

文章编号:1671-6833(2024)04-0001-10

特约述评:移动边缘计算

【特约专家】杨守义:河南省教育厅学术技术带头人

【按语】据工信部统计,我国已建成全球规模最大、技术领先的5G网络,截至2023年底,我国移动电话用户规模达17.27亿户,5G移动电话用户数达8.05亿户,中国5G基站总数达337.7万个,网络底座进一步夯实,网络应用不断丰富。5G的大规模商用在提升用户通信能力和服务质量的基础上进一步促进了网络流量的快速增长,《爱立信移动市场报告》预测结果显示:全球移动数据总流量将从2019年底的每月33 EB增加到2025年的每月164 EB。针对全球5G发展态势,学术界和工业界开始了对下一代移动通信系统的探索。在此大背景下,移动边缘计算(MEC)显得尤为重要,它不仅是应对未来移动通信挑战的关键技术,更是构建智能、高效网络环境的核心支柱。作为集中式云计算的扩展,MEC服务器通常部署在资源有限的节点附近,具有强大的存储和处理能力,能够在云计算和终端用户之间架起应用和服务的桥梁,将用户所需的计算和存储资源转移到网络边缘位置,以此实现对资源的最大化利用及服务对资源使用的优化配置,解决传统的数据处理模式无法应对网络传输爆发式增长需求的难题。然而,尽管MEC在延迟、能耗、安全性以及用户体验质量等方面具有显著优势,但在实施过程中却仍面临诸多挑战。《面向未来移动通信的移动边缘计算研究综述》一文中,回顾了MEC的发展历程和基本概念,从计算卸载、资源分配、缓存管理和安全防护4个方面重点总结了当前国内外的研究进展,介绍了MEC在下一代移动通信中的潜在应用场景,并对其在未来移动通信研究中所面临的挑战和未来发展趋势进行了展望。

面向未来移动通信的移动边缘计算研究综述

杨守义¹, 陈怡航¹, 张双玲², 韩昊锦¹, 李光远³, 郝万明¹

(1. 郑州大学 电气与信息工程学院, 河南 郑州 450001; 2. 河南轻工职业学院 机电工程系, 河南 郑州 450002; 3. 黄河科技学院 工学部, 河南 郑州 450061)

摘要:移动边缘计算(MEC)通过将移动终端的计算和存储任务从集中式数据中心卸载到边缘网络,满足复杂通信场景下的多样化设备服务需求,已经成为面向未来通信的关键性技术之一。通过阐述从云计算、雾计算到移动边缘计算的发展历程,介绍了MEC技术的基本概念和基本框架;在此基础上,从计算卸载、资源分配、缓存管理和安全防护4个方面讨论了MEC的研究进展,对相关研究成果进行了详尽综述。其次,以物联网、MEC结合区块链、AI辅助MEC系统、通感一体化和云边协同等边缘计算的几个典型应用场景为例,归纳了移动边缘计算在6G中的潜在应用场景,展示了其在构成智能、高效、安全的通信网络方面的潜在益处。最后,从互操作性、安全风险、移动性管理和可扩展性等方面指出了MEC研究在融合创新方面所面临的挑战,并对其在超可靠低时延通信、通感算一体化和星地融合移动通信等方向的优势和发展趋势进行了总结和展望。

关键词:移动通信;移动边缘计算;计算卸载;资源分配;信息安全

中图分类号: TN929.5

文献标志码: A

doi:10.13705/j.issn.1671-6833.2024.04.016

收稿日期:2024-02-28;修订日期:2024-03-31

基金项目:国家自然科学基金资助项目(62101499);国家重点研发计划项目(2019YFB1803200)

作者简介:杨守义(1965—),男,河南郑州人,郑州大学教授,博士,博士生导师,主要从事无线移动通信、移动云计算的研究,E-mail:iesyyang@zzu.edu.cn。

引用本文:杨守义,陈怡航,张双玲,等.面向未来移动通信的移动边缘计算研究综述[J].郑州大学学报(工学版),2024,45(4):1-10,29.(YANG S Y, CHEN Y H, ZHANG S L, et al. Research of mobile edge computing for future mobile communications: a review[J]. Journal of Zhengzhou University (Engineering Science), 2024, 45(4): 1-10, 29.)

新一代科技革命和产业变革的突飞猛进促使移动用户对各类移动应用(如图像/视频处理、语音识别、互动游戏等)的需求呈爆炸式增长^[1],海量云应用也带来了前所未有的无线数据激增。在 5G 基础上,下一代更先进的移动通信系统将通过融合新技术为用户提供超高数据速率、超低时延、极低能耗的高质量体验和超强安全性的服务。在“万物智联、数字孪生”这一宏伟愿景的引领下,移动边缘计算(mobile edge computing, MEC)技术凭借其超高的资源利用率和抗干扰能力逐渐成为下一代通信技术发展的重要驱动力。

在 5G 商用时代,MEC 凭借其强大的平台能力逐渐成为各类新兴业务的助推器,促进千行百业实现数字化转型。通过将基础设施的云资源(如计算、存储、带宽等)扩展到网络边缘,MEC 能够有效降低服务器与移动用户之间的交互延迟,减轻智能移动设备(mobile devices, MD)的负担,更好地支持 5G 网络中的低时延、高带宽服务。此外,5G 的参与也能帮助运营商快速拓展新的业务类型,助力垂直行业实现数字化和智能化转型,在用户体验和资源优化利用之间寻求最佳平衡点。例如,在工业 4.0 时代,许多企业已经将增强现实纳入运营当中,将交互式技术整合到制造过程中,这些都需要大量的计算资源来渲染三维图像;在智能医疗中,物联网(Internet of Things, IoT)设备收集到的生理数据也要进行快速分析以提供及时诊断。由此可见,MEC 架构在开发实现 6G 所需的技术方面有着巨大的潜力。

随着近年来学术界和工业界对 MEC 研究的热情日益高涨,大量研究成果相继涌现。然而,现有的一些研究大都侧重从单方面总结 MEC 的研究工作,如计算卸载、资源分配和安全与隐私等。本文以全景式视角,从 MEC 的基本概念、研究进展、挑战与发展等多个方向进行综述,全面分析 MEC 技术在未来移动通信中的潜在应用场景,深入探讨了其在融合创新方面所面临的挑战及未来发展方向,以期对 MEC 技术有一个全面、系统的研究。

