

6G 移动网络关键技术

张海君, 陈安琪, 李亚博, 隆克平

(北京科技大学计算机与通信工程学院, 北京 100083)

摘要: 首先, 简要介绍了移动通信网络发展历程及社会需求。其次, 从通信的频谱、维度、赋能以及范式角度出发, 介绍了 6G 网络中太赫兹通信、空天地海一体化网络、人工智能以及语义通信四项关键技术。围绕四项关键技术分析了近年来的相关研究, 对其典型场景模型、覆盖方案、技术原理等进行了总结, 并提出了各技术未来发展中要解决的问题。最后, 简要讨论了 6G 网络的其他候选技术, 包括通信感知一体化、智能超表面与新材料、区块链、数字孪生以及确定性网络技术。

关键词: 6G 网络; 太赫兹通信; 空天地海一体化网络; 智能通信; 语义通信

中图分类号: TN92

文献标志码: A

DOI: 10.11959/j.issn.1000-436x.2022140

Key technologies of 6G mobile network

ZHANG Haijun, CHEN Anqi, LI Yabo, LONG Keping

School of Computer & Communication Engineering, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China

Abstract: The development and social needs of mobile communication networks were firstly introduced. Then four key technologies of 6G network were respectively introduced from the perspectives of communication spectrum, coverage dimension, communication empowerment, and new paradigm, namely terahertz (THz) communication, space-air-ground-sea integration network, artificial intelligence (AI), and semantic communication. The related researches of the four key technologies in recent years were analyzed, and some typical application scenarios, coverage scheme, technique principles, etc., were summarized. Finally, based on the summary, main problems of the four technologies were proposed for the future development. Besides, other candidate technologies of 6G network, including integrated sensing and communication, reconfigurable intelligence surface and new materials, blockchain, digital twin, and deterministic network technology, etc., were briefly discussed in the conclusion part.

Keywords: 6G network, THz communication, space-air-ground-sea integration network, intelligent communication, semantic communication

0 引言

2019 年是 5G 商用元年, 同时也是 6G 研发元年。不断涌现的全新业务及应用对无线网络性能提出了更高的要求, 需要在 6G 关键技术取得突破, 进而推动 6G 发展, 以应对未来新型业务的极致化

通信需求。已有一些学者分析并介绍了可能对 6G 有影响的关键技术, 但其中少有综合考虑太赫兹通信、空天地海一体化网络、人工智能和语义通信的综述, 因此, 本文从以下角度出发对四项关键技术近年来的发展现状进行了调研及分析总结。

在通信频谱方面, 5G 已将频谱资源扩展至毫

收稿日期: 2022-03-02; **修回日期:** 2022-05-30

基金项目: 国家重点研发计划基金资助项目 (No.2020YFB1806103); 北京市自然科学基金资助项目 (No.L212004); 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目 (No.FRFTP-19-002C1, No.RC1631); 北京科技大学钢铁冶金新技术国家重点实验室课题资助项目 (No.KF20-04)

Foundation Items: The National Key Research and Development Program of China (No.2020YFB1806103), The Beijing Natural Science Foundation (No.L212004), The Fundamental Research Funds for the Central Universities (No.FRFTP-19-002C1, No.RC1631), The State Key Laboratory of Advanced Metallurgy, University of Science and Technology Beijing (No.KF20-04)

米波,但是仍然不能满足未来网络超大容量和超高速率的通信需求。未来 6G 将扩展至更高频段,尚未被充分利用的太赫兹频段得到了业界的一致认可;在网络覆盖维度方面,未来 6G 将构建跨空域、天域、地域、海域 4 个维度的一体化网络,以达到世界范围内的全域无缝覆盖;在通信赋能方面,人工智能(AI, artificial intelligence)技术将与 6G 网络深度融合,支撑未来更加丰富的业务类型,保障更加极致的通信需求;在通信范式方面,语义通信将助力 6G 网络实现由数据驱动向语义驱动的范式转变,真正实现人机物智联,是未来 6G 网络中极具发展潜力的关键技术之一。

在简要介绍了移动通信的发展历史及社会需求后,本文围绕上述 4 个方面,对太赫兹通信、空天地海一体化网络、AI 技术以及语义通信近年来的相关研究进行了分析总结。在太赫兹通信部分,针对不同通信场景,分析了相应的信道特征,总结了典型的太赫兹信道模型;在空天地海一体化网络部分,基于现有研究对 5 种典型维度通信网络进行了对比,分析了其研究侧重点和相应的技术方案;在 AI 技术部分,总结了基于 AI 技术的资源管理方案,分析了 AI 技术的迁移适用性;在语义通信部分,考虑到不同信源及研究内容,对现有语义通信研究中的几种典型方案进行了总结对比。

1 移动通信网络发展历史及需求

自 20 世纪 80 年代第一代模拟通信系统被推出后,基本每隔 10 年就会有新一代的通信系统被推出,每一代通信系统相比上一代都有质的飞跃,能够提供全新的服务和多元化的功能^[1]。与 5G 相比,6G 的传输速率、系统容量等性能指标将提升 10~100 倍。

由于多样化场景、密集化设备和应用的海量接入,全球移动用户数量和移动数据流量都将大幅增长。据国际电信联盟(ITU, International Telecommunication Union)预测^[2],全球移动用户数量在 2025 年将达到 138 亿,之后 5 年,用户数量将持续增长至 171 亿。随着便捷高性能的智能化设备在全球的广泛使用,每个用户消耗的移动流量也将不断增加。预计到 2025 年,每个用户平均月数据流量消耗为 39 GB,到 2030 年,该数据将达到 257 GB^[2]。

用户数量及数据流量的激增给未来通信服务带来了更大的挑战,目前已开发的频谱资源无法满足未来 6G 网络极致化的性能需求,亟须探索新的频段。处于 0.1~10 THz 的太赫兹频段得到了业界的一致认可,它有着丰富的频率资源且能实现更高的传输速率,可以满足未来 6G 的超大带宽、超高速率的通信需求,6G 将进入太赫兹时代。

虽然目前全球已有大量移动用户,但在一些偏远的山区村落、沙漠和海洋等地区仍有很多用户未接入互联网。受自然环境和经济成本等因素影响,在这些地区建设地面基站较为困难,因此未来 6G 需在地面通信基础上利用卫星、空中设备等建立跨天、空、地、海的一体化网络,实现全球范围内的全域无缝覆盖,为自然空间中的用户提供随时随地泛在连续的通信服务。

此外,随着各式各样新兴智能设备在全球的日益普及,智能体间的通信需求不断增长,各类新兴业务及应用对速率、时延等性能的要求更加极致化,对未来 6G 无线网络的智能化程度和性能提出了更高的要求^[3]。未来 6G 网络期望具备语义感知、识别、分析、理解和推理能力,提高用户体验质量,实现真正的万物智联。

2 新频段——太赫兹无线通信

电磁频谱及各个频段典型应用如图 1 所示。从图 1 可以看出,太赫兹频段的频率资源极其丰富,其具有 100 Gbit/s 以上的大容量传输能力,是未来 6G 网络的关键技术之一。此外,太赫兹频段还具有低光子能量、安全性高、定向性好等特点^[4],独特的性质和巨大的应用前景使太赫兹技术得到了各国的高度关注和重视。从 2004 年开始,美国、日本、欧盟就相继开展了对太赫兹技术的研究,我国也在 2005 年制定了太赫兹技术的发展方向及规划,并于 2019 年将其列为未来 6G 通信的重要候选技术之一,成立了太赫兹通信任务组,积极推进太赫兹通信研究工作进展^[5]。

2.1 信道特性

太赫兹波长和一些分子尺寸较近,因此大气中的许多分子都会在太赫兹频段产生共振,造成分子吸收现象,进而导致频率选择性衰减,也给信道带来了附加噪声。ITU-R P.676^[6]和 ITU-R P.838^[7]分别报告了 1 THz 的代表性大气衰减和雨衰模型。Jornet 等^[8]的研究表明水蒸气分子的吸收是影响太赫兹通

