

6G 跨域通感智算融合物联网

王承祥^{1,2}, 高跃³, 郭庆⁴, 付雅茹⁵, 陆杨⁶, 夏文超⁷

- (1. 东南大学信息科学与工程学院移动通信全国重点实验室, 江苏 南京 211189; 2. 紫金山实验室, 江苏 南京 211111;
3. 复旦大学空间互联网研究院, 上海 200438; 4. 哈尔滨工业大学电子与信息工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150001;
5. 香港都会大学科技学院, 香港 999077; 6. 北京交通大学计算机科学与技术学院, 北京 100044;
7. 南京邮电大学通信与信息工程学院, 江苏 南京 210003)

摘要: 随着全球通信技术向 6G 演进, 传统物联网在场景上局限于陆地或低空单域部署, 在功能上通信、感知、计算与智能等能力相互独立, 已难以满足工业 5.0、全域应急响应、智能海洋开发等场景对“空天地海全域覆盖”与“通感智算深度融合”的需求。因此, 面向空天地海全域的 6G 跨域通感智算融合物联网成为突破上述瓶颈的核心方向。系统综述该领域的研究进展与关键技术, 以期为 6G 跨域通感智算融合物联网的理论研究与产业落地提供系统性参考框架。首先, 从场景维度梳理天基、空基、海基、地基四域物联网的发展概况, 明确各域异构特性与跨域融合需求; 其次, 从功能维度分析通感一体化、通智融合、通算协同三类功能融合模式的技术特点, 指出通信、感知、智能、计算四功能协同的必要性; 进而, 构建“硬件-物理-链路-网络-应用”五层跨域融合架构, 提炼面向全域场景的关键性能指标及指标间的折中关系; 随后, 详细阐述信道测量与普适建模、跨域传输与普适通信、先进灵活多天线技术、能效优化与携能传输、信道地图与数字孪生、大模型赋能通感一体化、智能计算与云边端协同、内生安全与隐私保护等关键使能技术的研究现状; 最后, 提出连续立体空间无线信道测量与建模、电磁信息论、多源数据融合 AI 基座模型、跨域统一标准制定等未来研究方向。

关键词: 6G 物联网; 空天地海覆盖; 通感智算融合; 关键使能技术; 网络架构

中图分类号: TN915.08

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.2096-3750.2026.00544

6G cross-domain integrated IoT for communication, sensing, intelligence, and computing

Wang Chengxiang^{1,2}, Gao Yue³, Guo Qing⁴, Fu Yaru⁵, Lu Yang⁶, Xia Wenchao⁷

1. National Mobile Communications Research Laboratory, School of Information Science and Engineering Southeast University, Nanjing 211189, China
2. Purple Mountain Laboratories, Nanjing 211111, China
3. Institute of Space Internet, Fudan University, Shanghai 200438, China
4. School of Electronics and Information Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China
5. School of Science and Technology, Hong Kong Metropolitan University, Hongkong 999077, China
6. School of Computer and Information Technology, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China
7. School of Communications and Information Engineering, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China

Abstract: Conventional Internet of things (IoT) systems are typically deployed in terrestrial or low-altitude domains with

收稿日期: 2025-11-24; 修回日期: 2025-12-04

通信作者: 王承祥, chxwang@seu.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No. 62394290, No. 62394291, No. 62571023); 江苏省基础研究计划前沿引领技术基础研究专项 (No. BK20212001)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No. 62394290, No. 62394291, No. 62571023), The Natural Science Foundation on Frontier Leading Technology Basic Research Project of Jiangsu Province (No. BK20212001)

isolated functionalities such as communication and sensing. As global communication technologies evolve towards 6G, they increasingly struggle to meet the demands of emerging applications like Industry 5.0, comprehensive emergency response, and intelligent ocean exploration. These applications require both “ubiquitous coverage across space, air, ground, and sea” and “deep integration of communication, sensing, intelligence, and computing”, promoting the emergence of the 6G cross-domain IoT as a pivotal paradigm. A systematic review of research progress and key technologies in this field was conducted to provide a systematic reference framework for both theoretical research and industrial implementation of 6G cross-domain IoT with unified communication, sensing, intelligence, and computing. Firstly, from a scenario dimension, the development landscape of IoT in four domains, including air-domain, sea-domain, and ground-domain was summarized, highlighting their heterogeneous characteristics and the need for cross-domain integration. Secondly, from a functional dimension, three integration paradigms, including integrated sensing and communication (ISAC), communication-intelligence convergence, and communication-computing coordination, were analyzed, and the necessity of synergistic interaction among communication, sensing, intelligence, and computing were emphasized. Then, a five-layer cross-domain integration architecture spanning hardware, physical, link, network, and application layers was established, and key performance metrics along with inherent trade-offs for global-scale scenarios were identified. Furthermore, the state of research on key enabling technologies was elaborated in detail, including channel measurement and pervasive modeling, cross-domain transmission and universal communication, advanced flexible multi-antenna techniques, energy efficiency optimization, and simultaneous wireless information and power transfer, channel map and digital twins, foundation model-empowered ISAC, intelligent computing with cloud-edge-end collaboration, as well as native security and privacy preservation. Finally, future technical challenges and suggest promising research directions were proposed, such as continuous-space radio channel measurement and modeling, electromagnetic information theory, AI foundation models for multi-source data fusion, and the development of cross-domain unified standards.

Key words: 6G Internet of things, integrated space-air-ground-sea coverage, integrated communication-sensing-intelligence-computing, key enabling technologies, network architecture

0 引言

作为未来互联网的重要组成部分，物联网（IoT, Internet of things）已成为学术界与工业界广泛关注的研究热点。通过构建智能、自主的系统，物联网有望彻底重塑行业运行模式，并为社会发展带来深

远福祉^[1]。物联网的发展历程是一部以通信技术为驱动、从简单连接迈向万物智联的技术演进史，如图 1 所示。其雏形可追溯至 1999 年，彼时的核心思想是借助射频识别（RFID, radio frequency identification）技术为每一个物理对象赋予唯一的数字身份，并通过无线网络实现互联互通^[2]。这一初始阶段的

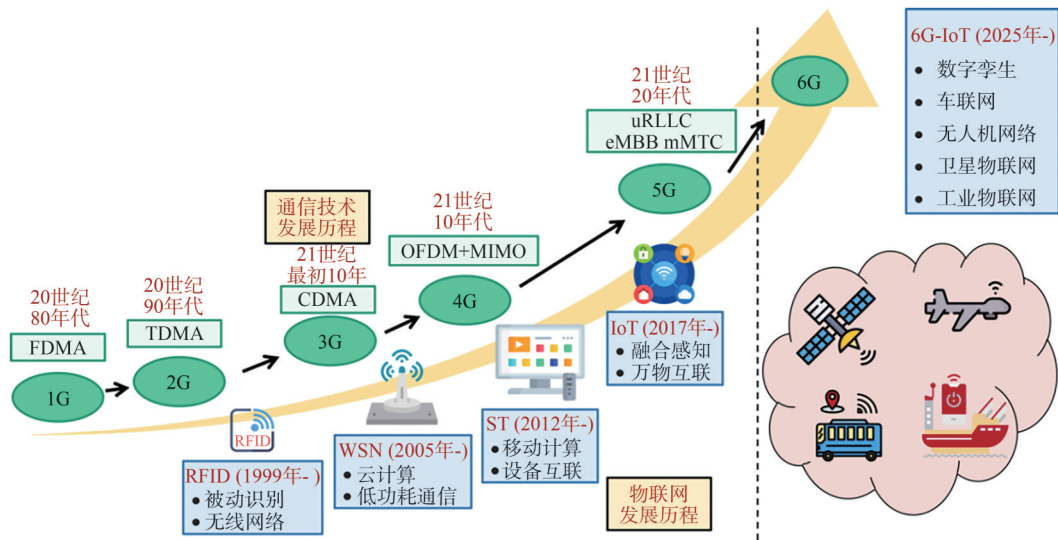


图 1 物联网的发展历程

研究主要聚焦于对象的被动识别与追踪，应用场景集中在物流和零售行业。

进入21世纪，从第二代移动通信（2G）到第三代移动通信（3G）的演进，为设备接入互联网奠定了基础。自2005年起，无线传感器网络成为推动物联网发展的关键力量^[9]。与此同时，云计算、Web 2.0与低功耗通信等新兴技术的融合，使物联网从单纯的物品识别逐步演进为具备环境感知与数据采集能力的系统，为物理世界与信息空间的深度融合奠定了技术基础。

2010年后，随着第四代移动通信（4G）中正交频分复用（OFDM, orthogonal frequency division multiplexing）与多输入多输出（MIMO, multiple input multiple output）技术的普及，物联网发展步入快车道。以智能手机为代表的大量智能设备涌现，催生出“智能物体”（ST, smart things）的概念，其核心特征为普及的移动计算能力与设备之间的协同联动^[4]。面对日益复杂的设备类型与网络规模，作为支撑系统操作性与可扩展性的关键架构机制，面向服务的架构（SOA, service-oriented architecture）应运而生，在感知、网络、服务与接口等层面为物联网提供标准化支持。

2017年前后，物联网的核心能力逐步演进为高级传感器融合、更高速的无线连接与预测性分析。第五代移动通信（5G）包含增强型移动宽带（eMBB, enhanced mobile broadband）、大规模机器类通信（mMTC, massive machine type communications）以及超可靠低时延通信（uRLLC, ultra-reliable low-latency communications）三大应用场景，为智慧医疗、车联网与工业物联网等复杂场景的商业化应用提供了强劲支撑^[5]。

尽管5G已取得显著成就，但面对如远程机器人手术、全自动驾驶飞行器等新兴应用对极致网络性能的要求，其提供的支持仍显不足。因此，全球已将研究重点转向于2025年后逐步实现商用的第六代移动通信（6G）技术。6G时代的物联网被视为引领全智能、全自主社会的重要支柱，将在通信性能上实现跨越式突破：能够提供超过1 Tbit/s的数据速率、每平方公里高达 10^7 台个连接以及 $10\sim 100\ \mu\text{s}$ 级别的超低时延^[6]。

为实现这一蓝图，6G将深度融合多项前沿技术，包括将人工智能延伸至网络边缘的边缘智能、

可智能控制电磁波传播的智能超表面（RIS, reconfigurable intelligent surface）、旨在实现全球无缝连接的空天地海一体化通信网络以及支持超大带宽的太赫兹通信等^[7-8]。这些关键技术将共同推动智慧医疗、自动驾驶、无人机网络、卫星物联网和工业物联网等重要应用的发展，助力物联网从传统的万物互联范式，迈向人类、物理世界与数字世界深度融合的全域智能基础设施。

在6G时代，跨域通感智算融合物联网将构建起一个前所未有的立体化智能网络体系^[9]，在空间域、空中域、地面域和海洋域实现深度融合与协同。6G跨域通感智算融合物联网愿景如图2所示。在融合网络中，空间域依托多轨道卫星实现全球范围的通信与感知覆盖；空中域利用飞机和无人机等飞行载体，填补空间与地面之间的通信感知空白；地面域通过智能化基站和终端设备，构建起高效稳定的通信网络与环境感知平台；海洋域借助配备声呐技术的船舶和潜艇，实现水下通信和精准的海洋环境感知。为实现跨域融合，通信与感知一体化（ISAC, integrated sensing and communication）技术^[10]、智能计算技术和智能基站等相互协作，极大地提高了信息采集、传输及分析的效率。同时，由IoT设备、人工智能（AI, artificial intelligence）和服务器等组成的计算能力模块，可迅速处理和分析海量数据，从而为整个网络提供实时智能决策支持^[11]。在实际应用场景中，通过通感智算的融合，这种跨域智能网络的优势尤为突出。例如，在灾害救援中，无人机可迅速抵达灾区进行通信支援与灾情感知^[12]，地面指挥中心则基于回传数据快速分析并制定精准救援方案；在海洋环境监测中，卫星负责大范围感知，空中无人机进行局部细节补充，海面浮标和水下传感器采集实时数据，所有信息经边缘节点初步处理后同步至地面数据处理中心，最终实现对海洋环境态势的全域智能感知与趋势预测。这些应用不仅拓展了通信覆盖范围、提升了服务质量，也极大地提高了环境感知精度和系统响应速度，为智慧城市、智能交通、远程医疗、海洋开发等众多领域提供强大的技术支撑^[13-14]，助力万物智联时代的全面到来。

本文面向空天地海全场景提出了一种6G跨域通感智算融合的物联网架构，并针对不同的跨域融合场景梳理了关键使能技术，旨在构建覆盖全频段、

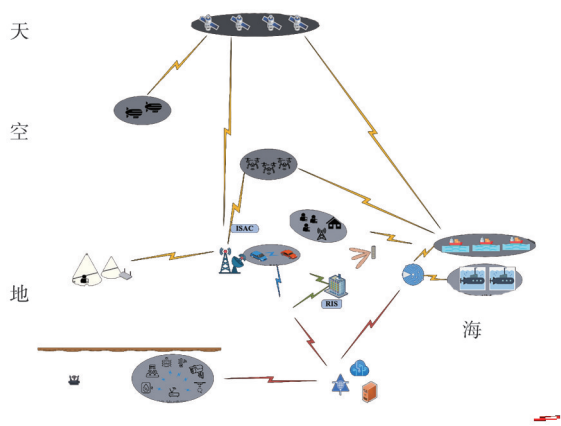


图2 6G跨域通感智算融合物联网愿景

全应用、全场景的未来网络系统，最终实现6G跨域通感智算的全面融合。本文的主要贡献包括：

1) 从空天地海跨域和通感智算融合两个维度介绍了物联网发展概况，阐明了当前物联网技术在不同跨域场景下的主要特点和挑战，论证了跨域融合物联网架构的必要性；

2) 提出6G跨域通感智算融合物联网架构，并从硬件层、物理层、链路层、网络层和应用层分别探讨其关键性能指标和核心技术挑战；

3) 面向未来空天地海跨域融合的发展趋势，重点介绍了支撑通感智算融合架构的关键使能技术，展望其未来研究方向与应用前景，为学术界和工业界推动6G跨域通感智算融合物联网的发展提供理论参考与实践指引。

1 空天地海跨域物联网发展概况

本节将基于空天地海四类跨域物联网场景，分别介绍天基物联网、空基物联网、海基物联网和地基物联网的发展概况，并阐述各类场景下物联网技术的主要发展趋势。

1.1 天基物联网

天基物联网是实现6G网络全球无缝覆盖、构建空天地海一体化泛在互联的关键组成部分，通过部署于不同轨道的卫星星座，与地面、空中及海上网络深度融合，消除传统地面通信的覆盖盲区，为全球范围内的物联网应用提供广域、可靠的连接与数据服务^[15-16]。天基物联网的核心在于打破空间壁垒，构建协同工作的立体化网络，为智慧航运、环境监测、应急通信及全球物流等关键领域提供泛在连接与智能服务的坚实基础^[17]。天基物联网的典型架构包括天地融合网络、天空融合网络（即空天

地一体化网络）和天海融合网络。

天地融合网络主要指卫星网络与地面蜂窝网络的协同通信，是天基物联网最基础的架构形态，主要利用卫星网络的广域覆盖能力对地面蜂窝网络进行延伸与补充。文献[18]对天地融合网络进行了系统性综述，指出该网络面临的主要挑战包括长时延、复杂链路和高动态拓扑。在大规模接入控制方面，文献[19]提出了一种动态负载均衡访问控制方案，能够有效增加用户成功接入次数并降低时延。文献[20]基于分布式Q学习设计了联合中继与接入方案，在吞吐量和时延性能上表现更优。在资源分配与任务卸载优化方面，文献[21]通过优化低轨卫星波束间的资源分配策略，缩短了数据收集时间。文献[22]提出一种双时域学习的任务卸载方法，可用于支持资源稀缺场景下的时延敏感型业务。

天空融合网络主要指卫星网络与无人机（UAV, unmanned aerial vehicle）、高空平台等空中节点的互联互通。其中，已有研究将卫星与UAV构建为无小区协同架构，以实现面向6G广域物联网的按需覆盖与认知频谱共享^[23]。卫星提供广域覆盖与骨干回传，UAV与高空平台则利用其覆盖范围和机动性增强灵活中继。文献[24]系统性阐述了空天地一体化网络架构，并分析了其关键技术与挑战。在数据回传方面，文献[25]提出UAV辅助架构，通过联合优化调度、功率与轨迹提升边远终端的传输能力。文献[26]进一步通过联合优化带宽分配、轨迹和卫星选择，实现了数据收集效率的最大化。在频谱管理方面，文献[27]提出认知网络架构，利用卫星、UAV与地面基站协同实现频谱高效复用。

天海融合网络作为天基物联网的重要组成部分，通过卫星网络将物联网的覆盖范围延伸至海洋，实现对广袤海域的全面感知与互联。该架构依托卫星为船舶、海上平台、浮标等海上节点提供稳定可靠的通信链路，将网络服务无缝延伸至整个海域。文献[28]对基于卫星的海上通信技术、机遇与挑战进行了系统性综述。在链路性能分析方面，文献[29]提出了有效覆盖概率指标，并对上下行链路覆盖性能进行了理论建模。文献[30]设计了一种低轨卫星辅助岸船通信的理论框架，利用随机几何方法分析了端到端传输成功概率与平均速率容量。在频谱资源利用方面，文献[31]引入深度强化学习的频谱共享策略，有效抑制干扰并提升系统吞吐量。