1 MEC 研究进展

随着移动通信技术的持续发展,海量连接场景、密集紧要连接场景、空天地一体化场景和大容量场景带来了一系列网络阻塞和信令开销,亟须 MEC 技术持续演进以满足未来移动通信的新兴应用需求。本节将基于边缘计算的相关理论,介绍 MEC 的发展历程和相关研究进展。

1.1 MEC 的产生

在 MEC 之前,已经出现了一些类似的计算概念,如移动云计算(mobile cloud computing, MCC)、雾计算等^[2]。云计算(cloud computing, CC)是分布式计算的一种,通过利用虚拟化技术,以按需使用、按使用量付费的方式向用户提供高度可扩展的计算服务^[3]。由于云计算依赖于大型集中式数据中心,数据中心日益复杂的架构给云计算带来了不小的挑战,数据长距离传输产生的时延也限制了时延敏感型应用,给数据安全带来了一定隐患^[4]。为满足应用需求,MCC 结合云计算、移动计算和无线网络以支持更加复杂的应用程序,但传统的集中式处理模式仍无法满足物联网时代的海量数据。

为了弥补 MCC 的不足,边缘计算的概念应运而生。如图 1 所示,雾计算是由云计算引申出的一种计算模式,最早由思科在 2012 年提出。雾计算将云计算从核心延伸到网络边缘,将计算资源推向网络边缘,让用户享受到更低延迟、更高效率和更加安全的计算服务^[5]。尤其适用于数据量大且时延要求高的应用,如网络游戏、智能电网等^[6]。

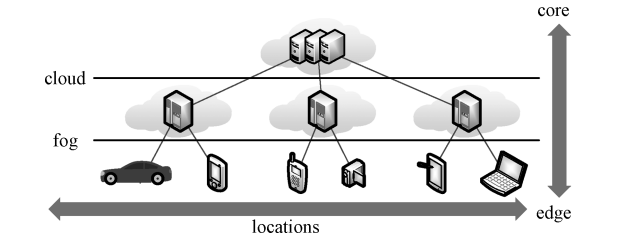


图 1 在云和边缘设备之间的雾计算

Figure 1 Fog computing between cloud and edge devices

2016 年,Shi 等^[7]给出边缘计算的正式定义:边缘计算是指在网络边缘执行计算的一种新型计算模型,其操作对象包括来自于云服务的下行数据和来自于万物互联服务的上行数据。边缘计算与雾计算具有一定的相同点,但在雾计算概念的基础上更进一步^[8]。为减轻核心网络负担,二者都利用本地网络中的计算能力执行以往在云中执行的计算任务。但边缘计算在网络边缘执行计算,能够处理来自云服务的下行数据和来自物联网的上行数据,涵盖的应用场景更多。雾计算则将计算资源放置在更接近数据源的地方,更专注于一些特定的、局部的场景。从本质上讲,这些计算范式形成了一个连续的计算选项:云计算是雾计算和边缘计算的基础;雾计算则介于云计算和边缘计算之间,有助于弥合延迟和实时处理方面的差距;边缘计算是最接近用户的计算,在网络边缘提供了最低时延、最高效率和最可靠的

计算服务。

为进一步提升终端用户的服务质量 (quality of service, QoS) 和体验质量 (quality of experience, QoE),“移动边缘计算”的新概念在 2014 年由欧洲电信标准协会 (European Telecommunications Standards Institute, ETSI) 提出。MEC 通过将边缘计算范例集成到移动网络架构中,在充分发掘无线网络内在能力的同时提升用户体验^[9]。作为接入网络与边缘计算结合的产物,MEC 在更靠近用户的位置提供计算服务,进一步提升边缘网络的计算能力和存储容量,降低网络运行和服务交付时延。

随着传统移动网络向 5G 网络的不断迈进,相应的 MEC 架构也在持续演进。如图 2 所示,ETSI 行业规范组在 2014 年正式定义了 MEC 的网络架构及参考架构,首次提出在多用户环境下运行第三方应用的通用标准。此后,ETSI 进一步细化了 MEC 参考架构,深入阐述了各功能实体之间的关联性;OpenFog 引入逻辑层次结构,通过多个边缘云平台定义了雾云、雾雾之间的接口,推动了边缘计算结构的进一步发展。当前,5G 与边缘计算的融合已成为研究领域的热点。5G MEC 由多个标准化组织共同制定,旨在解决预期部署、运营成本以及互操作性方面的困难^[10]。这种融合应用不仅开辟了诸多全新的研究领域,也使得 MEC 边缘云成为网络业务融合的强大桥梁。

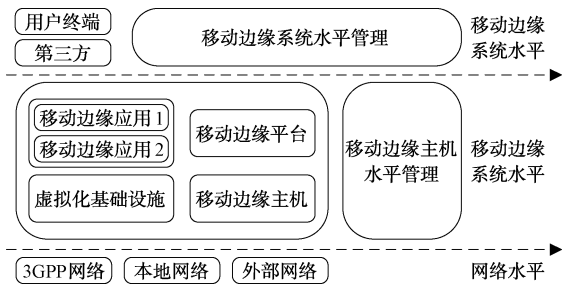


图 2 MEC 的基本架构

Figure 2 Basic architecture of MEC

5G 物联网的崛起为新兴参与者和服务案例带来了前所未有的连接机遇,MEC 技术更是 B5G 和 6G 网络的核心技术和推动因素,它从端到端的角度为下一代通信提供了有力支持,不仅减少了延迟和带宽使用,还显著提升了边缘向终端用户提供多样化服务的能力。

1.2 MEC 关键技术研究进展

未来移动通信日益丰富的应用需求和极致的性能需求将不断推动 MEC 技术发展升级,其中计算卸载、资源分配、缓存管理和安全防护等关键技术在高效率分配网络资源、满足 6G 全面互联的数智化要求