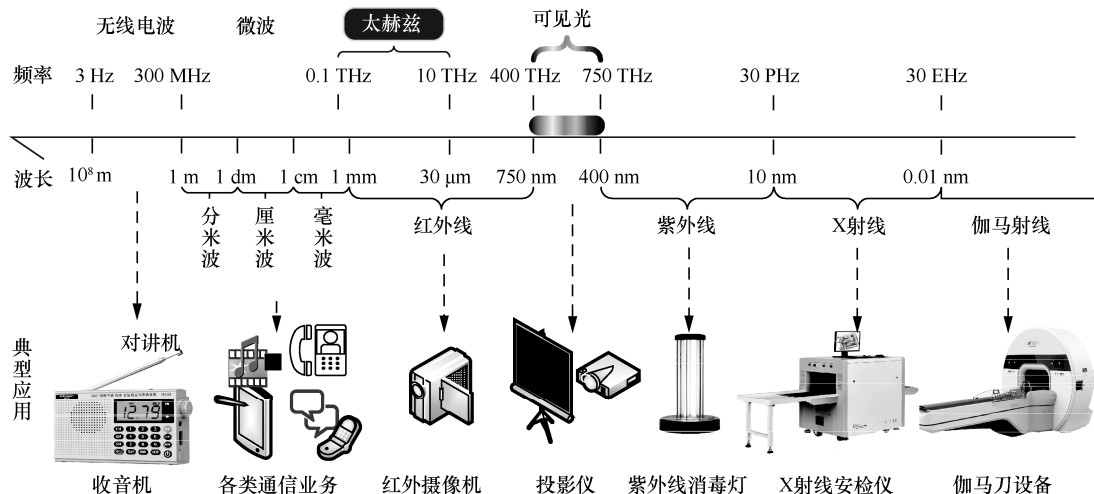


图1 电磁频谱及各个频段典型应用

信信道的主要因素, 因此雨和云雾也会对太赫兹信道造成无法忽略的衰减^[9]。

太赫兹的高频特性及分子吸收特性使其在大气中传输时衰减较严重, 进而影响太赫兹通信的实际应用, 其主要适用于空间通信及地面短距离通信, 包括微观尺度的通信场景。太赫兹在高空及大气层以外的太空环境中传播时, 不会受到大气分子吸收衰减的影响, 因此, 太赫兹无线通信将在卫星集群间、星地间及星间高速无线通信等多个场景具有重要的应用前景^[10]。针对地面通信, IEEE 802.15^[11]中给出了典型太赫兹通信场景, 包括无线前传和回传、近距离无线下载站、数据中心通信、交换式点对点通信和设备内通信场景, 如片上/片间通信。在微观尺度通信中, 太赫兹也发挥着重要的作用, 典型应用场景包括智慧医疗中可穿戴或植入式健康监测设备和纳米级传感器网络等, 实现 6G 网络微观层面的通信覆盖。

此外, 由于同一材料对于不同频段的粗糙程度不同, 太赫兹频段的反射、散射和衍射情况与低频段也有很大不同^[12]。已有一些学者对木材、石膏、混凝土、塑料、玻璃或金属等材料的反射和散射情况进行了测量并将其考虑进太赫兹信道模型^[13-17]中。Jansen 等^[14]在 100~500 GHz 频段下对室内常见的双层玻璃窗和石膏涂料的角度和频率相关反射系数进行了测量和传输矩阵模拟, 并在 350 GHz 下对室内通信场景进行了射线追踪 (RT, ray tracing) 模拟。

对于具有粗糙表面的材料, 漫散射会降低镜面

反射方向的反射功率, 因此 Piesiewicz 等^[15]通过 RT 模拟研究了墙壁和天花板的粗糙度对未来室内 THz 场景传播的影响。Ma 等^[16]研究了表面粗糙度对 100~400 GHz 下非视距 (NLoS, non line of sight) 链路的影响。Jansen 等^[17]研究了在 300 GHz 下, 漫散射对通信信道特性的影响及其对 NLoS 链路的影响, 并通过在光纤耦合太赫兹时域光谱系统中对角度和频率进行测量, 进而验证了基尔霍夫理论对室内环境中粗糙表面的太赫兹漫散射的有效性。Sheikh 等^[18]研究了在 300 GHz 和 350 GHz 频率下, 漫散射对室内大规模多输入多输出 (MIMO, multiple-input multiple-output) 信道容量的影响并利用贝克曼-基尔霍夫 (B-K, Beckmann-Kirchhoff) 模型对不同表面粗糙度的室内大规模 MIMO 信道在视线线路 (LoS, line of sight) 和 NLoS 下的信道容量进行了计算, 实验结果表明, 材料的散射特性可用于最大化空间复用增益。

2.2 信道建模

由太赫兹信道特性可知, 一方面, 太赫兹信道会出现分子吸收现象, 限制实际可用带宽^[19]; 另一方面, 在低频段通信中可视作光滑的材料在太赫兹频段则是粗糙的, 因此, 太赫兹通信与已开发频段 (如微波和可见光) 通信在传播方面有着很大的区别, 针对太赫兹频段的信道建模对于太赫兹通信的发展至关重要^[20]。

Jornet 等^[8]在太赫兹信道模型中同时考虑分子吸收引起的衰减和噪声, 针对纳米设备太赫兹通信, 基于辐射传输理论对分子吸收导致的衰减建模, 并模拟了分子吸收对系统噪声的影响, 提出了

一种能够表征来自不同类型和不同浓度分子权重的太赫兹信道模型，只要确定了介质的组成，该模型就能应用在纳米通信的不同场景中。Llatser 等^[21]在此基础上从时域和频域对短距离太赫兹通信中的分子吸收现象进行了理论分析，并从脉冲响应和传输可用带宽方面对太赫兹信道进行了评估。Kokkonemi 等^[22]在分子吸收基础上考虑了粒子散射对信道的 LoS 分量造成的衰减，利用瑞利散射理论对 LoS 分量中的粒子散射损失进行建模。对于多重散射，Kokkonemi 等^[22]建立了一种用于太赫兹频段的宽带多重散射信道模型，并从时延扩展和相干带宽方面对信道性能进行了评估。

当纳米设备作为医疗器件放置在人体内部时，介质变得更复杂，文献[8]中的信道模型也将更复杂。因此，Javed 等^[23]将分子吸收衰减建模为对数正态分布衰减，提出了一种针对空气和人体等复杂介质的太赫兹信道模型。

对于室内场景的短距离通信，Chen 等^[24]对 130~143 GHz 频段进行了无线信道测量，根据测量结果，对 THz 室内信道的物理参数进行了综合分析，包括 LoS 路径损耗、功率分布、时空特征以及 THz 多径特征之间的相关性等，为 THz 室内通信建立了一个结合 RT 和统计方法的混合信道模型。Priebe 等^[25]针对 2 种不同的室内场景，对 300 GHz 下的信道进行了测量，即台式机上设备的点对点链

路以及笔记本电脑与办公室间接入点的连接，并在最大可实现符号率方面研究了时间信道特性。Khalid 等^[26]则对 260~400 GHz 频段的室内太赫兹无线链路的宽带信道进行了测量。Han 等^[27]在 0.06~10 THz 频段基于 RT 技术提出了一种结合了 LoS、反射、散射和衍射路径的多径信道模型，并通过实验在 0.06~1 THz 频段进行了验证。Priebe 等^[28]从解决超宽带太赫兹信道的显著频率色散角度出发，提出了一种通用随机太赫兹室内信道模型，并在办公环境中应用 RT 进行了模拟验证。Wang 等^[29]提出了一种新颖的基于几何三维时空频率非平稳随机模型，所提 THz 信道模型能够在多个应用场景中捕获不同的信道特征，如室内场景、设备到设备通信场景、超大规模 MIMO 通信场景等，即根据不同的场景调整所提 THz 信道模型中的参数以得到适用于该场景的简化信道模型。

表 1 对不同太赫兹场景下的典型信道模型进行了分析总结。虽然太赫兹在通信性能方面具有不可比拟的优点，具备超大带宽，能够提供超高速率等，但在实际应用方面则面临诸多挑战，存在路径损耗大、易被遮挡、穿透性差等缺点。因此，克服太赫兹通信现存难点，推动适应太赫兹传播特性的应用，以提高太赫兹通信技术与未来多样化通信场景的适配度，是未来太赫兹通信技术研究中的需面对的关键问题。

