



专题：星地融合移动通信及卫星互联网

通感融算赋能的空天地一体化网络架构及关键技术

李兰兰

(上海电子信息职业技术学院通信与信息工程学院, 上海 201411)

摘要: 随着6G通信技术的蓬勃发展, 通感融算 (integrated sensing, computing and communication, ISCC) 正成为推动空天地一体化网络演进的重要动力。从ISCC的核心概念出发, 讨论了其在空天地一体化网络中的关键作用, 提出了一种基于ISCC赋能的两级管理与编排的网络架构, 并对该架构的关键技术进行了分析。最后, 总结了当前该领域所面临的挑战, 并展望了未来的发展趋势, 以为6G时代空天地一体化网络的构建提供参考和借鉴。

关键词: ISCC; 空天地一体化网络; 6G通信; 智能计算

中图分类号: TN92

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2025124

Architecture and key technologies of the space-air-ground integrated network empowered by integrated sensing, computing and communication

LI Lanlan

School of Communication and Information Engineering, Shanghai Technical Institute of Electronics & Information, Shanghai 201411, China

Abstract: With the rapid development of 6G communication technology, integrated sensing, computing, and communication (ISCC) has become a key driving force in the evolution of space-air-ground integrated network. Starting from the core concept of ISCC, its critical role in space-air-ground integrated network was discussed, and a multi-level management and orchestration network architecture empowered by ISCC was proposed. Key technologies of this architecture were analyzed. Finally, the current challenges faced in this field were summarized, and future development trends were prospected, aiming to provide valuable reference and insights for the construction of space-air-ground integrated network in the 6G era.

Key words: ISCC, space-air-ground integrated network, 6G communication, intelligent computing



0 引言

6G网络的一个显著特点是采用空天地一体化网络(space-air-ground integrated network, SAGIN)实现全域覆盖^[1-3], 这标志着无线通信技术向着更广泛的覆盖、更高效的资源管理以及更智能的网络架构迈进。采用SAGIN不仅能够实现远程和偏远地区的通信覆盖, 还能为航空、海洋、极地探测、智能交通、无人系统等新兴领域提供强有力的通信保障。6G网络采用太赫兹(THz)通信技术, 该技术凭借高频通信信道来提供更宽的带宽、更高的数据传输速率, 但同时也带来了更复杂的信号传播特性, 如较高的路径损耗和较短的传播距离^[4]。因此, 为了增强信号覆盖和传输稳定性, 6G网络广泛采用大规模天线阵列技术, 并借助智能波束成形技术来优化信号方向, 从而提高通信效率。此外, 这些高频通信信道还可用于精确测量无线信号在传播过程中的各种物理效应, 如反射、散射和衰减特性, 从而实现对环境信息的感知与分析, 为未来的智能感知系统奠定基础^[5-7]。基于这些高频通信信道的特性, 6G网络不仅能够提供传统的数据传输服务, 还可以支持高精度定位、目标识别、无源目标检测、三维成像、环境建模等多种感知功能。这一趋势催生了感知与通信一体化(integrated sensing and communication, ISAC)架构的提出^[7], 即在同一无线基础设施上, 同时进行通信和环境感知任务。与传统的通信系统相比, ISAC能够使无线网络不仅仅是一个信息传输平台, 还能成为一个高精度的环境感知系统, 为自动驾驶、智能城市、智慧医疗、无人机编队、精准农业等场景提供实时感知能力, 与此相关的课题也取得了较多研究成果。ISAC可以通过时间复用、频率复用或编码复用等技术, 在不同的时间或频谱资源上动态调整数据传输与感知任务的比例, 这使得6G网络能够兼顾高效的数据传输和精准的环境感知, 而

不需要额外增加物理基础设施, 极大地提高了网络资源的利用率^[8]。此外, ISAC还能凭借智能信号处理技术, 对无线电波的传播特性进行分析, 从而提升感知精度, 为未来的智能无线网络提供更多可能性^[9]。

空天地全域覆盖通信网络架构具有多层次结构和广域覆盖特性, 与ISAC相结合使其在感知领域展现出巨大应用潜力。例如, 低地球轨道(low earth orbit, LEO)卫星可以提供全球连续覆盖的感知网络, 用于气候监测、灾害预警和空间目标识别^[10]; 无人机(unmanned aerial vehicle, UAV)和高空平台则可以部署在特定区域, 实现低时延、高分辨率的本地化感知^[11]。这种多层感知体系, 使得6G网络能够灵活适应不同的应用需求, 并提供高度可靠的感知服务。为了解决非地面网络(non-terrestrial network, NTN)的管理难题, 近年来3GPP加强了对NTN架构的标准化^[12-14], 并提出了一系列技术方案来优化网络性能。随着人工智能(artificial intelligence, AI)在通信网络中的深入应用, 6G网络的管理、编排和优化将更加智能化。通过机器学习、深度学习和强化学习等算法, 网络可以实时分析通信环境, 并根据无线链路的变化, 自适应调整资源分配策略。此外, 在ISAC场景下, AI可以对无线信号的感知数据进行智能分析, 提升目标识别和环境建模的精度, 从而赋能更高效的感知应用^[15]。

1 相关工作

根据现有的文献, 关于SAGIN和通感融算(integrated sensing, computing and communication, ISCC)的研究主要考虑以下两个方面。

(1) 网络的结构构建。文献[16]提出了一种基于软件定义网络(software defined network, SDN)的多控制器节点的网络部署方案。

(2) 将智能计算与ISAC相结合, 这种技术

融合不仅提升了通信网络的感知能力，还通过智能计算优化数据处理和决策机制，为6G网络及未来的SAGIN奠定了技术基础。

当前，AI与ISAC的结合应用仍处于起步阶段，但已有诸多研究探索了其在接入优化^[17-19]、多天线技术^[20-22]、信号处理^[23-24]、干扰管理^[17,25]和资源分配^[26-27]等方面的潜力和应用前景。文献[26]提出了面向具备ISAC能力的一组移动节点的基于强化学习的资源分配策略，其中，奖励为感知互信息和可达通信速率，该策略采用Q学习和深度Q网络等多种强化学习算法实现了资源分配奖励的显著提升。文献[27]根据通信和感知服务提出的性能需求，引入深度Q网络解决网络切片和资源分配问题，调优联合传输，同时最大限度地降低端到端（end-to-end, E2E）系统时延。文献[28]将SAGIN的资源分配模型建模为马尔可夫决策过程，提出了一种基于分布式深度强化学习的SAGIN存储资源分配算法，该算法的资源分配收益和用户请求接受率分别提高了约18.15%和8.35%。以上文献仅在特定场景下针对单一业务类型进行资源分配。文献[29]研究了用户节点之间通信资源分配问题，将用户的服务质量（quality of service, QoS）作为优化目标，提出了一种基于Q学习的联合资源分配和功率控制算法，该算法在资源利用率和用户总吞吐量方面有明显优势，但是仅局限于地面域的资源分配。