1.2 空基物联网

空基物联网依托无人机、高空平台 (HAP, high altitude platform)、飞艇、平流层气球等空中节点, 通过集成通信、感知和计算能力, 实现数据的高效收集、传输和分析, 进而为地面域、海洋域以及空间域用户与设备提供互联互通与智能服务^[32]。在空天地海跨域物联网的整体架构中, 空基物联网具有机动性强、覆盖范围可动态调整、部署灵活等优势, 能够有效弥补地面网络受限、空间覆盖不足以及海洋通信薄弱场景下的通信缺口, 是 6G 物联网体系中承上启下的关键环节。目前, 该技术已广泛服务于智慧城市、智慧交通、智能海洋、环境监测和灾害应急等复杂应用场景^[33]。

空基物联网主要包括空地融合网络和空中网络等典型场景。空地融合网络主要指由无人机等空中节点与地面基站或地面终端构成的通信与协作网络, 包括无人机作为空中基站或中继节点和无人机作为空中用户两种情况^[34]。无人机作为空中基站或中继节点时, 因其高机动性、低成本以及可灵活部署的特点, 可用于快速恢复或增强地面通信能力、扩大网络覆盖范围, 并辅助完成感知数据的收集与转发, 广泛应用于自然灾害、突发事件和热点区域等场景。现有研究主要聚焦于无人机位置部署、滞空方式、飞行轨迹规划、用户关联策略以及多机协同等优化问题^[35]。随着移动边缘计算的发展, 无人机还可以作为空中移动边缘服务器, 利用其机载计算与存储能力, 对地面设备提交的计算密集型任务进行近端实时处理, 从而降低长距离传输至云端带来的时延过高与能耗过大^[36-37]。当无人机作为空中用户时, 通常搭载传感器、摄像头等感知设备, 与地面传感器一同接入网络, 主要应用于航拍监测、物流运输和智能巡检等感知任务^[34]。文献[38]提出一种无人机物联网分布式感知-传输协议, 并采用深度强化学习优化无人机轨迹以最小化信息时延, 有效提升了无人机群的感知与传输效率和可靠性。然而, 无人机接入地面网络仍然面临高速移动导致的频繁切换、空地信道的动态时变性以及与地面用户之间的干扰管理等关键挑战^[39]。现有研究从三维信道建模与预测、基站协同切换与干扰管理策略等方面展开, 旨在提升空地链路的稳定性, 降低无人机对地面蜂窝网络的干扰, 并增强系统接入的鲁棒性^[40-41]。

空中网络主要指无人机之间、无人机与 HAP 之

间或不同 HAP 之间通过空中链路互联, 构建的自组织、分布式空中通信网络。该类网络具有快速组网与动态协作能力^[32]。无人机自组网具备多跳中继和分布式通信能力, 可有效扩展网络覆盖范围, 并能在地面基础设施缺失的区域快速建立临时网络, 展现出良好的灵活性和鲁棒性^[42]。针对无人机群算力受限、存储不足和计算高时延等问题, 文献[43]提出了一种无人机-边缘-云混合的计算架构, 将无人机本地计算、边缘计算与云计算结合, 联合任务分配与路由优化, 兼顾实时性、低时延、能效与任务复杂度等需求。目前, 无人机自组网仍面临能量与续航受限、拓扑动态变化频繁以及自组织鲁棒性不足等挑战。未来研究需在能效优化、轻量化智能动态路由等方面持续突破, 以支撑其在复杂环境下的规模化可靠部署。在无人机与 HAP 协作的网络中, HAP 凭借其长时间驻留和大范围覆盖的特性, 为无人机群提供稳定的回传和调度支持, 无人机则通过灵活部署实现局部的精细化覆盖, 从而形成多层次、互补性的空基通信架构^[44]。文献[45]提出一种 HAPS (high altitude platform station) 超级宏基站架构, 利用高空平台广域覆盖与长时驻留优势, 支持物联网大规模接入、计算卸载与数据缓存, 增强灾害应急和偏远地区通信能力, 并进一步探讨多 HAPS 组网、波束成形、频谱共享及与 LEO 卫星协同等关键挑战, 为 6G 空基物联网提供了新的组网思路。此外, 文献[46]提出一种由高空平台与无人机协同组成的分层空中计算架构, 通过匹配博弈和启发式算法优化物联网任务的分层卸载与资源分配, 有效提升了系统计算效率与服务可靠性。

1.3 海基物联网

海基物联网是泛在物联网在海洋空间的延伸与拓展。它综合运用多种通信技术、传感技术、数据处理与融合技术, 旨在构建一个覆盖海面、水下、空中与岸基的泛在信息感知、互联与智能处理系统, 并在复杂多变的海洋环境中实现信息互通、资源协同与智能决策, 从而支持海洋监测、智慧港口、智能航运、海上安防等关键领域的发展^[28,47]。海基物联网通常包含海陆融合网络、海上网络和水下物联网。

海陆融合网络主要指船舶与岸基基站之间建立的通信网络。该网络依托岸基基站, 并结合海上浮动中继、UAV 辅助通信等手段, 实现海洋与陆地的广域互联。文献[48]通过部署专用沿海 4G 基站和

船载高增益天线, 实现了离岸 100 km 内的船岸数据通信, 验证了海洋物联网在沿海区域规模部署基地站的可行性。文献[49]提出了一种名为“海上巨蜂窝网络”的新型架构, 利用海上浮动塔作为中继基站, 显著提升了海陆融合网络的覆盖范围与连接可靠性。文献[50]在其综述中指出, 将 UAV 引入海洋通信网络可帮助解决岸基覆盖盲区、卫星时延和窄带链路增加等问题, 进一步增强海洋物联网的接入灵活性。

海上网络主要指船舶之间为实现海上协同与互联所构建的信息交互系统, 其主要实现方式包括船舶互联网、UAV 辅助链路以及异构链路融合等。现有研究主要从宏观架构与关键技术层面对船舶互联网进行了系统性探讨。海上网络在通信环境、链路成本与可靠性方面存在显著区别于陆地网络的挑战。为应对这些问题, 文献[51]提出一种 UAV 辅助的船舶互联网方案, 通过结合边缘计算与非正交多址接入技术, 实现多域资源分配与无人机轨迹的协同优化, 以提升网络在动态海域环境下的适应能力。文献[52]则设计了一种基于软件定义网络的多链路通信框架与调度机制, 能够对卫星、UAV 与船舶之间的异构链路进行动态资源优化, 以保障复杂海洋场景下的服务质量。

水下物联网 (UIoT, underwater IoT) 作为海基物联网的重要组成部分, 依托水下传感器、自主水下航行器和遥控水下航行器等水下设备的互联互通, 实现对水下环境与目标的信息采集、数据传输与智能感知, 为海洋资源勘探、环境监测和国防安全等应用提供有力的技术支撑^[53]。当前, UIoT 的研究与发展主要聚焦于三大核心领域: 数据采集、水下通信与水下感知。在数据采集方面, 通过引入数据压缩算法、无人机辅助技术和基于多智能体深度强化学习的协同控制策略, 能够实现对水下复杂环境下数据的高效获取和智能处理^[54-55]。水下通信则涵盖有线通信、射频通信、水声通信和水下无线光通信等多种方式。借助通信技术的智能化和传感器组网的灵活化, 可构建低时延、高可靠和高稳定性的通信链路, 从而保障水下设备间信息的高效传输^[56]。

1.4 地基物联网

地基物联网以移动通信系统为核心基础设施, 承载了绝大多数智联应用服务的运行, 是数字经济落地的关键支撑。一方面, 随着各类物联网接入设备的爆发式增长, 地基物联网对网络容量、频段资源的需求急剧攀升。这一趋势推动地基物联网在硬

件层面逐步向多频段扩展与深度融合方向发展: 在整合现有中低频段资源以保障基础连接稳定性的同时, 逐步向 6G 高频通信频段延伸。为适配高频信号传输特性, 可重构智能天线技术和新型组网架构也加速演化, 成为应对设备增长与频段适配需求的核心技术支撑。另一方面, 物联网作为开拓数字经济新型应用场景的核心载体, 对数据处理效率、场景适配能力提出了更高要求。地基物联网在软件层面凸显出深化 AI 赋能的显著特征, 即通过将 AI 算法与物联网感知层、传输层、应用层深度融合, 不仅能实现数据的实时处理与精准分析, 而且能逐步突破传统分层架构的局限, 迈向“感知-传输-决策”的跨层协同优化与智能化决策, 为新型场景的落地提供更灵活、高效的软件支撑。在新技术加持下, 地基物联网在多频段融合与多架构融合场景中发展迅速, 并呈现出开拓地下物联网的趋势。

多频段融合地基物联网是指在传统中低频段地基物联网基础上, 融入高频通信技术并实现协同应用的系统形态。文献[57]综述了基于可见光通信 (VLC, visible light communications) 的地基物联网应用, 重点覆盖智慧农业、智慧城市等领域。文中指出, VLC 作为射频通信的补充, 具有授权灵活、带宽丰富和部署成本低的优势, 可支持高速率、低时延通信, 且信息安全性较好。目前, 已有多家公司研发了基于 VLC 的地基物联网设备, 如谷歌的 Project Loon-X 和 Taara-X。文献[58]聚焦毫米波 (mmWave, millimeter wave) 和太赫兹通信, 指出二者不仅可弥补 5G 在吞吐量、时延、能效、成本、硬件复杂度与可靠性平衡上的不足, 还能助力地基物联网拓展通感一体化等新型技术, 进而赋能自动驾驶、扩展现实等智能应用。然而, 高频通信高度依赖视距链路, 易受障碍物遮挡影响信号传输。针对这一局限性, 文献[59]提出利用 RIS 提升地基物联网的高频信号覆盖效果。该研究构建了一个融合无线信能同传 (SWIPT, simultaneous wireless information and power transfer) 和速率分拆多址接入 (RSMA, rate splitting multiple access) 的地基物联网系统, 并采用近端策略优化方法, 联合优化波束成形向量、SWIPT 系数、公共速率系数和 RIS 相移, 以实现系统能效最大化。实验结果表明, 引入 RIS 可大幅提升系统能效。

多架构融合地基物联网旨在通过研究并整合各

类组网架构, 以更好地支撑地物物联网在多样化场景中的应用。文献[1]综述了6G中典型的地物物联网架构, 指出新型网络架构应支持大规模物联网设备的接入、提供高可靠低时延通信、实现云-边-端协同、扩展网络覆盖范围, 并能适配智能应用。同时, 6G技术也将推动地物物联网与太空、空中、水下等异构网络深度融合。文献[60]研究了基于设备到设备(D2D, device-to-device)通信和边缘计算的工业物联网任务卸载机制, 即物联网设备可通过蜂窝网络或D2D链路执行任务卸载。作者提出一种基于多臂老虎机的机器学习(ML, machine learning)算法, 分别学习服务设备的服务意愿与系统开销, 以实现高效资源调度。为了实现大规模天线增益均匀覆盖, 文献[61]探讨了面向大规模连接的无蜂窝架构, 研究联合活动检测和有效信道估计问题, 实现最小均方误差估计。然而, 复杂的网络架构可能增加系统资源优化和分布式部署的复杂度。为此, 文献[62]提出一种基于图神经网络的高扩展性分布式传输方案, 即将D2D网络建模为异构图, 借助异构图注意力网络构建端到端优化算法。该模型不仅能扩展收发节点对规模, 还可依托空中计算实现分布式“即插即用”部署。

地下物联网涵盖农业监测、地震感知、井下遥测、埋地管道监控等典型场景。相较于地面物联网, 其信号传播环境更为复杂, 单一通信技术难以独立满足地下物联网的稳定可靠通信需求。地下物联网常用的无线通信技术包括声波通信、射频通信与VLC, 而有线技术则以同轴电缆与光纤为主^[63]。现有研究主要针对地下物联网在矿井和农业场景中的关键问题展开。文献[64]综述了地下物联网面临的主要挑战, 包括运行中断、成本高企、续航受限、通信质量不稳定以及数据管理困难等。针对土壤环境对通信性能的影响, 文献[65]建立了理论模型, 揭示了土壤湿度对埋地天线回波损耗、谐振频率和带宽的影响机制。文献[66]则设计了基于无人机与LoRaWAN的地下物联网系统, 该方案有效缓解了地面通信模块的干扰问题, 并降低射频信号在土壤中的传播损耗。实测结果验证了其通信链路具有较好的鲁棒性与覆盖优势。

2 通感智算融合物联网发展概况

本节将从通感智算融合物联网的不同功能出

发, 分别介绍通感一体化物联网、通智融合物联网、通算协同物联网的发展概况, 阐明不同功能融合下的物联网发展特点。

2.1 通感一体化物联网

作为6G发展的核心技术之一, ISAC技术通过共享硬件资源、频谱资源以及信号处理算法等, 实现通信与感知功能的深度融合与协同优化, 为物联网的发展带来了全新的机遇。

在面向地面物联网的众多应用场景中, ISAC技术展现出显著潜力。车联网作为其核心应用场景之一, 既需支持高可靠通信, 又要求实现诸如对车辆定位和速度估计等功能的高精度实时感知功能。传统通信和感知分离的设计方式往往会带来频谱资源紧张、硬件冗余以及协同率低等问题, 而ISAC能够有效解决这些问题。随着自动驾驶的发展, 车辆与基础设施之间的无线连接需求日益增强, 车辆通信网络(VCN, vehicle communication networks)成为提升交通安全和效率的关键支撑。传统雷达ISAC研究局限于射频频段, 而VCN需要大量非射频传感器的应用。为此, 文献[67]提出一个覆盖更广、维度更完整的ISAC框架。该框架包含功能集成和信号集成两类, 可兼容多种车辆传感设备。通过案例分析, 研究验证了ISAC在车联网场景中的可行性与优势, 并引入“联觉”概念整合多模态感知信息, 实现多车辆协同跟踪和多车辆轨迹预测。该系统允许车辆通过VCN共享多传感器数据, 融合形成跨车辆的时空综合感知。文献[68]则研究了车联网中通感一体化辅助正交时频空间(OTFS, orthogonal time frequency space)的传输方案。在高移动性环境下, 路侧单元可通过分析OTFS-ISAC信号的回波估计位置、速度等车辆状态信息, 并构建动态拓扑, 以及预测车辆未来状态, 进而优化下行波束成形和上行信道估计, 减少信道估计开销和上下行传输的训练与硬件开销, 从而提升高移动性场景下的通信可靠性。

海洋物联网场景需要实时感知水温、盐度、洋流等环境参数, 设备位置和目标轨迹, 并完成海量感知数据的可靠传输。传统分离式感知与通信系统存在资源利用率低、部署成本高、难以适应动态海洋环境等问题, 而海洋通感一体化物联网通过融合感知与通信功能、多层网络协同、信号联合设计和动态补偿机制, 有效应对海洋环境的动态性与资源

约束,显著提升水下感知与通信效能。文献[69]提出“海-空”“海-地-空”“海-地-空-天”3种协同模型,解决海洋网络覆盖与资源受限问题,并利用ISAC技术减少硬件开销。文献[70]聚焦于ISAC使能的水下物联网网络定位问题,针对深度相关的传播速度、异步时钟同步和节点移动性等挑战,提出的异步定位方法和新型预编码设计方案显著降低了估计误差,提高了定位精度和传感效能。

当前,无人机平台在通感一体化物联网领域取得了显著进展。文献[71]针对未知节点定位问题,提出一种基于深度强化学习的轨迹优化算法。该算法采用多步学习对抗双Q网络,在最大化雷达估计率的同时缩短飞行时间,验证了其在复杂环境下的稳定性与优越性。文献[72]则创新性地引入三维轨迹动态调整机制,结合分层迭代优化任务调度与功率分配,显著提升了雷达探测范围及信息获取量,证明了高度自适应策略对感知性能的重要作用。

太空场景方面,当前卫星物联网通过构建以低轨星座为主、无人机动态补充的“天基-空基-地基”三维协同架构,实现了全球无缝覆盖,尤其在解决偏远地区通信难题方面具有重要意义^[73]。在技术层面,研究主要聚焦于通信、感知与计算能力的深度融合。通过复用频谱与硬件资源,ISAC技术能够将通信信号高效转化为环境感知工具,为诸如海洋监测等应用场景提供支持。同时,依托部署于卫星的边缘计算节点,可实现对实时任务的本地化处理,并结合联邦学习机制,在保障参与方数据隐私的前提下,促进模型的协同训练^[74]。然而,该技术体系仍面临着场景高动态性、资源高差异性和安全高风险性等核心挑战。未来,可依托全息超表面天线强化覆盖密度,结合AI驱动的自主决策,推动系统向6G智能泛在愿景演进。

2.2 通智融合物联网

通智融合物联网是6G时代物联网发展的重要方向之一,其核心目标是通过通信技术与AI技术的深度融合,推动物联网系统从传统的数据传输功能向智能化、自治化方向演进,以满足6G空天地海全域复杂场景下的超低时延、高可靠性和大规模连接的多样化需求。首先,通过在通信网络中嵌入AI算法,物联网设备可以在传输数据的同时完成对数据的实时分析与处理,减少了数据回传至中心服务器的时延和带宽占用。例如,边缘计算节点可

以利用深度学习模型对传感器数据进行本地化处理,从而实现快速响应。其次,AI技术能够对频谱、功率和计算资源进行动态的调度与优化。借助强化学习算法,物联网系统可以根据实时网络状态调整资源分配策略,从而提升通信效率和服务质量。此外,通智融合物联网还能够借助AI技术对多源传感器数据进行融合与分析,为复杂场景下的智能决策提供支持。最后,AI算法的引入增强了系统的鲁棒性和安全性。例如,通过联邦学习技术,物联网设备可以在保护隐私的前提下协同训练模型,从而提升对网络攻击的防御能力。这些优势使得通智融合物联网在空天地海等各种复杂的物联网场景中展现出广阔的应用前景。