表 1 不同太赫兹场景下的典型信道模型

文献	通信场景	采用方法	考虑特征	信道模型
文献[8]	纳米通信	辐射传输理论	分子吸收	①分子吸收衰减模型： $A_{\text{abs}} = \frac{1}{\tau(f,d)} = e^{k(f)d}$ ， $\tau(f,d) = \frac{P_0}{P_i} = e^{-k(f)d}$ ②分子吸收噪声模型： $\varepsilon(f,d) = 1 - \tau(f,d)$ 其中， f 为电磁波频率； d 为路径长度； P_i 和 P_0 分别为入射功率和辐射功率； τ 为介质透射率； $k(f)$ 为介质吸收系数，其取决于介质的成分，即沿通道发现的特定分子混合物
文献[21]	短距通信	时域频域分析	分子吸收	基于文献[8]中的信道模型，分析了分子吸收在短距离内对石墨烯无线通信性能的影响
文献[22]	纳米通信	瑞利散射理论	分子吸收 粒子散射	粒子散射衰减模型： $A_{\text{scat}}(f,d) = \exp\left(\sum_j \kappa_s^j(f)d\right)$ 其中， f 为电磁波频率， d 为路径长度， $\kappa_s^j(f)$ 为介质 j 的散射系数
文献[23]	短距通信、 人体通信	—	分子吸收	分子吸收正态分布衰减模型： $P(X_{\text{dB}}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{X_{\text{dB}}}} \exp\left[-\frac{(X_{\text{dB}} - \mu_{\text{dB}})^2}{2\sigma_{X_{\text{dB}}}^2}\right]$ 其中， μ_{dB} 为平均值， $\sigma_{X_{\text{dB}}}$ 为标准差
文献[27]	室内通信	射线追踪技术	分子吸收、散射、衍射	综合了 LoS、反射、散射和衍射路径的多径信道模型

3 新维度——空天地海一体化网络

在通信维度方面, 5G 的侧重点仍是传统的陆地通信, 随着科学技术的发展, 人类探索的空间将涵盖沙漠、高山、海洋和太空等更广阔的区域, 传统的陆地通信已不能满足人类生产、生活空间不断扩大带来的通信需求。同时, 地基网络难以全面覆盖偏远的山村、海洋、高山和沙漠等地区, 空中的设备如飞机、热气球、飞艇和无人机 (UAV, unmanned aerial vehicle) 等也有连接入网的通信需求, 仅依靠地基网络难以满足网络空间极大扩展的泛在通信需求。虽然空基、天基、地基、海基通信也在不断发展, 但是各通信网络间相互独立演进, 在技术体制、网络结构、网络带宽、时延、抖动等方面存在较大差异, 在业务运行中进行网络间切换可能会导致业务出现中断等现象, 网络间信息交互能力差且不同维度的网络发展现状差距大。因此, 建设空天地海一体化网络, 深度融合天基、空基、地基、海基网络是非常有必要的, 空天地海一体化网络能够充分利用不同维度网络的优势, 发挥各自所长, 实现不同维度网络

间信息数据的互通互享和 6G 网络的广域全覆盖, 为自然空间里的不同用户提供针对性的通信服务。

3.1 网络架构

空天地海一体化网络架构如图 2 所示, 该架构主要由天基网络、空基网络、地基网络和海基网络四部分组成。其中, 天基网络由各种轨道卫星, 包括高轨道地球卫星、中轨道地球卫星和低轨道地球卫星组成; 空基网络由各种飞行器, 如飞机、飞艇、热气球、UAV 等空中平台构成; 卫星地面固定站、地面蜂窝无线网络等共同构成了地基网络; 海基网络则由海上浮标、水面船舶等组成^[30]。

空天地海一体化网络可以全面覆盖空、天、地、海空间, 不受地形限制和影响, 适用于海洋通信、空中设备通信、陆地上极偏远区域通信以及应急通信场景。在陆地通信场景中, 极偏远地区 (如深山等区域) 地面基站搭建较为困难, 且基础设施建设和后期维护都需要高昂的成本, 采用卫星方案可以提供性价比更高、覆盖更广的通信网络。

此外, 当出现自然灾害使地面通信设备损坏时, 可以通过卫星网络承载基站的传输备份等任

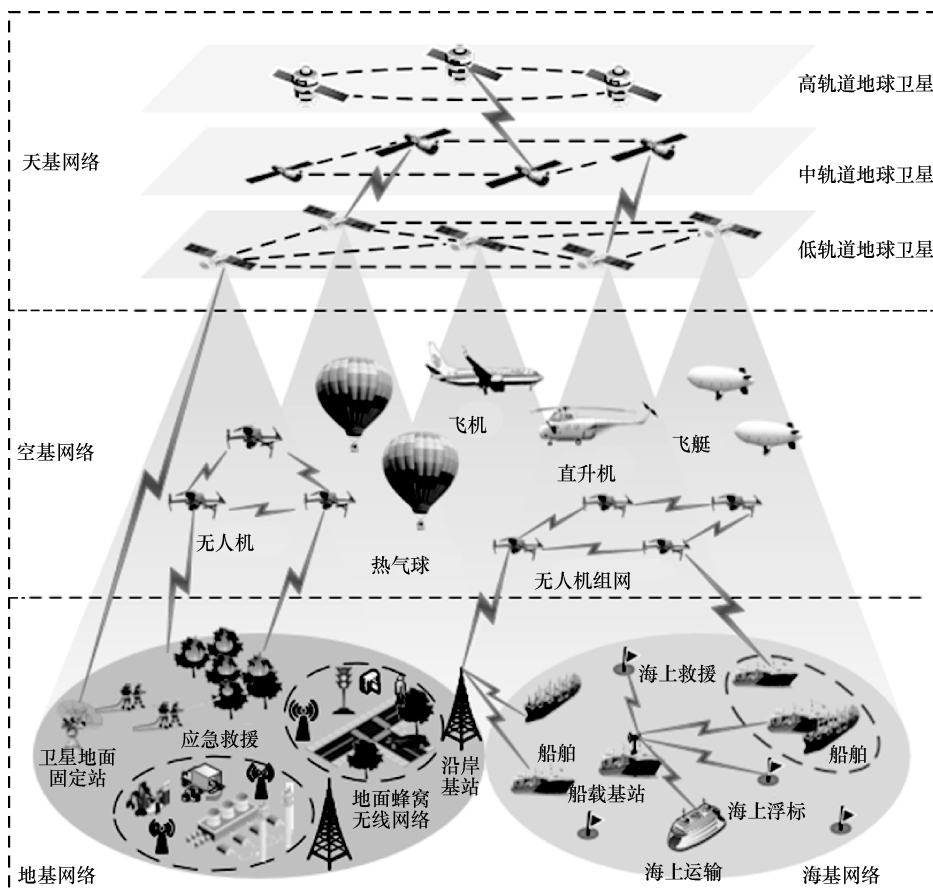


图2 空天地海一体化网络架构

务, 利用 UAV 等空中设备实现受灾区域的应急通信等。空天地海一体化网络能为自然空间中各类用户的不同业务需求提供通信保障, 真正实现全球的无缝覆盖通信^[31]。但卫星成功用于通信前的研制发射和组网等工作投资大, 周期长且风险大。而空中平台如 UAV 也存在续航能力差、滞空时间短、飞行距离近等问题。此外, 空天地海一体化网络由多种异构网络融合而成, 导致网络结构更加复杂, 其中部分接入节点还具有很强的移动性, 组网更加动态, 给空天地海一体化网络的布局、架构和接口的设计、多维度信息业务服务质量的保障等带来很大的挑战。

3.2 研究现状

空天地海一体化网络是未来 6G 网络发展的重要方向, 也是真正实现全球无缝覆盖的重要手段。其中, 每个网络都扮演着非常重要的角色。地基网络覆盖大部分陆地, 为地面上大部分用户提供了可靠的通信服务, 起到基础性作用。天基网络则是地基网络强有力的延伸和补充, 能有效解决地基网络无法抵达沙漠、山区、海洋等基站建设困难地区的问题, 不受自然环境和地理位置的限制, 是实现全球通信无缝覆盖中不可或缺的一环。

卫星通信发展已久, 传统的卫星通信和地面通信的研究是相互独立的。但从 5G 开始, 业界就已经展开了卫星与地面通信融合的研究, 3GPP R14 标准关于 5G 的接入技术中明确提到了卫星接入, 同时其也在积极推进卫星接入地面网络的标准化工作。ITU 在一系列报告与建议书中制定了卫星无线接口的要求与详细指标。许多学者也对卫星与地面融合网络展开了一系列的研究, 包括系统模型^[32]、误差分析^[33-34]、网络架构^[35-36]以及资源分配^[37-42]等。一系列标准化的制定工作以及相关理论的研究有助于推进天地通信更快更好的融合。

相较于天基和地基网络大覆盖范围的通信, 空基网络更适用于某一特定区域的临时性通信。空中设备的机动性、灵巧性、便利性和实用性有目共睹, 业界也对其辅助地面通信和天地通信展开了大量研究, 包括 UAV 能效优化^[43]、二维到三维的路径轨迹设计^[44-45]、悬停和飞行时的功耗问题^[46]、资源分配^[47-48]、安全问题^[49]和中断性能分析^[50]等。

