

移动边缘计算资源分配综述

梁广俊^{1,2}, 王 群¹, 辛建芳^{3,4}, 李 梦¹, 许 威²

¹江苏警官学院计算机信息与网络安全系 南京 中国 210031

²东南大学信息科学与工程学院 南京 中国 211189

³安徽工程大学电气工程学院 芜湖 中国 241000

⁴南京邮电大学通信与信息工程学院 南京 中国 210003

摘要 在万物互联的物联网时代,云计算凭借超强的计算能力和存储能力提供了主流的大数据处理方案。随着5G的正式商用,面对5G+物联网呈爆炸式增长的终端设备以及低时延、低功耗的用户需求,基于云计算的大数据处理方案逐渐显露弊端。分布式的面向移动终端的大数据处理方案——移动边缘计算呼之欲出。本文通过对比云计算、边缘计算和移动边缘计算的概念和相关特征,引入移动边缘计算的定义及八大典型应用场景,进一步列举出移动边缘计算的发展历程。随后,归纳出移动边缘计算的几种国际标准模型以及框架设计的相关研究,结合移动边缘计算资源分配的关键问题进行梳理。最后,提出移动边缘计算的未来的研究方向和挑战。

关键词 移动边缘计算; 标准模型; 资源分配; 卸载

中图法分类号 TN92 DOI号 10.19363/J.cnki.cn10-1380/tn.2021.05.15

Survey of Mobile Edge Computing Resource Allocation

LIANG Guangjun^{1,2}, WANG Qun¹, XIN Jianfang^{3,4}, LI Meng¹, XU Wei²

¹ Department of Computer Information and Network Security, Jiangsu Police Institute, Nanjing 210031, China

² School of Information Science and Engineering, Southeast University, Nanjing 211189, China

³ School of Electrical Engineering, Anhui University of Engineering, Wuhu 241000, China

⁴ School of Communication and Information Engineering, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China

Abstract In the era of Internet of Things, cloud computing provides mainstream big data processing solutions with its super computing power and storage capabilities. With the official commercialization of 5G, in the face of the explosive growth of 5G+ Internet of Things terminal equipment and user needs with low latency and low power consumption, cloud computing-based big data processing solutions have gradually revealed their drawbacks. A distributed big data processing solution for mobile terminals-mobile edge computing is just around the corner. This article compares the concepts and related characteristics of cloud computing, edge computing and mobile edge computing, and further enumerates the development history of mobile edge computing. Subsequently, several international standard models for mobile edge computing and research on frame design were summarized, and combing the key issues of mobile edge computing resource allocation. Finally, the future research directions and challenges of mobile edge computing are proposed.

Key words mobile edge computing; standard model; resource allocation; offloading

1 引言

2019年6月6日,工业和信息化部正式向中国电信集团有限公司、中国移动通信集团有限公司、中国联合网络通信集团有限公司、中国广播电视网络有限公司等四家企业颁发了基础电信业务经营许可证,批准四家企业经营“第五代数字蜂窝移动通信业务”,这标志着中国的5G时代拉开序幕。11月

8日,世界物联网大会、中国信息协会、外交理事会主办的2019世界物联网大会在中国北京隆重开幕。大会主席何绪明作了“推动5G物联世界·创造全球智慧经济”主题报告,他指出物联网的发展不仅推动了数字经济智能化、社会发展的进步,还促进了社会变革和产能转型。预计到2025年全球物联网产值将达到30万亿美元的市场体量。全球5G网络的布局应用将为集数字化、智能化为一体的物联网提

通讯作者:辛建芳,博士,讲师,Email:xinjf@126.com。

本研究得到江苏警官学院高层次引进人才科研启动项目(No. JSPI19GKZL407),安徽省高等教育研究计划一般项目(No. Grant TSKJ2015B18)资助。

收稿日期:2020-05-26; 修改日期:2020-10-23; 定稿日期:2021-03-05

供技术保证, 进一步推动物联网新经济、物联网产业的发展。

在万物互联的新时代, 以云计算(Cloud Computing, CC)为代表的大数据处理方案获得极大的关注, 云计算超强的计算能力可以集中式的解决计算和存储问题, 然而, 面对 5G+物联网(Internet of Things, IoT)爆炸式增长的终端设备以及低时延、低功耗的用户需求, 分布式的面向移动终端的大数据处理方案——移动边缘计算(Mobile Edge Computing, MEC)呼之欲出。不同于 CC 数据中心的处理方案, MEC 计算采用分布式数据处理, 更能满足万物互联背景下应用服务低延时、低功耗和高可靠性的需求, 从而使得云服务创造出更高的经济效益。

关于 MEC 的综述性成果, 国内外已经有少量文献, 例如, Yuyi Mao 等 2017 年在 *IEEE Communications Surveys & Tutorials* 上发表的“A Survey on Mobile Edge Computing: The Communication Perspective”, 李子姝等 2018 年在《电信科学》上发表的“移动边缘计算综述”, 董思岐等 2019 年在《计算机科学》上发表的“移动边缘计算中的计算卸载策略研究综述”。然而。随着 MEC 最近 2~3 年研究热度的持续上升, 最近 2~3 年涌现出大量的关于 MEC 的研究成果, 本文旨在针对 MEC 在计算分流和资源分配领域系统的梳理, 特别 2018 年之后的 MEC 领域研究成果, 期望能有抛砖引玉的效果。

2 MEC 的定义及典型应用场景

2.1 边缘计算与移动边缘计算

2.1.1 边缘计算的兴起

自 2005 年开始, 云计算的提出和广泛应用已经极大的改变了人们日常工作和生活的方式, 然而随着 5G 的商用和物联网时代的到来, 海量终端设备伴随着异构网络的出现, 传统的集中式云计算数据处理模式已经不能完全高效的处理网络边缘设备所产生的海量数据。

2016 年, 施巍松等给出边缘计算(Edge Computing, EC)的定义, 边缘计算是指在网络边缘执行计算的一种新型计算模型, 边缘计算操作的对象包括来自云服务的下行数据和来自于万物互联服务的上行数据。边缘计算中的“边缘”是个相对概念, 指从数据源到云计算中心路径之间的任意计算和网络资源, 是一个连续统^[1]。本文主要针对 MEC 中的边缘设备资源分配问题展开研究, 着重梳理近 3 年来的研究成果。

2.1.2 云计算 V.S. 边缘计算 V.S. 移动边缘计算

本节比较云计算、边缘计算和移动边缘计算的定义及特点、主要应用领域、优势以及存在的问题等等, 如表 1 所示。从本质上讲, 它们是不同的 IT 资源和技术能力的共享形式, 采用不同的资源交付和使用模式。

表 1 云计算 V.S. 边缘计算 V.S. 移动边缘计算
Table 1 CC V.S. EC V.S. MEC

	云计算 Cloud Computing, CC	边缘计算 Edge Computing, EC	移动边缘计算 Mobile Edge Computing, MEC
成熟的概念提出	2006 年 谷歌公司	2013 年 美国太平洋西北国家实验室	2016 年 欧洲电信标准协会
定义及特点	通过网络“云”将巨大的数据计算处理程序分解成无数个小程序, 然后, 通过多部服务器组成的系统进行处理和分析这些小程序得到结果并返回给用户。	边缘计算是指在网络边缘执行计算的一种新型计算模型, 边缘计算操作的对象包括来自云服务的下行数据和来自于万物互联服务的上行数据。	通过构建在无线电接入网侧的云服务环境, 使一定的网络服务和网络功能脱离核心网络, 实现节省成本、降低时延和往返时间、优化流量、增强物理安全和缓存效率等目标。
计算类型	分布式计算	分布式计算	分布式计算
主要应用领域	广泛应用在互联网、金融等各个行业	物联网、智能制造等	以移动通信网络为代表的各种无线接入网
优势	强大的算力、降低 IT 架构和系统构建的成本	低延时、适应能力强	高性能、低延迟与高带宽的电信级服务
存在问题	信息基础设施建设压力大、安全性和数据私密性保护	计算能力、安全性和数据私密性保护	拥塞、容量、安全性

CC 是分布式计算技术的一种, 其最基本的概念, 是透过网络将庞大的计算处理程序自动分拆成无数个较小的子程序, 再交由多部服务器所组成的庞大系统经搜寻、计算分析之后将处理结果回传给用户。

透过这项技术, 网络服务提供者可以在数秒之内, 达成处理数以千万计甚至亿计的信息, 达到和“超级计算机”同样强大效能的网络服务。

EC 起源于传媒领域, 是指在靠近物或数据源头

的一侧,采用网络、计算、存储、应用核心能力为一体的开放平台,就近提供最近端服务。其应用程序在边缘侧发起,产生更快的网络服务响应,满足行业在实时业务、应用智能、安全与隐私保护等方面的基本需求。边缘计算处于物理实体和工业连接之间,或处于物理实体的顶端。

MEC可利用无线接入网络就近提供电信用户IT所需服务和云端计算功能,而创造出一个具备高性能、低延迟与高带宽的电信级服务环境,加速网络中各项内容、服务及应用的快速下载,让消费者享有不间断的高质量网络体验。

需要指出的是,边缘计算的概念可能比移动边缘计算更广一些,移动边缘计算节点是基站带计算能力,边缘计算节点除此之外还包括了私有云,

cloudlet等。

2.1.3 MEC 的定义

MEC 是一种基于移动通信网络的全新的分布式计算方式,通过构建在无线电接入网(Radio Access Network, RAN)侧的云服务环境,使一定的网络服务和网络功能脱离核心网络,实现节省成本、降低时延和往返时间、优化流量、增强物理安全和缓存效率等目标。在数据爆炸和智能设备激增的物联网时代,MEC处于庞大的异构网络的边缘,如图1所示。MEC是针对业务场景需求的不同,在靠近人、物或者数据源头的网络侧,提供具有一定功能的开放平台,实现本地化的边缘智能服务,满足快捷连接、实时响应、智能应用等不同行业的需求。边缘云根据不同的智慧交通的业务需求,可部署在不同的位置。

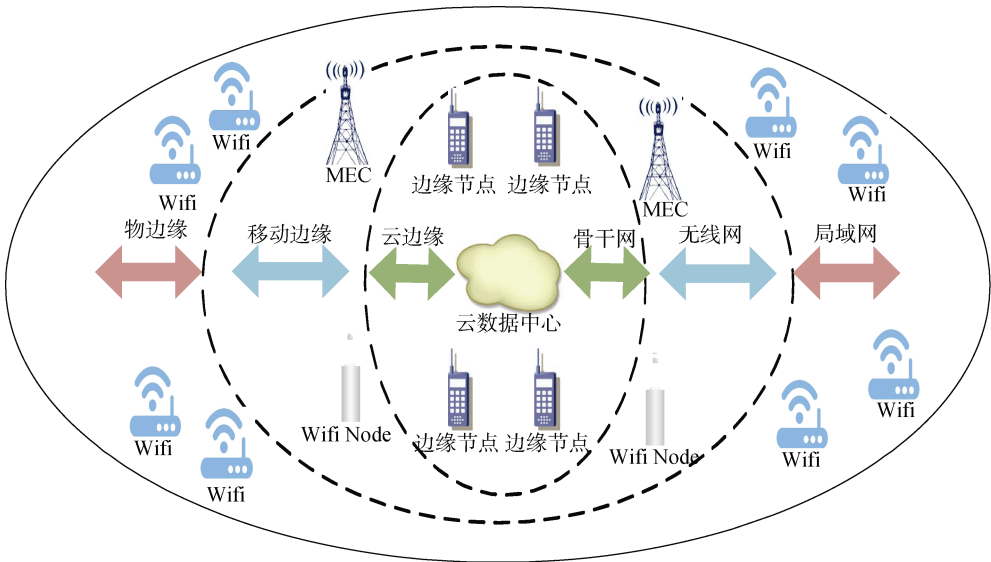


图1 物联网时代移动边缘计算的位置
Figure 1 Positioning of MEC in the IoT era

基于 MEC,终端用户可以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,具体来说,MEC具有如下优势:

(1)低延迟:移动服务的延迟是两个部分的集合:计算延迟和通信延迟。对于计算延迟,CC具有强大的计算能力优势,比MEC设备(例如,BS)的计算能力高几个数量级。但是,与MEC设备相比,CC需要更多用户的参与,从而缩小CC在计算延迟方面的差距。相比之下,通过短的传播距离和简单的协议,MEC有潜力在对延迟至关重要的5G应用中实现触觉级延迟。相对于CC动辄几十甚至上百公里的数据传输距离,MEC的信息传播距离通常不超过1 km。MEC可以极大的降低由于网络中流量控制、路由和其他网络管理操作可能会导致过多的

延迟。

(2)低功耗:由于结构紧凑,IoT设备的能量存储有限,频繁的电池充电/更换也是不切实际的,为数百亿个IoT设备供电仍然是设计IoT架构的关键挑战。通过设计有效的MEC策略,可以将计算密集型任务从IoT设备转移到边缘设备,以减少其能耗,通过有效地支持泡沫计算,MEC是延长IoT设备电池寿命的有前途的解决方案。

(3)增强隐私保护:与移动云计算(Mobile Cloud Computing, MCC)相比,增强移动应用程序的隐私保护的功能也是MEC带来的诱人好处。在MCC系统中,CC平台是远程公共大型数据中心,如阿里巴巴的飞天系统、亚马逊的AWS和微软Azure,由于用户信息资源的高度集中很容易受到攻击。此外,用户

数据的所有权和管理权的分离会引起私人数据泄漏和丢失的问题。例如, 2019 年 7 月, 中国智能家居公司欧瑞博(Orvibo)的数据库泄露涉及超过 20 亿条 IoT 日志, 包括了从用户名、Email 地址、密码到精确位置等内容^[2]。2019 年 10 月, 美国数据公司 People Data Labs 和 OxyData.io 的 Elasticsearch 服务器暴露涉及泄露了 12 亿人的敏感信息, 泄露的数据包括姓名、电子邮件地址、电话号码、LinkedIn 和 Facebook 的个人信息^[3]。MEC 针对用户的隐私保护问题提供一种有效的解决方案。一方面, 由于边缘服务器的分布式部署, 小规模的使用性质和较低的价值信息浓度, MEC 服务器不太可能成为安全攻击的首选目标。其次, 许多 MEC 服务器本身就是私有的 cloudlet, 可以减轻对信息泄漏的担忧, 能够保证用户和服务器之间敏感信息交互的安全性。

(4)提高用户体验: 区分 MEC 和 MCC 的另一个关键功能是 MEC 服务器的位置更加靠近用户端, 可

以充分利用边缘设备与最终用户的接近度来收集一些用户特征信息, 例如行为、位置和环境等, 通过深度学习等智能手段, 更好为用户服务, 想用户之所想, 行用户之所欲行。

2.2 MEC 的八大典型应用场景

MEC 位于 5G 的“中央”, 是一个“硬件+软件”的系统, 通过在移动网络边缘提供 IT 服务环境和云计算能力, 以减少网络操作和服务交付的时延。其技术特征主要包括“邻近性、低时延、高宽带和位置认知”, 未来有广阔的应用前景, 例如车联网(Internet of Vehicles, IoV)、虚拟现实(Virtual Reality, VR)、增强现实 (Augmented Reality, AR)、视频优化加速、监控视频分析等。互联网数据中心(Internet Data Center, IDC)预测显示, 2018 年将有 40%的数据要在网络边缘侧分析、计算与存储。MEC 强调靠近用户提供计算能力, 应用场景非常丰富, 如图 2 所示, 列出 MEC 的八大常见应用场景。