在地基场景下,通智融合技术已在车联网等典型应用中发挥了关键作用。传统通信与计算分离的架构常导致资源浪费和协调不足,而通智融合通过引入AI优化机制有效解决了这些问题。文献[11]提出了一种基于深度强化学习的路径优化方案。该方案在地基物联网中借助AI边缘计算实现车辆数据共享与预测决策,显著降低了系统时延并提升了整体效能。

在海基物联网中,系统需对海洋参数(如温度、流速和设备轨迹)进行实时监测与智能解读,同时确保海量数据的可靠传输与处理。传统分离式系统架构面临资源低效和环境适应难题,而通智融合物联网通过通信-AI协同、多网联动和动态算法调整,有效应对海洋环境的不确定性,提升水下通信与计算性能。文献[54]提出了一种基于联邦学习的海洋物联网框架,通过分布式AI模型处理水下传感器数据,实现对海洋资源的实时监测与预测,在保护数据隐私的同时实现跨设备的协同优化。文献[69]提出了一种基于深度学习的海洋态势预测模型,能够对洋流、温度和盐度等关键参数进行实时预测,并结合边缘计算优化通信链路,为海洋资源开发和环境保护提供技术支持。

在空基物联网中,UAV平台已成为通智融合的重要载体。将认知物联网传感器与UAV整合,利用AI/ML实现实时数据捕获和处理,尤其适用于空中计算场景。文献[75]探讨了6G边缘网络和多UAV知识融合在城市自动驾驶车辆中的应用,借助协作知识共享框架提升AI驱动的天空网络的整体性能。该系统将UAV作为移动计算节点,在空基场景中融合AI实现数据处理,尤其适用于偏远或应急响应

等情境。此外, AI 还可通过强化学习优化 UAV 路径和资源配置, 扩展覆盖并降低能耗, 支持高效空中数据采集与智能响应。

在天基物联网中, 低轨卫星与 UAV 辅助共同形成“空-天-地”三维协同架构, 实现全球无缝覆盖, 并解决偏远地区的连接难题。文献[76]提供了卫星-移动边缘计算整合的全面调研, 将相关研究分类为3个最小结构, 并探讨其在6G物联网中的研究进展和发展前景。

尽管通智融合物联网展现了巨大的潜力, 但其发展仍面临一些技术难题。其一, 物联网设备通常受限于计算能力和能耗, 如何在资源受限的环境中高效部署与运行 AI 算法是一大现实难题。其二, 通智融合物联网需要处理大量敏感数据, 如何在数据传输和处理过程中保护用户隐私和系统安全是一个关键挑战。其三, 物联网场景复杂多样, AI 模型需要具备较强的泛化能力, 才能适应不同场景下的数据分布和任务需求。其四, 在高动态环境下, 通智融合物联网需要在毫秒级时延内完成数据处理与决策, 这对 AI 算法的计算效率与响应速度提出了极高要求。展望未来, 通智融合物联网的发展应聚焦轻量化 AI 模型设计、隐私保护技术应用、多模态数据融合优化以及边缘智能与云计算的协同发展。

2.3 通算协同物联网

通算协同是通感智算融合物联网体系的核心引擎, 代表了新一代信息技术集成范式的重大突破。其核心理念在于通过通信网络与计算资源的联合编排, 实现任务卸载、数据预处理与实时决策的闭环。以“算力按需调度、通信按算优化”为基本原则, 通算协同构建了一个能够智能感知业务需求、动态调配资源的算网一体化基础设施。这显著提升了数据流转效率和智能决策能力, 为高实时、高可靠、广覆盖的智能应用提供了坚实基础。

在陆域应用场景中, 高精度感知与高算力需求日益凸显, 通算协同技术正逐步在车联网领域取得关键进展。针对车辆高速移动及网络拓扑动态变化带来的挑战, 传统静态部署的基站或路侧单元难以实时适应通信流量与流向的变化, 尤其在应对突发交通高峰时存在明显不足。为此, 文献[77]提出利用无人机搭载移动边缘计算服务器, 构建可灵活部署的空中基站, 为高动态车联网环境提供自适应、弹性化的通信与计算服务。为进一步满足自动驾驶

车联网在超低时延、超高可靠性与高速传输等方面的严苛要求, 并解决通信、感知与计算资源长期以来相互隔离、独立运作的问题, 文献[78]致力于推动云-边-端协同的感知、传输与决策一体化。该研究系统探讨了通信-感知-计算融合机制, 旨在实现三者的高效整合。

在广袤海域环境中, 传统通信覆盖能力有限、计算资源匮乏严重制约了海洋信息化的发展。为应对这一挑战, 海上立体通算融合网络逐渐成为研究热点。文献[51]针对海上物联网的计算卸载需求, 提出一种基于无人机辅助移动边缘计算 (MEC, mobile edge computing) 的系统架构。该系统利用搭载 MEC 服务器的无人机与多艘无人艇协同工作, 并引入非正交多址接入技术, 使无人艇能够共享频谱资源, 实现任务向无人机的并行卸载。为进一步提升海上无线通信传输的可靠性与覆盖质量, 文献[79]提出利用搭载智能反射面的无人机改善通信环境。该模型包含岛屿基站边缘服务器、多艘无人艇以及一架配备智能反射面的无人机。RIS 通过动态调整反射单元的相位, 能够有效改善因障碍物遮挡导致的信号衰减问题, 从而协助无人艇将计算任务高效、可靠地卸载至边缘服务器。

在卫星物联网场景中, 通算协同已成为关键演进方向。通过通信资源与计算资源的协同优化, 通算协同能够有效化解传统卫星系统面临的资源整合困境、实时性瓶颈及海量数据处理压力。文献[80]针对低轨星座场景下传统路由算法的局限性, 结合空间环境特性与深度确定性策略梯度算法, 提出一种基于卫星间光链路光业务单元的通算一体化路由优化方法。该方法通过多目标建模和星间链路权值动态调整, 显著提升了卫星光网络的资源分配效率, 解决了因卫星光网络业务激增导致的资源分配不均问题。文献[81]则致力于突破传统卫星遥感系统响应时延高的瓶颈, 提出多星协同与星地协同的“遥-通-算”一体化架构。该架构纵向分层整合遥感、通信和计算资源, 横向借助子系统互馈机制实现“即感即传”的分钟级响应, 有效减轻了海量遥感数据对星载设备和链路的冲击。文献[82]系统探讨了6G背景下卫星通信的通感算融合路径, 提出联邦学习驱动的分布式架构。通过构建天基、空基和地基三层协同网络, 实现感知数据采集、通信干扰消除与计算资源优化的闭环增强, 并且性能指标

涵盖感知定位误差、通信能效和计算资源利用率等多维度优化。

当前，通算协同正推动各行业数字化转型升级进入新阶段，其技术演进需重点突破以下几大核心挑战：在资源置换机理优化方面，需建立通信带宽与计算资源的动态置换模型，以解决跨域资源联合编排的效率瓶颈；在算网一体化架构设计上，需依托全光底座与 IPv6+ 技术构建低时延、高可靠的算力网络，从而支撑“东数西算”工程的全局资源调度能力；在安全与能效协同方面，需在保障数据隐私的前提下，融合背向散射通信与无线信能同传技术，有效降低边缘节点的能耗约束，实现安全与绿色双目标协同发展。

3 6G 跨域通感智算融合物联网架构

本节将重点介绍 6G 跨域通感智算融合物联网的整体架构，其示意图如图 3 所示。首先，分别从硬件层、物理层、链路层、网络层和应用层介绍跨域融合架构。然后，介绍跨域融合物联网的不同关键性能指标。

3.1 跨域融合架构

3.1.1 硬件层

在现代物联网系统中，硬件已由传统“信号通道”演化为集感知、计算、智能与跨域协同的多层平台。首先，在多模态感知方面，星载成像雷达、无人机搭载雷达激光系统等高精度传感器构成前端，支撑上层通信与智能决策，并通过空天地协同架构实现物联网数据采集与融合。其次，通智算一体化硬件将重塑空天地融合网络。星载/小卫星可重构计算平台与无人机边缘模块，使节点具备本地预处理、语义压缩与智能决策能力，并能缓解回传与时延瓶颈。面向太赫兹与 ISAC 的收发芯片需应对衰落、超宽带波束成形与能效约束，以兼顾高分辨率感知与超高吞吐通信。智能超表面作为可编程传播环境，可实现感知增强、波束引导与能量聚焦；与 AI 处理器结合，可在资源受限的卫星/边缘节点上实现物联网资源的动态优化与自适应信号处理，从而支撑实时自治与服务质量 (QoS, quality of service) 的可靠保障。最后，跨域协同硬件为物联网系统提供全局一致性与运行稳健性。高精度时

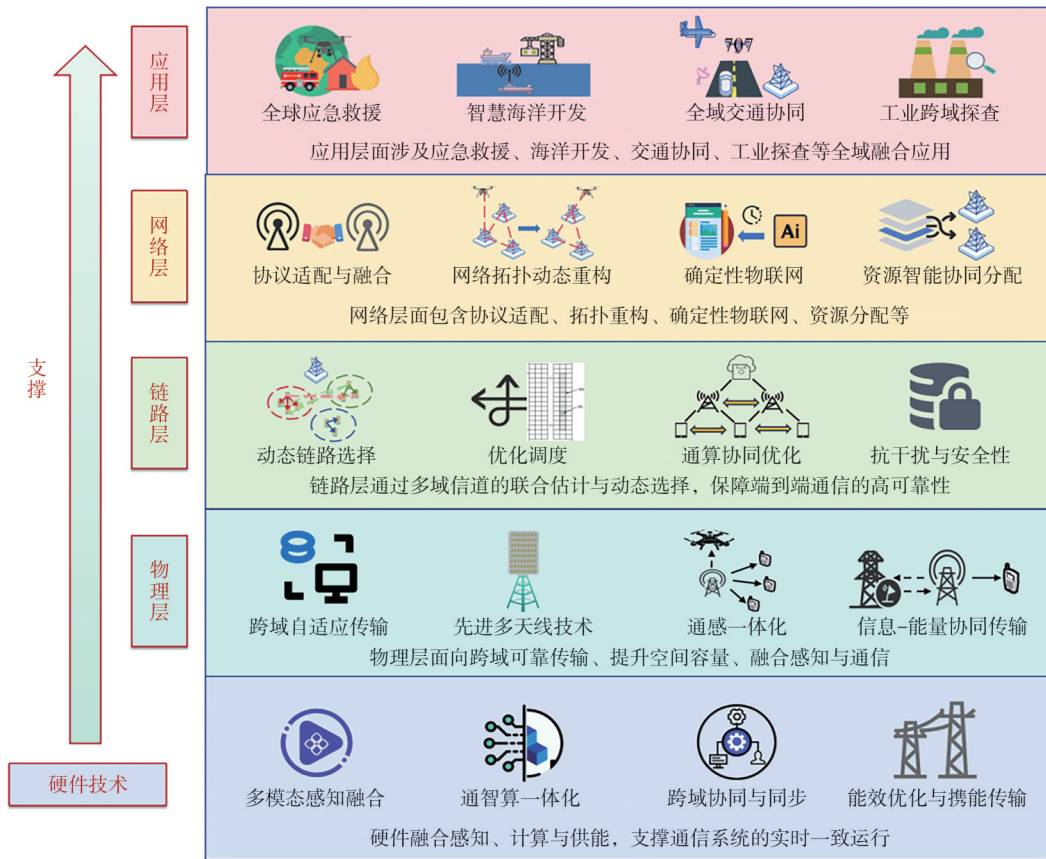


图3 6G跨域通感智算融合物联网的整体架构示意图

间同步机制保证联合感知、分布式融合与协同调度的统一时基；异构接口转换技术实现地面网络、卫星链路、空中中继与各类传感子系统的无缝互联，支持多域数据流的快速流转与联合优化；能量收集与无线能量传输技术则显著延长终端续航能力，推动低功耗乃至无电池部署模式的实现。

3.1.2 物理层

物联网物理层面向空天地一体化网络的设计正围绕跨域普适连接、可编程多天线与传播环境、ISAC 以及能效优化与携能传输协同推进。在跨域传输与普适通信方面，需依托精准的信道估计与预测、鲁棒的自适应接收与预编码技术，以及多连接并行机制，共同构建空天地无缝覆盖的基础。传统模型驱动方法与 AI 赋能的混合范式正协同发展，以应对高维与时变场景中的信道状态信息（CSI, channel state information）获取、反馈滞后与自适应更新问题，实现多目标联合优化。在灵活多天线技术方面，超大规模 MIMO、可重构智能表面与堆叠智能超表面等新型结构正不断演进，通过扩展空间自由度与可编程传播环境，提升系统容量与鲁棒性。超大规模 MIMO 的近场效应带来了新的信道建模与波束成形设计问题，无蜂窝架构更加强化用户公平性，而智能表面与大规模天线的深度融合则有助于进一步改善频谱与能效。在 ISAC 方面，通过共享波形、频谱与硬件资源，系统可以在不新增频谱或独立感知链路的前提下，同时实现环境感知与数据传输，并平滑支持位置与场景感知等服务，进而获得集成与协同增益。能效优化与携能传输强调通过同时无线信息和能量传输技术，实现信息与能量的并行传递，并结合被动或反向散射、动态发射功率控制与能量感知调度，提升能量受限场景的可靠性与整体效率。

3.1.3 链路层

在物联网的异构与多域通信环境下，链路层研究可归纳为跨域链路自适应、通算协同链路优化以及抗干扰与鲁棒性增强三类机制，旨在实现物联网端到端的高可靠性传输与智能适配。跨域自适应机制依托精细信道测量与普适化信道建模，结合信道地图进行多域链路质量联合估计，将历史与空间先验信息用于动态链路选择与预测波束或路径。同时，配合快速自适应与重传技术，缓解反馈与传播时延，从而在高机动与多技术叠加场景中提升通信

的连续性与可靠性。通算协同链路优化机制将智能计算与云、边、端协作嵌入链路感知与资源分配流程，在规划与优化框架下设定感知数据优先级，从而在多源多任务条件下权衡时延、可靠性与能效。抗干扰与鲁棒性增强机制通过内生安全中的抗截获编码、基于灵活多天线的干扰抑制以及压缩感知等技术手段，构建多维协同的防护体系。该机制尤其适用于水下声学通信等强多径场景，可显著提升物联网链路的稳健性。

3.1.4 网络层

6G 网络层的跨域融合聚焦空天地海异构网络协同，其核心研究方向包括协议适配与融合、网络拓扑动态重构、确定性物联网及资源智能协同管理。协议适配与融合是实现物联网设备跨域兼容的基础。针对物联网终端类型多样、多域协议栈差异显著、空口波形与频段不兼容等问题，需通过轻量化跨域传输与普适通信技术实现高效协议转换与统一接入。软件定义网络（SDN, software defined network）通过协议解耦与标准化接口、网络功能虚拟化通过动态服务编排，共同提升物联网场景下的协议灵活性与管控效率。网络拓扑动态重构是应对物联网节点高移动性与多域资源动态调度的核心技术。空天地海物联网拓扑结构差异大、变化频率不同，需借助数字孪生构建高保真动态模型，结合多智能体强化学习实现实时拓扑优化与自愈合，满足大规模物联网全域资源协同需求。确定性物联网为关键业务提供端到端服务质量保障，是工业物联网、车联网等场景的核心支撑。通过扩展时间敏感网络机制实现跨域端到端低时延控制，并利用时隙硬隔离与确定性管道技术，将传统物联网的概率性传输升级为可验证的确定性服务系统，有效支撑高可靠、低时延的极端场景物联网业务需求。资源智能协同管理通过分布式决策实现多维资源整合优化。针对物联网环境中跨域资源碎片化、终端能量受限等问题，依托云-边-端协同框架实现算力-频谱-能量的高效分配与动态调度，并结合联邦学习保障物联网数据隐私安全，从而显著提升全域资源利用效率与物联网服务韧性。

3.1.5 应用层

6G 跨域融合框架在应用层依托通感智算多维协同技术，全面赋能物联网应用生态，支撑空天地海全域智能化服务，推动应急救援、海洋开发、交

通协同及工业检测等领域的革新。全球应急救援深度融合卫星-无人机物联网与通感智算一体化技术，通过低轨卫星与无人机自组网实现灾区的广域物联网覆盖与快速勘察，并利用太赫兹雷达和边缘AI实现厘米级灾情测绘与幸存者智能感知，显著提升物联网环境下的救援响应速度和决策精准度。智能海洋开发采用太赫兹-激光-水声融合通信，构建水面-水下全域物联网传输体系，实现水面卫星广域连接、水下高速抗干扰集群通信及远距水声信息回传；同时借助数字孪生与虚拟现实技术构建海洋装备远程物联操控界面，显著提升深海作业智能化水平和效率。全域交通协同基于毫米波雷达、激光雷达（LiDAR）、星载雷达等多维感知融合系统，实现车辆与路侧物联网终端的厘米级定位与全天候监控，并通过空地一体化物联协议转换网关保障跨域交通要素间指令与状态信息的无缝交互，为智能网联驾驶与无人交通管理提供泛在连接支撑。工业跨域检测依托雷达、成像仪和地下光纤等通信感知设备构建工业物联网全息感知网络，深度融合多模态传感数据，进而实现对设备状态的全天候监测与预测性维护；长效功能解决方案结合能效优化与无线携能传输技术，为工业物联网检测节点提供持续的能源供给与绿色通信保障，确保复杂工业环境下检测网络的稳定、高效运行。