方面扮演着重要角色。目前,学术界和工业界对 MEC 技术的研究进展已经逐步深入,相关内容如表 1 所示。

1.2.1 计算卸载

对于终端用户来说,业务时延是评价服务质量的直接指标。为满足超密集网络中的任务卸载需求,研究者们对相关问题进行了深入探讨。Chen 等^[11]将任务卸载问题转换为混合整数非线性规划问题,并将该问题分解为任务分配、资源分配 2 个子问题来求解。针对物联网应用下的多用户场景,Ren 等^[12]提出了一种局部压缩迁移模型,将原问题转化为分段凸问题,有效解决了多用户系统中的时延最小化难题。Yang 等^[13]提出一种基于马尔可夫决策过程 (Markov decision process, MDP) 的最优卸载节点选择策略,通过精准选择最优卸载节点显著降低卸载时间。有研究利用启发式算法和基于深度强化学习的方法来卸载任务,然而启发式算法在很大程度上依赖于 MEC 系统的精确数学模型。为克服这一局限,Sun 等^[14]提出了一种基于图神经网络的任务卸载机制,将 MEC 建模为非循环图,并与演员-评论家网络相结合,通过状态迁移图来制定卸载策略。这种方法在各类拓扑结构上均取得了良好效果,为任务卸载提供了新的思路。

上述研究在优化时延方面均取得了显著成果,但在制定任务卸载策略时,还需考虑 MD 因电池容量有限可能导致的功率不足问题。Shi 等^[15]通过研究节点的运动规律提出一种基于子序列尾部匹配的预测算法,并结合基于整数编码的自适应遗传算法优化卸载决策,该算法具有广泛的适用性。Wang 等^[16]从能耗角度出发,研究了在延迟约束下单用户单服务器系统中的任务卸载策略,通过数据压缩技术降低从 MD 到 MEC 服务器的传输能耗。随着物联网设备数量的激增,MEC 中的节能卸载问题倍受重视。Chen 等^[17]应用随机优化技术将原始随机问题转化为确定性优化问题,并提出一种动态节能卸载算法,有效降低了任务卸载决策的复杂度。

面对多样化的应用场景,利用 MEC 技术设计不同的系统优化目标至关重要。Xu 等^[18]在物联网场景中通过两段卸载优化策略,实现了边缘服务器资源利用率和时间成本最小化的联合优化目标,同时平衡了隐私保护和执行性能。Deng 等^[19]以用户为中心,综合考虑了延迟、能耗和成本,利用分支限界算法和粒子群优化算法优化了计算卸载策略。在高度动态的车联网场景下,Wan 等^[20]提出了一种适用于 5G 网络架构下车联网的计算卸载框架,通过选

表 1 MEC 关键技术研究进展

Table 1 Research progress of MEC key technology

关键技术	优化目标	来源	关键研究点
计算卸载	最小化时延	文献[11]	将计算卸载问题转换为一个混合整数非线性规划问题
		文献[12]	提出一种局部压缩迁移模型
		文献[13]	通过基于 MDP 的卸载策略选择最优卸载节点
		文献[14]	提出一种基于图神经网络的任务卸载机制
	最小化能耗	文献[15]	提出一种基于子序列尾部匹配的预测算法
		文献[16]	压缩从 MD 传输到 MEC 服务器的数据
		文献[17]	在随机优化技术的基础上提出一种动态节能卸载算法
	多目标优化	文献[18]	提出一种两段卸载优化策略
		文献[19]	使用分支限界算法和 PSO 算法优化卸载策略
		文献[20]	在动态车联网场景下提出一种新颖的计算卸载框架
资源分配	均衡分配资源	文献[21]	提出基于深度强化学习的分布式服务编排和资源分配算法
		文献[22]	在 D2D 辅助的 MEC 系统中提出基于贪婪任务分配的启发式策略
		文献[23]	根据贝叶斯网络结构反映的关系分解任务
		文献[24]	解决无线电和计算资源的联合分配问题
		文献[25]	利用匹配算法和序列凸规划算法分别求解信道、功率分配问题
	满足用户 QoE	文献[26]	提出一种基于 QoE 感知的资源分配方案
		文献[27]	提出一种能够同时保证边缘系统收益和用户 QoE 的资源分配策略
		文献[28]	采用博弈论方法将资源分配问题表述为一个潜在博弈
缓存管理	低时延高能效	文献[29]	提出一种基于内容推荐算法的 MEC 缓存技术
		文献[30]	设计一棵非对称查找树改进分支和约束方法
		文献[31]	将计算分流问题建模为 MDP,并提出一种计算分流解决方案
	低时延高命中率	文献[32]	在深度确定性策略梯度框架的基础上提出一种协同缓存算法
		文献[33]	对队列网络建模后利用线性规划技术做出调度决策
		文献[34]	通过基于深度学习的主动缓存策略预测用户请求并更新边缘缓存
		文献[35]	采用分层缓存策略提高缓存空间利用率
		文献[36]	提出一种主动式缓存方法降低预测误差
	最大化收益	文献[37]	提出一种基于 Stackelberg 博弈的交替方向乘子法
		文献[38]	利用随机梯度下降算法联合优化 MD 的能耗、时延和成本
安全防护	建立信任评估机制	文献[39]	利用半环理论建立 MEC 节点的信任模型,并进行识别和分类
		文献[40]	开发一种基于信任的边缘设备评估机制,检测恶意和自私节点
	入侵检测	文献[41]	设计一种允许多个 MEC 域协作的网络架构
		文献[42]	将机器学习技术融入 MEC 系统,设计一种网络入侵检测系统
	隐私保护	文献[43]	提出一种基于安全聚合的解决方案,有效减少重加密计算时间

择合适的边缘节点降低车联网中计算卸载的成本和时延,实现边缘节点的负载均衡。

作为解决设备资源限制的有效方法,计算卸载策略必须紧密结合实际应用场景和目标需求进行设计。未来,计算卸载策略将面临更加多样化的服务需求和高度动态变化的信道条件,因此,持续创新和优化将是实现未来移动通信美好愿景的关键所在。

1.2.2 资源分配

随着移动设备的激增,在日益密集的网络结构中满足用户的多样化需求并非易事。有效的资源分配策略能够在合理分配计算任务的同时充分利用 MEC 服务器资源,在大规模边缘计算环境中表现出更好的扩展性。