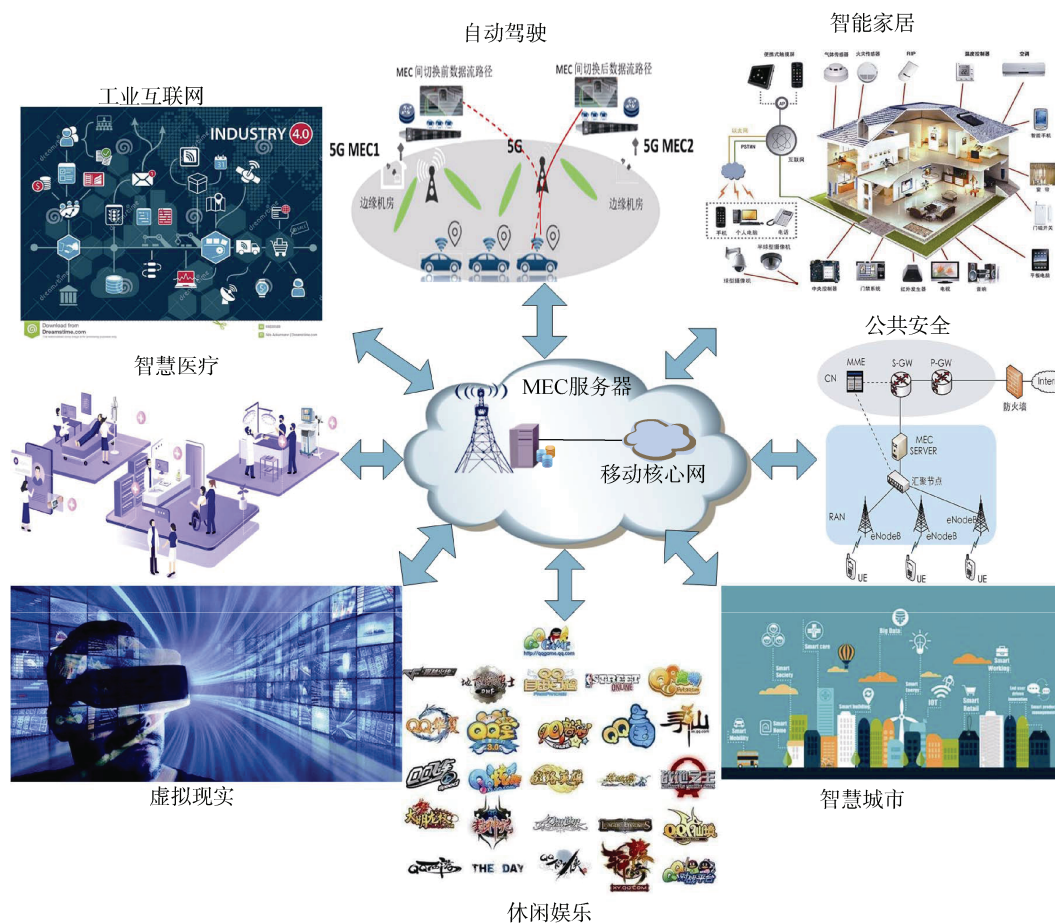


图 2 MEC 的八大应用场景

Figure 2 Eight application scenarios of MEC

2.2.1 MEC 在公共安全中的应用

公共安全涉及社会的方方面面, 如消防、出行等

等, 影响着广大民众的生活。随着智慧城市和平安城市的建设, 大量传感器被安装到城市的各个角落,

用于提升公共安全。2019 年,“雪亮工程”入选中央一号文件,文件提出加快建设信息化、智能化农村社会治安防控体系,45 个示范城市(区)重点公共区域视频覆盖率达到 96%。公安大数据战略、智慧检修和“数字法治·智慧司法”建设实现深入实施。

“雪亮工程”的全面推进,使得公安系统有了大量视频资源保障公共安全,但是大部分 IP 摄像头都不具备前置的计算功能,都需要将数据传输至大数据中心进行处理,甚至需要人工的方式进行数据筛选,因此基于 MEC 的前端视频处理技术研究势在必行。文献[4]提出一种基于边缘计算的视频监控框架,可以通过在前端或者靠近视频源的位置,对视频内容进行判断,从而检测摄像头故障、内容错误以及根据内容对视频质量进行动态调整,并与附近的边缘设备协同实时地对视频进行处理,同时和周边摄像头进行联动,充分保障公共安全。文献[5]探讨计算机视觉目标识别与跟踪处理技术与 5G 通信相结合,在当前视频监控系统基础上,运用移动边缘计算技术设计构建第三代智能视频监控系统,展望了在各类行业和家庭的应用前景。

2.2.2 MEC 在自动驾驶中的应用

目前国内车联网技术以 C-V2X(Cellular-Vehicle to Everything)为主,可实现车车、车路、车云的直连通信,为实现智慧交通提供更可靠、高效的网络服务。2018 年 11 月,工业和信息化部发布了 20MHz 带宽的车联网频谱(5905~5925MHz 频段),用于 V2X 智能网联汽车的直连通信技术。C-V2X 的出现催生出了一系列新的应用场景,例如自动驾驶、车联网以及智能交通。Intel 在 2016 年的报告指出,一辆自动驾驶车辆一天产生的数据为 4TB,这些数据无法全部上传至云端处理,需要在边缘节点(汽车)中存储和计算。文献[6]面向多车传感器信息融合与时效性共享问题,提出基于感知-通信-计算融合的智能车联网方法与解决思路,有助于提高自动驾驶车辆的协同环境感知能力,并通过移动边缘计算技术降低车间感知信息传输负载,提高多车协同的信息融合与处理效率,最终实现基于多车智能协同的安全自动驾驶。文献[7]深入探索 MEC 与车联网场景的深度融合,详细分析 MEC 的网络架构、车联网场景中 MEC 的部署以及 MEC 在应用中的关键技术和挑战,并给出 MEC 与 C-V2X 融合的网络规划,最后结合具体的应用案例分析 MEC 在车联网场景中的应用。

2.2.3 MEC 在虚拟现实中的应用

VR/AR 技术的出现彻底改变用户与虚拟世界的交互方式的认知。为保证用户体验,VR/AR 的图片渲

染需要具有很强的实时性。研究表明:将 VR/AR 的计算任务卸载到边缘服务器或移动设备,可以降低平均处理时延。MEC 的高带宽、低时延和移动接入特性,将是实现 VR 高体验的最佳实现方式。文献[8]针对基于云服务的虚拟现实对数据传输速率的高要求以及对传输时延的敏感性问题,提出并设计基于移动边缘计算技术的云 VR 系统方案,主要包括基于视点的 VR 处理和混合数模传输优化,能够实现更加稳健高效的传输,达到更好的 VR 用户体验。文献[9]从 VR 的成本和体验两方面考虑,首先分析了基于传统硬件架构的 VR 的优缺点,然后描述 MEC 对 VR 成本和体验带来的益处,最后以 VR 视频直播场景为例,描述了基于 MEC 的 VR 关键技术。

2.2.4 MEC 在工业互联网中的应用

工业互联网(Industrial Internet, II)是运用机器、计算机和人员使用业务转型所取得的先进的数据分析成果,从而实现智能化的工业操作。工业互联网作为中国智能制造发展的重要支撑已经得到国家的高度认可与充分重视,“十三五”规划、中国制造 2025、“互联网+”、“深化制造业与互联网融合发展”等国家的重大战略都明确地提出要大力发展 II。

在 II 领域的应用实践中,对于工业实时控制及边缘设备安全隐私的要求较高,并且产生的数据需要本地化处理,因此将边缘计算应用于 II 成为了行业发展的方向。2018 年,工业互联网联盟(Industrial Internet Coalition, IIC)正式发布了《工业物联网边缘计算介绍》白皮书,旨在阐述边缘计算对于工业物联网应用的价值,并总结了 II 边缘计算模型的独特性和从云到边缘计算的关键驱动力。文献[10]介绍边缘计算的基本概念以及 II 智能制造边缘计算的发展现状,通过分析工业互联网、智能制造、边缘计算之间的关系,以及工业互联网智能制造边缘计算行业典型案例,总结了工业互联网智能制造边缘计算的核心问题,并提出了其面临的挑战。文献[11]探讨 5G 和 MEC 在工业组网、支撑工业系统方面的价值,分析工业领域存在的问题及对新技术的需求,提出 5G 和 MEC 在工业内外网组网架构中的应用方案,并对工业边缘云架构、典型应用场景等进行讨论。

2.2.5 MEC 在智能家居中的应用

随着物联网技术的发展,智能家居系统得到进一步的发展,其利用大量的物联网设备(如温湿度传感器、安防系统、照明系统)实时监控家庭内部状态,接受外部控制命令并最终完成对家居环境的调控,以提升家居安全性、便利性、舒适性。Berg Insight 的调查报告显示,欧美和北美洲的智能家居数据将在

2019 年达到 6800 万。然而, 随着智能家居设备的不断普及, 且这些设备通常都是异构的, 如何管理这些异构设备将会是一个亟待解决的问题, 如设备的命名、数据的命名以及设备的智能联动, 由于家庭数据的隐私性, 用户并不总是愿意将数据上传至云端进行处理, 尤其是一些家庭内部视频数据。移动边缘计算可以将智能家居产生的家庭数据推送至家庭内部网关, 从而减少家庭数据的外流, 从而降低数据外泄的可能性, 提升系统的隐私性。文献[12]考虑 MEC 的作用与智能家居的需求, 以节约计算资源及提高计算资源利用率为前提, 将 MEC 应用于智能家居环境, 构建基于个人计算机平台的智能家居 MEC 系统。在计算资源有限的情况下, 该系统相比单纯使用云计算系统可提供更高的服务质量及更好的扩展性, 且易于部署和管理。文献[13]提出一种基于移动边缘计算构建智能家居控制系统, 该系统分为终端感知层、边缘处理层及控制应用层, 其中感知层选用搭载 ZigBee 协议栈的 CC2530 芯片进行设计、组网、感知; 边缘处理层选用搭载 Android 系统的 Tiny6410 开发板作为上位机; 控制应用层选择方便入门且开源的 Android 智能设备开发。

2.2.6 MEC 在智慧城市中的应用

智慧城市是利用先进的信息技术, 实现城市智慧式的管理和运行。2016 年阿里云提出了“城市大脑”的概念, 实质是利用城市的数据资源来更好地管理城市, 2017 年 10 月 Alphabet 旗下城市创新部门 Sidewalk Labs 建造名为 Quayside 的高科技新区, 并希望该智慧城市项目能够成为全球可持续和互联城市的典范。2019 年, 第二届龙湾论坛在宁波杭州湾新区举行, 全球首个集成 V2X/5G 通讯、MEC 等技术, 面向智慧城市、智能交通和自动驾驶等应用领域的综合性示范点——宁波杭州湾智慧城市国家级示范项目于论坛现场签约^[14]。然而, 智慧城市的建设所依赖的数据具有来源多样化和异构化的特点, 同时涉及城市居民隐私和安全的问题, 移动边缘计算系统可以有效管理智慧城市中的多来源数据, 提高了数据共享的范围和安全性, 从而实现智慧城市中数据价值的最大化, 是一个很好的解决方案。

文献[15]分析中国智慧城市的发展现状与瓶颈、当前城市交通面临的问题与挑战, 从顶层设计的角度, 探讨了智慧城市的发展思路及其与智能交通发展的关系; 提出了作为智慧城市基本单元的移动边缘服务器的主要功能和核心优势; 展望了智慧城市与智能交通建设背景下未来边缘服务器的深度应用展望。文献[16]从 MEC 的基本概念入手, 探求技术

应用背后的系统本质属性, 展望移动边缘计算重点应用领域和发展趋势。面对随之而来的机遇和挑战, 提出移动边缘计算驱动智慧城市发展的建议, 作出未来智慧城市蓝图的展望。

2.2.7 MEC 在医疗卫生中的应用

在医疗卫生行业, 各种医疗设施实时产生海量数据, 如果采用移动边缘计算技术, 各个数据单元将能够收集并及时处理来自现场医疗应用程序、医疗管理系统以及越来越多的医疗保健相关物联网设备的信息, 而无需通过广域网(Wide-Area Network, WAN)或虚拟专用网络(Virtual Private Network, VPN), 从而可以更大程度的缓解医疗资源供给不平衡的现状, 促进医疗卫生体制的改革。

2019 年, 中国移动研究院、中国移动河南公司与郑州大学第一附属医院共同签署了智慧医疗战略合作协议, 三方将共同围绕 5G 智慧医疗标准化、5G 医疗专网方案落地以及 5G 创新应用等内容开展合作。MEC 为 5G 医疗生态产业链提供基础支撑, 在网络边缘的智能网关就近采集数据并处理, 而不需要将大量数据传送到中心的核心平台, 而医院本地化服务器就有大量采集的数据需快速处理分析, 如各类检查结果的上传下载、专家诊断库、病例库、住院信息、医疗风险处理等大量信息存储在服务器中需开展业务访问、读取、分析、处理, 并实现患者定位、无线输液、无线监护、移动查房、机器人查房、应急救援、远程会诊、远程超声等新型 5G 应用, 每个场景将带来新的体验和商业价值^[17]。文献[18]研究面向智慧医疗的移动边缘计算体系的安全与隐私保护问题, 通过介绍面向智慧医疗的移动边缘计算体系及其架构, 阐述移动边缘计算中智慧医疗所遭遇的安全隐患, 并介绍部分学者针对安全隐患提出的解决方案, 最后总结了安全防护框架及探讨该框架下安全与隐私保护的具体方案。

2.2.8 MEC 在休闲娱乐中的应用

根据 RESEARCH AND MARKETS 今年最新报告称, 全球数字游戏市场预计将以 15.7% 的复合年增长率增长, 预计到 2023 年将达到 2649 亿美元^[19]。再看游戏工委的 2019 年《中国游戏产业报告》, 全年中国游戏市场实际销售收入 2308.8 亿元, 同比增长 7.7%, 中国游戏用户规模达到 6.4 亿人, 同比增长 2.5%。中国的电子竞技产业也越来越受到重视, 已成为世界上最具影响力和最具潜力的电子竞技市场。中国电子竞技游戏市场收入从 2018 年的 834.4 亿元增长至 2019 年的 947.3 亿元, 增加 112.9 亿元, 同比增长 13.5%。移动游戏市场实际收入保持持续上升,

占市场份额的68.5%, 客户端游戏市场和网页游戏市场继续萎缩, 分别占市场份额的26.6%和4.3%。

业界都关注到了移动游戏巨大潜力, 如近几年大热的AR、VR、云游戏等等。但正是这种“高需求”不断考验着如今最薄移动设备的物理限制, 既轻便放进口袋的同时, 又想配备尽可能多的处理器, 的确是一大挑战。移动边缘计算可以减少移动设备的工作量和电量消耗, 同时保持高端游戏表现。当工作负载在网络边缘运行时, 数据只需要行进最小的必要距离, 从而减少相关的延迟时间。玩家也不必担心“定期”购买最新昂贵的主机或专业游戏PC, 只需购买他们喜欢的游戏即可。文献[20]通过对5G核心网中网络开放功能和MEC架构的分析, 提出了应用网络开放功能和MEC组合, 为游戏用户提供高可靠和低时延的网络服务。通过在MEC部署游戏加速平台, 监测和分析用户使用情况, 并将分析结果并将分析结果反馈到5G网络, 通知网络为用户建立高优先级的连接, 达到为用户使用游戏业务加速的目的, 提升用户使用体验。

3 移动边缘计算的发展历程

在2006年8月9日, Google首席执行官Eric Schmidt在搜索引擎大会(SESSanJose2006)首次提出CC的概念。十余年来, CC已经成为了计算机领域最令人关注的话题之一, 是继互联网、计算机后在信息时代有一种新的革新, 是信息时代的一个大飞跃, 也