3.2 关键性能指标

面向6G跨域通感智算融合物联网的复杂应用场景和异构网络架构，其关键性能指标不仅继承和增强了国际电信联盟（ITU, International Telecommunications Union）在IMT-2030愿景中定义的6G性能指标，更在跨域协同、功能融合的背景下进行了进一步拓展。这些指标既体现了跨域物联网的普适要求，也在天基、空基、海基、陆基等典型场景中表现出不同的侧重点与独特挑战，需要在系统设计中进行综合权衡。6G跨域通感智算物联网的关键性能指标如图6所示，其可以归纳为两大维度。

3.2.1 IMT-2030能力的持续增强:为物联网上层应用提供坚实的连接基础

1) 峰值速率与用户体验速率：陆基网络能够实现1 Tbit/s级峰值速率与10~20 Gbit/s级用户体验速率，以满足城市热点对全息通信、数字孪生等超宽带业务的需求；天基与空基网络则侧重提供广域宽带覆盖，其速率目标通常在数百Mbit/s至



图4 6G跨域通感智算物联网的关键性能指标

1 Gbit/s 范围内，确保在上千千米覆盖半径内实现稳定回传与接入；海基网络则要求链路在复杂电磁和气象条件下仍可维持100~500 Mbit/s的上、下行稳定吞吐。

2) 时延：陆基网络，尤其在工业互联网与车联网场景中，需要0.1~1 ms级的确定性低时延；空基网络则依赖<10 ms的传输时延，以保障无人机群体智能协同与实时控制；天基与海基网络受传播距离影响，典型LEO链路的往返时延为25~40 ms，而地球静止轨道（GEO, geostationary earth orbit）链路可达500 ms。系统需通过预测缓存与边缘分流等机制，尽可能降低由长时延引起的业务中断感知。

3) 可靠性：跨域物联网的误包率目标通常在 10^{-7} ~ 10^{-5} 级。陆基网络侧重超高可靠性场景（如工业控制、远程医疗），要求在端到端链路上实现高可用性与确定性通信；天基与空基网络更关注在恶劣气象、遮挡及动态拓扑条件下的链路连续性和业务可恢复性，可用性一般维持在99.99%及以上；海基网络需确保在复杂海况下的应急通信与关键数据传输的确定性，维持不高于 10^{-5} 级误包率的稳定通信性能。

4) 连接密度：陆基网络需支持 10^7 ~ 10^8 台/km²设备的超高连接密度，以满足智慧城市与智能工厂的泛在接入需求。相比之下，天基与海基网络的挑战在于在 10^3 ~ 10^4 台/km²设备的稀疏覆盖条件下实现灵活弹性连接，并保持广域服务的一致性。空基

平台可作为中继层实现密度动态调度与负载平衡,以缓解地面节点过载。

5) 移动性: 天基与空基网络需支持高达 1 000 km/h 的超高速移动场景下无缝切换; 陆基网络需在 500 km/h 高速铁路环境中保证连续服务与 <math><5\text{ ms}</math> 的切换时延; 海基网络则需应对船舶在多维姿态变化下的信道波动和多普勒偏移 (典型偏移 $\pm 5\sim 10\text{ kHz}</math>), 以保障通信稳定性与链路恢复速度。$

3.2.2 IMT-2030 独有的新增融合能力: 体现 6G 通感智算一体化特性

1) 感知相关能力: 天基网络提供广域遥感与成像能力, 支持全球尺度的地表测绘、海洋观测与气候监测, 典型空间分辨率可达米级至亚米级; 空基网络具备高分辨率与高灵活性的区域感知能力, 借助无人机与高空平台可实现 0.1~1 m 级分辨率的目标探测与环境监控; 陆基基站可在蜂窝通信与雷达协同的基础上实现厘米级定位精度与车路协同感知; 海基网络融合水声通信与感知技术, 支持水下目标探测和环境监测, 典型探测范围可达 1~10 km。跨域协同的总体目标是形成“全球-区域-局域”多尺度立体感知体系, 实现通信与感知在波形、频谱及信号处理层面的深度融合。

2) 泛在覆盖: 通过与陆基蜂窝系统协同, 6G 网络将服务范围从人口密集的二维平面扩展至空、天、地、海立体空间。天基网络可实现 >99% 地理空间可达性, 弥补极地、沙漠、山地等覆盖盲区; 空基网络利用 HAPS 实现灵活部署与灾后 <math><1\text{ h}</math> 快速恢复; 陆基网络在城市与工业区提供 Gbit/s 级接入与高密度连接; 海基网络则通过卫星-浮标协同实现 >90% 航道通信连续性与海洋监测能力。

3) 内生 AI 能力: 天基网络依托 AI 实现星座自主运行、链路重构与资源调度, 可减少 >40% 的调度时延; 空基网络利用 AI 进行动态航迹规划与空域资源优化, 实现 30%~50% 的通信能耗节约; 陆基网络以 AI 提升密集场景下的频谱与功率管理效率, 支撑边缘智能推理, AI 推理时延可低至 <math><5\text{ ms}</math>; 海基网络借助 AI 进行航道预测、异常检测与低功耗通信优化。总体目标是在物理层-网络层-应用层实现智能自治与自适应协同, 构建具备“感知-推理-决策闭环”的跨域智能网络。

4) 可持续性: 在性能指数级提升的同时实现能效与碳效协同优化, 是 6G 物联网规模化部署的核

心前提。陆基网络重点降低密集基站的单位比特能耗, 目标为 <math><10\text{ pJ/bit}</math>; 天基网络需兼顾卫星发射与在轨运行的能效, 推动在轨寿命 >15 年与退役阶段的空间碎片零增长管理; 空基与海基网络强调低功耗平台与终端的长期自持运行, 典型浮标终端续航可达 >12 个月。跨域视角要求在性能、能耗与环境代价之间实现动态权衡, 构建绿色、可持续、自优化的 6G 网络生态体系。

在实际网络设计与运营中, 上述各性能指标间存在深刻的折中关系, 无法同时达到所有指标的最优值。理解并管理这些折中关系是 6G 物联网架构设计的核心挑战, 主要包括以下 4 个方面。

1) 通信与感知的折中: 在 ISAC 系统中, 通信与感知在物理层共享频谱、时间和硬件资源, 两者因此存在性能折中。感知信号需消耗时频资源和发射功率, 以获得足够的回波信噪比, 从而保证定位精度与成像分辨率。然而, 这些资源一旦分配给感知, 就会压缩通信带宽, 导致速率下降或时延增加。这一矛盾在空基目标探测与陆基车路协同场景中尤为突出。

2) 性能与可持续性的折中: 实现 Tbit/s 级速率、亚毫秒级时延和千万级连接密度, 需依赖更宽的频谱、更复杂的算法和更强大的计算硬件, 这不可避免地会推高设备功耗和网络能耗, 与 6G 强调的绿色低碳目标形成直接冲突。因此, 在高性能与高能效之间寻求平衡, 是 6G 架构必须解决的核心问题。

3) 覆盖与时延/速率的折中: 引入低轨卫星等非地面网络, 是实现全球无缝覆盖、弥补地面网络不足的关键手段。然而, 卫星链路固有的毫秒至数十毫秒传播时延远高于地面网络追求的亚毫秒级时延目标。同时, 受制于卫星功率、天线与带宽, 其峰值速率通常也低于地面蜂窝网络。因此, 在覆盖广度与极致时延/速率之间存在天然矛盾。为此, 6G 架构需设计高效的空-天-地-海协同调度机制, 结合业务 QoS 需求, 动态选择最优接入路径, 在覆盖范围与性能指标之间实现智能权衡。

4) 连接密度与可靠性/时延的折中: 在单位区域内接入千万甚至上亿终端, 必然导致严重的信令拥塞与数据碰撞, 对随机接入信道提出前所未有的挑战。要确保每个连接仍能达到 $10^{-7}\sim 10^{-5}$ 级误包率与毫秒级低时延, 需要极高效的随机接入协议与资源分配机制。不过, 更复杂的控制又会增加信令

开销与处理时延，与大规模终端低功耗、低成本、有限算力的特性相冲突。此类折中在陆基智慧城市的海量接入与海基浮标网络中尤为典型。

4 6G 跨域通感智算融合物联网关键使能技术

本节针对 6G 跨域通感智算融合物联网的典型特点，介绍了不同的关键使能技术如何支撑和解决跨域融合架构的不同关键挑战。

4.1 信道测量与普适建模

信道理论是无线通信的基础。信道特性复杂且多变，信号在传播过程中会受到路径损耗、阴影衰落、多径效应、多普勒扩展等因素的影响，其状态取决于空间、时间、频率、角度、时延、多普勒 6 个域上不同参数的共同作用。信道测量通过探索信道的实际特性，为信道建模提供真实、准确的数据支撑，而基于测量结果构建的信道模型又能反过来指导通信系统的设计与优化，形成“测量-建模-应用”的闭环。因此，信道测量和信道建模是无线通信系统开发的前提。

在传统的 2G 至 5G 通信系统中，信道测量主要面向地面蜂窝网络，测量环境主要是城市、校园等常规场景，使用的测量设备一般为扫频仪、矢量网络分析仪、信道探测器等。从建模方式和预测能力来看，无线信道模型通常可以分为预测模型和非预测模型两大类^[83]。预测模型强调对未知场景下信道行为的推理和预测能力，主要包括基于人工智能或机器学习的信道建模。这类模型通常依赖大量环境信息或历史数据，能够对特定传播场景进行较为准确的建模。非预测模型更侧重于信道统计特性的表达和建模，广泛应用于标准化和大规模系统仿真中。非预测模型可分为确定性模型与随机模型：确定性模型往往是基于实测数据重构、高精度射线追踪或作为随机模型的一次具体实现，强调通过特定参数

生成具有代表性的信道实例；随机模型则进一步细分为几何基础随机模型和基于相关的信道模型。

在 6G 时代，随着跨域通感智算融合物联网的发展愿景日益清晰，网络不再局限于地面蜂窝通信，而是向空天地海多域协同扩展，通信系统也不仅服务于人机互联，还要支撑万物感知、泛在计算和智能控制。一方面，6G 的频谱资源涵盖声波、sub-6 GHz、厘米波、毫米波、太赫兹和光无线等多个频段；另一方面，6G 的应用场景从传统地面蜂窝网络拓展至卫星通信、无人机中继、通感一体化、智能超表面、工业物联网、水下通信、车联网及高铁等复杂场景。在此背景下，传统的信道测量手段和指导理论在测量范围、精度、效率、智能性等方面已难以满足 6G 物联网环境下的多样化需求，亟须构建新一代信道测量技术体系，以支撑跨域物联网的发展^[84]。目前，绝大多数测量工作仍聚焦于地面通信场景，尚未涉及 6G 中必不可少的空天地海一体化环境。特别是在卫星通信和海洋通信场景下，信道测量技术仍显空白。因此，亟须开展面向全域覆盖、多频段融合的信道测量，并构建能够适应各类场景的普适信道建模理论和方法。图 5 展示了 3 种面向 6G 典型场景的信道测量装置。

6G 面临频段众多、场景丰富、信道特性复杂多变的挑战，而其共性理论与技术研究、系统融合构建、标准化推进、多场景移动通信设计，以及信道特性与频段场景的映射关系研究等均需要统一的信道模型。然而，现有 5G 标准化信道模型及业界提出的部分面向 6G 的信道模型，仅支持有限频段与有限场景，难以覆盖 6G 的全频段全场景需求。对此，文献[85-86]提出了普适信道建模理论，如图 6 所示。该理论采用统一的信道建模方法、信道建模框架和信道冲激响应表达式，融合 6G 全频段全场景信道特性，最终构建出 6G 普适信道模型。将

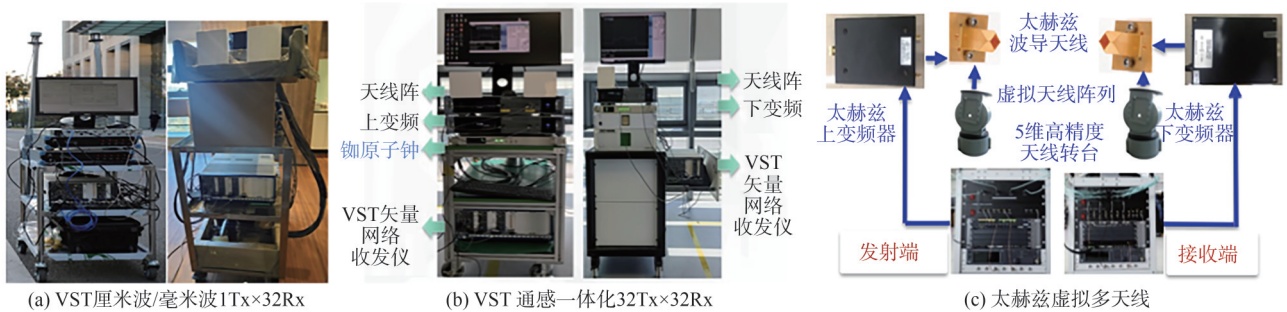


图 5 信道测量发射端和接收端装置

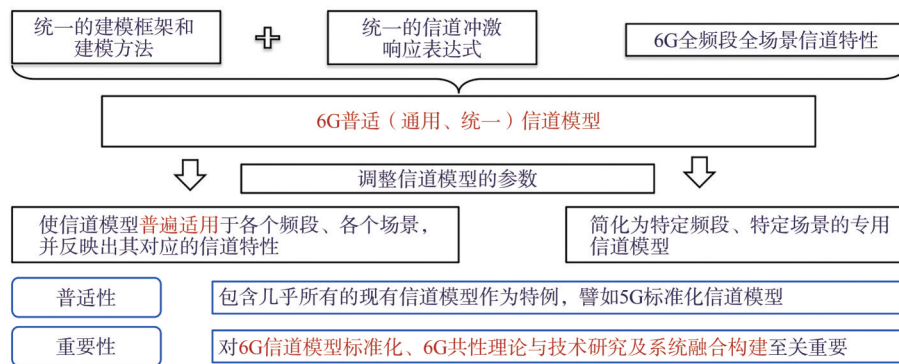


图6 普适信道建模理论

该理论应用于几何随机信道模型，先后衍生出了6G普适几何随机信道模型（6GPCM, 6G pervasive channel model）^[86]和面向标准化增强的6GPCM（6GPCM+）^[87]。这些模型可为6G信道模型标准化和空天地海一体化网络的共性理论与技术研究及系统融合构建提供重要支撑。

随着6G向更广阔的空间覆盖、更复杂的介质传播以及更高度融合的通信感知协同系统演进，信道测量技术需突破传统范式，向多域感知协同、智能决策驱动、数据平台支撑的方向发展，以构建一体化、标准化、智能化的信道感知体系。与此同时，信道建模工作也将面临跨域、跨介质网络架构下的多模态传播场景等因素带来的挑战，未来的普适信道模型需要在建模方法上引入更多动态性、自适应性和多域耦合机制，并进一步融合数据驱动与物理建模的双重优势。

4.2 跨域传输与普适通信

在6G跨域通感智算融合物联网中，通信系统不再局限于单一地面蜂窝网络，而是扩展至空中、天基和海洋等多域场景，形成一个全覆盖、全连接、全智能的立体网络体系，为超大规模的物联网设备提供稳定、智能、低时延服务。然而，空天地海跨域传输的通信环境具有高度的异构性和动态性，不同域之间的信道特性和传播条件差异显著，必须依赖高可靠传输技术来保障网络稳定运行。在此背景下，如何借助信道估计提升跨域链路的感知精度，通过预编码技术实现多用户与跨域干扰的高效协同管理，并借助先进的编解码技术保障端到端传输的可靠性与能效，已成为6G跨域通感智算融合物联网演进的关键研究方向。

信道估计是无线通信系统的核心环节。在6G跨域通感智算融合物联网背景下，空、天、地、海

多域通信场景中的信道表现出更强的动态性和异构性，高速移动引发的快速时变、多径效应带来的符号间干扰，以及不同频段下传播特性的显著差异，使得信道估计的重要性愈加凸显。传统方法主要基于数学推导与统计特性建模，包括最小二乘估计和最小均方误差估计等。这类方法实现简单、计算复杂度低，适合资源受限的终端设备，但在噪声抑制与时变信道预测上存在不足。基于深度学习的智能化方法借助大规模训练数据学习信道变化规律，实现对复杂场景下信道状态的拟合与预测，典型的学习模型包括卷积神经网络、循环神经网络以及图神经网络，它们能够在频域与时域上分别捕捉局部特征与动态变化，尤其适合无人机高速移动或卫星长时延链路等时变信道场景。同时，结合数字孪生的信道估计方法通过构建虚拟传播环境对信道特性进行实时跟踪与动态修正，进一步提升预测精度与适应性^[88]。此外，随着大规模MIMO^[89]和可重构智能表面^[90]等新技术的引入，系统需要在极高维度下获取精确的信道状态信息，这对估计算法的复杂度、实时性和能耗提出了严峻挑战。未来需发展低开销、智能化和跨域统一的信道估计方法，充分发挥6G关键技术的潜能，为6G跨域物联网的高可靠、低时延和大规模接入提供坚实支撑。