资源分配效率直接影响到 MEC 系统的能效,李云等^[21]在引入长短时记忆网络的基础上提出一种基于循环多智能体深度强化学习的分布式服务编排和资源分配算法,联合优化服务缓存和算网资源分配。Xing 等^[22]在 D2D 辅助的 MEC 系统中提出了一种基于贪婪任务分配的启发式策略,在降低实施复杂度的同时减少了计算延迟。为进一步优化任务分配策略,Sun 等^[23]提出了一种考虑任务间优先级约束的 MEC 架构,并在此基础上提出一种基于贝叶斯网络的进化算法,根据学习到的贝叶斯网络结构所反映的关系对任务进行分解,在最短时间内将数据传输到目的地。Teng 等^[24]通过研究无线电和计算资源的联合分配问题,实现了更高的绿色能源利

用率。Liu 等^[25]利用匹配算法求解子信道分配问题,用序列凸规划算法求解功率分配问题,最大限度提升卸载能效。

考虑到用户体验质量的需求,Mahmud 等^[26]提出了一种基于 QoE 感知的资源分配方案,对不同任务进行优先级排序,并根据任务的当前状态更新网络能力以促进最优任务分配决策。针对边缘云环境,Mahmud 等^[27]提出了另一种资源分配方案,能够在最大化边缘系统收益的同时确保用户的 QoE,实现经济效益和用户体验的双重提升。Li 等^[28]以最大化系统 QoE 为目标,采用博弈论方法将边缘资源分配问题表述为一个潜在博弈,并通过去中心化算法求解该问题。随着以人为本设计理念的进一步深入,未来的网络运营商将更加重视用户体验质量的提升,这也使得资源管理更具挑战性。

1.2.3 缓存管理

作为 MEC 技术的核心应用之一,边缘缓存通过将资源存储在距离用户更近的边缘位置来减轻核心网络压力,缓解 6G 网络中激增的海量移动数据。

为最大限度地减少计算任务的总延迟,Zhang 等^[29]提出一种基于内容推荐算法的无线通信移动边缘缓存技术。Zhang 等^[30]将计算卸载、内容缓存和资源分配问题表述为一个混合整数非线性规划问题,通过设计一棵非对称查找树改进分支和约束方法。考虑到 MEC 服务器因计算能力受限而产生的计算任务队列,Meng 等^[31]将计算分流问题建模为 MDP,在动态瞬时速率估算方法的基础上提出一种新的计算分流解决方案。

针对 MEC 的分布式特性,许多研究都试图在传统的缓存策略上创新算法或设计新的边缘缓存策略。Yang 等^[32]使用深度确定性策略梯度框架来解决单个区域的计算卸载问题,在此基础上提出了一种新的协同缓存算法,显著提高缓存命中率。针对移动云计算或雾计算不可用的情况,Sthapit 等^[33]提出利用线性规划技术对队列网络做出调度决策,虽然能耗略高,但作业完成率显著提高。随着人工智能(artificial intelligence, AI)和大数据分析技术的进步,一些缓存策略可以在任务到达之前预测用户的需求,并在本地预缓存热门内容。Ale 等^[34]提出了一种基于深度学习的主动缓存策略,该策略可以预测连续的用户请求并相应地更新边缘缓存,从而提高流行度预测的准确性,减轻服务器负载。Wang 等^[35]在马尔可夫链的模型下提出一种边缘缓存节点内容选择算法,采用分层缓存策略将数据分为不同的缓存层次,以此提高缓存空间的利用率。考虑

到用户安全,Saputra 等^[36]在深度学习的基础上提出一种新型主动式合作缓存方法,在保护用户隐私的同时降低了内容需求预测的误差。

移动边缘缓存的根本挑战是通过设计有效的缓存策略应对未来移动网络的动态性,使分布式边缘设备的计算和存储资源得到充分利用,实现收益最大化。为解决回程网络的冗余传输问题,Zheng 等^[37]提出一种基于 Stackelberg 博弈的交替方向乘子法,该方法收敛速度快,所需的回程资源也更少。Sufyan 等^[38]提出一种与云计算合作的高效计算卸载方案,在排队理论的基础上将问题建模为非线性多目标优化问题,利用随机梯度下降算法达到联合优化智能设备能耗、时延和成本的目的。

尽管这些复杂的缓存策略能够带来显著的性能提升,但它们也增加了系统的复杂度和实现难度。因此,如何在保证用户体验质量的同时降低缓存策略的复杂度,是研究者们需要重点考虑的问题。

1.2.4 安全防护

安全性和隐私性一直是 MEC 中有待解决的开放性问题。相较于云计算,尽管 MEC 架构为用户提供更为优质的安全保障,但其开放的服务平台也可能导致用户的某个数据集被传播到各个运营商管理的服务器所在地,带来隐私保护方面的难题。因此,如何有效识别并检测恶意节点并评估其可信度成为当前研究的热点和难点。Wang 等^[39]在贝叶斯框架下,利用半环理论动态建立移动边缘节点的信任模型,对边缘节点的能力进行识别和分类,通过调度具有匹配能力的可信节点为用户提供稳定可靠的服务。Iftikhar 等^[40]开发了一种基于信任的边缘设备评估机制,该方案能够在拒绝服务、假冒攻击下检测边缘网络中的恶意和自私节点,并计算信任评估指标。

随着网络攻击手段的不断变化,传统的入侵检测方法已不再适用。Houda 等^[41]设计了一种新颖的 MEC 架构,该架构可以允许多个 MEC 域协作缓解物联网攻击,在确保应用安全的同时保护 MEC 合作者的隐私。Gyamfi 等^[42]通过结合 MEC 和机器学习技术,为资源受限的设备设计一种网络入侵检测系统。Han 等^[43]在部署有 MEC 的车载自组网中设计一种基于安全聚合的解决方案,该方案能够减少重加密计算时间,在保护车辆身份隐私的同时实现机密、高效和可信的数据共享。尽管现有研究已经提出了一些可用于 MEC 系统的隐私模型和协议,但由于 MEC 环境缺乏标准化,基于 MEC 系统的有效隐私解决方案尚未完全实施。

综上所述,作为融合网络和业务的关键媒介,MEC在逻辑上独立性强、安全性强,能够使终端用户获取更加极致的体验、更加丰富的应用以及更加可靠的使用。面对未来复杂多变的通信环境,MEC技术能够通过网络边缘进行本地数据处理和计算,减少网络拥塞或服务器过载延迟,从而满足低时延、大宽带、强保密等一系列6G业务需求。此外,在海量机器互联时代,MEC与其他新兴技术的结合也将进一步推动未来6G智能生态的发展。

