

文章编号:1007-5321(2020)03-0001-10

DOI:10.13190/j.jbupt.2020-079

智简 6G 无线接入网:架构、技术和展望

彭木根¹, 孙耀华^{1,2}, 王文博¹

(1. 北京邮电大学 信息与通信工程学院, 北京 100876; 2. 北京邮电大学 网络与交换技术国家重点实验室, 北京 100876)

摘要:移动通信系统每十年演进一代,为了更好地满足人机物智能高速、低时延和大连接的通信需求,特别是提升垂直行业的信息化和智能化水平,急需向智能内生的第6代移动通信系统(6G)演进。为了实现智能内生,提出了一种极智极简的无线接入网体系架构,探讨了相应的基础理论和关键技术,对未来的6G特色业务和应用进行了展望。

关键词:第6代移动通信系统;智能内生;智简网络;人工智能

中图分类号:TN929.5

文献标志码:A

Intelligent-Concise Radio Access Networks in 6G: Architecture, Techniques and Insight

PENG Mu-gen¹, SUN Yao-hua^{1,2}, WANG Wen-bo¹

(1. School of Information and Communication Engineering, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China;

2. State Key Laboratory of Networking and Switching Technology, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China)

Abstract: Mobile communication systems evolve every ten years, and to meet the performance requirements of high bit rate, low latency, and massive connections for the intelligent people-machine-things communications, the intelligent-endogenesis 6th generation of mobile communications system (6G) is urgent to be evolved. In order to fulfill the functions of intelligent-endogenesis, an extreme-intelligent and extreme-concise system architecture of radio access networks is proposed. The corresponding fundamental theories and key techniques are outlined, and the future particular services and applications in 6G are discussed as well.

Key words: the 6th generation of mobile communications system; intelligent-endogenesis; intelligent-concise network; artificial intelligence

随着移动互联网、工业互联网和各种智能应用的高速发展,为实现无线通信服务于全社会全行业,亟需构建全频谱(由低频窄频扩展为全频宽频)、全场景(由陆地演进为空地海)、全业务(个人业务演进为人机物互联智能应用)的第6代移动通信系统(6G, the 6th generation of mobile communications system),满足广覆盖(解决海洋、高山、边远地区等

区域的数字鸿沟)、巨容量(每平方公里 10 Tbit/s 和超百万连接数)、超低时延(空口时延小于 0.5 ms,端到端时延数秒级)和较第5代移动通信系统(5G, the 5th generation of mobile communications system)具有更低成本和更少人工投入的高自组织的需求。为此,6G 将对频谱、用户关系属性、业务特征、传输状态和网络性能等进行多维度且更精细的信息感

收稿日期:2020-06-20

基金项目:国家自然科学基金项目(61925101,61831002);中央高校基本科研业务费专项资金项目(24820202020RC11)

作者简介:彭木根(1978—),男,教授,博士生导师。

通信作者:孙耀华(1992—),男,助理教授, E-mail: sunyao-hua@bupt.edu.cn.

知,融合通信、计算、缓存、控制(4C, communication, computing, caching, control),构建基于通用硬件平台的柔性可重构一体化无线网络,从而以低成本高性能地支撑非平稳动态环境下海量且差异化的服务。

为实现采用单一简洁的无线网络体系结构,动态适配 6G 跨频谱、跨场景、跨业务等需求,智能化是重要途径,也是驱动 5G 演进的必然方向,即智能内生成为 6G 的核心特征之一。当前,国内外纷纷启动 6G 相关标准、理论和技术研究。例如,贝尔实验室提出了 6G 的性能需求(峰值速率为 100 Gbit/s、空口时延达 0.3 ms、高自组织等),爱立信、高通等公司提出了人工智能(AI, artificial intelligence)驱动的 6G 无线组网愿景;而中国移动公司提出了无线网络智能化能力分级研究;华为公司提出了意图驱动的 6G 无线组网概念。需要注意的是,智能化含义在不断发展,AI 理论和方法也在与时俱进,6G 并不是现有 5G 与 AI 的简单相加,而是通过 4C 协同和 AI 的紧密结合,构造出可重构、功能强大,但又极简极智的一体化无线网络。

除智能内生外,安全内生是 6G 无线网络的另

一大特征。在传统网络中,安全体系构建主要基于“补丁式”和“外挂式”思路,难以应对未来泛在攻击和不确定性安全隐患。因此,在 6G 网络设计时亟需在协议流程和组网方面融合各类安全机制,从用户、基站等层面实现身份真实、控制安全、通信可靠和数据可信^[1]。

总之,6G 无线网络具有智慧内生、安全内生、广域覆盖的自驱动力,相应的网络体系架构、基础理论和核心关键技术亟待突破,这是 6G 的基础瓶颈和核心挑战。为此,笔者提出了一种 AI 使能的智简 6G 无线接入网体系结构,对相应的理论和关键技术进行了探讨,并展望了智简 6G 网络能提供的特色业务和应用。

1 智简 6G 接入网体系架构

为了更好地支撑 5G 定义的增强移动宽带、极高可靠与低时延通信和大规模机器通信等应用场景,6G 需要对 5G 网络切片技术进行增强演进,采用单一的一体化无线接入网体系结构,实现广覆盖、巨容量、巨连接、超低时延和高自组织等性能目标。核心思想是构建 4C 协同和 AI 使能的“外简内繁”

