



专题：5G 组网与 6G 展望

6G 智慧雾无线接入网：架构与关键技术

张贤，曹雪妍，刘炳宏，艾元，刘晨熙
(北京邮电大学，北京 100876)

摘要：融合雾无线接入网、非正交多址技术以及人工智能技术优势的智慧雾无线接入网，被认为是满足 6G 无线网络巨容量、极低时延及超连接性能需求的有效解决方案。将概述 6G 智慧雾无线接入网的基本原理、关键技术、国内外研究和产业进展、智慧雾无线接入网标准化进展等，探讨智慧雾无线接入网面临的技术挑战。

关键词：6G；雾无线接入网；人工智能；非正交多址；资源调配

中图分类号：TP393

文献标识码：A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2020012

Smart fog radio access networks for 6G: architecture and key technologies

ZHANG Xian, CAO Xueyan, LIU Binghong, AI Yuan, LIU Chenxi
Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China

Abstract: Taking full advantage of fog radio access network (F-RAN), non-orthogonal multiple access techniques, and artificial intelligence techniques, smart fog radio access networks (S-FRAN) have been envisioned as a promising framework to fulfill the stringent requirements of 6G wireless network, such as ultra-high data rate, ultra-low latency, and ultra-large number of devices. The principles of S-RAN were firstly presented. Based on which, the key technologies, research progress and standardization of S-FRAN were introduced. Finally, the challenges of S-FRAN were identified.

Key words: 6G, fog radio access network, artificial intelligence, NOMA, resource allocation

1 引言

近年来，增强/虚拟现实、车联网和全息影像等新兴应用的快速发展以及全球移动设备和数据量的指数级增长，给当前 5G 和未来 6G 无线网络的设计和部署带来前所未有的挑战。据预测，6G

无线网络的关键性能指标将是 5G 无线网络的 10 倍，其中峰值速率将达到 1 Tbit/s，空口时延小于 1 ms，设备连接数超过 1 000 万/km²^[1]。为了实现 6G 无线网络巨容量、极低时延和超连接的蓝图，迫切需要发展新的移动通信理论和技术。在此背景下，面向 6G 的智慧雾无线接入网，融合了雾无线接入

收稿日期：2019-12-18；修回日期：2020-01-07

基金项目：国家自然科学基金面上项目 (No.61471074)；北京市自然科学基金资助项目 (No.JQ18016)

Foundation Items: The National Science Foundation of China (No.61471074), Beijing Municipal Natural Science Foundation (No.JQ18016)



网 (fog radio access network, F-RAN)、链路级非正交多址技术 (non-orthogonal multiple access, NOMA) 及人工智能 (artificial intelligence, AI) 技术的优势,被认为是实现 6G 性能指标的关键网络架构之一。

智慧雾无线接入网的系统结构主要由基带单元池 (baseband unit pool, BBU pool)、高功率节点 (high power node, HPN)、无线远端射频单元 (remote radio head, RRH) 以及雾节点 (fog access point, F-AP) 构成,如图 1 所示。其中,无线远端射频单元通过前传链路 (fronthaul) 与基带单元池连接,实现集中式通信、缓存和计算功能。雾节点不仅具备无线信号处理能力,还具备边缘缓存、计算及资源管理能力。高功率节点则通过回程链路 (backhaul) 与基带单元池连接,实现网络的控制层功能。

此外,通过该架构在基带单元池 (云)、雾节点 (边) 及用户 (端) 部署 AI 算法,增加网络自适应与业务感知适配的能力,便于实现网络中多维资源的动态协同。特别地,通过集中分布自适

应的 AI 算法部署,满足用户所需的多种业务与性能需求,还通过感知获得服务质量、用户需求和网络状况等信息,进行网络的柔性重构和多维资源的自适应下沉,降低回传/前传数据传输开销,满足不同场景需求。通过在网络部署 NOMA 技术、结合 AI 技术,可以进一步提升系统容量、降低时延、增大连接数,为包括增强/虚拟现实、车联网及工业物联网在内的广泛应用提供支撑。