现有SAGIN虽具有诸多优势，但其在网络管理、资源调度、通信链路稳定性等方面仍面临诸多挑战。本文的主要贡献如下。

(1) 本文研究了ISCC技术赋能的SAGIN协同工作的网络架构和关键技术，提出面向SAGIN的分级管理和编排管理逻辑架构。

(2) 本文研究了现有的SAGIN中的关键技术，包括边缘协作的空天地网络部署、优化资源调度，为未来的SAGIN提供强有力的技术支撑。

本文的研究工作可作为构建6G网络时代SAGIN的参考。

2 通感融算赋能的6G空天地一体化网络

2.1 空天地一体化网络

传统地面网络（如光纤、蜂窝网络）存在覆盖范围有限、建设和维护成本高等局限性。6G通信的空天地一体化网络架构如图1所示，该架构融合了卫星、无人机与地面基站，实现了全球范围内的无缝连接^[30]。SAGIN通过低轨、中轨、高轨卫星组网，结合地面网络，覆盖全球，即使在极端环境（如深海、沙漠、极地等）也能提供稳定通信。SAGIN依赖卫星和无人机等空中平台，即使地面基站受损，仍能维持通信，适用于应急救援、军事通信等高可靠性场景。空间网络由卫星构成，根据卫星轨道高度主要分为3种类型：地球静止轨道（geostationary earth orbit, GEO）卫星、中地球轨道（medium earth orbit, MEO）卫星和LEO卫星。LEO卫星通信时延低（20 ms左右），相比传统地面网络长距离传输更快，适用于5G/6G网络、远程医疗、自动驾驶等高实时性业务。空中部分包括多个高空平台、民用飞机以及高空无人驾驶飞行器。由此产生的SAGIN架构融合了不同部分的优点，以提供扩展的3D覆盖范围，实现灵活部署，并增强系统的稳健性，从而为大量用户提供高系统容量，以确保公平和公正的资源共享。此外，SAGIN具有多层次性和传输路径复杂的特点，不同通信链路的时延特性存在显著差异。网络中的多种通信方式具有各自不同的传播介质、物理距离和数据处理机制，从而导致时延的差异性。例如，空基域和天基域由于传输距离长，与地基域相比，具有较高的通信时延。结合AI和云计算技术，SAGIN可根据需求动态调整资源，提高频谱利用率，支持大规模并发用户接入。SAGIN可服务于智慧城市、智能交通、工业物联网等领域，



实现更智能的连接。SAGIN通过融合卫星、无人机和地面网络，克服了传统地面网络的局限性，从而提供覆盖全球、高可靠性和低时延的通信服务。ISCC技术能够提升SAGIN在复杂环境下的感知精度、通信效率与计算能力，为实时决策与资源优化提供强大支撑，推动SAGIN从传统数据传输网络向智能、自主、高效的新型网络体系转型。空天地一体化网络架构简称(缩写)释义见表1。

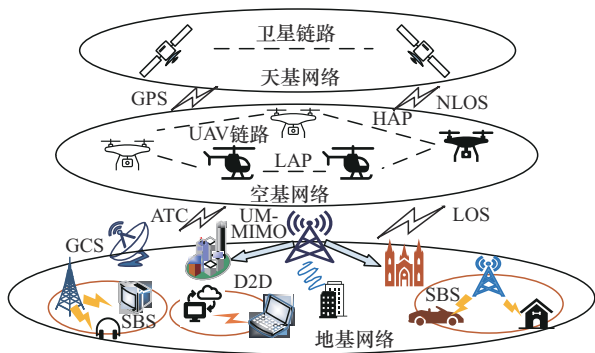


图1 6G通信的空天地一体化网络架构

表1 空天地一体化网络架构简称(缩写)释义

简称(缩写)	含义
GPS	全球定位系统
NLOS	非视距
HAP	高空平台
LAP	低空平台
ATC	空间交通控制
LOS	视距
GCS	全球控制站
D2D	终端直通
UM-MIMO	超大规模多输入多输出
SBS	卫星基站系统

2.2 通感融算赋能SAGIN概述

ISCC网络是一种新型的网络架构，旨在同时实现物理空间与数字空间的感知、泛在的智能通信以及高效的计算能力。该网络通过通感算一体化软硬件资源的协同与共享，促进各类网元设备间多维感知、协同通信与智能计算功能的深度

融合与互促增强。由此，ISCC网络能够支持新型闭环信息流的智能交互与处理，具备广域智能协作的能力，满足智慧城市、智慧交通、智能家居等6G典型应用场景对网络智能化与实时性的高要求，从而为未来信息社会的演进提供有力支撑。网络感知功能指网络节点在数字多维空间中的状态感知，涵盖网络外部感知与内生感知两部分。外部感知主要包括对电磁环境(如信道状态、频谱质量、电磁干扰)和外部物理环境(如目标运动检测、成像)的感知；内生感知则包括对业务需求(传输速率、通信时延、算力需求)以及网络物理与数字空间状态(如网元设备资源、AI模型库、数字孪生状态)的感知。通信作为感知信息共享与分布式计算的载体，是实现广域智能协作的基础。计算则指在增强通信与感知能力基础上，协同调度分布式智能计算资源。通信、感知与计算在ISCC网络中深度融合、互促增强^[31-32]。感知、通信和计算三大功能的关系如图2所示。

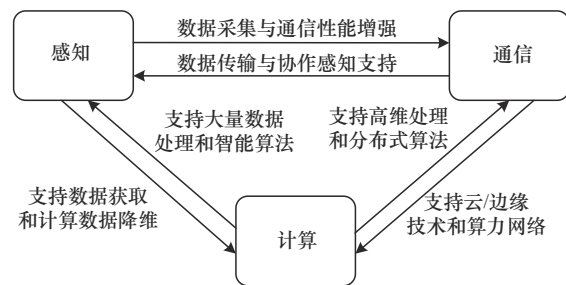


图2 感知、通信和计算三大功能的关系

在SAGIN中，网络节点通过感知功能获取周围通信节点的分布、位置、速度等信息，可帮助通信实现快速波束对准、邻居发现、高效的干扰管理和多址接入等功能，以增强通信性能。通过提升通信功能，SAGIN可提高协作感知能力，并提高感知资源分配效率，消除通信节点间的干扰。强大的计算能力是支撑高精度感知、高效率通信的前提。此外，感知信息可辅助计算数据降维，通信网络可支撑云/边缘计算。在SAGIN中，