2 MEC 应用场景

通过将少量系统资源“下沉”到网络边缘,MEC技术不仅能满足用户低时延、高可靠的服务需求,更能实现网络应用的便捷化、智能化。随着未来移动通信网络对用户服务质量要求的提升,依托MEC技术,移动网络运营商能够实现支持终端融合一体、连接全球无缝的信息服务目标,开启6G万物智联的新局面。因此,作为6G发展的重要驱动力,MEC在未来通信环境中将拥有丰富多样的应用场景,如图3所示。

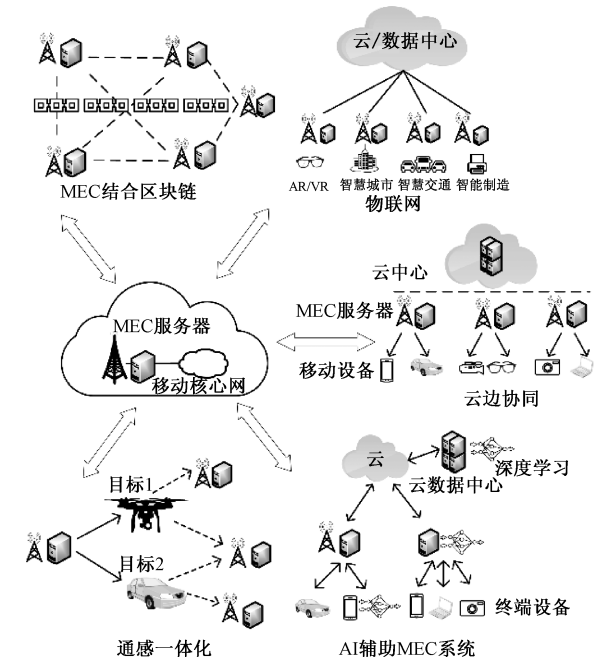


图3 MEC 应用场景

Figure 3 Application scenario for MEC

2.1 物联网

万物互联的IoT时代是未来通信发展的必然,从家用电器到工业机械,物联网极大地改变了我们与周围世界的互动方式,开创了数字连接的新时代^[44]。由于IoT中存在大规模的异构设备^[45],不同的应用场景对服务的需求也有所不同,例如,工业物联网和自动驾驶对时延的要求十分严格^[46],而虚拟

现实技术则需要权衡延迟和能耗以确保用户体验质量。将MEC部署在IoT环境中能够根据用户需求和负载进行灵活调度,以实现平台物理资源的最大化利用。此外,MEC技术利用更接近本地设备的边缘服务器克服了移动设备计算能力和电池寿命的限制,缓解了爆炸式增长的数据流量,更适用于未来复杂多变的通信传输环境,也为物联网提供了一个支持更先进的实时服务的机会。

2.2 MEC 结合区块链

6G时代对下一代移动通信技术提出了超高峰值速率、超高可靠性、超低能耗、无缝连接等性能指标要求,同时带来了系统的安全与隐私、可扩展性和可持续性等方面的风险与挑战,MEC与区块链的融合应用将是应对这些挑战的重要手段^[47-48]。缺乏计算和能源资源会导致MEC系统效率下降,区块链技术作为另一项备受期待的新兴技术,以其独特的链式数据结构、分布式存储和加密算法等特性,展现出了去中心化、可追溯、无法篡改和高安全性等优点^[49]。此外,MEC采用的分布式计算模型与区块链技术具有共性技术特征,两种技术的融合能够为未来通信提供更广阔的发展空间。近年来,MEC与区块链的一些集成技术被提出^[50],在区块链技术的支持下,MEC能够实现边缘计算服务的可靠访问和控制,并在近端为用户提供安全、私密、可信的计算服务,增强物联网的安全性、隐私性和资源的自动化使用。

2.3 AI 辅助 MEC 系统

在5G中,3GPP引入了支持AI的网络数据分析功能(network data analytics function, NWDAF)来促进网络智能化^[51]。作为5G核心网的重要功能,NWDAF利用人工智能技术,通过主动资源管理和智能分析满足物联网多样化且不断发展的业务需求。在5G浪潮的推动下,强实时数据量的迅速攀升和更加多元的数据形态使MEC面临着更加复杂的技术挑战。在这一趋势下,AI算法与MEC的结合应运而生。MEC可以在网络边缘集成人工智能和机器学习算法,以此减少对网络和云端资源的依赖,实现智能决策和实时分析,促进智能和自主应用的发展。二者的融合能够充分挖掘MEC技术优势,AI算法的处理和分析功能也能帮助网络运营商灵活部署多域网络资源,使数据得到更快速、更本地化的处理和分析,从而推动下一代移动通信技术高速发展。

2.4 通感一体化

通感一体化(integrated sensing and communication, ISAC)实现了数据通信和雷达感知相结合^[52],为同时实现数据传输和目标感知提供了一种经济高

效的方法,被视为 6G 网络的关键研究方向之一。目前,学术界和工业界的许多工作都致力于研究 ISAC 的资源分配问题。然而,处理和分析传感数据需要大量的计算资源,由于 ISAC 设备上的计算资源有限,这导致了在处理传感信息时可能会产生较长的通信延迟,日益突出的任务延迟需求和能耗之间的矛盾也成为制约 ISAC 技术进一步发展的关键因素。用 MEC 辅助 ISAC 系统是解决上述问题的一种有效方案,MEC 技术能够将 ISAC 设备上的计算密集型任务迁移到附近有足够计算能力的边缘服务器上,不仅有效提升了数据处理的计算效率,还能将 ISAC 系统的能效最大化。

2.5 云边协同

边缘计算和云计算的结合能够将二者的优点最大化,实现更高效、更可靠的数据处理和应用部署。云边协同主要从资源、数据、应用和服务这 4 个方向实现节点之间的协同,达到边缘支撑云端应用、云端助力边缘本地化的优化总目标。在协同过程中,MEC 能够解决低时延、高可靠的设备接入和数据的实时计算问题,非实时且长周期的数据则交由云计算处理,通过满足不同应用场景的需求达到全局业务整合^[53]。目前,云边协同的应用场景集中在物联网、图像识别、智能交通等领域,在 MEC 等新型现代技术的推动下,云边协同将在未来移动通信网络中创造出更多的产业价值。

