_{c,k}^{(l)}(\mathbf{w}_{c,k}^{(l)})^{\mathrm{H}} + \mathbf{W}_s^{(l)}(\mathbf{W}_s^{(l)})^{\mathrm{H}}. \tag{5}$$

Hua 等 [32] 针对 MIMO-ISAC 系统中的点状目标与扩展目标两种感知模型, 通过优化发射协方差矩阵, 在给定总功率预算下刻画了通信速率与感知 CRB 之间的帕累托边界. Ren 等 [33] 将这一分析扩展到支持信息多播与多目标感知的多天线 ISAC 系统, 在有/无目标先验知识两种情形下刻画了通感折中的帕累托边界, 并提出了带感知干扰消除的联合波束赋形设计.

上述工作均围绕通信与感知的性能权衡展开, 而引入算力维度后该折中结构如何演变, 近年来也有不少研究关注. Qi 等 [30] 面向 6G 提出了感知、计算与通信一体化的统一框架, 将三者对同一频谱与同一硬件资源的竞争建模为多目标优化问题, 并分别以加权总体性能最大化与总发射功率最小化为目标导出两种联合波束赋形算法, 三个目标的优先级权重之和为一, 权重取值的改变即对应三者之间不同的折中点. Zhu 等 [34] 进一步指出, 感知、通信与计算分别对应数据的获取、搬运与处理三个环节, 三者在边缘智能框架下彼此耦合, 沿用面向信息保真的传统准则分别设计难以适配低时延高可靠的智能业务需求. Wen 等 [35] 以多设备边缘推理为下游任务, 以判别增益为统一的性能度量, 推导了感知、计算与通信三个过程对该度量影响的闭式表达式, 并据此建立三类资源的联合优化模型.

当 SAGIN 多层节点对同一目标进行协同感知时, 费希尔信息的可叠加性为跨层协同提供了理论工具:

$$\mathbf{J}_{\mathrm{coop}}(\boldsymbol{\xi}_q) = \sum_{l\in\{S,A,G\}}\mathbf{J}^{(l)}(\boldsymbol{\xi}_q), \tag{6}$$

上式表明, 多层节点协同感知所达到的 CRB 严格优于任一单层独立感知的 CRB, 且各层节点对总费希尔信息的贡献与其信道条件和发射功率密切相关. 需要指出的是, 式 (6) 的成立要求各层观测在给定目标参数下相互独立且时空基准统一, 而在多基地体制中, 各接收支路的杂波来自同一环境的散射, 彼此并不独立, 加之 LEO 卫星以约 7.5 km/s 高速运动, 在数毫秒的相干处理间隔内即可移动数十米, 使得该前提难以满足. 更为关键的是, 收发异地所引起的钟差与频偏若与目标参数一并估计, 联合 FIM 将呈分块结构, 目标参数所对应的信息量须由其关于同步参数的 Schur 补所给出的等效 FIM [36] 加以度量, 该值在矩阵半序意义下不大于各层 FIM 之和, 二者之差即为估计同步参数所付出的信息代价, 仅当同步参数完全已知或其与目标参数之间的交叉信息为零时, 式 (6) 方严格成立. 值得注意的是, 上述通感算性能折中分析均建立在固定信道条件的假设之上, 而传统发射端优化只能在给定信道矩阵下调整预编码方案, 无法改变信道本身的传播特性. 当传播环境中引入额外的可调控变量 (如可编程反射相位、天线位置坐标等) 时, 等效信道矩阵本身变为优化变量的函数, 由此通感算性能的帕累托前沿可进一步向外扩展, 这一思路构成了第 3.2 小节中可重构天线架构研究的理论出发点.

在计算侧, 感知数据量 D_s bit 的端到端计算时延由传输时延与处理时延构成:

$$T_{\mathrm{comp}} = \underbrace{\frac{D_s}{R_{\mathrm{up}}}}_{\text{transmission delay}} + \underbrace{\frac{C_s\cdot D_s}{f_{\mathrm{MEC}}}}_{\text{processing delay}}, \tag{7}$$

其中 R_{up} 为上行传输速率, C_s 为每比特数据处理所需的中央处理器 (central processing unit, CPU) 周期数, f_{MEC} 为 MEC 分配的计算频率 (以 Hz 为单位). 上式揭示了通感算资源分配之间的耦合关系: 提升感知精度需要增大感知带宽或延长积累时间, 这直接挤压通信可用的时频资源; 增加卸载的感知数据量 D_s 需要更高的上行传输速率 R_{up} 和更多的计算资源 f_{MEC}, 进一步加剧频谱与算力资源的竞争.

2.4　核心技术挑战

2.4.1　物理层信道的动态性差异与波形正交性破坏

空天地融合网络的无线信道在时延扩展、多普勒频移、路径损耗、散射分布、视距概率与空域角度扩展等传输特性上存在差异, 在空间域、频域和时域上呈现显著的异构性与非平稳特性, 直接破坏了统一信号设计所需的信道一致性前提, 使波形设计、参数适配、同步机制与联合优化面临严峻挑战. 在空间层, LEO 卫星以约 7.5 km/s 的速度沿轨道运动, 最大多普勒频移可表示为 $f_{d,\max}^{(S)} = v_{\mathrm{sat}} \cdot f_c/c$. 以 Ka 频段 ($f_c = 20$ GHz) 为例, 该频移约为 500 kHz, 而 5G 新空口 (new radio, NR) 标准中 OFDM 的子载波间隔典型值为 15∼120 kHz, 如此大的频偏会破坏子载波之间的正交性并导致感知回波在多普勒维度上发生严重模糊.

在空中层, Hua 等 [24] 建立的 UAV 对地通信信道模型表明, UAV 的姿态变化 (俯仰、翻滚和偏航) 与机身散射效应共同导致多径分量在短时间内发生剧烈波动, 传统的广义平稳非相关散射 (wide-sense stationary uncorrelated scattering, WSSUS) 假设不再成立. Matolak 和 Sun [37] 通过 L/C 双频空地实测, 建立了水上环境的路径损耗、均方根时延扩展 (root-mean-square delay spread, RMS-DS) (典型约 10∼350 ns) 与间歇多径统计模型, 并给出平稳距离 (约 15 m) 与 Rician K 因子等参数, 指出需按环境分类与几何条件参数化建模. 超大规模 MIMO 阵列使地面层瑞利距离 $d_R = 2D^2/\lambda$ 显著增大, 以 256 根天线工作在 28 GHz 为例, d_R 约为 350 m, 在该距离以内的近场区需采用球面波模型替代传统的平面波假设, 否则角度估计将产生系统偏差. 上述三层网络在传播特性上差异显著, 统一的通感算信号处理框架因而难以构建, 需针对各层信道特征开展差异化设计.

2.4.2　资源层的信号统计矛盾与资源受限挑战

在资源层, 通信、感知与计算三类功能对发射信号的统计特性提出了相互矛盾的要求. 通信以有效性与可靠性为核心性能, 前者衡量单位时频资源承载信息的能力, 后者衡量无差错传输的能力; 就有效性而言, 通信信号趋向于高随机性, 从信息论的角度看, 在高斯 (Gaussian) 信道下服从高斯分布的随机信号可达到最大互信息, 因而最贴合以传输速率为核心的通信需求. 感知任务则要求采用确定信号以优化参数估计精度, 确定信号的自相关函数具有可控的旁瓣特性, 有利于抑制杂波和虚假目标, 因此, ISAC 系统面临子空间与确定性 – 随机性双重权衡 [38]. 与此同时, 计算功能期望数据能被即时处理以降低端到端时延. 这些相互矛盾的需求, 在空天地各层节点性能优先级差异化与硬件约束条件下被进一步放大.

空间层星载功率放大器因太阳能供电和散热条件限制, 对发射信号的峰均功率比 (peak-to-average power ratio, PAPR) 较为敏感, 过高的 PAPR 会迫使功放增大回退量以避免非线性失真, 从而降低功率效率. 因此, 尽管 OFDM 等高 PAPR 多载波波形已在低轨卫星等平台得到应用, 但在星载受限功率条件下仍需借助峰均比抑制或低 PAPR 波形加以缓解 [39]. 空中层 UAV 飞行功耗模型 (以旋翼机为例) [40] 为

$$P_{\mathrm{fly}}(v) = P_0\left(1 + \frac{3v^2}{U_{\mathrm{tip}}^2}\right) + P_i\left(\sqrt{1 + \frac{v^4}{4v_0^4}} - \frac{v^2}{2v_0^2}\right)^{1/2} + \frac{1}{2}d_0\rho s A v^3, \tag{8}$$

其中第一项为叶片轮廓功耗, 第二项为诱导功耗, 第三项为机身阻力功耗, P_0 与 P_i 分别为前两项在悬停状态下的取值, U_{tip} 为旋翼叶尖速度, v_0 为悬停时的平均旋翼诱导速度, d_0、ρ、s、A 分别为机身阻力比、空气密度、旋翼实度与旋翼盘面积. 三项功耗的物理来源依次为旋翼叶片克服空气黏性摩擦、旋翼为产生升力而向下加速气流以及机身前进中所受的阻力. 前飞使叶片相对气流的速度增大, 轮廓功耗随 v^2 缓慢上升, 阻力功耗随 v^3 迅速增长, 而流经桨盘的空气质量流量增大使维持同等升力所需的诱导速度下降, 诱导功耗随之单调递减, 三者叠加令 $P_{\mathrm{fly}}(v)$ 呈 U 型, 存在使飞行功耗最小的最优前飞速度 [40]. 该非单调性约束了通感算轨迹优化的可行区间, 悬

停 ($v=0$) 虽可获得最长的目标驻留时间, 但此时诱导功耗取得其最大值 P_i (即式 (8) 中第二项在 $v=0$ 处的取值), 而提速所引起的三次方增长会迅速挤占后文式 (9) 中留给通信、感知与计算的能量资源.

在固定电池容量 E_{bat} 与任务持续时长 T 约束下, UAV 平台的飞行功耗与通感算三类功耗共享同一能量预算, 其耦合关系可由能量守恒约束为

$$\underbrace{P_{\mathrm{fly}}(v)\,T}_{\text{飞行能耗}} + \underbrace{P_c\,T_c}_{\text{通信能耗}} + \underbrace{P_s\,T_s}_{\text{感知能耗}} + \underbrace{\kappa\,C_s D_s f_{\mathrm{UAV}}^2}_{\text{计算能耗}} \leqslant E_{\mathrm{bat}}, \tag{9}$$

其中 P_c 与 T_c 分别为通信传输功率与传输时长, P_s 与 T_s 分别为感知照射功率与照射时长, κ 为芯片有效开关电容系数, C_s 为每比特感知数据处理所需的 CPU 周期数, D_s 为本地处理的感知数据量, f_{UAV} 为 UAV 处理器主频. 式 (9) 揭示了飞行、通信、感知与计算四类功耗在固定电池容量下的竞争关系: 增大飞行速度 v 以扩展感知覆盖范围将通过式 (8) 显著抬升 $P_{\mathrm{fly}}(v)$, 进而挤压通感算可用能量预算; 反之, 为提升通信速率而增大 P_c、为降低感知 CRB 而增大 P_s、或为压缩边缘推理时延而提高 f_{UAV}, 均会反向压缩 UAV 的可飞行时长与覆盖半径, 由此在飞行、通信、感知与计算四类功能间形成能量折中 [41].

2.4.3　系统层的节点能力异构与跨层协同

空天地各层节点在算力、通信带宽与硬件精度上均存在数量级差异, 且各层的能力短板互不相同, 任一单层都不同时具备完成通感算任务所需的全部能力, 因而须通过跨层协同实现能力互补. 在算力维度上, 典型抗辐射星载处理器主频通常为数百 MHz, 仅能承担轻量化的信号预处理与目标检测; UAV 端侧嵌入式图形处理器 (graphics processing unit, GPU) 受电池容量与载荷体积的限制, 持续高负载推理会显著缩短续航时间; 地面边缘服务器则可提供 GPU 集群级的实时计算能力, 可满足大规模数据处理需求. 在通信带宽维度上, 星间链路与馈电链路受可用频谱资源与功率预算约束, 典型可用带宽为数百 Mbps, 空地链路带宽随 UAV 飞行高度与仰角动态变化, 地面光纤回程链路则可稳定提供 10 Gbps 以上的带宽. 在硬件精度维度上, 星载模数转换器 (analog-to-digital converter, ADC) 位宽通常仅为 4∼6 bit, 远低于地面基站常用的 12∼14 bit ADC, 由此带来的量化噪声会显著恶化感知参数估计的精度下界, 星载射频前端的相位噪声与本振稳定度同样劣于地面设备. 上述各维度的差异意味着感知数据处理任务必须在不同层级间进行合理的功能划分与任务调度, 原始回波的预处理在星载或机载端完成, 目标参数的精细估计在地面边缘节点执行, 全局态势的融合与决策由云端承担.

除了任务划分, 跨层协同的挑战还包含时间同步、频率协调、拓扑切换与跨层干扰管理等多个层面. 在时间同步层面, 星地链路约 20∼40 ms 的长传播时延使多节点协同感知的同步精度难以保证, 若要求各节点发射信号在目标处相干叠加则同步误差须控制在信号周期的十分之一以下, Ka 频段因而需达皮秒量级的同步精度. 在频率协调层面, 各层节点工作于不同频段或共享相邻频段时, 多普勒频移与本振漂移的差异使载波同步难以实现, 需在跨层信令中传递实时的频偏补偿参数. 在拓扑切换层面, LEO 卫星的高速运动导致星地拓扑快速变化, 单星可见时间窗口仅数分钟, 频繁切换对移动性管理与会话连续性提出挑战, UAV 的机动飞行同样会引发空地链路的频繁重建, 控制信令开销随节点数与切换频率呈乘性增长. 在干扰管理层面, 跨层干扰的建模需同时考虑大尺度路径差异与波束指向差异, 远比单层小区间干扰更加复杂, 特别是低空基站对空覆盖与 UAV 机动性引发的杂散辐射会对空天地各层网络节点形成跨系统干扰 [42]. 此外, 跨层协同须在节点之间频繁交换信道状态、感知数据与模型参数, 而星地与空地链路覆盖范围广且不受地形遮挡的保护, 交互内容易被大范围截获, 感知数据所含的目标位置等敏感信息也存在扩散隐患, 保密性与隐私因而构成系统层协同的重要约束.

上述物理层、资源层与系统层的矛盾, 对应了本文后续章节的组织逻辑, 当物理层的信道一致性假设不再成立时, 需在端到端链路中采取补偿手段: 发射端通过波形设计实现多普勒容限与包络平坦度的折中; 传输环境利用可重构天线, 将信道条件由外部环境约束转化为可控设计变量; 接收端则针对非平稳信道与近场工作场景重构参数估计方案, 三个环节依次在第 3 节中展开论述. 资源层的主要矛盾体现为通信、感知、计算功能在时空频能四维资源上的竞争关系, 需要构建一体化联合优化模型加以刻画, 相关分析见 4.1 小节. 系统层需解决任务部署、跨层组网、智能管控与安全可信四类问题: 处理链路的算力梯度划分见 4.2 小节; 可见窗口动态切换下的拓

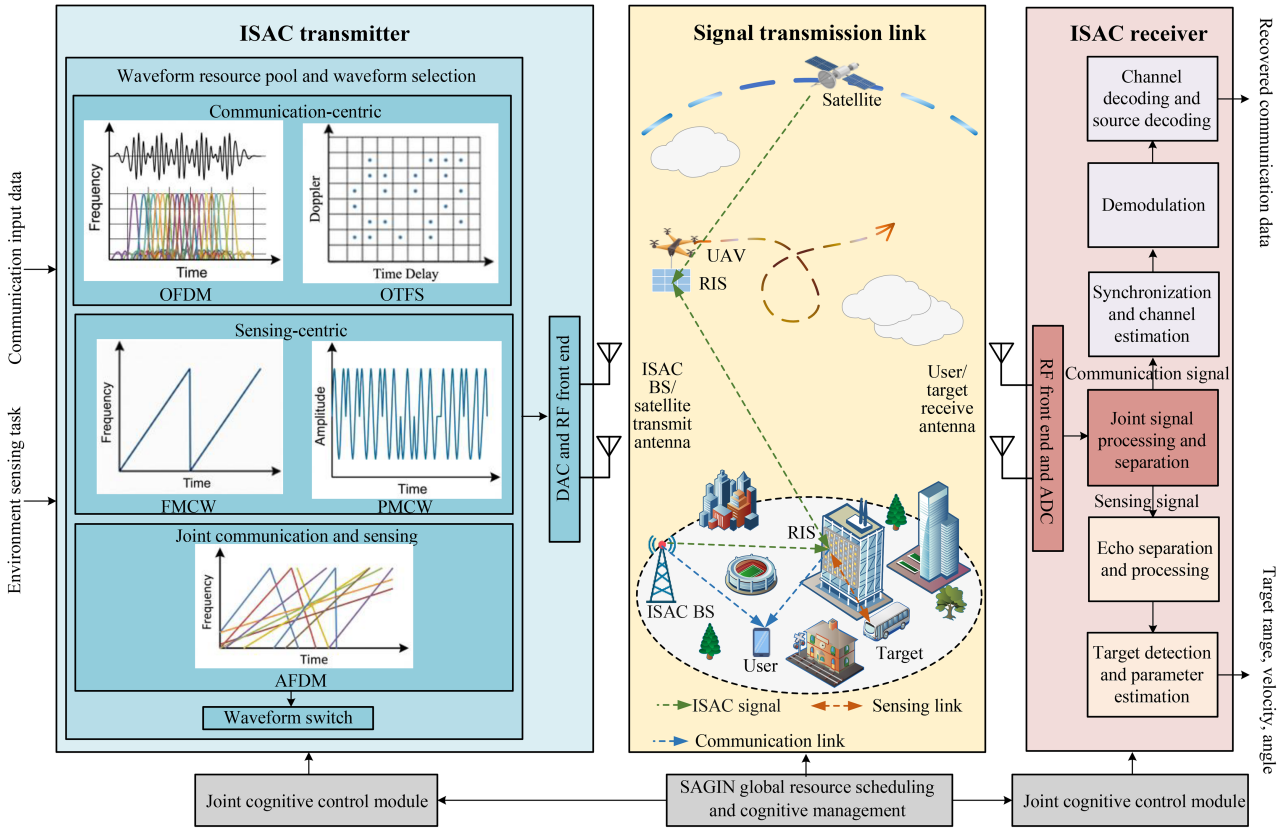

图 3　(网络版彩图) 面向 SAGIN 的通感算一体化信号处理流程框架.

Figure 3　(Color online) Signal processing framework for SAGIN-ICSC.

扑管控与轨迹规划详见 4.3 小节; 长时延条件下的分布式智能管控机制由 4.4 小节展开; 开放链路中协同交互信息的保密与完整性保障则为 4.5 小节的内容. 各层尚未解决的开放问题另见第 5 节.

3　通感算一体化信号处理技术

针对第 2 节所述物理层矛盾, 本节沿发射端到接收端的完整链路展开论述. 发射端通过波形设计使同一信号承载通感算多重功能, 信号传输中借助新型天线架构与波束赋形实现空间域资源的按需分配, 接收端则通过参数估计高效提取感知与通信信息. 三者相互影响, 波形的时频特性决定波束赋形的空间自由度, 而波束赋形设计又直接影响接收端参数估计的 SNR. 图 3 展示了面向 SAGIN 的通感算一体化信号处理流程框架, 通信与感知信号在发射端共享波形与硬件资源, 经无线信道传输后由接收端联合处理以同步恢复通信信息并提取感知参数, 并由联合认知模块根据反馈实时调控收发机配置, 形成收发闭环优化. 表 3 从 PAPR 特性、多普勒容忍度、接收处理复杂度以及优缺点等维度对各类波形作了综合对比, 并在最后一列给出各类波形在 SAGIN 中的适用层级.

3.1　空天地立体覆盖下的通感算一体化波形设计

通感算一体化系统需在同一波形上同时完成通信数据传输与感知参数测量, 并为上层计算任务提供低复杂度的处理结构, 而通信追求信号的高随机性以最大化信息熵与可达速率, 感知依赖信号的强确定性以获得良好的自相关旁瓣与参数估计精度, 计算则要求数据具备低处理复杂度的结构以便即时处理, 三类需求在时频资源占用上彼此冲突. 在 SAGIN 的多层异构环境中, 上述矛盾因各层迥异的信道条件而进一步加剧: 空间层 LEO 卫星的极高多普勒频移要求波形具备较强的多普勒容限, 星载功放的功率约束则限制了 PAPR; 空中层 UAV 的

表 3　通感算一体化波形特性对比.