感知信息可为计算任务提供环境上下文信息与目标先验知识，有效辅助数据降维与特征提取。例如，卫星遥感或高空平台感知获取的目标位置、区域热点或运动轨迹信息，可指导计算任务聚焦于关键区域，从原始高维数据中筛选有价值的特征，减少冗余维度，降低计算复杂度。SAGIN 所构建的广覆盖、高带宽通信网络，能够支撑感知与计算之间的数据高速传输与动态卸载，使得计算任务可根据时延、能耗或负载情况灵活选择在云端或边缘节点处理，从而实现资源协同优化与智能服务的高效部署。因此，感知-通信-计算一体化设计可以发挥三者的协同优势，实现三者的效能倍增，以助力实现 SAGIN 的高密度、低时延、高可靠性等需求。

在 SAGIN 的动态资源调度过程中，各网络层级（卫星、高空平台、地面站）持续感知本地状态并上传至编排管理节点，如节点计算资源余量（CPU、GPU 使用率）、通信链路质量（带宽、时延、丢包率）、当前任务信息（数据大小、计算复杂度、时延约束），编排管理节点对多源感知数据进行融合，形成多维状态图来表示网络整体资源图谱，并使用深度强化学习（deep reinforcement learning, DRL）或分级强化学习（hierarchical reinforcement learning, HRL）模型根据当前状态生成动态资源分配策略，这些策略能够智能决策，确定任务是在本地执行还是卸载到其他节点执行，以及卸载到哪个节点、如何分配通信和计算资源。随后，调度方案下发至各相关节点执行，并实时反馈执行效果作为强化学习的环境回报。通过这一过程，系统能够持续迭代优化其策略。SAGIN 中的动态资源调度流程如图 3 所示。

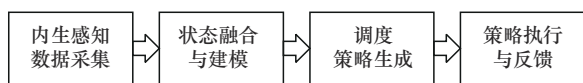


图 3 SAGIN 中的动态资源调度流程

当编排管理功能节点感知到某一节点需要执行智能任务（如图像识别、信号分类等）时，系统根据当前任务特性（精度需求、资源限制、时延要求）查询 AI 模型库；利用节点状态（感知数据）作为输入，匹配最合适的轻量化模型（如 MobileNet、Tiny-YOLO、剪枝版 BERT 等），或使用神经架构搜索动态生成模型。若本地资源不足，可利用通信网络将模型下载或迁移到边缘计算平台、空中平台或地面站执行。最后，根据运行反馈（如推理时间、准确率、资源消耗等）动态更新模型选择策略，实现自适应优化。AI 模型库优化流程如图 4 所示。



图 4 AI 模型库优化流程

2.3 通感融算赋能的 SAGIN 架构

2.3.1 逻辑网络架构

基于 SAGIN 时延和分布差异性的特点，为了提升 SAGIN 管理的灵活性与智能化水平，本文通过 AI 算法对网络进行分级分区域管理和控制。通感算一体的网络架构为这种管理方式提供了可能。通感算一体的网络架构的一大特点是算力依托已经部署的广泛存在的网元节点，利用通信系统提供低时延的适度边缘计算服务。网络中的管理和编排功能实现了对具有算力功能的网络资源、功能和服务的综合视图和综合编排管理，它可考虑网络、业务和算力资源的简单协同调度，从而实现整个网络的高效运行。网络分级管理逻辑架构如图 5 所示。图 5 提出了两级的控制模式：第一级负责 E2E 服务管理，确保跨网络域的整体协调与优化，这一功能在全局管理和编排功能模块实现；第二级则由多个独立的网络域管理和功能模块构成，各自管理本地资源，并与其他域协同工作。在这一架构下，各个控制系统协同运行，通过智能计算、分析和反馈机制，将关键网

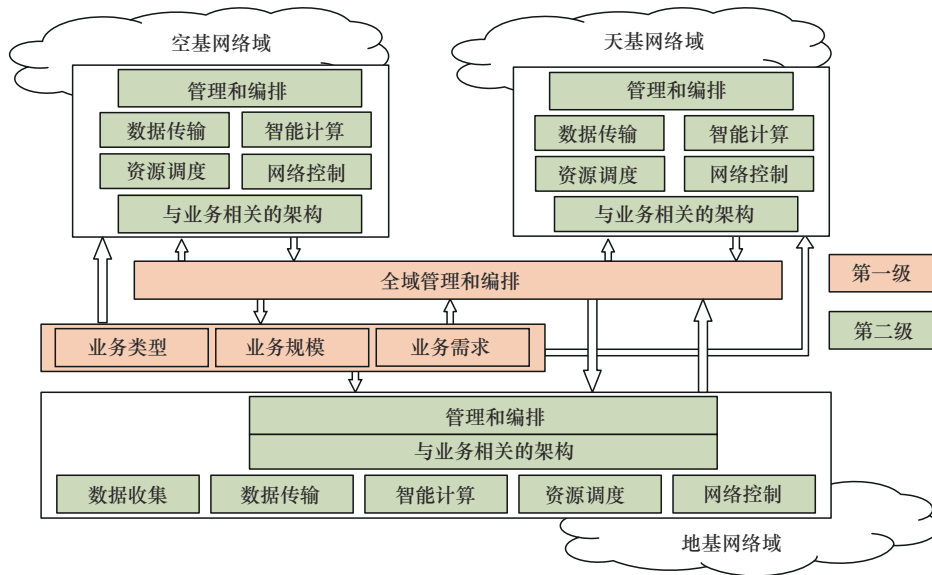


图5 网络分级管理逻辑架构

络状态信息汇总至中央控制中心。中央控制中心从E2E视角对整个网络的运行情况进行全面分析，实施全域的网络管理、资源调度和业务编排，确保数据传输的稳定性、QoS的保障以及资源利用的高效性。第一级的网络管理和业务编排是面向业务的，包括业务类型、业务规模和业务需求，特别是业务的时延需求。与开放式无线接入网络（open radio access network, O-RAN）体系架构类似，业务需求根据时延不同，分为非实时和实时两种模式^[33]，不同的是，O-RAN体系架构部署在地基网络区域，网络结构简单，业务需求相对较少，时延范围窄，这需要SAGIN的分级管理和编排功能采用更加智能化的架构和算法。这种分级资源管理和业务编排方式还需要评估网络状态，根据评估结果决策E2E通信链路中资源的优化管理。全域管理和编排功能模块作为中央控制中心，能够根据不同的服务级别需求和用户意图，动态调整全域资源分配策略，实现智能化调控，以保证QoS和用户体验质量（quality of experience, QoE），其核心目标是在复杂的通信环境下，通过智能调度和资源优化，提高整个网络的运行效率，并确保高质量的E2E通信服