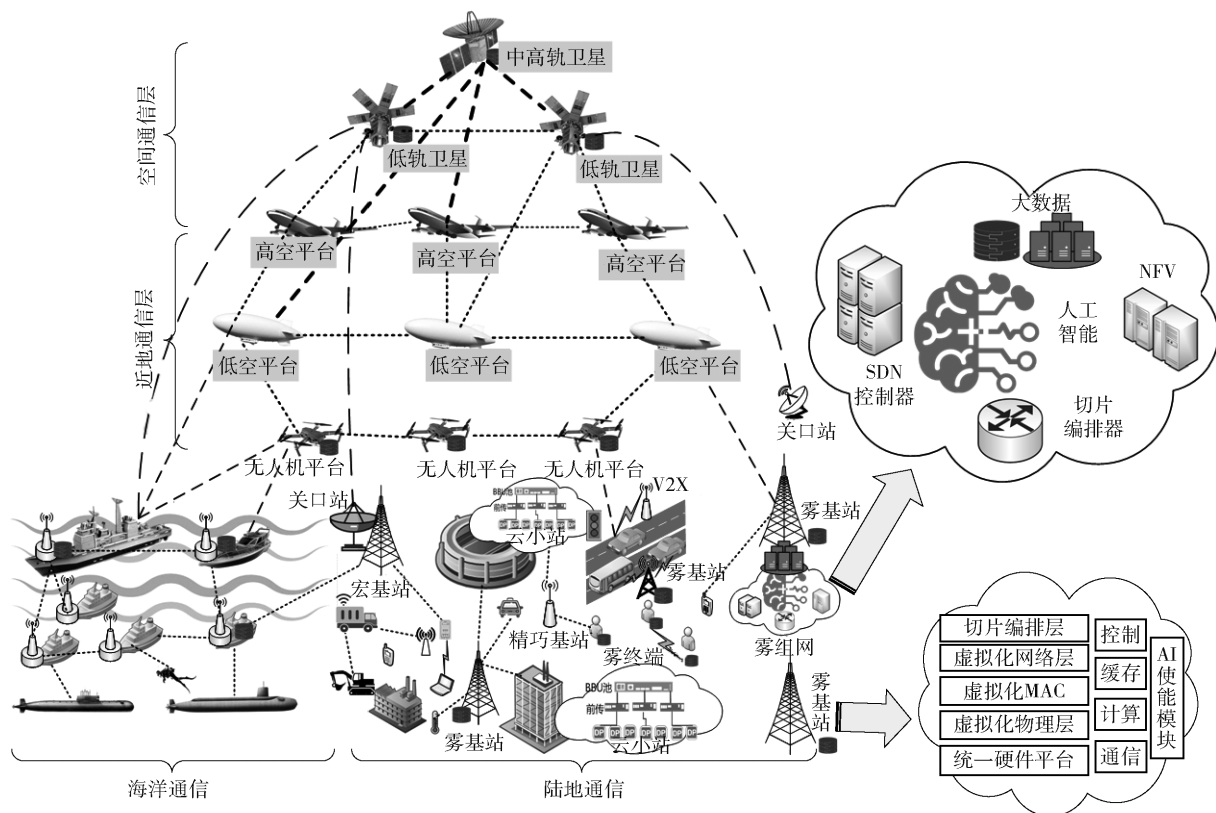


图1 6G无线接入网体系架构组成示意图

柔性可重构无线接入网体系架构。如图 1 所示, 基于雾无线接入网体系结构, 笔者提出了一种极智极简的 6G 接入网体系架构。该架构面向空地海一体化组网需求, 利用集中和边缘 AI、网络切片、软件定义网络 (SDN, software-defined network) 和网络功能虚拟化 (NFV, network function virtualization) 等技术, 通过云小站、雾接入点 (F-AP, fog access point)、精巧基站、宏基站和基于卫星或者高空平台的基站间协同, 自适应满足广域无缝通信、巨容量高保真通信、超高可靠极低时延通信、巨连接极低功耗机器类通信等应用场景的差异化需求。为了实现 6G 智简组网, 控制平面、业务平面和管理平面将分离, 通过 SDN 和 NFV, 实现无线接入网的可重构和功能全解耦合。

空间通信层为海洋、边远地区、高山等存在数字鸿沟的区域提供广域无缝覆盖, 而近地通信层为应急通信提供保障。二者间存在的无线通信链路有利于实时通信和减少地面关口站的部署。在高容量热点区域部署云基站, 由远端射频单元 (RRU, remote radio unit) 和基带单元 (BBU, baseband unit) 池组成, 可以抑制干扰, 降低组网成本, 提升组网容量。通过部署 F-AP, 可减少端到端传输时延, 进行边缘 AI 处理, 在容量、接入数、时延、安全性等方面进行均衡, 更好地支持垂直行业的应用。基于大数据分析和集中式 AI, 执行智能切片编排, 实现柔性可重构无线组网。