Table 3　SAGIN-ICSC waveform characteristics comparison.

Waveform	PAPR	Doppler tolerance	Rx complexity	Advantage	Drawback	SAGIN layer
Communication-centric						
OFDM	8∼12 dB	Poor	Low; 1D-FFT	5G-compatible	High PAPR	Ground
OTFS	4∼7 dB	Excellent	High; 2D Equal.	Robust to mobility	Non-standard	LEO/UAV link; Rx on ground
DFT-s-OFDM	2∼4 dB	Moderate	Low	Low PAPR	Coarse sensing	Onboard Tx
Sensing-centric						
FMCW	0 dB	Good	Low; dechirp	Zero PAPR	Low data rate	Air-to-ground
PMCW	2∼3 dB	Good	Medium	Multi-target; MIMO	Non-standard	UAV swarm; roadside
Joint design						
Dual-domain	5∼8 dB	Tunable	Medium	Flexible tradeoff	Immature	Ground
AFDM	3∼6 dB	Excellent	Medium	Full diversity	Non-standard	LEO/UAV link

有限电池容量对传输能效提出严格要求; 地面层超大规模天线阵列的近场效应则需要波形在空间域具备相应适配性. 围绕上述约束, 现有波形主要沿通信优先、感知优先与联合优化三种路径展开 [43].

3.1.1　以通信为中心的波形设计

在现有标准化的通信波形上直接叠加感知功能是可行性最强的技术路线, 可最大限度复用现有通信基础设施与协议栈. OFDM 作为 4G 长期演进 (long term evolution, LTE) 和 5G NR 的标准波形, 凭借良好的标准兼容性成为最受关注的通感一体化波形候选方案, 其感知原理为对接收回波沿子载波维度作快速傅里叶变换 (fast Fourier transform, FFT) 提取距离信息, 沿符号维度作 FFT 提取速度信息. 假设系统包含 N_c 个子载波和 M 个 OFDM 符号, 子载波间隔为 Δf, 符号周期为 T_s (含循环前缀), 则距离分辨率可表示为 $\delta_R = c/(2N_c\Delta f)$, 速度分辨率为 $\delta_v = \lambda/(2MT_s)$, 最大不模糊距离为 $R_{\max} = c/(2\Delta f)$, 最大不模糊速度为 $v_{\max} = \lambda/(2T_s)$. 上述表达式表明, 感知参数与通信系统的子载波配置直接耦合, 通信参数的选择会同时约束感知性能的上限.

然而, 将 OFDM 应用于空天地融合的通感算系统面临两方面问题. 一方面, 通信数据符号的随机性导致距离多普勒二维谱中出现随机旁瓣并掩盖弱目标的回波特征. Xu 和 Petropulu [44] 提出基于共享与私有子载波划分的 MIMO-OFDM 通感系统, 通过子载波共享提升通信速率并利用私有子载波构建虚拟阵列以优化感知角度分辨率; Li 等 [45] 以符号级预编码 (symbol-level precoding, SLP) 设计 MIMO-OFDM 波形, 在恒模与通信服务质量 (quality of service, QoS) 约束下极小化距离 – 多普勒积分旁瓣电平 (integrated sidelobe level, ISL) 并可将归一化 ISL 较纯通信波形降低约 45 dB; Wei 等 [46] 则推导了感知互信息 (mutual information, MI) 与通信 MI 的闭式表达式, 进而以加权 MI 为目标优化发射波形协方差与功率分配. 另一方面, 多载波信号叠加导致的高 PAPR 在星载功放功耗受限场景中产生严重的信号失真. Wu 等 [47] 针对 OFDM-ISAC 系统的高 PAPR 问题, 提出基于交替方向乘子法 (alternating direction method of multipliers, ADMM) 的低复杂度波形设计算法, 在恒模约束下联合最小化 PAPR 与通信符号匹配误差, 实现 PAPR 与通信性能间的灵活折中, 其计算复杂度显著低于基于最大化 – 最小化 (majorization-minimization, MM) 的迭代算法, 更适合算力受限的场景.

面向 LEO 卫星或 UAV 等高动态场景时, 时频域信道的剧烈变化导致 OFDM 的信道估计开销急剧增大, 正交时频空 (orthogonal time frequency space, OTFS) 调制为此提供了替代方案. 该调制将信息符号映射至时延 – 多普勒 (delay-Doppler, DD) 域而非传统时频域, 配合利用信道稀疏性的低复杂度消息传递 (message passing, MP) 联合干扰消除与符号检测算法, 使采用实用矩形波形的 OTFS 系统可逼近理想波形的性能 [48]. Gaudio 等 [49] 验证了 OTFS 可实现与调频连续波 (frequency modulated continuous wave, FMCW) 相当的雷达距离与速度估计精度, 且因帧级保护间隔开销更低而在相同带宽下获得略高于 OFDM 的通信可达速率; Li 等 [50] 提出的空间扩展正交时频空 (spatially-spread orthogonal time frequency space, SS-OTFS) 调制框架通过空间扩频与

解扩实现角域离散化, 仅凭雷达感知所得的离开角、时延与多普勒估计即可简化波束跟踪与预编码设计. 面向 SAGIN 的验证方面, Buzzi 等 [51] 与 Xu 等 [52] 分别在 LEO 卫星分集系统与 RIS 辅助 SAGIN 的时频双选信道中证实 OTFS 较 OFDM 更能抵抗多普勒频移与信道遮挡并在误码与覆盖上更为鲁棒; Wu 等 [53] 则针对太赫兹 ISAC 系统提出感知增强型离散傅里叶变换扩展正交频分复用 (discrete Fourier transform-spread-orthogonal frequency division multiplexing, DFT-s-OFDM) 波形, 凭借单载波特性降低 PAPR 并设计双神经网络深度学习 (deep learning, DL) 接收机以同步实现毫米级测距与可靠数据恢复. 然而, OTFS 的接收端需要进行二维均衡与检测, 计算复杂度远高于 OFDM, 且与现有通信标准的兼容性不足, 这些因素使其工程化落地仍面临较大障碍.

3.1.2　以感知为中心的波形设计

以通信为中心的波形设计在标准兼容性方面具有显著优势, 但为承载信息比特而引入的符号随机性不可避免地会使感知波形自相关函数的旁瓣电平 (side lobe level, SLL) 整体抬升, 在弱目标检测和多目标分辨等对感知性能要求苛刻的场景中, 会显著降低感知精度与目标分辨能力. 对此, 可从雷达信号处理的角度出发, 以保障感知性能为首要目标, 在此基础上叠加通信功能. FMCW 是车载雷达主流波形, 其恒包络特性允许功放工作于饱和区以获得最高的功率效率, 并可通过多斜率调频实现距离与速度的高精度联合估计. Ma 等 [54] 提出了基于 FMCW 与索引调制 (index modulation, IM) 的联合雷达通信系统 (FMCW-based radar-communications system, FRaC), 通过稀疏发射阵列、随机化载波选择与相位调制嵌入信息, 在保持雷达分辨率的同时提升通信速率并降低硬件复杂度. FMCW 的低 PAPR 使其天然适配星载与机载平台的功耗约束; 但在宽带数据业务持续增长的背景下, 其通信速率受限的短板愈发突出.

除 FMCW 外, 基于相位编码的连续波形凭借良好的自相关与互相关特性、低峰均比与灵活的编码自由度, 在需要支持多目标识别的车载、机载与星载场景中同样具备应用前景. 调相连续波 (phase-modulated continuous wave, PMCW) 通过对发射信号施加确定性的伪随机二进制序列 (pseudo-random binary sequence, PRBS) 调制实现感知, 其距离旁瓣特性取决于所选序列的自相关特性, 通信功能则通过改变序列选择或叠加额外调制来实现; 不同发射天线使用不同伪随机序列即可实现正交波形分割, 因而更便于支持多目标分辨与 MIMO 雷达架构. Su 等 [55] 提出码正交调相连续波 (code-orthogonal phase-modulated continuous wave, CO-PMCW) 传输方案, 通过正交码分离同时发送的导频与数据序列, 在基本维持雷达性能的同时显著提升通信速率与动态环境鲁棒性, 为低 PAPR 车载通感一体化提供可行的波形设计. 此外, PMCW 的二进制码序列可在数字域灵活生成与重构, 波形设计自由度大, 便于通过码分设计实现多天线正交与通信感知融合, 为通感算系统的联合信号处理提供了便利.

3.1.3　联合优化波形设计

以通信为中心或以感知为中心的单功能优先设计, 在优化某一功能时往往难以兼顾另一功能的性能, OFDM 的感知旁瓣受通信数据随机性的制约, FMCW 的通信速率则受限于雷达波形的固有参数. 与之不同, 联合波形设计不以某一功能为先, 而是在时频、时延 – 多普勒等信号域中直接构造能同步承载通信、感知与计算功能的波形. Tagliaferri 等 [56] 提出双域叠加波形, 将 OFDM 通信信号与在时延 – 多普勒域设计的感知信号叠加, 并通过凸功率分配确保感知信号功率至少低于通信信号 30 dB, 从而在满足邻道泄漏比 (adjacent channel leakage ratio, ACLR) 约束下显著提升测距分辨率, 几乎不影响通信可达速率. Bemani 等 [57] 提出基于仿射频分复用 (affine frequency division multiplexing, AFDM) 的单天线通感框架, 以离散仿射傅里叶变换 (discrete affine Fourier transform, DAFT) 构造 chirp 正交波形, 在高移动场景具备全分集特性, 并证明仅用一个导频符号即可实现近乎全帧的测距测速性能, 更适配星载与机载等功耗受限场景. Ni 等 [58] 提出 AFDM-ISAC 框架, 以感知谱效 (sensing spectral efficiency, SSE) 与感知中断概率 (sensing outage probability, SOP) 统一度量通感效能. 结果表明, 在高速移动场景下, 其最大可容忍多普勒可达 OFDM-ISAC 的 5 倍左右, 且在相同时延范围内通信谱效与 OFDM 相当. 从通感算融合的角度看, 联合波形设计还需引入低复杂度约束, 即所设计的波形应支持低复杂度的解调与感知特征提取, 以便感知数据在算力受限的星载、机载边缘节点上实时处理. 这一约束在 SAGIN 中

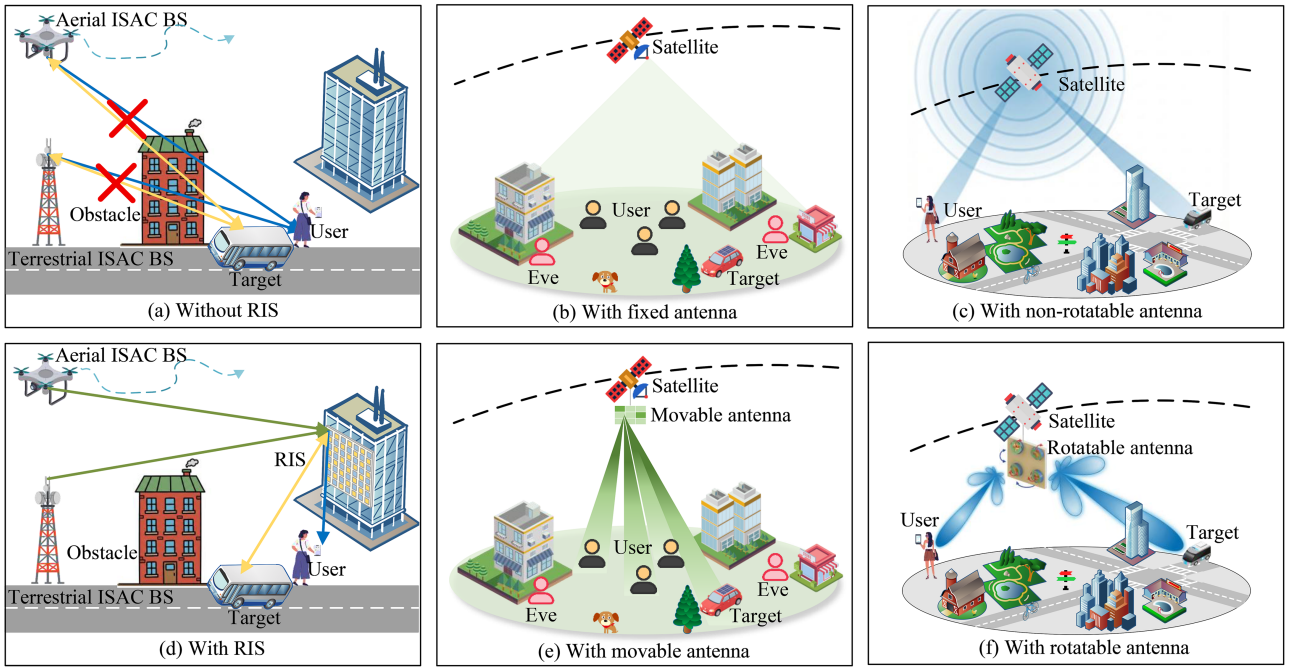

图 4　(网络版彩图) 三类具有可重构能力的新型天线的工作原理对比. (a) 无 RIS 辅助; (b) 固定天线; (c) 不可旋转天线; (d) RIS 辅助; (e) 可移动天线; (f) 可旋转天线.

Figure 4　(Color online) Comparison of operating principles of three types of novel reconfigurable antennas. (a) Without RIS; (b) with fixed antenna; (c) with non-rotatable antenna; (d) with RIS; (e) with movable antenna; (f) with rotatable antenna.

尤为重要, 因为此类平台受体积、重量与功耗限制, 星上算力难以支撑复杂的接收端处理算法.

各类波形在各层平台的适用性, 由功放特性、多普勒量级以及可用算力等因素共同决定. 由于星载功放为提升效率通常工作于饱和区附近, 对高 PAPR 信号尤为敏感, Ka 频段星地链路的最大多普勒频移又可达数百 kHz, OFDM 高峰均比与抗多普勒能力弱的两项短板在星载平台上同时暴露, 因此星载发射更宜采用 DFT-s-OFDM 这类单载波类波形; 在需兼顾高多普勒鲁棒性的场景下, 可选用 OTFS 或 AFDM. 需要指出的是, OTFS 接收端二维均衡的复杂度远超星载处理器的承载能力, 星地链路采用 OTFS 时, 其接收处理更适合卸载至地面站或边缘节点. 空中层的波形选择主要受限于平台功率与载荷约束, 低 PAPR 的 FMCW 与 PMCW 更适合作为对地感知的专用波形: 前者在单目标高精度测距测速方面更具优势, 后者凭借码域正交性更便于多目标分离; UAV 兼作通信中继时, AFDM 在高机动条件下的分集特性使其成为可行的候选波形. 地面平台供电充足、算力资源充裕, 受功率与计算资源约束的影响较小. OFDM 技术成熟、与现有标准兼容性良好, 仍可作为地面层波形的首选, 并可最大限度复用现有基础设施; 而复杂度较高的联合设计波形, 也只有在算力充足的地面节点上才具备实现条件.

3.2　新型天线架构驱动的通感算波束赋形

信号在空间维度的资源配置依赖波束赋形技术与新型天线架构的协同设计. 在 SAGIN 通感算一体化系统中, 受限于天线阵列孔径与发射功率, 通信用户、感知目标与计算卸载三方对空间自由度的竞争构成空间域优化的基本矛盾. 传统固定天线阵列仅能通过调整预编码权重分配空间资源, 而以 RIS、MA、FA、RA 与 PA 为代表的可重构天线架构则通过改变天线或信道本身的物理特性引入额外的优化维度, 为突破固定阵列下的性能边界提供了可能. 图 4 对比了三类可重构新型天线的工作原理, 表 4 从增益机制、典型规模、优化自由度与 ISAC 特有优势四个维度作了系统对比.

表 4　面向 SAGIN-ICSC 的具有可重构能力的新型天线对比.

Table 4　Novel reconfigurable antenna technologies for SAGIN-ICSC.

Type	Gain mechanism	Typical scale	Optimization DoF	ISAC-specific advantage
Environment-side reconfigurable (acting on propagation path)				
Passive RIS	Programmable phase-shifted reflection	64∼1024 elements; ∼mW	N phases	Creates NLoS sensing paths; zero-power coverage extension
Active RIS	Amplified reflection with tunable gain	16∼256 elements; ∼1 W	N phases + N gains	Compensates two-way path loss on satellite links
STAR-RIS	Joint transmission/reflection	64∼512 elements	$2N$ coefficients	Serves communication and sensing on both sides simultaneously
Transmitter-side reconfigurable (acting on antenna array)				
MA	Dynamic physical position adjustment	4∼64 elements	$2N_t$ coordinates	Actively locates optimal sensing-beam positions
RA	Whole-array rotation	Full array; 1∼2 DoF	1∼2 angles	Low-overhead tracking of high-speed UAVs
FA	Liquid-conductor port switching	1∼8 ports per terminal	Port index	Interference-free sensing for SWaP-constrained terminals
PA	Configurable radiation points on waveguide	2∼16 points per guide	Radiation positions	Centimeter-level near-field precision sensing

3.2.1　基于传统固定阵列的波束赋形

当通信、感知与计算功能共享同一基站天线阵列时, 空间域资源分配的难点在于: 有限的物理孔径所支撑的空间自由度必须在多重目标间分割, 既需为下行多用户通信配置高增益定向波束以提升传输速率与可靠性, 又要为感知任务预留足够自由度以实现高分辨率波束扫描与目标参数估计, 同时还需为计算卸载的上行链路提供必要的阵列增益与多用户接入能力. 传统固定天线阵列的典型形式包括偶极子天线、单极子天线、八木天线与扇区天线等, 分别适用于紧凑化终端、点对点定向传输与蜂窝基站分区覆盖等场合.

波束赋形是指对天线阵列各阵元的激励幅度与相位进行加权, 使发射能量在期望方向上相干叠加而形成指向性波束. 在传统固定阵列中, 阵元位置与阵列孔径固定不变, 波束赋形只能通过调整预编码向量在给定信道下分配空间域的能量, 而无法改变信道本身的传播特性, 这构成了固定阵列波束赋形的根本局限, 也正是后续可重构天线架构的改进出发点. 通感算联合波束赋形问题通常具有非凸的数学结构, 难以直接求解, 因而广泛采用凸松弛技术将其转化为易处理的形式, 其中半正定松弛 (semidefinite relaxation, SDR) 是一种被广泛使用的方法 [59]. Zhu 等 [60] 针对多用户多目标 MIMO-ISAC 系统, 以多目标 CRB 加权和为目标、通信和速率与发射功率为约束建模波束赋形问题, 先将加权均方误差最小化 (weighted minimum mean square error, WMMSE) 与 SDR 结合求解半定规划 (semidefinite programming, SDP) 得到紧的秩一解, 再将其重构为 max-min 形式并采用光滑梯度下降上升 (smoothed gradient descent ascent, SGDA) 一阶方法求解, 计算时间降至 SDR 方案的约 3%∼4%. Liu 等 [61] 研究了双功能 MIMO 雷达与多用户 MIMO 通信联合发射波束赋形, 将非凸问题等价转化为可证明紧致的二次半定规划 (quadratic semidefinite programming, QSDP) 凸问题, 并给出低复杂度迫零 (zero-forcing, ZF) 方案, 在用户 SINR 约束下实现 MIMO-ISAC 雷达波束图性能逼近雷达系统. 上述凸优化方法在中小规模场景中提供了明确的性能保证, 但计算复杂度随天线数呈 $O(N_t^3)$ 甚至更高的增长趋势, 在 SAGIN 大规模场景下难以满足实时性要求.

为应对大规模场景中凸优化方法的计算瓶颈, 基于 DL 的波束赋形求解方法受到广泛关注. 深度强化学习 (deep reinforcement learning, DRL) 将波束赋形决策建模为马尔可夫决策过程 (Markov decision process, MDP), 训练完成后在线推理仅需一次前向传播即可输出波束赋形方案, 计算时延远低于迭代优化方法. 然而当多节点需要协同决策时, 联合动作空间随节点数呈指数膨胀, 单智能体 DRL 框架难以扩展, 多智能体强化学习 (multi-

agent reinforcement learning, MARL) 通过让各节点维护独立的策略网络应对这一挑战. Xie 等 [62] 在分布式 UAV 蜂群中采用 MARL 实现各 UAV 的无中心自主决策, 通过 UAV 间及与基站的信息交互完成通感协同优化与多指标权衡, 其性能优于集中式多智能体深度 Q 网络 (centralized multi-agent deep Q-network, CMADQN) 方案.