务。在每个通信域，根据业务需求、类型和规模可以调整域内网元部署方式，域内管理和编排功能模块可根据各域的资源评估情况实施域内的二级资源管理和调度。

基于上述分级管理的逻辑架构，本文在全域网络节点中部署算力资源，构成全域算力网络。算力网络部署模型示意图如图6所示，在天基、空基和地基中部署高度集成、灵活部署的感传算网络，实现物理-数字空间的耦合，以及感知-通信-计算的互惠增强。在地基网络中，终端采用分布式与集中式并存的无线组网方式，可根据不同业务需求，动态调整终端节点组网方式，以灵活适配不同时延的业务。算力网络域AI智能算法为SAGIN实现网络化协同感知与分布式泛在计算提供架构支撑，增强网络感知、通信和计算的灵活性与自适应性，以满足灵活适变的组网需求。

2.3.2 物理网络架构设计

面向SAGIN的通信-感知-计算一体化的系统设计存在以下几大难点。

(1) 终端业务多样，业务需求分布的不均匀性与动态性。未来的通信终端设备既可以应用于

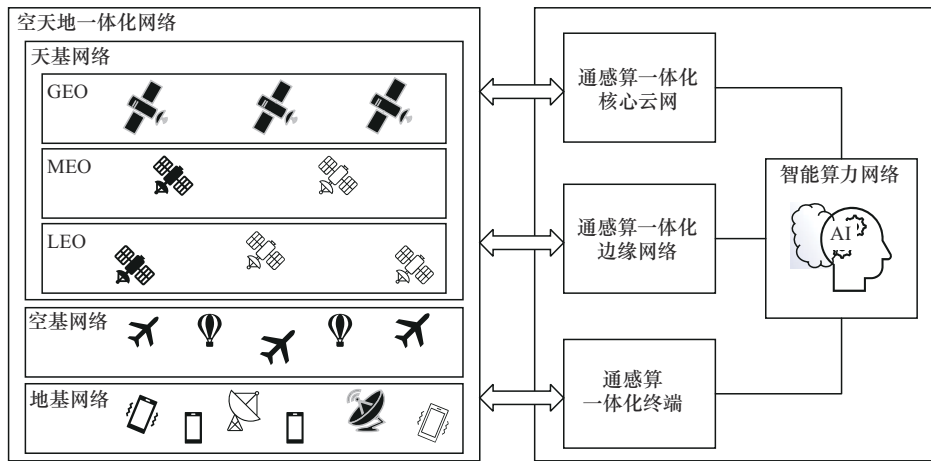


图6 算力网络部署模型示意图

工业中的柔性生产、智能制造，又可以应用于交通运输、医疗实施，终端设备的空间分布和业务类型分布呈现不均匀和动态变化特性。

(2) 通信与计算资源受限，除了终端侧的业务需求的复杂特点，网络侧同样存在网络资源受限的问题。一方面，为了满足有严格时延约束的业务需求，需要采用边缘计算代替传统的云计算模式，而边缘计算受限于服务器规模，其计算能力有限。另一方面，采用NTN，如卫星、无人机等方式实现对于偏远山区、近海、沙漠等区域的覆盖，通信资源受限给系统设计带来新的难题。

(3) 网络中有限的通信和算力资源适配动态

业务需求较为复杂，为了尽可能满足业务需求，提高网络的资源利用效率是必要的，这需要网络资源与业务需求之间实现较好的适配。然而，实际网络结构复杂，其中SAGIN具有多级别的通信与计算资源，如何合理配置这些资源以适配业务需求是一大难点。此外，业务需求的数量、种类、空间分布等呈现高度动态性，使得该适配问题更加复杂。

为了解决上述问题，在构建分级管理的网络时需要考虑各网元能够实现的功能。本文提出了通感融算一体网络功能架构示意图，如图7所示，终端通过红外线、雷达等感知模式获取物理世界中的实时数据，接入网为了实现网络的资源调

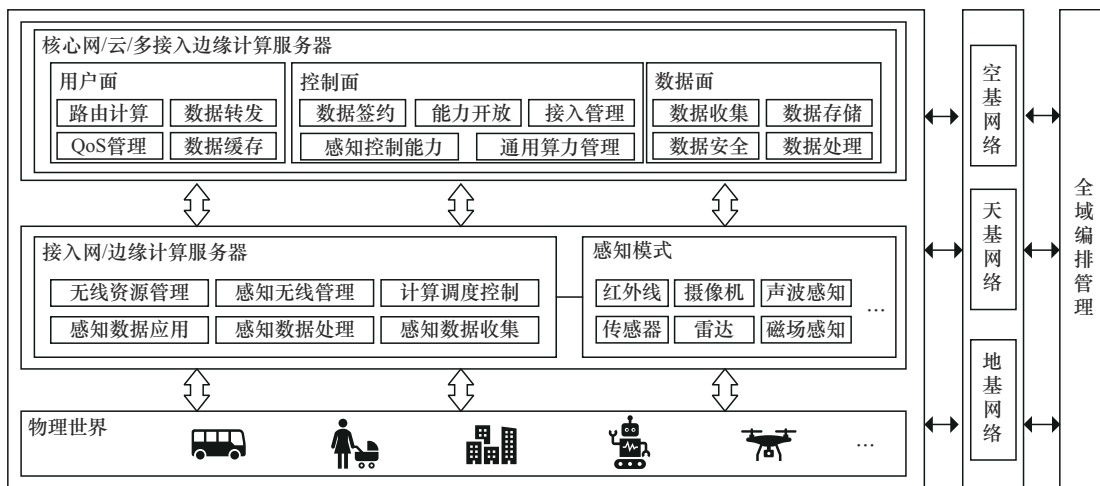


图7 通感融算一体网络功能架构示意图



度、负载均衡等功能，需要感知网络内的流量等实时数据，将这些数据传输到核心网或者边缘服务器等网络节点，进行数据处理和智能计算。感传算过程所需的传输和计算资源位于空天地全域网络中，由全域编排管理功能节点进行全域调度。该架构还依赖于以软件为中心和面向服务的网络功能，包括基站、核心网络功能、边缘计算平台和多接入边缘计算（multi-access edge computation, MEC）服务。基于上述过程，接入、控制和转发功能实现了相互连接。

基于以上分析，本文部署具有两级编排管理功能的网络实例化在云服务器上部署全域编排管理功能，能够实现全域的有线、无线资源调度，算力资源和业务编排管理。大脑式的全域集中式编排管理器部署在云服务器，可与多个局域编排管理器进行交互。网络部署结构如图8所示，在空、天、地不同层面区域的网络中部署了服务器，可以实施局域编排管理，每个网络节点可以