3 未来的挑战与展望

MEC 技术不仅促进了信息通信技术与工业经济的深度融合,更加速了 5G 向 6G 时代的过渡。6G 时代的丰富业务应用和极致性能需求,为 MEC 技术的广泛应用和深入发展提供了广阔空间。通过与其他先进技术的融合,MEC 技术将成为 6G 的重要组成部分,为网络服务创新带来无限可能。

3.1 面临的挑战

随着智能化步伐的加快,日益丰富的新应用对传输速率和频谱宽度的要求也逐渐严苛。面向未来通信系统复杂多变的信道环境,MEC 技术必须从实际应用场景出发,通过与其他先进技术的集成真正解决应用环境中的难题。目前,MEC 技术面临着以下技术挑战和应用难题。

(1)互操作性差。互操作性是 MEC 系统大型商业化的关键所在,由于原先的 MEC 标准对现在网络架构的认识不充分,不同的 MEC 平台和设备可能无法与现有系统无缝集成或相互集成,最终影响应用程序在不同边缘环境中的运行。此外,缺乏标准

化协议和接口也会影响不同解决方案之间的互操作性,导致供应商和运营商难以集成来自不同供应商的 MEC 组件。边缘设备之间的互操作性是边缘计算架构大规模落地的关键,标准化的安全措施也是确保整个 MEC 系统安全的重要手段,不同的设备商需要制定标准规范和协作协议,以实现异构边缘设备和系统之间的互操作性。

(2)安全风险高。高安全性和私密性是 6G 的关键特征之一,边缘计算的分布式特性增加了攻击向量的维度,也给 MEC 系统带来了一系列隐私保护及安全问题。在高度动态的未来通信环境中,确保边缘数据和应用的保密性、完整性和可用性至关重要。然而,在以往的工作中,关注点主要集中在资源分配算法上,而不是确保 MEC 服务器和 MD 的安全性。在边缘计算架构中,在数据源的附近进行计算是保护隐私和数据安全的一种有效的方法。但由于网络边缘设备的资源有限,现有的数据安全保护方法并不能完全适用于 MEC 架构。除了复杂多变的通信环境,在不侵犯用户隐私的前提下通过 MEC 服务器访问使用用户资源也是一个全新的挑战。因此,未来的研究仍需要全面解决 MEC 的安全与隐私问题。

(3)移动性管理困难。无论是对移动终端的位置管理还是切换管理,都面临着 MEC 系统移动性管理的巨大挑战。移动终端可以在既定的 MEC 服务器范围内自由移动,也可以从一个 MEC 服务器移动到另一个目标服务器。然而,现有的移动性管理方案并不能满足未来移动网络的要求,特别是在跨服务器迁移时,诱发的资源波动严重影响了会话连接的稳定性,进而降低用户服务质量。因此,如何在 MEC 系统中为用户提供无缝高效的移动性支持成为当前研究的重点。除了考虑用户的移动性,还应考虑 MEC 服务器自身移动性对系统的影响,尤其要注重在实际场景中的可实施性。

(4)可扩展性不足。可扩展性是指系统通过动态分配容量满足用户不断变化的需求,直接影响到系统处理不同工作负载、容纳海量连接设备以及支持复杂多变的应用需求的能力。随着接入设备的爆炸式增长,激增的用户数据量对 MEC 的性能和容量都提出了更高的要求。然而,在分布式系统中增强可扩展性并非易事,因为在不断扩大的网络规模中,边缘节点的计算和存储能力、运行时间等资源存在着显著差异,资源有限的边缘计算节点难以满足多样化的应用需求,硬件和软件组件都面临着可扩展性的挑战。目前的一些研究致力于提升 MEC 系统的可扩展性,却忽略了特定流量场景下可能会导致

节点过载的问题,这也是未来通信需要解决的关键问题之一。

3.2 未来研究方向

在数字经济发展浪潮的推动下,未来 6G 业务正朝着沉浸化、智慧化、全域化的方向深度拓展,MEC 技术亦将在行业应用中实现更深更广的发展,在进一步提升 6G 通信系统性能的同时,助力人类迈向万物智联的新纪元。展望未来,MEC 将在以下几个关键方面进行深入研究,但不局限于此。

(1)超可靠低时延通信。超可靠低时延通信(ultra-reliable low-latency communications, URLLC)作为下一代移动通信网络最具创新性和挑战性的场景,旨在为扩展现实、元宇宙、物联网和自动驾驶等应用提供超低延迟和超高可靠性的服务^[54]。然而,在实际应用中,如何平衡低时延与高可靠性成为一大难题。随着用户数量和需求的增加,URLLC 网络中传统的集中式资源管理和缓存方法已不再适用,甚至会引发高延迟、低系统容量和低资源利用率等一系列问题。MEC 技术凭借其独特优势,被认为是实现 URLLC 的重要架构。通过将计算和存储资源部署在网络边缘,MEC 能够在保障数据安全和隐私的前提下大幅缩短传输时延,有效提升 URLLC 网络的可靠性,展现出广阔的应用前景。

(2)通感算一体化。随着信息和通信技术的不断融合,未来的 6G 网络将不再专注于数据传输这一单一目的,通感算融合能够获得物理环境、网络状态、用户需求等先验信息,从而按需调度通信和计算资源,是实现普惠智能、数字孪生等智慧化业务的有力手段^[55]。MEC 自身的分布式架构与 6G 通感算融合网络的多节点协作特征完美契合,通过设计保障服务连续性的移动性管理方案,MEC 能够有效解决通感算融合网络中的协作节点同步等问题。此外,MEC 能够通过灵活调度计算资源来保证通信资源的合理配置,推动未来移动通信网络从单纯的信息传输媒介转变为通信-感知-计算的综合多功能平台,促进 6G 通感算融合网络持续发展。

(3)星地融合移动通信。实现星地融合的全球广域覆盖是 6G 的标志之一,随着新业务的不断涌现,呈几何倍数增长的数据量将会使网络不堪重负,有限的卫星数量和网络资源也限制了星地融合通信的进一步发展。MEC 技术的加入能够最大限度地减少任务完成时间和卫星资源的使用,在云、网、边间按需分配计算能力,实现低成本的设备互联和数据传输,为用户匹配最佳计算资源。未来,在实现 MEC 的统一技术标准和规范建设后,高度可扩展的