2 关键技术

NOMA 技术、多维资源调配以及人工智能技术是智慧雾无线接入网实现 6G 无线网络巨容量、极低时延及超连接性能需求的关键技术。

2.1 NOMA

作为蜂窝通信系统的核心技术,多址接入技术允许多个用户共享相同的通信资源。前几代蜂窝网络采用了以下一种或多种多址接入方法,包括:频分多址 (frequency division multiple address, FDMA)、时分多址 (time division multiple address,

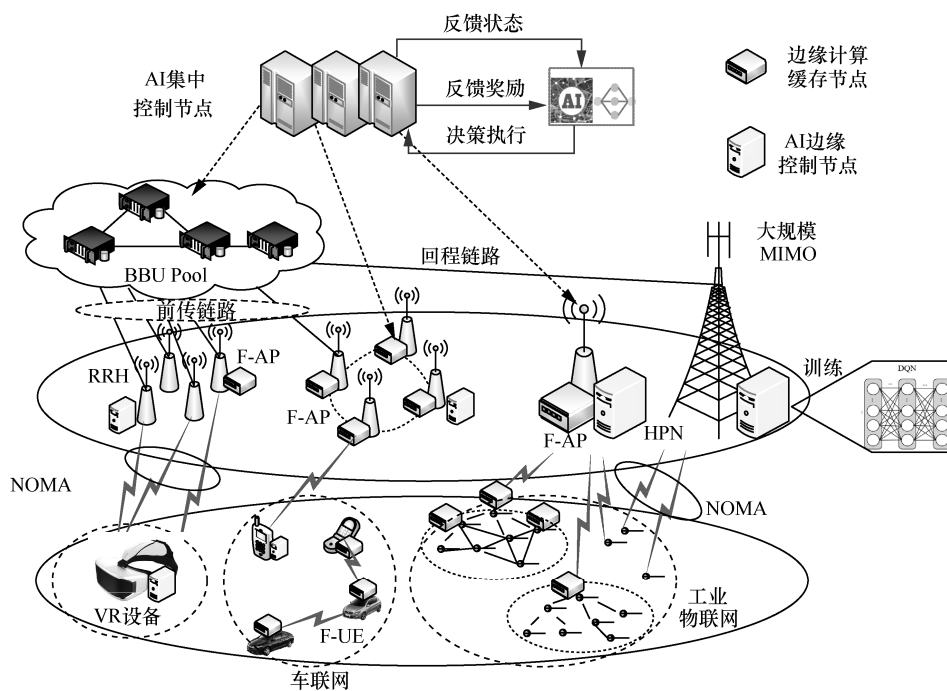


图 1 智慧无线接入网

TDMA)、码分多址(code division multiple address, CDMA)以及空分多址(space division multiple address, SDMA)等。上述多址接入技术为接收方的不同用户生成在时/频/码/空域正交地分配通信资源,造成通信资源的潜在浪费,难以满足 6G 网络巨容量、极低时延、超连接的性能需求。在此背景下,NOMA 技术被认为是后 5G 和 6G 无线网络的潜在多址技术。不同于传统正交多址接入方式中在用户间分配正交资源以规避小区内(用户间)干扰, NOMA 在相同的时/频/码/空域上同时服务多个用户。在接收端,借助连续干扰消除(successive interference cancellation, SIC)或者多用户检测(multi-user detection, MUD)等技术以消除干扰,解码用户信号,有效提升网络容量、降低通信时延、增大连接数。NOMA 技术主要包括功率域 NOMA 和码域 NOMA。

2.1.1 功率域 NOMA

功率域 NOMA 利用了用户间信道强度的差异,通过功率分配进行频谱资源的复用。功率域 NOMA 与 OMA 中关于频谱和功率的分配对比如图 2 所示。特别地,在两用户 NOMA 简单场景(如图 3 所示)中,对于发送端发送的叠加信号,信道增益高的 NOMA 用户利用 SIC 技术,先解码出信道增益低的 NOMA 用户的信号并消除,再解码自己的信号。信道增益低的用户则只解码自己的信号。通过优化 NOMA 用户的功率,系统的吞吐量可以得到显著提升。