1.1 广域无缝通信

在高山、海洋等偏远地区, 传统无线接入网络难以提供有效覆盖, 6G 能够根据服务场景和业务属性重构为广域无缝通信切片。该类切片组网结构如图

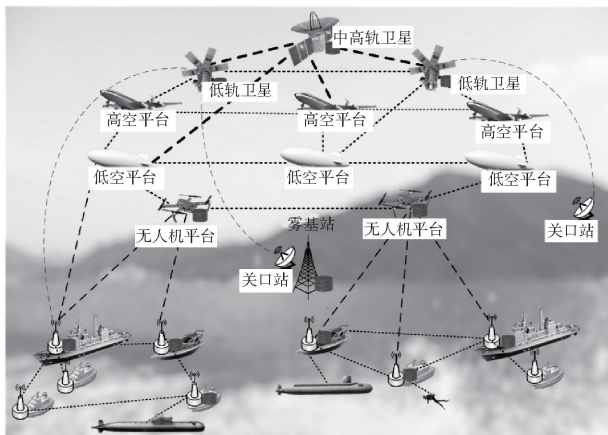


图 2 6G 广域无缝通信组网结构

2 所示, 其中智简 6G 利用船载基站、无人机平台、低空平台、高空平台、卫星进行协同补充覆盖和提供补充数据服务, 解决陆地蜂窝无线网络造成的数据鸿沟难题。在空间和近地通信层, 无人机平台、低高空平台和卫星等空中通信节点均具有计算和存储功能, 可进行实时的无线信号处理和资源管理, 同时这些空中通信节点间通过节点间的无线链路, 可进行资源共享和节点间协作计算处理。在海洋通信层, 海上船只、潜水员以及船上人员物体等通过船载基站进行无线通信, 还可以实现船间雷达信息、作业数据和环境感知数据的融合共用。通过无人机平台、低空平台、高空平台、卫星, 可以实现船载基站和远程的地面关口站及地面蜂窝通信系统的互联互通。通常, 低轨卫星的往返时延约为 20 ms, 为减少卫星链路回传负载和降低往返时延, 可将用户请求的任务在无人机平台、低高空平台和低轨卫星处进行适时处理。

1.2 巨容量高保真通信

为支撑增强/虚拟现实 (AR/VR, augmented/virtual reality) 以及全息超高清视频业务, 6G 将提供 1 Tbit/s 的极值传输速率, 用户平均体验速率将达 10 Gbit/s, 误帧率为 10^{-9} 。为此, 6G 网络将构造巨容量高保真通信切片, 如图 3 所示。为了减少热点区域内严重的基站间干扰, 6G 自适应地采用云无线接入网络 (C-RAN, cloud radio access network) 模式, 通过在高容量区域部署 RRU, 利用 BBU 池进行大规模干扰协作处理, 可以显著提升组网容量。此外, 针对高容量且低时延的 AR/VR 应用, 将部署带有缓存的灵巧基站, 工作在 F-AP 模式, 实现边缘端的内容存储和信号处理以及进行边缘端的测量和智能

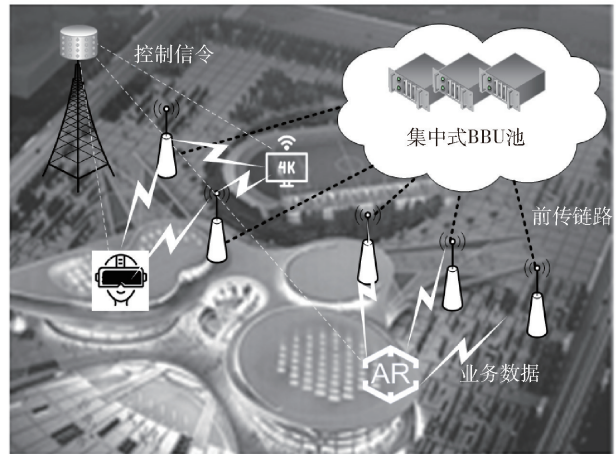


图 3 面向巨容量高保真通信的无线组网

分析挖掘. 智简 6G 将根据应用场景、业务性能和网络性能, 自适应地在 C-RAN 模式和 F-AP 模式间工作.

1.3 超高可靠极低时延通信

在智能制造场景, 工业设备控制、异常监报告警、机器臂操控、无人车运行等需要极低的时延和超高可靠无线通信能力. 为此, 6G 将构建超高可靠和极低时延的无线网络切片, 如图 4 所示. 它利用云边协同的 F-AP 提供所需的通信、计算和控制功能, 在边缘端进行厂内数据处理, 既确保了数据的安全性和隐私性, 也为垂直行业的超高可靠和极低时延



图4 面向超高可靠极低时延通信的无线组网

1.4 巨连接极低功耗机器类通信

在智慧交通、智慧农业、智慧水务等物联网应用和大规模机器类通信场景, 需布设海量机器类传感设备, 完成对物理世界状态的监测和反馈操作. 这些机器设备能量受限, 要求极低功耗传输, 以延长电池的使用寿命. 在一体化 6G 网络架构下, 根据大规模机器通信需求, 将构建巨连接极低功耗机器类通信切片方案, 如图 5 所示. 利用控制和业务面分离结构, 机器设备按需接收和反馈宏基站的控制信息,

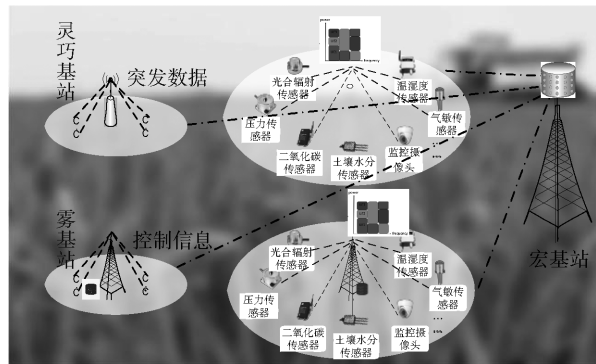


图5 面向智慧农业海量接入的无线组网

提供了保障. 通过在空中接口协议中引入免授权接入, 可以显著降低空口时延. 此外, 超高可靠极低时延切片从计算层面出发, 挖掘边缘分布式算力潜能, 在 F-AP 处预先部署所需的数据分析应用, 可在网络边缘完成对各类数据的实时处理. 当计算压力较大时, 多 F-AP 还可进行协作计算, 实现资源共享. 在控制层面, 基于数据分析结果, 在基站处运行相应控制软件, 实现对工业设备、无人车等的实时操作. 另外, 超高可靠极低时延切片能够为蜂窝车联网提供超高可靠极低时延的无线传输, 为无人驾驶和“强智能”的车联网保驾护航.