是大型企业、互联网建设着力研究的重要方向^[21-22]。2009年2月“飞天”诞生, 阿里巴巴创立阿里云, 开启了中国的云时代。十一年来, 阿里云已成长为全球领先的云计算及人工智能科技公司, 为200多个国家和地区的企业、开发者和政府机构提供服务。

思科公司于2012年提出雾计算^[23-24], 并将雾计算定义为迁移云计算中心任务到网络边缘设备执行的一种高度虚拟化计算平台。它通过减少云计算中心和移动用户之间的通信次数, 以缓解主干链路的带宽负载和能耗压力。与此同时, 2012年, 中国科学院启动了战略性先导研究专项, 称之为下一代信息与通信技术倡议, 其主旨是开展“海云计算系统项目”的研究^[25], 其核心是通过“云计算”系统与“海计算”系统的协同与集成, 增强传统云计算能力, 其中, “海”端指由人类本身、物理世界的设备和子系统组成的终端。

2013年, 美国太平洋西北国家实验室的Ryan LaMothe在一份2页纸的内部报告中提出“Edge Computing”一词, 首次给出边缘计算的概念^[26]。此时, 边缘计算的涵义已经既有云服务功能的下行, 还包括万物互联服务的上行。经过学术界的不断完善, 2016年5月, 美国韦恩州立大学施巍松教授团队给出边缘计算的一个正式定义: 边缘计算是指在网络边缘执行计算的一种新型计算模型, 边缘计算操作的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^[27]。

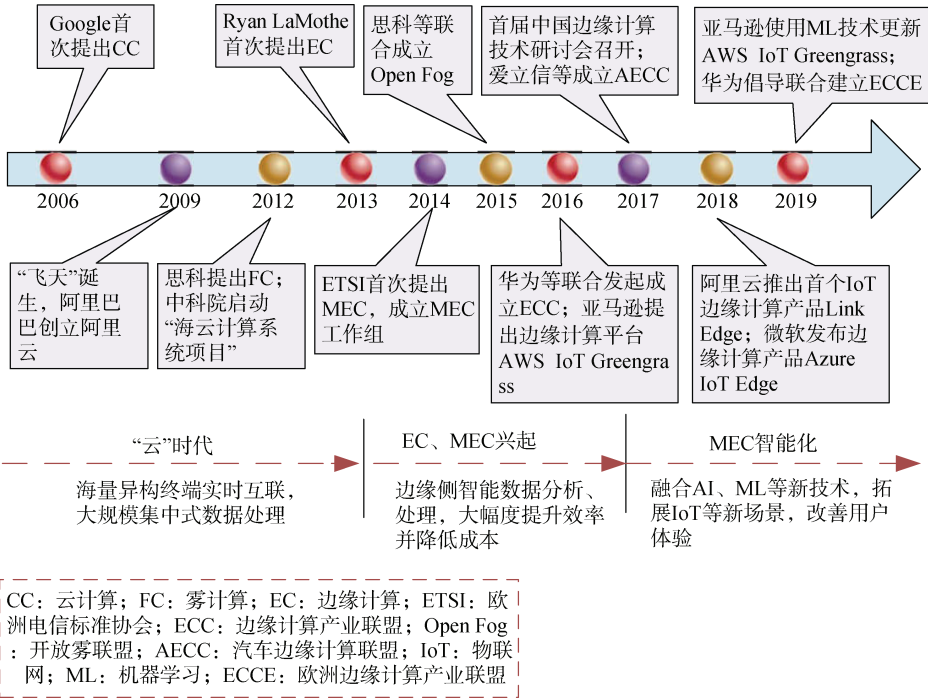


图3 MEC的发展历程
Figure 3 The development history of MEC

MEC 的概念最早是由欧洲电信标准协会(European Telecommunication Standard Institute, ETSI)于 2014 年提出的, 并被定义为“在移动用户附近提供 RAN 内的 IT 和云计算功能”的新平台^[28]。2014 年 10 月, ETSI 推出 MEC 行业规范组, 2015 年 9 月, ETSI 发表关于 MEC 的白皮书。技术人员进一步发现这种边缘计算技术的优势已经突破了移动接入技术, 融合了 Wi-Fi 和固定接入技术, 并在 2017 年 3 月将移动边缘计算行业规范工作组正式更名为多接入边缘计算 (Multi-access Edge Computing, MEC), 致力于更好地满足边缘计算的应用需求和相关标准制定。

2015 年 11 月, 思科、ARM、戴尔、英特尔、微软和普林斯顿大学联合成立开放雾(Open Fog, OF)联盟, 主要致力于推进和应用场景在边缘的结合, 该组织于 2018 年 12 月并入了工业互联网联盟。2016 年 11 月, 华为技术有限公司、中国科学院沈阳自动化研究所、中国信息通信研究院、英特尔、ARM 等在北京成立了边缘计算产业联盟(Edge Computing Consortium, ECC), 致力于推动“政产学研用”各方产业资源合作, 引领边缘计算产业的健康可持续发展。2017 年 5 月首届中国边缘计算技术研讨会在合肥开幕, 同年 8 月中国自动化学会边缘计算专委会成立, 标志着边缘计算的发展已经得到了专业学会的认可和推动。

2017 年 8 月, 爱立信、英特尔、日本 NTT 与丰田近日成立了一个名为汽车边缘计算联盟(Automotive Edge Computing Consortium, AECC)的新联盟, 以开发连接汽车的网络和计算生态系统, 更多地关注使用边缘计算和高效网络设计来增加网络容量, 以适应汽车大数据。

亚马逊的边缘平台通过 AWS IoT Greengrass 提供, 该服务于 2016 年提出, 并于 2017 年 6 月全面上市。2019 年 5 月, AWS 的边缘计算平台 AWS IoT Greengrass, 以机器学习推理支持的形式进行了改版。

在微软 2018 年度开发者大会上, 微软公司发布“Azure IoT Edge”等边缘侧产品, 将业务重心从 Windows 操作系统转移到智能边缘计算方面, 通过将部分工作负荷移至边缘, 设备将消息发送到云所花费的时间可以更少, 并且设备可以对状态更改更快地做出响应。

2018 年 3 月 28 日, 阿里云宣布战略投入边缘计算技术领域, 并推出首个 IoT 边缘计算产品 Link Edge, 将阿里云在云计算、大数据、人工智能的优势

拓宽到更靠近端的边缘计算上, 打造云、边、端一体化的协同计算体系。

2019 年, 在第二届欧洲边缘计算论坛上, 华为与多家合作伙伴(18 家厂商和组织)达成意向, 将共同努力, 联合建立欧洲边缘计算产业联盟(Edge Computing Consortium Europe, ECCE)。旨在创建一个可以在智能制造以及其他工业物联网应用和网络运营商之间部署的标准参考架构和技术栈。

4 MEC 标准模型和框架研究

4.1 MEC 的标准模型

4.1.1 欧洲电信标准化协会的 MEC 架构

EISI 制定的“MEC 全球标准 003 版本”(GSMEC003)中, ETSI 定义了移动边缘计算基于网络功能虚拟化(Network Function Virtualization, NFV)的参考架构^[24]。根据 ETSI 的定义, 移动边缘计算侧重的是在移动网络边缘给用户 IT 服务的环境和云计算的能力, 意在靠近移动用户来减少网络操作和服务交付的时延。移动边缘计算架构分为 3 级: 系统层、主机层和网络层, 如图 4 所示。ETSI 提出的系统架构中展示了 MEC 的功能要素和每个功能要素之间的参考节点。

其中, 系统层结构由 MEC 系统级管理、用户和第三方实体组成。MEC 系统级管理用于掌握部署的 MEC 主机、可用资源、可用 MEC 服务和整个网络拓扑; 加载用户或第三方应用程序包, 包括检查包的完整性和真实性, 验证应用程序的规则和要求, 必要时进行调整以满足运营商策略; 记录加载的数据包并准备虚拟基础架构管理器以进一步处理应用程序, 以便它可以根据应用程序处理的要求管理虚拟化基础架构, 例如分配、管理和释放虚拟化基础架构的虚拟化资源; 基于延迟、可用资源等选择或重新选择适当的 MEC 主机应用程序。

4.1.2 英特尔的 MEC 框架

英特尔对 MEC 的整体架构也做了定义^[9]: MEC 处于无线网络接入点和有线网络之间, 因为传统的无线接入网拥有业务本地化和近距离部署的优势, 从而带来的是高带宽和低时延的传输能力。MEC 模式下通过将网络业务“下沉”到更加接近用户的无线网络接入侧, 直接的好处就是用户能明显感受到传输时延减小, 网络拥塞情况被显著控制。MEC 提供应用程序编程接口(Application programming interface, API), 对第三方开放基础的网路能力, 使得第三方可以根据业务需求完成按需定制和交互, 具体如图 5 所示。

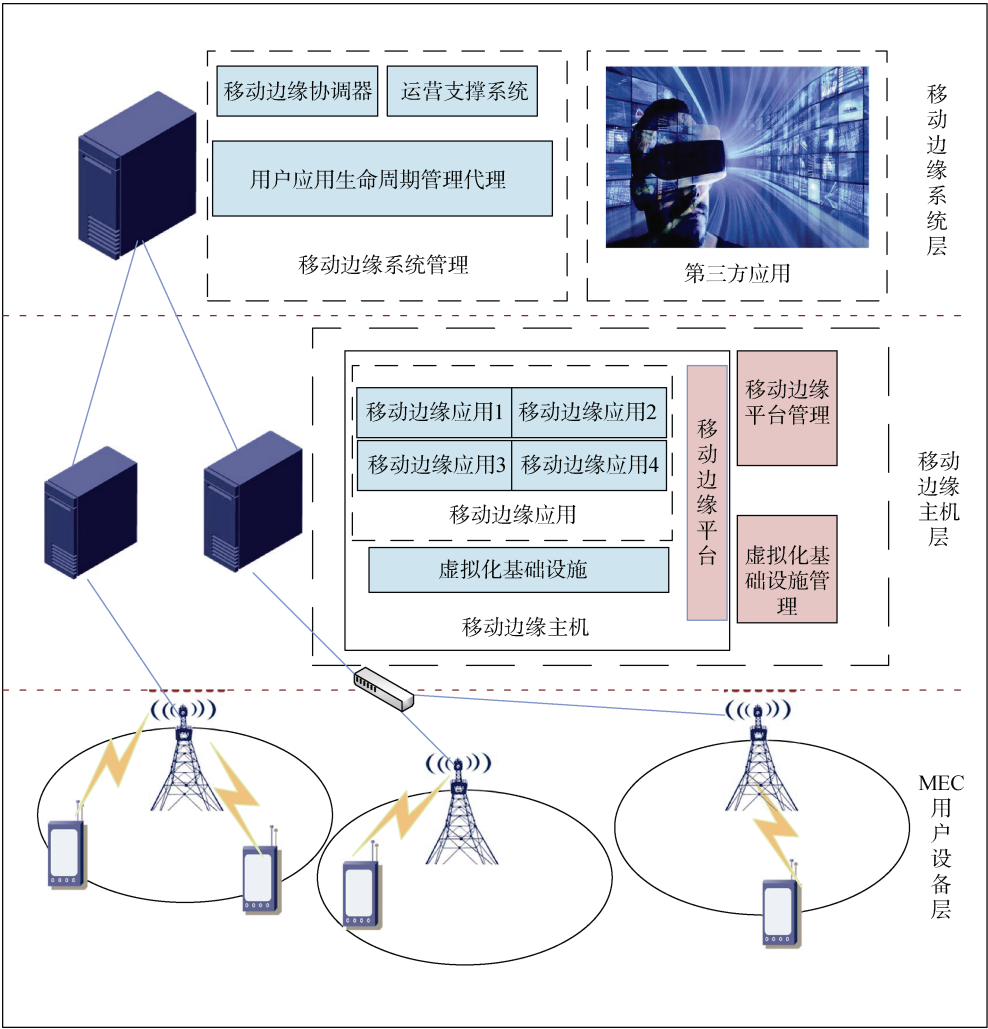


图 4 EISI 制定的 MEC 框架
Figure 4 MEC framework developed by EISI

4.1.3 3GPP 基于 5G 的 MEC 框架

下图显示了如何在 5G 网络中以集成方式部署 MEC 系统。

在图 6 右侧的 MEC 系统中, MEC 编排器是 MEC 系统级功能实体, 它充当 AF, 可以与网络暴露功能 (Network Exposure Function, NEF)交互, 或者在某些情况下直接与目标 5G 交互 NEF。在 MEC 主机级别上, MEC 平台可以再次与这些 5G NEF 交互, 再次扮演 AF 的角色。MEC 主机(即主机级功能实体)最常部署在 5G 系统中的数据网络中。虽然 NEF 作为核心网络功能是与类似 NEF 一起集中部署的系统级实体, 但 NEF 的实例也可以部署在边缘, 以允许从 MEC 主机进行低延迟, 高吞吐量的服务访问。

在本白皮书中, 假设将 MEC 部署在 N6 参考点上, 即 5G 系统外部的数据网络中。通过灵活地定位 UPF 可以启用此功能。除了 MEC 应用程序之外, 分布式 MEC 主机还可以容纳作为 MEC 平台服务的消

息代理, 以及另一个将流量引导到本地加速器的 MEC 平台服务。选择将服务作为 MEC 应用程序还是作为平台服务运行可能是实现选择, 并且应考虑访问服务所需的共享和身份验证级别。最初可以将诸如消息代理之类的 MEC 服务部署为 MEC 应用程序, 以获得上市时间优势, 然后随着技术和业务模型的成熟而成为 MEC 平台服务。

管理用户移动性是移动通信系统中的核心功能。在 5G 系统中, 访问和移动性管理功能(Access Mobile Function, AMF)处理与移动性相关的过程。此外, AMF 还负责终止 RAN 控制平面和非接入层程序, 保护信令的完整性、注册管理、连接和可达性, 并与针对接入和移动性事件的合法拦截功能进行接口, 为访问层提供身份验证和授权, 并托管安全锚功能。通过 AMF 为其他 NEF 提供通信和可达性服务, 订阅接收有关移动性事件的通知。