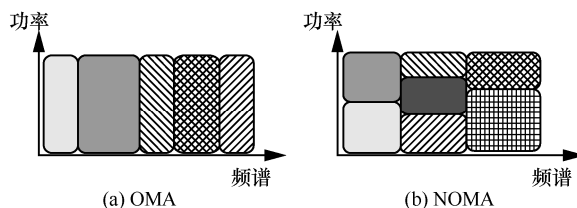


图2 OMA 和 NOMA 的功率和频谱分配示意

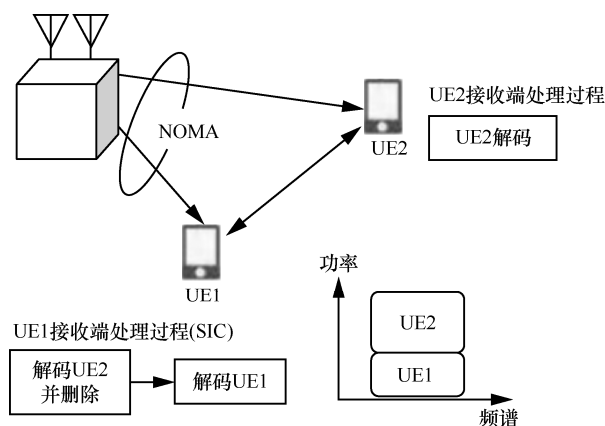


图3 NOMA 示意

2.1.2 码域 NOMA

码域 NOMA 通常利用了低复杂度的多用户检测方案,根据用户特定的序列来共享全部无线资源。其中,稀疏码分多址(sparse code multiple access, SCMA)、交织多址(interleave division multiple access, IDMA)以及低密度扩频码分多址(low-density spreading-CDMA, LDS-CDMA)皆是码域 NOMA 的典型代表。以图 4 中的 SCMA 为例,通过设计码本和 multidimensional modulation constellation,可以同时获得编码和成形增益(shaping gain)。特别地,用户以低密度的方式占用相同的资源块,从而降

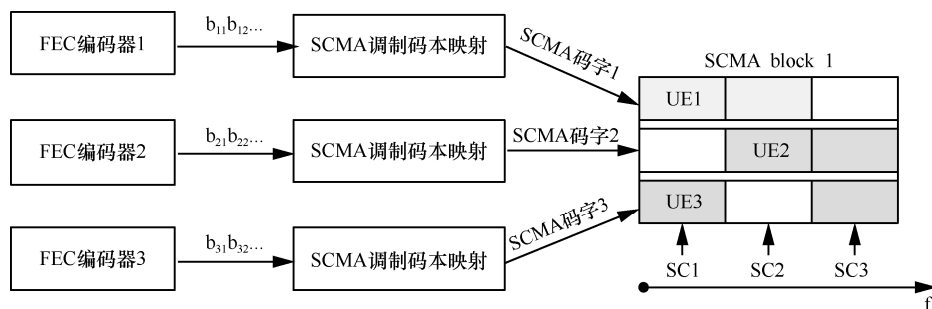


图4 SCMA 系统模型



低接收机处多用户联合检测的复杂度，具备良好的覆盖能力和较强的抗干扰能力。

2.2 多维资源调配

多维资源调配具体是指通信、计算、缓存 (communication, computing, caching) 资源联合调配，是迄今为止进一步提升网络性能的最有效方法之一^[2]。随着 5G 商用部署步伐的加快，有限的无线频谱资源成为制约无线网络容量进一步增长的瓶颈。此外，无线网络中的拥塞问题、计算密集型和时延敏感型应用的需求难以只依靠调配通信资源解决。在此背景下，需将计算资源、缓存资源和通信资源联合调配，突破当前网络性能的瓶颈。

在资源调度的尺度上，计算和通信资源的分配基于短时间（通常为 μs 或 ms 级），缓存内容的推送和更新是基于长时间（通常为小时或者天）的。在资源时空分布特性上，计算和缓存资源主要集中于云服务器，而通信资源主要分布于网络边缘节点。通信、计算和缓存资源分配之间存在相互影响和相互制约的关系，例如缓存命中可以节约通信和计算资源，通信质量好坏直接影响缓存和计算决策的收益，而计算可以降低通信资源的使用，并节省缓存空间。因此，综合考虑这 3 种资源和相应的功能，联合资源优化调配，能使网络的总效益达到最优。