通过灵巧基站和 F-AP 进行突发的信息传输, 实现巨连接和极低功耗传输目标. 具体来说, 机器设备可将采集的数据按需传输至最近的灵巧基站或者 F-AP, 灵巧基站或者 F-AP 采用非正交多址技术确保多设备基于相同的物理时频资源块同时传输. 如需对传感器等机器设备进行控制, 可基于 F-AP 的本地数据处理和分析决策, 由 F-AP 发出相应的决策信息, 确保机器设备能够实时低功耗快速响应.

2 智简 6G 信息理论与关键技术

为充分发挥智简 6G 架构的性能潜力, 有必要对其性能成因进行刻画, 并在此基础上提出相应的关键技术, 实现预期性能.

2.1 智简无线网络信息理论

相比 5G, 智简 6G 将实现“空、天、地、海”一体化组网, 同时实现 4C 资源的高度协同, 并与 AI 深度融合. 由此, 亟需开展相关信息理论的研究, 利用随机几何、排队理论等, 析出智简 6G 性能极限, 挖掘性能成因规律, 揭示不同的协同组网方式、资源协

同方式和 AI 的引入对智简 6G 性能增益的影响。针对 4C 资源协同,需对计算、缓存等进行合理抽象,综合考虑异构节点计算、缓存能力差异以及计算处理对象和缓存对象的差异。此外,考虑到智简 6G 应用场景的极大扩展,相关信息理论还需针对多样化的性能指标进行单独或联合分析。

在文献[2]中,作者对雾无线接入网络的遍历速率和传输时延进行了联合分析。区别于传统的用户接入最强信号节点以最大化网络吞吐量,作者提出基于时延的接入策略,理论推导了传统接入策略和最小时延接入策略的理论性能闭式表达式,涉及覆盖概率、遍历速率以及平均网络时延等。其中,最小时延接入策略的遍历速率为(对应文献[2]中的式(22),同时引入符号 A_j 和 B_{ij} 对公式表达进行了简化,方便直观地展示速率与系统参数的关系)

$$R = E_t \left[\sum_{j \in \{F_c, \tilde{F}_c, R\}} \frac{A_j(N, S) F_j(p_{\text{hit}}, t) \lambda_j P_j^{\frac{2}{\alpha}}}{\sum_{i \in \{F_c, \tilde{F}_c, R\}} B_{ij}(N, S) \lambda_i P_i^{\frac{2}{\alpha}}} \right] \quad (1)$$

其中: F_c 为命中缓存的 F-AP, \tilde{F}_c 为没有命中缓存的 F-AP, R 为远端射频头, N 为远端射频头天线数, S 为反馈比特数, p_{hit} 为缓存命中率, λ 为节点密度, P 为节点功率, α 为路损因子, t 为用户接收信号的信噪比门限。由此,遍历速率与远端射频头天线数、缓存大小、节点密度、节点功率相关。网络平均时延表示为(对应文献[2]中的式(28),同时引入符号 J_i 对公式表达进行了简化,便于直观地展示时延与系统参数的关系)

$$\bar{D} = \sum_{i \in \{F_c, \tilde{F}_c, R\}} J_i(\lambda, p_{\text{hit}}) \left[\frac{L}{E[R_i] - Q_i(\lambda, p_{\text{hit}})} + D_i \right] \quad (2)$$

其中: L 为文件大小, D 为节点前传/回传链路时延, R_i 为上述推导的遍历速率, Q_i 为各类型基站业务量。平均网络时延与节点天线数、缓存大小、节点密度、节点功率、节点前传/回传链路时延相关。

图 6 和图 7 所示的仿真结果表明,相较传统接入策略,最小时延接入策略在保证近似遍历速率的前提下,可取得更优的传输时延性能。此外,图 6 ~ 图 8 所示的仿真结果还表明,增加 F-AP 的缓存大小和密度均可降低用户平均传输时延,但增加密度的同时会降低遍历速率。

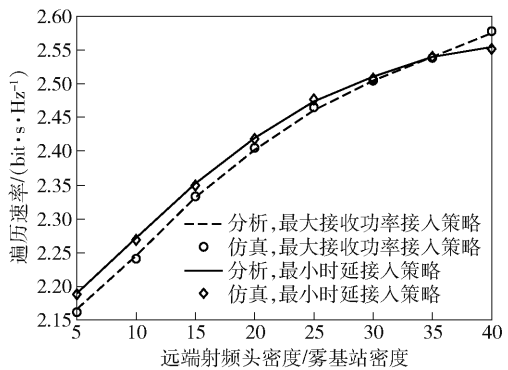


图 6 节点密度对遍历速率的影响^[2]

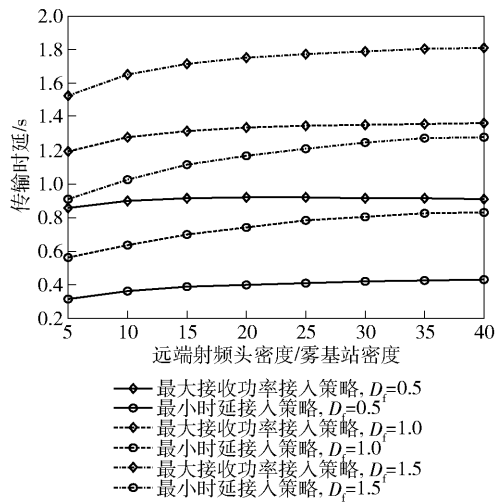


图 7 节点密度对传输时延的影响^[2]