上述数据驱动方法虽在推理效率上显著优于凸优化方法, 但其端到端的黑箱特性使决策过程缺乏物理层面的可解释性. 深度展开 (deep unfolding) 方法将传统迭代算法每一步迭代映射为神经网络的一层, 在保留算法物理结构的同时通过端到端训练加速收敛. Zhang 等 [63] 针对杂波环境下 ISAC 收发机设计, 将 ADMM 迭代算法展开为轻量级神经网络, 在性能逼近传统迭代方法的同时显著降低计算复杂度. 由于 SAGIN 高度动态且快速时变的拓扑特征使节点间关联关系天然适合以图结构表征, 引入图神经网络 (graph neural network, GNN) 可实现对网络状态与资源分配的高效学习与优化, 其消息传递机制在图上进行局部计算, 拓扑发生变化时只需更新图的结构而无需重新训练模型. Du 等 [64] 针对无蜂窝 MIMO-ISAC 网络提出基于同构多 GNN 的分布式波束赋形, 将基站、用户与目标映射为图中节点并通过双图卷积层聚合差异化链路交互信息, Wang 和 Wong [65] 则将发射接入点 (access point, AP) 与接收 AP 的天线阵元及用户建模为三类异构节点, 基于 Transformer 异构图消息传递捕获通感信道间的差异化交互关系.

3.2.2　可重构智能表面波束赋形设计

在 SAGIN 通感算一体化网络中, 通信或感知链路常处于 NLoS 区域, 建筑物遮挡、地形起伏或卫星波束仰角不足等因素会导致直射链路的信号功率大幅衰减, 此时即便发射端波束赋形方案经过精心优化, 由于传播路径本身受阻, 到达接收端的信号质量仍难以保证. 为突破传统固定阵列无法主动干预传播环境这一瓶颈, RIS 通过部署可编程的被动反射元件阵列, 从环境侧为通感性能优化开辟了新的自由度 [66~68].

RIS 由大量亚波长尺度的无源反射单元构成, 每个单元通过 PIN 二极管或变容管独立调节反射相位, 无需射频链路的复杂信号处理与高功耗放大, 整体功耗仅为毫瓦级, 因而尤其适合在 SAGIN 中能量受限节点附近部署. 当 RIS 包含 N 个反射单元时, 引入的相位优化变量 $\boldsymbol{\Phi} = \mathrm{diag}(\mathrm{e}^{\mathrm{j}\phi_1}, \ldots, \mathrm{e}^{\mathrm{j}\phi_N})$ 使优化问题的变量维度显著增加. 以第 k 个通信用户为例, 引入 RIS 后的等效信道变为

$$\tilde{\mathbf{h}}_k = \mathbf{h}_{d,k} + \mathbf{G}\boldsymbol{\Phi}\mathbf{h}_{r,k}, \tag{10}$$

其中 $\mathbf{h}_{d,k} \in \mathbb{C}^{N_t \times 1}$ 为基站到用户的直射信道向量, $\mathbf{G} \in \mathbb{C}^{N_t \times N}$ 为 RIS 到基站的信道矩阵, $\mathbf{h}_{r,k} \in \mathbb{C}^{N \times 1}$ 为 RIS 到用户的信道向量. 上式表明, RIS 在不增加发射功率的前提下, 通过 N 个可调相位变量 $\{\phi_n\}_{n=1}^{N}$ 改变了等效信道 $\tilde{\mathbf{h}}_k$ 的结构, 使联合优化 $\boldsymbol{\Phi}$ 与发射波束赋形时可进一步扩展通感算性能域的帕累托前沿.

RIS 凭借无源低耗与链路增强的优势已成为 SAGIN-ISAC 网络的关键使能技术, 近年来围绕其部署、优化与架构演进涌现出大量代表性成果 [69]. Pala 等 [70] 在星地融合网络中部署 RIS 辅助通感系统并采用联邦学习 (federated learning, FL) 框架实现分布式频谱效率优化, 最优 RIS 配置下系统和速率较无 RIS 场景提升约 76.8%; Lyu 等 [71] 针对半自感知 RIS 辅助的毫米波 ISAC 系统, 以目标方位角与俯仰角估计的 Cramér-Rao 下界最小化为目标, 联合优化混合波束赋形与 RIS 相移, 并基于复圆流形的黎曼梯度算法直接处理模拟波束与反射相移的单位模约束. 在架构演进方面, 反射 – 透射一体 RIS (simultaneously transmitting and reflecting RIS, STAR-RIS) 可同时覆盖面板前后两侧空间, Wang 等 [72] 据此提出的 ISAC 框架通过联合优化发射波形与透射反射系数实现全空间通感服务, Lin 等 [73] 则针对星地混合中继网络提出折射型 RIS 辅助的交替优化框架, 在满足阻塞用户速率需求下显著降低系统总发射功率. 此外, Sun 等 [74] 在采用多层 RIS 作为发射机模拟预编码器的空地一体化网络中, 面向同时抗干扰与抗窃听场景, 提出以能效为目标、以目标速率与窃听速率为约束的混合波束赋形方案; Song 等 [75] 以 RIS 朝 NLoS 目标方向的最小波束方向图增益为目标, 在满足单用户 SNR 门限与基站发射功率上限下, 联合设计 BS 端信息与感知波束及 RIS 反射相位; Liu 等 [76] 进一步在杂波环境下以空时自适应处理 (space-time adaptive processing, STAP) 后的雷达输出 SINR 为目标, 联合设计 BS 恒模发射波形、STAP 接收滤波与 RIS 反射相位, 并支持迫零、最小均方误差与建设性干扰三种多用户通信 QoS 度量.

3.2.3　基于可移动天线/流体天线的波束赋形

环境侧部署可重构元件虽能建立额外的可控反射路径, 但信号需经历基站到 RIS 再到终端的级联传播, 其增益受乘性衰落效应制约, 在星地长距离链路中尤为突出. 与之互补的另一条路径是从发射端出发, 直接改善天线与周围散射体之间的空间几何关系以优化信道矩阵的特征值分布, 可移动天线即基于这一思路提出 [77]. 信道的空间相关性取决于天线间距与散射体分布的联合影响, 天线位置在一个波长范围内变化即可使各天线所经历的衰落状态出现显著差异, MA 正是利用这一物理现象通过位置优化主动寻找信道条件最优的天线配置.

从优化问题的数学结构来看, 引入可移动天线后, 优化变量从传统的预编码权重扩展为连续的天线位置坐标, 约束条件则变为各单元位于预设可移动区域 $\mathcal{C}$ 内且满足最小间距要求 $\|\mathbf{p}_i-\mathbf{p}_j\|\geqslant d_{\min},\forall i\neq j$. Lyu 等 [78] 针对 MA 增强的双站 ISAC 系统, 联合优化天线系数与位置以最大化通信速率和感知互信息的加权和, 并提出基于分数规划与三阶段搜索 – 投影梯度上升的求解算法, 较固定阵列方案获得约 59.8% 的性能增益. Wu 等 [79] 在 MA 与 RIS 联合部署的 ISAC 系统中验证了二者的互补增益: MA 在发射端优化信道条件, RIS 在传播环境中建立额外的反射路径, 两种机制分别作用于信道的不同环节, 因此联合增益超过了各自增益之和. Cao 等 [80] 面向 MA 增强的 RIS-ISAC 网络, 联合优化发射波束赋形、感知协方差矩阵、RIS 相移与 MA 位置以最大化保密速率, 并在波束图增益约束下保障感知性能.

在体积与功耗均受严格限制的小型终端中, 机械式移动天线的部署存在困难, 由此催生了无机械部件的流体天线方案, FA 利用液态金属等可流动导电材料实现天线端口位置的连续调节 [81]. 与 MA 通过机械装置移动天线不同, FA 通过改变液态金属在微流道中的分布来调节天线的有效辐射位置, 调节时延可达毫秒级. Zou 等 [82] 提出了一种适用于流体天线系统 (fluid antenna system, FAS) 的 ISAC 信号模型, 联合优化了 FAS 的发射波束赋形与端口选择策略, 在满足通信与感知双重需求的前提下, 发射功率降低 33%. Hao 等 [83] 针对 FA 增强的 ISAC 系统, 在完美与非完美信道状态信息两种场景下联合优化各 FA 的端口位置与基站的双功能波束赋形以最大化接收端感知 SNR, 相比固定天线等基线方案可将感知 SNR 提升约 8.66%∼50.9%, 且所需的天线数量与发射功率更少. 由于 FA 不需要传统 MA 所需的机械移动结构, 在载荷体积、重量与能量受限的小型 UAV 与地面终端上具有广阔应用潜力.

3.2.4　基于可旋转天线/夹持天线的波束赋形

独立调整每个天线单元的位置虽可带来较高的空间自由度, 但控制维度随天线数线性增长, 且机械驱动结构的复杂度与功耗在 UAV 等载荷受限平台上存在部署困难, 逐个天线调整位置的响应速度亦难以满足低空目标跟踪等场景毫秒级波束切换的需求. RA 为此提供了一种低控制开销的替代方案, 即通过调整阵列整体的旋转角度改变阵列流形, 控制维度仅为一至二维. 由于 UAV 通常已配备云台稳定系统, RA 可直接利用现有云台来实现指向调整, 无需引入额外的机械装置. Zheng 等 [84] 指出, 当通信用户与感知目标空间方向不同时, 可对多个可旋转天线单元的三维指向分别优化, 部分单元指向感知区域以提升角分辨率, 另一部分对准通信用户以改善链路质量, 通过基于用户与目标空间分布的自适应指向分配, RA 能在保持低部署与硬件开销的同时提升复杂或动态环境中的覆盖效率.

在密集城市环境下, 近场高精度感知对波束聚焦能力提出了特殊要求, 当目标位于天线阵列的菲涅尔区域内时, 信号波前呈球面波形态, 传统远场平面波假设下的波束赋形方法无法实现精确的能量聚焦. 面对这一挑战, PA 通过独特的孔径重构机制, 为高精度感知提供了一种硬件复杂度极低的解决方案 [85]. PA 由介质波导和若干可在波导上移动的辐射元件组成, 信号能量在介质波导中以导模形式传播, 当辐射元件夹持在波导上时, 通过电磁耦合将部分信号能量辐射到自由空间. 通过调整辐射元件在波导上的位置, 可灵活配置辐射模式, 且硬件复杂度远低于传统相控阵. PA 的多辐射点配置使其在近场区域能通过精确控制每个辐射点的位置实现高精度的波束聚焦, 加之其极低的硬件成本, 使其适合在密集城市场景中大规模部署. Qin 等 [86] 针对 PA 辅助的 ISAC 系统, 通过沿波导动态调整 PA 位置以重构近场球面波信道并建立视距链路, 联合优化各用户发射功率, 所提最大熵强化学习 (maximum entropy-based reinforcement learning, MERL) 算法通过同时最大化累计奖励与策略熵

实现探索与利用的平衡, 在满足感知 SNR 阈值与能量约束下, 使归一化总速率相较双延迟深度确定性策略梯度 (twin delayed deep deterministic policy gradient, TD3) 与深度确定性策略梯度 (deep deterministic policy gradient, DDPG) 算法分别提升约 20.3% 与 44.4%, 感知 SNR 相较 TD3 提升约 16.7%, 且整体性能更稳定.

PA 与前述 MA、FA 同属通过改变天线物理位置获取空间自由度的技术, 三者的差别集中体现在硬件复杂度、控制开销与自由度量级上. 硬件方面, MA 需为每个阵元配置独立的驱动机构与柔性射频馈线, 体积、重量与功耗随阵元数线性增长, FA 以导电流体在预置微通道内的移动完成辐射位置的切换, 不含宏观机械运动部件, PA 的辐射元件则是无源的介质夹持件, 一根介质波导即可复用单条射频链路为多个辐射点馈电, 射频前端数量与硬件成本远低于同等孔径的相控阵. 控制代价的差别既在于控制量的形式, 也在于重构速率, MA 需逐阵元回传连续的位置坐标, 信令量随阵元数线性增长, FA 的端口切换是有限集合内的离散选择, 单链路仅需回传端口编号, PA 只需回传各辐射点沿波导的一维坐标; 但三者的重构或依赖机械运动 (MA、PA), 或依赖流体输运 (FA), 其变化速率相对于电控相移器件低若干量级, 只能适配慢变信道, 在星地链路中还须与数十毫秒的往返时延叠加考虑. 自由度量级则受馈电机理制约, 信号以导模形式沿波导传播, 第 n 个辐射点的激励相位由其位置决定, 即 $\varphi_n = -2\pi x_n/\lambda_g$, 其中 x_n 为该辐射点沿波导的坐标, λ_g 为导波波长, 相位与位置强耦合而无法独立设置, 激励幅度还受波导传输损耗的约束沿传播方向逐点衰减, 于是 K 个辐射点仅提供 K 个连续变量, PA 的优化变量维数在三者中最低而可行域所受限制最为严格, 其波束赋形问题区别于常规的相控阵优化. 上述差异也划定了 PA 的适用边界: 介质波导的传输损耗随长度累积, 且辐射点位置与相位强耦合限制了波束赋形能力, 因此 PA 更适合密集城市与室内等短距、低硬件开销的部署场景, 而在需高增益、远距离覆盖的星地链路上作用有限.

由于上述五类具有可重构能力的新型天线分别作用于信道的不同环节, 优化空间彼此不重叠, 其联合部署可形成超可加性增益, 即联合增益超过各类天线单独增益之和. 具体而言, RIS 的环境侧可编程反射与 MA 的发射端位置优化协同作用于信道的不同环节, PA 的近场精细聚焦可辅助 RIS 的远场覆盖, RA 的快速指向调整可为 MA 的位置优化提供粗对准, FA 的终端位置自适应可配合基站端 MA/RIS 实现端到端全链路优化. 超可加性增益的成立以各类天线互不干扰为前提, 真实平台往往难以满足这一条件, 频谱、控制与硬件三个层面均存在需要处理的冲突. 在频谱层面, 冲突源于器件的色散, RIS 单元的相移由谐振结构产生, 其数值随频率变化. ISAC 系统为提高距离分辨率需要较大带宽, 此时同一相位码本在各子载波上存在相位偏差, 表现为波束斜视, 感知波束的旁瓣电平随之抬升. PA 的频变来自波导传输机制: 辐射点坐标 x_n 固定不变, 而激励相位中的导波波长 λ_g 随频率变化, 同一布局在不同频点上对应的激励相位互不相同. 波导越长, 相位误差累积越多, 近场波束的聚焦位置随频点偏移也越明显. MA、RA 与 FA 依靠机械位移、阵列旋转完成调控, 本身不存在色散效应; 但与 RIS 共址后, RIS 带来的频偏失真会打破基于单频点建立的信道优化模型, 导致频段边缘的天线阵列优化效果失效. 可行的补偿途径包括: 采用宽带化的 RIS 单元; 在优化模型中直接以宽带信道为对象; 将波束斜视视为频域失真, 在波形侧预先补偿.

在控制层面, 主要约束不是控制信令的数据量大小, 而是各天线更新周期之间的数量级差异. MA 与 PA 需沿导轨或波导平移阵元, 重构时延最长; RA 仅调整阵列整体指向, 伺服电机或微机电系统驱动的响应时间可达亚毫秒量级, 采用电控方式时还可进一步缩短 [84]; RIS 的电控相移最快. 若要求各天线在同一周期内同步更新, 系统整体重构速率将受限于重构时延最长的 MA 与 PA, RIS 的快速调控能力也无法发挥. 2.4.3 小节指出, 星地往返时延为 20∼40 ms, 远大于毫米波信道的相干时间. 星载 RIS 的相位配置因而无法由地面闭环实时下发, 只能依靠星上自主决策或按轨道星历开环预配置. 结合上述内容, 多天线联合部署可采用时间尺度解耦方案: MA 与 PA 的阵元位置作为慢变量, 在准静态尺度上依据统计信道信息或轨道与轨迹先验离线优化; RA 指向、RIS 相位与数字预编码作为快变量, 由节点本地在相干时间尺度上闭环更新. 这样处理既回避了长时延对闭环控制的制约, 也不会使控制开销随天线种类线性叠加.

在硬件层面, 冲突表现为平台资源的竞争与电磁耦合干扰的影响. 机械转台与射频前端、机载算力单元竞争本已紧张的体积、重量与功率预算. 转台运动时产生振动, 经机体结构传导进天线阵列, 引入随机相位抖动, 高精度感知所依赖的长时相干积累因此受损, 这也是星载平台一般不宜采用机械式可重构器件的原因. 无源 RIS 面板与 MA 或 PA 近距离共址时会产生二次散射与互耦, 各自独立设计时假设的信道模型不再成立, 分别优化再

叠加的做法不再可行. 有源 RIS 的放大链路需要额外功率, 星载平台难以同时满足其需求与高功率 ISAC 发射. 综合以上原因, 多类天线需按照平台硬件条件分层布设: 星载平台以 RIS 配合低 PAPR 波形为主; 机载平台复用既有云台机构实现 RA, 并可搭配无机械部件的 FA; 密集 RIS、PA 与超大规模 MIMO 的联合部署更适合放在地面平台.

3.3　接收端信号处理与参数估计

在发射端完成了波形设计与波束赋形之后, 接收端需从混合了通信信号、感知回波和噪声的接收信号中分离并提取所需信息. 在 SAGIN 通感算一体化系统中, 接收端处理面临双重挑战: 一方面, 各层信道的高动态性与异构性导致经典信号处理方法的模型假设 (如广义平稳性、远场平面波等) 不再普遍成立, 直接影响参数估计的精度; 另一方面, 可重构技术的引入虽然改善了等效信道条件, 但同时也显著增加了需要估计的信道参数维度, 例如 RIS 系统中级联信道的参数量与反射单元数成正比, MA 系统中的信道矩阵随天线位置连续变化. 针对上述挑战, 接收端处理可从估计方法与接收机架构两个层面展开: 经典参数估计方法以信号模型为基础, 构成接收端信息提取的理论基石; 数据驱动与模型驱动的接收机设计则为模型失配和高维参数场景下的接收处理提供了新的解决途径.

3.3.1　经典参数估计方法

接收端对感知参数的提取通常从经典估计方法入手, 其中子空间类方法因具备超分辨能力而应用最广. 这类方法利用信号子空间与噪声子空间的正交性来突破瑞利分辨极限. 多信号分类 (multiple signal classification, MUSIC) 算法通过构造空间谱并执行谱峰搜索来估计目标方位角, 其分辨能力不受阵列孔径的瑞利限制, 在 SNR 足够高时可区分角度间隔远小于阵列波束宽度的两个目标 [87]. 旋转不变参数估计技术 (estimation of signal parameters via rotational invariance technique, ESPRIT) 利用阵列流形的移位不变结构, 避免了 MUSIC 所需的多维谱峰搜索, 计算复杂度显著降低 [88]. 在 SAGIN 场景中, 由于快拍数有限且 SNR 较低, 子空间方法的性能可能显著偏离理论极限.

针对毫米波与太赫兹频段信道的稀疏性, 压缩感知 (compressed sensing, CS) 方法利用目标场景在特定变换域的稀疏先验, 以远低于奈奎斯特 (Nyquist) 采样率完成信号重构. Gao 等 [89] 针对毫米波大规模 MIMO-ISAC 网络提出压缩采样框架并构造适用于宽间距雷达阵列的专用稀疏字典, 将信道估计与雷达成像统一为稀疏恢复问题; Behdad 等 [90] 针对多站感知的无蜂窝大规模 MIMO-ISAC 网络提出最大后验概率比检测器以在杂波下融合多个接收 AP 信号, 并在保证用户最低通信 SINR 的前提下设计功率分配以最大化感知 SINR; Xiao 等 [91] 则针对 MIMO-OFDM 系统提出联合角度 – 距离 – 速度估计算法, 利用三维回波数据显著降低参数估计均方根误差 (root mean square error, RMSE). Chen 和 Qi [92] 针对 ISAC 系统提出联合稀疏贝叶斯学习 (joint sparse Bayesian learning, JSBL) 算法, 通过自适应模式耦合先验挖掘感知与通信信道的联合稀疏特性, 有效提升了信道估计与目标角度估计性能.