多维资源调配需要考虑不同维度资源的时间尺度特性与资源颗粒度差异以及资源之间的耦合关系，力求在性能增益、复杂度和开销三者之间获得平衡。随着业务的多样性和性能的差异化需求日益突出，网络资源优化参数剧增，寻求合理简洁、低复杂度，而又能逼近全局最优的多维资源调配方案是现阶段的研究热点，该热点富有挑战。目前，无论是雾节点还是用户移动设备端，缓存能力和计算能力已普遍存在，并且拥有资源丰富、可持续利用且低经济成本等优势。通过信息中心网络技术 (information-centric networking,

ICN) 技术和移动边缘计算技术 (mobile edge computing, MEC) 技术，充分利用边缘网络节点的缓存和计算能力，融合无线网络成熟的通信能力，可达到有效提升网络性能的目的。例如，参考文献[3]聚焦于移动虚拟现实 (virtual reality, VR) 场景下的 F-RAN，通过联合优化无线通信、计算、缓存决策等以最小化平均容忍时延。

2.3 人工智能

从 5G 无线网络的人与物连接继续演进，6G 无线网络将实现人、设备、智能体之间完全的互联互通。AI 技术是实现这一愿景的关键推动力。借助现代 AI 技术，网络将从以用户为中心向以服务为中心演进，实现网络自感知、自解析、自学习及自决策和不同网络环境下海量设备的互联互通。

3 国内外进展

目前，关于智慧雾无线接入网的研究还在起步阶段，AI 技术与雾无线接入网结合较少，具有广阔的发展前景。本文从雾无线网络、NOMA 技术以及 NOMA 与 F-RAN 的结合 3 个方面介绍国内外进展。

3.1 雾无线网络

F-RAN 的研究主要集中在组网结构与关键技术^[4]。组网架构方面，参考文献[5]提出了基于网络切片的 F-RAN 架构，在集中管理编排下，接入网被切片成多个逻辑独立网络，使得差异化业务的性能需求能够同时被满足。参考文献[6]提出了一种面向 AR 业务的 F-RAN 架构，借助网络边缘节点的分布式计算能力，进行多个子任务的并行计算，满足 AR 业务的低时延性能需求。

F-RAN 关键技术研究主要包括接入模式选择、功率分配、流量卸载、多域资源调配等。参考文献[7]以最大化吞吐量为目标，联合优化了 F-RAN 用户接入模式选择和功率分配，提出了集中式优化算法。F-RAN 主要有 3 种计算卸载模式：(1) 向云计算层卸载，以降低能耗为目标，设计

云计算上的卸载调度方案；(2) 向雾计算层卸载，设计低能耗和满足时延需求的计算卸载预取策略；(3) 云/雾协同卸载，从能耗和时延的角度出发，设计非受限条件下云雾协同卸载调度方法。在缓存资源调配方面，针对缓存位置不同，业界主要研究了基于边缘用户内容推送和基于多播的雾接入节点 (fog access point, F-AP) 缓存内容管理。利用缓存内容和用户社交属性，提出了基于社交感知的边缘缓存内容推送和管理策略；也研究了多播调度和 F-AP 缓存内容管理进行联合设计，降低网络时延和功率消耗，同时提高缓存效用。在通信资源调配方面，参考文献[8]考虑最大化经济效益的网络能量效率，提出了一种联合预编码和传输方式选择的资源调配方法，仿真给出了所提方法的性能增益。

总之，已有 F-RAN 关键技术研究还主要集中在解决传统 C-RAN 不足，对大数据和人工智能技术结合不够，无法满足 6G 的性能需求，因此亟待研究与 AI 技术相结合的 FRAN 机理，实现基于信息感知的网络自动编排和动态组网，自适应满足巨容量、超连接和极低时延等性能需求。

3.2 NOMA 理论和技术

5G 提出了多个 NOMA 方案，主要包括：(1) 基于码域复用的 SCMA，将 QAM 调制和传输过程融合，输入的比特流直接映射成一个从特定码本里选出的多维 SCMA 码字，然后再以稀疏方式传播到物理资源元素上，可以提供高达 300% 的过载率；(2) 基于发送端和接收端联合设计的图样分割多址 (pattern division multiple access, PDMA) 技术，发送端在相同的时频域资源内，将多个用户信号进行功率域、空域、编码域单独或联合地编码传输，采用易于干扰抵消接收机算法的特征图样进行区分；接收端对多用户采用低复杂度、高性能的串行干扰抵消接收机算法进行检测。PDMA 可以提升上行容量至 2~3 倍，而下行的频谱效率可以提高至 1.5 倍；(3) 基于复数域多元码