2.2 AI 使能的无线传输技术

在端到端无线传输方面,考虑到整体联合优化的复杂度,传统方法是将发射机和接收机的各模块(编码模块、调制模块等)分别进行单独优化,但难以实现整体最优性能。而基于自编码器的 AI 无线传输技术则通过将发射机和接收机分别用神经网络进行表示,进而进行二者的联合优化^[3]。此外,为了提高方法的可解释性和可预测性,在设计 AI 使能的无线传输技术时,可引入专家知识,有利于实现更优的性能和更快的收敛^[3]。在多天线传输中,还可利用 AI 进行波束选择^[4]。首先,利用用户相位、信道状态等信息构建服务场景特征向量,接着利用云计算和各类搜索算法对不同特征向量下的用户波束分配进行离线优化。一个特征向量和对应的分配结果构成一组标签数据,具有相同分配结果的特征向量视为同一类。在此基础上,在线多用户波束分配问题转化为对当前特征向量进行分类的问题,可利用 K-最近邻等 AI 算法加以解决。当所属类别确定后,

基于该类别对应的波束分配结果进行多用户传输。

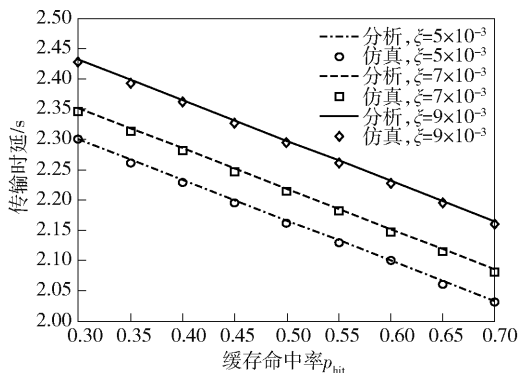


图 8 缓存对时延的影响(ξ 为服务请求率)^[2]

在免授权传输方面,接收端能够成功检测某一时刻有哪些设备接入网络,并估计相应的信道状态信息,这尤为重要。在机器类通信场景下,数据流量通常具有偶发性,即在一个特定时隙内只有少部分设备处于活跃状态,因此,设备的活跃信息具有稀疏性,可采用基于压缩感知的方法来检测活跃设备和估计信道。但传统基于压缩感知迭代算法(近似消息传递算法、交替方向乘法)中的算法参数往往根据经验确定,难以实现最优性能。针对该问题,可采用基于神经网络的思想对传统算法做进一步优化。具体地,将传统迭代算法中每一轮迭代过程当作神经网络中的一层,将整个迭代过程看作一个神经网络,利用神经网络的学习能力进行神经网络参数优化,即优化迭代算法的参数,从而使得信道估计均方误差最小。

从图 9 所示的仿真结果可以看出(用户数 200, 发送功率 23 dBm, 基站 4 天线, 导频长度 64), 算法参数的设置对交替方向乘法信道的估计性能影响很大, 用神经网络的强大学习能力优化算法参数可明显提升估计性能。基于神经网络结构的算法与传统算法相比, 并没有改变传统算法的整体框架, 因此, 两者具有相同的复杂度。

2.3 云边协同的雾无线组网技术

为支撑多样化的应用场景和业务类型, 云边协同组网能力至关重要。一方面, 利用云边协同可实现 F-AP 协议栈功能根据场景特征进行灵活划分和部署。例如, 在热点高容量区域, 可在云端部署 F-AP 的物理层、介质访问控制层和网络层, 利用云端强大的计算处理能力进行大规模信号处理、资源管理和组网等, 有效降低了干扰水平。在低时延高可

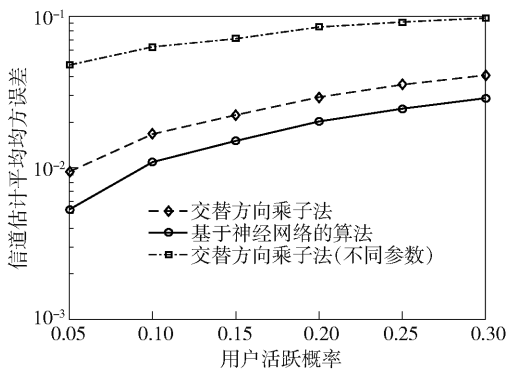


图 9 用户活跃概率对估计误差的影响

靠场景下, F-AP 处可部署完整的协议栈功能, 同时对核心网的用户面功能进行下沉。此外, 在高速移动场景下, 可将分组数据汇聚协议和无线资源控制层集中部署在云端, 同时管控多个具有下层协议功能的 F-AP, 实现高速移动用户在各 F-AP 间的无缝切换。

另一方面, 鉴于业务对计算、缓存资源以及时延、安全性、可靠性等性能指标的差异化要求, 需选择合适的业务计算处理方式, 包括边缘分布式计算处理、云端集中式计算处理以及集中分布混合计算处理。例如, 对于与 AI 有关的业务, 既可以在网络边缘利用用户终端、F-AP 及挂载在无人机上的雾计算平台进行分布式 AI 模型训练, 例如联邦学习^[5], 也可在云端进行集中式训练。此外, 网络边缘还可为云端进行训练数据预处理, 并可通过对大规模 AI 模型的合理切分实现与云端的协同推断。云边协同方式的选择需综合考虑网络链路质量、节点移动性、节点的异构计算处理能力、AI 业务对模型精度的要求等。

在文献[6]中, 作者针对高动态下行雾无线接入网络提出了基于深度强化学习的云边协同服务方法。其中, 每个终端用户既可通过终端直通信, 由附近其他缓存了请求内容的用户进行服务, 也可接入多个远端射频单元利用云端集中式信号处理和内容缓存获得服务。通过云边协同, 可将云端负载有效卸载到边缘, 进而降低云端计算处理能耗和前传链路传输能耗。所提方法的输入状态由云端基带处理单元的开关状态、所有用户当前服务模式以及边缘节点的缓存状态组成。方法输出动作为对基带处理单元的开关和终端服务模式选择的控制。方法学习目标为最小化损失函数

$$f_{\text{loss}} = E_d[r + \gamma \max_{a'} \hat{Q}(s', a') - Q(s, a)]^2 \quad (3)$$