部署边缘计算服务器，构成全域算力网络。边缘计算服务器进行空、天、地各层网络内的自治管理和资源编排，调整和管理各层网络内的业务运行和算力资源，同时实施域内的资源调度和业务编排，能够执行智能计算、路由计算、数据处理等功能，并且接受全域集中式编排管理器的管理。

ISCC网络能够支持实时性、可靠性更高的AI服务。网络能够提供与AI服务相关的数据、AI模型、算力和连接的资源。基于多级编排管理的网络架构，终端能够实时采集感知数据，并且在网络和终端之间实时感知数据资源、AI模型资源和计算资源。现有的面向连接的无线信令承载和信令机制不足以支持AI计算任务的信息交互，因此，通过多级资源调度方式，新引入面向计算的数据传输通路来传输所需的数据资源、AI模型资源、计算资源的信息，以实现AI服务的支持。

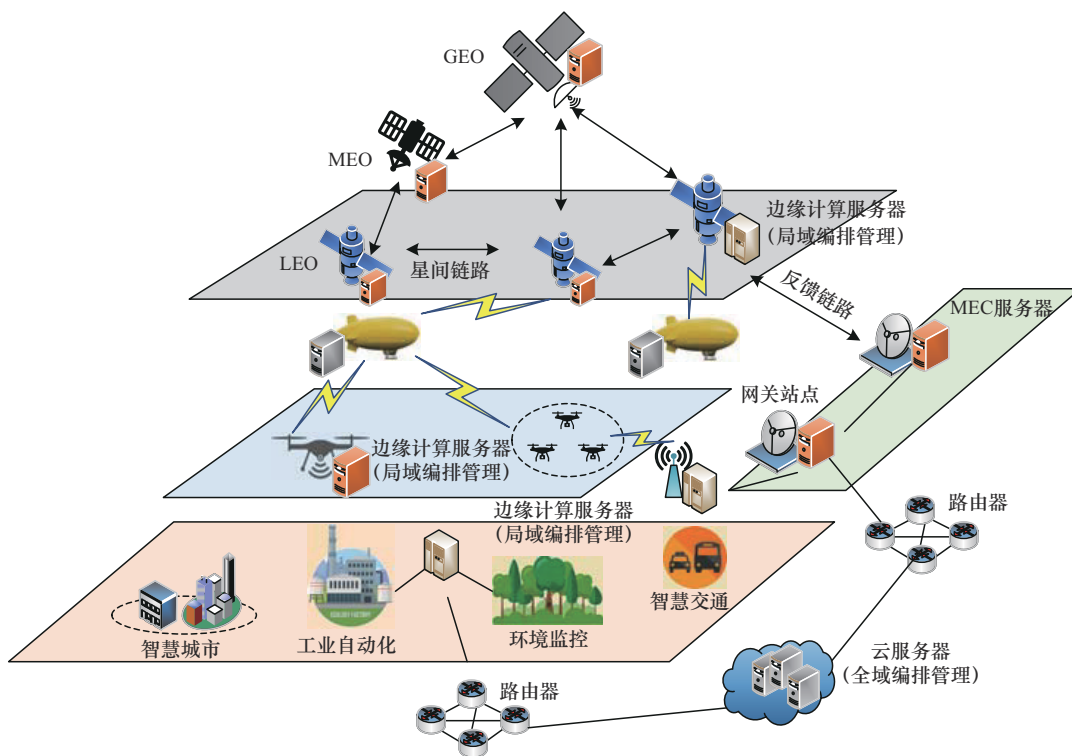


图8 网络部署结构

3 关键技术

3.1 边缘计算和云计算协同

ISCC 赋能的 SAGIN 结合了空中（如卫星、无人机）与地面（如基站、移动终端）网络的优势，借助深度融合的感知、通信和计算能力，提升了网络的智能化、自适应性和协同处理能力。在 ISCC 赋能的 SAGIN 中，边缘计算与云计算协同是实现高效计算、智能感知和泛在通信的核心技术。由于 SAGIN 涉及广域覆盖、多层次计算和多源数据处理，传统的集中式云计算模式难以满足低时延、高可靠性的需求，因此，采用两级资源业务编排与管理机制，充分发挥云-边协同计算架构的优势，实现资源的最优配置和智能任务调度，从而提升网络的整体性能。在云-边协同计算架构中，云计算中心设立于远程数据中心，具备强大的计算能力、存储能力和数据分析能力，主要承担大规模数据处理、全局优化、长期学习训练和全局资源调度。云计算中心特别适用于对时延要求不高的任务，如 AI 模型训练、大数据分析、全局优化等。相比之下，边缘计算节点部署在靠近数据源的网络边缘（如基站、无人机、低轨卫星等），负责实时数据处理、智能推理和本地计算，适用于需要低时延、高带宽的应用场景，如目标识别、自动驾驶、环境监测等。由于 SAGIN 中的计算节点资源（包括计算能力、存储容量、带宽等）是动态变化的，因此需要智能化的资源调度策略，以确保资源利用效率的最大化，并提升 QoS。为此，本文采用 DRL 进行无线资源的动态分配。

DRL 融合了传统神经网络的强大非线性拟合能力与强化学习的决策能力。它结合了基于奖励机制的试错策略与神经网络的梯度下降策略，通过与环境的交互来实现迭代优化。该模式的这种迭代优化方法对硬件要求较低，具有更强的可移植性和鲁棒性，并能够更快速、高效地处理高维

空间中的连续动作或离散动作问题。在 SAGIN 中，面对高度动态的网络拓扑、复杂的链路状态变化和多样化的服务需求，传统的静态或规则驱动的无线资源分配方法难以适应，采用 DRL 进行资源分配，能够通过智能体与环境的持续交互，在不需精确建模网络状态转移的前提下，自动学习最优的资源调度策略。DRL 具备处理高维状态空间和连续/离散动作决策的能力，适合应对 SAGIN 中跨层异构节点间复杂的计算与通信资源协同分配问题，从而实现任务完成率提升、网络负载均衡和系统效率优化。在 SAGIN 中采用 DRL 进行计算资源的动态分配时，合理设计状态空间与奖励函数是实现高效资源调度的关键。状态空间应全面刻画网络中与资源调度相关的动态信息，通常包括以下部分：当前各计算节点（如卫星、高空平台、地面基站）的可用计算资源（如 CPU 剩余周期、内存容量）；节点之间的链路状态（如传输时延、带宽、链路可用性）；待处理任务的特征信息，包括任务大小、计算复杂度、时延敏感性等；当前节点的队列长度和资源使用率；用户分布与任务请求热度分布。将这些信息构建为一个高维向量，作为 DRL 智能体每个时刻的输入状态，有助于捕捉网络全局与局部的资源变化趋势。奖励函数的设计应引导智能体朝着系统优化目标进行策略学习，通常综合考虑以下因素：任务完成效率（鼓励在时限内完成的任务）、资源利用率（奖励节点合理利用计算资源，避免资源空置或过载）、时延与能耗控制（惩罚过高的任务执行时延与能量消耗）、负载均衡性（通过惩罚不同节点之间的负载方差，引导分配策略更均衡）。最终奖励可表示为这些因素的加权组合形式，这样的状态空间与奖励函数设计，使 DRL 智能体能在复杂多变的 SAGIN 环境中自适应地学习最优策略，从而实现计算资源的高效调度与全网协同优化。