MEC 系统能够与星地融合多维网络架构完美结合,满足多样化的业务需求,以此推动星地融合移动通信方案快速落地。

4 结束语

通过在移动网络的边缘为用户提供计算服务,MEC 能够满足用户多样化和高质量的业务需求,解决未来移动通信技术网络规模持续增长及网络管理更加复杂等问题。本文以全景式视角,通过介绍 MEC 的基本原理及关键技术的研究进展,阐述了 MEC 在未来移动通信中的显著优势及其潜在应用场景。在此基础上,结合实际应用场景总结了 MEC 技术发展潜在的问题,并对未来的发展方向进行了总结和展望。相信在未来,MEC 的研究将继续在移动通信领域大放异彩,为移动边缘的创新发展贡献更多新兴力量。

参考文献:

[1] ZHOU Z, CHEN X, LI E, et al. Edge intelligence: paving the last mile of artificial intelligence with edge computing[J]. Proceedings of the IEEE, 2019, 107(8): 1738-1762.

[2] TABATABAEE MALAZI H, CHAUDHRY S R, KAZMI A, et al. Dynamic service placement in multi-access edge computing: a systematic literature review[J]. IEEE Access, 2022, 10: 32639-32688.

[3] 段文雪, 胡铭, 周琼, 等. 云计算系统可靠性研究综述[J]. 计算机研究与发展, 2020, 57(1): 102-123.

DUAN W X, HU M, ZHOU Q, et al. Reliability in cloud computing system: a review[J]. Journal of Computer Research and Development, 2020, 57(1): 102-123.

[4] HASHIZUME K, ROSADO D G, FERNÁNDEZ-MEDINA E, et al. An analysis of security issues for cloud computing[J]. Journal of Internet Services and Applications, 2013, 4(1): 1-13.

[5] BONOMI F, MILITO R, ZHU J, et al. Fog computing and its role in the Internet of Things[C]//Proceedings of the First Edition of the MCC Workshop on Mobile Cloud Computing. New York: ACM, 2012: 13-16.

[6] YI S H, LI C, LI Q. A survey of fog computing: concepts, applications and issues[C]//Proceedings of the 2015 Workshop on Mobile Big Data. New York: ACM, 2015: 37-42.

[7] SHI W S, CAO J, ZHANG Q, et al. Edge computing: vision and challenges[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2016, 3(5): 637-646.

[8] FIRDHOUS M, GHAZALI O, HASSAN S, et al. Fog computing: will it be the future of cloud computing? [C]//The Third International Conference on Informatics &

- Applications. Piscataway: IEEE, 2014: 8–15.
- [9] MACH P, BECVAR Z. Mobile edge computing: a survey on architecture and computation offloading [J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2017, 19(3): 1628–1656.
- [10] JUNG H, YI J H. A unified framework issue for 5G MEC deployment[C]//2021 International Conference on Information and Communication Technology Convergence (ICTC). Piscataway: IEEE, 2021: 1507–1509.
- [11] CHEN M, HAO Y X. Task offloading for mobile edge computing in software defined ultra-dense network [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2018, 36(3): 587–597.
- [12] REN J K, YU G D, CAI Y L, et al. Partial offloading for latency minimization in mobile-edge computing [C] // IEEE Global Communications Conference 2017. Piscataway: IEEE, 2017: 1–6.
- [13] YANG G S, HOU L, HE X Y, et al. Offloading time optimization via Markov decision process in mobile-edge computing[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2021, 8(4): 2483–2493.
- [14] SUN Z C, MO Y J, YU C. Graph-reinforcement-learning-based task offloading for multiaccess edge computing [J]. IEEE Internet of Things Journal, 2023, 10(4): 3138–3150.
- [15] SHI Y, CHEN S Z, XU X. MAGA: a mobility-aware computation offloading decision for distributed mobile cloud computing[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2018, 5(1): 164–174.
- [16] WANG B, LIU Y Q, SHOU G C, et al. Energy consumption minimization using data compression in mobile edge computing[C]//2020 IEEE/CIC International Conference on Communications in China. Piscataway: IEEE, 2020: 911–916.
- [17] 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.
- [18] XU X L, HE C X, XU Z Y, et al. Joint optimization of offloading utility and privacy for edge computing enabled IoT[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2020, 7(4): 2622–2629.
- [19] DENG X H, SUN Z H, LI D, et al. User-centric computation offloading for edge computing[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2021, 8(16): 12559–12568.
- [20] WAN S H, LI X, XUE Y, et al. Efficient computation offloading for Internet of Vehicles in edge computing-assisted 5G networks[J]. The Journal of Supercomputing, 2020, 76(4): 2518–2547.
- [21] 李云, 高倩, 姚枝秀, 等. 移动边缘计算中智能服务编排和算网资源分配联合优化方法[J]. 通信学报, 2023, 44(7): 51–63.
- LI Y, GAO Q, YAO Z X, et al. Joint optimization method of intelligent service arrangement and computing-networking resource allocation for MEC[J]. Journal on Communications, 2023, 44(7): 51–63.
- [22] XING H, LIU L, XU J, et al. Joint task assignment and resource allocation for D2D-enabled mobile-edge computing[J]. IEEE Transactions on Communications, 2019, 67(6): 4193–4207.
- [23] SUN L, WANG J, LIN B. Task allocation strategy for MEC-enabled IIoTs via Bayesian network based evolutionary computation[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021, 17(5): 3441–3449.
- [24] TENG Y L, CHENG K, ZHANG Y, et al. Mixed-timescale joint computational offloading and wireless resource allocation strategy in energy harvesting multi-MEC server systems[J]. IEEE Access, 2019, 7: 74640–74652.
- [25] LIU B H, LIU C X, PENG M G. Resource allocation for energy-efficient MEC in NOMA-enabled massive IoT networks[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2021, 39(4): 1015–1027.
- [26] MAHMUD R, SRIRAMA S N, RAMAMOCHANARAO K, et al. Quality of Experience (QoE)-aware placement of applications in Fog computing environments[J]. Journal of Parallel and Distributed Computing, 2019, 132: 190–203.
- [27] MAHMUD R, SRIRAMA S N, RAMAMOCHANARAO K, et al. Profit-aware application placement for integrated Fog-Cloud computing environments[J]. Journal of Parallel and Distributed Computing, 2020, 135: 177–190.
- [28] LI S Y, HUANG J W, HU J, et al. QoE-DEER: a QoE-aware decentralized resource allocation scheme for edge computing[J]. IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking, 2022, 8(2): 1059–1073.
- [29] ZHANG Y, HOSSAIN M S, GHONEIM A, et al. COC-ME: content-oriented caching on the mobile edge for wireless communications[J]. IEEE Wireless Communications, 2019, 26(3): 26–31.
- [30] ZHANG J, HU X P, NING Z L, et al. Joint resource allocation for latency-sensitive services over mobile edge computing networks with caching[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2019, 6(3): 4283–4294.
- [31] MENG X L, WANG W, WANG Y T, et al. Closed-form delay-optimal computation offloading in mobile edge computing systems[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2019, 18(10): 4653–4667.
- [32] YANG S, LIU J T, ZHANG F, et al. Caching-enabled computation offloading in multi-region MEC network via