其中： d 为一组状态转移构成的经验数据，包括当前状态 s 、采取的动作 a 、下一状态 s' 和相应的回报 r （系统能耗的负值）， $Q(s, a)$ 和 $\hat{Q}(s', a)$ 分别为深度 Q 网络和目标深度 Q 网络输出的值， γ 为回报折扣因子。图 10 所示的仿真结果表明，所提方法较单一的云服务和边缘服务模式均可明显减少系统能耗，同时基于深度强化学习的方法较传统 Q 学习可降低约 36% 的能耗。

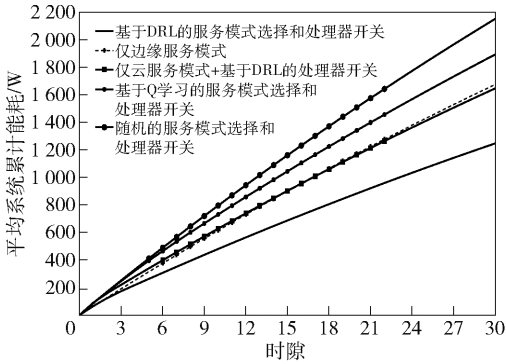


图 10 基于深度强化学习的服务模式选择性能验证

2.4 多维资源智能调配技术

为实现高效的 4C 资源协同，多维资源调配至关重要。物理信息系统、无线虚拟现实、无人机运行等均涉及多维资源调配。以物理信息系统为例，需为传感器数据采集调配通信资源，为数据分析应用的执行调配计算和存储资源，同时还需对传感器休眠状态以及被监测的物理实体状态进行控制。然而，多维资源紧耦合且调配方式差异大，同时对于某些业务，资源调配还可能兼顾多个性能目标，故调配问题高度复杂，需引入基于 AI 的调配方法。一般地，资源调配问题可视为无监督学习、监督学习或强化学习问题。当前常见的调配方法以基于强化学习的方法为主。针对前述多维资源调配问题，可采用基于混合时间尺度的分层强化学习框架，在上层，利用基于效用和策略联合估计的免状态强化学习进行大时间尺度上的缓存资源调配^[7]，实现对业务请求、信道状态等网络动态特性的适配，而在小时间尺度，则可利用深度强化学习根据系统当前的缓存状态、瞬时信道状态和业务请求进行计算和无线资源的联合调配。

在缓存和无线资源联合调配方面，Sun 等^[7]提出了基于强化学习的混合时间尺度资源管理方法。

其中，所提方法在大时间尺度上优化了内容在 F-AP 处的放置，目标为最大化效用函数，有

$$U = \omega E_{H,X}[R(\Phi_C(H, X), H)] - \mu L \quad (4)$$

其中： H 和 X 分别表示网络信道矩阵和用户内容请求矩阵， C 为全网内容缓存矩阵（0-1 矩阵）， L 为 C 中非零元素个数， Φ_C 为给定缓存矩阵时的无线资源分配， ω 和 μ 为权重因子， R 为系统瞬时吞吐率。上述效用函数的物理意义为追求网络长期吞吐率性能和缓存成本的平衡。在给定内容放置下，网络边缘各 F-AP 基于联盟博弈进行小时间尺度时域资源调配，提升网络短期吞吐量。缓存内容优化利用免状态多智能体强化学习算法，有效克服了缓存资源管理面临的维数灾难问题，同时无需建立优化目标与缓存资源调配决策间的显式关系。图 11 展示了所提方法与基准方法的性能比较，结果表明，该方法可取得更佳的性能成本折中。另一种进行缓存资源调配的思路为利用 AI 预测内容流行度^[8]，根据流行度和 F-AP 处的缓存空间限制缓存最流行的内容。

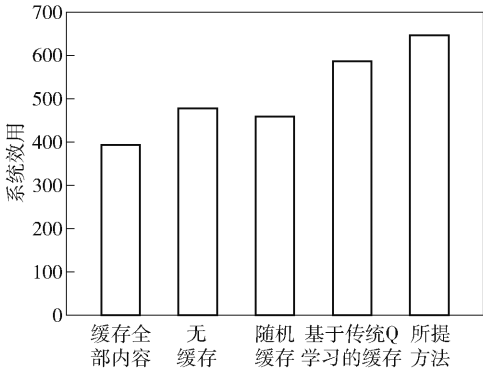


图 11 基于免状态强化学习的缓存性能验证

2.5 AI 使能的移动性管理技术

传统移动性管理主要基于固定规则的切换，例如当目标基站的链路质量与当前基站链路质量之差在一段时间内始终高于一个阈值时，则进行切换。然而，考虑到用户类型和业务类型差异，固定的阈值和时长设定难以满足所有需求，因此引入基于 AI 的自适应切换优化方法。

目前，一些学者提出直接利用 AI 对前述切换参数进行调整。例如，在文献[9]中，作者提出了一种基于模糊规则的强化学习方法，对基站的发射功率和切换阈值进行动态调整，实现了切换性能和负载均衡的兼顾。而在文献[10]中，作者不

再利用基于门限的切换判决方法,而是利用深度强化学习直接进行接入点选择优化.该方法由基于卷积神经网络和递归神经网络的特征提取模块和基于全连接神经网络的策略模块构成,输入状态为用户在各时刻从各无线接入点接收到的参考信号强度,每个输出动作对应一种无线接入点选择.仿真结果表明,所提方法相较基于参考信号强度比较的切换可极大提升系统吞吐量和降低切换次数.除上述 2 种思路外,利用 AI 还可实现对用户移动轨迹的预测,从而有利于预先完成切换准备工作.虽然基于 AI 的移动性管理研究目前已取得一定成效,但大多是面向传统无线接入网络.对于智简 6G,由于多维资源协同的引入,切换将不仅考虑无线链路质量,还需考虑目标基站处的计算、缓存和控制资源的可用性.