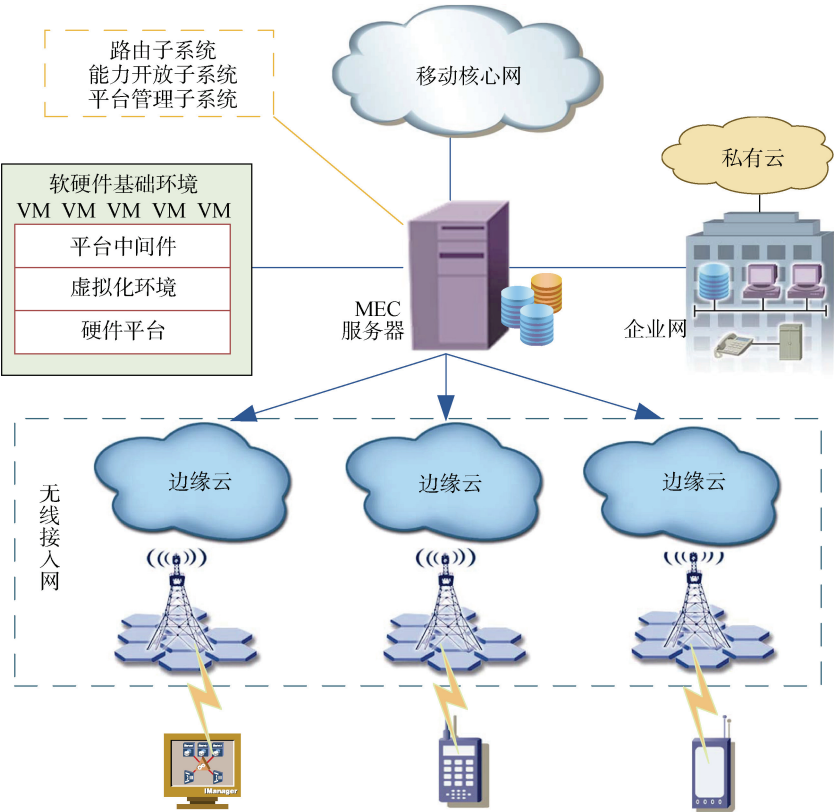


图 5 英特尔制定的 MEC 框架
Figure 5 MEC framework developed by Intel

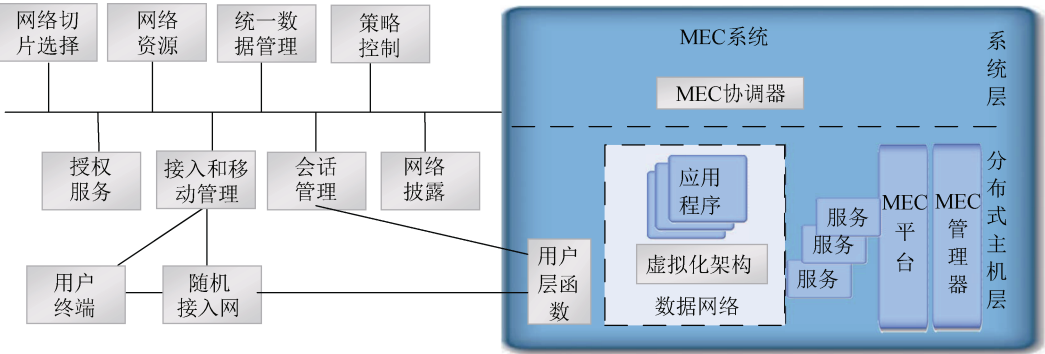


图 6 3GPP 制定的 MEC 框架
Figure 6 MEC framework developed by 3GPP

与 AMF 相似, 会话管理功能(Session Management Function, SMF)担负着重要的职责。SMF 提供的一些功能包括会话管理, IP 地址分配和管理, DHCP 服务, UPF 的选择/重新选择和配置, UPF 的流量规则, 合法拦截会话管理事件, 收费和支持漫游。由于可以在集中式云和边缘云中提供 MEC 服务, 因此 SMF 在选择和控制 UPF 以及配置其流量控制规则方面起着至关重要的作用。SMF 公开了服务操作, 以允许作为 5G AF 的 MEC 管理 PDU 会话, 控制策略设置和流量规则以及订阅有关

会话管理事件的通知。

4.2 MEC 的框架研究与设计

作为 CC 的有效补充, 文献[29]于 2016 年提出移动边缘云的概念, 同时提出一种工作共享模型 Honeybee, 使用著名的工作窃取方法的改编来负载均衡异构移动节点之间的独立作业, 从而能够容纳随机离开和加入系统的节点。

针对虚拟化系统, 实现在与不同虚拟服务提供商关联的所有用户之间共享通信、计算和缓存资源, 文献[29-30]在 2017 年分别提出以信息为中心的异构网

络边缘计算框架。文献[29]将虚拟资源分配策略表述为联合优化问题, 采用了基于乘法器交替方向法的分布式算法, 大大降低计算复杂度和信令开销。文献[30]针对支持全双工(Full Duplex, FD)的小型蜂窝网络(Small Cellular Network, SCN), 提出具有 MEC 和缓存功能的虚拟 FD-SCN 框架, 将用户的体验质量和相应的资源消耗分别表征为系统收入和开销, 联合考虑用户关联、功率控制和资源分配问题, 最后采用交替迭代方向法来获得具有低计算复杂度的最优解。

移动服务提供商(Mobile Service Provider, MSP)通过将云无线接入网络(cloud radio access network, C-RAN)与移动边缘云计算技术集成在一起, 可以有效地处理不断增长的移动流量并增强移动设备的功能。2018 年开始, 部分学者提出针对 C-RAN 与 MEC 的集成框架。文献[31]通过联合调度 C-RAN 中的网络资源和 MEC 中的计算资源来最大化 MSP 的利润, 提出一种 MSP 功率性能折中的统一框架, 将资源调度问题表述为随机问题, 并使用扩展的 Lyapunov 技术优化提出的框架。文献[32]进一步利用 Lyapunov 技术提出一种针对小蜂窝基站(SBS)的对等卸载框架, 并在 SBS 的能耗约束的条件下优化了框架的系统性能。文献[33]提出一种协同卸载框架, 通过触发卸载动作来增加用户设备的计算能力, 针对能耗最小化问题, 提出 UE 的分散式本地决策算法, 以估计可能的本地资源消耗, 进一步提出一种集中决策和资源分配算法, 以进行 ME-RAN 中的决策和资源分配。

移动边缘计算技术可以减轻移动用户的计算限制, 并通过计算分流来延长其寿命, 2018 年, 文献[34-35]针对计算分流机制提出相应的 MEC 框架。文献[34]提出的框架由面向用户的资源高效计算分载机制和面向网络运营商的联合通信与计算资源分配

机制组成, 针对用户的资源高效计算分流问题, 以通过确定资源占用最少的最佳通信和计算资源配置文件, 满足 QoS 约束的同时减少了用户的资源占用。文献[35]提出一种异构网络中的两层计算卸载框架, 为多任务移动边缘计算系统制定了联合计算分流和用户关联问题, 最大程度地降低总体能耗, 通过联合优化了计算资源分配和传输功率分配。

为了满足 5G 对超低延迟的要求, 2018 年文献[36-37]针对 5G MEC 架构展开研究。文献[36]在基于 MEC 的体系结构中分配所有节点的容量, 分配流量以满足延迟百分比为约束, 即至少有一部分流量满足延迟限制, 提出一种两阶段迭代优化方法来尝试优化基于 MEC 的体系结构中的容量和流量分配。文献[37]提出一种非独立的基于 5G ETSI MEC 的架构, 提出的分层分布式体系结构在边缘分配用户平面, 控制平面集中用于同步和辅助目的, 设置功能服务器靠近最终用户, MEC 体系结构可实现低延迟服务的部署, 满足用户设备的可扩展性, 可以在特定位置动态分配网络资源。

5 MEC 资源分配的关键问题研究

MEC 可利用无线接入网络就近提供电信用户 IT 所需服务和云端计算功能, 而创造出具备高性能、低延迟与高带宽的电信级服务环境, 加速网络中各项内容、服务及应用的快速下载, 让消费者享有不间断的高质量网络体验。MEC 一方面可以改善用户体验, 节省带宽资源; 另一方面通过将计算能力下沉到移动边缘节点, 提供第三方应用集成, 为移动边缘入口的服务创新提供了无限可能。MEC 为用户提供大量便利的同时, 对服务商的 MEC 资源分配策略提出巨大挑战, 学术界对此展开了深入而细致的研究, 如图 7 所示。

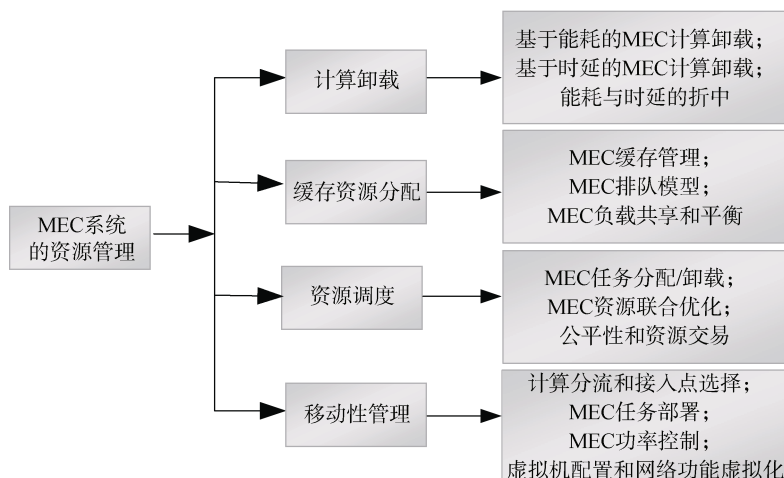


图 7 MEC 资源管理的关键问题

Figure 7 Key Issues of MEC Resource Management

5.1 MEC 计算卸载

5.1.1 基于能耗的 MEC 计算卸载

文献[45-50]针对 MEC 资源分配的能耗问题展开研究。文献[45]针对 5G 异构网络中 MEC 的节能计算卸载(Energy-Efficient Computation Offloading, EECO)机制展开研究, 考虑任务计算和文件传输的能耗, 提出一个最大程度地减少卸载系统的能耗的优化问题。结合 5G 异构网络的多路访问特性, 设计一种卸载和无线电资源分配的 EECO 方案, 以在延迟约束下获得最小的能耗。文献[46]考虑一个多移动用户 MEC 系统, 其中多个智能移动设备(Smart Mobile Device, SMD)要求将计算任务转移到 MEC 服务器。为了最大程度地降低 SMD 的能耗, 联合优化卸载选择、无线电资源分配和计算资源分配问题被归结为混合整数非线性规划(Mixed Integer Nonlinear Programming, MINLP)问题, 提出一种基于重构线性化技术的分支定界方法, 通过设置求解精度来获得最佳结果或次优结果。文献[47]研究小蜂窝网络 MEC 中的节能计算卸载管理方案, 通过联合优化计算分流决策、频谱、功率来最大程度地减少所有用户设备(User Equipment, UE)的能耗。UE 的计算分流决策不仅需要确定是否要卸载, 还需要确定在哪里卸载。提出的 MINLP 的计算卸载问题是 NP-hard 问题, 设计一种联合遗传算法(Genetic Algorithm, GA)和粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)的次优算法。文献[48]考虑用于任务卸载的小型蜂窝网络体系结构的能源效率, 从任务计算和通信方面对卸载的能耗进行建模, 提出卸载的能量优化问题, 旨在最大程度地减少系统的总体能耗, 考虑来自计算能力和服务延迟要求的约束, 设计出一种基于人工鱼群算法的次优算法。文献[49]研究异步 MEC 系统的节能资源管理策略, 首先考虑具有任意到达期限命令的一般情况, 提出一个基于数据传输的单项能耗模型的优化问题, 讨论分时和计算截止时间约束下的总移动能耗最小化资源管理策略。文献[50]提出一种移动边缘云无线电接入网(mobile edge cloud-radio access network, ME-RAN)架构, 该架构由移动边缘云(mobile edge cloud, ME)作为计算提供平台和 RAN 作为通信组成接口。通过触发卸载动作来增加用户设备的计算能力, 考虑有限的计算和通信资源来减少所有 UE 的能耗, 提出的能耗最小化问题被证明是一种非凸混合整数规划, 通过分散式本地决策算法和集中决策资源分配算法进行 ME-RAN 中的决策和资源分配。

5.1.2 基于时延的 MEC 计算卸载

文献[51-58]针对 MEC 资源分配的时延问题展开研究。文献[51]提出一种在具有两个 cloudlet 服务器

的情况下最小化服务延迟的方法, 通过虚拟机迁移来控制处理延迟, 并进一步控制传输功率来改善传输延迟。文献[52]通过在雾无线接入网络(Fog radio access network, F-RAN)中提出一种松散耦合的体系结构来减轻前传的沉重负担, 并实现超低延迟, 该体系结构中的 F-RAN 节点可以无限制地参与联合的分布式计算和内容共享。为了满足最小等待时间需求的通信, 在每个 F-RAN 节点的前传容量和计算能力的约束下实现超低延迟, 提出一种混合整数非线性规划问题, 给出一种联合贪婪算法的分布式计算方法, 以寻求次优的解决方案。文献[53]考虑具有联合通信和计算资源分配的多用户时分多址系统中的等待时间最小化问题, 分别研究三种不同的计算模型, 即局部压缩, 边缘云压缩和部分压缩卸载。首先导出局部和边缘云压缩模型的最佳资源分配和最小系统延迟的闭式表达式。然后针对部分压缩卸载模型, 提出分段优化问题, 并证明最优数据分段策略具有分段结构。最后, 提出一种最优的联合通信和计算资源分配算法。文献[54]针对当前基于云的网络中存在的不可接受的处理延迟和沉重的链路负担, 将任务节点(Task Node, TN)的计算任务卸载到位于网络边缘的雾节点(Fog Node, FN), 提出一种雾网络中自愿节点(Voluntary Node, VN)之间任务调度的通用分析模型, 其中 VN 自愿提供其服务于相邻 TN 的能力, 进一步提出一种新颖的时延最优任务调度算法, 以根据 VN 的能力来获得时延最优卸载算法。文献[55]提出一种车联网多平台智能卸载和资源分配算法, 该算法可以动态组织计算资源, 以提高下一代车载网络的性能。考虑到任务计算问题, K 近邻算法用于选择任务卸载平台(即云计算, 移动边缘计算或本地计算)。针对非本地计算中的计算资源分配问题和系统复杂性, 采用强化学习的方法解决了资源分配的优化问题。文献[56]研究用于多服务器蜂窝边缘计算系统中延迟最小化的资源调度问题。通过定义基于延迟的 Lyapunov 函数, 无需假设流量统计就可以导出蜂窝边缘计算系统中的通信延迟和计算延迟的公式, 提出一种资源调度算法, 该算法直接最小化了通信延迟和计算延迟的加权和。文献[57]提出一种联合通信和计算资源分配问题, 以最大程度地减少所有移动设备的加权和等待时间。根据标准化的回程通信能力和标准化的云计算能力, 给出具有封闭形式的最佳任务分割策略。通过分析四种特殊情况, 将原始的联合通信和计算资源分配问题进一步转化为等效的凸优化问题, 并利用凸优化理论获得封闭形式的计算资源分配策略。文献[58]提出一

种数字孪生边缘网络 (Digital Twin Edge Networks, DITEN)的构想, 其中边缘服务器的数字孪生(Digital Twins, DTs)估计边缘服务器的状态, 而整个 MEC 系统的 DT 为卸载决策提供训练数据。在 DITEN 中提出一种移动卸载方案, 以在用户移动期间在累积的消耗的服务迁移成本的约束下最小化卸载等待时间。利用 Lyapunov 优化方法将长期迁移成本约束简化为多目标动态优化问题, 然后通过 Actor-Critic 深度强化学习解决该问题。

5.1.3 能耗与时延折中研究

将计算密集型任务从移动设备迁移到资源更丰富的云服务器是一种有前途的技术, 可以提高移动设备的计算能力, 同时节省电池电量, 文献[37-44]针对能耗和延迟之间的折中展开研究。文献[37]考虑多输入多输出(Multiple Input Multiple Output, MIMO)多小区系统, 将计算能力卸载问题表述为传输预编码矩阵和计算资源云分配的联合优化, 为了最大程度地减少总体用户的能耗, 同时满足延迟限制, 提出一种基于新的连续凸逼近的迭代算法, 可以收敛到原始非凸问题的局部最优解。文献[38]提出一个雾和云之间的最佳工作负载分配问题, 以最小的功耗和受服务延迟限制的方式实现。通过将原始问题分解为相应子系统的三个子问题, 使用近似方法解决该问题, 可以分别解决该问题。文献[39]将卸载问题表述为无线电资源的联合优化, 设计最优的传输预编码矩阵和计算资源分配的同时最大程度地减少总体用户的能耗, 并满足延迟限制。最终的优化问题是非凸的, 但在单用户情况下可以封闭形式计算全局最优解。在更具挑战性的多用户方案中, 提出一种基于新颖的连续凸逼近技术的迭代算法, 该算法收敛到原始非凸问题的局部最优解。文献[40]考虑单小区和多小区 MEC 网络方案, 将智能设备电池的剩余能量被引入到能耗和等待时间的加权因子的定义中, 提出一种能量感知的卸载方案, 可以在有限的能量和敏感延迟下共同优化通信和计算资源的分配, 进一步提出一种基于内部惩罚函数的迭代搜索算法。文献[41]研究雾云计算系统中功耗与传输延迟之间的权衡, 提出一个工作负载分配问题, 该问题主要针对雾和云之间的最佳工作负载分配, 以最小的功耗实现了服务延迟。通过将原始问题分解为相应子系统的三个子问题, 获得该问题的近似解。文献[42]针对混合雾/云系统中的计算卸载问题, 联合优化卸载决策以及计算资源、射功率和无线电带宽的分配, 同时确保用户公平性和最大可容忍延迟。提出一种低复杂度次优算法来解决该问题, 该算法通过半确

