Apr. 2025

6G通感算一体化体系架构与关键技术

吴子君 张海君* 马 旭 任语铮 (北京科技大学 北京 100083)

摘 要:通感算一体化网络作为第六代移动通信系统的重要发展方向,融合了通信、感知和计算功能,为未来智能网络的高效协同提供了技术支撑。该文首先介绍了通感智能协同和云雾边算力协同技术,并结合区块链技术,研究了通感算一体化体系架构,提升了数据传输与存储的安全性。随后,深入分析了高精度感知与干扰管控方法,包括按需适配的高精度感知机制、双层优化频谱共享框架以及通感互干扰的优化策略。最后,围绕弹性接入与资源优化,探讨了人工智能驱动的资源分配框架和动态资源优化与调度策略,有效提升多维资源利用率和网络适应能力,满足未来高效、智能、安全的通感算一体化网络需求。

关键词:通感算一体化;资源分配;干扰管控;无线通信技术

中图分类号: TN926 文献标识码: A

DOI: 10.11999/JEIT241151

1 引言

第六代移动通信系统(6th Generation Mobile Communication System, 6G)已成为推动社会及行业数字化、移动化、网络化、智能化发展的新兴技术^[1]。作为新一代通信技术的革新,6G不仅以更强的渗透性和带动性加速全球发展模式的转型与创新发展,同时还依托其强大的技术架构,为各类应用场景提供高速、安全、可靠的服务能力支持^[2]。

IMT-2030, Next G联盟、华为等[2-10]产学研组织明确指出6G技术架构主要包括人工智能(Artificial Intelligence, AI)、集成传感和通信(Integrated Sensing And Communication, ISAC)、亚太赫兹(sub-TeraHertz, THz)传输、基于可重构智能表面(Reconfigurable Intelligent Surfaces, RIS)和全息多输入多输出(Multiple-Input Multiple-Output, MIMO)表面的信道整形等新兴技术。其中ISAC的发展将进一步增强无线传感能力,实现传感和通信系统之间的无缝协作。此外,ISAC支持的定位、成像、重建等功能有望为智能生活、工业进步等提供有益的补充功能,在未来无线网络中发挥关键作用。然而,实现ISAC的核心功能还需强

收稿日期: 2024-12-30; 改回日期: 2025-04-01; 网络出版: 2025-04-07 *通信作者: 张海君 zhanghaijun@ustb.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金(62225103, U22B2003), 北京市自然科学基金(L241008), 中央高校基本科研业务费专项资金(FRF-TP-22-002C2), 国家资助博士后研究人员计划资助(GZB20230057) Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (62225103 and U22B2003), Beijing Natural Science Foundation (L241008), The Fundamental Research Funds for the Central Universities (FRF-TP-22-002C2), The Postdoctoral Fellowship

Program of CPSF (GZB20230057)

大的算力支持,具体如下:

(1) 感知使能通信:集成传感器的使用可实现环境监测、数据收集和情景感知等功能,从而增强无线网络的智能信息优化和网络管理能力。此外,感知数据还为波束形成、信道分配等参数的动态优化提供了支持。但实时处理和反馈感知数据需要强大的计算能力,尤其是在动态和多样化的场景中,实时计算是实现智能决策的关键。

文章编号: 1009-5896(2025)04-0876-12

- (2) 多模式传感:单节点或设备通过视觉、音频、运动等多种类型的传感器同时捕获感知信息,生成多维度的感知数据。仅依靠传感和通信技术难以满足增强现实、沉浸式体验和医疗监测等复杂场景的实时响应需求。例如,在增强现实或医疗监测场景中,多模式传感需要实时处理视觉、声音和运动数据,以实现沉浸式体验或精准诊断。因此,需要引入高效的计算能力,以便提供更加精确和全面的服务。
- (3) 基于分布式感知的数据融合:分布式传感器和设备收集的多源异构数据(如位置、温度、湿度等)需要通过数据融合技术转化为统一的决策信息,从而实现全面感知和精准决策。这一过程涉及多源数据的对齐、去冗余和关联分析,对计算能力提出了较高要求,尤其是在大规模异构网络中,实时数据融合是实现高效通信和感知协同的关键。
- (4) 智能感知和通信共存: AI赋能ISAC可以辅助实现网络的自主决策和智能优化,但无论是智能车辆联网还是动态网络管理,都需要强大的算力支持,这样才能将通信与感知的潜力转化为实际的应用能力。

因此,研究者提出了通信、感知和计算能力的 深度融合,这种多维度能力的融合为下一代网络形 态——通感算网络的形成奠定了基础,为实现对信息的高效获取、处理和应用,以及各类复杂场景的智能化发展提供了技术支持。

通感算一体化网络能够满足6G新型垂直应用 场景(如智慧工厂、智慧医疗、智能交通、智能家 居等)下多样化且严苛的业务需求。6G应用场景的 严苛要求主要体现在两个方面: 首先,应用场景对 通信性能的要求极高,包括极低时延、超高可靠 性、超大带宽和海量设备接入,同时对感知性能也 有着高精度和高分辨率的严格要求。其次,为实现 6G的全域覆盖和普惠智能愿景,并满足沉浸式体 验、数字孪生、智能医疗、自动驾驶等新兴场景的 需求,6G网络不仅需要通过环境感知信息的获取 与共享,还需依靠智能计算来支撑实时的信息交互 和决策制定,从而为这些复杂应用场景提供高效支 持。因此,6G网络必须融合感知与通信功能,并 利用分布式算力进行辅助,以满足高质量服务需 求。例如,在智慧医疗领域,通感算一体化网络通 过高精度感知和毫秒级时延的实时通信, 为远程手 术提供了可靠保障; 在智能交通领域, 通感算一体 化网络凭借其海量设备接入能力和高分辨率感知技 术,能够实现自动驾驶车辆的精准协同与动态决 策。这些突破性能力的融合,为6G网络在垂直行 业中的应用提供了广阔的可能性,如图1所示。

面对6G及后6G(Beyond 6G, B6G)网络复杂多变的应用场景,通感算一体化网络凭借高度协同的资源管理、智能感知能力和分布式计算架构,展现出强大的适应性和灵活性。其核心优势体现在以下几个方面:

(1) 智能环境感知:依托多维环境信息采集和深度学习分析,一体化网络能够实现智能情境感知,并基于实时环境调整通信策略。这不仅减少了高功耗通信的频率,降低整体能耗,还能延长终端设备的电池寿命,提升系统的可持续性。