海基网络的发展相对滞后, 目前海洋通信主要是窄带通信与卫星辅助相结合。Fu 等^[51]针对天海网络的容量进行了优化, 但传统的天海网络适用于业

务单一且时延较大的场景, 为了解决海上通信的局限性, Pang 等^[52]提出了一种基于移动边缘计算的空天地一体化网络辅助海洋通信网络架构。在未来空天地一体化的大环境下, 海基网络以海上浮标、水面船舶等作为中继接收来自沿岸基站、空中设备和卫星的信号, 覆盖沿岸基站无法抵达的区域, 支撑海上全时全域的通信业务^[53]。

由于海洋环境复杂多变, 极易影响海上通信的质量, 海洋信道也需要考虑海洋环境的特殊性, 虽然地基通信现有很多成熟技术, 但也不能直接套用在海基网络中, 还需解决针对海洋环境的信道特性、路径损耗、通信链路的稳定性、联合通信时的组网机制和资源管控等问题, 因此未来海基网络的发展还面临许多问题。

空天地海一体化网络能为用户提供按需连接、无缝覆盖的通信服务, 天基网络、空基网络、地基网络和海基网络各有其擅长的通信领域, 但基于上述分析可知, 目前地基、天基和空基网络发展相对较快, 海基网络则相对滞后。本文基于现有不同维度通信系统的研究, 选择几种典型维度对其研究内容和技术方案进行了总结, 如表 2 所示, 包括天地、空地、天海、空天地以及空天地海通信。

由表 2 可以看出, 现有研究较多集中于 2 个网络的联合通信, 如天地通信、空地通信和天海通信等以天基、空基来辅助地面或海上通信, 且主要针对辅助网络中的某一具体问题来展开研究。此外, 有文献着手于空天地一体化框架的研究, 但忽略了海基网络; 有文献涉及空天地海一体化网络, 利用空天地来辅助增强海上通信。综合现有研究可知, 不同网络的融合度较低, 而全球覆盖、无缝衔接的未来 6G 网络需要不同网络的深度融合和相辅相成, 根据不同的环境和业务需求进行智能连接。因此, 如何将发展较快的地面通信技术扩展应用于天基、空基和海基网络, 并实现不同网络的深度融合以满足未来全场景各用户全业务的多样化、精细化需求是未来空天地海一体化通信面临的一大挑战。

4 新赋能——人工智能技术

5G 推动人类进入万物互联的时代, 6G 的目标则是万物智联, 基于 AI 技术致力于推进人机物高效智能互联、虚拟与现实深度融合的智能化时代的建设。

4.1 AI 神经网络

AI 技术的底层模型是神经网络, AI 神经网络

表 2 现有的不同维度通信方案总结

文献	通信维度	研究内容	技术方案
文献[32]	天地	星地模型	①模型 X。卫星和地面基站分别与各自的用户通信，共享相同的频谱资源。其中共有 2 条链路：卫星链路为卫星到卫星终端，地面链路为地面基站到地面移动终端 ②模型 L。卫星通过中继与用户通信，其中，只有一条链路，即卫星到中继再到用户 ③模型 V。卫星与地面基站合作作为一个公共用户服务。其中共有 2 条链路：卫星链路和地面链路，都指向公共用户
文献[44]	空地	最小化 UAV 任务完成时间	①应用图论技术提出了一种基于飞行-悬停-飞行策略的有效解决方案。 ②基于连续凸逼近技术提出了一种迭代 UAV 轨迹设计方案，用于给出 UAV 和地面基站的关联方案
文献[51]	天海	优化系统容量	①考虑海上用户配备多个定向天线，并用中继协作技术将卫星信号重传给其他用户，提出了一种协作接入算法来选择中继用户 ②提出了一种功率分配算法，分别对卫星和中继节点进行功率分配，并根据天线方向图模型和自动识别系统来估计群间干扰
文献[50]	空天地	中断性能分析	①考虑高空平台和地面基站作为中继构建空天地一体化框架，对协作信道进行建模，包括空天链路、空地链路和天地链路 ②从链路角度分析了系统中断性能。考虑 5 种链路：卫星-空中平台、卫星-基站、空中平台-基站、空中平台-用户和基站-用户，近似了以上链路的的中断概率和渐近中断概率的表达式
文献[52]	空天地海	海上通信增强	①提出了一种基于移动边缘计算的空天地一体化网络辅助海洋通信网络架构 ②分析了如何利用移动边缘计算和区块链等技术来增强海洋网络通信

的功能结构类似于生物体内的神经网络，其由很多神经元按照层的形式构成。AI 深度神经网络(DNN, deep neural network)模型如图 3 所示，信号输入后经过神经元处理(即各种函数运算)后输出，并传递到下一层神经元处理运算，最后进行输出，完成对该信号的决策和处理。通过输入大量数据对神经网络进行训练，利用不同的算法使其从大量数据中学习特征而不是已经建立好的固定规则，让神经网络拥有判断预测能力，进而能够对事件进行决策，自适应和预测的 AI 算法可以建立自我意识和智能网络^[53]。

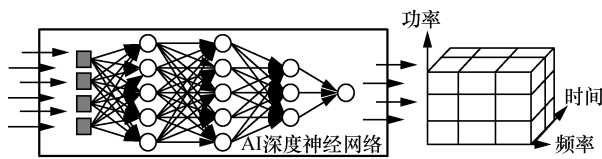


图 3 AI 深度神经网络模型

神经元之间的连接方式具有灵活多样性，进而可以得到多种网络模型。深度神经网络是一类具有多个隐藏层的前馈神经网络，适用于大部分分类任务，如数字识别等。循环神经网络(RNN, recurrent neural network)可以根据先前状态的输出计算当前状态的输出，类似于记忆的特性，RNN 可以模拟数据间的依赖关系。为了加强这种记忆能力，研究者开发了不同变体，如长短期记忆(LSTM, long short-term memory)网络，可以解决长期及远距离的依赖关系。此外，RNN 着重于由过去状态推导当前状态，无法对未来的依赖性有效建模，而双向循

环神经网络模型中的当前状态则由先前状态和未来状态一起决定，是自然语言处理和语音分析中的重要模型。卷积神经网络(CNN, convolutional neural network)主要用于数据集中，需要训练的节点和参数的数量都比较大，如图像分析等。此外，还有自编码器(AE, auto-encoder)、玻尔兹曼机(BM, Boltzmann machine)、深度信念网络(DBN, deep belief network)等模型。

4.2 AI 赋能的智能网络

随着 AI 技术的飞速发展，未来 6G 的智能化程度将远超 4G 和 5G 时代，AI 将融入人类的日常生活。在网络资源如节点、设备、频谱、功率等给定的情况下，网络运行的优化是一个受一系列复杂约束的多目标性能优化问题^[53]，如何以有限的资源来满足用户多样化、极致的性能需求是未来 6G 网络发展中的重要问题。如果可以提前预测网络状况如流量波动、用户的需求、位置等信息，就能在资源管理时根据预测信息对资源进行智能按需调整分配，避免资源被分配却闲置或资源分配不足的情况，有效提高资源利用率，这也是 AI 技术用来解决资源分配问题时的巨大优势。

表 3 列举了目前几种基于 AI 技术的资源管理方案，从其类别、学习算法/模型、面向问题、函数模型等方面进行了总结。针对动态频谱接入策略，考虑到 Q 学习在状态空间较大时收敛速度较慢，训练 RNN 的难度较大，Chang 等^[54]引入了一种基于深度 Q 网络(DQN, deep Q-network)和储层计算(RC, reservoir computing)结合的新动态频谱接入策略，以