3.3.2　数据驱动与模型驱动的接收机设计

上述经典参数估计方法建立在对信道统计特性的严格先验假设之上, 例如信道的广义平稳性、散射路径的稀疏性或在特定字典下的可压缩性. 然而, 在 SAGIN 这类高度动态的场景中, 平台的高速运动、跨域切换与复杂多径传播会导致信道呈现强烈的非平稳与时间 – 频率双选择性, 致使传统预设模型与实际信道失配. 相比之下, DL 凭借深层神经网络的非线性映射与特征提取能力, 可直接从海量实测或仿真数据中学习高动态信道的内在规律与时变结构, 既能捕捉相位噪声、量化误差与非线性失真等非理想因素对信号的影响, 又能在推断阶段快速响应信道状态的突变, 从而在 SAGIN 环境下无需精确信道模型即可实现可靠的信道估计与信号检测.

纯数据驱动方法的性能高度依赖训练数据的分布, 一旦测试场景偏离训练集则输出可能显著退化, 且黑箱式决策难以提供物理层面的解释. 模型驱动 DL 通过将传统迭代算法的数学结构与神经网络的参数自适应能力相融合弥合了这一鸿沟, 其代表性的深度展开方法已在 3.2.1 小节述及; 将该思想用于接收端时, 通过把信道统

计先验与信号传输模型嵌入网络架构, 可在少量导频下实现高性能估计, 并在非理想因素下保持更好的鲁棒性与泛化能力.

感知信息辅助的信道预测是另一条重要的技术途径: Yuan 等 [13] 面向车载 ISAC 系统, 提出贝叶斯预测波束赋形方案, 基于因子图消息传递实现车辆运动参数估计与波束方向预测, 无需专用导频, 显著降低信令开销并提升波束跟踪精度. 这一方法的有效性来源于通信信道与感知信道之间的内在关联: 对同一目标, 其雷达回波中包含的角度和速度信息可直接用于预测该目标在下一时刻的信道状态, 无需额外发送导频信号. 在 SAGIN 跨层协同架构下, 这一思路可进一步拓展为分布式接收机联合感知机制: 星载接收机完成广域粗粒度目标检测与信道预判, 空中平台接收机进行中粒度参数细化与跟踪, 地面终端接收机实现高精度 CSI 估计与波束校准, 通过层级化感知信息的共享与融合, 系统无需额外的导频开销即可实现高动态信道的连续跟踪, 在大幅降低信令开销的同时, 显著提升了跨域切换时的链路鲁棒性.

4　空天地融合网络的通感算资源调度与系统协同

信号处理主要解决信号在物理层的收发问题, 而 SAGIN 作为跨层级多节点的复杂系统, 还需在网络层面解决多节点间的资源竞争与跨层协同问题. 围绕第 2 节所揭示的资源层与系统层两类挑战, 本节从通感算多维资源联合分配、云雾边端协同计算架构与算力调度、跨层协同组网与拓扑管理、人工智能驱动的网络管控以及内生安全与隐私保护五个方面展开论述.

4.1　通感算时空频能多维资源联合分配

当通信、感知与计算共享无线基础设施时, 有限资源在三者之间的分配不再是单一维度的规划问题: 时间域需协同分配传输时隙, 频率域的通信带宽、感知带宽与上行卸载频带共同受限于系统总带宽, 空间域的三类波束争夺有限的天线阵列自由度, 能量域的通信能耗、感知能耗与平台运行功耗共同竞争有限的功率预算. 图 5 展示了多维资源联合分配的基本原理, 六个子图分别对应时分复用的两种模式、空间域多波束服务、频分复用与 OFDM、五类节点的能量分配差异、非正交多址接入 (non-orthogonal multiple access, NOMA) 的功率域叠加原理以及边缘节点的算力分配. 上述各维度的资源分配通过信号设计与硬件约束深度耦合, 构成了通感算一体化系统多维联合优化的基础.

4.1.1　时域资源的时隙竞争与帧结构设计

通信功能依赖连续的符号时隙来维持稳定的吞吐量, 感知功能则要在一个相干处理间隔 (coherent processing interval, CPI) 内积累足够多的符号才能获得较高的速度分辨率, 而计算卸载功能占用专用的上行时隙, 以将感知数据从终端或 UAV 送至边缘服务器, 这三类需求在时域上彼此竞争又需相互协调 [93]. 从时域资源的划分方式来看, 时分复用 (time division multiplexing, TDM) 是通感算系统中分配时隙资源的基本方法, 其根据时隙的分配是否固定可进一步区分为同步时分复用 (synchronous time division multiplexing, STDM) 与异步时分复用 (asynchronous time division multiplexing, ATDM) 两种模式.

同步时分复用为通信、感知与计算卸载预先分配固定的时隙配额, 三类功能按固定的顺序与时长依次或交替执行, 其优势在于实现简单、调度确定性强, 各功能所获时域资源在帧间保持稳定, 有利于保证通信吞吐量与感知刷新率的可预测性. 在 SAGIN 的星载平台上, 由于星载处理器的算力有限且软件更新周期较长, 固定帧结构的低复杂度特性使同步时分复用成为更为现实的选择. 然而, 同步时分复用的主要局限在于, 当某类功能的瞬时负载低于其预分配的时隙配额时, 空闲的时隙无法被其他功能利用, 导致时域资源的浪费. Meng 等 [94] 针对 UAV-ISAC 系统归纳出 Co-ISAC、TDM-ISAC 与 GTDM-ISAC 三类 ISAC 帧协议, 并在 TDM-ISAC 下通过联合优化资源分配与 UAV 轨迹, 在给定感知频率约束下最大化通信吞吐量, 并揭示了感知频率与通信性能之间的折中, 即当感知频率升高时, UAV 轨迹由大弧线逐渐退化为在目标与用户之间来回折返的短轨迹, 通信速率随之下降. 由此可见, 在同步时分复用框架下, 通感算之间的时域资源竞争本质上是一个零和博弈, 一类功能所获

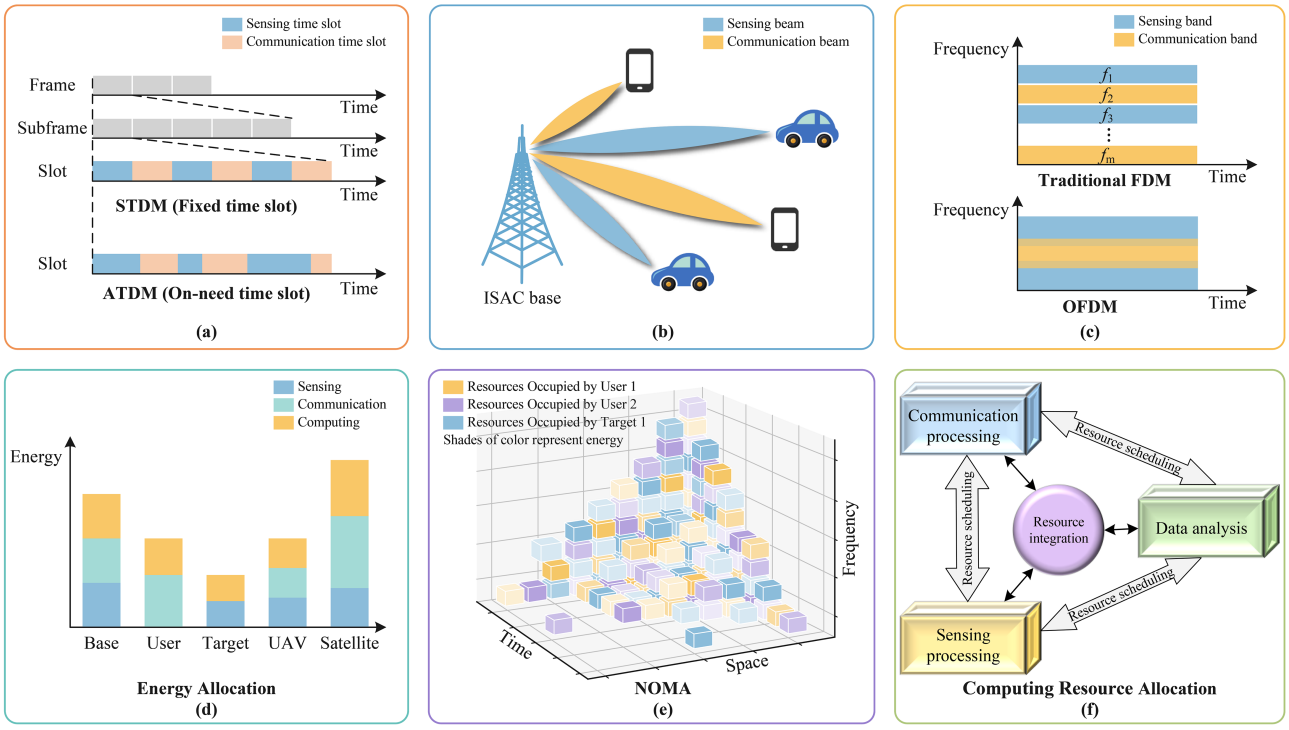

图 5　(网络版彩图) 空天地通感算一体化多维资源联合分配示意图. (a) 时分复用; (b) 空域波束分配; (c) 频分复用与正交频分复用; (d) 能量域分配; (e) 功率域 NOMA; (f) 计算资源分配.

Figure 5　(Color online) Multi-dimensional resource allocation for SAGIN-ICSC. (a) TDM; (b) spatial beam allocation; (c) FDM and OFDM; (d) energy allocation; (e) power-domain NOMA; (f) computing resource allocation.

取的时隙增量必然以另一类功能的时隙减少为代价.

与同步时分复用的固定时隙分配不同, 异步时分复用仅在节点有数据待发时动态分配时隙, 避免了固定分配造成的时隙空闲浪费, 提高了信道利用率. 该方式亦称统计时分复用, 根据各功能的实时业务需求动态分配时域资源, 某类功能空闲时其时隙将被释放给有传输需求的功能使用, 因而在负载波动较大的场景中具有更高的资源利用效率. 通感算三类功能的瞬时负载分别随用户活跃程度、目标数量与本地预处理的压缩效果而变化, 均呈现明显的时变特性, 异步时分复用能将空闲时隙重新分配给负载较重的功能, 从而在总时隙资源不变的条件下提升系统整体吞吐量. 然而, 这种动态分配在提升效率的同时也引入了额外的复杂度, 系统需维护能感知各功能队列状态与优先级的调度器, 而 SAGIN 各层节点时域约束的显著差异进一步增加了设计难度. 空间层星地链路的往返传播时延远超地面系统典型的毫秒级帧长, 感知回波的到达时间可能跨越多个传输帧, 调度器需在跨帧尺度上协调感知信号的发射与回波接收; 空中层 UAV 在毫米波频段的信道相干时间仅为数毫秒, 可用于感知积累的符号数受此限制, 调度器需在每个相干时间内完成时隙的重新分配; 地面层帧结构设计的灵活度相对较高, 但密集用户场景下多路业务的并发请求使异步调度的计算开销不可忽视. 因此, 异步时分复用的调度算法需在资源利用效率与调度复杂度之间进行权衡.

4.1.2　频域资源的传统频分复用与正交频分复用

当通感算共享有限的频谱资源时, 其划分方式将直接影响系统整体性能. 传统频分复用 (frequency division multiplexing, FDM) 将系统可用总带宽划分为若干相互正交的子频带, 在通感算一体化系统中可为通信数据传输、感知信号发射与计算卸载上行传输分别分配独立子频带, 其优点是实现简单、各功能间相互干扰小. 然而 FDM 要求在相邻子频带之间设置保护间隔以防止频谱泄漏造成的邻道干扰, 这部分频谱无法用于数据传输, 且预分配的子频带在对应功能空闲时无法被其他功能所利用, 频谱利用效率因而受限.

与 FDM 需设置保护间隔不同, OFDM 通过将宽带信道划分为大量相互正交的窄带子载波实现频域资源的

高效利用, 在相同总带宽下可容纳更多有效子载波, 频谱效率显著高于 FDM. 在通感算一体化系统中, OFDM 子载波可根据业务需求动态分配给通信、感知或计算卸载功能, 例如将信道条件较好的子载波分配给通信而将频带两端连续排列的子载波分配给感知以获得较大的有效带宽. 然而 OFDM 的高 PAPR 在星载与机载平台的受限功放条件下会引起严重的带外辐射与带内失真, 需采用峰均比抑制技术或改用 DFT-s-OFDM 等低 PAPR 波形加以缓解.

4.1.3　空域资源中波束自由度的通感竞争

在配备多天线阵列的通感算一体化系统中, 波束赋形通过调整空间域的信号能量分布来同时服务通信用户与感知目标, 然而, 由于天线阵列的空间自由度有限, 通信波束与感知波束之间存在天然的竞争关系. 从式 (3) 可看出, 感知波束赋形矩阵 $\mathbf{W}_s^{(l)}$ 的功率增加会以干扰项的形式降低通信用户的 SINR; 从式 (4) 可看出, 感知的 FIM 取决于发射信号协方差矩阵 $\mathbf{R}_x^{(l)}$, 通信预编码 $\mathbf{W}_c^{(l)}$ 占用的功率越多, 可分配至目标方向的感知功率便越少, 从而抬高 CRB, 上述空间域资源竞争共同构成了通感算的性能折中.

空间域竞争的激烈程度与通信用户和感知目标的空间分布密切相关, 二者方向角相互正交时波束赋形可在不同方向上独立分配资源, 两项功能几乎无损共存; 而当二者位于相近方向时, 空间自由度不足以同时形成两个独立的高增益波束, 性能折中最为剧烈. RIS 引入的 N 个反射相位变量、MA 的天线位置坐标与 PA 的辐射点配置使等效信道矩阵本身成为可调控的优化变量, 帕累托前沿由此向外扩展. 然而仅凭时域、频域与空域自由度的扩展尚不足以化解通感算资源分配的矛盾, 还需在能量维度对发射功率进行联合调度.

4.1.4　能量域资源分配与时空频能多维联合优化

通信、感知与计算对发射功率的需求不同, 通信需将功率投向用户方向以提升 SINR, 感知需在目标方向形成高增益窄波束以提升照射功率, 计算卸载则需保证上行链路最低传输速率以满足时延约束. 在 SAGIN 中, 各层平台的能量来源与约束形式各不相同: 空间层星载平台依赖太阳能供电且散热条件受限, 总发射功率与峰值功率均受到严格约束; 空中层 UAV 平台的有限电池容量需要同时支撑飞行功耗与通感算传输功耗, 由式 (8) 可知, 增大飞行速度以扩大感知覆盖范围将显著增加飞行功耗, 从而挤压通信与感知的可用功率预算; 地面层接入市电供电, 功率约束相对宽松, 能量域的矛盾主要转化为空间域自由度的竞争.

在上述功率约束条件下, 传统正交多址接入技术在时频域上区分不同用户与功能以避免相互干扰, 但正交资源的总量有限, 当用户数量或功能种类增多时正交维度趋于饱和, 系统可同时服务的用户数受限, 频谱效率难以进一步提升. NOMA 允许多个用户或多类功能共享相同的时频资源, 通过功率域或码域加以区分: 在功率域 NOMA 中, 不同用户的信号以不同功率水平叠加传输, 接收端采用串行干扰消除 (successive interference cancellation, SIC) 技术按功率由强至弱依次解码; 在码域 NOMA 中, 不同用户通过非正交的稀疏码字区分, 接收端借助多用户检测实现信号分离.

NOMA 的功率域叠加原理使通信信号与感知信号可在功率域进行非正交叠加: 基站在同一时频资源上同时发射面向用户的通信信号和面向目标的感知信号, 接收端首先解码功率较强的通信信号并将其从接收信号中消除, 再对残余信号进行感知参数估计. Zhou 等 [95] 在 NOMA-UAV-ISAC 网络中提出基于密度加权层次聚类 (density-weighted agglomerative hierarchical clustering, DWAHC) 与多智能体决斗深度 Q 网络 (multi-agent dueling deep Q-network, MA-DuelingDQN) 的框架, 联合优化用户聚类、UAV 三维轨迹与功率分配, 相比正交多址 (orthogonal multiple access, OMA) 方案与其他基线在下行传输时延与条件互信息 (conditional mutual information, conditional MI) 上均取得改善. 由此可见, 功率域的非正交叠加能为通感算提供比正交划分更高效的资源复用方式, 尤其适合 SAGIN 中频谱资源紧张的场景. 然而其在 SAGIN 中的应用面临特有挑战, SIC 接收机对信道状态信息的精度要求较高而星地与空地链路的高动态信道使精确估计较困难, 且 SIC 的解码顺序与功率分配比例需根据各层信道条件自适应调整, 增加了跨层联合优化的复杂度.

上述时域、频域、空域与能量域的资源竞争通过信号设计和硬件约束深度耦合, 例如, 增大感知带宽 (频域) 以提升距离分辨率, 将直接减少通信可用的频谱资源, 从而降低上行传输速率 (频域与时域耦合), 进而增大计算

表 5　代表性通感算波束赋形与资源分配方案对比.

Table 5　Comparison of representative ICSC beamforming and resource allocation approaches.

Ref.	Scenario	Objective	Method	Complexity
Convex/iterative optimization				
[32]	MIMO ISAC	CRB-rate Pareto frontier	Lagrange dual + SVD water-filling	Semi-closed form
[60]	MU-MT MIMO ISAC	Min. weighted sum-CRB	WMMSE-SDR	$O(N_t^{6.5})$/iter
[61]	MU-MIMO DFRC	Min. beampattern MSE	SDR/ZF	$O(K^{6.5}M^{6.5})/O(M^{6.5})$
Learning-based				
[62]	Distributed UAV swarm ISAC	Multi-reward: MI, rate, energy, fairness	Multi-agent DDQN	Online forward pass
[63]	MU-ISAC, cluttered	Min. (MUI + 1/SINR)	ADMM deep unfolding	$O(QMN_t^3L^3)$
[97]	Multi-UAV ISAC	Max-min weighted SE	Symmetry-augmented DRL	DRL inference
Reconfigurable-technology-aided				
[70]	STIN + RIS	Max. sum-rate	F-DDPG/F-DQN	Per FL round
[75]	RIS-ISAC, NLoS targets	Max-min RIS beampattern	AO + SDR	SDP per iter
[78]	MA-ISAC	Max. (rate + sensing MI)	FP + KKT + 3-stage SPGA	$O(I_aI_gN^2K^2L_p^2)$
[83]	FA-ISAC	Max. sensing SNR	AO: FA pos. + BF (SDR/SCA)	$O(K^{4.5}N_t^{4.5})$/iter

数据的卸载时延 (时域与算力资源耦合). 为此, 需要建立涵盖多个资源维度的统一优化框架. 一个典型的多维联合优化问题可表述为

$$\begin{aligned}\max_{\{\mathbf{w}_{c,k}\}_{k=1}^{K},\,\mathbf{W}_s}\quad & \omega_c\sum_{k=1}^{K}R_k+\omega_s\,\mathrm{tr}(\mathbf{A}_s^{\mathrm{H}}\mathbf{R}_x\mathbf{A}_s)\\ \text{s.t.}\quad & \mathrm{tr}(\mathbf{R}_x)\leqslant P_t,\\ & T_{\mathrm{comp},k}\leqslant T_{\max},\quad \forall k,\\ & \mathrm{CRB}(\xi_{q,i})\leqslant\gamma_s,\quad \forall q,i,\end{aligned}\tag{11}$$

其中 $\mathbf{R}_x=\sum_{k=1}^{K}\mathbf{w}_{c,k}\mathbf{w}_{c,k}^{\mathrm{H}}+\mathbf{W}_s\mathbf{W}_s^{\mathrm{H}}$ 为由式 (5) 给出的发射信号协方差矩阵, ω_c 和 ω_s 分别为通信与感知的权重系数, $\mathrm{tr}(\mathbf{A}_s^{\mathrm{H}}\mathbf{R}_x\mathbf{A}_s)$ 为目标方向上的感知波束方向图增益 (作为便于求解的感知度量, 目标估计精度要求则由 CRB 约束保证), $\mathbf{A}_s$ 为感知方向的导向矩阵, $T_{\mathrm{comp},k}$ 为第 k 个用户卸载任务的端到端计算时延 (式 (7) 的按用户扩展), $T_{\max}$ 为计算任务的最大允许时延, γ_s 为感知 CRB 的上界.