在空天地海一体化网络中，跨域多用户的并发接入将带来严重的同频干扰和跨系统干扰，预编码技术利用发送端的多天线结构和信道状态信息，构建波束定向传输和空间复用机制，可以在提升目标用户信号质量的同时抑制对其他用户的干扰，从而实现系统容量与频谱利用率的显著提高。通过精细化的波束成形与功率控制，预编码能够在弱信号边缘用户与核心用户之间实现服务的平衡，增强连接的公平性与覆盖的鲁棒性^[91]。此外，系统引入大规

模MIMO、NOMA以及RIS等前沿技术时，预编码不仅是信号分离与干扰抑制的关键环节，也是实现系统能效与智能化调度的重要基础^[92]。传统预编码方法包括最大比传输、零强制预编码、最小均方误差预编码等，这些方法依托信道矩阵的线性运算实现干扰抑制与增益分配，计算复杂度相对较低，适用于实时性要求高的物联网接入^[93]。不过，在大规模用户与跨域异构信道环境下，传统方法难以兼顾系统容量与用户质量保证。为此，文献[94]提出了群组预编码与联合优化方法，围绕多用户分组与多点协同传输，将用户聚类与跨系统优化相结合，对多组预编码与功率分配进行联合设计。该方法有效降低了大规模接入下的干扰复杂度，并提升了跨域网络的整体容量。文献[95]在跨域通感算融合系统中引入基于NOMA-MIMO的无人机平台与低轨卫星协同架构，结合感知、通信和计算的多任务需求，通过联合波束成形、任务卸载比例和计算资源分配，实现了系统能效的有效提升。此外，随着AI与数字孪生技术的发展，基于深度学习、强化学习和数字孪生驱动的智能化预编码方法逐渐成为研究热点。这类方法通过端到端优化自动学习信道特征与干扰分布，能够快速适应时变信道环境，尤其适用于无人机高速移动或卫星长时延链路等动态物联网场景^[96]。总体而言，通过预编码与波束成形相结合，在多用户并发和跨域异构场景下实现高能效、强感知与低干扰的智能协同通信，已成为未来6G跨域通感智算融合物联网的重要研究方向。

编码解码技术作为端到端传输链路的核心环节，通过引入冗余信息和智能重传机制，抵御跨域复杂信道环境下的衰落、干扰与误码，从而保障大规模物联网设备在空、天、地、海多域中的稳定接入，直接影响信息传输的可靠性、时延与能效。现有编码方法可分为传统纠错编码与自适应编码两大类。传统方法主要包括低密度奇偶校验码、Turbo码以及极化码等，它们依托前向纠错机制能够在有限带宽下显著降低误码率，已在卫星与地面通信中广泛应用^[97]。结合自动重传请求（ARQ, automatic repeat request）形成的混合ARQ机制，能够在检测到误码时通过重传和码字合并进一步提升链路可靠性。文献[98]表明，星地融合网络中，混合ARQ结合码字合并不仅能有效降低复合衰落信道下的中断概率，还能在反馈不完美条件下提升时延受限吞吐

量，显著增强跨域物联网的覆盖与稳定性。自适应编码方法则强调在动态信道环境下的灵活性，典型代表是自适应编码调制。该类方法通过实时信道状态估计与预测，动态切换调制方式与码率，从而实现频谱与能效优化。在低轨卫星-地面网络中，文献[99]提出基于深度学习的自适应编码方法，利用卷积神经网络和循环神经网络进行信道预测，实现调制编码方式的智能选择，提升了系统在快速时变信道中的适应性和鲁棒性。此外，面向跨域物联网的任务需求，文献[100]探索了极化码结合混合ARQ的方案。该方案能够在保障能效的同时优化信息新鲜度，为时延敏感的物联网应用提供支持。未来，需在深度学习驱动的智能编码、跨域统一的编码框架以及任务感知的自适应编码策略等方向持续突破，为跨域物联网提供坚实支撑。

4.3 先进灵活多天线技术

大规模MIMO作为5G的核心技术，通过在基站侧部署由数十至上百根天线构成的大规模天线阵列，并结合先进信号处理算法，能够大幅提升无线通信容量、频谱效率与可靠性，同时降低终端设备的复杂度与功耗^[101]。在传统蜂窝网络架构下，大规模MIMO仍面临增益覆盖不均匀这一关键问题，主要体现在小区中心与边缘节点的信息传输速率差异显著。为支撑物联网的规模化发展，未来移动通信系统需全面提升全域无线网络的覆盖质量。无蜂窝网络架构以提升区域网络覆盖质量中位数为核心目标，理论上可将5G系统的频谱效率提升10倍，目前已被学术界列为6G支持大规模物联网部署的重要架构^[102]。但受无线环境复杂性（如多径效应、信号遮挡）及高频信号对障碍物的高敏感性影响，无蜂窝物联网系统仍面临缺乏对传播信道的有效控制与部署成本、能耗偏高两大挑战。特别是在视距链路中，由于设备移动、遮挡的随机性，难以维持稳定连接。

维持视距链路的稳定连接对于通感融合物联网至关重要，尤其是在其感知功能高度依赖高解析度信号的情况下，视距链路的稳定性直接决定感知精度与通信可靠性，一旦链路中断或信号衰减，将严重影响通感协同效果。RIS作为低成本、低能耗构建智能无线环境的关键技术，可在非视距环境下构建虚拟视距链路，引导电磁波绕开障碍物并抑制干扰，从而提升覆盖质量^[103]。其技术基础源于数字超材料。RIS反射单元能独立调节入射信号的相位和/

或振幅后反射，实现无线环境（部分）可编程。为进一步突破被动RIS的性能瓶颈、提升RIS网络的信号传输能力，学术界与产业界又提出主动式RIS^[104]与同时折射和反射的RIS^[105]两种进阶技术方案。

无蜂窝网络通过打破传统小区边界，以分布式接入和资源调度为核心，将基站功能拆解为大量分布式接入点，实现全域无线覆盖的均匀化。RIS则聚焦重构无线传播环境、主动优化信道条件，依托可编程反射单元调控电磁波路径，以弥补非视距场景的信号损耗。尽管二者在技术逻辑上存在差异，但它们具备高度协同性，可实现无缝融合，即无蜂窝网络的分布式架构能为RIS提供更灵活的部署载体，RIS则可针对性解决无蜂窝网络中分布式节点间的信号干扰、边缘区域高路损等问题。这种融合可进一步提升网络覆盖的均匀度，增强弱信号区域的通信与感知性能，并降低系统整体能耗，为通感融合物联网等复杂场景提供更高效的技术支撑^[106]。由此可见，先进灵活的多天线技术与网络架构是充分发挥物联网通感协同、跨域互联、海量接入等核心能力的关键基础。

4.4 能效优化与携能传输

为满足全面感知与灵活部署的核心需求，无线设备将在未来物联网中占据主导地位。据Machina Research预测，未来将有超70%的物联网设备通过无线方式接入网络。由此可见，移动通信系统仍将是支撑未来物联网运行的核心基础设施。

传统低功耗物联网需同时注重频谱效率与能量效率，但两者往往存在折中关系。深入探究二者的性能耦合规律与动态权衡机制，对保障低功耗物联网长期稳定的高效运行至关重要。当前，学术界与产业界已围绕物联网高效通信方案开展了广泛的研究，通过动态资源分配、自适应调制解调、轻量化协议设计等技术，在多数场景下已能实现频谱效率与能量效率的动态均衡，有效缓解二者的核心矛盾。然而，随着物联网向“感知-计算-决策”一体化升级，低功耗需求与高处理性能之间存在难以调和的冲突。尤其当物联网设备感知数据的体量与精度持续提升时，传统依赖本地高功耗算力模块的信息处理模式，不仅快速耗尽设备有限能量、缩短续航周期，更成为制约物联网功能进一步拓展的核心瓶颈。为摆脱这一困境，可将终端侧的计算任务卸载至MEC节点进行处理^[107]，即实现通信资源与

算力资源的跨域协同调度。跨域资源协同不仅为物联网带来更加灵活的资源调度方案，还能减少终端向云端传输的冗余数据量，间接降低传输能耗与频谱占用，形成全链路优化，为物联网通感智算一体化落地提供关键支撑。

能量收集（EH, energy harvesting）技术通过从周边环境中获取能量，为缓解无线物联网设备的供电瓶颈提供了可行路径，该技术也被视为6G的关键支撑技术之一^[6]。根据能量来源的差异，远场EH技术主要分为自然EH与基于电磁辐射的射频EH两类，其中射频EH技术又称为无线能量传输。两类技术各有特点：自然EH的核心优势在于单位面积能量密度峰值高且绿色环保，但受昼夜交替、天气变化等环境因素影响显著，存在明显的随机性与不可控性（如太阳能的能量密度波动范围可达0~100 mW/cm²）；射频EH则具备输出稳定、不依赖自然条件的突出特点，但其传输效率较低，能量密度通常稳定在40 μW/cm²左右。为同时实现更稳定、可持续的能量供给，融合自然EH与射频EH的混合能量源方案^[108]已成为当前破解无线物联网设备供电难题的重要探索方向。该方案集合两类能量源的优势，能够有效平衡供电稳定性与环保性，可为偏远地区监测、地下物联网等复杂场景中设备的长期无人值守运行提供可靠保障。此外，相较于依赖高功率射频基站的传统通信方式，反向散射技术作为一种无需主动发射射频信号的低功耗通信技术，通过反射或调制周围环境中现成的射频信号（如Wi-Fi、蜂窝网络、电视塔等）来传输数据，而无需设备自身搭载大功率信号发射器，进而实现极致低功耗与设备微型化^[109]。

为实现对广阔区域的有效感知，物联网设备常需部署在广阔的空间范围内。随着设备承载的数据收集、处理与通信任务日益繁重，若仅依靠单一基站为广域设备提供信息传输与能量补给，会因信号与能量的巨大路径损耗而导致资源效率低下。因此，为确保物联网设备的长期稳定运行，亟须构建更灵活的供能机制与更低耗的信息传输链路。无人机凭借高机动性和灵活部署的特点，有望成为弥补上述短板的极具潜力的技术路径^[110]。无人机可作为移动补能平台，快速精准抵达目标区域，建立适配能量传输的视距短距离链路，高效完成设备能量补给。同时，可作为分布式算力节点，为物联网终端分

担数据处理算力负荷，降低设备本地算力消耗与能耗。此外，还能作为信息中继枢纽，缩短物联网设备的信息传输距离，减少长距离信号传输产生的额外能耗，从而全方位优化物联网系统的整体运行效率与终端设备的续航能力。综上所述，推动无人机网络与物联网的深度融合，已成为未来物联网能量传输优化的重要发展方向。

4.5 信道地图与数字孪生

信道地图与数字孪生技术是6G跨域通感智算融合物联网的重要支撑技术之一，其核心目标是通过构建物理世界与数字世界的高保真映射，实现对复杂通信环境的精准建模、实时监测与动态优化。信道地图通过对无线信道特性的空间分布进行建模与可视化，能够为通信系统提供实时的CSI^[111]；而数字孪生则通过虚拟化技术构建物理系统的数字化镜像，能够实现对物联网系统的全生命周期管理与智能优化^[112-113]。两者的结合为6G物联网的高效运行提供了强有力的技术支撑。

信道地图是一种基于空间分布的信道特性建模方法。传统的信道建模方法通常依赖于静态的测量数据，难以适应6G物联网中动态变化的复杂场景。信道地图通过引入动态感知与实时更新机制，能够在多域、多频段、多模态的复杂环境中实现信道特性的精准预测与动态优化。在信道地图的构建过程中，多源数据融合是关键技术之一。通过融合来自卫星、无人机、地面基站、海洋浮标等多种传感器的数据，信道地图能够全面捕捉信道特性的空间分布与时间演化特征。此外，信道地图还可以结合地理信息系统与环境感知数据，进一步提升其空间分辨率与环境适应性。信道地图的应用场景广泛，涵盖了通信、感知与计算的多个领域。在通信方面，信道地图可用于动态频谱分配、波束成形优化与干扰管理。例如，在高密度用户场景中，信道地图能够实时预测用户的信道状态，指导基站动态调整资

源分配策略，从而提升系统的频谱利用效率与通信可靠性。在感知方面，信道地图可用于目标定位与环境监测。例如，通过分析信道特性的空间分布，信道地图能够辅助实现厘米级的高精度定位与动态目标跟踪。在计算方面，信道地图可与边缘计算节点协同工作，通过实时更新信道状态信息，优化计算任务的分配与调度。

数字孪生技术通过融合多源异构数据与高精度物理模型，能够全面捕捉物联网系统的动态行为与复杂交互。数字孪生在线信息建模流程图如图7所示。首先借助激光雷达、毫米波雷达等手段对物理环境进行动态感知，并结合几何随机统计模型（GBSM, geometry-based stochastic model）与射线追踪（RT, ray tracing）仿真建立动态反射体与散射体模型；然后通过确定性与随机性混合建模实现信道特性提取与更新，最终实现数字孪生信道模型的动态在线更新。例如，图8展示了数字孪生技术应用于室外场景下的实时感知与信道分析。此外，结合AI技术，数字孪生还可以实现对物联网系统的智能化优化与自适应调控。数字孪生在6G物联网的多个关键领域具有广泛的应用前景。在网络优化方面，数字孪生可用于动态拓扑重构与资源协同管理。例如，通过对网络状态进行实时监测，数字孪生能够预测潜在的网络瓶颈，提前调整网络拓扑结构，从而提升系统的鲁棒性与服务质量。在智能运维方面，数字孪生可用于设备状态监测与预测性维护。例如，基于对设备运行数据的分析，数字孪生能够提前发现潜在故障，并生成最优的维护方案，从而降低系统的运维成本与故障风险。在复杂场景模拟方面，数字孪生可用于灾害救援、智慧城市与工业物联网等场景的虚拟仿真与优化。例如，通过构建灾区数字孪生模型，救援人员可在虚拟环境中模拟各类救援方案，并动态调整资源分配策略，从而提升救援效率与精准度。

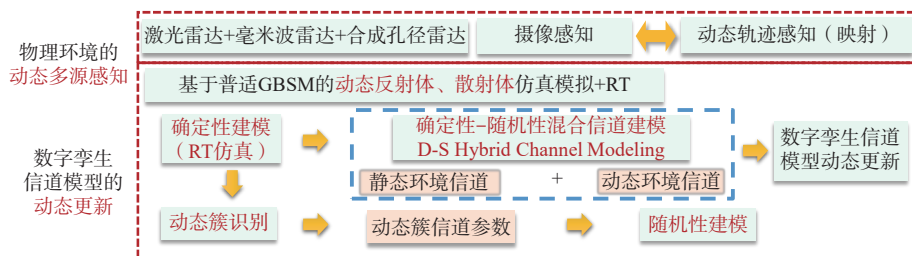


图7 数字孪生在线信道建模流程

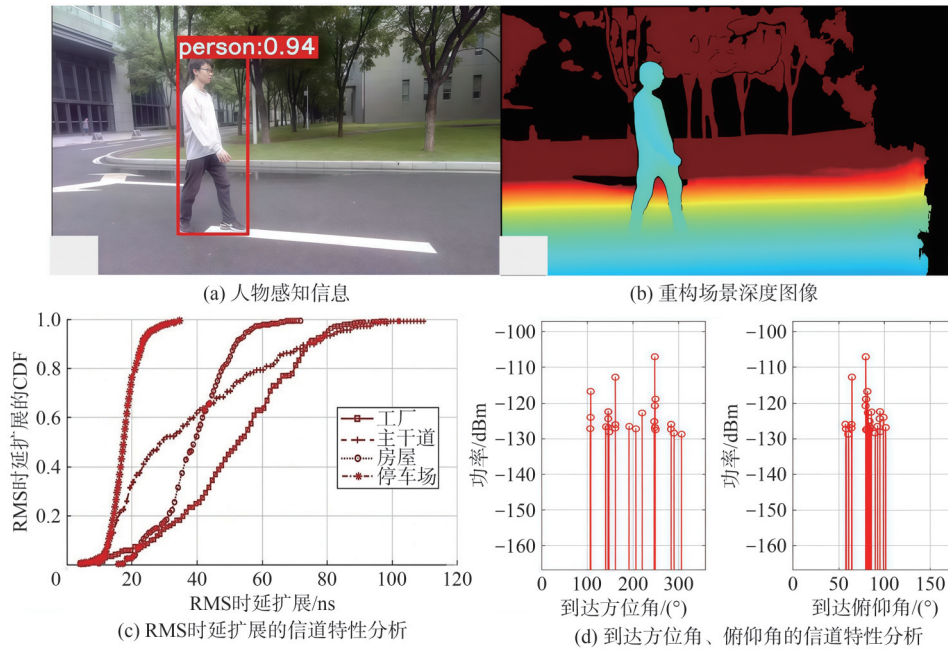


图8 数字孪生技术应用于室外场景示意图

信道地图与数字孪生的结合为6G物联网的智能化发展提供了全新的技术范式。信道地图通过实时感知与动态更新,为数字孪生提供了高精度的环境数据支持;而数字孪生则借助虚拟仿真与智能优化,为信道地图的构建与应用提供了强大的计算能力与决策支持。尽管信道地图与数字孪生技术展现了巨大的潜力,但其发展仍面临诸多技术挑战。首先,多源异构数据的融合与处理是一个关键难题,如何在保证数据质量的同时提升处理效率,是未来研究的重点之一。其次,信道地图与数字孪生对实时性与精度要求较高,这对计算资源与算法设计提出了更高的要求。此外,信道地图与数字孪生的隐私与安全问题也需要引起重视,特别是在涉及敏感数据的场景中,如何在保护隐私的同时实现数据共享与协同优化是一个关键挑战。未来,信道地图与数字孪生技术需在轻量化、智能化与安全性方面取得进一步突破。