的 MUSA，这是一种免调度的多用户共享接入方案，有利于实现低成本、低功耗的万物互联。

为了从理论上揭示 NOMA 特征和性能增益，学术界分析了 NOMA 的覆盖/中断概率、链路吞吐量 and 功率分配等。参考文献[9]对协作联合传输 NOMA 的下行覆盖概率和吞吐量性能进行了研究，推导了覆盖概率和吞吐量的精确表达式，通过仿真证明了在最大发送功率和带宽相同的情况下，单基站同时调度多个 NOMA 用户时的链路吞吐量之和严格高于单基站服务单一用户时的链路吞吐量。参考文献[10]提出了两种 NOMA 辅助缓存策略以支持更多的用户连接，仿真验证了与 OMA 相比，这两种策略的优越性。现有研究表明，将 NOMA 信道状态信息 (channel state information, CSI) 的反馈仅用于功率分配，在信道变化不迅速的场景下，一定的误差和时延不会大幅恶化系统性能。

总之，产业界提出了多种 NOMA 技术方案以满足 5G 性能需求，而学术界也开展了 NOMA 理论性能分析和关键技术研究，这些为新一代移动通信系统 NOMA 理论和技术研究提供了坚实的基础。为了满足后 5G 性能的需求，NOMA 本身需要进一步增强演进，而且也需要和系统级组网技术协同适配，这是 6G 智慧雾无线接入网的核心理论基础，也是亟待解决的关键技术难题。

3.3 NOMA 和 F-RAN 融合

NOMA 作为一种链路级技术，而 F-RAN 作为一种系统级技术，两者协同适配能够进一步提升谱效、连接数和时延等性能。参考文献[11]提出了一种基于 NOMA 的 F-RAN 资源分配方法，通过 RRH 与 F-AP 的干扰管理和 F-AP 对用户的功率分配，以最大化系统总速率。参考文献[12]提出了一种基于 NOMA 的 F-RAN 的性能分析框架，利用随机几何工具，分析了覆盖概率和面积频谱效率的闭式表达形式，同时提出了基于进化博弈和强化学习的用户关联算法。参考文献[13]在



F-RAN 中引入了 NOMA，在计算、存储和无线资源受限的情况下，以最小化系统能量消耗和时延为目标，构建了一种基于 NOMA 的联合卸载决策、用户调度和功率资源分配方法。

总之，国内外都已经意识到 NOMA 和 F-RAN 协同适配的重要性，但相关工作并没有围绕新一代移动通信系统的性能需求展开，没有适配跨频谱/跨业务/跨场景的特征，也没有把人工智能和 F-RAN 紧密结合起来。NOMA 和人工智能驱动的 F-RAN (AI-FRAN) 如何协同适配，需要从组网理论、体系结构和关键技术 3 个方面突破。

3.4 小结

综上所述，雾无线接入网与 NOMA 和 AI 技术相结合是 6G 无线网络极具潜力的发展方向，三者之间的协同适配能够更好地满足 6G 性能需求。NOMA 从链路级角度出发，能够进一步提升容量，支撑更多的连接数和更短的时延。AI 与 F-RAN 从系统级角度出发，可以缓解前传/回传的容量和时延受限，从而提升容量；通过本地存储和处理，可以缩短时延和增强服务连接数。围绕“巨容量、超连接和极低时延”的性能需求，开展智慧雾无线接入网研究具有重要意义。

4 标准化工作

目前，关于智慧雾无线接入网的标准还较少，相关工作亟待推进。下面，从 NOMA 技术以及 AI 技术在无线网络中的应用两个方面介绍标准化工作。

4.1 NOMA 技术标准化

近年来，业界已提出多种 NOMA 方案，主要包括华为提出的基于码域复用的稀疏码分多址 (sparse code multiple access, SCMA)、中兴提出的基于多用户共享接入技术 (multi-user shared access, MUSA)、大唐电信提出的图样分割多址技术以及日本 NTT DoCoMo 公司提出的功率域非正交多址技术。关于 NOMA 技术的标准化，3GPP 标准化组织已经开展了研究和标准化讨论工作，