表 3 基于 AI 技术的资源管理方案

文献	类别	学习算法/模型	面向问题	函数模型
文献[54]	深度强化学习	DQN+RC	动态频谱接入	总折扣奖励函数为 $R^l = \sum_{t=1}^{\infty} \gamma^{t-1} r^l(t+1)$ 其中, $\gamma \in [0,1]$ 为折扣率, t 为时段, $r^l(t+1)$ 为第 l 个次要用户的奖励函数, $r^l(t+1) = \begin{cases} -C, & \text{与主要用户有干扰} \\ \text{lb}\left(\frac{1+\text{SINR}_n^l}{F}\right), & \text{其他} \end{cases}$
文献[55]	深度强化学习	LSTM DQN	多路接入控制	总折扣奖励函数为 $R_t^{\gamma} = \sum_{k=t}^{\infty} \gamma^{k-t} R_{k+1} = \sum_{k=t}^{\infty} \gamma^{k-t} \sum_{i \in \mathcal{K}_{k+1}} z_{i(k+1)} F \log\left(1 + \frac{PH_{i(k+1)}}{\sigma^2}\right)$ 其中, $\gamma \in (0,1)$ 为折扣率, F 为带宽, P 为用户的传输功率, $H_{i(k+1)}$ 为信道状态信息, $Z_{i(k+1)} = \{0,1\}$ 为传输状态 (成功或失败), σ^2 为噪声功率
		RC	能量收集预测	总折扣预测损失函数为 $P_{\text{loss}}^{\gamma}(t) = \sum_{k=t}^{\infty} \gamma^{k-t} \sqrt{\ R_{k+1} - \hat{v}_s(S_{k+1})\ ^2}$ 其中, S_{k+1} 为系统状态, $\hat{v}_s(S_{k+1})$ 为电池预测值, R_{k+1} 为真实电池状态
文献[56]	半监督学习	协同训练	子信道分配	子信道分配损失函数为 $\left\ \hat{S} - \arg \max_S \sum_{b=1}^B \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N \frac{R}{U} \right\ ^2$ 其中, \hat{S} 为功率优化的预测矩阵
	深度强化学习	DNN	功率分配	功率分配损失函数为 $\left\ \hat{P} - \arg \max_P \sum_{b=1}^B \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N \frac{R}{U} \right\ ^2$ 其中, R 为系统总速率, U 为总传输功率, \hat{P} 为功率优化的预测矩阵

应用在大状态空间并缩短收敛时间。Chu 等^[55]应用基于 LSTM DQN 的方法来设计用户上行链路接入控制; 然后, 通过将访问控制策略固定为循环, 提出了一种基于深度 LSTM 神经网络的电池预测方案, 以最大限度地减少预测损失。Zhang 等^[56]针对非正交多址接入 (NOMA, non-orthogonal multiple access) 网络中的资源分配问题, 提出了一种协同训练半监督学习方法用于解决子信道分配问题, 进一步基于 DNN 对功率进行优化以提高系统能效。

此外, 部分非 AI 算法计算复杂度高且用时较长, 并不适用于时延要求较高的业务, 如自动驾驶、空中设备的控制、智慧工厂机器的操作等, 通过合理训练 DNN, 可以代替非 AI 算法实现在较低的计算时间内完成运算^[57]。

具体而言, 将非 AI 算法视为未知的非线性映射, 利用输入和输出对 DNN 进行训练, 使其学习二者关系, 便可实现对非 AI 算法的近似, 在不明确解决复杂最优控制策略问题的情况下求解, 减少计算量, 缩短计算时间, 有效降低计算复杂度^[58-59]。Sun 等^[60]基于该方法解决了干扰信道中的资源分配问题。

AI 技术已被广泛用于无线通信中的资源管理^[61],

但未来 6G 网络中多样化的应用场景、复杂化的通信环境和极致化的用户体验对无线资源的管理和调度提出了更高的要求, 需要为 6G 网络寻求更加智能且可以根据环境变化和潜在动作而主动调整策略的资源管理方案。

除了资源分配问题, AI 技术也被广泛用于解决无线通信中的其他问题, 包括波束空间信道估计^[62-65]、编解码模型^[66-68]、任务卸载^[69-71]、缓存问题^[72-74]、最佳负载问题^[75]等。但目前的 AI 技术一般面向特定场景, 只能解决特定问题, 不具有通用性, 实际通信时环境复杂多变, 针对特定场景构造的模型可能不再适用, 因此需应用迁移学习以使 AI 解决方案能够广泛用于无线通信。

迁移学习主要是指将已有领域即源域的知识迁移应用于新的场景即目标域的过程, 以辅助目标域快速有效地学习。因此进行迁移学习时需要考虑从哪进行迁移, 如某个源域、某个神经元等, 以及要迁移什么知识, 如神经网络权值、特征变化矩阵中的参数等, 在此基础上根据具体问题实际分析选择适合的学习方法, 如基于实例、特征、模型或关系的学习方法, 实现有效的迁移学习, 推动 AI 技

术在无线通信中的全面应用。

通用智能是 AI 未来发展的必然趋势, 迁移学习将助力面向特定任务的 AI 走向更具通用性的通用 AI。除了解决现有网络中的相关问题, 对于未来 6G 网络, 构建极简智能的一体化网络架构、寻求更加智能的解决方案等, 都离不开 AI 技术的支撑, AI 为 6G 赋能, 二者的深度融合能够支撑未来更加丰富的业务类型, 保障更加极致的通信需求。

5 新范式——语义通信

从初始的 1G 到如今的 5G, 实现的传输速率提升了数万倍, 系统容量逐渐逼近香农极限^[76]。未来各式各样的全新应用以及海量密集化智能设备的接入对 6G 网络的需求已不仅是单纯的准确传输和高传输速率, 6G 网络期望具备语义感知、识别、分析、理解和推理能力, 打通人机物互联之间的壁垒, 实现真正的万物智联。作为一种全新的通信范式, 语义通信技术将助力 6G 网络实现由数据驱动向语义驱动的范式转变。

5.1 基本理论

香农提出经典信息理论 (CIT, classical information theory) 后不久, 业界就开始对语义通信展开研究。Carnap 和 Bar-Hillel^[77]于 1952 年首次提出语义信息理论 (SIT, semantic information theory), 该理论也被称为经典语义信息理论 (CSIT, classical semantic information theory)。其核心思想为根据内容范围内的逻辑概率 (与 CIT 中使用的统计概率相反) 来衡量所给句子的信息量, 即内容为真的逻辑概率越大, 该句子所包含的信息量就越小。Bao 等^[78]在此基础上对 SIT 进行了扩展, 提出了语义通信的通用模型 (GMSC, generic model of semantic communication), 首次给出了语义噪声和语义信道的概念。

但 CSIT 存在一个悖论: 矛盾具有无穷大的信息量, 即 Bar-Hillel-Carnap 悖论, 为解决该悖论, Floridi 等^[79]提出了强语义信息理论 (TSSI, theory of strongly semantic information), 其基本思想是所给句子的信息量是由语义距离或偏离真实的正负程度来衡量的, 即所给句子的信息量是由其与真实事件之间的距离来度量的。这些工作为语义通信的发展奠定了理论基础。

通过将语义作为衡量通信性能的主要指标, 在语义层面对数据进行处理, 提取数据的含义, 过

滤无用、不相关和不重要的信息, 在保留含义的同时进一步压缩数据, 减少数据量, 进而大幅提高通信效率, 减少语义传输和理解时延、降低语义失真度并显著提高用户体验质量。语义通信技术将为人机共生网络、情感识别与计算网络等新兴应用提供有力支撑, 是未来 6G 网络中极具竞争力的关键技术之一^[80]。

5.2 研究现状

学术界对语义通信已经进行了一些研究。语义通信系统与传统通信系统的主要区别在于发送端和接收端的语义与信道编解码方式^[81]。现有的典型语义通信研究方案对比如表 4 所示。在语义通信编解码方面, 对于文本信源, Farsad 等^[82]开发了一种用于文本的联合信源和信道编码的神经网络架构, 利用该架构训练一个联合的信源和信道编码器和解码器, 其中解码器的输出可以保留其语义信息内容。

针对图像信源, Bourtsoulatze 等^[83]提出了一种用于无线图像传输的联合信源和信道编码技术, 该技术不依赖于显式编码进行压缩或纠错, 而是将输入图像像素直接映射到信道输入符号, 通过 2 个联合训练的卷积神经网络对编码器和解码器函数进行参数化。传统系统对查询图像进行有损压缩以减少必须通过带宽和功率有限的无线链路传输的数据, 而图像检索任务不需要重建原始图像, 因此, 针对图像检索任务, Jankowski 等^[84]提出了一种基于 DNN 的通信方案, 直接将特征向量映射到信道输入, 即联合信源和信道编码, 该方法不仅能提高端到端的准确性, 还能简化和加速编码操作。Kurka 等^[85]在文献[83-84]的基础上考虑将无噪声或有噪声的信道输出反馈纳入传输系统, 以提高接收器的图片重构质量, 为此提出了一种基于自动编码器的联合信源和信道编码方案, 其利用了信道输出反馈, 在固定长度传输的端到端重构质量方面, 或在可变长度传输的平均时延方面, 提供了较大改进。

也有学者将语义应用在视频中进行研究, 如手语识别^[86]、语义分析^[87]及在监控视频中进行语义检索^[88]等。Mitrica 等^[89]针对飞机驾驶舱屏幕生成的视频进行编码的问题, 提出了一种编码方案, 其中文本信息根据相对语义而不是像素域进行编码, 可以在非常低的比特率下实现准确无误的字符识别。