- (2)分布式边缘智能:通过设备间的协同感知和计算,一体化网络支持分布式智能,并结合边缘计算,有效降低核心网络负载,提高决策效率。设备级智能赋予网络自组织、自优化能力,进一步增强系统的灵活性和可扩展性。
- (3)资源协同管理:一体化网络通过智能调度 算法实现通信、感知和计算资源的动态优化分配, 显著提升频谱效率和资源利用率。这种跨域资源的 协同管理为超低延迟、超高可靠性通信提供了有力 支撑,同时满足了多样化应用场景的需求。
- (4) 大规模异构接入: 6G及后6G网络需要支持海量物联网设备的接入。一体化网络通过统一的资源池化管理与频谱共享机制,显著提升了系统容量和服务质量,使其能适应从个人终端到大规模工业物联的不同应用场景。
- (5) 安全隐私保障:一体化网络通过本地化的 威胁检测和异常识别机制,提升安全防护能力。同 时,通信和感知的融合,有助于减少敏感信息的外 部传输,从而增强用户隐私保护,确保数据安全。

通感算一体化网络推动信息通信技术朝向深度融合、智能演进的重要方向发展,然而在6G网络中,如何最大限度地部署通感算一体化网络以实现设备智能互联、可靠通信、高精度感知和资源高效分配,已成为未来发展通感算网络亟需解决的关键问题。目前,通感算一体化网络的发展面临3个主要挑战:其一,感知、通信与计算功能的深度融合难;其二,通感融合过程中的信号干扰严重;其三,多元化用户需求下的网络资源随需调度难。针对上述挑战,本文从以下几个方面对通感算一体化网络架构:构建适应6G需求的通感算一体化网络架构:构建适应6G需求的通感算一体化网络架构;充分挖掘云、雾、边协同计算的潜力,实现感知、通信与计算的深度融合。(2)高精度感知与干扰管控机制:研究定制化感知技术,确保感知与通信的

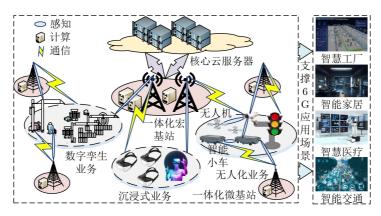


图 16G典型应用场景下的通感算一体化网络

无缝协作,探索干扰管控机制,平衡感知与通信之间的相互干扰。(3)弹性接入与资源优化方法:针对多样化业务场景中的动态接入需求,提出弹性接入与资源按需调度方法,提升多域资源的利用率。通过以上几个方面的研究,推动通感算一体化网络赋能智慧社会。

2 通感算一体化网络

目前,各个国家已展开6G网络研究,其预期性能指标集中在峰值数据速率、用户数据速率、密度、可靠性、用户时延、移动性和位置精度等方面,世界各个机构对6G网络关键性能指标值的设想如表1所示。这些指标不仅包括极低时延、极高可靠性和海量接入等通信能力,还涉及高精度的感知能力,体现了通信、感知和算力深度融合的发展趋势。

2.1 通感算一体化网络架构研究

在通感算一体化网络架构方面,研究者提出了一种基于分布式算力的解决方案[11,12],通过无线连接的小型便携计算节点组成分布式计算平台,这些节点配备本地存储器并可通过无线信道交换计算输入与结果信息。该方案能够整合多设备的数据存储、软件和计算资源,并通过优化功耗控制和计算负载均衡,实现低延迟处理,具有鲁棒性和容错能力。在此基础上,结合云雾边协同技术[13,14]、太赫兹通信技术[15]及区块链安全保护机制等,可进一步提升网络的感知、计算和通信能力,满足6G网络的多样化需求。RIS技术[15-17]是6G智能空口中的一项新兴技术,借助信道估计和动态相位调节,RIS能够在辅助波束成形、干扰抑制、覆盖范围扩展等方面发挥作用。这些关键使能技术共同构筑起通感算融合的技术基础。

具体而言,在通感算全融合方面,针对通信和 感知的融合,文献[17]开展基于广义信道反馈的研 究,提出了估计信道状态参数的方法,并深入探讨了感知通信一体化性能的理论极限问题。文献[18]通过创新的通信感知融合波形设计,提出了空时信号分配方案,充分挖掘了通信与感知协同的潜力。针对感知与计算的深度融合,文献[19]结合边缘计算与分布式深度学习,设计了适应多种环境感知需求的数据处理算法,大幅提升了环境感知的精准度,为复杂场景下的感知任务提供了更高的可靠性。与此同时,为解决通信与计算资源的高效匹配问题,研究人员设计了面向灵活传输计算任务的算力感知网络^[20]和多层算力网络^[21,22],通过实现业务需求与算力资源的实时精准匹配,显著增强了系统的动态适应能力和资源利用效率。

2.2 高精度感知与干扰管控技术研究

为实现6G网络对高精度感知与高效通信的双 重需求,创新研究感知方法与干扰管控机制,成为 突破通感算一体化技术瓶颈的关键。在高精度感知 方面,大带宽与超大规模MIMO技术的结合为高精 度定位应用提供优异的分辨率和出色的多径解析能 力。这涵盖了基于设备(连接在网络中的用户设备) 和无设备(环境物体)两种场景。此外,大规模天线 阵列的部署实现了高精度的方向估计。借助这些感 知能力,未来智能工厂中人-物-机实现协同工作, 例如无人机降落在移动载具上进行充电、投递机器 人在检测到智能容器为空时进行补给等。在这类近 距离使用场景中,需要厘米级的定位精度来完成任 务。但基于毫米波雷达的传统感知机制以调频连续 波为中心, 信息传输与物理环境感知分离, 通信与 感知彼此独立,难以满足通感算一体化网络快速、 精准的全局感知要求, 以及极低时延、极高可靠的 感知信息传输需求。

在高精度感知的研究中,基于MIMO天线的角度估计方法在满足高精度探测需求的同时,支持大带宽通信^[23]。随着毫米波^[24]和太赫兹^[25]等技术的不

丰.	1 60	十分	사사 심난	指标
衣 .	LbG	大斑	1生 月戸	1百1小

目标关键指标	2022年欧洲网络安全 与信息大会 ^[2,3]	ITU IMT-2030 ^[4]	5G美国/Next G联盟 ^[5,6]	华为 ^[8]	B5G联盟(日本) ^[9]
峰值数据速率	$1~{ m Tb/s}$	$50\sim 200~\mathrm{Gbps}$	$0.5{\sim}1~\mathrm{Tbps}$	1 Tbps	100~200 Gbps
用户数据速率	10 Gbps	$300{\sim}500~\mathrm{Mbps}$	下行链路: 达到1 Gbps 上行链路: 达到1 Gbps	$10\sim100~\mathrm{Gbps}$	$10{\sim}100~\mathrm{Gbps}$
密度	10^6 设备/ km^2	$10^6{\sim}10^8$ 设备/ km^2	10^6 设备/ km^2	10^6 设备/ km^2	10^6 设备/ km^2
可靠性	$> 1 \times 10^{-8}$	\sim 1 $ imes$ 10 ⁻⁵ \sim 1 $ imes$ 10 ⁻⁷	$> 1 \times 10^{-8}$	$>$ 1 $ imes$ 10 $^{-7}$	$> 1 \times 10^{-7}$
用户时延	$< 0.1 \mathrm{\ ms}$	$0.1{\sim}1~\mathrm{ms}$	$0.1{\sim}1~\mathrm{ms}$	$0.1 \mathrm{\ ms}$	$0.1{\sim}1~\mathrm{ms}$
移动性	$<1~000~\rm{km/h}$	$500{\sim}1~000~{\rm km/h}$	>500 km/h	/	达到1 000 km/h
定位精度	<1 cm	$1{\sim}10~\mathrm{cm}$	$1 \text{ mm} \sim 10 \text{ cm}$ 六自由度的运动: (x,y,z)	室外: 50 cm 室内: 1 cm	1∼2 cm