4.6 大模型赋能通感一体化

作为6G跨域通感智算融合物联网的关键使能技术,大模型通过深度整合多源跨域数据感知与获取能力,为通感一体化提供了智能化支撑^[14]。该技术不仅继承了传统AI在数据处理方面的优势,还在空天地海全域场景中实现了多模态数据的实时融合与语义级优化,推动物联网从被动连接向主动感知与智能决策演进。根据ITU对6G性能指标的展

望^[15],大模型赋能的ISAC需平衡感知精度、通信时延与计算能效等多性能指标的折中关系。尤其是在跨域融合架构中,通过对多源数据(如卫星遥感、无人机视频、地面传感器与水下声呐信号)的智能聚合,提升系统的环境适应性和鲁棒性。现有研究表明,大模型在处理高维时空数据时具有较强的泛化能力,能有效应对跨域信道变异性带来的挑战。例如,在海基物联网中融合水声与射频信号,实现对海洋环境的精准感知与通信协同。

大模型在ISAC中的核心创新在于其对多源跨域数据的感知与获取机制。通过对海量异构数据集的预训练,大模型能够实现跨模态语义提取与融合。例如,利用Transformer架构捕捉卫星图像、UAV轨迹数据、地面MIMO阵列信号与水下传感器读数的时空相关性,形成统一的数字孪生表示。这一过程超越了传统ML方法,引入生成式AI(如扩散模型)来模拟缺失数据或增强低质量信号,如在灾害救援场景中生成虚拟信道地图,以预测动态环境下的感知盲区。此外,大模型结合强化学习可优化通感信号波形设计,实现感知与通信资源的动态分配。在空天地一体化网络中,通过多智能体深度强化学习,大模型能实时调整UAV轨迹与卫星波束指向,最大化感知覆盖率的同时最小化通信干扰。与传统ISAC框架相比,这一赋能机制的新颖性体现在“端到端”优化链路中嵌入跨域知识蒸馏,例如,在隐

私保护前提下,利用联邦学习聚合分布式数据源,避免中央化处理的瓶颈,并在资源受限的边缘节点上部署轻量化子模型。

大模型赋能 ISAC 的应用已在多个跨域场景中初现成效。在天基物联网中,结合卫星 ISAC 技术,大模型能够处理星间链路的多普勒效应,实现全球感知与计算的协同优化;在空基场景,UAV 辅助的语义通信利用大模型压缩多模态数据,提升高机动环境下的传输效率;在海基物联网,海-空-地-天协同模型借助大模型融合水下异步定位数据,显著降低估计误差;在地基场景,大模型在车联网的正交时频空间 ISAC 中展现优势,通过多车辆协同跟踪预测轨迹,减少硬件开销。此外,新兴应用还包括在海洋监测中部署生成式大模型来模拟洋流动态,实现预测性感知,或者在智慧城市中融合 RIS 辅助信号,形成自适应信道地图等。大模型赋能 ISAC 技术尽管取得了系列进展,但仍面临跨域数据异构性、实时计算开销与隐私泄露等挑战。未来研究应聚焦于多源数据融合的创新范式,推动通感智算的全面融合。

4.7 智能计算与云边缘协同

6G 跨域通感智算融合物联网中的智能计算与云边缘协同技术,是支撑未来智能社会发展的核心基础设施。其本质在于通过通信、感知、计算与智能的深度融合,构建一个资源高效调度、能力动态适配、服务按需供给的分布式智能生态系统。该体系突破了传统网络架构中功能域隔离的限制,依托云、边、端三层的协同计算与智能决策,实现对物理世界的实时感知、精准认知与自主控制,从而满足智慧城市、工业自动化、低空经济等场景对极低时延、超高可靠性、高精度感知及海量设备接入的严苛需求。

在这一体系中,智能计算技术扮演着“大脑”角色,其核心目标是借助 AI 与先进算法,对物联网中海量、异构、多模态的数据进行分析、推理与决策,提取有价值信息并生成智能控制指令。然而,6G 物联网中的智能计算也面临多重挑战:数据来源广泛,涵盖终端、边缘与云端,其在格式、精度和时序方面存在显著差异;应用场景对实时性与可靠性要求极高;不仅受限于终端设备的资源约束,而且需要兼顾能效与成本。为应对这些挑战,智能计算呈现出分布式、自适应与跨层优化的特征。一

方面,依托深度学习、联邦学习与强化学习等 AI 算法,能够实现对数据的高效处理;另一方面,通过与通信、感知的深度融合,形成通感算一体化设计,借助信号处理、数据压缩与推理任务的联合优化提升系统效率。此外,6G 物联网还引入神经符号计算^[16]等新型智能范式,结合数据驱动的神经网络与知识驱动的符号推理,增强系统的可解释性与可靠性,从而推动物联网从“连接万物”向“智能万物”演进。

智能计算的实现依赖于“边缘小模型驱动实时响应”与“云端大模型赋能全局智能”的协同架构。在终端与边缘侧,借助剪枝、量化和知识蒸馏等模型压缩技术^[17],部署轻量化推理模型,以适配资源受限设备,实现毫秒级低时延推理,满足本地即时需求。云端则依托高性能算力集群,融合多模态数据,开展深度训练与意图挖掘,生成精准用户画像与全局策略。为实现闭环智能,数字孪生技术构建了虚实交互的双环验证机制:内闭环在虚拟空间预演策略,外闭环则将优化策略下发至物理网络执行,并通过实时回传的感知数据动态校准模型与迭代参数,形成持续优化的决策链路。通过这种自底向上再自上而下的协同架构,边缘异构模型被整合为云端统一大模型,进而按任务需求拆分为轻量化模型部署至边缘侧,既保障了边缘的实时性与隐私安全,又实现了云端的全局智能与知识共享。

云边缘协同技术作为智能计算的承载基础,为 6G 物联网构建了一种分层、弹性且高效的资源管理架构。该技术通过整合云计算、边缘计算和终端资源,实现计算任务与数据的动态分配与调度,以应对多样化应用的性能需求。在 6G 环境中,云边缘协同不仅涵盖传统资源池化,还深度融合通信与感知资源,形成“通感智算资源一体化”协同模式,其核心在于借助智能调度算法,实现任务卸载、资源分配与负载均衡的全局优化,构建“终端轻量化推理-边缘实时决策-云端全局优化”的三层智能计算范式。该架构通过“智能面-控制面-管理编排面”实现跨层协同:智能面嵌入 AI 代理实现自主决策,控制面依托服务化协议保障指令下发,管理编排面则借助云原生平台实现资源统一调度。

智能计算与云边缘协同在 6G 物联网中并非彼此孤立,而是深度耦合、相互增强。智能计算为资源

协同提供核心决策支持，而云边端协同则为智能计算提供基础设施保障，确保计算任务的高效执行。这种融合体现在多个层面：在架构上，6G 物联网采用基于服务的架构与计算优先网络，将计算资源抽象为可调用服务，实现无缝协同；在协议层面，新型计算感知路由协议可在数据传输过程中动态感知计算资源状态，避免网络拥堵；在应用层面，两者共同支撑如智能交通、工业互联网等关键场景，显著提升6G 物联网的灵活性、可靠性与能效。然而，该技术的实现仍面临诸多挑战。未来的研究将聚焦于AI 驱动的自主协同机制、绿色节能计算技术以及通感智算基础理论的创新，以推动6G 物联网走向更加成熟与广泛应用。

4.8 内生安全与隐私保护

内生安全与隐私保护技术作为6G 物联网最核心的使能技术之一，其目标是从体系架构的初始设计阶段就将安全能力与隐私考量深度融入通感智算的每一个环节，构建具备自我免疫、自我修复和持续进化能力的可信安全体系，以确保这一未来关键信息基础设施的韧性、可靠性与用户的基本权利^[18]。

6G 物联网因其内在的技术特性，将面临空前复杂且严峻的安全与隐私挑战。首先，是极致的开放性与跨域融合性。6G 物联网将连接数以千亿计的异构终端，并跨越多个行政域、技术域和管理域进行数据与计算资源的交互。传统基于边界防护的“城堡”模型彻底失效，攻击者可以从任何节点、任何层面发起攻击。其次，是资源的极端不对称性。大量轻量级、资源受限的感知终端无法承担复杂的加密或安全协议计算，而云端则拥有强大算力，这种差异使得统一的安全策略难以实施。再次，是攻击维度的多元化。攻击不仅针对通信链路的数据机密性，更延伸至感知系统的完整性、计算系统的可靠性以及智能决策的可用性。最后，是隐私泄露风险的加剧。通感智算融合意味着更多维度的用户数据被持续采集、传输和处理，任何环节的疏忽都可能导致极其敏感的个人敏感信息泄露，且泄露后果更为严重。这些挑战共同表明，传统的外挂式、边界式、静态的安全解决方案已完全无法满足6G 物联网的需求，亟须转向一种内在的、自适应的、贯穿始终的新范式，即内生安全^[19]。

在具体技术层面，内生安全与隐私保护体现在

通感智算的每一个维度。在通信维度，物理层安全技术因其低开销、低时延的特性而显得至关重要。它利用无线信道固有的随机性、互易性和唯一性，通过波束成形、人工噪声、密钥生成等技术，在不依赖传统加密算法的前提下增强无线链路的机密性。此外，区块链技术被引入用于构建跨域信任基础，实现跨不同管理域实体间的可信协作与审计，有效防范身份伪造和日志篡改^[20]。在感知维度，安全挑战集中于确保感知数据的真实性与完整性。针对传感器欺骗，需要采用多源异构感知融合校验技术，通过比对来自不同模态传感器数据的一致性来识别和过滤异常数据输入。同时，轻量级的信源认证机制确保感知数据来自可信的终端设备。在计算与智能维度，安全重心转移至保护分布式计算过程和AI 模型本身。联邦学习作为一种分布式机器学习范式，允许终端在本地训练模型仅上传模型更新，极大减少了原始数据泄露的风险，是隐私保护的重要手段，但其本身面临模型投毒和成员推理攻击等威胁。为此，需要结合安全多方计算、差分隐私等技术对模型更新进行加密聚合或加噪处理，在保护个体隐私的同时保证全局模型的可用性和安全性。部署在边缘和云端的AI 模型还需防御对抗性攻击，可通过对抗训练、输入净化等技术提升模型的鲁棒性。

隐私保护技术在内生安全体系中占据着与防御攻击同等重要的地位，其核心是在数据从采集、传输、存储、处理到销毁的整个生命周期中，全面贯彻“隐私设计”原则。与传统的匿名化和加密相比，6G 物联网中的隐私保护更注重技术融合与情境感知。差分隐私已成为数据发布和统计分析中的黄金标准，其通过在查询结果或数据集中添加受控的噪声，使得无法从输出中推断出任何特定个体的信息，从而在保护个人隐私的前提下支持有效的数据分析。在6G 物联网的分布式计算环境中，本地化差分隐私允许用户在数据离开设备前就对其进行加噪处理，为用户提供了更强有力的隐私保障。同态加密则允许在加密数据上直接进行计算，得到的结果在解密后与对明文进行计算的结果一致，这对6G 物联网中常见的“数据不出域、价值流动”场景意义重大。

虽然技术不断发展，6G 物联网内生安全与隐私保护的实现仍面临诸多挑战。计算开销与实时

性的平衡始终是一个难题，许多强大的隐私增强技术目前仍难以在资源受限的终端和要求低时延的边缘计算中大规模部署。跨域安全策略的统一管理与协同在技术标准和法律法规层面也存在一定障碍，AI既用于威胁检测，也可能被攻击者用来生成更复杂的攻击。未来的研究将聚焦于开发更轻量级的密码算法和安全协议、探索后量子密码学在6G中的集成、构建鲁棒性更高和可解释的AI安全模型，以及推动全球范围内的标准制定与合规性框架建设。

5 未来研究方向

本节将从空天地海全域物联网的不同网络场景、应用功能出发，重点指明6G物联网的未来研究方向。

5.1 空天地海连续立体空间无线电信道测量与建模理论方法

首先，6G无线信道呈现出由离散点对点局部空间无线传播信道，向连续立体空间无线电信道演进的趋势^[121-122]。随着6G基站、用户、中继等通信节点数量的不断增加，并且星载、机载、车载等网络中通信节点位置的不断变化，基站与用户趋向于在更大尺度的立体空间中“连续”移动。因此，需对大尺度立体空间中位置连续变化节点间的无线信道展开研究。其次，无线信道呈现出无线传播信道向包含天线效益的无线电信道演进的趋势。随着6G物联网架构中天线单元数目增加、阵元间距减小，以及智能超表面、超大规模MIMO、口径受限MIMO等关键技术的广泛应用，天线与通信环境深度融合，逐渐成为信道的一部分。因此，需要研究包含收发天线的无线电信道。传统的信道测量与建模理论不再适用于6G空天地海全域物联网架构。未来需要综合考虑收发天线辐射参数、电路参数与信道传播特性，开展连续立体空间的无线电信道测量与建模研究，以准确刻画无线电信道的复杂传播特性，为系统设计与优化提供理论支持。

5.2 空天地海全域电磁信息论

无线通信的基础理论主要包括4个理论，即电磁理论、信息论、无线传播信道建模理论和天线理论。针对空天地海跨域与通感智算融合的特性，未来6G物联网架构的无线电信道建模与系统分析需要考虑以下新特性：空天地海大尺度通信、空时频

多尺度传输、通信感知融合等。在天线设计方面，需要考虑天线与环境的深度耦合、天线与无线传播信道的联合建模；在大维传输系统设计中，需要实现信道状态信息的高效、实时、准确获取。这些复杂问题无法通过单一理论解决。为应对上述挑战，未来研究亟须发展电磁信息论^[122-123]，通过深度融合电磁理论、信息论、无线传播信道建模理论和天线理论，为6G物联网架构的连续立体空间无线电信道建模与系统分析提供统一的理论框架。

5.3 空天地海全域先进灵活多天线技术

提升物联网无线覆盖水平是支持其跨域资源融合与智能应用落地的基础。这既需要融合空天地海全域网络，以实现更广泛的多源信息交互，也需要引入可重构天线技术来构建可控信道，涵盖流态天线、移动天线、RIS、夹持天线等关键技术^[124]。这些技术能够大幅提升物联网与复杂场景的适配度，有效缓解遮挡路径、非视距传输、高路径损耗、信号深衰落等问题。例如，流态天线可动态调整形态，以适应复杂环境；移动天线能通过灵活迁移补全覆盖盲区；RIS可构建跨越障碍物的级联链路；夹持天线则通过大规模激活天线单元降低传输损耗。然而，多源信息融合面临空天地海异构数据格式不同的挑战，复杂可重构天线配置也增加了系统设计复杂度。为此，AI技术成为破局关键。AI技术既能通过深度学习融合多源异构数据，支持全域网络协同，也可借助强化学习动态优化天线参数，并结合预测性分析提前应对链路衰落，在降低人工配置成本的同时，推动物联网从被动覆盖向主动适配升级，从而为智慧交通、远洋监测等跨域智能应用提供有力支撑。

5.4 空天地海全域跨层智能网络优化

在6G跨域通感智算融合物联网中，网络优化将从传统的单域、单层的局部调度拓展为跨域、跨层的智能协同过程。未来的空天地海一体化架构下，通信、感知、计算与能量资源在物理层、链路层、网络层和应用层之间紧密耦合，传统分层方法已难以满足系统在毫秒级时延、厘米级感知精度以及百万级节点规模下的动态需求。现有研究多集中于单域或特定场景，缺乏能够统一刻画全域资源与多层交互的跨层优化框架。同时，智能算法在动态环境下的泛化能力、实时性和鲁棒性仍待提升。未来需要发展以AI为核心驱动力的跨层智能优化技术，

将长期的网络规划与短期动态调度纳入统一的跨域调度框架之中，构建兼顾通信覆盖、感知精度、计算时延和能效的多目标自适应模型。与此同时，还应探索数字孪生、生成式人工智能及大规模分布式学习等新兴技术，实现从离线建模到实时自演化的跨域跨层网络优化，推动6G物联网体系迈向自治化与可持续方向演进^[89]。

5.5 空天地海全域通感智算多性能指标折中

空天地海全域通感智算一体化系统需要在多维度性能指标间实现高效折中与协同优化，其关键在于解决通信、感知与计算性能指标间的多维约束优化问题^[125]。其关键技术路径包括：首先，开展跨域资源智能调度。通过深度强化学习等算法，对异构的频谱、波束、算力和能量资源进行动态协同分配，在保证感知覆盖率和通信质量的同时优化能效。其次，发展通感一体化信号设计。采用语义通信和任务导向传输范式，在发射端融合特征提取功能，使同一波形在完成感知任务的同时高效传递关键信息，从根本上缓解频谱资源竞争，实现感知精度与通信效率的联合优化。再次，构建云-边-端协同计算架构。依托智能任务卸载与轻量化模型部署技术，根据业务时延、精度与能耗需求，动态分配计算任务，在感知处理精度、响应速度和系统能耗之间取得最佳权衡。最后，利用高保真数字孪生平台进行系统建模与验证。通过多目标优化算法量化分析不同场景下各项指标的帕累托折中关系，为系统参数配置提供定量决策依据。这些技术的深度融合，旨在推动系统从单一性能优化向全局自主智能折中演进，以适应未来多样化应用场景的极致需求。