定松弛和随机化获得卸载决策, 并使用分数规划理论和 Lagrangian 对偶分解获得资源分配。考虑到 EH 在 MEC 中的影响因素, 文献[43]提出一种在线动态任务分配计划, 以研究具有 EH 功能的 MEC 系统的能耗与执行延迟之间的折中。基于 Lyapunov 优化方法, 获得有关移动设备的 CPU 周期频率和数据传输功率的最佳调度, 以达到电池能量水平的稳定性以及能耗和执行延迟之间的权衡。文献[44]研究任务转移到 MEC 的时延和可靠性之间的权衡。提供一种框架, 用户设备将任务划分为子任务, 并将其依次卸载到多个附近的边缘节点(Edge Node, EN)。提炼出该框架下的资源优化问题, 以共同最小化等待时间和卸载失败概率, 分别设计三种基于启发式搜索, 重构线性化技术和半确定松弛的算法, 并通过优化 EN 候选选择, 卸载顺序和任务分配来解决该问题。

5.1.4 MEC 计算卸载小结

针对 MEC 资源分配能耗问题的研究, 通常围绕任务计算和文件传输的能耗展开, 提出的能耗最小化问题是一个 MINLP, 同时也是 NP-hard 问题, 目前的文献采用分支定界法给出近似解, 或者采用智能算法(GA、PSO 等)去寻优。MEC 资源分配的时延问题也是一个 MINLP, 可以采用能耗问题相似的求解方法。最近的文献有同时考虑能耗和时延最小的多目标优化问题, 是一个值得深入研究的角度。关于能耗与时延折中研究, 除了多目标优化算法, 基于 Lyapunov 优化方法也是主流的研究角度, 但是目前的分数规划理论和 Lagrangian 对偶方法等大多只能给出次优解, 并能很难获得好的实时结果。

5.2 MEC 缓存资源分配

5.2.1 MEC 缓存管理

移动边缘缓存是一种有希望的方式, 可以减少用户感知的延迟并提高无线网络的传输数据速率。然而, 基站(Base Station, BS)的缓存容量趋于受到限制, 并且用户对内容的兴趣多样, 这使得内容放置决策对于网络性能优化至关重要。此外, 由于灵活的用户-BS 关联, 优化彼此耦合的内容传递和放置更加复杂。文献[59-66]针对 MEC 系统的缓存管理问题展开研究。

为了在软件定义超蜂窝网络(Software-Defined Hyper-Cellular Network, SD-HCN)中实现有效的内容缓存和传递, 文献[59]提出一种将 SD-HCN 的平均内容供应成本(例如, 时延, 带宽等)最小化的分析框架, 该框架以总存储容量为约束条件, 在集中控制基站(Control Base Station, CBS)和分布式业务基站(Traffic Base Station, TBS)上联合优化存储分配和内容放置。

为了求解这个 NP 问题, 首先在 CBS 和 TBS 之间引入了基线非合作性缓存策略。然后, 通过利用 CBS 和 TBS 之间的纵向协作以及 TBS 之间的横向协作, 提出一种有效的协作边缘缓存策略。借助内容缓存和上下文感知的能力, MEC 可以提供低延迟和自适应比特率的视频流, 以提高 RAN 的服务提供能力。文献[60]提出一种 MEC 增强型自适应比特率(Adaptive Bit Rate, ABR)视频传输方案, 该方案将内容缓存和 ABR 流技术结合在一起, MEC 服务器充当控制组件, 以实现视频缓存策略并灵活地调整视频的传输比特率版本。通过 Stackelberg 博弈来处理每个基站占用的存储资源, 进一步提出联合缓存和无线电资源分配算法来提高缓存命中率和系统吞吐量。文献[61]研究具有一个服务提供商(Service Provider, SP), 大量边缘节点(EN)和具有时间依赖请求的移动用户的边缘网络。提出一种用于边缘缓存的融合且可扩展的 Stackelberg 博弈, 该博弈被分解为两种子博弈, 一种是存储分配博弈(Storage Allocation Game, SAG), 另一种是用户分配博弈(User Allocation Game, UAG)。提出的基于 Stackelberg 博弈的乘法器交替方向方法, 以分布式方式求解 SAG 或每个 UAG, 收敛速度快, 占用更少的回程资源。

文献[62]研究一种联合缓存和计算资源分配机制, 以有效地调度移动边缘网络的资源。提出一种 Stackelberg 博弈, 以分析 MEC 服务器与多个 BS 之间的分配问题。MEC 服务器旨在将价格强加给 BS, 以最大化其收入, 而 BS 竞争确定它们可以在 MEC 服务器上占用的缓存/计算空间, 以提高其服务用户的体验质量。BS 之间的竞争被表述为非合作子游戏, 其中每个 BS 被设计为最大化可由 MEC 服务器提供服务的请求率。文献[63]评估不同缓存更新和替换算法的网络能耗问题。首先, 提出一种基于请求模式的主动缓存算法, 与其他缓存算法(例如最近最少使用, 最少使用和基于流行度的缓存)相比, 可以潜在地提高缓存命中率。然后, 通过将网络总能耗分解为传输和存储能耗, 提出一种移动边缘缓存的能耗评估模型。为了进一步提高能效并满足用户对延迟的要求, 文献[64]联合优化多用户 MEC 系统的缓存、计算和通信资源。将提出的联合优化问题分解为两个子问题, 分别优化缓存策略和资源分配, 然后在每次迭代中通过凸优化交替优化这些子问题。为了进一步加快算法的收敛速度, 提出了一种基于线性加权的高效缓存策略初始化方案。文献[65]研究启用缓存的无线网络中的内容放置和内容交付策略。为了同时描述端到端用户感知的延迟和数据速率的有效容量

作为用户的效用度量, 考虑到内容缓存和内容交付在不同的时间范围内运行。针对内容缓存, 提出一个内容放置问题, 考虑了用户的不同活动级别和不同的内容偏好, 将问题分解为两个子问题, 提出了一种迭代的关联感知内容放置算法。针对内容传递, 提出用户-BS 关联问题, 设计一种可识别缓存的用户-BS 关联算法。文献[66]研究 MEC 环境中的协作缓存问题, 旨在最大程度地降低系统成本, 包括数据缓存成本, 数据迁移成本和服务质量(Quality-of-Service, QoS)损失。将此协作边缘数据缓存问题(Collaborative Edge Data Caching, CEDC)建模为约束优化问题, 并证明它是 NP 完全的。提出一种基于 Lyapunov 优化的 CEDC 在线算法, 无需任何未来信息即可在线工作, 并且可证明具有接近最佳的性能。

5.2.2 MEC 排队模型

由于 MEC 服务器的计算能力有限, 需要考虑它的计算任务队列。在这种情况下, 移动终端(Mobile Terminal, MT)上的任务队列和 MEC 服务器上的任务队列以级联方式强烈耦合, 这产生了复杂的相互依赖性并带来了新的技术挑战。文献[67-72]针对 MEC 队列的排队网络展开研究。文献[67]使用排队网络对传感器网络进行建模, 然后使用线性编程技术来制定调度决策。提出的几种集中式和分布式算法, 与基准非卸载情况相比, 能耗稍高, 但是, 作业完成率得到了显着提高, 从而提高了整体系统性能。文献[68]研究 MEC 网络中由传输队列和计算处理队列组成的两级串联队列, 首先通过两阶段串联队列推导 MEC 的有效容量, 在 QoS 保证下归结联合带宽和计算资源分配问题, 以最大化网络的总收入, 提出一种基于乘数交替方向法(Alternating Direction Method of Multipliers, ADMM)的有效算法来降低计算复杂度, 该算法可以将复杂的 NP 问题分解并转化为一些凸子问题。文献[69]将计算分流问题建模为无限地平线平均成本马尔可夫决策过程(Markov Decision Process, MDP), 并将其近似为具有反射的虚拟连续时间系统。引入动态瞬时速率估计, 推导不同情况下的闭式近似优先级函数。基于近似优先级函数, 提出一种封闭形式的多级充水计算分流解决方案, 以表征本地队列状态信息和远程队列状态信息的影响。

文献[70]研究提供移动边缘计算(MEC)服务的 BS 的资源建模和管理。在提出的建模中, BS 被认为是由多个多类型服务器组成的排队网络。优先考虑优先级不同的上行传输用户, 下行传输用户和 MEC 用户。假定它们的服务请求是动态到达的, 并且也可以动态地得到服务。使用这样的通用资源建模, 可以

基于排队网络理论来分析这些用户之间的交互,得出具有不同优先级的每种服务类型的平均延迟。文献[71]提出一种新的系统设计,通过应用极值理论,对任务队列长度施加概率和统计约束。目的是在权衡分配的资源用于本地计算和任务分流的同时最大程度地减少用户的功耗。由于无线信道的动态变化,用户被重新关联到 MEC 服务器,以便以更高的速率卸载任务或访问附近的服务器。考虑到信道质量以及服务器的计算能力和工作量,提出一种用户-服务器关联策略,通过结合 Lyapunov 优化和匹配理论的工具,在长时标中解决了用户-服务器关联,而在短时标中执行了动态任务卸载和资源分配策略。文献[72]考虑一个具有多个 UE 和一个 MEC 的移动边缘计算环境,为 UE 建立了 M/G/1 排队模型,为 MEC 建立了 M/G/m 排队模型。通过分析得出每个 UE 和 MEC 的平均响应时间和平均功耗,以便可以数学和严格地研究性价比。建立了一个非合作游戏框架来系统地研究竞争性移动边缘计算环境的稳定性,以及 UE 和 MEC 的成本效益。文献[73]提出一种与云计算合作的分布式负载共享 MEC 网络的高效计算卸载方案,以增强智能设备(Smart Device, SD)的功能。通过使用排队论来建模非线性多目标优化问题,以对使用边缘和云服务的执行延迟,能耗和支付成本进行建模。为了解决提出的问题,提出一种基于随机梯度下降算法的解决方案方法,以共同优化 SD 的卸载概率和传输功率,从而在 SD 的能耗,执行延迟和成本之间找到最佳折中方案。

5.2.3 MEC 负载共享和平衡

移动边缘计算主要依赖于在网络边缘具有有限容量的支持虚拟化的 MEC 服务器。一个关键问题是要根据服务器大小,服务器编号和服务器操作区域来确定此类系统的尺寸,以满足 MEC 目标。MEC 可以用来补充云计算的局限性。在 MEC 服务器中分配副本可以缩短传输延迟并提高 QoS。但是,基于云的复制方案可能由于其资源有限和 RAN 中的流量变化而不适用于 MEC 服务器。文献[74-79]针对 MEC 的负载共享和平衡问题展开研究

针对多路访问边缘计算场景,文献[74]研究和比较了三种负载共享方案,即无共享,随机共享和最小负载共享,它们在不同程度上利用了群集服务器之间的协作。进一步提出计算有效的分析模型来评估这些方案的性能。比较结果表明,最小负载共享方案最适合充分利用服务器之间的协作并实现服务器之间的负载平衡,它有助于减少用户遇到的阻塞概率和等待时间。文献[75]研究一种自适应资源分配方

法,以增强车辆边缘计算网络中的用户体验。利用任务可伸缩性的思想,引入一种平衡计算质量和资源消耗的模型,以充分利用计算资源。为了通过指定所需资源和每个运行任务的预期质量来最大程度地减少长期计算质量损失的目标,提出混合整数非线性随机优化问题,以联合优化无线电和计算资源的分配以及任务放置。文献[76]考虑移动用户(Mobile User, MU)可以通过小型基站(Small Base Station, SBS)将计算卸载到 MEC 服务器, SBS 通过无线回程连接到宏 BS,并且共享 MEC 服务器上的计算资源在卸载 MU 之间。首先提出一个联合优化问题,目的是最大程度地减少系统范围内的计算开销。将优化问题分解为两个子问题,即卸载决策子问题以及联合回程带宽和计算资源分配子问题。提出一种迭代算法求解两个子问题来获得原始问题的可行解。文献[77]提出一种基于图的算法,考虑最大化 MEC 服务器容量,以提供 MEC 群集的分区,在边缘处合并了尽可能多的通信。文献[78]分析 MEC 服务器中副本的收入,成本和利润。提出一种 MEC 的自适应复制算法,根据每个时间间隔内的读/写操作数动态分配副本,可自适应地将请求转发到相邻 MEC 服务器中的副本,以平衡 MEC 服务器的负载。文献[79]提出一种新颖的经济和非合作博弈模型,用于竞争小云之间的负载平衡。该模型旨在最大化所有竞争小云的效用,同时满足用户的端到端延迟。通过将问题描述为广义纳什均衡问题,并研究纯策略纳什均衡的存在和唯一性,设计出一个基于变分不等式的算法来计算纯策略纳什均衡。

5.2.4 MEC 负载研究小结

针对 MEC 缓存管理的研究,主要为了边缘终端设备实现有效的内容缓存和传递,通常以总存储容量为约束条件,联合优化存储分配和内容放置。优化问题是 NP 问题,传统的优化算法和 Lyapunov 优化方法同样适用,最近的研究成果是尝试运用博弈论,解决资源竞争问题。考虑到 MEC 中的缓存,运用排队论工具分析 EN 性能,将计算分流问题建模为 MDP,在权衡分配的资源用于本地计算和任务分流的同时最大程度地减少用户的功耗。MEC 的负载平衡问题是个比较新颖的研究方向,非合作博弈模型将是一个很好的切入点。