断发展,通感一体化系统获得更多的频谱资源,从 而显著提升其感知和通信能力。在此基础上,文献[26] 提出了一种基于通感一体化信号的多维参数估计方 法,利用多参数协同进一步提高系统的感知精度。 然而,随着通感算系统中海量节点的动态部署,无 线环境的复杂性和动态变化特性愈发显著。这种高 度复杂和多变的环境导致通信与感知信号之间的相 互干扰问题愈发突出,严重影响网络性能的提升, 成为限制通感算一体化网络高效运行的重要瓶颈[27]。 因此,大多数研究者开始研究如何在通感信号共存 的环境下有效抑制干扰, 文献[28]采用基于干扰校 准约束算法,系统通过在多用户多通道环境中引入 干扰对齐技术,有效减少感知信号与通信信号之间 的交叉干扰; 文献[29]采用时域共享方法, 通过合 理划分通信与感知信号的使用时间,降低系统内部 的干扰。此外,文献[30]利用MIMO天线在空间上 的灵活波束分配和波束对准特性, 进一步优化雷达 目标方向的通信干扰,从而显著提升通感一体化系 统的整体性能。由上述可知, 高精度感知研究不仅 依赖于频谱资源和天线技术的创新发展,还需要针 对通感信号间干扰的有效抑制手段。通过各个技术 协同优化, 提升通感算一体化网络在高复杂动态环 境下的运行效率和性能。

2.3 弹性接入与资源优化技术研究

6G网络中物联网设备规模迅速增长,用户接入信道拥塞、动态环境下的资源冲突等问题日益突出。干扰管控的实现为资源优化提供了稳定的运行基础,但针对用户多样化业务需求与感知、通信、计算等多维资源之间的矛盾,仍需进一步探索弹性接入和资源分配的优化机制。

在弹性接入的研究中,用户到网络的接入算法通常划分为以网络为中心和以用户为中心两类^[31-34],

分别在网络侧和用户侧进行计算与决策。此外,用户接入时还需要考虑可用带宽[35,36]、网络负载[37]及连接时延[38]等关键指标。在资源分配研究中,通感算一体化网络中需要调度分配的资源不仅包括传统的通信资源(如频谱[30]、功率等),还包括感知资源[40]、算力资源。现有研究在动态频谱分配[41]、绿色通信功率控制[42,43]、基站能耗控制[44,45]等优化问题的研究为通感算一体化网络中资源适配体系提供了重要借鉴。近年来,基于深度学习[46-48]和强化学习[49,50]为主的优化算法应用于解决上述复杂优化问题的研究取得了初步成效。通过这些优化算法,可以有效提升通感算融合资源分配的效率和精度,为6G网络中的用户态势感知弹性接入机制提供有力支持,从而进一步提高网络服务质量和资源利用率。

3 通感算一体化架构

面向6G通感算一体化需求,引入太赫兹通感一体化、多点协同感知、云雾边协同等技术,实现多维感知、协作通信、智能计算的深度融合,如图2所示。

3.1 通感的智能协同

3.1.1 太赫兹辅助的通感一体化技术

6G网络中通感算一体化对全频段频谱需求的 不断增长,太赫兹通信技术因其独特优势成为实现 感知、通信高效协同的关键途径。

在通信方面,太赫兹通信凭借其海量频谱资源、超高速率及极低时延特性,不仅能满足全息交互、高清视频等高实时性应用的需求,还可通过精确波束形成和多用户动态分配,提高网络效率。

在感知方面,太赫兹信号因其极宽带宽、极小 波长与极窄波束的物理特性,展现出优异的感知性 能。通过分析太赫兹信号及其环境回波,系统可实

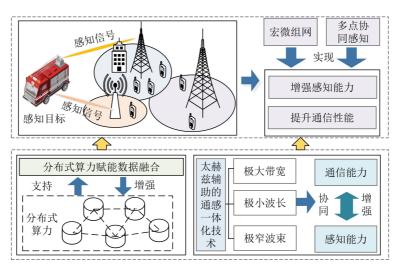


图 2 通感算智能协同

现对目标的高精度定位、测距、测速及成像等功能,大幅提升感知精度和分辨率。这些感知信息可进一步用于优化通信过程,例如辅助太赫兹波束对准、动态组网及用户资源分配,从而实现感知与通信的深度融合。

太赫兹技术通过在感知和通信间建立双向增强机制,成为推动通感算一体化的关键技术之一。

3.1.2 多点协同感知技术

传统的单点感知由于数据来源单一导致网络可靠性不足,且基站覆盖范围有限,难以实现感知范围和精度的有效平衡。因此,提出基于宏微组网架构的多点协同感知技术,从而实现通信与感知深度融合的双重能力。宏微组网是一种由宏基站与微基站相结合的网络架构,其中宏基站负责大范围覆盖,提供稳定的通信与感知服务支持,而微基站则部署在更靠近用户或目标的区域,提供高密度、高精度的通信与感知服务支持。

在多点协同感知机制中,针对同一感知目标的 多指标探测需求,根据宏微基站的特点合理分配感 知任务。具体而言,宏基站凭借其大功率和广覆盖 特性,可实现广域的宏观感知,例如目标的粗略定 位或检测,同时确保通信质量的稳定;但由于架设 位置较高,其感知精度相对有限。微基站则利用其 靠近目标的低部署高度优势,承担高精度局部感知 和信息传输任务,例如精确测距、测速或成像。

通过宏微基站之间的协同感知与数据互补,系统能够兼顾广域宏观指标探测和微观高精度指标探测的需求,显著提升整体感知性能和通信能力,为6G网络中的多场景应用提供强大的技术支持。

3.2 云雾边协同的算力赋能

3.2.1 云雾边多层级算力协同

在宏微组网架构基础上,构建云雾边多层级算力协同机制。云雾边多层级算力由云端服务器、雾计算网关、边缘计算节点以及分布式终端共同构成,形成一个算力分层、分工协作的网络。该网络通过各层次节点的协同工作,实现感知、通信与算力的深度融合,为6G网络中的复杂应用场景提供智能化支持。