系统通过实时监测网络负载、设备状态和计



算任务等信息，预测资源需求，并动态调整计算资源的分配方案。例如，在高峰流量时，边缘节点可能面临计算资源紧张的情况，此时系统可以自动卸载部分任务至云端或其他空中计算节点（如低轨卫星、无人机等），确保计算效率与系统稳定性。此外，云-边协同计算还涉及计算与存储的联合优化。云端主要负责存储长期数据，而边缘节点则负责存储短期数据和热点数据，从而提高访问效率，并减少数据传输的时延和带宽占用。采用分层缓存机制，可避免所有数据都传输至云端，减少网络负载。例如，在智能交通系统中，边缘节点可缓存最近的交通流数据，快速提供实时分析，而云端则存储长期历史数据，以支持大规模数据分析和交通流趋势预测。通过云计算与边缘计算的深度协同，SAGIN能够在复杂多变的环境中实现高效、智能、低时延的计算服务，为未来的智慧城市、智能交通、无人系统等应用提供强大的技术支撑。

3.2 基于AI的通感算法

在基于AI的SAGIN中，通感融算的互惠增强机制通过引入AI技术，实现通信（通）、感知（感）与计算（算）之间更智能、更高效的协同与增强。AI算法对感知数据进行深度学习和特征提取，可精准预测环境变化，辅助通信链路的智能调优；AI驱动的智能调度与资源分配机制提升了计算资源对通信与感知任务的支撑效率，实现了边缘智能计算的实时响应；通信网络则作为高效信息通道，保障分布式AI模型的训练与推理所需的数据交换与模型同步。三者AI赋能下实现数据共享、模型协同与能力互补，形成一个具备自学习、自优化、自适应能力的智能网络体系，显著提升了SAGIN在复杂环境下的感知精度、通信质量与计算效率，推动了空天地一体网络向高效智能演进。

在SAGIN中，网络结构跨越空、天、地多个维度，资源异构、任务动态性强，传统的扁平化

决策方法难以应对复杂的调度与控制需求，引入HRL机制，可有效提升决策效率与系统智能性。具体来说，高层策略作为“管理者”，根据全局网络状态制定宏观决策，如选择适合的网络层（卫星、无人机、地面基站）进行通信、感知或计算资源的协同；低层策略作为“执行者”，在选定的网络层内进一步优化链路切换、频谱分配、节点选择或计算卸载等细粒度操作。通过高低层策略的协同，HRL能够显著降低决策复杂度，提升对大规模状态空间的处理能力，实现对用户需求、链路质量与系统负载等多因素的动态响应与精准控制，从而为SAGIN提供更智能、高效、可扩展的资源管理与任务调度能力。

作为一种面向目标的算法，DRL可以通过多个过程沿某个维度学习，从而实现多目标优化。基于DRL范式，分层深度强化学习（hierarchical deep reinforcement learning, HDRL）与不同的基本实体（状态、动作和奖励）合作，完成网络管理和优化。其中，状态将被用作代理的输入，可能是网络拓扑、可用资源、网络属性、信道噪声等。代理将根据状态进行分析和学习，并采取相应的行动。随后，环境将为该行为发出奖励信号，以引导代理调整其决策。重复上述过程，可以实现网络的管理和优化。部署在SAGIN中的混合分层深度强化学习（hybrid hierarchical deep reinforcement learning, HHDRL）本地代理和全局代理间的交互与合作流程如图9所示。具体来说，每个物理域独立运行自己的DRL模型，每个局部DRL提取局部状态 s_i ($i=1,2,3$)和局部奖励 r_i ($i=1,2,3$)。任何时刻的联合状态和联合奖励分别表示为 $S=\langle s_1, s_2, s_3, s_4 \rangle$ 和 $R=\langle r_1, r_2, r_3, r_4 \rangle$ ，它们将被用作全局DRL的输入。此时，运行全局模型以生成联合动作 $A=\langle a_1, a_2, a_3, a_4 \rangle$ ，其中 a_i ($i=1,2,3$)是每个物理域的局部动作，将指导当地DRL做出相应的管理和优化决策。因此，这种分层（局部和全局）和混合（中央和分布式）联

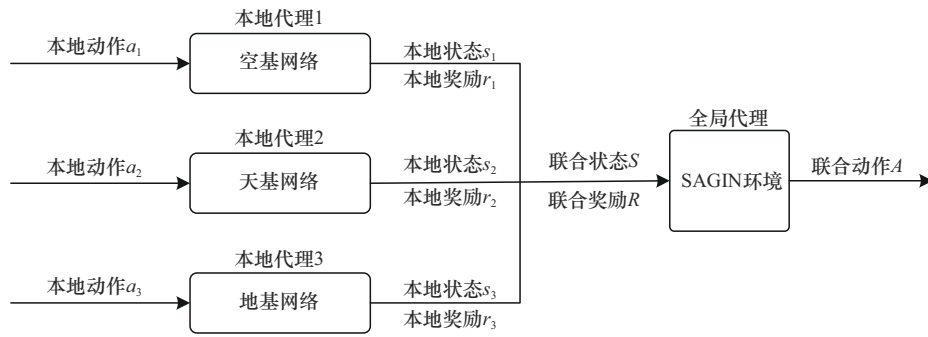


图9 SAGIN中HHDRL本地代理和全局代理间的交互与合作流程

合优化策略不仅有效关注了每个物理域的局部特征，与前文所述的分级编排管理对应，而且控制了整个SAGIN。此外，应该指出的是，每个DRL模型都将特定的奖励函数与梯度下降算法相结合，以优化学习过程。通过上述策略的反复迭代，SAGIN得到了联合管理和优化。

本文以SAGIN系统中的资源分配为例来说明HHDRL设计。

令 TP_{DL}^{ij} 为系统中的用户*i*从基站*j*获得的最大下行吞吐量，SAGIN下资源分配问题为^[34]：

$$\max \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J TP_{DL}^{ij} \quad (1)$$