5.3 MEC 资源调度

5.3.1 MEC 任务分配/卸载

MEC 可以为 IoT 环境中生成的海量数据提供服务。可以认为它是在网络边缘提供类似云服务的云计算的衍生产品。因此,它有助于解决将云系统用于

IoT 时经常遇到的严重延迟问题。根据文献, 雾计算中用户任务的低效率调度实际上会导致比云计算更高的延迟, 从而实现良好的资源调度。

文献[80]提出从单个移动设备(Mobile Device, MD)卸载到多个边缘设备的优化框架, 通过联合优化任务分配决策和 MD 的中央处理单元(Central Processing Unit, CPU)频率, 最大程度地减少总任务的执行延迟和 MD 的能耗。考虑 MD 的两种情况: 固定 CPU 频率和弹性 CPU 频率。针对固定 CPU 频率情况, 提出基于线性松弛的方法和基于半确定松弛(Semi-Definite Relaxation, SDR)的方法, 针对弹性 CPU 提出基于穷举搜索的方法和基于 SDR 的方法频率情况。文献[81]研究基于时分多址(Time Division Multiple Access, TDMA)和正交频分多址(Orthogonal Frequency Division Multiple Access, OFDMA)的多用户移动边缘计算卸载(Mobile Edge Computing Offloading, MECO)系统的资源分配。针对具有无限或有限云计算能力的 TDMA MECO 系统, 将最优资源分配公式化为凸优化问题, 以在计算等待时间的约束下最小化加权总和移动能耗。针对容量有限的云, 提出一种次优的资源分配算法, 以降低阈值的计算复杂度。进一步考虑 OFDMA MECO 系统, 通过将 OFDMA 问题转换为与其对应的 TDMA, 提出一种低复杂度次优算法。文献[82]运用软件定义网络(Software Defined Network, SDN)的思想, 研究超密集网络中的任务分流问题, 旨在最大程度地减少延迟的同时节省用户设备的电池寿命。将任务卸载问题表述为 NP-hard 的混合整数非线性程序, 将此优化问题转换为两个子问题, 即任务放置子问题和资源分配子问题, 进一步提出一种有效的卸载方案。文献[83]研究一种新颖的启用了设备到设备(Device to Device, D2D)辅助 MEC 系统, 其中本地用户请求附近的无线设备(Wireless Device, WD)作为协作计算的帮助者。假设采用 TDMA 传输协议, 本地用户将任务分担给多个助手, 并在正交预定的时隙上从中下载结果。通过优化本地用户的任务分配以及任务卸载和结果下载的时间和速率以及任务执行的计算频率, 来优化本地用户的任务分配, 考虑一种基准方案, 赋予 WD 最大的计算能力, 为了降低实现的复杂性, 进一步提出一种基于贪婪任务分配的启发式方案。

文献[84]研究超密集物联网网络中多个边缘服务器的能源感知任务卸载问题, 随机请求各种计算任务, 并且边缘服务器上的计算资源会动态变化, 提出一种基于迭代搜索的任务卸载方案, 该方案联合优化了任务卸载, 计算频率缩放和发射功率分配。

针对 NP 任务调度问题, 文献[85]将改进的粒子群优化(Modified Particle Swarm Optimization, MPSO)和改进的猫群优化(Modified Cat Swarm Optimization, MCSO)加以结合, 提出一种生物启发式混合算法, MPSO 用于调度雾设备之间的任务, 而 MPSO 和 MCSO 的混合用于管理雾设备级别的资源。根据传入请求的需求分配和管理资源, 可以通过有效地调度任务和管理可用雾资源来减少平均响应时间并优化资源利用。文献[86]联合优化卸载决策和计算资源分配, 在设备电量有限的情况下最大程度地缩短平均任务持续时间。基于重构线性化技术进行一系列重构, 进一步利用 ADMM 和凸函数差编程提出了并行优化框架。提出的优化算法将大规模问题分解为一些较小的子问题, 以加快计算过程。文献[87]基于均衡延迟和能耗对任务卸载的影响, 利用空闲资源分发和卸载计算任务, 建立任务卸载与功率分配的联合优化模型, 提出一种任务卸载与功率分配的集中式联合优化算法, 不仅可以有效地协调任务分流和功率分配, 而且可以改善系统延迟和能耗之间的平衡。文献[88]研究启用了 MEC 的多小区无线网络, 每个基站(BS)都配备 MEC 服务器, 服务器可帮助移动用户通过任务卸载来执行计算密集型任务。为了使用户的任务卸载收益最大化, 研究联合任务卸载和资源分配的问题, 将原始问题分解为具有固定任务卸载决策的资源分配(Resource Allocation, RA)问题和优化与 RA 问题相对应的最优值函数的任务卸载(Task Offloading, TO)问题, 提出了一种新颖的启发式算法, 可以在多项式时间内获得次优解。文献[89]研究考虑了任务之间优先级约束的 MEC 架构, 优化目标是最大程度地缩短响应时间, 提出一种基于贝叶斯网络的进化算法(Bayesian Network Based Evolutionary Algorithm, BNEA)来优化任务分配策略。为了充分考虑任务之间的优先级, BNEA 研究一种基于贝叶斯网络的分解策略, 其中基于所学的贝叶斯网络结构所反映的关系来分解任务, BNEA 协同分解的任务搜索最佳任务分配策略, 进一步提出一种基于概率的粒子更新策略, 以避免陷入局部最优状态。

5.3.2 MEC 资源联合优化

移动边缘计算已经成为增强移动设备计算能力的有前途的技术, 为处理指数级增长的 Internet 流量, 考虑 MEC 系统中资源的联合优化成为迫切要求。

文献[90]考虑到网络的总收入, 将计算分流决策, 资源分配和内容缓存策略制定为优化问题。将原始问题转换为凸问题, 并对其进行分解, 提出一种基于乘数算法的交替方向方法来解决优化问题。文献[91]

提出一种用于多用户 MEC 系统的在线联合无线电和计算资源管理算法, 目标是在任务缓冲区的作用下最大程度地减少移动设备和 MEC 服务器的长期平均加权和功耗。在每个时隙, 以封闭形式获得移动设备的最佳 CPU 周期频率, 并通过高斯-塞德尔方法确定用于计算卸载的最佳发射功率和带宽分配。进一步推导出 MEC 服务器 CPU 内核的最佳频率和最佳 MEC 服务器调度决策的封闭形式, 同时提出一种延迟改进机制来减少执行延迟。为了减少卸载延迟并延长边缘设备的电池寿命, 文献[92]提出与 MEC 结合的分层 IoV 系统。研究基于 QoS 的资源分配问题, 以分配系统中的计算任务。为了优化完成延迟, 根据延迟容限将任务分类为不同的优先级, 然后对任务重新排序, 进一步使用强化学习算法智能地分配资源。文献[93]提出一种使用 MEC 的无线蜂窝网络中用于计算卸载和干扰管理的集成框架。将计算分流决策, 物理资源块(Physical Resource Block, PRB)分配和 MEC 计算资源分配描述为优化问题, MEC 服务器根据所有 UE 估计的本地计算开销和 MEC 服务器自身估计的卸载开销来做出卸载决策, MEC 服务器使用图形着色方法执行 PRB 分配, 进而将卸载决策和 PRB 分配的结果用于将 MEC 服务器的计算资源分配给 UE。

文献[94]提出一种具有移动边缘计算的异构网络中的分布式联合计算卸载和资源分配优化方案。将联合上行链路子信道分配、上行链路传输功率分配和计算资源调度的计算卸载策略描述为优化问题, 提出一种云和无线资源分配算法的博弈算法, 包括无干扰的统一零频率重用方法和基于匈牙利语的分数频率重用方法, 以及带有干扰的图着色。为了提高卸载效率, 文献[95]在雾计算系统中应用下行非正交多路访问, 使得 IoT 设备可以同时卸载多个雾节点。为了最大化长期平均系统实用性, 在任务延迟和能源成本约束下制定了用于计算卸载的任务和功率分配问题。通过 Lyapunov 优化方法, 原始问题在每个时隙都转化为在线优化问题, 进一步提出一种解决多项式复杂度非凸在线优化问题的算法。文献[96]研究底层移动边缘网络的稳定性和动态控制。在全信道状态信息的假设下获得多用户边缘网络的稳定区域, 提出一种集中式联合流量控制和调度算法, 以在考虑核心接入点的平均和瞬时干扰功率约束的同时稳定边缘设备的队列。文献[97]提出一种用于多服务器移动边缘计算的计算分流和资源分配的优化框架。通过联合优化用户的传输能力以及服务器上的计算资源来最小化系统范围的计算开销。为了克

服优化目标的复杂性以及小区间干扰的存在, 分别研究两种分布式计算卸载的匹配算法, 利用具有近似小区间干扰的二分法找到卸载用户的发射功率, 并且通过对偶方法来实现分配给卸载用户的计算资源。文献[98]考虑将 OFDMA 用作上行链路的传输机制的多址 MEC 服务器系统。为了最大程度地降低 MD 的能耗, 提出了一种针对计算分流、子载波分配和计算资源分配的联合优化策略, 提出一种边界改进的分支定界算法获得全局最优解, 进一步提出了一种组合算法来获得实际应用中的次优解决方案。

5.3.3 公平性和资源交易

通信资源分配对于提高 MEC 场景中用户的性能很重要。在现有研究中, MEC 系统中的用户通常遭受不公平的资源分配之苦, 这导致资源利用效率低下和用户性能下降。为了解决这一挑战, 博弈论(Game Theory, GT)应用于 MEC 场景的资源分配问题。

文献[99]研究如何将模型结果应用于优化资源受限资源和平衡实际边缘网络场景中的各种权衡。考虑网络设计问题和使用场景, 综述了博弈理论应用于即将到来的 MEC 服务的未来趋势和研究方向。文献[100]提出一种公平的资源分配方法, 以在每个移动用户的最小传输速率的约束下最大化整个网络的吞吐量。该问题表述为公平的纳什议价资源分配博弈, 分析该博弈模型解决方案的存在性和唯一性。通过采用分时变量为混合整数非线性规划优化获得接近最优的议价资源分配策略, 考虑用户的时间延迟约束, 进一步提出一种考虑用户的优先级迭代算法。文献[101]提出一种激励兼容的拍卖机制(Incentive-Compatible Auction Mechanism, ICAM), 用于在作为服务用户(买方)的移动设备与作为服务提供商(卖方)的 cloudlets 之间进行资源交易。ICAM 可以有效分配 cloudlet 以满足移动设备的服务需求并确定价格, ICAM 在买卖双方的个人合理性, 预算平衡和真实性(激励相容性)以及计算效率方面均保证了所需的属性。将边缘计算引入支持区块链的 IoT 中以减轻计算任务的负担, 针对资源硬币贷款问题, 文献[102]提出一种基于双重拍卖的迭代算法, 引入经纪人来解决贷款分配问题并确定每个贷方将提供给每个借款人的贷款规模。经纪人执行特定的贷款定价规则, 以诱使借款人和贷方如实竞标, 从而可以提取隐藏的隐私信息以实现最佳的资源硬币分配和贷款定价, 提出的算法可以在保护隐私的同时最大化经济利益。文献[103]研究具有多个移动用户设备(Mobile User Equipment, MUE)的 D2D 辅助雾计算系统中的资源分配。考虑两种情况, 重点考量任务缓

存及其在非高峰时间的优化, 任务分流及其在即时时间的优化, 特别当任务缓存是指缓存完成的任务应用程序及其相关数据。在第一种情况下, 为了最大化 MUE 的平均效用, 使用随机理论来阐述任务缓存优化问题, 并通过基于 GA 的任务缓存算法解决该问题。在第二种情况下, 为了最大程度地发挥系统的整体效用, 将任务卸载和资源优化问题表述为 MINLP, 并结合了 MUE 分配策略, 任务卸载策略和计算资源分配政策。文献[104]研究从 MD 到 MEC 服务器的数据卸载, 提出一种基于联盟博弈的定价方案。联盟来安排 MD 的数据卸载, 并描述 MD 和 MEC 服务器之间的卸载关系, 定价被用作卸载的刺激。在提出的方案中, 联盟中的调度 MD 选择同一个联盟中的 MEC 服务器进行卸载, 并为该 MEC 服务支付所选的 MEC 服务器费用。

5.3.4 MEC 资源优化小结

针对 MEC 资源调度的研究最多, 主要是围绕计算卸载、任务分配以及联合资源优化等问题展开。基于线性松弛和 SDR 是一个不错的尝试, 此外, 改进的智能算法, 例如 GA、PSO 等也得到很多应用。由于这个方向的研究成果最多, 很多文献开始考虑针对不同的场景资源分配的特殊性, 进行深入研究, D2D 场景、IoV 场景、SDN 场景等。需要指出的是, 将 GT 应用于 MEC 场景的资源分配是一个很新的研究方向, 目前的研究文献不多, 事实上通信资源分配对于提高 MEC 场景中用户的性能很重要, 而资源的竞争与合作是个非常有意义的角度, 例如资源的拍卖、共享等。

5.4 MEC 移动性管理

5.4.1 MEC 计算分流和接入点选择

移动边缘计算通过将计算密集型任务卸载到 MEC 服务器来增强 MD 的计算能力。随着无线局域网的广泛部署, 每个 MD 都可以通过多个无线访问点(Wireless Access Point, WAP)将计算任务卸载到服务器。但是, 如果所有用户都选择相同的访问点来卸载其任务, 则计算卸载会带来更高的系统成本。此外, 由于边缘节点的计算资源和存储能力受到限制, 因此计算分流是实时流量管理的基本问题。

文献[105]研究 F-RAN 中的计算卸载设计, 为了最大程度地降低能耗和卸载延迟, 提出一种联合优化问题以优化卸载决策、计算和无线电资源分配, 进一步设计一种具有多项式计算复杂度的迭代算法。文献[106]提出一种具有 MEC 的多无线接入点网络中的计算分流策略和资源分配优化方案, 旨在通过提供最佳的计算分流策略、传输功率分配、带宽分

配和计算资源调度来最小化系统成本, 将优化问题分解为卸载策略和资源分配的子问题, 使用拉格朗日乘数法获得最优的资源分配。文献[107]提出一种用于 5G 网络实时流量管理的混合计算分流框架。联合考虑启用非正交多路访问和基于车辆到车辆的流量分流, 为了最大化总卸载率, 将优化问题描述为联合任务分配、子信道分配和功率分配问题, 最后通过迭代方法求解。文献[108]研究具有保密设置的 IoT 通过 MEC 进行的延迟感知计算卸载, 考虑一种恶意窃听者有意窃听 IoT 设备卸载的计算数据的场景, 窃听者的偷听行为可能会导致保密中断, 为了最大程度地减少完成计算的总体延迟物联网设备的要求, 归结出保密设置、计算分流和无线电资源分配(包括时间和功率分配)的联合优化问题, 提出一种有效的算法来计算最优计算卸载解决方案, 通过利用每个物联网设备的最佳卸载决策。进一步考虑一组物联网设备将计算工作负载卸载到边缘服务器的情况, 研究边缘服务器如何在选择服务器的情况下最佳选择提供计算卸载服务的设备, 提出一种有效的算法来找到设备的最佳选择。文献[109]研究在缓存辅助的设备到设备多播(Device-to-Device Multicast, D2MD)网络中用于内容传递和延迟敏感任务卸载服务的计算和流量卸载。为了提供稳定的多播链接和增强的计算资源, 提出一种 D2D 簇头(D2D Cluster Head, DCH)选择策略, 联合考虑 D2D 用户(D2D User, DUE)的社会属性、可用能量和传输速率。为了提高内容分发的效率并优化内容传递的能耗, 提出一种新颖的多播感知编码和协作缓存方案, 会增加 D2D 多播获得所需内容的机会。针对 DUE 的关联、上行全双工 DCH 传输功率分配以及移动边缘计算计算资源调度, 建立了优化计算分流模型, 并找到了最优的资源分配解决方案。文献[110]考虑无线信道条件和计算任务的独立变化, 针对时延关键型应用提出一种混合时标联合计算分流和无线资源分配算法, 旨在最大程度地降低总能耗。原始的 NP-hard 问题被分解为一个短期阶段的问题, 以寻求物理功率和子载波的分配, 以及一个长期阶段的任务卸载和频率缩放问题。

5.4.2 MEC 任务部署

任务部署在无线接入网的共享边缘计算平台将以灵活、经济的方式显着提高应用服务提供商(Application Service Provider, ASP)交付的服务质量。但是, 由于 ASP 的预算要求过高, 因此由 ASP 在每个可能的边缘站点中放置边缘服务实际上是不可行的。任务部署已成为边缘计算中负载平衡的热门话