在云端层,服务器凭借其强大的计算能力,负责处理全局网络任务,包括全局信息感知、模型训练和网络性能优化。具体而言,云端服务器通过汇聚边缘节点上传的感知数据,提取关键特征并剔除无关因素,实现对网络全局状态的全面感知;在全局模型训练方面,云端结合来自多边缘节点的AI模型参数,基于综合数据集进行训练和优化,生成全局AI模型,并将优化后的模型分发至边缘节点;在

性能优化层面,云端通过结合全局感知信息与模型 训练结果,智能调整网络能效、数据速率、频谱效 率及资源分配策略,从而显著提升网络的整体性能。

雾计算网关作为中间层,承担了对一定范围内网络设备和终端的数据处理任务的协调,同时负责区域AI模型的聚合与优化。具体而言,雾计算网关在云端与边缘节点之间充当桥梁,聚合多个边缘节点上传的模型参数,进行区域级模型优化,并为边缘节点下发区域AI模型参数,从而在局部范围内提高资源利用效率和数据处理能力。

在边缘层,边缘计算节点专注于感知信息和通信数据的实时处理,以及多维资源的协同管理与分配。边缘节点通过数据降维与压缩技术实现数据融合,减轻了带宽传输压力,降低了系统时延。同时,边缘节点还承担区域内分布式AI模型的训练任务,利用邻近设备的本地AI模型参数及必要的数据集合进行模型训练,从中提取数据特征、识别业务类型,并根据实际需求灵活调度资源。训练完成后的模型可上传至雾计算网关或云端,用于进一步优化区域或全局模型。

在终端层,分布式终端设备负责数据预处理和本地AI模型的初步训练任务。优化后的模型参数被上传至边缘节点,同时终端设备利用自身的端对端通信能力和智能计算功能,与其他终端或边缘节点协作完成感知任务。这种设计使终端设备在整个协同体系中不仅仅是信息的接收者,更成为数据处理与计算能力的贡献者。

通过云端服务器、雾计算网关、边缘节点和分 布式终端的多层次协同,在感知、通信和计算功能 之间建立了深度融合。

3.2.2 基于区块链的隐私保护技术

在云雾边协同的网络架构下,存在模型参数隐私泄露、不可信服务器返回错误聚合结果以及参与训练的用户上传错误或低质量模型参数等潜在问题。为此,引入基于区块链的隐私保护机制,可以有效保障云雾边网络架构下AI模型训练数据的安全性和可信性。

具体而言,区块链技术在云端层用于网络节点的注册与管理,包括雾节点、边缘节点及分布式终端。节点生成公私钥对作为身份标识,并在参与训练前,通过时间戳签名向区块链发起注册请求。区块链验证时间戳和签名的有效性,确保仅合法节点可完成注册,防止非授权设备的恶意接入。

在AI模型训练过程中,为保障本地模型参数的 隐私与安全,终端将训练完成的参数加密分割(如 秘密共享算法)后上传至边缘节点,并附带身份标 识与签名。边缘节点验证身份、时间戳和签名的合 法性,确保上传数据的完整性与可信度,从而防止 敏感数据泄露。

针对恶意终端上传错误或低质量模型参数的问题,云端在全局模型聚合前,通过去噪和筛选算法(例如鲁棒聚合算法)剔除不合法或低质量的模型更新。此外,系统对上传不合法更新的终端施加惩罚(如扣除押金),并将罚金分配给合规终端,以激励良性参与。这一机制提升了参与节点的行为规范性,并增强了系统鲁棒性。

最后,在模型参数的全局聚合阶段,合法模型 更新上传至区块链进行验证,区块链通过对签名和 参数的多重认证,确保数据安全性与一致性。认证 通过后,云端利用区块链存储的参数数据进行全局 模型训练,实现高效、可靠的协同优化。该机制不 仅增强了AI模型的隐私与安全性,同时有效抵御投 毒攻击,提升全局模型训练的可信度和准确性,为 6G通感算一体化网络的安全协作提供技术保障。

4 高精度感知与干扰管控

4.1 按需适配高精度感知技术

面向未来通信网络在智能计算赋能下对感知与通信融合共生能力的需求,研究内生感知技术,在保证感知信号探测性能的同时,提升通信速率和信息吞吐量,如图3所示。

4.1.1 通感一体化信号帧

传统雷达感知终端由于其感知与通信功能相互 独立,缺乏有效的信息交互机制,难以满足通感算 一体化网络对感知信息快速共享的需求。这一局限 性显著制约了网络对全局态势的实时获取能力。为 此,研究将感知功能深度融入通信系统的技术方 案,通过灵活可扩展的通感一体化信号帧结构,实 现感知与通信能力的有机结合,并在动态环境中提 升性能适配能力。

通感一体化信号帧通过动态调整关键信号参数,实现感知能力与通信性能的精准协同。在信号设计中,研究了参数(如子载波间隔、符号数、信号循环前缀等)与感知精度之间的内在关联。子载波间隔直接影响系统的距离分辨率,符号数决定了多普勒分辨率的理论上限,而信号循环前缀的长度则与最大无模糊检测距离呈正相关。通过对这些信号参

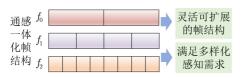


图 3 按需适配高精度感知技术

数的优化配置,可以针对不同应用场景的感知需求实现性能定制化。

在此基础上,进一步提出面向差异化感知任务的参数优化模型。该模型基于感知任务的具体需求(如分辨率、探测范围或响应时间等),动态调整信号帧参数,并结合自适应优化策略,平衡感知与通信性能。例如,在大范围探测场景中,优先优化循环前缀长度以提高检测距离;而在高精度跟踪任务中,则通过缩小子载波间隔和增加符号数来提升分辨率。这种灵活可扩展的信号帧结构不仅提升了感知与通信的协同性能,还显著增强了通感算一体化网络对复杂动态环境的适应能力,为6G网络在高精度感知与大带宽通信融合中的应用奠定了技术基础。

4.1.2 基于同步广播块的高精度感知方法

研究基于同步广播块的通感一体化高精度感知方法,将主、辅同步序列嵌入感知信号的物理层帧结构,其中主同步序列用于粗略定时同步与多普勒频移估计,辅同步序列则实现精确的距离与速度测量。通过利用同步序列的自相关特性,采用信号处理算法,抑制多径效应和噪声干扰对感知精度的影响,提升系统的感知性能,为实现内生高精度、按需适配的感知机制提供了有效途径。

该方法的核心在于利用同步序列的自相关特性,通过高效的信号处理算法增强感知性能。具体而言,主同步序列通过粗略的时频同步校正信号的时延和频移,为后续的精确感知处理提供可靠的初始参数;辅同步序列则进一步对目标的微小距离和速度变化进行精确测量,从而提升感知的分辨率和准确性。针对多径效应和噪声干扰对感知精度的影响,采用抗干扰信号处理算法,例如多径分量抑制技术和自适应噪声滤除策略,确保在复杂环境下依然能够实现高精度感知。