上述多维联合优化问题的非凸性与高维度使其求解面临显著困难 [96], 凸优化方法可提供结构化的求解框架, 但其 $O(N_t^3)$ 量级的计算复杂度在 SAGIN 大规模场景下难以满足毫秒级实时性要求; 且时域、频域、空域与能量域的变量之间存在级联耦合, 传统交替优化方法即使在每个子问题上收敛, 也可能因分解方式不当而远离全局最优.

基于 DL 的智能求解方法为多维联合优化提供了更具可扩展性的技术路径, DRL [97]、MARL [62]、深度展开 [63] 与 GNN [64,65] 等方法均可应用于本节的多维资源分配问题的求解: DRL 直接学习从网络状态到多维资源分配方案的端到端映射, 避免了交替优化中子问题分解带来的性能损失; MARL 适配多节点协同决策场景, 将高维联合动作空间分解为多个低维局部决策空间 [98]; GNN 适配 SAGIN 中节点连接关系的动态变化, 拓扑发生变化时只需更新图的结构而无需重新训练模型. 表 5 从优化目标、求解方法与计算复杂度等维度对代表性的通感算波束赋形与资源分配方案作了系统对比.

4.2　云雾边端协同计算架构与算力调度

SAGIN 的算力资源在云、雾、边、端之间呈梯度分布, 沿这一方向可用算力与处理时延逐级递减, 而待处理的数据量逐级递增, 云雾边端协同的实质是依任务的时延预算与链路带宽条件, 在这三条梯度上为其选定处理

层级. 在空天地融合的通感算一体化网络中, 雷达回波的实时目标检测、多源感知信息的融合关联以及基于感知结果的智能决策均对计算处理能力提出了极高的要求. 然而, 将所有感知与通信数据集中上传至远端云数据中心进行处理的传统云计算模式, 在 SAGIN 场景中面临双重挑战: 一方面, 星地与空地链路的有限带宽难以承载海量原始感知数据的实时传输, 以 UAV 搭载的雷达传感器为例, 其原始回波数据速率可达数十 Gbps 而空地链路的典型带宽仅为数百 Mbps; 另一方面, 云端处理引入的端到端时延通常在百毫秒至秒级范围内, 远不能满足低空目标跟踪与自动驾驶等场景对毫秒级响应的要求. 为解决上述挑战, 将算力资源从集中式的云端向网络边缘和中间层逐级下沉, 构建覆盖终端层、边缘层、雾层与云层的分布式协同计算架构, 已成为 SAGIN-ICSC 中算力部署的发展趋势. 图 6 展示了面向通感算一体化的云雾边端四层协同计算架构.

4.2.1　云计算与云端全局优化

在分布式协同计算架构的顶层, 云数据中心拥有丰富的计算、存储与网络资源, 可支撑大规模矩阵运算、深度神经网络训练以及全局态势融合等计算密集型任务. 在 SAGIN-ICSC 中, 云层的定位并非直接处理实时性要求极高的感知与通信任务, 而是承担全局资源调度策略的优化计算、跨区域态势感知图的构建与更新、以及 AI 模型的集中训练与分发的功能. 为 SAGIN 全网数百个节点同时计算最优波束赋形方案所需的算力远超任何单个边缘节点的承载能力, 必须依赖云端 GPU 集群, 联邦学习中全局模型的聚合更新与信道数字孪生模型的离线训练亦然. 然而云端与终端之间的长传播路径使端到端时延较高, 因此云层主要扮演离线全局优化器与模型训练中心的角色, 实时性要求较高的任务则需下沉至更靠近数据源的计算层级 [99].

4.2.2　边缘计算与通感算实时处理

与数据须回传至远端云中心集中处理的传统模式不同, 将算力下沉至网络边缘、使其在空间上邻近数据源, 可显著降低通感算系统的端到端时延. MEC 通过在基站侧部署具备 GPU 加速能力的边缘服务器, 使感知数据处理与通信信号解调能在数据产生的附近就地完成. 如图 6 所示, ICSC 边缘节点同时承载边缘通信、边缘感知、边缘计算与边缘 AI 模型训推四类功能, 形成了通感算在边缘侧的深度融合.

边缘服务器需同时处理特性迥异的计算任务, 通信解调任务的计算量相对固定且可预测, 对处理时延的要求通常在亚毫秒至毫秒级; 感知数据处理任务的计算量则随目标数量、分辨率要求与检测算法复杂度动态波动, 峰值需求可能远超平均值. 两类任务在有限的边缘算力上竞争处理时间, 需引入差异化的优先级调度机制, 时延敏感的通信解调与实时感知处理应被赋予较高优先级, 可容忍一定时延的全局态势融合与离线模型更新则可安排在算力空闲时段执行.

边缘计算在 SAGIN 中的部署还面临星载与机载平台的特殊硬件约束 (详见 2.4.3 小节), UAV 端侧虽然可搭载嵌入式 GPU (如 NVIDIA Jetson 系列), 但受电池容量和散热条件限制, 持续高负载计算会显著缩短飞行续航时间. 为适配上述约束, 可采用轻量化模型技术将地面云端训练好的大模型部署至星载/机载平台, 在精度损失可控的前提下大幅降低推理时延.

4.2.3　雾计算层的中间协调与数据聚合

当 SAGIN 中数以千计的边缘节点需协同完成跨区域感知数据融合或分布式模型训练时, 边缘节点之间直接通信的开销将随节点数呈二次方增长, 且中间计算结果在上传至云端之前缺乏有效的汇聚与预处理环节, 雾计算 (fog computing) 层正是为填补这一空白而设计的中间计算层级 [100]. 如图 6 所示, 雾层由雾节点 (fog node) 与雾网关 (fog gateway) 构成, 通过雾间 (fog-to-fog) 链路实现横向数据交换, 并通过雾云 (fog-to-cloud) 与边雾 (edge-to-fog) 链路分别与云层和边缘层纵向连接.

在 SAGIN-ICSC 中, 雾层承担三类关键的中间协调功能: 在数据聚合方面, 多个边缘节点采集的局部感知结果在雾层完成初步的关联融合与冲突消解后以压缩形式上传至云端, 由此将边缘到云端的上行数据量降低一至两个数量级; 在算力调度方面, 当某个边缘节点的计算负载超过其本地处理能力时, 雾节点可作为中间调度器将超额任务分配至负载较轻的相邻边缘节点或本雾层的计算资源, 实现区域范围内的负载均衡; 在模型同步方面,

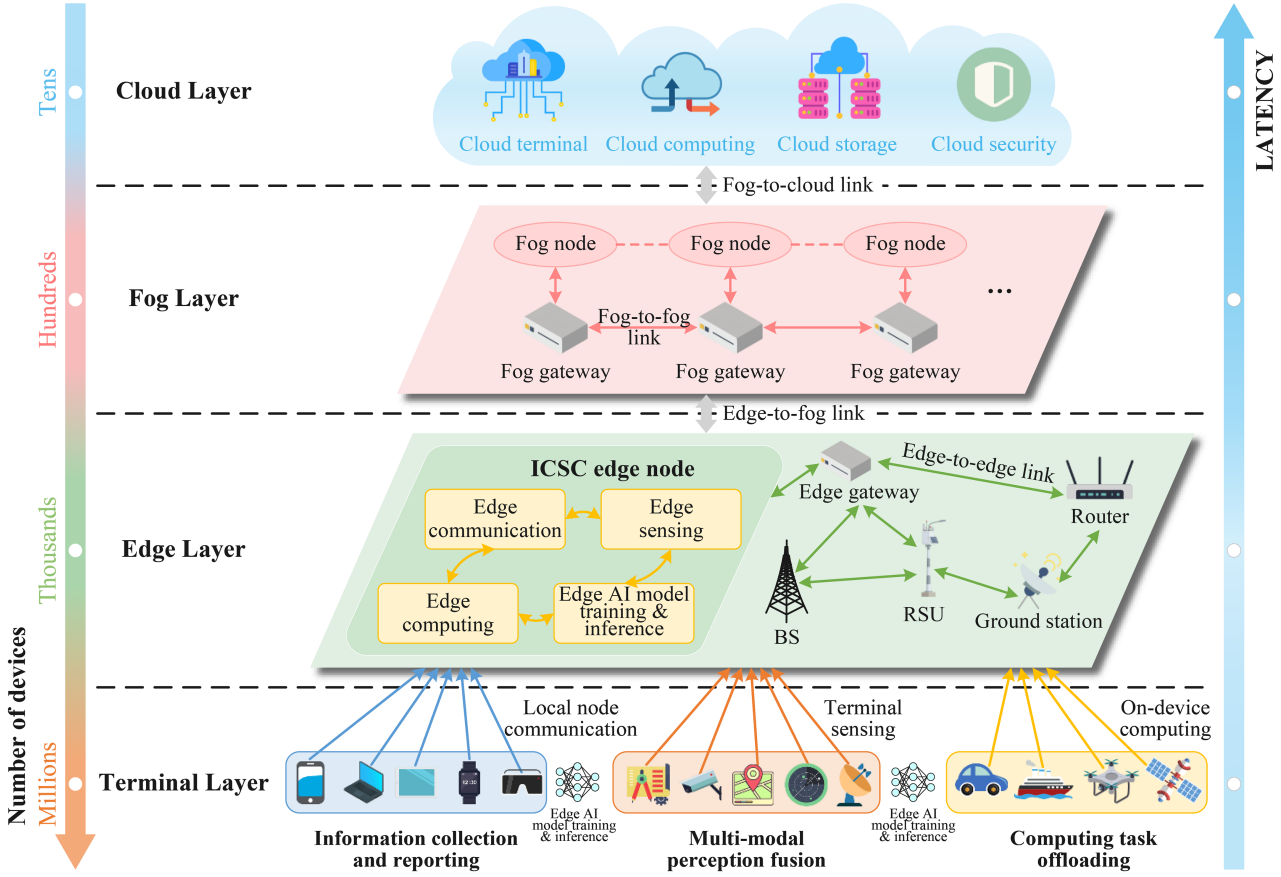

图 6　(网络版彩图) 面向通感算一体化的云雾边端四层协同计算架构.

Figure 6　(Color online) Cloud-fog-edge-terminal collaborative computing architecture for ICSC.

联邦学习中各边缘节点上传的本地模型参数可先在雾层进行区域级聚合再上传至云端作全局聚合, 上述两级结构能在降低云端通信开销的同时加速模型收敛.

雾层节点的计算与存储能力高于边缘层而低于云端, 典型部署形态包括区域级汇聚路由器、小型数据中心与具备一定计算能力的网关设备. 在 SAGIN 场景中, 地面站可同时承担边缘节点与雾网关的双重角色, 对本地产生的感知数据执行边缘计算, 对来自多个远端基站与 UAV 的中间结果执行雾层聚合, 从而在不增加额外基础设施的前提下实现雾计算的功能覆盖.

4.2.4　云雾边端协同的分层卸载模型

终端层设备完成基本的信号采集与轻量化预处理后将中间结果卸载至最近的边缘节点, 边缘节点完成实时目标检测与特征提取后将需要跨区域融合的中间结果上传至雾层, 雾层完成区域级聚合与初步融合后再将全局优化任务提交至云端. 这一逐级卸载过程可形式化为多阶段联合优化问题. 设第 l 层节点产生的感知数据量为 D_l bit, 其中 $\alpha_l \in [0,1]$ 的比例在本层处理, $(1-\alpha_l)$ 的比例卸载至上一层. 则第 l 层的本地计算时延和卸载时延分别为

$$T_{\text{local}}^{(l)} = \frac{\alpha_l C_l D_l}{f_l}, \quad T_{\text{offload}}^{(l)} = \frac{D_l'}{R_l^{\text{up}}}, \quad D_l' = \rho_l(1-\alpha_l)D_l, \tag{12}$$

其中 C_l 为每比特数据处理所需的 CPU 周期数, f_l 为第 l 层的计算频率, $\rho_l \in (0,1]$ 为本层预处理的压缩比, $D_l' = \rho_l(1-\alpha_l)D_l$ 为卸载至上一层的压缩数据量, R_l^{up} 为向上一层传输的链路速率. 在串行处理模式下, 端到端

总时延为各层本地处理时延与向上一层卸载时延的累加:

$$T_{\mathrm{e2e}}=\sum_{l}\left(T_{\mathrm{local}}^{(l)}+T_{\mathrm{offload}}^{(l)}\right), \tag{13}$$

当各层处理可流水并行执行时, 端到端时延受限于各层处理时延的最大值. 最优卸载比例 $\{\alpha_l\}$ 取决于各层算力 f_l、链路速率 R_l^{up} 与压缩后卸载数据量占比 D_l'/D_l 之间的平衡: 星载平台的 f_l 最低但数据压缩潜力最大, 边缘层的 f_l 与 R_l^{up} 均较高但本地存储有限, 雾层在存储与跨域融合能力上优于边缘层而低于云端. 因此最优卸载策略需综合考虑各层异构约束, 在端到端时延、计算精度与能耗之间寻求全局最优. 在单层 MEC 场景下, 已有研究就此类联合优化问题作了系统探讨, 例如李云等 [101] 针对多基站多用户 MEC 网络, 用基于图注意力网络的混合动作多智能体强化学习捕捉基站邻域间的空间相关性, 在时延约束下最小化系统能耗.

4.2.5　通感算协同的端到端时延优化

在通感算深度耦合的场景中, 端到端时延还包含感知数据处理时延与计算推理时延, 三个环节之间存在紧密的级联关系: 感知处理的输出构成通信波束预测的输入, 通信链路质量直接影响计算数据向边缘或雾层的卸载效率, 而计算结果又反过来影响下一轮的通感性能. 该级联依赖意味着端到端时延的优化不能将三个环节分别独立处理, 而需在通信、感知与计算之间进行联合设计.

针对上述级联时延问题, 流水线 (pipelining) 设计提供了一种有效的并行化策略. 设每帧时长为 T_f, 感知处理时延为 T_s, 通信波束配置时延为 T_b, 数据卸载时延为 T_o. 在串行处理模式下, 三个环节依次执行, 端到端时延为 $T_s+T_b+T_o$; 而在流水线模式下, 当前帧的感知数据被处理的同时, 前一帧的处理结果被用于通信波束配置, 前一帧的通信数据则被同步卸载至边缘或雾层节点, 三个环节并行执行后端到端时延降低为 $\max\left(T_s,T_b,T_o\right)+T_f$, 显著低于串行模式.

流水线设计在降低时延的同时也引入了新的约束条件, 由于当前帧的波束配置基于前一帧的感知结果, 当目标快速移动时, 一帧延迟可能导致波束指向出现偏差. 对以速度 v 移动的目标, 一帧延迟 T_f 导致的角度偏差约为 $\Delta\theta\approx v\cdot T_f/d$ (其中 d 为节点到目标的距离), 当 $\Delta\theta$ 超过波束半功率宽度的一半时信号功率将显著下降. 为补偿这一偏差, 需要利用感知功能获取的目标运动状态信息来预测其在下一帧的位置, 由计算模块完成预测推理后通信模块据此提前调整波束配置. 这一预测性补偿机制体现了通感算之间正向协同的内在逻辑: 感知为计算提供预测所需的状态信息, 计算为通信提供前瞻性的波束配置方案, 通信反过来保障了感知数据向上层计算节点的高效传输.

一帧延迟所引起的波束偏差是否需要补偿, 取决于 $\Delta\theta$ 相对波束半功率宽度的比值, 而非其绝对数值, 该比值在各层之间差异悬殊. 空间层的星地距离为 10^3 km 量级, 地面目标相对卫星的角速度很小, 单帧偏差相对星载波束宽度可以忽略. 该层的主要挑战在于 20∼40 ms 的星地往返时延使闭环反馈滞后数十帧, 但卫星轨道具有确定性, 补偿可依星历以开环前馈方式完成, 无需闭环跟踪. 空中层的主要误差来源不是目标运动, 而是 UAV 平台的姿态抖动, 补偿以惯性测量单元的输出前馈平台姿态为主, 其精度受云台响应带宽的限制. 地面层的阵列波束很窄, 车辆的近场角速度较大, 单帧偏差在半功率波束宽度中所占比例较大, 因此对波束指向补偿的需求最为迫切, 通常需借助扩展卡尔曼滤波预测目标轨迹.

流水线将端到端时延由 $T_s+T_b+T_o$ 压缩至 $\max\left(T_s,T_b,T_o\right)+T_f$, 前提是相邻帧的感知状态与信道先验保持连续, 但 LEO 卫星过顶切换会打破该连续前提. 单星可见时间窗口仅数分钟, 任务迁移至下一时隙服务卫星后, 无前一帧的处理结果, 且观测几何也已改变, 流水线流程需全部重置. 就长期平均吞吐量而言, 单次中断相对数分钟的可见窗口影响有限; 但对连续目标跟踪任务, 短暂的服务中断即可能使高速目标脱离预测波束, 引发航迹丢失, 后续的目标重捕获还需消耗额外的时间与算力. 为此卫星切换应采用先建后断的无缝切换机制, 首先依据轨道的确定性预知切换时刻, 两星并行维持一段重叠期后再切断旧链路, 重叠期内可临时放宽波束宽度或退回串行处理, 以少量性能代价换取切换期间的链路稳健性.

4.3　跨层协同组网与拓扑动态管理

4.3.1　多 UAV 协同部署与轨迹规划

空中层节点的位置可变性与轨迹可控性为通感算系统引入了地面固定网络所不具备的优化自由度, UAV 的三维飞行轨迹既决定空地信道的大尺度传播特性, 又影响系统的感知覆盖范围与能耗分配, 使轨迹优化成为与波束赋形、功率控制深度耦合的联合规划问题 [102]. 由于飞行功耗与通感算传输功耗共同竞争有限的电池能量, 通感算性能优化实质上是将能量在移动、通信、感知与计算四个维度之间最优分配的跨域耦合问题.

对单 UAV 场景, 现有研究通常采用交替优化框架将轨迹优化与波束赋形设计解耦处理 [103]. Mao 等 [104] 针对 SAGIN-ISAC 无人机通信系统提出基于位置预测的信道分布估计与鲁棒波束赋形设计, 通过扩展卡尔曼滤波 (extended Kalman filter, EKF) 与中断概率约束处理用户移动性带来的信道不确定性. Moon 等 [105] 针对 RIS 辅助 ISAC-UAV 网络采用 DDPG 算法, 在雷达目标检测 SNR 约束下联合优化基站波束赋形与 RIS 相移, 验证了 DRL 在处理此类复杂联合优化问题时的有效性.

对多 UAV 协同场景, 联合动作空间的维度随 UAV 数量迅速增长, 使集中式优化方法在实时性与可扩展性上面临挑战. 传统集中式方案如张京等 [106] 在多 UAV-ISAC 系统中采用光滑逼近与交替优化联合优化 UAV 发射功率分配与三维部署以平衡通信吞吐量与最差目标 CRB, 但当 UAV 数量进一步扩大时该类方法的求解代价难以接受. MARL 通过让各 UAV 维护独立的策略网络, 将高维联合动作空间分解为多个低维局部决策空间, 为多 UAV 协同提供了可扩展的求解路径. Gao 等 [107] 针对 3D 部署的多 UAV ISAC 系统与漫游用户场景, 提出基于混合奖励多智能体近端策略优化 (hybrid reward multi-agent proximal policy optimization, HR-MAPPO) 的轨迹与波束赋形联合优化框架, 采用集中式训练分布式执行架构, 在满足感知波束方向图增益约束下最大化系统和速率, 验证了 MARL 在多节点 SAGIN 环境中的可扩展性.

4.3.2　多星协同通感与星地拓扑管理

在空间层, 单颗 LEO 卫星对同一地面区域的可见时间窗口仅有数分钟, 仅依靠单星感知无法实现持续的目标跟踪; 且单颗 LEO-MIMO 卫星在宽带工作时还会因子载波间阵列响应差异出现波束斜视效应, 需要专门设计的斜视感知方案加以抑制 [108]. 多星协同通感通过汇聚多颗卫星对同一目标不同观测角度的费希尔信息, 可显著提升感知精度并实现连续跟踪. Wang 等 [109] 针对 LEO 星座提出多星协同通信波束赋形与感知波形联合设计, 以 CRB 为感知度量, 在功率与速率约束下通过协作提升定位精度与通信性能.