5.6 空天地海全域多源数据融合 AI 基座模型

面向6G跨域通感智算融合物联网，全域多源数据融合AI基座模型将成为重要研究方向^[114]。该基座模型通过预训练构建多任务、多场景可泛化的智能基础能力，实现空天地海异构数据的语义级融合与智能推理。在智能体架构下，模型不仅具备传统多模态传感器时空对齐等融合技术优势，还引入无线基础模型，以支持6G原生AI网络的动态需求。例如，基于自监督学习，智能体可从卫星遥感、无人机轨迹、地面MIMO阵列及水下声呐等非结构化数据中提取跨域知识表示，形成统一的数字孪生基座，从而在ISAC系统中实现实时感知与决策

优化。该基座模型的新颖性在于其“零样本”泛化能力：通过在模拟全域场景下预训练，智能体可快速微调并适应未知环境。例如，融合洋流动态与卫星图像预测灾害路径，或聚合多源数据生成自适应救援策略，有效平衡感知精度、计算能效与隐私保护等多维性能指标。然而，该方向仍面临数据异构性、实时计算开销与跨域隐私泄露等挑战。未来研究可探索边缘AI增强的分布式融合机制，结合联邦学习保障数据安全，并借助量子辅助计算处理太赫兹级的高维数据，推动全域自组织网络的自主演进。这些创新将赋能6G物联网实现从被动数据采集向主动智能预测的范式转变，为智慧城市、远程医疗与海洋开发等应用提供关键技术支撑。

5.7 空天地海全域自组织物联网与巨量接入

在6G跨域通感智算融合物联网中，动态变化的跨域拓扑与巨量异构终端接入使传统依赖局部优化和竞争式接入的自组织机制难以为继^[126]。未来亟须构建以网络数字孪生为基础、以内生智能为核心的新型认知型自治网络，实现“通感智算”的全域协同。具体而言，天基网络需要应对长时延与稀疏分布终端造成的接入效率低下问题，空基网络面临拓扑快速变化与链路频繁切换的挑战，海基网络需要兼顾远洋覆盖与低功耗终端运行限制，而陆基网络则需要解决海量低成本终端带来的接入拥塞与调度难题。为此，亟须发展新型接入理论，包括非正交大规模接入、AI驱动预测性调度以及跨域协同调度，推动接入机制从非保障模式向具备QoS保障的确定性接入演进，最终在接入容量、时延与成功率等关键指标上实现数量级提升，从而支撑6G跨域通感智算物联网的规模化应用。6G跨域通感智算物联网的设计，本质上是一个在多维度相互冲突的性能目标间进行多目标协同优化的过程。未来研究需立足系统论视角，深入理解并量化这些折中关系，并结合不同场景与业务QoS需求，在通信能力、感知精度、能效和覆盖范围等多维指标之间实现自适应最优平衡。

5.8 空天地海全域物联网技术与接口标准化

在6G跨域通感智算融合物联网中，终端类型、通信协议和计算模式高度多样化，传统基于单域或单协议的接口设计难以满足超大规模接入、超低时延与高安全可信的系统需求。现有研究多局限于单

一应用场景或特定协议簇, 缺乏能够覆盖多域、多层、多模态交互的统一接口框架。同时, 跨域设备之间的异构性和智能场景的动态性, 对接口的灵活性和自适应性提出了更高挑战。未来需要建立面向多域融合的通用接口标准体系^[10], 实现数据、控制与资源管理的统一抽象与编排; 推动接入、感知与计算接口的标准化, 以支持多模态数据高效交互与多源算力协同调用; 构建跨域安全与可信接口机制, 保障多网络、多平台间的认证、加密与隐私安全; 引入AI驱动的自适应标准演进机制, 使接口能够根据场景需求、网络状态和任务目标动态调整, 兼顾稳定性与灵活性。由此, 6G物联网接口标准将从静态、分散走向智能、统一与可演化, 为全域融合应用提供坚实基础。

6 结束语

本文面向6G空天地海跨域和通感智算融合物联网架构, 首先回顾了物联网技术在空基、天基、地基和海基场景下的发展概况, 指出各场景中通信、感知、计算与智能功能之间呈现深度融合的发展趋势。其次, 梳理了物联网技术在不同功能层面的融合进展, 介绍了物联网技术在空天地海跨域融合的发展趋势。随后, 针对6G物联网“空天地海全域覆盖”和“通感智算深度融合”这两大发展趋势, 本文重点介绍了6G跨域通感智算融合物联网架构, 分别从硬件层、物理层、链路层、网络层和应用层展开分析, 并给出了融合物联网架构的关键性能指标。进一步地, 针对6G跨域通感智算融合物联网的复杂应用场景和异构网络架构, 本文重点介绍了其关键使能技术: 在物理层, 基于信道测量与普适建模, 结合先进灵活的多天线阵列和能效优化技术, 实现链路层的跨域高效传输; 在网络层上, 借助信道地图和数字孪生技术实现网络规划和优化, 并利用AI和大模型技术赋能跨域融合场景下的下游多任务协同; 在应用层, 通过云边端协同技术实现隐私安全保护。最后, 本文总结了未来该领域的重要研究方向, 以期6G物联网技术的演进与发展提供参考。

参考文献:

- [1] Nguyen D C, Ding M, Pathirana P N, et al. 6G Internet of Things: a comprehensive survey[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2022, 9(1): 359-383.
- [2] Al-Jarrah M A, Yaseen M A, Al-Dweik A, et al. Decision fusion for IoT-based wireless sensor networks[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2020, 7(2): 1313-1326.
- [3] Jiang L H, Xu L D, Cai H M, et al. An IoT-oriented data storage framework in cloud computing platform[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2014, 10(2): 1443-1451.
- [4] Atzori L, Iera A, Morabito G. The Internet of Things: a survey[J]. Computer Networks, 2010, 54(15): 2787-2805.
- [5] Chettri L, Bera R. A comprehensive survey on Internet of Things (IoT) toward 5G wireless systems[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2020, 7(1): 16-32.
- [6] Saad W, Bennis M, Chen M Z. A vision of 6G wireless systems: applications, trends, technologies, and open research problems[J]. IEEE Network, 2020, 34(3): 134-142.
- [7] You X H, Wang C X, Huang J, et al. Towards 6G wireless communication networks: vision, enabling technologies, and new paradigm shifts[J]. Science China Information Sciences, 2021, 64(1): 110301.
- [8] Wang C X, You X H, Gao X Q, et al. On the road to 6G: visions, requirements, key technologies, and testbeds[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2023, 25(2): 905-974.
- [9] Zhang Z Q, Xiao Y, Ma Z, et al. 6G wireless networks: vision, requirements, architecture, and key technologies[J]. IEEE Vehicular Technology Magazine, 2019, 14(3): 28-41.
- [10] Wang J, Varshney N, Gentile C, et al. Integrated sensing and communication: enabling techniques, applications, tools and data sets, standardization, and future directions[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2022, 9(23): 23416-23440.
- [11] Lyu Z H, Qiao L, You I. 6G-enabled network in box for Internet of connected vehicles[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2021, 22(8): 5275-5282.
- [12] Khalil R A, Saeed N, Almutiry M. UAVs-assisted passive source localization using robust TDOA ranging for search and rescue[J]. ICT Express, 2023, 9(4): 677-682.
- [13] Yang Z M, Hu D L, Guo Q, et al. Visual E2C: AI-driven visual end-edge-cloud architecture for 6G in low-carbon smart cities[J]. IEEE Wireless Communications, 2023, 30(3): 204-210.
- [14] Thouheed A S, Kumari P K, Sreedhar K S, et al. 6GTelMED: resources recommendation framework on 6G-enabled distributed telemedicine using edge-AI[J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2024, 70(3): 5524-5532.
- [15] Lin X Q, Cioni S, Charbit G, et al. On the path to 6G: embracing the next wave of low earth orbit satellite access[J]. IEEE Communications Magazine, 2021, 59(12): 36-42.
- [16] Jiao J, Wu S H, Lu R X, et al. Massive access in space-based Internet of Things: challenges, opportunities, and future directions[J]. IEEE Wireless Communications, 2021, 28(5): 118-125.
- [17] Kodheli O, Lagunas E, Maturo N, et al. Satellite communications in the new space era: a survey and future challenges[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2021, 23(1): 70-109.

- [18] Zhu X M, Jiang C X. Integrated satellite-terrestrial networks toward 6G: architectures, applications, and challenges[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2022, 9(1): 437-461.
- [19] Hong T, Ni Y T, Li Z, et al. A dynamic load balancing access control scheme for massive IoT in space-terrestrial integrated network[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2025, 12(9): 12562-12578.
- [20] Zhao B, Ren G L, Dong X D, et al. Distributed Q-learning based joint relay selection and access control scheme for IoT-oriented satellite terrestrial relay networks[J]. *IEEE Communications Letters*, 2021, 25(6): 1901-1905.
- [21] Gao Z X, Liu A J, Han C, et al. Max completion time optimization for Internet of Things in LEO satellite-terrestrial integrated networks[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2021, 8(12): 9981-9994.
- [22] Han D R, Ye Q, Peng H X, et al. Two-timescale learning-based task offloading for remote IoT in integrated satellite-terrestrial networks[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2023, 10(12): 10131-10145.
- [23] Liu C X, Feng W, Chen Y F, et al. Cell-free satellite-UAV networks for 6G wide-area Internet of Things[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2021, 39(4): 1116-1131.
- [24] Xiao Y, Ye Z Q, Wu M M, et al. Space-air-ground integrated wireless networks for 6G: basics, key technologies, and future trends[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2024, 42(12): 3327-3354.
- [25] Wang Y, Li Z D, Chen Y B, et al. Joint resource allocation and UAV trajectory optimization for space-air-ground Internet of Remote Things networks[J]. *IEEE Systems Journal*, 2021, 15(4): 4745-4755.
- [26] Ma T, Zhou H B, Qian B, et al. UAV-LEO integrated backbone: a ubiquitous data collection approach for B5G Internet of Remote Things networks[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2021, 39(11): 3491-3505.
- [27] Hua M, Wang Y, Lin M, et al. Joint CoMP transmission for UAV-aided cognitive satellite terrestrial networks[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 14959-14968.
- [28] Alqurashi F S, Trichili A, Saeed N, et al. Maritime communications: a survey on enabling technologies, opportunities, and challenges[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2023, 10(4): 3525-3547.
- [29] Li Z H, Shang B D. Fundamentals of satellite-maritime communications: downlink and uplink analysis[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2025, 73(4): 2191-2206.
- [30] Hu X, Lin B, Lu X, et al. Performance analysis of end-to-end LEO satellite-aided shore-to-ship communications: a stochastic geometry approach[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2024, 23(9): 11753-11769.
- [31] Wu R W, Li Z W, Xie Z C, et al. Intelligent spectrum sharing strategy for integrated satellite-maritime heterogeneous mobile networks[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2024, 73(5): 6780-6794.
- [32] Hossein M N, Taleb T, Arouk O. Low-altitude unmanned aerial vehicles-based Internet of Things services: comprehensive survey and future perspectives[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2016, 3(6): 899-922.
- [33] Hong T, Zhao W T, Liu R K, et al. Space-air-ground IoT network and related key technologies[J]. *IEEE Wireless Communications*, 2020, 27(2): 96-104.
- [34] Poorvi J, Kalita A, Gurusamy M. Reliable and efficient data collection in UAV based IoT networks[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials (Early Access)*, 2025, 28, 2531-2571.
- [35] Naqvi S A R, Ali Hassan S, Pervaiz H, et al. Drone-aided communication as a key enabler for 5G and resilient public safety networks[J]. *IEEE Communications Magazine*, 2018, 56(1): 36-42.
- [36] Zhou Z Y, Feng J H, Tan L, et al. An air-ground integration approach for mobile edge computing in IoT[J]. *IEEE Communications Magazine*. 2018, 56(8): 40-47.
- [37] 于馨博, 张舒航, 张泓亮. 面向低空物联网的云-边协同演进模型与通信范式[J]. *物联网学报*, 2024, 8(3): 76-90.
- Yu X B, Zhang S H, Zhang H L. An edge-cloud collaborative model evolution and communication paradigm in Internet of low-altitude UAV[J]. *Chinese Journal on Internet of Things*, 2024, 8(3): 76-90.
- [38] Hu J Z, Zhang H L, Song L Y, et al. Cooperative Internet of UAVs: distributed trajectory design by multi-agent deep reinforcement learning[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2020, 68(11): 6807-6821.
- [39] Geraci G, Garcia-Rodriguez A, Azari M M, et al. What will the future of UAV cellular communications be? A flight from 5G to 6G[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2022, 24(3): 1304-1335.
- [40] Zhang H L, Song L Y, Han Z, et al. Cooperation techniques for a cellular Internet of unmanned aerial vehicles[J]. *IEEE Wireless Communications*, 2019, 26(5): 167-173.
- [41] Chen P P, Luo L L, Guo D K, et al. Why and how lasagna works: a new design of air-ground integrated infrastructure[J]. *IEEE Network*, 2024, 38(2): 132-140.
- [42] Zhang Q X, Jiang M L, Feng Z Y, et al. IoT enabled UAV: network architecture and routing algorithm[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2019, 6(2): 3727-3742.
- [43] Chen W H, Liu B C, Huang H W, et al. When UAV swarm meets edge-cloud computing: the QoS perspective[J]. *IEEE Network*, 2019, 33(2): 36-43.
- [44] Chandrasekharan S, Gomez K, Al-Hourani A, et al. Designing and implementing future aerial communication networks[J]. *IEEE Communications Magazine*, 2016, 54(5): 26-34.
- [45] Alam M S, Kurt G K, Yanikomeroglu H, et al. High altitude platform station based super macro base station constellations[J]. *IEEE Communications Magazine*, 2021, 59(1): 103-109.
- [46] Jia Z Y, Wu Q H, Dong C, et al. Hierarchical aerial computing for

- Internet of Things via cooperation of HAPs and UAVs[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2023, 10(7): 5676-5688.
- [47] Wei T, Feng W, Chen Y F, et al. Hybrid satellite-terrestrial communication networks for the maritime Internet of things: key technologies, opportunities, and challenges[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2021, 8(11): 8910-8934.
- [48] Jo S W, Shim W S. LTE-maritime: high-speed maritime wireless communication based on LTE technology[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 53172-53181.
- [49] Guan S H, Wang J J, Jiang C X, et al. MagicNet: the maritime giant cellular network[J]. *IEEE Communications Magazine*, 2021, 59(3): 117-123.
- [50] Nomikos N, Gkonis P K, Bithas P S, et al. A survey on UAV-aided maritime communications: deployment considerations, applications, and future challenges[J]. *IEEE Open Journal of the Communications Society*, 2023, 4: 56-78.
- [51] Qian L P, Zhang H S, Wang Q, et al. Joint multi-domain resource allocation and trajectory optimization in UAV-assisted maritime IoT networks[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2023, 10(1): 539-552.
- [52] Yang T T, Li J B, Feng H L, et al. A novel transmission scheduling based on deep reinforcement learning in software-defined maritime communication networks[J]. *IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking*, 2019, 5(4): 1155-1166.
- [53] 张学骞, 杨宏. 海上、水下物联网关键技术与标准化研究[J]. *信息技术与标准化*, 2025(5): 66-72, 91.
Zhang X Q, Yang H. Research on technology and standardization of maritime and underwater Internet of Things[J]. *Information Technology & Standardization*, 2025(5): 66-72, 91.
- [54] Hu C Q, Pu Y W, Yang F H, et al. Secure and efficient data collection and storage of IoT in smart ocean[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2020, 7(10): 9980-9994.
- [55] Fu X W, Kang S Q. Deep reinforcement learning-based collaborative data collection in UAV-assisted underwater IoT[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2025, 25(1): 1611-1626.
- [56] 刘杨, 李崔灿, 彭木根. 低功耗水下物联网: 愿景与关键技术[J]. *物联网学报*, 2022, 6(2): 1-9.
Liu Y, Li C C, Peng M G. Low-power Internet of underwater things: vision and key technologies[J]. *Chinese Journal on Internet of Things*, 2022, 6(2): 1-9.
- [57] Celik A, Romdhane I, Kaddoum G, et al. A top-down survey on optical wireless communications for the Internet of Things[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2023, 25(1): 1-45.
- [58] Xue Q, Ji C W, Ma S D, et al. A survey of beam management for mmWave and THz communications towards 6G[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2024, 26(3): 1520-1559.
- [59] Zhang R C, Xiong K, Lu Y, et al. Energy efficiency maximization in RIS-assisted SWIPT networks with RSMA: a PPO-based approach[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2023, 41(5): 1413-1430.
- [60] Dai X X, Xiao Z, Jiang H B, et al. Task co-offloading for D2D-assisted mobile edge computing in industrial Internet of things[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2023, 19(1): 480-490.
- [61] Guo M Q, Gursoy M C. Joint activity detection and channel estimation in cell-free massive MIMO networks with massive connectivity[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2022, 70(1): 317-331.
- [62] He C P, Lu Y, Ai B, et al. ICGNN: graph neural network enabled scalable beamforming for MISO interference channels[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2025, 24(10): 10778-10791.
- [63] Saeed N, Alouini M S, Al-Naffouri T Y. Toward the Internet of underground things: a systematic survey[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2019, 21(4): 3443-3466.
- [64] Zhang H L, Li B H, Karimi M, et al. Recent advancements in IoT implementation for environmental, safety, and production monitoring in underground mines[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2023, 10(16): 14507-14526.
- [65] Salam A, Vuran M C, Dong X, et al. A theoretical model of underground dipole antennas for communications in Internet of underground things[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 2019, 67(6): 3996-4009.
- [66] Hossain F F, Messenger R, Captain G L, et al. Soil moisture monitoring through UAS-assisted Internet of Things LoRaWAN wireless underground sensors[J]. *IEEE Access*, 2022, 10: 102107-102118.
- [67] Cheng X, Duan D L, Gao S J, et al. Integrated sensing and communications (ISAC) for vehicular communication networks (VCN)[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2022, 9(23): 23441-23451.
- [68] Yuan W J, Wei Z Q, Li S Y, et al. Integrated sensing and communication-assisted orthogonal time frequency space transmission for vehicular networks[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2021, 15(6): 1515-1528.
- [69] Dai M H, Li Y, Li P C, et al. A survey on integrated sensing, communication, and computing networks for smart oceans[J]. *Journal of Sensor and Actuator Networks*. 2022, 11(4): 70.
- [70] Jehangir A, Majid A S M, Amin Khalil R, et al. ISAC-enabled underwater IoT network localization: overcoming asynchrony, mobility, and stratification issues[J]. *IEEE Open Journal of the Communications Society*, 2024, 5: 3277-3288.
- [71] Liu Z C, Liu X, Liu Y M, et al. UAV assisted integrated sensing and communications for Internet of things: 3D trajectory optimization and resource allocation[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2024, 23(8): 8654-8667.
- [72] Liu X, Wu J H, Zhao C, et al. Integrated sensing and communications for UAV assisted Internet of things based on deep reinforcement learning[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2025, 74(6): 9604-9616.
- [73] Zuo Y, Yue M Y, Yang H Y, et al. Integrating communication, sensing and computing in satellite Internet of Things: challenges and opportunities[J]. *IEEE Wireless Communications*, 2024, 31(3):