题。鉴于大多数主机在边缘计算中超负荷的问题, 中央负载是不平衡的。许多工作集中在云数据中心的负载平衡或边缘数据中心的短期负载平衡上。

文献[111]研究在预算有限的情况下 ASP 的边缘服务放置问题, ASP 在边缘站点中动态租用计算/存储资源, 以将其应用程序托管在最终用户附近。在 ASP 的预算下, 只能租用有限数量的边缘站点来提供边缘服务, 利用用户上下文信息来实现更细粒度的学习和决策。为了解决此问题并优化边缘计算性能, 提出一种时空边缘服务放置算法。文献[112]首先利用基于物联网设备密度和 k-means 算法的策略对边缘服务器网络进行分区, 然后提出一种用于物联网设备计算卸载决策的算法, 即是否需要将物联网设备的工作负载转移到边缘服务器, 以及需要迁移时选择哪个边缘服务器。在此基础上, 提出了一种利用样本平均逼近法的算法来讨论任务是本地执行还是卸载。此外, 提出的算法还可以帮助确定是否需要服务重定位/迁移。为了利用边缘计算解决联合云数据中心任务部署的主机选择问题, 同时实现总体的长期负载均衡, 文献[113]利用联合云模型的部署模式, 在此基础上提出部署策略 HELES 基于启发式任务聚类方法和萤火虫群优化算法的分析。算法的主要思想包括两个部分, 首先, 通过聚类分析滤除当前任务集中资源较大的任务, 并利用任务卸载技术将结果上传到云计算中心进行部署和计算。然后, 在边缘计算中心中使用优化的 GSO 算法, 并将 SCA 的思想结合到步长的优化中, 从而使优化的 GSO 算法具有自适应的步长, 在早期实现快速的全局搜索能力, 并且保持了后期的局部收敛能力。文献[114]首先对如何在 MEC 中计算任务完成延迟进行建模, 并在数学上分析 MEC 中不同设备的能耗。然后, 研究如何在网络上放置小云, 以及如何在违反每个任务的延迟要求的情况下, 以最小的总能耗将每个请求的任务分配给小云和公共云。提出一种基于 Benders 分解的算法来解决 NP 问题, 进一步提出一种基于 SDN 的框架来部署所提出的算法。文献[115]引入一种称为连接点(Point of Connection, PoC)的网络实体, 具有自定义的强大通信、计算和存储(Communication, Computing, and Storage, CCS)功能, 可以提供互连 PoC 的数据传输网络, 以方便提供 IoT 服务。通过利用 PoC 强大的 CCS 功能, DART 使通信和计算服务都更加接近终端设备, 从而使资源受限的 IoT 设备可以访问所需的通信和计算服务。为了实现数据传输网络的设计目标, 进一步研究其边缘计算服务的频谱感知布局, 将服务放置描述为随机混合整数优化

问题, 提出一种增强的粗粒度固定程序, 以促进有效的解决方案查找。

5.4.3 MEC 功率控制

近年来, 移动边缘计算(MEC)中的计算任务卸载和资源管理变得越来越有吸引力。已经提出了许多算法来改善 MEC 系统的性能。但是, MEC 系统中功率控制的研究才刚刚开始。已经研究了单用户和无干扰多用户 MEC 系统中的功率控制。但是在具有干扰意识的多用户 MEC 系统中, 尚未详细了解此问题。

文献[116]研究一种资源分配策略, 以在功率受限且任务无法预测的情况下, 最大化 MEC IoT 网络的可用处理能力 (Available Processing Capacity, APC)。定义描述所服务的 IoT 设备的计算能力和速度的 APC, 通过分析任务划分和资源分配之间的关系来推导其表达, 研究具有单个副载波的单用户 MEC 系统的功率分配方案。针对多用户 MEC 系统, 归结出具有通用效用函数的 APC 优化问题, 提出一种二进制搜索注水算法来解决本地 CPU 与多个子载波之间的功率分配问题, 并提出一种次优算法来在用户之间分配子载波。文献[117]提出一种具有睡眠控制方案的 MEC 服务器(MEC Server, MECS)计算任务分流的在线优化策略, 以最大程度地减少 MECS 网络的长期能耗。首先, 联合考虑无线电资源和计算资源, 给出时延约束下的能量优化问题。然后, 提出一种基于 Lyapunov 优化方法, 将长期优化问题转换为只需要当前时隙信息的每时隙优化问题, 进一步提出一种在线卸载算法来在每个时隙中做出决策。文献[118]梳理了当前移动边缘计算中出现的新特征和新挑战, 总结了最新的相关模型和工作, 分析并讨论了移动边缘计算中重要的优化模型、移动模型和无线块数据。建立任务卸载与功率分配的联合优化模型, 提出任务卸载与功率分配的集中式联合优化算法。基于均衡延迟和能耗对任务卸载的影响, 提出的算法可以使用空闲资源用于分发和卸载计算任务, 通过有效地协调任务分流和功率分配, 从而改善系统延迟和能耗之间的平衡。文献[119]研究具有多个独立任务的 MEC 系统的部分卸载调度和资源分配的联合问题, 首先, 考虑单用户 MEC 系统中的部分卸载调度和功率分配问题, 在确保任务的传输功率约束的同时, 将执行延迟和能耗的加权总和最小化。然后, 考虑在 MEC 和移动设备上运行的任务的执行延迟, 以及任务计算和任务数据传输的能耗问题。提出一个基于拉格朗日对偶分解的两级交替方法框架, 给定分配的传输功率, 使用流水车间调度

理论或贪婪策略在较高级别上解决任务卸载决策和卸载调度问题,并在下部使用凸优化技术获得带有部分卸载决策的次优功率分配。文献[120]提出一种基于博弈论的干扰感知多用户 MEC 系统功率控制方法。联合考虑干扰和多用户情况,证明博弈的纳什均衡(Nash Equilibrium, NE)的存在性和唯一性,并通过理论分析和数值模拟对该算法的性能进行了评估。

5.4.4 虚拟机配置和网络功能虚拟化

在 C-RAN 中进行边缘缓存,以促进不断增长的移动多媒体服务,将合作分配云资源以缓存受欢迎的内容,并满足用户对这些内容的请求,从而在存储、虚拟机(Virtual Machine, VM)重新配置、内容访问延迟和内容迁移方面将系统成本降至最低。但是,这种联合资源分配,内容放置和请求路由很重要,因为需要不断调整以适应系统动态,例如用户移动和内容斜杠效果,同时还要考虑与时间相关的 VM 重新配置调整成本和内容迁移。

文献[121]建立一个全面的模型来捕获 C-RAN 中边缘缓存的关键组成部分,提出一个联合优化问题,旨在最大程度地降低系统成本,同时满足时变的用户需求并尊重各种实际约束(例如,存储和带宽)。然后,借助正则化和分解技术,提出一种多项式运行时间的在线逼近算法。为了有效地支持在各种工作负载条件下具有低延迟要求的服务,文献[122]研究启用 NFV 的 MEC,可以灵活提供在任何虚拟化网络节点(如接入点,路由器等)中托管 MEC 服务。针对要解决的在启用 NFV 的 MEC 之间何时何地分配资源以及要分配多少资源的问题,实现移动服务的低延迟要求和 MEC 成本效率目标,提出一种动态资源分配框架,该框架由动态执行资源分配的基于快速启发式的增量分配机制和定期调整分配以随时间保持接近最佳的 MEC 运营成本的重新优化算法组成。文献[123]提出一种新的 MEC 框架,该框架在软件定义的网络虚拟化蜂窝网络中具有用户虚拟化方案,其中无线电资源与计算和存储资源一起被虚拟化以协同完成 MEC 服务。通过引入全双工通信辅助的用户虚拟化,可以扩展无线网络的无线电资源,并具有提高系统性能的潜力。通过用户虚拟化的支持,用户可以将边缘计算任务直接卸载到在基础架构提供商处实现的 MEC 服务器,或者通过归因于不同移动虚拟网络运营商的虚拟化移动设备来卸载。在此 MEC 框架下,将虚拟资源分配公式化为联合优化问题,提出了种基于乘法器交替方向方法的分布式资源分配算法,可以降低计算复杂度和信令开销。文献[124]为异构虚拟化 MEC 网络中的并行协作联

合多比特率视频缓存和代码转换提出两阶段传递算法。在缓存放置阶段,通过基于网络随机信息联合分配物理资源和无线电资源,以利用灵活的交付机会,提出一种新颖的主动交付感知缓存放置策略。在交付阶段,根据用户请求和网络信道条件提出一种交付策略。针对每个阶段的最大化网络切片即虚拟网络的总收入的目标,分别提出一种低复杂性的传递算法,还提出一种在交付阶段的交付感知缓存刷新策略,以应对网络随机信息的动态变化。在基于 NFV 的 5G 网络的设计中,必须考虑资源部署成本与服务需求支持之间的权衡。文献[125]考虑 MEC 位置问题,旨在选择放置托管受保护切片的 MEC 的位置。提出一种通过 1:1.1:N 保护的方案用以增强 MEC 位置问题,以提供保护片。在 1:1 方案中,为每个租户保留备份片来确保保护,而在 1:1 方案中, N 个租户之间共享备份片。该问题被建模为多准则优化问题,并通过采用多目标进化非支配排序遗传算法来解决。

5.4.5 MEC 移动性管理小结

针对 MEC 移动性管理的本质上还是一种 MEC 资源调度,由于更加注重移动性等因素,而且研究的子方向很多,本文尝试分成计算分流、任务布置、功率控制和 VM 配置几个角度。MEC 计算分流主要关注将计算密集型任务卸载到 MEC 服务器来增强 MD 的计算能力,旨在通过提供最佳的计算分流策略、传输功率分配、带宽分配和计算资源调度来最小化系统成本。MEC 任务布置主要预算有限的情况下 ASP 的边缘服务放置问题,通过决策将物联网设备的工作负载转移到边缘服务器,以及需要迁移时选择哪个边缘服务器。MEC 功率控制不同于 MEC 能耗问题,主要研究 MEC 服务器的睡眠控制方案。关于 MEC 的 NFV 以及 VM 配置问题的研究,需要不断调整内容放置和请求路由等以适应系统动态,同时还要考虑与时间相关的 VM 重新配置调整成本和内容迁移,当前的研究成果不多,值得深入研究。

5.5 MEC 安全与隐私

5.5.1 MEC 安全问题

近年来,IoT 和智能移动设备的快速发展极大地刺激了 MEC 的发展。一方面,MEC 为轻量级设备高效完成复杂任务提供了很大的帮助;另一方面,其急速发展导致 MEC 平台及其支持的应用程序在很大程度上忽略了安全威胁。尽管现有文献已经对云环境的安全性和弹性进行了初步研究,但是在某种程度上,现有的解决方案可能不适用于扩展云环境。

文献[126]针对 MEC 和云的安全展开研究,包括检查支持扩展云的模型和体系结构,研究实现这些

模型和体系结构的技术, 并就安全性和弹性要求进行分析。此外, 在云中检查了与安全性和弹性相关的机制的方法, 特别是异常检测和基于策略的弹性管理, 以提高安全性并在扩展的云环境中实现弹性。文献[127]考虑设备的有限资源下的安全问题, 提出一个临时移动边缘云, 该边缘云利用 Wi-Fi Direct 作为实现连接, 共享资源以及在附近移动设备之间集成安全服务的手段。拟议的方案嵌入了一个多目标资源感知优化模型和基于遗传的解决方案, 它们基于对来自临时移动边缘云设备的上下文和统计数据的动态概要分析, 提供了安全服务的最佳卸载决策和分配, 同时在不牺牲安全性的情况下显著减少了能耗, 执行时间和所选计算节点的数量。文献[128]提出一种 MEC 框架, 该框架可以支持针对大量人群的实时, 位置感知的个性化服务。该框架在服务器端使用云与在人群边缘使用雾计算终端(Fog Computing Terminal, FCT)的混合体。每个 FCT 节点都覆盖一个地理区域, 并根据移动用户的地理位置提供服务和资源的子集。当用户从一个 FCT 覆盖的区域移动到另一个区域时, 与该用户有关的元数据的安全握手将与新的 FCT 节点共享, 从而每个移动用户的位置均得到安全保护并共享。文献[129]对最有影响力和最基本的攻击以及具有 MEC 特定特征的相应防御机制进行了全面梳理。具体地说, 集中于以下四种类型的攻击, 这些攻击占 Statista 最近报告的 MEC 攻击的 82%: 分布式拒绝服务攻击, 边信道攻击, 恶意软件注入攻击以及身份验证和授权攻击。进一步分析了这些攻击的根本原因, 介绍了边缘计算安全性的现状和重大挑战, 并提出了未来的研究方向。文献[130]从物理层的角度研究了解决 MEC 安全威胁的解决方案, 因为物理层安全技术具有实现完美的保密性, 低计算复杂性和资源消耗以及对信道变化的良好适应性的优势。具体来说, 研究了 MEC 系统安全的窃听编码, 资源分配, 信号处理和多节点协作, 以及物理层密钥生成和认证, 以应对新兴的安全挑战。

5.5.2 MEC 隐私保护

随着 IoT 的发展, 网络传输带来的延迟导致数据处理效率低下, MEC 的出现可以有效减少数据传输的延迟, 提高数据处理能力。与此同时, IoT 面临重大挑战, 因为 MEC 使用大量的分布式设备, 很难执行集中控制。一旦 EN 受到攻击时, 攻击者可以继续入侵其连接的节点, 从而挖掘和窃取用户的私有数据并造成损失。因此, 边缘层通信链路受到攻击或意外中断, 用户的私人信息就很可能被泄露。

文献[131]通过使用差异隐私来保护用户隐私, 根据 MEC 三层通信链路结构, 提出一种数据查询模型, 捕获结构信息和数据中心连接权重, 并查询边缘节点与客户端之间的连接关系。将 EN 视为中央服务器, 并采用差分隐私理论实现对位置隐私的保护。为减少位置保护过程中造成的数据丢失, 采用线性规划实现最优位置模糊矩阵的选择, 并采用数据丢失和重构方法使数据不确定性最小。文献[132]提出一个信任感知任务卸载框架, 该框架的主要目的是为用户选择资源提供者, 以减少延迟或能耗, 同时确保服务的可信赖性。该框架可以分为三个模块(即, 信任评估, 过滤和选择), 通过组合信任评估和过滤模块, 可以过滤掉一些用户不信任的资源提供者, 以确保提供给用户的服务是可信任的。在选择模块中, 我们根据卸载策略从合格的(即, 过滤过程结束后剩余的)资源提供者中为用户选择合适的提供者。文献[133]一种基于深度推理的 MEC 框架, 具有本地差分隐私功能, 可用于移动数据分析。利用深度学习模型来进行数据最小化, 并通过自适应地注入噪声来模糊学习到的功能, 从而形成一个新的保护层, 以防止敏感推理。文献[134]在保留参与者隐私的同时最大程度地降低 MEC 系统中的感知成本, 提出一种保留用户隐私的数据感知机制(Data Sensing mechanism with User Privacy Preserved, DS-UPP)。基于压缩感测理论的 DS-UPP 最小化了需要提交的数据量, 设计了一种基于局部差分隐私理论的算法。选定的参与者只需提交其真实数据以及该算法生成的重建数据即可。文献[135]提出一种基于小波变换的 MEC 分区直方图数据发布算法。采用基于贪婪算法的分区算法, 以获得更好的分区结构, 使用小波变换添加噪声, 针对直方图的真实性和可用性, 得到还原的原始直方图结构。

5.5.3 MEC 安全隐私问题小结

针对 MEC 的安全和隐私保护问题, 是一个非常新颖且重要的研究领域, 这方面的文献都很新, 实用性很强。目前, MEC 的安全性问题主要围绕新的 MEC 构架展开, 研究者试图提供更好的 MEC 安全服务, 在不牺牲安全的前提下进行 EN 能耗优化、时延优化、资源分配等, 满足针对大量人群的实时、位置感知的安全服务。MEC 的隐私保护问题的研究, 主流的文献集中在差分隐私理论的运用, 这方面的研究成果较少, 考虑可信计算将是一个不错尝试。