然而多星协同面临两个关键瓶颈: 一方面, 星间链路的带宽限制了可交换的感知数据量, 各卫星共享原始回波数据时星间链路的有限容量可能成为性能瓶颈; 另一方面, 由 2.4.3 小节可知, LEO 卫星高速运动引发的星地拓扑剧变与频繁切换, 加之相干协同感知对皮秒级时钟同步的苛刻要求, 使系统必须具备快速重配置能力, 当某颗卫星离开可见窗口时须迅速将其承担的通感算任务迁移至新入境卫星以保证服务连续性.

4.4　人工智能驱动的网络管控

SAGIN-ICSC 的高动态性与多层异构性使传统基于数学模型的集中式优化方法难以同时满足实时性与可扩展性要求, 一方面信道模型、节点能力与业务需求均在持续变化, 建立覆盖所有网络状态的精确模型复杂度极高, 另一方面集中式优化需收集全网信息统一求解, 在星地长时延链路与高动态拓扑下信息收集的时效性难以保证. AI 技术凭借其对复杂映射的强逼近能力与自适应决策能力, 为上述问题提供了新的解决路径. 本小节从轻量化边缘推理、分布式协同学习以及信道数字孪生三个方面讨论 AI 在 SAGIN-ICSC 管控中的应用.

4.4.1　轻量化边缘智能推理

AI 模型在 SAGIN 中的部署面临着与地面网络截然不同的硬件约束, 以一个典型的目标检测任务为例, 标准的 YOLOv5s 模型 (640 × 640 输入) 需要约 16 GFLOPs 的计算量, 在星载处理器上的推理时间将超过数秒, 无法满足实时检测的要求. 由此, 如何通过轻量化技术压缩模型复杂度以适配有限的硬件资源, 成为 AI 落地

SAGIN 的首要挑战. 围绕这一目标, 现有研究沿模型剪枝、参数量化与知识蒸馏三条技术路径展开, 三者分别从模型结构、数值表示与知识迁移的角度实现复杂度压缩, 适用场景互为补充.

模型剪枝通过移除对输出影响较小的神经元或卷积核压缩参数规模, 其中按通道剪除的结构化剪枝保留了张量运算的规则维度结构而更能利用硬件的并行计算能力. 参数量化将浮点权重映射为低位宽整数, 以 ResNet-18 为例由 FP32 量化至 INT8 可将模型体积压缩至原来的 1/4 而精度损失通常在 1% 以内; 由于星载平台 ADC 位宽仅为 4∼6 bit 而信号本身的量化精度已受硬件限制, 对 AI 模型采用相匹配的低精度量化不会引入额外的精度瓶颈, 反而可实现信号域与模型域的量化协同. 知识蒸馏通过小型学生模型学习大型教师模型的输出分布实现压缩, 其优势在于可针对各层硬件异构性定制, 星载学生模型仅完成粗粒度预处理, 机载学生模型承担实时目标检测, 地面模型则保持教师模型的完整规模. 在 UAV 端侧, 包含数百万参数的传统 DRL 策略网络经剪枝与量化后可压缩至数十万参数, 在嵌入式 GPU 上的推理时间由数十毫秒降至数毫秒, 基本满足波束赋形实时更新的时延要求; 在星载平台上, 轻量化目标检测模型可实现对地感知数据的在轨预处理, 将原始图像转化为目标列表后下传, 显著降低星地链路的带宽压力.

4.4.2　联邦学习与分布式协同训练

当 SAGIN 中的多个节点需共同完成学习任务时, 将所有训练数据集中至单一节点面临两方面障碍, 一是各节点原始数据可能涉及隐私或安全问题而不宜直接传输, 二是星地与空地链路的有限带宽使大规模数据传输难以实现. FL 通过让各节点仅上传模型参数梯度而非原始数据解决上述问题. 图 7 以 UAV 集群作为本地客户端、基站充当云中心、LEO 卫星充当中继节点的典型部署为例, 给出了 SAGIN-ICSC 中 FL 一轮全局迭代所包含的五个顺序步骤: 步骤一, 基站按信道质量、剩余能量与数据分布偏差从候选 UAV 集合中选取本轮客户端; 步骤二, 基站将当前全局模型 $\mathbf{w}^{(t)}$ 经卫星中继或直接链路广播至各入选 UAV; 步骤三, 各 UAV 基于本地感知数据集 $\mathcal{D}_k$ 执行若干次本地随机梯度下降

$$\mathbf{w}_k^{(t+1)} = \mathbf{w}_k^{(t)} - \eta \nabla F_k(\mathbf{w}_k^{(t)}), \quad F_k(\mathbf{w}) = \frac{1}{|\mathcal{D}_k|} \sum_{\xi \in \mathcal{D}_k} \ell(\mathbf{w}; \xi), \tag{14}$$

其中 η 为学习率, $\ell(\cdot)$ 为损失函数, $F_k(\cdot)$ 为客户端 k 的本地经验损失; 步骤四, 各 UAV 将本地模型 (或其相对全局模型的增量 $\Delta\mathbf{w}_k^{(t)}$) 经由卫星中继上传至基站; 步骤五, 基站按数据量加权聚合各 UAV 上传的本地模型, 得到下一轮全局模型

$$\mathbf{w}^{(t+1)} = \sum_{k \in \mathcal{K}^{(t)}} \frac{|\mathcal{D}_k|}{\sum_{j \in \mathcal{K}^{(t)}} |\mathcal{D}_j|} \mathbf{w}_k^{(t+1)}, \tag{15}$$

其中 $\mathcal{K}^{(t)}$ 为第 t 轮被选中的客户端集合.

FL 在 SAGIN 环境中的性能瓶颈不再仅由模型训练复杂度决定, 还显著受限于通信资源约束, 单轮全局迭代的端到端时延可表示为

$$T^{(t)} = T_{\mathrm{bc}}^{(t)} + \max_{k \in \mathcal{K}^{(t)}} T_{k,\mathrm{tr}}^{(t)} + \max_{k \in \mathcal{K}^{(t)}} T_{k,\mathrm{up}}^{(t)} + T_{\mathrm{agg}}^{(t)}, \tag{16}$$

其中 $T_{\mathrm{bc}}^{(t)}$、$T_{k,\mathrm{tr}}^{(t)}$、$T_{k,\mathrm{up}}^{(t)} = M_w / R_k^{\mathrm{up}}$、$T_{\mathrm{agg}}^{(t)}$ 分别对应图中步骤二全局模型广播、步骤三本地训练、步骤四本地模型上传、步骤五全局聚合四个环节的时延, M_w 为模型参数比特数, R_k^{up} 为客户端 k 的上行速率. 式 (16) 中步骤三与步骤四的 max 算子体现了同步 FL 受最慢节点制约的短板效应: 整个 SAGIN 中任一节点掉队都会拖慢全局进度. 基于上述分析, FL 在 SAGIN 环境中面临两个挑战.

第一个挑战来自星地链路的长传播时延: 在同步 FL 中, 全局聚合需等待所有参与节点完成本地训练并上传模型参数, 当参与节点包括 LEO/GEO 卫星时, 每轮全局聚合的通信时延将显著增大; 异步 FL 允许各节点以不同频率进行本地训练与参数上传, 全局聚合不再等待最慢节点的更新完成 [110, 111]. 异步策略虽然提升了通信效率, 但引入了梯度陈旧 (staleness) 问题: 当某节点上传的参数基于较旧版本的全局模型训练时, 其更新方向可能与当前全局模型的最优方向存在偏差. 为缓解这一偏差, 异步 FL 通常引入陈旧度衰减的加权聚合机制

$$\mathbf{w}^{(t+1)} = (1 - \alpha_s)\, \mathbf{w}^{(t)} + \alpha_s\, \mathbf{w}_k^{(t-\tau_k)}, \quad \alpha_s = \alpha \cdot s(\tau_k), \tag{17}$$

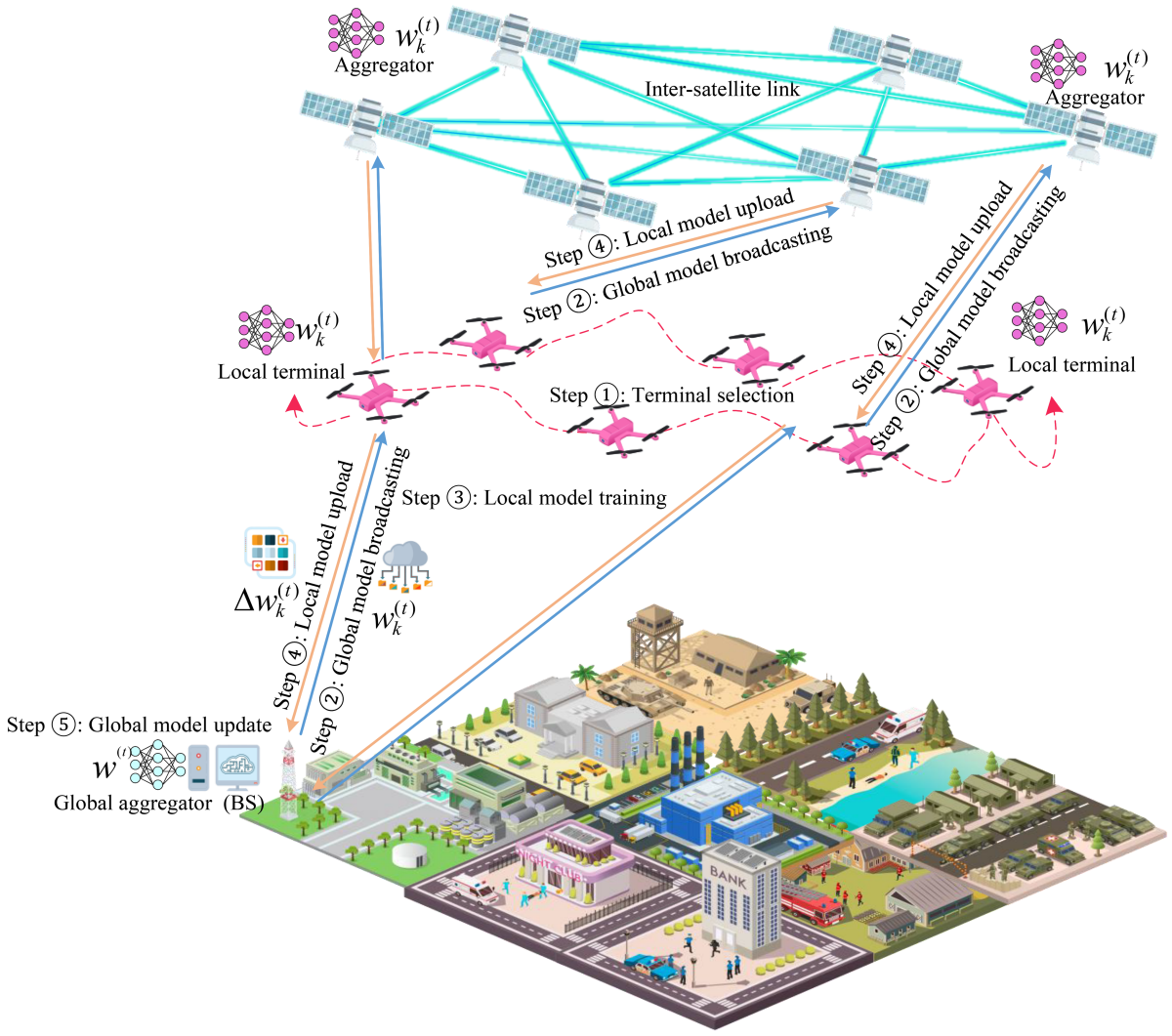

图 7　(网络版彩图) SAGIN-ICSC 网络中联邦学习的执行流程示意图.

Figure 7　(Color online) Execution flow diagram of federated learning in SAGIN-ICSC networks.

其中 τ_k 为客户端 k 上传参数的陈旧轮数, $s(\tau_k)=(1+\tau_k)^{-1}$ 为陈旧度衰减函数, $\alpha\in(0,1]$ 为基础聚合步长. 在 SAGIN 中, τ_k 的取值与星地链路的时延直接相关, 需要设计适配不同陈旧度的聚合权重来缓解这一问题. 第二个挑战来自各层数据的统计异构性: 星载平台采集的广域低分辨率感知数据与地面基站采集的局部高分辨率感知数据在分布特性上存在显著差异, 这违反了传统 FL 的独立同分布 (independent and identically distributed, i.i.d.) 假设. 当数据分布高度非 i.i.d. 时, FL 的收敛速度会显著减慢甚至发散. 个性化 FL 通过在全局模型基础上为每个节点维护本地适配层来应对这一挑战, 将模型拆分为所有节点共享的通用特征提取层 $\boldsymbol{\theta}$ 与各节点独立维护的本地适配层 $\boldsymbol{\phi}_k$, 联合训练目标可表示为

$$\min_{\boldsymbol{\theta},\{\boldsymbol{\phi}_k\}}\sum_{k=1}^{K}\frac{|\mathcal{D}_k|}{|\mathcal{D}|}F_k(\boldsymbol{\theta},\boldsymbol{\phi}_k),\tag{18}$$

其中仅 $\boldsymbol{\theta}$ 参与全局聚合以捕获通用的信号处理特征, 而 $\boldsymbol{\phi}_k$ 保留在本地以适配各节点特异性的数据分布.

上述拆分对收敛速度的改善程度可借助联邦平均 (federated averaging, FedAvg) 在非独立同分布数据下的收敛界来估计, Li 等 [112] 指出, 当各节点的本地损失 F_k 均为 L- 光滑且 μ- 强凸时, 全局损失 $F=\sum_k p_k F_k$ 与其最小值 $F^\star$ 之差 $\mathbb{E}[F(\mathbf{w}^{(T)})]-F^\star$ 随迭代次数 T 以正比于 B/T 的速度下降, 常数 $B=\sum_k p_k^2\sigma_k^2+6L\Gamma+8(E-1)^2G^2$

的三项依次由本地随机梯度的采样方差、数据的非独立同分布程度与本地多步更新引起的模型漂移决定. 在个性化 FL 中, 各节点数据分布里特异的成分改由本地适配层 $\boldsymbol{\phi}_k$ 拟合 [113], $\boldsymbol{\theta}$ 所面对的异构度因而由 Γ 降为 $\Gamma_{\boldsymbol{\theta}} \leqslant \Gamma$ 而其余两项不变, 于是两者达到同一精度所需迭代次数之比满足

$$\frac{\bar{T}_{\mathrm{FedAvg}}(\varepsilon)}{\bar{T}_{\mathrm{pFL}}(\varepsilon)} \leqslant 1+\frac{6L\Gamma}{\sum_k p_k^2\sigma_k^2+8(E-1)^2G^2}, \tag{19}$$

其中 $p_k=|\mathcal{D}_k|/|\mathcal{D}|$ 为式 (18) 中的聚合权重, σ_k^2 与 G^2 分别为本地随机梯度的方差上界与二阶矩上界, E 为两次全局聚合之间的本地迭代步数, $\Gamma=F^\star-\sum_k p_k F_k^\star\geqslant 0$ 中的 $F_k^\star$ 为 F_k 的最小值, $\bar{T}(\varepsilon)$ 为保证上述间隙不超过精度 ε 所需迭代次数的上界. 式 (19) 中的不等号在 $\Gamma_{\boldsymbol{\theta}}\to 0$ 时逼近等号, 说明个性化带来的加速完全来自对异构项 $6L\Gamma$ 的削减, 其上限由采样方差与漂移两项决定. 取得等号要求本地适配层 $\boldsymbol{\phi}_k$ 能够吸收节点间的全部分布差异, 当异构主要来自标签或条件分布的偏移时该条件大致成立, 而当异构表现为特征分布的偏移时, 共享层 $\boldsymbol{\theta}$ 与本地数据本身即已失配, $\Gamma_{\boldsymbol{\theta}}$ 与 Γ 相差无几, 个性化几乎不再带来加速. 由于 SAGIN 中同时存在上述两类偏移, 仅靠加深本地适配层不足以化解特征失配, 还需在共享层引入跨分辨率的特征对齐机制.

4.4.3　信道数字孪生与主动适配

传统无线网络采用被动响应式的运行模式, 先通过导频估计当前信道状态再据此配置资源, 该模式在 SAGIN 中面临两方面瓶颈, 一是信道估计本身消耗时频资源, 在频谱紧张的星地与空地链路中开销尤为突出, 二是估计结果具有时效性, 在 LEO 卫星与 UAV 构成的高动态场景中可能在使用前即已过时. 无线信道数字孪生 (digital twin) 技术为此提供了由被动响应转向主动适配的思路, 即在虚拟空间中基于物理模型与历史数据预测未来的信道状态, 从而预先配置波束赋形参数与资源分配策略.

SAGIN 中信道数字孪生的建立具有独特的便利条件: 卫星轨道运动具有高度的周期性与可预测性, 给定轨道参数后即可精确计算任意时刻的卫星位置、速度及由此产生的多普勒频移与传播时延; UAV 飞行轨迹可由任务规划模块事先确定并结合空地信道统计模型预测各时刻的信道状态分布; 地面散射体分布在短时间尺度上相对稳定, 可通过一次环境建模建立长期有效的散射体地图. 以 LEO 卫星通感场景为例, 基于轨道预报数据可提前数秒乃至数分钟预测星地信道的大尺度衰落变化, 进而预先计算各时刻的最优波束赋形方案并存储于查找表中, 实际运行时只需按当前时刻查表即可完成波束配置, 省去在线优化的计算开销. 该主动适配的运行模式对毫秒级实时性要求的低空安全管控与自动驾驶等场景具有重要应用价值. 数字孪生模型的精度依赖于先验信息的准确性和模型的泛化能力, 当实际环境与模型假设存在偏差时 (例如传播路径上出现意外的遮挡物), 数字孪生的预测可能产生误差. 为应对这一问题, 可采用在线校正机制: 利用有限的实时导频信号来校正数字孪生模型的预测误差, 使系统在大幅减少导频开销的同时仍保持对环境变化的跟踪能力.

4.5　内生安全与隐私保护

4.5.1　物理层安全与通感算联合增强

空天地网络中无线链路的开放性使信息安全面临严峻挑战, 卫星信号覆盖面积广且功率密度低, 空中平台的全向辐射进一步扩大了信号的暴露范围. 与地面蜂窝网络可依赖基站部署密度和建筑物遮挡来限制信号传播范围不同, SAGIN 中的星地和空地链路信号通常不受地形遮挡的保护, 可在极大范围内被截获. 在此背景下, 物理层安全技术因其不依赖密钥分发便可保障通信保密性的特点, 尤其适合应用于密钥管理体系难以可靠建立的星地与空地传输场景.

面向星地融合网络的物理层安全近年来已积累了一批代表性成果: Lin 等 [114] 针对多波束卫星系统与蜂窝系统共享毫米波频谱的星地融合网络, 在窃听信道离开角存在不确定性的条件下联合设计基站的混合波束赋形与卫星的数字波束赋形, 以最大化可达保密能效为目标并同时满足地球站与蜂窝用户的信干噪比约束, 由此建立保密速率与功耗之间的折中; Jiang 等 [115] 针对 RIS 辅助的多波束卫星通信提出混合安全传输框架, 依据 RIS 与卫星之间链路条件的差异令 RIS 分别工作于增强合法信号与干扰窃听者两种模式, 并在窃听信道状态信息不

理想的条件下以 S 过程结合逐次凸逼近与交替优化给出鲁棒的联合设计; Niu 等 [116] 则在认知星地网络中引入有源 RIS, 借助其对乘性衰落的补偿能力改善大尺度衰落条件下本就受限的保密性能. 上述工作出发点各异, 但共同表明可重构器件在星地物理层安全中的作用主要是以较低的功率代价在窃听方向构造相消叠加, 而非单纯增强合法链路. 该机理与通感一体化中利用波束零陷抑制杂波的做法在数学结构上一致, 感知所获取的窃听者先验信息可直接嵌入安全传输的波束设计, 这一思路在人工噪声与 RIS 两条技术路线上均可展开.

人工噪声 (artificial noise, AN) 技术通过在合法用户信道的零空间中发射干扰信号恶化窃听信道质量而不影响合法接收, 方向调制 (directional modulation, DM) 技术则通过对不同方向的信号施加不同调制方式使信号仅在合法用户方向可被正确解调. 在通感算联合安全设计中, 感知功能所获取的窃听者位置与运动状态信息可反向指导 AN 的空间指向, 当感知系统估计出窃听者方位角后, AN 的波束赋形权重可被设计为在窃听者方向最大化干扰功率而在合法用户方向保持零干扰, 相比将 AN 功率均匀分配至合法信道零空间所有方向的盲注入方案可显著提升安全性能.