- deep reinforcement learning[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2022, 9(21): 21086–21098.
- [33] STHAPIT S, THOMPSON J, ROBERTSON N M, et al. Computational load balancing on the edge in absence of cloud and fog[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2019, 18(7): 1499–1512.
- [34] ALE L H, ZHANG N, WU H C, et al. Online proactive caching in mobile edge computing using bidirectional deep recurrent neural network[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2019, 6(3): 5520–5530.
- [35] WANG H M, LI Y X, ZHAO X Q, et al. An algorithm based on Markov chain to improve edge cache hit ratio for blockchain-enabled IoT[J]. China Communications, 2020, 17(9): 66–76.
- [36] SAPUTRA Y M, HOANG D T, NGUYEN D N, et al. Distributed deep learning at the edge: a novel proactive and cooperative caching framework for mobile edge networks[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2019, 8(4): 1220–1223.
- [37] ZHENG Z J, SONG L Y, HAN Z, et al. A Stackelberg game approach to proactive caching in large-scale mobile edge networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2018, 17(8): 5198–5211.
- [38] SUFYAN F, BANERJEE A. Computation offloading for distributed mobile edge computing network: a multiobjective approach[J]. IEEE Access, 2020, 8: 149915–149930.
- [39] WANG J P, WANG M F, ZHANG Z Y, et al. Toward a trust evaluation framework against malicious behaviors of industrial IoT[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2022, 9(21): 21260–21277.
- [40] IFTIKHAR A, QURESHI K N, ALTALBE A A, et al. Security provision by using detection and prevention methods to ensure trust in edge-based smart city networks[J]. IEEE Access, 2023, 11: 137529–137547.
- [41] HOUDA Z A E, BRIK B, KSENTINI A, et al. A MEC-based architecture to secure IoT applications using federated deep learning[J]. IEEE Internet of Things Magazine, 2023, 6(1): 60–63.
- [42] GYAMFI E, JURCUT A D. Novel online network intrusion detection system for industrial IoT based on OI-SVDD and AS-ELM[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2023, 10(5): 3827–3839.
- [43] HAN X, TIAN D X, ZHOU J S, et al. Privacy-preserving proxy re-encryption with decentralized trust management for MEC-empowered VANETs[J]. IEEE Transactions on Intelligent Vehicles, 2023, 8(8): 4105–4119.
- [44] MADDIKUNTA P K R, PHAM Q V, NGUYEN D C, et al. Incentive techniques for the Internet of Things: a survey[J]. Journal of Network and Computer Applications, 2022, 206: 103464.
- [45] MURSIA P, SCIANCALEPORE V, GARCIA-SAAVEDRA A, et al. RISMA: reconfigurable intelligent surfaces enabling beamforming for IoT massive access[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2021, 39(4): 1072–1085.
- [46] AAZAM M, ZEADALLY S, HARRAS K A. Deploying fog computing in industrial Internet of Things and industry 4.0[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2018, 14(10): 4674–4682.
- [47] HEWA T, GÜR G, KALLA A, et al. The role of blockchain in 6G: challenges, opportunities and research directions[C]//2020 2nd 6G Wireless Summit (6G SUMMIT). Piscataway: IEEE, 2020: 1–5.
- [48] ZHU Y X, ZHENG G, WONG K K. Blockchain-empowered decentralized storage in air-to-ground industrial networks[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2019, 15(6): 3593–3601.
- [49] WANG K Y, TU Z Y, JI Z Z, et al. Faster service with less resource: a resource efficient blockchain framework for edge computing[J]. Computer Communications, 2023, 199: 196–209.
- [50] TULKINBEKOV K, KIM D H. Blockchain-enabled approach for big data processing in edge computing[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2022, 9(19): 18473–18486.
- [51] CAO J, MA M D, LI H, et al. A survey on security aspects for 3GPP 5G networks[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2020, 22(1): 170–195.
- [52] QI Q, CHEN X M, KHALILI A, et al. Integrating sensing, computing, and communication in 6G wireless networks: design and optimization[J]. IEEE Transactions on Communications, 2022, 70(9): 6212–6227.
- [53] 刘昊, 张景超, 毛万登, 等. 智慧换流站云边协同数据交互方法[J]. 郑州大学学报(工学版), 2022, 43(5): 104–110.
- LIU H, ZHANG J C, MAO W D, et al. Cloud edge collaboration data interaction method of intelligent converter station[J]. Journal of Zhengzhou University (Engineering Science), 2022, 43(5): 104–110.
- [54] 伏玉笋, 杨根科. 无线超可靠低时延通信: 关键设计分析与挑战[J]. 通信学报, 2020, 41(8): 187–203.
- FU Y S, YANG G K. Wireless ultra-reliable and low-latency communication: key design analysis and challenge[J]. Journal on Communications, 2020, 41(8): 187–203.
- [55] LIN W W, HUANG T S, LI X, et al. Energy-efficient computation offloading for UAV-assisted MEC: a two-stage optimization scheme[J]. ACM Transactions on Internet Technology, 2022, 22(1): 1–23.