满足：

$$\begin{aligned} \text{C1: } & RB_i^{\text{allocated}} \leq RB_i^{\text{request}} \\ \text{C2: } & RB_j^{\text{allocated}} \leq RB_j^{\text{total}} \\ \text{C3: } & \sum_{j=1}^{u_{i,j}=1} TP_{DL}^{ij} \leq TP_{DL}^i \\ & i \in I; j \in J \end{aligned} \quad (2)$$

本文通过遍历所有用户集*I*和基站集*J*获得系统最大下行吞吐量，即最优化问题的解，得到的基站资源分配方案即最优资源分配方案。约束C1中的 $RB_i^{\text{allocated}}$ 表示用户*i*得到的资源块数， RB_i^{request} 表示用户*i*期望得到的资源块数，为避免资源浪费，在服务范围内的用户*i*已分配得到的资源块数 $RB_i^{\text{allocated}}$ 不大于满足用户的QoS期望的资源块数 RB_i^{request} ；约束C2中的 $RB_j^{\text{allocated}}$ 表示基站*j*已分配的资源块数， RB_j^{total} 表示基站*j*内的总

资源块数，由于资源数优先，基站*j*已分配给用户的资源块数 $RB_j^{\text{allocated}}$ 不大于基站内的总资源块数 RB_j^{total} ；约束C3中的 $u_{i,j}=1$ 代表用户*i*和基站*j*可以进行通信， TP_{DL}^{ij} 与 TP_{DL}^i 分别表示基站*j*对用户*i*提供的吞吐量和基站*j*的吞吐量，面向所有由基站*j*服务的用户，其受干扰情况下的信道容量总和 TP_{DL}^i 小于或等于吞吐量 TP_{DL}^i 。

仿真过程假设系统中有2个卫星、2个无人机、3个地面基站和8个地面用户。假设卫星在仿真时间内可以覆盖到所有用户。在同样的仿真条件下，对比采用HHDRL和DRL设计的基站的吞吐量。不同资源分配算法吞吐量对比如图10所示。

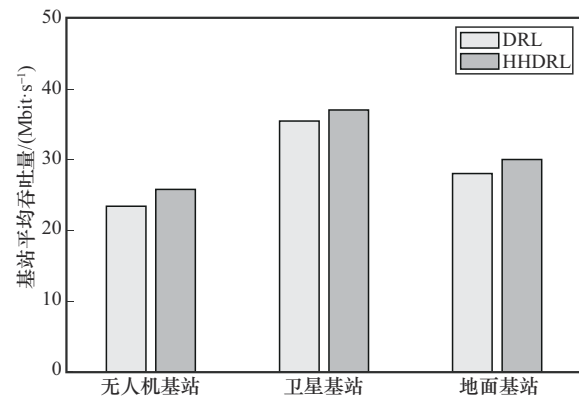


图10 不同资源分配算法吞吐量对比

4 面临的挑战

在SAGIN中融合ISCC技术，能够实现多任务协同处理、资源高效复用与信息智能提取，但



这种融合也带来了新的挑战。首先，感知信号对通信系统的干扰问题尤为突出，在共享频谱或联合波形设计下，雷达等感知信号通常具有高功率、宽带宽、高时频集中度的特性，其回波或副瓣容易干扰通信链路的正常数据传输，尤其是在低信噪比场景中，可能导致通信误码率上升或链路不稳定。其次，SAGIN的多层异构架构进一步放大了ISCC融合的系统复杂性。感知与通信节点分别部署在卫星、高空平台与地面，面临链路多跳、时延差异大、资源异构等问题，使得多功能任务的联合设计更加困难。例如，卫星侧执行大范围遥感任务时，产生的强感知回波可能影响同频段的星间通信；空中平台在进行目标探测与边缘计算卸载任务时，需要动态平衡传输链路与本地算力之间的耦合关系。此外，任务的资源需求与优先级具有高度动态性，难以进行统一调度，感知任务往往对时间和空间敏感，通信任务对链路连续性要求高，而计算任务则具有波动性和时延容忍差异，这使得融合调度与资源分配面临多目标优化问题。传统独立设计方法无法满足协同性能需求，因此需要更复杂的跨域智能协同机制、干扰建模方法和自适应波形重构技术，以实现高鲁棒性、高精度和低干扰的多任务协同执行。

总之，ISCC在SAGIN中的融合不仅需要突破物理层的波形设计与干扰抑制技术瓶颈，还需要在网络层与系统层建立面向全局感知-通信-计算资源的智能协同与实时优化机制，是一个集多学科、多尺度、多目标于一体的复杂系统挑战。

5 结束语

随着6G通信技术的快速发展，ISCC正逐步成为SAGIN核心支撑技术。ISCC的引入能够显著提升网络的智能化水平、自适应能力和资源利用效率。本文围绕通感融算对SAGIN赋能展开研

究，提出了多级编排管理的网络架构，探讨了通感融算一体网络采用的关键技术，为进一步研究智能化的SAGIN奠定了基础。

通感融算赋能的SAGIN架构在6G时代展现出广阔的应用前景，然而，其发展仍然面临诸多技术挑战。在智能化方面，网络需要具备更强的自主学习与自适应优化能力，以应对复杂多变的空天地环境。如何利用AI和深度学习实现动态资源调度、智能信号处理以及精准业务编排，是未来亟待解决的问题。由于SAGIN涵盖卫星、无人机、高空平台和地面基站，多层次通信链路可能引入较大时延，因此，需要探索边缘计算与云计算协同的优化方案，充分利用边缘智能提升数据处理速度，降低数据在空天地链路中的传输时延。此外，还需要在保障网络性能的同时降低功耗，通过绿色通信技术、智能功率控制、节能型硬件设计等手段，提高网络的可持续发展能力。未来需要在智能化、低时延、能效优化等方面实现关键技术突破，推动通感融算赋能的SAGIN架构向更高效、更稳定的方向发展，为智慧城市、自动驾驶、远程医疗、应急通信等典型应用场景提供强有力的技术支撑，助力6G时代的数字化、智能化进程。

参考文献：

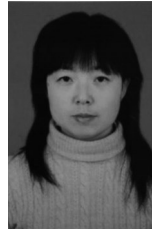
- [1] IMT-2030(6G)推进组. 6G典型场景和关键能力白皮书[R]. 2022.
- [2] IMT-2030(6G)推进组. 6G网络架构愿景与关键技术展望白皮书[R]. 2021.
- [3] 孙韶辉, 戴翠琴, 徐晖, 等. 面向6G的星地融合一体化组网研究[J]. 重庆邮电大学学报(自然科学版), 2021, 33(6): 891-901. SUN S H, DAI C Q, XU H, et al. Survey on satellite-terrestrial integration networking towards 6G[J]. Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications (Natural Science Edition), 2021, 33(6): 891-901.
- [4] Federal Communications Commission. Expanding flexible use of the 12.2-12.7 GHz band[EB]. 2021.
- [5] PIN TAN D K, HE J, LI Y C, et al. Integrated sensing and communication in 6G: motivations, use cases, requirements, chal-