在上述人工噪声方案之外, RIS 为安全传输提供了另一条独特的技术路径. 通过精确控制 N 个反射单元的相位, 可在窃听者方向形成信号的破坏性叠加, 将窃听者接收到的信号功率降至噪声水平以下, 而无需额外的发射功率开销. 设合法用户方向的等效信道为 $\tilde{\mathbf{h}}_k$, 窃听者方向的等效信道为 $\tilde{\mathbf{h}}_e$, 则安全速率可表示为

$$R_{\mathrm{sec}}=\left[\log_2\left(1+\frac{|\tilde{\mathbf{h}}_k^{\mathrm{H}}\mathbf{w}|^2}{\sigma^2}\right)-\log_2\left(1+\frac{|\tilde{\mathbf{h}}_e^{\mathrm{H}}\mathbf{w}|^2}{\sigma^2}\right)\right]^+, \tag{20}$$

其中 $[\cdot]^+=\max(\cdot,0)$. 通过联合优化发射波束赋形 $\mathbf{w}$ 和 RIS 相移 $\boldsymbol{\Phi}$ (后者嵌入在 $\tilde{\mathbf{h}}_k$ 和 $\tilde{\mathbf{h}}_e$ 中), 可同时最大化合法链路的信号增益并最小化窃听链路的信号泄漏.

4.5.2　分布式协同感知的隐私保护

在 SAGIN-ICSC 中, 来自不同层级与不同管理主体的感知数据在共享与融合过程中面临多种隐私威胁: 原始雷达回波可能泄露被感知目标的精确位置进而暴露个人行踪, 通信数据的统计特征可能揭示用户的活动模式, 计算任务的参数与中间结果可能暴露用户的计算意图与数据隐私, 而当数据需在多节点之间共享以完成协同感知或联合优化时上述风险将被进一步放大.

差分隐私 (differential privacy, DP) 通过在上传数据中添加可控噪声来模糊个体信息, 其数学定义为: 对任意两个仅在一条记录上不同的数据集 $\mathcal{D}$ 和 $\mathcal{D}'$, 一个随机算法 $\mathcal{M}$ 满足 ε- 差分隐私当且仅当 $\Pr[\mathcal{M}(\mathcal{D})\in\mathcal{S}]\leqslant \mathrm{e}^{\varepsilon}\Pr[\mathcal{M}(\mathcal{D}')\in\mathcal{S}]$ 对所有可测集合 $\mathcal{S}$ 成立. 隐私预算 ε 控制隐私保护的强度, ε 越小则噪声越大、保护越强而数据效用越低. 这一权衡在 SAGIN 资源受限环境中尤为突出, 星地链路传输的数据已经过严格压缩, 额外添加的 DP 噪声会进一步降低信息含量并可能导致融合精度显著下降, 因此需为不同敏感度的数据配置差异化的隐私预算.

安全多方计算 (secure multi-party computation, SMPC) 允许多方在不暴露各自原始数据的条件下联合完成计算任务. 在 SAGIN 通感算场景中, SMPC 可用于多节点联合感知数据融合: 各节点仅提供加密后的本地感知结果, 融合中心在密文域完成数据融合后将结果解密返回各节点, 整个过程中任何节点都无法获取其他节点的原始感知数据. 然而, SMPC 的通信开销较大, 通常需要多轮交互, 在星地长时延链路中的实用性受到限制. 一种折中方案是将 SMPC 与 FL 相结合: 在 FL 的本地训练阶段使用原始数据, 在全局聚合阶段使用 SMPC 来保护各节点的模型参数, 这样既保留了 FL 的通信效率优势, 又增强了参数聚合环节的隐私保护.

物理层安全、DP 与 SMPC 三类机制的差异首先体现在作用位置上, 因而在 SAGIN 各层级具有不同的适用性. 物理层安全作用于无线链路本身, 不需要密钥基础设施, 在链路开放且密钥管理困难的星地与空地场景中最为契合; 其短板在于无法应对节点内部的泄露, 且通常需要窃听者的信道或方位先验信息, 而该先验可由感知功能部分提供. DP 作用于数据与模型参数, 代价是数据效用而非链路带宽, 适用于跨主体的参数聚合环节, 即边缘层与雾层. 星载层下传的数据已经过压缩处理, 单位比特承载的信息量很高, 在同等强度噪声下的相对效用损失远大于地面, 因而不适合作为 DP 的施加位置. 安全多方计算作用于计算过程, 代价是多轮交互的通信开销

与计算开销. 由于星地链路单次往返通常需 20∼40 ms, 乘以数轮乃至数十轮的交互次数后, 时延代价显著增大, 因而更适合部署于地面与雾层节点之间的低时延高带宽链路.

若在同一条上行链路上同时启用上述三类机制, 其开销并不按线性方式累加, 而是彼此放大. 密文膨胀成倍抬高待传输的参数量, 人工噪声的功率分配压低了合法链路的可达速率, 更紧的隐私预算又要求更多的收敛轮数, 三者分别改变传输量、传输速率与迭代次数, 在端到端的开销中以乘积的形式共同起作用. 星地链路带宽有限, 三类安全机制叠加会显著放大通信开销, 因此内生安全宜按需叠加而非全域覆盖. 具体做法上, 一方面依链路的暴露程度分级, 开放的星地与空地链路以物理层安全为主, 受物理保护的地面光纤链路不必重复施加; 另一方面按数据的敏感度差异化配置隐私预算, 并以轻量化的安全聚合协议替代通用的 SMPC, 在确保聚合中心无法获知单个节点模型更新的同时, 规避密文膨胀这一主要的开销来源.

5　空天地立体覆盖下的通感算一体化未来研究方向

尽管 SAGIN-ICSC 的研究在架构设计、信号处理与网络协同等方面已取得显著进展, 但从实验室原型到工程落地仍面临诸多开放性问题, 如星载与机载平台的硬件约束使现有高复杂度算法难以适用, 星地与空地链路的有限带宽制约海量感知数据的高效传输, 大规模预训练模型的跨场景泛化能力尚未在通感算领域得到充分验证, 多主体分布式协同中的隐私保护与信任机制亦有待完善. 本节据此展望四个方向的研究路径, 一是面向星载与机载平台的算力功耗约束发展轻量化通感算设计, 二是以任务导向的语义通信缓解星地与空地链路的带宽受限, 三是借助大模型的跨任务泛化与小样本能力推动通感算由专用模型走向通用智能, 四是通过隐私保护与可信协同支撑多主体分布式感知的安全交互.

5.1　硬件受限下的轻量化通感算一体化设计

星载与机载平台在体积、功耗和算力上的严格约束是制约通感算一体化算法在轨或机载部署的主要瓶颈, 当前主流通感算联合波束赋形算法的计算复杂度高达 $O(N_t^3)$, 单次 SDR 求解在星载处理器上耗时可达数秒, 远超毫秒级波束更新周期的实时性要求. 为突破这一瓶颈, 未来研究可沿三条路径协同推进: 一是基于深度展开的轻量化波束赋形, 将 ADMM 等迭代算法映射为固定层数的神经网络以把复杂度压缩至 $O(N_t^2)$ 量级; 二是基于知识蒸馏的轻量化神经网络, 把地面训练的大规模教师模型迁移至小规模学生模型并部署于星载与机载平台; 三是与硬件位宽相匹配的低精度量化信号处理. 在此基础上还需协同发展硬件层的可重构技术轻量化方案, 包括基于离散相位码本的低复杂度 RIS 优化算法与低功耗 MA 驱动结构.

5.2　语义通信与任务导向的通感算融合

星地与空地链路的带宽受限特性使传统比特级无差错传输难以承载 UAV 雷达原始回波等高速率感知数据, 通用压缩算法又因缺少下游任务而易丢失关键信息, 由此催生了任务导向的语义通信新范式. 语义通信不追求比特层面的精确还原, 而是围绕下游感知或计算任务的需求定义信息的有用性, 在数据源头完成任务自适应的语义提取与压缩 [117, 118], 例如 UAV 可在本地完成目标检测后仅上传目标的位置、速度与类型, 使传输数据量降低一至两个数量级. 具体而言, 该方向可按照度量、编码与验证三步展开, 即先以 CRB 或检测概率取代均方误差, 建立面向感知任务效能的率失真描述方法, 再依托空天地多层观测数据天然存在的语义冗余设计分布式编码方案, 各节点无需交互原始雷达回波, 仅交换提取后的特征即可完成协同感知压缩, 最后由单链路半实物仿真逐级扩展至多节点协同与外场试验, 其难点在于语义提取与感知处理模块的联合训练需跨越星地链路, 梯度回传的时延与带宽代价尚缺乏系统研究.

5.3　大模型辅助的通感算一体化技术

以大语言模型 (large language model, LLM) 为代表的大规模预训练模型凭借跨任务泛化与小样本学习能力, 为 SAGIN-ICSC 场景提供了由专用模型走向通用智能的新路径, 卫星星座或 UAV 编队仅需少量本地数据微调

即可适配, 显著缩短部署周期. 在网络管理层面, LLM 可解析自然语言形式的运维意图并自动生成波束赋形权重等配置策略, 视觉语言模型 (vision-language model, VLM) 则可融合雷达回波、光学图像与文本描述等多模态感知信息以实现跨模态语义理解. 然而, 大模型动辄数十亿参数与秒级推理时延难以满足毫秒级实时要求, 未来需通过低秩适配 (low-rank adaptation, LoRA) 等参数高效微调技术以及云边端模型分割推理等部署方案, 在适配精度、传输开销与推理时延之间寻求平衡, 推动大模型在 SAGIN-ICSC 场景中的落地.

5.4　隐私保护与可信协同的跨层组网

空天地多节点分布式协同感知面临数据隐私泄露与协同可信性的双重挑战, 卫星与 UAV 链路的开放性使感知数据存在被截获和篡改的风险, 跨层级节点分属不同管理主体, 彼此之间缺乏预先建立的信任关系. FL、DP 与 SMPC 的融合应用是潜在的解决路径, 其中 FL 通过在本地完成模型训练、仅上传参数更新, 避免原始数据的直接传输, DP 在参数聚合环节添加噪声以抵御模型反演, SMPC 则在关键聚合步骤中保护中间结果的机密性, 三者的分层配置原则已在 4.5.2 小节展开. 在跨层信任构建方面, 未来需面向高动态拓扑设计轻量化的分布式身份认证与数据存证机制, 以支撑异构主体节点间的可信协同与安全数据交互, 这是推动 SAGIN-ICSC 跨域规模化部署的必要前提.

6　总结与展望

空天地融合网络通过整合天基、空基与地基设施, 构建起覆盖全球、能力梯度互补的立体网络, 为 6G 全域服务奠定了网络基础; 而低空经济、智能交通、远洋通信与应急救援等新兴应用, 对通信速率、感知精度与计算时延同时提出了更高要求, 单一功能的传统网络已难以胜任. 在此背景下, 通感算一体化 (ICSC) 通过共享硬件平台与频谱资源融合通信、感知与计算功能, 并借助可重构新型天线主动调控无线传播环境, 从而显著提升频谱利用效率、降低端到端时延并增强网络的环境认知能力, 成为支撑 6G 全域覆盖与万物智联的重要技术路径; 然而其在空天地异构环境下的落地, 仍面临跨层协同、多维资源竞争与硬件受限等挑战. 本文针对不同空天地层级节点与通感算协同场景, 从跨层架构、端到端信号处理、多维资源调度与智能化管控四个维度系统梳理了关键技术方案与典型应用场景, 并指出了 ICSC 当前面临的核心瓶颈及其未来研究方向. ICSC 将推动 6G 网络形成由被动传输到主动认知、由地面蜂窝到全域立体、由功能独立到协同共生的全新范式, 支撑低空经济、智能交通、远洋通信与应急救援等垂直应用场景落地, 为未来万物智联奠定基础.

参考文献

1 ITU. Framework and Overall Objectives of the Future Development of IMT for 2030 and Beyond. Recommendation ITU-R M.2160-0. 2023

2 Tataria H, Shafi M, Molisch A F, et al. 6G wireless systems: vision, requirements, challenges, insights, and opportunities. Proc IEEE, 2021, 109: 1166–1199

3 Saad W, Bennis M, Chen M. A vision of 6G wireless systems: applications, trends, technologies, and open research problems. IEEE Netw, 2020, 34: 134–142

4 Liu F, Cui Y, Masouros C, et al. Integrated sensing and communications: toward dual-functional wireless networks for 6G and beyond. IEEE J Sel Areas Commun, 2022, 40: 1728–1767

5 Zhang J A, Rahman M L, Wu K, et al. Enabling joint communication and radar sensing in mobile networks—a survey. IEEE Commun Surv Tutorials, 2022, 24: 306–345

6 Liu A, Huang Z, Li M, et al. A survey on fundamental limits of integrated sensing and communication. IEEE Commun Surv Tutorials, 2022, 24: 994–1034

7 Mao Y, You C, Zhang J, et al. A survey on mobile edge computing: the communication perspective. IEEE Commun Surv Tutorials, 2017, 19: 2322–2358

8 Rappaport T S, Sun S, Mayzus R, et al. Millimeter wave mobile communications for 5G cellular: it will work! IEEE Access, 2013, 1: 335–349

9 Chen Z, Han C, Wu Y, et al. Terahertz wireless communications for 2030 and beyond: a cutting-edge frontier. IEEE Commun Mag, 2021, 59: 66–72

10 Chen Z, Liu K, Li L X, et al. A survey of terahertz integrated sensing and communication. Sci Sin Inform, 2024, 54: 1215–1235 [陈智, 刘轲, 李玲香, 等. 太赫兹通信感知一体化技术综述. 中国科学: 信息科学, 2024, 54: 1215–1235]

11 Koivunen V, Keskin M F, Wymeersch H, et al. Multicarrier ISAC: advances in waveform design, signal processing, and learning under nonidealities. IEEE Signal Process Mag, 2024, 41: 17–30

12 Cui Y, Liu F, Jing X, et al. Integrating sensing and communications for ubiquitous IoT: applications, trends, and challenges. IEEE Netw, 2021, 35: 158–167

13 Yuan W, Liu F, Masouros C, et al. Bayesian predictive beamforming for vehicular networks: a low-overhead joint radar-communication approach. IEEE Trans Wireless Commun, 2021, 20: 1442–1456

14 Liu F, Masouros C, Petropulu A P, et al. Joint radar and communication design: applications, state-of-the-art, and the road ahead. IEEE Trans Commun, 2020, 68: 3834–3862

15 Zheng L, Lops M, Eldar Y C, et al. Radar and communication coexistence: an overview: a review of recent methods. IEEE Signal Process Mag, 2019, 36: 85–99

16 Liu J, Shi Y, Fadlullah Z M, et al. Space-air-ground integrated network: a survey. IEEE Commun Surv Tutorials, 2018, 20: 2714–2741

17 Kodheli O, Lagunas E, Maturo N, et al. Satellite communications in the new space era: a survey and future challenges. IEEE Commun Surv Tutorials, 2021, 23: 70–109

18 Zhang G X, Liao L Y, He Y Z. Study on the key technologies of satellite communication for space-air-ground-sea integration. Telecommun Sci, 2024, 40: 11–24 [张更新, 廖磊瑶, 何元智. 面向空天地海一体化的卫星通信关键技术研究. 电信科学, 2024, 40: 11–24]

19 Zhao Y F, Yan B, Sun Y H, et al. Integrated communication and navigation for LEO constellations: status, opportunities and challenges. Telecommun Sci, 2023, 39: 90–100 [赵亚飞, 闫冰, 孙耀华, 等. 低轨星座通导一体化: 现状、机遇和挑战. 电信科学, 2023, 39: 90–100]

20 Chen Q, Giambene G, Yang L, et al. Analysis of inter-satellite link paths for LEO mega-constellation networks. IEEE Trans Veh Technol, 2021, 70: 2743–2755

21 Su Y, Liu Y, Zhou Y, et al. Broadband LEO satellite communications: architectures and key technologies. IEEE Wireless Commun, 2019, 26: 55–61

22 Chen S Z, Sun S H, Kang S L, et al. Key technologies of 6G satellite-terrestrial integrated mobile communications. Sci Sin Inform, 2024, 54: 1177–1214 [陈山枝, 孙韶辉, 康绍莉, 等. 6G 星地融合移动通信关键技术. 中国科学: 信息科学, 2024, 54: 1177–1214]

23 Karabulut Kurt G, Khoshkholgh M G, Alfattani S, et al. A vision and framework for the high altitude platform station (HAPS) networks of the future. IEEE Commun Surv Tutorials, 2021, 23: 729–779

24 Hua B, Ni H, Zhu Q, et al. Channel modeling for UAV-to-ground communications with posture variation and fuselage scattering effect. IEEE Trans Commun, 2023, 71: 3103–3116

25 Zhong Y, Bi T, Wang J, et al. Empowering the V2X network by integrated sensing and communications: background, design, advances, and opportunities. IEEE Netw, 2022, 36: 54–60

26 Yang J, Wu J Q, Fan Y J, et al. High-reliability integrated sensing and communication spatial modulation based on detect-and-amplify-forward in V2V communications. Radio Commun Technol, 2025, 51: 235–243 [杨静, 吴家奇, 范亚君, 等. V2V 通信中基于检测放大转发的高可靠通感一体化空间调制. 无线电通信技术, 2025, 51: 235–243]

27 Cui M, Dai L. Near-field wideband beamforming for extremely large antenna arrays. IEEE Trans Wireless Commun, 2024, 23: 13110–13124

28 Yang S B, Zhang Y, Lu W D. 6G-oriented satellite integrated sensing and communication network and key technologies. ZTE Technol J, 2024, 30: 16–23 [杨帅斌, 张昱, 卢为党. 面向 6G 的卫星通信感知一体化网络及关键技术. 中兴通讯技术, 2024, 30: 16–23]

29 Xu Y, Li X Y, Shen J Y, et al. Research on mmWave low-altitude UAV ISAC beam training and tracking technology. J Data Acquis Process, 2025, 40: 56–71 [徐媛, 李心怡, 沈嘉宇, 等. 毫米波低空无人机通感波束训练与追踪技术研究. 数据采集与处理, 2025, 40: 56–71]

30 Qi Q, Chen X, Khalili A, et al. Integrating sensing, computing, and communication in 6G wireless networks: design and optimization. IEEE Trans Commun, 2022, 70: 6212–6227

31 Xiong Y F, Liu F, Yuan W J, et al. Information-theoretic limits of integrated sensing and communications. Sci Sin Inform, 2023, 53: 2057–2086 [熊一枫, 刘凡, 袁伟杰, 等. 通信感知一体化的信息理论极限. 中国科学: 信息科学, 2023, 53: 2057–2086]

32 Hua H, Han T X, Xu J. MIMO integrated sensing and communication: CRB-rate tradeoff. IEEE Trans Wireless Commun, 2024, 23: 2839–2854

33 Ren Z, Peng Y, Song X, et al. Fundamental CRB-rate tradeoff in multi-antenna ISAC systems with information multicasting and multi-target sensing. IEEE Trans Wireless Commun, 2024, 23: 3870–3885

34 Zhu G X, Lyu Z H, Jiao X, et al. Pushing AI to wireless network edge: an overview on integrated sensing, communication, and computation towards 6G. Sci China Inf Sci, 2023, 66: 130301

35 Wen D, Liu P, Zhu G, et al. Task-oriented sensing, computation, and communication integration for multi-device edge AI. IEEE Trans Wireless Commun, 2024, 23: 2486–2502

36 Shen Y, Win M Z. Fundamental limits of wideband localization—Part I: a general framework. IEEE Trans Inform Theor, 2010, 56: 4956–4980

37 Matolak D W, Sun R. Air-ground channel characterization for unmanned aircraft systems—Part I: methods, measurements, and models for over-water settings. IEEE Trans Veh Technol, 2017, 66: 26–44

38 Xiong Y, Liu F, Cui Y, et al. On the fundamental tradeoff of integrated sensing and communications under Gaussian channels. IEEE Trans Inform Theor, 2023, 69: 5723–5751

39 Lin Y W, Zhang Q X, Wei Z Q, et al. Status and prospect of hardware design on integrated sensing and communication. J Electron Inform Technol, 2025, 47: 1–21 [林粤伟, 张奇勋, 尉志青, 等. 通信感知一体化硬件设计 – 现状与展望. 电子与信息学报, 2025, 47: 1–21]