此外,为应对不同场景的需求,该方法支持同步广播块的参数动态调整。例如,在高速目标跟踪场景中,优化主同步序列的长度以提高多普勒频移估计的鲁棒性;而在高精度测距任务中,适配辅同步序列的长度和子载波间隔,以提升距离分辨率和感知精度。通过同步序列与感知信号帧的协同设计,在满足通信需求的同时,有效提升了感知性能,实现了通感一体化系统中感知与通信的双向增强。

4.2 通感一体化干扰管控方法

在复杂电磁环境下,通信与感知信号的相互干扰成为显著制约网络性能提升的关键问题。为了在满足高速率通信服务和可靠感知能力的同时,实现两者的协同工作,研究通感互干扰管控机制,如图4 所示。

研究基于性能权衡的干扰对齐方法,通过协调通信与感知信号的空间和频谱资源分配,避免传统干扰对齐方法因压缩信号空间导致系统自由度降低的问题。具体而言,对于通信与感知信号在共享频谱下的互干扰,采用双层交替优化框架来管理频谱资源分配。该框架通过构建通信与感知子系统的信道状态信息共享机制,使得双方能够实时感知环境变化,动态调整信号的资源分配策略。在共享频谱波段内,框架通过交替优化两个子系统的发射和接收波束形成矩阵,实现干扰的有效抑制,并在保证通信信号传输质量的同时,提升感知信号的精度与可靠性。这种方法不仅能够显著降低通感子系统间的互干扰水平,还能够通过合理的资源配置权衡两个子系统的性能需求,确保通信与感知功能的高效共存。

为进一步满足通信与感知子系统在不同应用场 景下的差异化性能需求,可采用基于流形优化方 法。通过引入格拉斯曼流形理论,分别建立通信速 率与感知信号信干噪比的性能优化模型,将优化问 题转化为流形空间上的无约束优化问题,从而显著 降低了优化计算的复杂度。在此基础上,采用基于 解空间交替投影的联合优化方法, 在通信和感知子 系统之间交替投影性能优化解, 实现了波束形成滤 波器的联合优化。具体而言,通信系统的优化解被 投影到感知系统的解空间中, 以确保不干扰感知系 统的性能;同样,感知系统的优化解也被投影到通 信系统的解空间中, 以避免对通信质量的影响。这 种方法通过在解空间之间的交替优化,不仅能够满 足两个子系统的性能需求,还在通信速率与感知信 号信干噪比之间实现了动态权衡,有效提升了通信 与感知信号的兼容性,还显著增强了系统在复杂电 磁环境下的鲁棒性。

5 弹性接入与资源优化

5.1 通感算网络弹性接入方法

弹性接入方法不仅能够有效提高网络对海量用户的适应性,还能够动态响应用户行为和环境变化,实现网络资源的高效调度与分配。

由于用户行为的多样性和网络环境的动态变化, 用户接入决策过程呈现高度动态性和复杂性。然

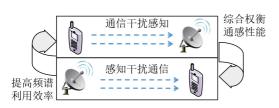


图 4 通感一体化干扰管控

而,现有接入方法通常忽略了对用户态势的精准感知。为保障用户业务流量预测的准确性,采用图卷积神经网络,通过深度挖掘用户业务流量需求的潜在时空关联,提取其空间与时间特征。具体而言,采用基于区域时间偏移机制的图卷积神经网络模型,将用户业务流量与网络拓扑结构映射为图数据结构。该模型由空间网络模块与时间网络模块构成,分别捕获用户业务流量在空间上的关联特性及时间上的动态变化规律。模型的输出模块根据挖掘的时空特征生成网络流量的态势预测结果,从而为网络资源调度提供数据支持。

在流量态势预测的基础上,结合接入节点的计算和存储资源容量以及用户群体的动态状态,将接入问题建模为演化博弈问题。通过分析用户群体与接入节点之间的交互关系,并引入用户行为的动态演化机制,动态调整接入决策策略,使用户自适应选择最优接入节点,实现资源高效利用。

为进一步提升接入的弹性和响应能力,设计了一种弹性接入机制。该机制基于博弈模型的优化解,通过动态评估接入节点负载及用户服务需求,将用户按优先级分组,并对接入节点进行资源负载均衡分配,确保高优先级用户的实时需求,并优化资源分配,避免节点过载和资源浪费。

5.2 AI驱动的通感算资源分配

深度学习技术以其强大的非线性建模能力和数据驱动特性,为通感算一体化网络资源分配注入了新的活力,有助于实现智能化、多维度的资源优化配置,如图5所示。

5.2.1 深度学习赋能的资源分配框架

深度学习赋能的资源分配框架包含数据层、模型层和调度层3个部分,通过数据采集、模型构建和资源调度的有机结合,构建系统化的资源分配方案,旨在提升资源利用率和动态适应性。该框架能够在复杂网络环境下动态捕捉资源需求变化,并生成优化的资源分配策略,从而满足6G网络中多维资源协同调度的需求。



图 5 AI驱动的通感算资源分配

首先,数据层负责多源数据采集与特征提取模块,全面感知用户设备的业务需求、网络流量状态以及当前资源分配情况。多源数据包括用户行为数据、网络拓扑信息以及实时流量负载等。利用特征工程技术对这些数据进行降维和模式分析,从高维数据中提取关键特征,形成针对性强的输入数据集,为后续资源预测提供准确支撑。

模型层整合多种深度神经网络技术,构建精准的资源预测模型。该层分别采用不同类型的深度学习模型适配各类数据特征: CNN用于提取资源分配的空间特征,捕捉资源节点间的关联性和局部模式;循环神经网络(Recurrent Neural Networks, RNN)捕捉时间序列模式,分析资源需求的动态变化趋势; 图神经网络(Graph Neural Networks, GNN)则用于处理网络拓扑数据,建模资源分配中的全局结构特性。通过这些模型的综合运用,实现多维资源需求的精准预测。

调度层是框架的决策执行部分,其核心在于边缘协同学习机制,通过联邦学习技术实现设备端与边缘云的高效协作。在这一机制下,用户设备在本地对私有数据进行模型训练,避免了原始数据的直接上传,保障了用户隐私。云端负责将各设备上传的模型参数进行全局聚合与优化,生成统一的全局资源分配策略,从而在全局层面实现最优调度方案。此外,框架引入迁移学习能力,通过对训练好的模型参数进行迁移调整,快速适配不同场景下的资源分配需求,显著增强了框架的泛化能力和适应性。

基于各层协同运作,该框架进一步结合优化算法动态生成资源调度方案。调度方案通过实时反馈机制不断调整,以应对复杂多变的网络环境。例如,在超高密度接入场景中,框架通过动态负载均衡分配计算资源和通信带宽,避免接入节点过载;在边缘计算环境中,框架通过联合优化设备端与边缘云的资源分配策略,实现计算、感知和通信任务的协同调度。