在语义通信系统设计方面, Xie 等^[90]将自然语言处理中的机器翻译技术应用到物理层通信中, 考

表 4 现有的典型语义通信研究方案对比

文献	通信信源	研究内容	学习方法	技术方案
文献[82]	文本	编解码方案	深度学习	①提出一种用于文本的联合信源和信道编码的神经网络架构 ②基于该架构训练一个联合的信源和信道编码器和解码器，其中解码器可以输出一个不同的句子来保留其语义信息内容
文献[83]	图像	编解码方案	卷积神经网络	①提出一种用于无线图像传输的联合信源和信道编码技术，将输入图像像素映射到信道输入符号 ②编码器和解码器功能被建模为互补的卷积神经网络，并在数据集上联合训练以最小化重建图像的均方误差
文献[84]	图像	编解码方案	深度神经网络	提出一种针对图像检索任务的基于 DNN 的联合信源和信道编码技术，提高端到端的准确性，简化和加速编码操作
文献[85]	图像	编解码方案	卷积神经网络	①将无噪声或有噪声的信道输出反馈纳入传输系统，以提高接收器的重构质量 ②提出了一种基于自动编码器的联合信源和信道编码方案，其利用了信道输出反馈，在固定长度传输的端到端重构质量方面，或在可变长度传输的平均时延方面，提供了较大改进
文献[89]	视频	编解码方案	卷积神经网络	①编码器定位文本信息，每个字符的语义通过卷积神经网络提取并进行预测编码，用标准的编解码器压缩背景视频，并与文字语义一起传送给接收方 ②在解码器端，使用解码后的语义合成文本，叠加在解码后的剩余视频上，恢复原始帧
文献[90]	文本	系统设计	深度迁移学习	①提出一种新的支持 DL 的语义通信系统 DeepSC，考虑了联合信源和信道编码，以从文本中提取语义信息 ②利用深度迁移学习来加速模型的重新训练，以保证 DeepSC 适用于不同的通信环境
文献[91]	文本	系统设计	深度学习	①针对物联网通信场景提出了一个基于 DL 的精简分布式语义通信系统 L-DeepSC，用于低复杂度的文本传输 ②通过分析信道状态信息在衰落信道上对 DL 模型训练的影响，提出了一种信道状态信息辅助训练处理方法，以减少衰落信道对传输的影响
文献[92]	语音	系统设计	深度学习	①提出一种语音信号语义通信系统 DeepSC-S，考虑联合信源和信道编码 ②利用 SE 网络学习并提取基本语音语义信息，提高信号恢复的准确性

考虑联合信源和信道编码，提出了一个支持深度学习 (DL, deep learning) 的语义通信系统 (DeepSC, deep learning based semantic communication system)，以从文本中提取语义信息，并采用深度迁移学习来加速模型的重新训练，使该系统可以识别各种知识输入并从失真中恢复语义信息。Xie 等^[91]将 DeepSC 扩展到更实际的物联网场景，提出了一个基于 DL 的精简分布式语义通信系统 (L-DeepSC, Lite-DeepSC)，用于低复杂度的文本传输。在此基础上，Weng 等^[92]面向语音信号提出了一种语音信号语义通信系统 (DeepSC-S, DeepSC for speech signal)，共同设计语音编码和信道编码，利用挤压

和激发 (SE, squeeze-and-excitation) 网络学习并提取基本语音语义信息，提高了信号恢复的准确性。

总之，语义通信不同于传统通信方式，它是在语义层面对数据进行处理，提取数据的含义，过滤无用、不相关和不重要的信息，因此通信中的语义表达方式及语义知识库的建立等也极其重要，但现有研究大多是探索系统设计及语义编解码方案以适应研究场景，因此对于语义通信的研究尚不充分，语义通信的应用还需找到合适的语义表达方式及编解码方案，以正确提取数据的含义，过滤无用、不相关和不重要的信息，在保留含义的同时进一步压缩数据，提高通信效率。

6 结束语

为加快 6G 研究进程及其在各行业的早日应用, 必须在 6G 潜在关键技术上实现突破, 因此本文提出了 6G 潜在的 4 种关键技术, 并对其近年来的发展现状进行了调研总结。

在通信频谱方面, 未来 6G 将扩展至太赫兹频段, 针对不同太赫兹通信场景, 考虑相应的信道特征, 总结了相应的典型太赫兹信道模型; 在网络覆盖维度方面, 未来 6G 将构建空天地海一体化网络, 以达到世界范围内的全域无缝覆盖, 基于现有研究对 5 种典型维度通信系统进行了对比, 展示了其研究侧重点和相应的技术方案; 在通信赋能方面, AI 技术为 6G 网络赋能, 总结了基于 AI 技术的资源管理方案以及 AI 技术的迁移适用性问题; 在通信范式方面, 语义通信将助力 6G 网络实现由数据驱动向语义驱动的范式转变, 基于近年来语义通信的相关研究对几种典型研究方案进行了总结对比。最后, 在总结分析的基础上提出了各技术未来发展中要解决的问题。

同时, 通信感知一体化、智能超表面与新材料、区块链、数字孪生、确定性网络等技术正飞速发展, 与 6G 的结合日趋紧密。其中, 通信感知一体化将赋予无线通信系统互联感知能力, 利用感知功能可以获取周边环境、业务数据和内容以及网络状态等信息, 实现未来网络通信性能的提升和 6G “数字孪生”的美好愿景; 智能超表面技术采用了可编程新型亚波长二维超材料, 能实现信号传播方向调控、信号增强和干扰抑制, 可显著提升 6G 网络传输速率、信号覆盖率以及能量效率; 区块链是多方协作维护的分布式共享数据库, 能支撑数据信息的高效流通并解决数据安全问题, 是解决未来 6G 数据安全、隐私保护等问题的关键技术之一; 数字孪生综合运用感知、计算、建模、仿真、通信等技术, 可以实现物理世界的数字化映射与智能交互, 进而实现 6G 虚拟与现实结合的“数字孪生”元宇宙美好愿景; 确定性网络可为工业互联网、自动驾驶、远程医疗等对时延要求较高的应用场景提供确定性网络保障能力。

在多种信息技术的交叉融合支撑下, 6G 将实现从万物互联向万物智联的转变, 充分利用低中高全频谱资源, 深度融合不同维度通信网络, 实现空天地海一体化, 通过时间、频率、空间等资源的利用和复用,

随时随地满足高效可靠的人机物无限连接需求, 实现全方位无线通信性能的提升, 走向人机物智能互联、多维感知、智慧涌现的泛在至简网络。

参考文献:

- [1] 张平, 牛凯, 田辉, 等. 6G 移动通信技术展望[J]. 通信学报, 2019, 40(1): 141-148.
ZHANG P, NIU K, TIAN H, et al. Technology prospect of 6G mobile communications[J]. Journal on Communications, 2019, 40(1): 141-148.
- [2] ITU-R. IMT traffic estimates for the years 2020 to 2030:M.2370-0[S]. 2015.
- [3] 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.
YOU X H, YIN H, WU H Q. On 6G and wide-area IoT[J]. Chinese Journal on Internet of Things, 2020, 4(1): 3-11.
- [4] ZHANG H J, ZHANG H S, LIU W, et al. Energy efficient user clustering, hybrid precoding and power optimization in terahertz MI-MO-NOMA systems[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2020, 38(9): 2074-2085.
- [5] IMT-2030 (6G) 推进组. 太赫兹通信技术研究报告[R]. 2021.
IMT-2030 (6G) Promotion Group. Research report of terahertz communication technology[R]. 2021.
- [6] ITU-R. Attenuation by atmospheric gases and related effects:P.676-12[S]. 2019.
- [7] ITU-R. Specific attenuation model for rain for use in prediction methods:P.838[S]. 2005.
- [8] JORNET J M, AKYILDIZ I F. Channel modeling and capacity analysis for electromagnetic wireless nanonetworks in the terahertz band[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2011, 10(10): 3211-3221.
- [9] 谢莎, 李浩然, 李玲香, 等. 太赫兹通信技术综述[J]. 通信学报, 2020, 41(5): 168-186.
XIE S, LI H R, LI L X, et al. Survey of terahertz communication technology[J]. Journal on Communications, 2020, 41(5): 168-186.
- [10] NIE S, AKYILDIZ I F. Channel modeling and analysis of inter-small-satellite links in terahertz band space networks[J]. IEEE Transactions on Communications, 2021, 69(12): 8585-8599.
- [11] FRICKE A, REY S, PENG B, et al. TG3d channel modelling document (CMD):IEEE P802.15[S]. 2016.
- [12] 张平, 陶运铮, 张治. 5G 若干关键技术评述[J]. 通信学报, 2016, 37(7): 15-29.
ZHANG P, TAO Y Z, ZHANG Z. Survey of several key technologies for 5G[J]. Journal on Communications, 2016, 37(7): 15-29.
- [13] SHEIKH F, ZANTAH Y, BEN M I, et al. Scattering and roughness analysis of indoor materials at frequencies from 750 GHz to 1.1 THz[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2021, 69(11): 7820-7829.
- [14] JANSEN C, PIESIEWICZ R, MITTLEMAN D, et al. The impact of reflections from stratified building materials on the wave propagation in future indoor terahertz communication systems[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2008, 56(5): 1413-1419.
- [15] PIESIEWICZ R, JANSEN C, MITTLEMAN D, et al. Scattering analysis for the modeling of THz communication systems[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2007, 55(11): 3002-3009.
- [16] MA J J, SHRESTHA R, ZHANG W, et al. Terahertz wireless links using diffuse scattering from rough surfaces[J]. IEEE Transactions on