40 Zeng Y, Xu J, Zhang R. Energy minimization for wireless communication with rotary-wing UAV. IEEE Trans Wireless Commun, 2019, 18: 2329–2345

41 Liu B Y, He J C, Sun L R, et al. Energy consumption minimization scheme for UAV-assisted ISAC secure edge computing networks. J Xi'an Univ Posts Telecommun, 2026, 31: 9–19 [刘伯阳, 贺嘉成, 孙连锐, 等. 无人机辅助通感一体化安全边缘计算网络能耗最小化方案. 西安邮电大学学报, 2026, 31: 9–19]

42 Li H J, Zhong Z G, Nan Z Y, et al. Solutions to cross-system interference and communication-sensing imbalance in low-altitude networks. Telecommun Eng, 2026, 66: 1045–1052 [李海军, 钟志刚, 南作用, 等. 低空网络跨系统干扰与通感不平衡解决方案. 电讯技术, 2026, 66: 1045–1052]

43 Lyu M, Chen H, Feng G Y, et al. Survey of signal waveform design for integrated sensing and communication. Radio Commun Technol, 2024, 50: 469–483 [吕明, 陈昊, 丰光银, 等. 面向通信感知一体化的信号波形设计综述. 无线电通信技术, 2024, 50: 469–483]

44 Xu Z, Petropulu A. A bandwidth efficient dual-function radar communication system based on a MIMO radar using OFDM waveforms. IEEE Trans Signal Process, 2023, 71: 401–416

45 Li P, Li M, Liu R, et al. MIMO-OFDM ISAC waveform design for range-Doppler sidelobe suppression. IEEE Trans Wireless Commun, 2025, 24: 1001–1015

46 Wei Z, Piao J, Yuan X, et al. Waveform design for MIMO-OFDM integrated sensing and communication system: an information theoretical approach. IEEE Trans Commun, 2024, 72: 496–509

47 Wu J, Li L, Lin W, et al. Low-complexity waveform design for PAPR reduction in integrated sensing and communication systems based on ADMM. IEEE Sens J, 2024, 24: 18488–18498

48 Raviteja P, Phan K T, Hong Y, et al. Interference cancellation and iterative detection for orthogonal time frequency space modulation. IEEE Trans Wireless Commun, 2018, 17: 6501–6515

49 Gaudio L, Kobayashi M, Caire G, et al. On the effectiveness of OTFS for joint radar parameter estimation and communication. IEEE Trans Wireless Commun, 2020, 19: 5951–5965

50 Li S, Yuan W, Liu C, et al. A novel ISAC transmission framework based on spatially-spread orthogonal time frequency space modulation. IEEE J Sel Areas Commun, 2022, 40: 1854–1872

51 Buzzi S, Caire G, Colavolpe G, et al. LEO satellite diversity in 6G non-terrestrial networks: OFDM vs. OTFS. IEEE Commun Lett, 2023, 27: 3013–3017

52 Xu C, Xiang L, An J, et al. OTFS-aided RIS-assisted SAGIN systems outperform their OFDM counterparts in doubly selective high-Doppler scenarios. IEEE Internet Things J, 2023, 10: 682–703

53 Wu Y, Lemic F, Han C, et al. Sensing integrated DFT-spread OFDM waveform and deep learning-powered receiver design for terahertz integrated sensing and communication systems. IEEE Trans Commun, 2023, 71: 595–610

54 Ma D, Shlezinger N, Huang T, et al. FRaC: FMCW-based joint radar-communications system via index modulation. IEEE J Sel Top Signal Process, 2021, 15: 1348–1364

55 Su Y, Shatov V, Franchi N, et al. A code-orthogonal PMCW transmission scheme for improving communications performance in JCAS systems. IEEE Access, 2024, 12: 29673–29689

56 Tagliaferri D, Mizmizi M, Mura S, et al. Integrated sensing and communication system via dual-domain waveform superposition. IEEE Trans Wireless Commun, 2024, 23: 4284–4299

57 Bemani A, Ksairi N, Kountouris M. Integrated sensing and communications with affine frequency division multiplexing. IEEE Wireless Commun Lett, 2024, 13: 1255–1259

58 Ni Y, Yuan P, Huang Q, et al. An integrated sensing and communications system based on affine frequency division multiplexing. IEEE Trans Wireless Commun, 2025, 24: 3763–3779

59 Fang Z Y, Xia X C, Xu K, et al. Cell-free MIMO integrated communication and sensing beamforming approach for low-altitude airspace. J Army Eng Univ PLA, 2025, 4: 85–91 [方志玉, 夏晓晨, 许魁, 等. 低空空域去蜂窝 MIMO 通感一体化波束成形方法. 陆军工程大学学报, 2025, 4: 85–91]

60 Zhu M H, Li L, Xia S Q, et al. Information and sensing beamforming optimization for multi-user multi-target MIMO ISAC systems. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), 2023. 1–5

61 Liu X, Huang T, Shlezinger N, et al. Joint transmit beamforming for multiuser MIMO communications and MIMO radar. IEEE Trans Signal Process, 2020, 68: 3929–3944

62 Xie Z, Wang Z, Zhang Z, et al. Distributed UAV swarm for device-free integrated sensing and communication relying on multi-agent reinforcement learning. IEEE Trans Veh Technol, 2024, 73: 19925–19930

63 Zhang J, Zhu Y, Zhao N, et al. Deep unfolding learning aided ISAC transceiver design. IEEE Trans Wireless Commun, 2025, 24: 8681–8695

64 Du Y, Xu S, Chen G, et al. A GNN-based distributed beamforming design for MIMO cell-free ISAC networks. IEEE Trans Veh Technol, 2026, 75: 3294–3299

65 Wang Z H, Wong V W S. Heterogeneous graph neural network for cooperative ISAC beamforming in cell-free MIMO systems. In: Proceedings of the 30th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking (MobiCom), Washington D.C., 2024. 2161–2172

66 Chepuri S P, Shlezinger N, Liu F, et al. Integrated sensing and communications with reconfigurable intelligent surfaces: from signal modeling to processing. IEEE Signal Process Mag, 2023, 40: 41–62

67 Wu Q, Zhang R. Intelligent reflecting surface enhanced wireless network via joint active and passive beamforming. IEEE Trans Wireless Commun, 2019, 18: 5394–5409

68 Yu W W, Nie X K, Cai Y J, et al. A survey on the performance optimization of wireless communication networks assisted by reconfigurable intelligent surface. Sci Sin Inform, 2024, 54: 2503–2517 [虞文武, 聂晓凯, 蔡豫晋, 等. 智能超表面辅助的无线通信网络性能优化综述. 中国科学: 信息科学, 2024, 54: 2503–2517]

69 Chu H Y, Yang M Y, Huang H, et al. Hybrid reconfigurable intelligent surface assisted integrated sensing and communication: energy efficient beamforming design. J Electron Inform Technol, 2024, 46: 2462–2469 [褚宏云, 杨梦瑶, 黄航, 等. 混合智能反射面辅助的通信感知一体化: 高能效波束成形设计. 电子与信息学报, 2024, 46: 2462–2469]

70 Pala S, Singh K, Li C P, et al. Empowering ISAC systems with federated learning: a focus on satellite and RIS-enhanced terrestrial integrated networks. IEEE Trans Wireless Commun, 2025, 24: 810–824

71 Lyu W, Yang S, Xiu Y, et al. CRB minimization for RIS-aided mmWave integrated sensing and communications. IEEE Internet Things J, 2024, 11: 18381–18393

72 Wang Z, Mu X, Liu Y. STARS enabled integrated sensing and communications. IEEE Trans Wireless Commun, 2023, 22: 6750–6765

73 Lin Z, Niu H, An K, et al. Refracting RIS-aided hybrid satellite-terrestrial relay networks: joint beamforming design and optimization. IEEE Trans Aerosp Electron Syst, 2022, 58: 3717–3724

74 Sun Y, An K, Zhu Y, et al. Energy-efficient hybrid beamforming for multilayer RIS-assisted secure integrated terrestrial-aerial networks. IEEE Trans Commun, 2022, 70: 4189–4210

75 Song X X, Zhao D, Hua H C, et al. Joint transmit and reflective beamforming for IRS-assisted integrated sensing and communication. In: Proceedings of the IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC), 2022. 189–194

76 Liu R, Li M, Liu Y, et al. Joint transmit waveform and passive beamforming design for RIS-aided DFRC systems. IEEE J Sel Top Signal Process, 2022, 16: 995–1010

77 Zhu L, Ma W, Zhang R. Movable antennas for wireless communication: opportunities and challenges. IEEE Commun Mag, 2024, 62: 114–120

78 Lyu W, Yang S, Xiu Y, et al. Movable antenna enabled integrated sensing and communication. IEEE Trans Wireless Commun, 2025, 24: 2862–2875

79 Wu H, Ren H, Pan C, et al. Movable antenna-enabled RIS-aided integrated sensing and communication. IEEE Trans Cogn Commun Netw, 2025, 11: 2879–2892

80 Cao X, Jiang P, Zhu G, et al. Joint antenna position and beamforming optimization for movable antenna-enabled secure IRS-ISAC network. IEEE Trans Netw Sci Eng, 2026, 13: 4440–4454

81 Wong K K, Shojaeifard A, Tong K F, et al. Fluid antenna systems. IEEE Trans Wireless Commun, 2021, 20: 1950–1962

82 Zou J, Xu H, Wang C, et al. Shifting the ISAC trade-off with fluid antenna systems. IEEE Wireless Commun Lett, 2024, 13: 3479–3483

83 Hao T, Shi C, Wu Q, et al. Fluid-antenna enhanced ISAC: joint antenna positioning and dual-functional beamforming design under perfect and imperfect CSI. IEEE Trans Veh Technol, 2025, 74: 17204–17219

84 Zheng B, Ma T, You C, et al. Rotatable antenna enabled wireless communication and sensing: opportunities and challenges.

IEEE Wireless Commun, 2026, 33: 134–141
85 Yang Z, Wang N, Sun Y, et al. Pinching antennas: principles, applications and challenges. IEEE Wireless Commun, 2026, 33: 175–184
86 Qin Y, Fu Y, Zhang H. Joint antenna position and transmit power optimization for pinching antenna-assisted ISAC systems. IEEE Wireless Commun Lett, 2025, 14: 3535–3539
87 Zhao Q X, Liu J N, Wang D W, et al. New target parameter estimation algorithms for integrated sensing and communication based on OTFS. J Data Acquis Process, 2025, 40: 1412–1423 [赵千禧, 刘嘉宁, 王帝文, 等. 基于 OTFS 的通感一体化感知目标参数估计新算法. 数据采集与处理, 2025, 40: 1412–1423]
88 Haardt M, Nossek J A. Unitary ESPRIT: how to obtain increased estimation accuracy with a reduced computational burden. IEEE Trans Signal Process, 1995, 43: 1232–1242
89 Gao Z, Wan Z, Zheng D, et al. Integrated sensing and communication with mmWave massive MIMO: a compressed sampling perspective. IEEE Trans Wireless Commun, 2023, 22: 1745–1762
90 Behdad Z, Demir Ö T, Sung K W, et al. Multi-static target detection and power allocation for integrated sensing and communication in cell-free massive MIMO. IEEE Trans Wireless Commun, 2024, 23: 11580–11596
91 Xiao Z, Liu R, Li M, et al. A novel joint angle-range-velocity estimation method for MIMO-OFDM ISAC systems. IEEE Trans Signal Process, 2024, 72: 3805–3818
92 Chen K, Qi C. Joint sparse Bayesian learning for channel estimation in ISAC. IEEE Commun Lett, 2024, 28: 1825–1829
93 Chen Q B, Li S L, Yi Y Z, et al. Research on an ISAC-assisted resource allocation scheme for cooperative perception in internet of vehicles. J Chongqing Univ Posts Telecommun (Nat Sci Ed), 2026, 38: 1–11 [陈前斌, 李松林, 易延周, 等. 通感一体化辅助的车联网协同感知资源分配方案研究. 重庆邮电大学学报 (自然科学版), 2026, 38: 1–11]
94 Meng K, Wu Q, Xu J, et al. UAV-enabled integrated sensing and communication: opportunities and challenges. IEEE Wireless Commun, 2024, 31: 97–104
95 Zhou J, Yang C, Huang J, et al. NOMA-ISAC empowered UAV networks: joint clustering and power allocation optimization. IEEE Netw Lett, 2025, 7: 279–283
96 Liu B Y, Lyu T, Li Z, et al. Resource allocation scheme for coverage maximization in integrated sensing, communication and computing networks. J Xi'an Univ Posts Telecommun, 2026, 31: 30–40 [刘伯阳, 吕涛, 李泽, 等. 通感算一体化网络覆盖率最大化资源分配方案. 西安邮电大学学报, 2026, 31: 30–40]
97 Qin Y, Zhang Z, Li X, et al. Deep reinforcement learning based resource allocation and trajectory planning in integrated sensing and communications UAV network. IEEE Trans Wireless Commun, 2023, 22: 8158–8169
98 Xu M M, Liang J S, Fan S M, et al. Joint optimization of differentiated task offloading and resource allocation in ISCC networks. J Chongqing Univ Posts Telecommun (Nat Sci Ed), 2026, 38: 286–296 [许茂梅, 梁吉申, 范水苗, 等. 通感算融合网络中差异化任务卸载与资源分配联合研究. 重庆邮电大学学报 (自然科学版), 2026, 38: 286–296]
99 Liu Y, Zhao C Q, Yan R D, et al. Communication, sensing, computing, and intelligence enabling satellite network technology based on cloud-network convergence. Radio Commun Technol, 2025, 51: 733–741 [刘言, 赵辰乾, 闫瑞东, 等. 基于云网协同的通感算智赋能卫星网络技术. 无线电通信技术, 2025, 51: 733–741]
100 Mukherjee M, Shu L, Wang D. Survey of fog computing: fundamental, network applications, and research challenges. IEEE Commun Surv Tutorials, 2018, 20: 1826–1857
101 Li Y, Zhang J X, Yao Z X, et al. Neighborhood-aware distributed intelligent computing offloading and resource allocation for edge computing. Sci Sin Inform, 2024, 54: 413–429 [李云, 张剑鑫, 姚枝秀, 等. 邻域感知的分布式智能边缘计算卸载和资源分配算法. 中国科学: 信息科学, 2024, 54: 413–429]
102 Wang K, Cao T L, Li X J, et al. A survey on trajectory planning and resource allocation in unmanned aerial vehicle-assisted edge computing networks. J Electron Inform Technol, 2025, 47: 1266–1281 [王侃, 曹铁林, 李旭杰, 等. 无人机辅助边缘计算网络轨迹规划与资源分配研究综述. 电子与信息学报, 2025, 47: 1266–1281]
103 Wang Z Q, Li C, Wan X Y, et al. A resource allocation method for UAV-enabled integrated sensing, communication and power transfer systems. Telecommun Eng, 2026, 66: 1143–1151 [王正强, 李淳, 万晓榆, 等. 一种 UAV 辅助的通感与无线充能一体化系统资源分配方法. 电讯技术, 2026, 66: 1143–1151]
104 Mao W, Lu Y, Pan G, et al. UAV-assisted communications in SAGIN-ISAC: mobile user tracking and robust beamforming. IEEE J Sel Areas Commun, 2025, 43: 186–200
105 Moon S, Lee C G, Liu H, et al. Deep reinforcement learning-based sum rate maximization for RIS-assisted ISAC-UAV network. ICT Express, 2024, 10: 1174–1178
106 Zhang J, Ding J W, Zhao S, et al. Collaborative resource optimization for multi-UAV dual-functional radar-communication systems. J Army Eng Univ PLA, 2026, 5: 90–99 [张京, 丁江伟, 赵硕, 等. 多无人机雷达通信一体化资源协同优化方法. 陆军工程大学学报, 2026, 5: 90–99]
107 Gao Q, Zhong R, Shin H, et al. MARL-based UAV trajectory and beamforming optimization for ISAC system. IEEE Internet

Things J, 2024, 11: 40492–40505
108 You L, Qiang X, Tsinos C G, et al. Beam squint-aware integrated sensing and communications for hybrid massive MIMO LEO satellite systems. IEEE J Sel Areas Commun, 2022, 40: 2994–3009
109 Wang Q, Chen X, Qi Q, et al. Multiple-satellite cooperative information communication and location sensing in LEO satellite constellations. IEEE Trans Wireless Commun, 2025, 24: 3346–3361
110 Yang Q, Liu Y, Chen T, et al. Federated machine learning: concept and applications. ACM Trans Intell Syst Technol, 2019, 10: 1–19
111 Li T, Sahu A K, Talwalkar A, et al. Federated learning: challenges, methods, and future directions. IEEE Signal Process Mag, 2020, 37: 50–60
112 Li X, Huang K X, Yang W H, et al. On the convergence of FedAvg on non-IID data. In: Proceedings of the International Conference on Learning Representations, Addis Ababa, 2020
113 Collins L, Hassani H, Mokhtari A, et al. Exploiting shared representations for personalized federated learning. In: Proceedings of the 38th International Conference on Machine Learning, 2021. 2089–2099
114 Lin Z, Lin M, Champagne B, et al. Secrecy-energy efficient hybrid beamforming for satellite-terrestrial integrated networks. IEEE Trans Commun, 2021, 69: 6345–6360
115 Jiang C, Zhang C, Huang C, et al. A hybrid framework of RIS-assisted robust secure transmission design for multibeam satellite communications. IEEE Trans Veh Technol, 2025, 74: 6255–6269
116 Niu H, Lin Z, An K, et al. Active RIS-assisted secure transmission for cognitive satellite terrestrial networks. IEEE Trans Veh Technol, 2023, 72: 2609–2614
117 Xie H, Qin Z, Li G Y, et al. Deep learning enabled semantic communication systems. IEEE Trans Signal Process, 2021, 69: 2663–2675
118 Han Z, Dai J, Yao S, et al. Error-resilient semantic communication for speech transmission over packet-loss networks. IEEE Trans Mobile Comput, 2026, 25: 13232–13245

Integrated communication, sensing and computing for space-air-ground global fusion: architecture, technologies and prospects

Yifei XIE[1], Yuanzhi HE[2*], Zhi LIN[1,3*] & Ruiqian MA[1,3]

1. *College of Electronic Engineering, National University of Defense Technology, Hefei 230037, China*
2. *National Key Laboratory of Multi-domain Data Collaborative Processing and Control, Beijing 100141, China*
3. *Anhui Province Key Laboratory of Electronic Restriction, Hefei 230037, China*
* Corresponding author. E-mail: he_yuanzhi@126.com, linzhi945@163.com

Abstract With the evolution of the sixth-generation (6G) mobile networks, wireless networks are expanding from terrestrial cellular networks to integrated space-air-ground coverage, and extending from information transmission towards multi-objective applications such as environmental sensing and intelligent services. Against this backdrop, the space-air-ground integrated network (SAGIN) integrates space-based, air-based, and ground-based infrastructures to construct a network foundation that supports 6G ubiquitous services. Meanwhile, the development of millimeter-wave/terahertz frequency bands and the maturation of technologies such as massive multiple-input multiple-output (mMIMO) have enabled the deep integration of communication, sensing, and computing functions on shared platforms and spectrum resources, giving rise to integrated communication, sensing and computing (ICSC) technology. By sharing platforms and resources while jointly coordinating diverse service demands, ICSC achieves synergistic gains, which are crucial for reducing end-to-end latency, enhancing spectrum efficiency, and supporting intelligent network operations. However, the natural heterogeneity across the layers of SAGIN in channel propagation characteristics, hardware capabilities, and service types intensifies the competition among the demands of communication, sensing, and computing for resources such as time slots, spectrum, spatial domains, power, and computing, severely constraining the synergistic improvement of multi-service performance. To address these challenges, this paper systematically reviews the ICSC technology framework for SAGIN, and establishes a unified analytical framework from four dimensions: cross-layer cooperative architecture, end-to-end signal processing, multi-dimensional resource scheduling, and intelligent management and control. Furthermore, it prospectively explores future research directions such as lightweight ICSC design, semantic fusion, large model-assisted approaches, and trustworthy cooperation, providing fundamental theoretical foundations and feasible technical pathways for 6G ubiquitous intelligent coverage.

Keywords space-air-ground integrated network, integrated communication-sensing-computing, novel antennas, intelligent resource scheduling, 6G