5.2.2 动态资源优化与调度策略

基于上述框架,本小节深入探讨一种智能化、 多维协同资源优化算法,以实现资源分配的动态调整和高效利用。

首先,针对多源异构用户的动态业务需求,采 用基于联邦元学习的需求建模方法,通过元学习模 型适配不同用户的个性化特征,包括业务容量和计 算资源需求等,以实现对异构用户需求的精准建 模。用户设备利用本地数据进行模型训练,提取动 态资源需求特征,如感知精度、通信容量和计算能 力等关键参数。设备端的本地训练结果通过联邦学 习网络与边缘云服务器进行交互。边缘云端对各设 备上传的模型参数进行聚合,并结合异常识别机制 保障上传数据的真实性和可靠性, 从而生成全局聚 合策略。其次,提出基于长期效用优化的调度框 架,将资源分配问题分解为多个子问题。例如,对 于计算资源分配问题, 框架通过优化计算卸载策 略,动态决定任务在设备端、边缘节点的执行位 置,以平衡计算负载和资源使用效率。对于功率控 制问题,通过优化设备间的传输功率,最大化通信 链路的信干噪比,确保感知与通信任务的可靠性与 高效性, 生成多维资源优化分配策略。最后, 为满 足动态网络环境下资源需求的实时变化,引入强化 学习方法实现策略的动态调整。例如,在高动态用 户流量场景中,框架能够快速感知负载变化并重新 分配资源,避免节点过载或资源浪费;在复杂异构 业务场景下,系统通过实时分析用户需求特征,优 先为关键任务分配资源,提升系统整体性能,保障 6G通感算网络的高效运行。

6 展望与挑战

本文介绍了面向6G通感算一体化体系架构与 关键技术研究工作,包括高精度感知与干扰管控方 法、弹性接入与资源优化技术。然而,尽管取得了 诸多进展,通感算一体化网络的全面实现仍然面临 着一系列挑战和亟待解决的研究问题。

6.1 异构设备的协同与标准化

6G通感算网络涉及感知、通信、计算三大功能,而这些功能需要在异构设备间协同完成。例如,感知设备可能包括毫米波雷达、激光雷达、摄像头等,通信设备包括移动终端和基站,而计算设备可能分布在边缘节点、雾节点和云服务器中。如何在这些异构设备之间建立高效的协同机制,同时满足低延迟、高可靠性和高灵活性的要求,是未来的重要研究方向。此外,设备异构性导致标准化问题亟需解决,如何制定适配不同硬件的通感算协议和接口,促进不同设备间的无缝协作,是推动通感算一体化技术发展的关键。

6.2 通感算网络的可扩展性与性能优化

6G通感算网络需要支持极端场景下的应用,例如超高动态环境(如无人机编队协作和高速铁路)、严苛的能耗限制(如传感器网络)和极低时延需求(如远程医疗手术)。需要研究优化感知、通信和计算的性能权衡机制,例如通过联合优化资源分配、路径规划和任务卸载等方法,确保网络在极端条件下的稳定运行。随着设备数量和业务需求的持续增长,通感算一体化网络需要具备高可扩展性以

适应未来的规模化部署。这要求设计灵活的网络架构,在不大幅增加成本的情况下扩展网络容量。此外,通感算网络还需要具备自组织和升级能力,例如通过软件定义网络和网络功能虚拟化技术,实现网络功能的灵活定义和动态更新。

7 结束语

本文通过对6G通感算一体化体系架构与关键技术的探讨,揭示了该领域面临的挑战、发展和解决方案。通感算一体化在6G无线网络中具有重要的应用和发展潜力,可以更好地支持行业发展,满足用户服务需求。然而,要充分发挥通感算一体化的优势,还需要解决通信感知计算协同、跨域数据融合、资源调度优化等方面的技术难题。面对这些挑战,未来的研究可围绕通感算协同机制、异构数据处理方法,以及智能资源调度技术展开,通过深入研究和技术创新,实现面向6G无线网络的高效、可靠和智能化通感算一体化系统。希望本文对该领域的研究提供一些启发,为构建自由连接的物理数字融合世界做出贡献。

参考文献

- [1] 尤肖虎, 尹浩, 邬贺铨. 6G与广域物联网[J]. 物联网学报, 2020, 4(1): 3-11. doi: 10.11959/j.issn.2096?3750.2020.00158.
 YOU Xiaohu, YIN Hao, and WU Hequan. On 6G and widearea IoT[J]. Chinese Journal on Internet of Things, 2020, 4(1): 3-11. doi: 10.11959/j.issn.2096?3750.2020.00158.
- [2] TRICHIAS K, KALOXYLOS A, and WILLCOCK C. 6G global landscape: A comparative analysis of 6G targets and technological trends[C]. Proceedings of 2024 Joint European Conference on Networks and Communications & 6G Summit, Antwerp, Belgium, 2024: 1–6, doi: 10.1109/EuCNC/6GSummit60053.2024.10597064.
- [3] Networld Europe. Strategic research and innovation agenda 2022[EB/OL]. https://bscw.5g-ppp.eu/pub/bscw.cgi/ d516608/SRIA-2022-WP-Published.pdf, 2022.
- [4] ITU. Recommendation ITU-R M. 2160–0: Framework and overall objectives of the future development of IMT for 2030 and beyond[EB/OL]. https://www.itu.int/dms_pubrec/itur/rec/m/R-REC-M.2160–0-202311-I!!PDF-E.pdf, 2023.
- [5] 5G Americas White Paper. Mobile communications beyond 2020-The evolution of 5G towards next G[EB/OL]. https://www.5gamericas.org/mobile-communicationsbeyond-2020-the-evolution-of-5g-towards-next-g/, 2020.
- [6] Next G Alliance White Paper. 6G applications and use cases[EB/OL]. https://nextgalliance.org/white_papers/6gapplications-and-use-cases/, 2022.
- [7] ZHANG Haijun, WANG Dong, WU Shuqing, et al. USTB 6G: Key technologies and metaverse applications[J]. IEEE