- Terahertz Science and Technology, 2019, 9(5): 463-470.
- [17] JANSEN C, PRIEBE S, MOLLER C, et al. Diffuse scattering from rough surfaces in THz communication channels[J]. IEEE Transactions on Terahertz Science and Technology, 2011, 1(2): 462-472.
- [18] SHEIKH F, GAO Y, KAISER T. A study of diffuse scattering in massive MIMO channels at terahertz frequencies[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2020, 68(2): 997-1008.
- [19] ZHANG H J, DUAN Y N, LONG K P, et al. Energy efficient resource allocation in terahertz downlink NOMA systems[J]. IEEE Transactions on Communications, 2021, 69(2): 1375-1384.
- [20] LEMIC F, ABADAL S, TAVERNIER W, et al. Survey on terahertz nanocommunication and networking: a top-down perspective[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2021, 39(6): 1506-1543.
- [21] LLATSER I, MESTRES A, ABADAL S, et al. Time and frequency-domain analysis of molecular absorption in short-range terahertz communications[J]. IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters, 2015, 14: 350-353.
- [22] KOKKONIEMI J, LEHTOMÄKI J, UMEBAYASHI K, et al. Frequency and time domain channel models for nanonetworks in terahertz band[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2015, 63(2): 678-691.
- [23] JAVED I T, NAQVI I H. Frequency band selection and channel modeling for WSN applications using simplenano[C]//Proceedings of 2013 IEEE International Conference on Communications. Piscataway: IEEE Press, 2013: 5732-5736.
- [24] CHEN Y, LI Y B, HAN C, et al. Channel measurement and ray-tracing-statistical hybrid modeling for low-terahertz indoor communications[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2021, 20(12): 8163-8176.
- [25] PRIEBE S, JASTROW C, JACOB M, et al. Channel and propagation measurements at 300 GHz[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2011, 59(5): 1688-1698.
- [26] KHALID N, AKAN O B. Wideband THz communication channel measurements for 5G indoor wireless networks[C]//Proceedings of 2016 IEEE International Conference on Communications. Piscataway: IEEE Press, 2016: 1-6.
- [27] HAN C, BICEN A, AKYILDIZ I F. Multi-ray channel modeling and wideband characterization for wireless communications in the terahertz band[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2015, 14(5): 2402-2412.
- [28] PRIEBE S, KURNER T. Stochastic modeling of THz indoor radio channels[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2013, 12(9): 4445-4455.
- [29] WANG J, WANG C X, HUANG J, et al. A general 3D space-time-frequency non-stationary THz channel model for 6G ultra-massive MIMO wireless communication systems[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2021, 39(6): 1576-1589.
- [30] 段瑞洋, 王景璟, 杜军, 等. 面向“三全”信息覆盖的新型海洋信息网络[J]. 通信学报, 2019, 40(4): 10-20.
- DUAN R Y, WANG J J, DU J, et al. New marine information network for realizing all-coverage over sea[J]. Journal on Communications, 2019, 40(4): 10-20.
- [31] 黄韬, 刘江, 汪硕, 等. 未来网络技术与发展趋势综述[J]. 通信学报, 2021, 42(1): 130-150.
- HUANG T, LIU J, WANG S, et al. Survey of the future network technology and trend[J]. Journal on Communications, 2021, 42(1): 130-150.
- [32] FANG X R, FENG W, WEI T, et al. 5G embraces satellites for 6G ubiquitous IoT: basic models for integrated satellite terrestrial networks[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2021, 8(18): 14399-14417.
- [33] AN K, LIN M, JIAN O Y, et al. Symbol error analysis of hybrid satellite-terrestrial cooperative networks with cochannel interference[J]. IEEE Communications Letters, 2014, 18(11): 1947-1950.
- [34] AN K, LIN M, LIANG T, et al. Performance analysis of multi-antenna hybrid satellite-terrestrial relay networks in the presence of interference[J]. IEEE Transactions on Communications, 2015, 63(11): 4390-4404.
- [35] 李凤华, 殷丽华, 吴巍, 等. 天地一体化信息网络安全保障技术研究进展及发展趋势[J]. 通信学报, 2016, 37(11): 156-168.
- LI F H, YIN L H, WU W, et al. Research status and development trends of security assurance for space-ground integration information network[J]. Journal on Communications, 2016, 37(11): 156-168.
- [36] SU Y T, LIU Y Q, ZHOU Y Q, et al. Broadband LEO satellite communications: architectures and key technologies[J]. IEEE Wireless Communications, 2019, 26(2): 55-61.
- [37] LAGUNAS E, SHARMA S K, MALEKI S, et al. Resource allocation for cognitive satellite communications with incumbent terrestrial networks[J]. IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking, 2015, 1(3): 305-317.
- [38] ZHU X M, JIANG C X, KUANG L L, et al. Energy efficient resource allocation in cloud based integrated terrestrial-satellite networks[C]//Proceedings of 2018 IEEE International Conference on Communications. Piscataway: IEEE Press, 2018: 1-6.
- [39] ZHU X M, JIANG C X, KUANG L L, et al. Non-orthogonal multiple access based integrated terrestrial-satellite networks[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2017, 35(10): 2253-2267.
- [40] CHRISTOPOULOS D, CHATZINOTAS S, OTTERSTEN B. Multicast multigroup precoding and user scheduling for frame-based satellite communications[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2015, 14(9): 4695-4707.
- [41] WANG L N, WU Y N, ZHANG H J, et al. Resource allocation for NOMA based space-terrestrial satellite networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2021, 20(2): 1065-1075.
- [42] CAO H, SU Y T, ZHOU Y Q, et al. QoS guaranteed load balancing in broadband multi-beam satellite networks[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Communications. Piscataway: IEEE Press, 2019: 1-6.
- [43] ZHANG H J, ZHANG J M, LONG K P. Energy efficiency optimization for NOMA UAV network with imperfect CSI[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2020, 38(12): 2798-2809.
- [44] MU X D, LIU Y W, GUO L, et al. Non-orthogonal multiple access for air-to-ground communication[J]. IEEE Transactions on Communications, 2020, 68(5): 2934-2949.
- [45] HUA M, YANG L X, WU Q Q, et al. 3D UAV trajectory and communication design for simultaneous uplink and downlink transmission[J]. IEEE Transactions on Communications, 2020, 68(9): 5908-5923.
- [46] JIANG X, WU Z L, YIN Z D, et al. Power consumption minimization of UAV relay in NOMA networks[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2020, 9(5): 666-670.
- [47] LI Y B, ZHANG H J, LONG K P. Joint resource, trajectory, and artificial noise optimization in secure driven 3-D UAVs with NOMA and imperfect CSI[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2021, 39(11): 3363-3377.
- [48] LI Y B, ZHANG H J, LONG K P, et al. Joint resource allocation and trajectory optimization with QoS in UAV-based NOMA wireless net-