主要包括发射机端的处理、接收机的复杂度、NOMA 的相关过程和性能评估等方面^[14]。在发射机端的处理中，主要是通过多址接入签名码来区分用户，针对 Rel-15 支持的两种方案以及需要规范增强的内容进行了研究。在接收机方面，分析了几种 NOMA 接收机设计，并估计了它们的复杂度。对于与 NOMA 相关的过程，主要对同步和异步传输进行了研究和评估。在性能评估方面，分别对链路级和系统级进行了性能评估。当前 NOMA 和组网技术结合较少。为了满足 6G 无线网络性能的需求，需要对现有的 NOMA 增强演进，且和系统级技术及应用紧密结合。

4.2 AI 技术在无线网络中应用的标准化

近年，随着人工智能在其他行业取得了较大进展，人工智能在无线通信中受到了广泛的关注。3GPP、ITU、ETSI 等组织均提出了 5G 与 AI 相结合的研究项目或框架。在标准方面，3GPP 主要集中在网络数据的分析，在 5G 标准化的过程中同步成立了工作组开展网络数据分析和利用相关的项目。其中，3GPP RAN3 工作组成立了研究项目——Study on RAN-centric data collection and utilization for NR (RP-181456)，主要研究接入网中的数据如何分析和利用；3GPP SA2 工作成立了研究项——Study of enablers for network automation for 5G (eNA)，研究如何收集和分析数据，利用生成的结果，对网络进行优化。最近，针对 5G 系统的网络数据分析功能服务，3GPP 在 TS29.520 (Rel-16) 中给出了第三阶段的定义。欧洲电信标准化协会 (ETSI) 于 2017 年 2 月成立了实验网络智能化标准小组，该小组将 AI 引擎嵌入网络，对网络进行智能管理和编排^[15]。借助 AI 引擎，通过协助网络自主决策以减少运营成本支出，实现 5G 网络的智能化、自动化部署和运维。特别地，该架构使用 AI 技术和上下文感知、元数据驱动的策略，基于“观察—决定—行动”控制回路模型，根据用户需求和外界环境来配置网络。

国际电信联盟 (ITU) 在 2019 年 8 月, 正式发布了一份 5G+AI 国际标准^[16], 该标准考虑把机器学习方法以低成本但高效的方式集成到 5G 和未来网络中, 提出了满足运营商需求的机器学习模块部署框架和实例。

5 未来挑战

尽管具有巨大的性能潜力和广阔的应用前景, 智慧雾无线接入网仍面临着以下挑战。

(1) 多性能指标的联合评估与实现

传统信息理论研究只关注容量、传输时延、误码率等单一维度网络通信性能指标, 并未融合缓存性能和计算性能。智慧雾无线接入网中, 由于云/雾计算与边缘缓存的引入, 单独无线通信性能指标已不能对多维资源联合分配与优化进行精确评估, 需提出同时表征容量、时延、系统开销等多维度的综合性能评估指标。

(2) 干扰管理

智慧雾无线接入网中, 大量的同时传输将极大增强网络中的干扰, 对 NOMA 用户的性能产生不利影响。因此, 迫切需要研究新的适用于 NOMA 技术的干扰管理方案。采用用户分簇技术, 根据不同的干扰容忍水平, 将用户分配到大小不同、数目动态变化的用户簇。

(3) 网络异构性

AI 技术的部署问题是智慧雾无线接入网面临的关键问题。智慧雾无线接入网在设备类型、网络拓扑结构及服务类型上, 都具有极强的异构性, 给其中 AI 技术的部署带来极大的困难。同时, 网络中用户设备通常具有通信、缓存、计算能力低的缺点, 限制了 AI 技术的进一步广泛部署。为了解决这一问题, 亟需研究面向设备异构性和硬件约束的智慧雾无线接入网 AI 算法。

6 结束语

为满足 6G 巨容量、极低时延及超连接的性能

需求以及各种智能应用高速发展的需要, 无线网络不断地演进。本文在传统雾无线接入网的基础上, 提出了系统级融合人工智能技术、链路级融合非正交多址技术的新型智慧雾无线接入网架构, 介绍了其基本原理、关键技术以及国内外研究和标准化工作的进展, 并探讨了智慧雾无线接入网在多性能指标的联合评估与实现、干扰管理及网络异构性等方面面临的技术挑战。希望通过本文的探讨, 推动当前 6G 智慧雾无线接入网的进一步探索和研究。