- Wireless Communications, 2023, 30(5): 112–119. doi: 10. 1109/MWC.012.2300077.
- [8] Huawei Technologies White Paper. 6G: The next horizon: From connected people and things to connected intelligence [EB/OL]. https://www.huawei.com/en/ huaweitech/future-technologies/6g-the-next-horizon, 2022.
- B5G Promotion Consortium. Beyond 5G white paper (ver. 3.0): Message to the 2030s[EB/OL]. https://b5g.jp/en2/wp-content/uploads/2024/03/whitepaper_overview_3-0.pdf, 2024.
- [10] ITU. Draft new recommendation ITU-R M. [IMT. FRAMEWORK FOR 2030 AND BEYOND] framework and overall objectives of the future development of IMT for 2030 and beyond[EB/OL]. https://www.itu.int/md/R19-SG05-C-0131, 2023.
- [11] 赛迪智库无线电管理研究所. 6G概念及愿景白皮书[EB/OL]. https://media.baogao.com/uploads/soft/2020/200327/20032 GJP1.pdf, 2020.
- [12] SUN Chen, GAO Xiqi, and DING Zhi. Optimization of workload balancing and power allocation for wireless distributed computing[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2022, 21(9): 7682–7695. doi: 10.1109/ TWC.2022.3160493.
- [13] SALEEM U, LIU Yu, JANGSHER S, et al. Mobility-aware joint task scheduling and resource allocation for cooperative mobile edge computing[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2021, 20(1): 360–374. doi: 10.1109/TWC. 2020.3024538.
- [14] ZENG Qunsong, DU Yuqing, and HUANG Kaibin. Wirelessly powered federated edge learning: Optimal tradeoffs between convergence and power transfer[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2022, 21(1): 680-695. doi: 10.1109/TWC.2021.3098716.
- [15] LIU Xiangnan, ZHANG Haijun, LONG Keping, et al. Proximal policy optimization-based transmit beamforming and phase-shift design in an IRS-aided ISAC system for the THz band[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2022, 40(7): 2056–2069. doi: 10.1109/ JSAC.2022.3158696.
- [16] ZHANG Xiaoqi, ZHANG Haijun, SUN Kai, et al. Humancentric irregular RIS-assisted multi-UAV networks with resource allocation and reflecting design for metaverse[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2024, 42(3): 603–615. doi: 10.1109/JSAC.2023.3345426.
- [17] HE Yinghui, CAI Yunlong, MAO Hao, et al. RIS-assisted communication radar coexistence: Joint beamforming design and analysis[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2022, 40(7): 2131–2145. doi: 10.1109/ JSAC.2022.3155507.
- [18] LI Shuangyang, YUAN Weijie, LIU Chang, et al. A novel

- ISAC transmission framework based on spatially-spread orthogonal time frequency space modulation[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2022, 40(6): 1854–1872. doi: 10.1109/JSAC.2022.3155538.
- [19] ZHANG Yutong, DI Boya, ZHENG Zijie, et al. Distributed multi-cloud multi-access edge computing by multi-agent reinforcement learning[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2021, 20(4): 2565–2578. doi: 10.1109/ TWC.2020.3043038.
- [20] CHIU T C, WANG C Y, PANG A C, et al. Collaborative energy beamforming for wireless powered fog computing networks [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2022, 21(10): 7942-7956. doi: 10.1109/ TWC.2022.3162912.
- [21] LIU Jingxian, XIONG Ke, NG D W K, et al. Max-min energy balance in wireless-powered hierarchical fog-cloud computing networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2020, 19(11): 7064–7080. doi: 10.1109/ TWC.2020.3007805.
- [22] 闫实,彭木根,王文博. 通信-感知-计算融合: 6G愿景与关键技术[J]. 北京邮电大学学报, 2021, 44(4): 1-11. doi: 10.13190/j. jbupt.2021-081.
 - YAN Shi, PENG Mugen, and WANG Wenbo. Integration of communication, sensing and computing: The vision and key technologies of 6G[J]. *Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications*, 2021, 44(4): 1–11. doi: 10. 13190/j.jbupt.2021-081.
- [23] GUO Jiajia, WEN Chaokai, JIN Shi, et al. Convolutional neural network-based multiple-rate compressive sensing for massive MIMO CSI feedback: Design, simulation, and analysis[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2020, 19(4): 2827–2840. doi: 10.1109/ TWC.2020.2968430.
- [24] LIU Yao, LI Min, LIU An, et al. Information-theoretic limits of integrated sensing and communication with correlated sensing and channel states for vehicular networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2022, 71(9): 10161–10166. doi: 10.1109/TVT.2022.3179869.
- [25] WU Yongzhi, LEMIC F, HAN Chong, et al. Sensing integrated DFT-spread OFDM waveform and deep learningpowered receiver design for terahertz integrated sensing and communication systems[J]. IEEE Transactions on Communications, 2023, 71(1): 595-610. doi: 10.1109/ TCOMM.2022.3225920.
- [26] KUAI Kiaoyan, CHEN Lei, YUAN Xiaojun, et al. Structured turbo compressed sensing for downlink massive MIMO-OFDM channel estimation[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2019, 18(8): 3813–3826. doi: 10. 1109/TWC.2019.2917905.
- [27] 周雪, 张子扬, 刘向南, 等. 通信-感知-计算-存储深度融合下的

- 无线资源管控[J]. 移动通信, 2024, 48(3): 26–39. doi: 10. 3969/j.issn.1006-1010.20240125-0004.
- ZHOU Xue, ZHANG Ziyang, LIU Xiangnan, et al. Wireless resource management under the deep integration of communication, sensing, computing, and caching[J]. Mobile Communications, 2024, 48(3): 26–39. doi: 10.3969/j.issn. 1006-1010.20240125-0004.
- [28] LIYANAARACHCHI S D, RIIHONEN T, BARNETO C B, et al. Optimized waveforms for 5G-6G communication with sensing: Theory, simulations and experiments[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2021, 20(12): 8301-8315. doi: 10.1109/TWC.2021.3091806.
- [29] DJELOUAT H, LEINONEN M, and JUNTTI M. Spatial correlation aware compressed sensing for user activity detection and channel estimation in massive MTC[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2022, 21(8): 6402–6416. doi: 10.1109/TWC.2022.3149111.
- [30] XIE Lei, WANG Peilan, SONG Shenghui, et al. Perceptive mobile network with distributed target monitoring terminals: Leaking communication energy for sensing[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2022, 21(12): 10193–10207. doi: 10.1109/TWC.2022.3182889.
- [31] ZHANG Haijun, MA Xu, LIU Xiangnan, et al. GNN-based power allocation and user association in digital twin network for the terahertz band[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2023, 41(10): 3111–3121. doi: 10. 1109/JSAC.2023.3313192.
- [32] GHATAK G, DE DOMENICO A, and COUPECHOUX M. Small cell deployment along roads: Coverage analysis and slice-aware RAT selection[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2019, 67(8): 5875–5891. doi: 10.1109/ TCOMM.2019.2916794.
- [33] ABDELLATIF A A, MOHAMED A, and CHIASSERINI C F. User-centric networks selection with adaptive data compression for smart health[J]. *IEEE Systems Journal*, 2018, 12(4): 3618–3628. doi: 10.1109/JSYST.2017.2785302.
- [34] VAN N T T, LUONG N C, FENG Shaohan, et al. Dynamic network service selection in intelligent reflecting surfaceenabled wireless systems: Game theory approaches[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2022, 21(8): 5947–5961. doi: 10.1109/TWC.2022.3144403.
- [35] NAPARSTEK O and COHEN K. Deep multi-user reinforcement learning for distributed dynamic spectrum access[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2019, 18(1): 310–323. doi: 10.1109/TWC.2018.2879433.
- [36] YOUNIS A, TRAN T X, and POMPILI D. Bandwidth and energy-aware resource allocation for cloud radio access networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2018, 17(10): 6487-6500. doi: 10.1109/ TWC.2018.2860008.