- 332-338.
- [74] 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 communication network for 6G and its key technology[J]. ZTE Technology Journal, 2024, 30(5): 16-23.
- [75] Nawaz M W, Zhang W Q, Flynn D, et al. 6G edge-networks and multi-UAV knowledge fusion for urban autonomous vehicles[J]. Physical Communication, 2024, 67: 102479.
- [76] Lin Y S, Feng W, Wang Y M, et al. Satellite-MEC integration for 6G Internet of Things: minimal structures, advances, and prospects[J]. IEEE Open Journal of the Communications Society, 2024, 5: 3886-3903.
- [77] Su Z, Dai M H, Xu Q C, et al. UAV enabled content distribution for Internet of connected vehicles in 5G heterogeneous networks[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2021, 22(8): 5091-5102.
- [78] 马忠贵, 李卓, 梁彦鹏. 自动驾驶车联网中通感算融合研究综述与展望[J]. 工程科学学报, 2023, 45(1): 137-149.
Ma Z G, Li Z, Liang Y P. Overview and prospect of communication-sensing-computing integration for autonomous driving in the Internet of vehicles[J]. Chinese Journal of Engineering, 2023, 45(1): 137-149.
- [79] 张超越, 林彬, 那振宇, 等. 智能反射面辅助的海上立体通算融合网络计算卸载[J]. 大连海事大学学报, 2025, 51(1): 92-101.
Zhang C Y, Lin B, Na Z Y, et al. Computation offloading in IRS-assisted maritime three-dimensional communication-computing converged networks[J]. Journal of Dalian Maritime University, 2025, 51(1): 92-101.
- [80] 周伟, 罗青松, 谢晓兰, 等. 基于OISL-OSU的通算一体卫星路由优化算法[J]. 光通信技术, 2024, 48(5): 51-59.
Zhou W, Luo Q S, Xie X L, et al. Communication-computing-integrated satellite routing optimization algorithm based on OISL-OSU[J]. Optical Communication Technology, 2024, 48(5): 51-59.
- [81] 蒋忠元, 王森, 王启舟, 等. 低轨卫星多星协同及星地协同通算一体化技术[J]. 天地一体化信息网络, 2024, 5(1): 60-75.
Jiang Z Y, Wang S, Wang Q Z, et al. LEO multi-satellite coordination and satellite-ground coordination remote sensing communication and computation integration technology[J]. Space-Integrated-Ground Information Networks, 2024, 5(1): 60-75.
- [82] 景毅, 姜春晓, 詹亚锋. 面向卫星通信的6G通感算融合架构、技术与挑战[J]. 无线电通信技术, 2023, 49(1): 12-20.
Jing Y, Jiang C X, Zhan Y F. 6G communication, sensing and computing integration for satellite communication: architectures, technologies and challenges[J]. Radio Communications Technology, 2023, 49(1): 12-20.
- [83] Feng R, Wang C X, Huang J, et al. Classification and comparison of massive MIMO propagation channel models[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2022, 9(23): 23452-23471.
- [84] Wang C X, Huang J, Wang H M, et al. 6G wireless channel measurements and models: trends and challenges[J]. IEEE Vehicular Technology Magazine, 2020, 15(4): 22-32.
- [85] Wang C X, Lv Z, Chen Y F, et al. A complete study of space-time-frequency statistical properties of the 6G pervasive channel model[J]. IEEE Transactions on Communications, 2023, 71(12): 7273-7287.
- [86] Wang C X, Lv Z, Gao X Q, et al. Pervasive wireless channel modeling theory and applications to 6G GBSMs for all frequency bands and all scenarios[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2022, 71(9): 9159-9173.
- [87] Wang C X, Lv Z, Huang C, et al. An enhanced 6G pervasive channel model towards standardization[J]. Science China Information Sciences, 2025, 68(6): 162301.
- [88] Gong X R, Liu X F, Lu A N, et al. Digital twin of channel: diffusion model for sensing-assisted statistical channel state information generation[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2025, 24(5): 3805-3821.
- [89] Mahboob S, Liu L J. Revolutionizing future connectivity: a contemporary survey on AI-empowered satellite-based non-terrestrial networks in 6G[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2024, 26(2): 1279-1321.
- [90] Meng X, Zhang N, Jian M N, et al. Channel modeling and estimation for reconfigurable-intelligent-surface-based 6G SAGIN IoT[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2023, 10(11): 9273-9282.
- [91] Kim D, Cho S, Shin W, et al. Distributed precoding for satellite-terrestrial integrated networks without sharing CSIT: a rate-splitting approach[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2025, 24(6): 4750-4766.
- [92] Lin Z, Lin M, Wang J B, et al. Joint beamforming and power allocation for satellite-terrestrial integrated networks with non-orthogonal multiple access[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2019, 13(3): 657-670.
- [93] Albreem M A, Al Habbash A H, Abu-Hudrouss A M, et al. Overview of precoding techniques for massive MIMO[J]. IEEE Access, 2021, 9: 60764-60801.
- [94] Deng B Y, Jiang C X, Yan J, et al. Joint multigroup precoding and resource allocation in integrated terrestrial-satellite networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(8): 8075-8090.
- [95] Ouyang Q Y, Qu Z S, Gao Y. A novel distributed beamforming scheme based on phase adjustment and dynamic tracking for LEO satellite communications[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2025, 74(6): 9391-9403.
- [96] Yin Z S, Cheng N, Luan T H, et al. DT-assisted multi-point symbiotic security in space-air-ground integrated networks[J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2023, 18: 5721-5734.
- [97] 杨刚华, 何高宁, 陈睿荣, 等. 6G无线空口传输技术研究进展与展望[J]. 中国科学: 信息科学, 2024, 54(5): 1078-1113.
Yang G H, He G N, Chen R R, et al. Progress and prospect of 6G wireless air-interface transmission technology research[J]. Scientia Sinica (Informationis), 2024, 54(5): 1078-1113.
- [98] Chondrogiannis G D, Tyrovolas D, Chrysologou A P, et al. HARQ-

- assisted satellite-terrestrial communications over generalized- K fading[J]. *IEEE Communications Letters*, 2024, 28(8): 1899-1903.
- [99] Xia Y H, Zhang X, Qin X H, et al. Leveraging deep-learning for adaptive coding and modulation for LEO satellite-terrestrial networks[C]//*Proceedings of the 2024 IEEE/CIC International Conference on Communications in China (ICCC)*. Piscataway: IEEE Press, 2024: 774-779.
- [100] Deng Y J, Wu S H, You J H, et al. Age-energy tradeoff of polar-coded HARQ-CC in space-air-ground integrated network[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2024, 73(7): 9943-9957.
- [101] Larsson E G, Edfors O, Tufvesson F, et al. Massive MIMO for next generation wireless systems[J]. *IEEE Communications Magazine*, 2014, 52(2): 186-195.
- [102] Ngo H Q, Ashikhmin A, Yang H, et al. Cell-free massive MIMO versus small cells[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2017, 16(3): 1834-1850.
- [103] Liu Y W, Liu X, Mu X D, et al. Reconfigurable intelligent surfaces: principles and opportunities[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2021, 23(3): 1546-1577.
- [104] Zhang Z J, Dai L L, Chen X B, et al. Active RIS vs. passive RIS: which will prevail in 6G[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2023, 71(3): 1707-1725.
- [105] Mu X D, Liu Y W, Guo L, et al. Simultaneously transmitting and reflecting (STAR) RIS aided wireless communications[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2022, 21(5): 3083-3098.
- [106] Zhang G Y, Lu Y, Zhu L Y, et al. Hybrid beamforming design for RIS-aided full-duplex cell-free networks[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2025, 73(9): 7985-8000.
- [107] Chen Y, Zhang N, Zhang Y C, et al. Energy efficient dynamic offloading in mobile edge computing for Internet of Things[J]. *IEEE Transactions on Cloud Computing*, 2021, 9(3): 1050-1060.
- [108] Akan O B, Cetinkaya O, Koca C, et al. Internet of hybrid energy harvesting things[J]. *IEEE Internet of things Journal*, 2018, 5(2): 736-746.
- [109] Yang G, Xu X Y, Liang Y C. Resource allocation in NOMA-enhanced backscatter communication networks for wireless powered IoT[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2020, 9(1): 117-120.
- [110] Wang Z J, Liu R K, Liu Q R, et al. Energy-efficient data collection and device positioning in UAV-assisted IoT[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2020, 7(2): 1122-1139.
- [111] Zhou W Q, Wang C X, Huang C, et al. Channel scenario extensions, identifications, and adaptive modeling for 6G wireless communications[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2024, 11(5): 7285-7308.
- [112] Liu W S, Fu Y R, Shi Z, et al. When digital twin meets 6G: concepts, obstacles, and research prospects[J]. *IEEE Communications Magazine*, 2025, 63(3): 16-22.
- [113] Liu W S, Fu Y R, Guo Y N, et al. Two-timescale synchronization and migration for digital twin networks: a multi-agent deep reinforcement learning approach[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2024, 23(11): 17294-17309.
- [114] Yang Y, Sun W, He J H, et al. Large generative model-enabled digital twin for 6G networks[J]. *IEEE Network*, 2025, 39(3): 29-36.
- [115] ITU-R M.2160-0. Framework and overall objectives of the future development of IMT for 2020 and beyond[R]. 2015.
- [116] Wang W G, Yang Y, Wu F. Towards data-and knowledge-driven AI: a survey on neuro-symbolic computing[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2025, 47(2): 878-899.
- [117] Wang X F, Han Y W, Leung V C M, et al. Convergence of edge computing and deep learning: a comprehensive survey[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2020, 22(2): 869-904.
- [118] Zhang K, Ni J B, Yang K, et al. Security and privacy in smart city applications: challenges and solutions[J]. *IEEE Communications Magazine*, 2017, 55(1): 122-129.
- [119] 季新生, 廖星星, 杨杰, 等. 6G核心网韧性体系: 愿景、架构与关键技术[J]. *中国科学: 信息科学*, 2025: 1-21.
- Ji X S, Liao X X, Yang J, et al. 6GC cyber resilience: vision, architecture, and key technologies[J]. *Scientia Sinica (Informationis)*, 2025: 1-21.
- [120] Ferrag M A, Derdour M, Mukherjee M, et al. Blockchain technologies for the Internet of Things: research issues and challenges[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2019, 6(2): 2188-2204.
- [121] 王承祥, 黄杰, 王海明, 等. 面向6G的无线通信信道特性分析与建模[J]. *物联网学报*, 2020, 4(1): 19-32.
- Wang C X, Huang J, Wang H M, et al. 6G oriented wireless communication channel characteristics analysis and modeling[J]. *Chinese Journal on Internet of Things*, 2020, 4(1): 19-32.
- [122] Wang C X, Li J L, Huang J, et al. Modeling, capacity studies, antenna and system designs for 6G/B6G 3D continuous-space radio channels enabled by electromagnetic information theory[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials (Early Access)*, 2025, 28: 1-63.
- [123] Wang C X, Yang Y, Huang J, et al. Electromagnetic information theory: fundamentals and applications for 6G wireless communication systems[J]. *IEEE Wireless Communications*, 2024, 31(5): 279-286.
- [124] Shao X D, Mei W D, You C S, et al. A tutorial on six-dimensional movable antenna for 6G networks: synergizing positionable and rotatable antennas[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials (Early Access)*, 2025, 28: 3666-3709.
- [125] Du J, Wang H T, Jiang C X, et al. Distributed AI-based secure communications in space-air-ground-sea integrated networks[J]. *IEEE Communications Magazine*, 2025, 63(7): 48-55.
- [126] Nair M, Dang S, Beach M A. IoT Device Authentication Using Self-Organizing Feature Map Data Sets[J]. *IEEE Communications Magazine*. 2023, 61(9): 162-168.

[作者简介]



王承祥(1975–)，男，博士，东南大学首席教授、信息科学与工程学院院长、移动通信国家重点实验室副主任、紫金山实验室教授、欧洲科学院院士、欧洲科学与艺术院院士、英国爱丁堡皇家学会院士、IEEE Fellow、IET Fellow、全球高被引科学家、《IEEE 无线通信汇刊》执行编委会成员，主要研究方向为无线信道测量与建模、6G/B6G 全域智联网络、电磁信息论等。已出版专著4部，发表论文700余篇，荣获2025年中国电子学会自然科学一等奖、2024年IEEE 尼尔谢菲尔德最佳传播论文奖、2022年中国电子学会电子信息领域优秀科技论文、2022年第七届中国科协优秀论文、2022年《物联网学报》优秀论文奖等，主持多项国家自然科学基金重大项目、国家重点研发计划项目。



高跃(1978–)，男，博士，复旦大学特聘教授、上海嘉定复旦国际教育科创中心主任、空间互联网研究院院长、IEEE Fellow、IET Fellow、中国通信学会会士，主要研究方向为天空地一体化网络和卫星互联网。主持国家自然科学基金委员会、科学技术部、上海市科学技术委员会、上海市经济和信息化委员会等部门资助项目20余项。研究成果获得欧盟信息通信技术领域地平线奖，中国通信学会自然科学奖一等奖，*Journal of Communications and Information Networks* (JCIN)、《中国通信》等最佳期刊论文奖，IEEE VTS 杰出演讲人。曾任IEEE ComSoc 无线通信技术委员会主席。



郭庆(1964–)，男，博士，哈尔滨工业大学教授、博士生导师，现任黑龙江省宽带无线通信与网络重点实验室主任。曾获得国家科技进步奖二等奖2项，省部级科技进步奖一等奖3项、二等奖3项，发表学术论文200余篇，授权国家发明专利20余项。主要研究方向为卫星移动通信系统、空间信息网络、无线传输与网络。



付雅茹(1990–)，女，博士，香港都会大学副教授、先进网络技术研究中心主任，博士生导师。主要研究方向为智能无线通信与网络、数字孪生和机器学习，发表学术论文130余篇。担任IEEE TCCN、COMST、OJCOMS、IOTJ、WCL 等杂志编委。曾获得N2WOMEN 全球计算机与通信领域青年女性科学家“Rising Star”、IEEE 全球通信大会(GLOBECOM) 最佳论文奖、IEEE 无线通信快报(WCL) 最佳编委奖、IEEE TCCN 最佳编委奖、IEEE TCOM 最佳评审人奖、香港都会大学校长卓越研究奖，并连续入选美国斯坦福大学公布的全球前2% 顶尖科学家榜单。



陆杨(1992–)，男，博士，北京交通大学计算机科学与技术学院副教授、博士生导师、IEEE Senior Member、北京市科技新星、博新计划入选者，IEEE TNSE 编委，主要研究方向为深度学习赋能移动通信网络。已发表论文100余篇，曾获得IEEE WCL 和IEEE TNSE 最佳评审人奖、中国交通运输协会科技进步奖一等奖、中国城市轨道交通协会科技进步奖二等奖，主持多项国家自然科学基金面上项目、北京市自然科学基金项目。



夏文超(1991–)，男，博士，南京邮电大学副教授，入选中国科协青年人才托举工程、江苏省科协青年科技人才托举工程、江苏省“科技副总”、2024&2025 全球前2% 顶尖科学家榜单(美国斯坦福大学)等，目前担任南京邮电大学物联网研究院副院长、通信技术研究所副所长。累计发表高水平论文100余篇，授权国家发明专利60余项，曾获得IEEE GLOBECOM 最佳论文奖、江苏省优秀博士学位论文奖、中国通信学会优秀博士学位论文奖、中国电子学会科技奖二等奖、中国通信学会科技奖二等奖等奖项荣誉。主要研究方向为边缘智能无线网络、通感一体化、大规模MIMO等。