- works[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2021, 20(10): 6343-6355.
- [49] WANG H M, ZHANG X. UAV secure downlink NOMA transmissions: a secure users oriented perspective[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2020, 68(9): 5732-5746.
- [50] YE J, DANG S P, SHIHADA B, et al. Space-air-ground integrated networks: outage performance analysis[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2020, 19(12): 7897-7912.
- [51] FU Y Z, JIANG C N, YIN L G. Satellite multicast transmission scheme in integrated satellite-maritime networks[C]//*Proceedings of 2020 International Wireless Communications and Mobile Computing (IWCMC)*. Piscataway: IEEE Press, 2020: 988-993.
- [52] PANG Y, WANG D S, WANG D D, et al. A space-air-ground integrated network assisted maritime communication network based on mobile edge computing[C]//*Proceedings of 2020 IEEE World Congress on Services (SERVICES)*. Piscataway: IEEE Press, Piscataway: IEEE Press, 2020: 269-274.
- [53] QU Z P, WANG X H, LIU D C, et al. Inactivation of *Cipe* alters the expression of *Per1* but not circadian rhythms in mice[J]. *Science China (Life Sciences)*, 2015, 58(4): 368-372.
- [54] CHANG H-H, SONG H, YI Y, et al. Distributive dynamic spectrum access through deep reinforcement learning: a reservoir computing-based approach[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2019, 6(2): 1938-1948.
- [55] CHU M, LI H, LIAO X W, et al. Reinforcement learning-based multiaccess control and battery prediction with energy harvesting in IoT systems[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2019, 6(2): 2009-2020.
- [56] ZHANG H J, ZHANG H S, LONG K P, et al. Deep learning based radio resource management in NOMA networks: user association, subchannel and power allocation[J]. *arXiv Preprint, arXiv: 2006.11513*, 2020.
- [57] YE H, LI G Y, JUANG B H. Power of deep learning for channel estimation and signal detection in OFDM systems[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2018, 7(1): 114-117.
- [58] ZHANG Z M, HUA M, LI C G, et al. Placement delivery array design via attention-based sequence-to-sequence model with deep neural network[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2019, 8(2): 372-375.
- [59] HE Y, ZHAO N, YIN H X. Integrated networking, caching, and computing for connected vehicles: a deep reinforcement learning approach[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2018, 67(1): 44-55.
- [60] SUN H R, CHEN X Y, SHI Q J, et al. Learning to optimize: training deep neural networks for interference management[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2018, 66(20): 5438-5453.
- [61] ZHANG H J, YANG N, HUANGFU W, et al. Power control based on deep reinforcement learning for spectrum sharing[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2020, 19(6): 4209-4219.
- [62] WEI X H, HU C, DAI L L. Deep learning for beamspace channel estimation in millimeter-wave massive MIMO systems[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2021, 69(1): 182-193.
- [63] HE H T, WEN C K, JIN S, et al. Deep learning-based channel estimation for beamspace mmWave massive MIMO systems[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2018, 7(5): 852-855.
- [64] ZHANG Y H, MU Y F, LIU Y, et al. Deep learning-based beamspace channel estimation in mmWave massive MIMO systems[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2020, 9(12): 2212-2215.
- [65] WEI Y, ZHAO M M, ZHAO M J, et al. An AMP-based network with deep residual learning for mmWave beamspace channel estimation[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2019, 8(4): 1289-1292.
- [66] SHABARA Y, EKICI E, KOKSAL C E. Source coding based millimeter-wave channel estimation with deep learning based decoding[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2021, 69(7): 4751-4766.
- [67] O'SHEA T, HOYDIS J. An introduction to deep learning for the physical layer[J]. *IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking*, 2017, 3(4): 563-575.
- [68] DÖRNER S, CAMMERER S, HOYDIS J, et al. Deep learning based communication over the air[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2018, 12(1): 132-143.
- [69] NGUYEN D C, PATHIRANA P N, DING M, et al. Privacy-preserved task offloading in mobile blockchain with deep reinforcement learning[J]. *IEEE Transactions on Network and Service Management*, 2020, 17(4): 2536-2549.
- [70] GAO M J, SHEN R J, SHI L, et al. Task partitioning and offloading in DNN-task enabled mobile edge computing networks[C]//*2019 IEEE Global Communications Conference*. Piscataway: IEEE Press, 2019: 1-6.
- [71] QU G J, WU H M, LI R D, et al. DMRO: a deep meta reinforcement learning-based task offloading framework for edge-cloud computing[J]. *IEEE Transactions on Network and Service Management*, 2021, 18(3): 3448-3459.
- [72] HE S W, HUANG W, WANG J H, et al. Cache-enabled coordinated mobile edge network: opportunities and challenges[J]. *IEEE Wireless Communications*, 2020, 27(2): 204-211.
- [73] ZHANG Z M, YANG Y Q, HUA M, et al. Proactive caching for vehicular multi-view 3D video streaming via deep reinforcement learning[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2019, 18(5): 2693-2706.
- [74] ZHANG Z M, CHEN H Y, HUA M, et al. Double coded caching in ultra dense networks: caching and multicast scheduling via deep reinforcement learning[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2020, 68(2): 1071-1086.
- [75] AWAN D A, CAVALCANTE R L G, STANCAK S. Robust cell-load learning with a small sample set[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2020, 68: 270-283.
- [76] 石光明, 肖泳, 李莹玉, 等. 面向万物智联的语义通信网络[J]. *物联网学报*, 2021, 5(2): 26-36.
- SHI G M, XIAO Y, LI Y Y, et al. Semantic communication networking for the intelligence of everything[J]. *Chinese Journal on Internet of Things*, 2021, 5(2): 26-36.
- [77] CARNAP R, BAR-HILLEL Y. An outline of a theory of semantic information: RLE (research laboratory of electronics) technical reports 247[R]. 1952.
- [78] BAO J, BASU P, DEAN M K, et al. Towards a theory of semantic communication[C]//*Proceedings of 2011 IEEE Network Science Workshop*. Piscataway: IEEE Press, 2011: 110-117.
- [79] FLORIDI L. Outline of a theory of strongly semantic information[J]. *Minds and Machines*, 2004, 14(2): 197-221.
- [80] 刘传宏, 郭彩丽, 杨洋, 等. 人工智能物联网中面向智能任务的语义通信方法[J]. *通信学报*, 2021, 42(11): 97-108.
- LIU C H, GUO C L, YANG Y, et al. Intelligent task-oriented semantic communication method in artificial intelligence of things[J]. *Journal on Communications*, 2021, 42(11): 97-108.
- [81] 涂勇峰, 陈文. 基于深度学习的语义通信系统[J]. *移动通信*, 2021, 45(4): 91-94, 119.
- TU Y F, CHEN W. A deep learning-based semantic communication system[J]. *Mobile Communications*, 2021, 45(4): 91-94, 119.

- [82] FARSAD N, RAO M, GOLDSMITH A. Deep learning for joint source-channel coding of text[C]//Proceedings of 2018 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Piscataway: IEEE Press, 2018: 2326-2330.
- [83] BOURTSOULATZE E, BURTH KURKA D, GÜNDÜZ D. Deep joint source-channel coding for wireless image transmission[J]. IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking, 2019, 5(3): 567-579.
- [84] JANKOWSKI M, GÜNDÜZ D, MIKOLAJCZYK K. Deep joint source-channel coding for wireless image retrieval[C]//Proceedings of ICASSP 2020 - 2020 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Piscataway: IEEE Press, 2020: 5070-5074.
- [85] KURKA D B, GÜNDÜZ D. DeepJSCC-f: deep joint source-channel coding of images with feedback[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Information Theory, 2020, 1(1): 178-193.
- [86] WEI C C, ZHAO J, ZHOU W G, et al. Semantic boundary detection with reinforcement learning for continuous sign language recognition[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2021, 31(3): 1138-1149.
- [87] HUANG C L, SHIH H C, CHAO C Y. Semantic analysis of soccer video using dynamic Bayesian network[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2006, 8(4): 749-760.
- [88] CHEN Y T, WANG J, BAI Y N, et al. Probabilistic semantic retrieval for surveillance videos with activity graphs[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2019, 21(3): 704-716.
- [89] MITRICA I, MERCIER E, RUELLAN C, et al. Very low bitrate semantic compression of airplane cockpit screen content[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2019, 21(9): 2157-2170.
- [90] XIE H Q, QIN Z J, LI G Y, et al. Deep learning enabled semantic communication systems[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2021, 69: 2663-2675.
- [91] XIE H Q, QIN Z J. A lite distributed semantic communication system for Internet of things[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2021, 39(1): 142-153.
- [92] WENG Z Z, QIN Z J, LI G Y. Semantic communications for speech signals[C]//Proceedings of ICC 2021 - IEEE International Conference on Communications. Piscataway: IEEE Press, 2021: 1-6.

[作者简介]



张海君（1985- ），男，辽宁朝阳人，博士，北京科技大学教授、博士生导师，主要研究方向为6G移动通信、人工智能与无线网络、机器学习与大数据等。



陈安琪（1997- ），女，河南安阳人，北京科技大学硕士生，主要研究方向为6G移动通信、无人机通信等。



李亚博（1995- ），男，河南商丘人，北京科技大学博士生，主要研究方向为6G网络、智能反射面通信等。



隆克平（1968- ），男，四川通江人，博士，北京科技大学大学教授、博士生导师，主要研究方向为新一代网络技术、光互联网关键技术、无线通信技术、人工智能与大数据。