2.6 AI 使能的极简网络运维技术

考虑到智简 6G 架构具有多种接入手段并存、网络规模庞大、参数众多等特征,亟需引入 AI 使能的极简网络运维,最大限度减少人为参与,降低运维成本. AI 使能的极简网络运维涉及自配置、自优化和自治愈 3 个方面^[11],基于 AI 的信息感知是基础,基于 AI 的闭环优化是主要手段.

具体而言,利用 AI 可有效实现网络域、环境域、用户域、业务域与资源域的全方位立体化感知,感知结果一方面可作为基于 AI 的网络自配置模块的输入,同时还可用于基于 AI 的网络故障探测和根因分析.利用 AI 进行闭环优化,可实现对各类运行参数的动态调整和故障恢复^[12].在故障诊断方面,可采用基于无监督迁移学习的方法,探测弱覆盖、小区中断以及小区间干扰过大等问题,克服相关标签数据难获取的问题.方法包含一个卷积神经网络和一个域对抗神经网络,卷积神经网络用来提取源域和目标域的数据特征,并进行分类,域对抗网络通过学习域不变特征,将源域数据标签迁移到目标域中,进而对目标域的无标签数据进行故障诊断.基于迁移学习的神经网络损失函数可表示为

$$L(\theta_f^*, \theta_c^*, \theta_d^*) = \min_{(\theta_f, \theta_c, \theta_d)} \{L_c(\theta_f, \theta_c) + L_d(R_\lambda(\theta_f, \theta_d)) + \mu L_{DH}(\theta_f)\} \quad (5)$$

其中: $L(\theta_f^*, \theta_c^*, \theta_d^*)$ 为总损失函数, $\theta_f, \theta_c, \theta_d$ 分别表示特征提取、卷积神经网络分类器以及域分类器参数, L_c, L_d, L_{DH} 分别表示卷积神经网络分类器、域对

抗网络分类器以及域分类计算指标的损失函数, R_λ 表示域对抗网络的反向梯度层函数, μ 为权重参数.图 12 所示的仿真结果表明,所提方法与直接使用源域标签数据进行监督学习相比,可有效提升故障诊断准确率.

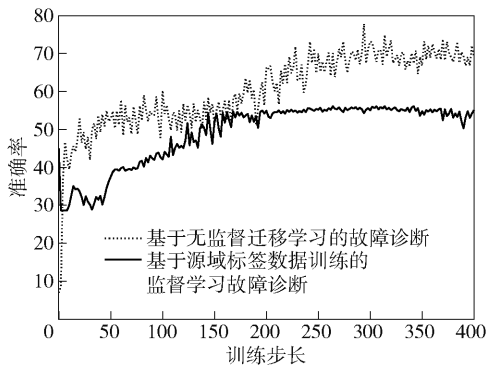


图 12 基于无监督迁移学习的故障诊断性能验证

3 智简 6G 应用展望

基于智简 6G 体系架构,同时辅以信息理论分析和一系列先进关键技术,可极大满足预期 6G 的各类典型通信场景的需求.

3.1 无人机应急通信

在自然灾害或人为攻击发生时,可能导致原有通信基础设施遭到毁坏,相关区域通信中断.传统应急通信大多采用应急通信车,但在一些极端场景,例如地震区域、山区等,应急通信车难以快速进入和部署,同时自身桅杆高度受限,导致信号无法有效覆盖整个区域.为解决该问题,智简 6G 架构的切片编排器基于无人机、地面关口站和地面基站等基础设施构建应急通信切片.其中,无人机搭载虚拟基站,自配置 Mesh 通信协议,实现多无人机间协同通信,除具有无线接入功能外,无人机还可挂载传感设备和摄像头,及时获取现场数据.

基于对数据类型和无线环境的智能感知,位于无人机的 SDN 控制器利用 AI 输出数据转发处理策略.例如对于时延高敏感数据,可在无人机处进行本地计算处理或转发至临近无人机进行处理;对于时延中敏感数据,无人机平台将数据实时回传至低高空平台,进而通过卫星将数据发至地面关口站,或将数据利用无人机多跳转发的方式回传至地面基站;对于时延低敏感数据,无人机平台将数据先行存储,待进入地面基站覆盖区域时再将数据无线回传至基站.此外,基于 AI 的目标识别可辅助无人机实

现地面人员跟随, 自动调整无人机自身和无人机集群位置, 确保覆盖性能。

3.2 海洋通信

传统海洋通信手段主要分为基于蜂窝网络的岸基通信、基于海洋卫星系统的通信和基于中高频的海上通信, 三者融合程度低, 互通性差, 且大多仅关注通信资源, 未充分挖掘计算和处理资源带来的性能增益。而智简 6G 可基于岸基、水域和空域进行一体化协同组网, 通过通信、计算资源的灵活按需编排, 有效支撑各类海洋业务。例如, 对于船只间的雷达信息共享, 智简 6G 基于业务意图感知结果构建船载基站间的大带宽直连链路, 实现海洋安全作业和船舶避障等。对于数据回传需求, 利用 SDN 思想, 对船载基站、无人机平台、低高空平台和卫星间的数据转发路径进行优化配置, 满足时延、可靠性等需求。此外, 通过对水下作业人员的意图感知, 智简 6G 在船载 F-AP 处预先分配计算处理资源, 为其提供实时作业指导反馈等。