- [37] WANG Xiaojie, CAMMERER S, and BRINK S T. Near-capacity detection and decoding: Code design for dynamic user loads in Gaussian multiple access channels[J]. IEEE Transactions on Communications, 2019, 67(11): 7417–7430. doi: 10.1109/TCOMM.2019.2935726.
- [38] JIAO Jian, XU Liang, WU Shaohua, et al. Unequal access latency random access protocol for massive machine-type communications[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2020, 19(9): 5924–5937. doi: 10.1109/ TWC.2020.2998518.
- [39] BUTT M M, MACALUSO I, GALIOTTO C, et al. Fair dynamic spectrum management in licensed shared access systems[J]. IEEE Systems Journal, 2019, 13(3): 2363–2374. doi: 10.1109/JSYST.2018.2869274.
- [40] 尉志青, 冯志勇, 李怡恒, 等. 太赫兹通信感知一体化波形: 现 状与展望[J]. 通信学报, 2022, 43(1): 3-10. doi: 10.11959/j. issn.1000-436x.2022007.
 - WEI Zhiqing, FENG Zhiyong, LI Yiheng, et al. Terahertz joint communication and sensing waveform: Status and prospect[J]. Journal on Communications, 2022, 43(1): 3–10. doi: 10.11959/j.issn.1000-436x.2022007.
- [41] ASADUZZAMAN M, ABOZARIBA R, and PATWARY M. Dynamic spectrum sharing optimization and post-optimization analysis with multiple operators in cellular networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2018, 17(3): 1589–1603. doi: 10.1109/TWC.2017.2782248.
- [42] VAN CHIEN T, BJÖRNSON E, and LARSSON E G. Joint power allocation and load balancing optimization for energy-efficient cell-free massive MIMO networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2020, 19(10): 6798–6812. doi: 10.1109/TWC.2020.3006083.
- [43] CHOI M, KIM J, and MOON J. Dynamic power allocation and user scheduling for power-efficient and delayconstrained multiple access networks[J]. *IEEE Transactions* on Wireless Communications, 2019, 18(10): 4846–4858. doi: 10.1109/TWC.2019.2929809.
- [44] ZHANG Haijun, ZHANG Haisen, LIU Wei, et al. Energy efficient user clustering, hybrid precoding and power optimization in terahertz MIMO-NOMA systems[J]. IEEE

- Journal on Selected Areas in Communications, 2020, 38(9): 2074–2085. doi: 10.1109/JSAC.2020.3000888.
- [45] ZHANG Haijun, FANG Fang, CHENG Julian, et al. Energy-efficient resource allocation in NOMA heterogeneous networks[J]. IEEE Wireless Communications, 2018, 25(2): 48–53. doi: 10.1109/MWC.2018.1700074.
- [46] VAN CHIEN T, CANH T N, BJÖRNSON E, et al. Power control in cellular massive MIMO with varying user activity: A deep learning solution[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2020, 19(9): 5732–5748. doi: 10. 1109/TWC.2020.2996368.
- [47] REN Yuzheng, XIE Renchao, YU F R, et al. Connected and autonomous vehicles in Web3: An intelligence-based reinforcement learning approach[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2024, 25(8): 9863–9877. doi: 10.1109/TITS.2024.3355179.
- [48] HUANG Hongji, YANG Yuchun, DING Zhiguo, et al. Deep learning-based sum data rate and energy efficiency optimization for MIMO-NOMA systems[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2020, 19(8): 5373-5388. doi: 10.1109/TWC.2020.2992786.
- [49] MENG Fan, CHEN Peng, WU Lenan, et al. Power allocation in multi-user cellular networks: Deep reinforcement learning approaches[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2020, 19(10): 6255–6267. doi: 10. 1109/TWC.2020.3001736.
- [50] ZHANG Haijun, YANG Ning, HUANGFU Wei, et al. Power control based on deep reinforcement learning for spectrum sharing[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2020, 19(6): 4209–4219. doi: 10.1109/ TWC.2020.2981320.

吴子君: 女,博士生,研究方向为6G移动通信和人工智能技术. 张海君: 男,教授,研究方向为6G移动通信、B5G行业应用、数字孪生和人工智能.

马 旭: 男,博士生,研究方向为6G移动通信和NTN网络. 任语铮: 女,特聘副教授,研究方向为6G移动通信、车联网、工业互联网.

责任编辑: 陈 倩

System Architecture and Key Technologies of 6G Integrated Sensing, Communication, and Computing

WU Zijun ZHANG Haijun MA XU REN Yuzheng

(Beijing University of Science and Technology, Beijing 100083, China)

Abstract:

Significance The communication–sensing–computing integrated network, a central direction in the development of Sixth-Generation (6G) mobile communication systems, represents a shift toward intelligent network coordination. This architecture addresses key challenges in secure data transmission, efficient resource allocation, and intelligent network control. These capabilities are essential for supporting emerging applications in an era defined by pervasive connectivity and artificial intelligence.

Progress This paper analyzes three key technologies of the communication—sensing—computing integrated network. First, a collaborative architecture integrating communication and sensing is proposed, which combines cloud—fog—edge computing and blockchain technologies to ensure secure data transmission and storage. Second, high-precision sensing and interference management are examined, including adaptive sensing mechanisms based on demand, a dual-layer optimized spectrum-sharing framework, and strategies for mitigating mutual interference in integrated systems. Third, Artificial Intelligence (AI)-driven frameworks for resource allocation are presented, including dynamic strategies for optimization and scheduling, which enhance multi-dimensional resource efficiency and improve network adaptability to support future intelligent, secure, and high-efficiency integrated networks.

Conclusions The integrated architecture and methods presented in this paper form the technical foundation of the 6G communication—sensing—computing integrated network. The blockchain-enhanced framework provides robust security, whereas the adaptive sensing mechanisms and interference management strategies enable improved performance in complex network environments. The AI-driven resource allocation framework further enhances network operation by significantly improving resource utilization efficiency and adaptability.

Prospects Future research on integrated communication—sensing—computing networks should focus on core technologies such as collaborative mechanisms across communication, sensing, and computing; heterogeneous data processing methods; and intelligent resource scheduling. These technologies are critical for addressing challenges related to resource optimization, interoperability, and dynamic adaptation in complex network environments. Through continued research and technological advancement, next-generation wireless systems aim to realize an efficient, reliable, and intelligent communication—sensing—computing integrated framework for 6G networks.

Key words: Integrated sensing, communication, and computing; Resource allocation; Interference control; Wireless communications