- lenges and future directions[C]//Proceedings of the 2021 1st IEEE International Online Symposium on Joint Communications & Sensing (JC&S). Piscataway: IEEE Press, 2021: 1-6.
- [6] BAYESTEH A, HE J, CHEN Y, et al. Integrated sensing and communication (ISAC)-from concept to practice[J]. Communications of HUAWEI RESEARCH, 2022(11): 4-25.
- [7] Ericsson. Baldemair. Integrated sensing and communication[EB]. 2024.
- [8] 袁硕. 星地融合无线网络的资源调配理论与方法[D]. 北京: 北京邮电大学, 2024.
YUAN S. Theories and methods of resource allocation in integrated satellite-terrestrial wireless networks[D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2024.
- [9] SALEM H, QUAMAR M M, MANSOOR A, et al. Data-driven integrated sensing and communication: recent advances, challenges, and future prospects[J]. arXiv preprint, 2023: 2308.09090.
- [10] 孙耀华, 彭木根, 赵亚飞, 等. 低轨卫星互联网: 从星地融合迈向通导遥一体化[J]. 北京邮电大学学报, 2024, 47(6): 69-98.
SUN Y H, PENG M G, ZHAO Y F, et al. Low earth orbit satellite network: from satellite-terrestrial convergence to the integration of communication, navigation and sensing[J]. Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications, 2024, 47(6): 69-98.
- [11] 周宇柯. 面向大规模低轨卫星网络的星地链路规划技术研究[D]. 北京: 北京邮电大学, 2024.
ZHOU Y K. Research on satellite-to-ground link planning schemes for large-scale LEO Networks[D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2024.
- [12] 3GPP. Study on using satellite access in 5G: 3GPP TR 22.822 V16.0.0[S]. 2018.
- [13] 3GPP. Study on management aspects of next generation network architecture and features: 3GPP TR 28.802 V15.0.0[S]. 2018.
- [14] 3GPP. Study on architecture aspects for using satellite access in 5G: 3GPP TR 23.737 V17.2.0[S]. 2021.
- [15] KAFLE V P, SEKIGUCHI M, ASAEDA H, et al. Integrated network control architecture for terrestrial and non-terrestrial network convergence[C]//Proceedings of the IEEE Communications Standards Magazine. Piscataway: IEEE Press, 2024: 12-19.
- [16] CHEN C, LIAO Z, JU Y, et al. Hierarchical domain-based multicontroller deployment strategy in SDN-enabled space-air-ground integrated network[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2022, 58(6): 4864-4879.
- [17] LIU X N, ZHANG H J, SUN K, et al. AI-driven integration of sensing and communication in the 6G era[J]. IEEE Network, 2024, 38(3): 210-217.
- [18] GRAFF A, CHEN Y, GONZÁLEZ-PRELCIC N, et al. Deep learning-based link configuration for radar-aided multiuser mmWave vehicle-to-infrastructure communication[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2023, 72(6): 7454-7468.
- [19] CHEN Y, GRAFF A, GONZÁLEZ-PRELCIC N, et al. Radar aided mmWave vehicle-to-infrastructure link configuration using deep learning[C]//Proceedings of the 2021 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM). Piscataway: IEEE Press, 2021: 1-6.
- [20] MU J S, GONG Y, ZHANG F P, et al. Integrated sensing and communication-enabled predictive beamforming with deep learning in vehicular networks[J]. IEEE Communications Letters, 2021, 25(10): 3301-3304.
- [21] LIU C, YUAN W J, LI S Y, et al. Predictive beamforming for integrated sensing and communication in vehicular networks: a deep learning approach[C]//Proceedings of the ICC 2022 - IEEE International Conference on Communications. Piscataway: IEEE Press, 2022: 1948-1954.
- [22] ELBIR A M, MISHRA K V, CHATZINOTAS S. Terahertz-band joint ultra-massive MIMO radar-communications: model-based and model-free hybrid beamforming[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2021, 15(6): 1468-1483.
- [23] LIU P X, ZHU G X, JIANG W, et al. Vertical federated edge learning with distributed integrated sensing and communication[J]. IEEE Communications Letters, 2022, 26(9): 2091-2095.
- [24] ZHANG Z B, CHANG Q, XING J, et al. Deep-learning methods for integrated sensing and communication in vehicular networks[J]. Vehicular Communications, 2023, 40: 100574.
- [25] ZHENG L, LOPS M, WANG X D. Adaptive interference removal for uncoordinated radar/communication coexistence[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2018, 12(1): 45-60.
- [26] WANG M, CHEN P, CAO Z X, et al. Reinforcement learning-based UAVs resource allocation for integrated sensing and communication (ISAC) system[J]. Electronics, 2022, 11(3): 441.
- [27] HOSSAIN M A, XIANG A, KIANI A, et al. AI-assisted E2E network slicing for integrated sensing and communication in 6G networks[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2024, 11(6): 10627-10634.
- [28] WANG C, LIU L, JIANG C X, et al. Incorporating distributed DRL into storage resource optimization of space-air-ground integrated wireless communication network[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2022, 16(3): 434-446.



- [29] JIANG F, ZHANG L, SUN C Y, et al. Clustering and resource allocation strategy for D2D multicast networks with machine learning approaches[J]. *China Communications*, 2021, 18(1): 196-211.
- [30] 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[J]. *中兴通讯技术*, 2024, 30(5): 16-23.
YANG S B, ZHANG Y, LU W D. Satellite integrated sensing and network for 6G and its key technologies[J]. *ZTE Technology Journal*, 2024, 30(5): 16-23.
- [31] LIU F, MASOUROS C, PETROPULU A P, et al. Joint radar and communication design: applications, state-of-the-art, and the road ahead[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2020, 68(6): 3834-3862.
- [32] CHEN X, FENG Z, WEI Z, et al. Code-division OFDM joint communication and sensing system for 6G machine-type communication[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2021, 8(15): 12093-12105.
- [33] O-RAN. O-RAN: towards an open and smart RAN white paper[R]. 2018.
- [34] 刘雪芳, 毛伟灏, 杨清海. 基于深度强化学习的空天地一体化网络资源分配算法[J]. *电子与信息学报*, 2024, 46(7): 2831-2841.
LIU X F, MAO W H, YANG Q H. A resource allocation algorithm for space-air-ground integrated network based on deep reinforcement learning[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2024, 46(7): 2831-2841.

[作者简介]



李兰兰 (1974-), 女, 博士, 上海电子信息职业技术学院通信与信息工程学院高级工程师, 主要研究方向为5G/6G通信、人工智能、元宇宙。