3.3 全息高清视频通信

全息高清视频的典型业务包括在用户端实现通信双方的动态真人三维重建, 可展现出通信者的肢体动作、面部表情甚至皮肤细节等, 实现立体实时交互。此外, 还涉及全息高清的体育赛事直播和个人直播等, 为用户创造沉浸式体验。为支撑全息高清视频传输, 智简 6G 重构为巨容量高保真切片, 自适应采用云无线接入模式为用户进行服务, 利用超大规模信号处理和资源管理技术, 提供超高速连接。

3.4 AR/VR 演进

无线 AR/VR 应用涉及传感数据采集、无线数据传输、物理计算、画面渲染等一系列过程, 对传输速率和时延均有极高要求。针对该类应用, 智简 6G 将核心网用户面功能和无线侧的高层协议栈均下沉部署至 F-AP 处, 在用户面功能实现 AR/VR 业务请求的分流, 从而利用雾计算在本地完成 AR/VR 的计算、渲染任务。此外, AR 动画和 VR 视频可在 F-AP 处基于 AI 进行智能预缓存, 最终有效降低内容获取时延, 并克服前传链路容量受限对无线传输速率的制约。在空口配置上, 智简 6G 将空口重构为毫米波频段, 利用大带宽和天线阵列实现超高速传输。

3.5 工厂内智能通信

面向智能制造场景, 为支撑设备故障和环境异常告警、生产设备和无人搬运车 (AGV, automated

guided vehicle) 控制, 智简 6G 构建了超高可靠极低时延切片, 利用空口配置免授权接入技术, 从而降低关键工业数据采集器的接入时延。通过对 F-AP 计算资源和存储资源进行编排, 满足边缘大数据分析应用、软件化可编程逻辑控制器以及 AGV 控制程序的部署需求。此外, 智简 6G 利用云小站, 通过密集部署的远端单元, 并在远端单元处配置多天线, 满足了厂内高清摄像头视频回传需求。

3.6 增强型车联网

在车联网场景中, 当车流密度较大时, 智简 6G 为车载灵巧基站配置 Mesh 通信协议, 实现车辆间的车速、路况等信息交换, 避免车辆发生碰撞。此外, 利用配备大规模天线的宏基站传输控制信息, 一方面增大连接数; 另一方面避免车辆快速行驶时在路边单元间频繁切换带来的信令开销。当车辆行驶至无宏基站覆盖的区域, 智简 6G 将车辆与路边单元的组网方式重构为基于多连接的组网, 降低切换时延的同时, 还可提升传输可靠性, 结合对路边单元计算处理资源的智能调配, 充分满足辅助驾驶应用的需求。在交通堵塞时段, 考虑到车内用户对超高清视频、移动多人游戏等业务的需求, 多个路边单元重构为云无线接入网络, 为车内用户提供超高速接入。

4 结束语

为实现 6G 对各类差异化业务的高效支撑, 笔者在雾无线接入网络体系结构基础上提出了极简智简的 6G 架构, 其核心特征在于空、天、地、海通信高度协同, 通信、计算、存储和控制高度协同, AI 与网络深度融合以及柔性可编排。为充分揭示和发挥智简 6G 的性能优势, 智简无线网络信息理论是基础, AI 驱动的云边协同技术、多维资源管理技术和极简网络运维技术等是主要途径。最后, 对智简 6G 在无人机应急通信、海洋通信等领域的应用进行了探讨和展望。

参考文献:

- [1] 刘杨, 彭木根. 6G 内生安全: 体系结构与关键技术 [J]. 电信科学, 2020, 36(1): 11-20.
Liu Yang, Peng Mugen. 6G endogenous security: architecture and key technologies [J]. Telecommunications Science, 2020, 36(1): 11-20.
- [2] Yin Bonan, Peng Mugen, Yan Shi, et al. Tradeoff be-

- tween ergodic rate and delivery latency in fog radio access networks[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2020, 19(4): 2240-2251.
- [3] 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.
- [4] Wang Junbo, Wang Junyuan, Wu Yongpeng, et al. A machine learning framework for resource allocation assisted by cloud computing[J]. *IEEE Network*, 2018, 32(2): 144-151.
- [5] Zhao Zhongyuan, Feng Chenyuan, Yang H H, et al. Federated-learning-enabled intelligent fog radio access networks: fundamental theory, key techniques, and future trends[J]. *IEEE Wireless Communications*, 2020, 27(2): 22-28.
- [6] Sun Yaohua, Peng Mugen, Mao Shiwen. Deep reinforcement learning-based mode selection and resource management for green fog radio access networks[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2019, 6(2): 1960-1971.
- [7] Sun Yaohua, Peng Mugen, Mao Shiwen. A game-theoretic approach to cache and radio resource management in fog radio access networks[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2019, 68(10): 10145-10159.
- [8] Yan Shi, Qi Lin, Zhou Yangcheng, et al. Joint user access mode selection and content popularity prediction in non-orthogonal multiple access-based F-RANs[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2020, 68(1): 654-666.
- [9] Muñoz P, Barco R, Ruiz-Avilés J M, et al. Fuzzy rule-based reinforcement learning for load balancing techniques in enterprise LTE femtocells[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2013, 62(5): 1962-1973.
- [10] Cao Gang, Lu Zhaoming, Wen Xiangming, et al. AIF: an artificial intelligence framework for smart wireless network management[J]. *IEEE Communications Letters*, 2018, 22(2): 400-403.
- [11] Asghar A, Farooq H, Imran A. Self-healing in emerging cellular networks: review, challenges, and research directions[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2018, 20(3): 1682-1709.
- [12] Gómez-Andrades A, Muñoz P, Serrano I, et al. Automatic root cause analysis for LTE networks based on unsupervised techniques[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2016, 65(4): 2369-2386.