参考文献:

- [1] LETAIEF K B, CHEN W, SHI Y, et al. The roadmap to 6G—AI empowered wireless networks[J]. arXiv: 1904.11686, 2019.
- [2] ZHAO N, LIU X, YU F R, et al. Communications, caching, and computing oriented small cell networks with interference alignment[J]. IEEE Communications Magazine, 2016, 54(9): 29-35.
- [3] DANG T, PENG M. Joint radio communication, caching, and computing design for mobile virtual reality delivery in fog radio access networks[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2019, 37(7): 1594-1607.
- [4] 彭木根. 5G 无线接入网络: 雾计算和云计算[J]. 电信科学, 2018, 34(4): 190.
PENG M G. 5G wireless access network: fog computing and cloud computing[J]. Telecommunications Science, 2018, 34(4): 190.
- [5] XIANG H, ZHOU W, DANESHMAND M, et al. Network slicing in fog radio access networks: issues and challenges[J]. IEEE Communications Magazine, 2017, 55(12): 110-116.
- [6] SHIH Y, CHUNG W, PANG A, et al. Enabling low-latency applications in fog-radio access networks[J]. IEEE Network, 2017, 31(1): 52-58.
- [7] MO Y, PENG M, XIANG H, et al. Resource allocation in cloud radio access networks with device-to-device communications[J]. IEEE Access, 2017, 5(2): 1250-1262.
- [8] YANG Z, PENG M, DANESHMAND M, et al. Cost-aware resource allocation for optimization of energy efficiency in fog radio access networks[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2018, 36(11): 2581-2590.
- [9] LIU C, LIANG D. Heterogeneous networks with power-domain NOMA: coverage, throughput, and power allocation analysis[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2018, 17(5): 3524-3539.
- [10] DING Z, FAN P, KARAGIANNIDIS G, et al. NOMA assisted



- wireless caching: strategies and performance analysis[J]. IEEE Transactions on Communications, 2018, 66(10): 4854-4876.
- [11] ZHANG H, QIU Y, LONG K, et al. Resource allocation in NOMA-based fog radio access networks[J]. IEEE Wireless Communications, 2018, 25(3): 110-115.
- [12] QI L Z, PENG M, LIU Y, et al. Advanced user association in non-orthogonal multiple access based fog radio access networks[J]. IEEE Transactions on Communications (early access), doi: 10.1109/TCOMM.2019.2939316.
- [13] LIU Y, YU F, LI X, et al. Distributed resource allocation and computation offloading in fog and cloud networks with non-orthogonal multiple access[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2018, 67(12): 12137-12151.
- [14] 3GPP. Study on non-orthogonal multiple access (NOMA) for NR (Rel-16): TR38.812[S]. 2019.
- [15] WANG Y, FORBES R, CAVIGIOLI C, et al. Network management and orchestration using artificial intelligence: overview of ETSI ENI[J]. IEEE Communications Standards Magazine, 2018, 2(4): 58-65.
- [16] ITU-T. Architectural framework for machine learning in future networks including IMT-2020: recommendation ITU-T Y.317[S]. 2019.

[作者简介]



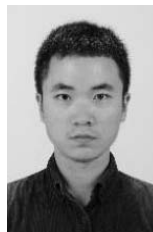
张贤(1992-), 男, 北京邮电大学博士生, 主要研究方向为雾无线接入网络、网络智能化和无人机组网等。



曹雪妍(1994-), 女, 北京邮电大学博士生, 主要研究方向为智能博弈以及无线接入网资源分配。



刘炳宏(1995-), 女, 北京邮电大学博士生, 主要研究方向为无人机组网、无线资源分配、NOMA、MEC。



艾元(1993-), 男, 北京邮电大学博士生, 主要研究方向为雾无线接入网、非正交多址接入技术。



刘晨熙(1989-), 男, 博士, 北京邮电大学副研究员、博士生导师, 主要研究方向为雾无线接入网、网络智能、超可靠低时延通信以及网络安全。