6 未来的研究方向与挑战

随着 MEC 的深入研究, 未来将的研究方向

是融合新的技术, 不断适应新的场景, 从而解决更多的问题, 最终达到不断改善用户体验的

效果, 具体的研究方向和挑战如图 8 所示, 但不局限于此。

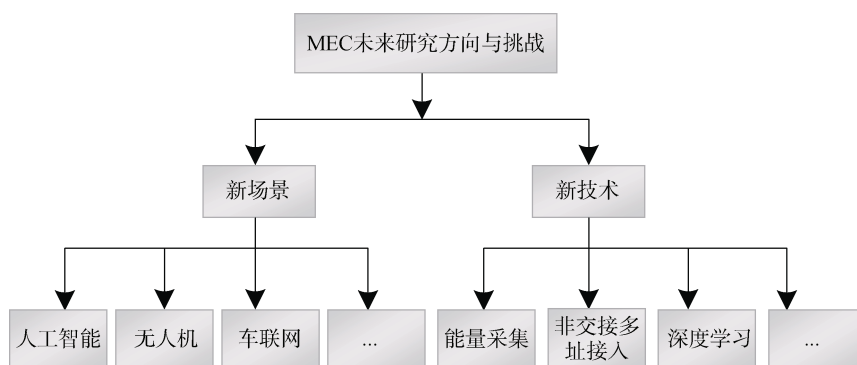


图 8 未来的研究方向与挑战

Figure 8 Future research directions and challenges

6.1 MEC 结合 EH/WPT

MEC 和无线功率传输(Wireless Power Transmission, WPT)在 IoT 时代已被公认为有前途的技术, 可以为大型低功耗无线设备提供增强的计算能力和可持续的能源供应。尺寸受限的 WD 的有限电池寿命和低计算能力一直是许多低功耗无线网络(例如, 无线传感器网络(Wireless Sensor Networks, WSN)和 IoT 的长期性能限制, 基于射频的 WPT 和 MEC 技术提供了一种有希望的解决方案, 可以实现可持续的设备操作并增强计算能力^[136-139]。

研究方向一: 基于 WPT 的 MEC 设备的资源调度。相对比于现有文献针对 MEC 设备的资源调度, 增加考虑 MEC 设备的能量采集(Energy Harvesting, EH)属性作为约束条件, 优化问题可以被归结为用户计算模式选择(即本地计算或卸载)和系统传输时间分配(在 WPT 和任务卸载上)的强耦合问题, 联合优化各个计算模式选择和系统传输时间分配来最大化网络中所有 WD 的总计算速率。由于优化问题是 NP 问题, 目前没有很好实时算法。

研究方向二: 基于 WPT 的 MEC 设备的能效(Energy Efficiency, EE)问题。以两用户 WPT-MEC 系统中的 EE 优化为例, 包括本地执行功率和卸载传输功率在内的系统功耗被指定为主要系统性能指标, 针对具有电池队列稳定性和 QoS 约束的功耗最小化问题, Lyapunov 优化方法的计算复杂度很高, 希望有更好的解决方案出现。

6.2 MEC 结合 NOMA

随着 IoT 的快速发展, 第五代(5G)无线网络需要提供大量的 IoT 设备连接并满足对低延迟的需求。为了满足这些要求, 非正交多址(Non-Orthogonal Multiple Access, NOMA)已被公认为是 5G 网络显着提高

网络容量的有前途的解决方案。与 NOMA 技术的发展并行, MEC 成为减少 5G 网络的等待时间并提高 QoS 的关键新兴技术之一^[140-145]。

研究方向一: 基于 NOMA 的 MEC 系统联合无线资源和计算资源分配问题。以异构网络(Heterogeneous Network, HetNets)上行 NOMA 为例, 通过优化用户群集、计算和通信资源分配以及发射功率, 将 MEC 用户的能耗降至最低。这方面可以开展的工作很多, 下行 NOMA 优化、时延优化、资源块(resource block, RB)优化等等, 常见的优化算法, 例如启发式迭代算法、拟凸优化算法可以尝试获得好的实验结果。

研究方向二: 基于 NOMA 的 MEC 系统多用户计算分流。考虑一个多用户 MEC 系统, 一个 BS 为多个用户提供密集的计算任务。利用 NOMA 技术进行多用户计算分流, 从而使不同用户可以在相同的时间/频率资源上将其计算任务同时分流到多天线 BS, 并且 BS 可以采用连续干扰消除技术有效地解码所有用户的卸载任务以供远程执行。这类问题通常没有太好的算法, 分支定界法和凸松弛法是计算复杂度相对不高的次优算法, 可以尝试改进的智能优化算法。

6.3 MEC 结合 AI/DL

深度学习(Deep Learning, DL)是机器学习(Machine Learning, ML)领域中一个新的研究方向, 它被引入机器学习使其更接近于最初的目标——人工智能(Artificial Intelligence, AI)。DL 方法结合 MEC 系统, 并应用 AI 领域, 将是一个崭新的研究领域^[146-149]。

研究方向一: 基于 DL 的 MEC 资源优化算法。考虑 MEC 框架中联合资源优化问题, 联合考虑网络、缓存和计算资源的动态编排, 这类问题求解没有

很好的办法,传统意义上的优化算法其复杂性都非常高,采用 DL 方法去寻优,会是一个不错尝试。

研究方向二: MEC 系统低延迟、超可靠性的 DL 构架。这类问题旨在通过优化用户关联、资源分配和服从服务质量要求的卸载概率,以最小化标准化能耗,考虑到 UE 的移动性管理,需要尝试提出离线训练 DL 算法,并尽可能降低算法的计算复杂度。

6.4 MEC 结合 UAV

MEC 被认为是解决爆炸性增长的计算密集型应用程序的有希望的技术。由于无人机(Unmanned Aerial Vehicle, UAV)的灵活性, UAV 辅助的 MEC 可以有效地服务于 MT, 即, 安装在 UAV 上的计算服务器可以灵活地更改其位置以服务 MT^[150-154]。

研究方向一: UAV-MEC 系统资源联合优化算法。考虑一个计算分流、UAV 轨迹、功率以及无线资源调度来探索能源感知的动态资源分配问题, 针对总效用最大化的优化目标, 在每种车辆的能量消耗状态的演变规律的约束下, 部分文献采用动态规划方法的方法求解, 效果并不是很好。

研究方向二: 基于 NOMA 技术的 UAV-MEC 系统干扰分析。由于 NOMA 能够适应大规模连接, 因此基于 NOMA 和 UAV 辅助的 MEC 可以为大规模访问网络(例如, WSN 和 IoT)中的 MT 提供灵活的计算服务。但是, 由于无人机轨迹的多样性以及由 NOMA 引入的 MT 之间的干扰, 对基于 NOMA 和 UAV 辅助的 MEC 系统的性能(例如, 能耗和延迟)产生了不利影响。

6.5 MEC 深入融合 IoT

近年来, 互连设备的巨大增长催生 IoT 技术的蓬勃发展, 云计算可协助 IoT 应用程序存储数据并执行计算, 以控制和管理这些 IoT 设备生成的大量数据。但是, 云计算的主要挑战是满足物联网的许多实时应用程序的需求, 而 MEC 是一种计算体系结构, 可帮助通信, 管理, 存储和处理快速返回响应的数据。通过使这些功能更接近最终用户, 可以实现这一点。

研究方向一: IoT 终端网络关联和超低延迟通信。运用 MEC 技术, 考虑分布式计算和联网方案, 提出在线主动网络关联算法, 以使受时间平均能耗影响的平均任务延迟最小化。MDP 和 Lyapunov 优化是常用方法, 下一步考虑能否进一步降低算法复杂度。

研究方向二: MEC 计算资源和 IoT 设备的动态调度。MEC 有限的计算资源和 IoT 设备的动态需求使得将计算请求调度到适当的边缘云上具有挑战性。首先得解决 IoT 设备的传输功率分配问题, 以最大程度地降低能耗。针对联合计算卸载和资源调度

问题, 可以尝试智能优化算法, 由于涉及资源竞争, 博弈论的方法也可以尝试, 但最终要考虑算法收敛性和时延。

7 结论

移动边缘计算是一种基于移动通信网络的全新的分布式计算方式, 能够实现节省成本、降低时延、提高用户体验等目标。本文介绍了移动边缘计算的定义及八大典型应用场景, 阐述了移动边缘计算的发展历程。归纳出移动边缘计算的几种国际标准模型以及关于框架设计的研究, 结合移动边缘计算资源分配的关键问题进行梳理。

随着 MEC 的深入研究, 未来将的研究方向是融合新的技术, 不断适应新的场景, 从而解决更多的问题, 最终达到不断改善用户体验的效果, 具体的来说, 移动边缘计算融合人工智能、深度学习等技术, 拓展无人机、车联网等领域的研究值得期待。

致谢 衷心感谢各位评审专家对本文提出的宝贵意见。本研究得到江苏警官学院高层次引进人才科研启动项目(JSPI19GKZL407), 安徽省高等教育研究计划一般项目(Grant TSKJ2015B18)资助。

参考文献

- [1] Shi W S, Sun H, Cao J, et al. Edge Computing—An Emerging Computing Model for the Internet of everything Era[J]. *Journal of Computer Research and Development*, 2017, 54(5): 907-924.
(施巍松, 孙辉, 曹杰, 等. 边缘计算: 万物互联时代新型计算模型[J]. *计算机研究与发展*, 2017, 54(5): 907-924.)
- [2] Report: Orvibo Smart Home Devices Leak Billions of User Records. <https://www.vpnmentor.com/blog/report-orvibo-leak/>
- [3] Security duo discovered personal and social information 1.2 billion people exposed online on an unsecured Elastic search server. <https://securityaffairs.co/wordpress/94275/breaking-news/elasticsearch-social-information-1-2b-people.html/>
- [4] Ge C, Bai G W, Shen H, et al. Edge Computing Based Video Surveillance Framework[J]. *Computer Engineering and Design*, 2019, 40(1): 32-39.
(葛畅, 白光伟, 沈航, 等. 基于边缘计算的视频监控框架[J]. *计算机工程与设计*, 2019, 40(1): 32-39.)
- [5] Hu L, Zhang L W. Design of Intelligent Video Surveillance System Based on 5G[J]. *Telecom Engineering Technics and Standardization*, 2018, 31(12): 55-58.
(胡莉, 张力伟. 基于 5G 的智能视频监控系统设计[J]. *电信工程技术与标准化*, 2018, 31(12): 55-58.)

- [6] We Zhiqing, Ma Hao, Zhang Qixun, et al. Challenge and Trend of Sensing, Communication and Computing Integrated Intelligent Internet of Vehicles[J]. *ZTE Technology Journal*, 2020, 26(1): 45-49.
(尉志青, 马昊, 张奇勋, 等. 感知-通信-计算融合的智能车联网挑战与趋势[J]. *中兴通讯技术*, 2020, 26(1): 45-49.)
- [7] Qiu J H, Zhou Z C, Lin X B, et al. Research and Application of V2X Based on MEC[J]. *Telecommunications Science*, 2020, 36(6): 45-55.
(邱佳慧, 周志超, 林晓伯, 等. 基于 MEC 的车联网技术研究及应用[J]. *电信科学*, 2020, 36(6): 45-55.)
- [8] Tan B, Zhao S Y, Wu J, et al. Virtual Reality Compressing and Transmitting System Based on Mobile Edge Computing[J]. *Journal on Communications*, 2020, 41(4): 45-53.
(谭彬, 赵嵩源, 吴俊, 等. 基于移动边缘计算的虚拟现实压缩与传输系统[J]. *通信学报*, 2020, 41(4): 45-53.)
- [9] Liu H B, Zhao J. MEC-Based Key Technologies for VR[J]. *Telecommunications Science*, 2019, 35(S2): 149-154.
(刘红波, 赵军. 基于 MEC 的 VR 关键技术[J]. *电信科学*, 2019, 35(S2): 149-154.)
- [10] Song C H, Zeng P, Yu H B. Industrial Internet Intelligent Manufacturing Edge Computing: State-of-the-Art and Challenges[J]. *ZTE Technology Journal*, 2019, 25(3): 50-57.
(宋纯贺, 曾鹏, 于海斌. 工业互联网智能制造边缘计算: 现状与挑战[J]. *中兴通讯技术*, 2019, 25(3): 50-57.)
- [11] Xiao Y, Wang S. Discussion on Application of 5G and MEC in Industrial Internet[J]. *Designing Techniques of Posts and Telecommunications*, 2020(7): 7-11.
(肖羽, 王帅. 5G 和 MEC 在工业互联网中的应用探讨[J]. *邮电设计技术*, 2020(7): 7-11.)
- [12] Song P T, Li C, Xu L T, et al. Edge Computing System for Smart Home Based on Personal Computer[J]. *Computer Engineering*, 2017, 43(11): 1-7.
(宋朋涛, 李超, 徐莉婷, 等. 基于个人计算机的智能家居边缘计算系统[J]. *计算机工程*, 2017, 43(11): 1-7.)
- [13] Lu Y Y, Lu C Y, Ai J J, et al. Construction of Intelligent Home Control System Based on Edge Computing[J]. *Architecture Technology*, 2020, 51(5): 636-639.
(卢杨益, 卢春燕, 艾娇娇, 等. 基于边缘计算构建智能家居控制系统[J]. *建筑技术*, 2020, 51(5): 636-639.)
- [14] The world's first smart city demonstration area landed in Hangzhou Bay New District[J]. *Intelligent Building and Smart City*, 2019 (05): 10-11. 2019(5): 10-11.
(全球首个智慧城市示范区落地杭州湾新区[J]. *智能建筑与智慧城市*, 2019(5): 10-11.)
- [15] Lu Y, Li P, Zhou Q H. Fundamental Unit of Smart City: A Survey of Functional Role and In-Depth Application of Edge Computing Server[J]. *Science & Technology Review*, 2020, 38(9): 55-61.
(陆洋, 李平, 周庆华. 智慧城市的基本单元: 边缘服务器的功能定位及其深度应用[J]. *科技导报*, 2020, 38(9): 55-61.)
- [16] Wu D. Edge Computing Empowering Smart Cities: Opportunities and Challenges[J]. *Renming Luntan-Xueshu Qianyan*, 2020(9): 18-25.
(吴迪. 边缘计算赋能智慧城市: 机遇与挑战[J]. *人民论坛·学术前沿*, 2020(9): 18-25.)
- [17] Ding Y. Research on the Application of 5G Edge Computing Platform in Hospital Information Platform Construction[J]. *Information Technology and Informatization*, 2019(9): 195-198.
(丁远. 5G 边缘计算平台在医院信息化平台建设的应用研究[J]. *信息技术与信息化*, 2019(9): 195-198.)
- [18] Peng S L, Bai L, Wang L, et al. Trusted Edge Computing for Smart Healthcare[J]. *Telecommunications Science*, 2020, 36(6): 56-63.
(彭绍亮, 白亮, 王力, 等. 面向智慧医疗的可信边缘计算[J]. *电信科学*, 2020, 36(6): 56-63.)
- [19] Lin L, Xiong J B, Xiao R L, et al. Gaming@Edge: Low Latency Cloud Gaming System Based on Edge Nodes[J]. *Journal of Computer Applications*, 2019, 39(7): 2001-2007.
(林立, 熊金波, 肖如良, 等. Gaming@Edge: 基于边缘节点的低延迟云游戏系统[J]. *计算机应用*, 2019, 39(7): 2001-2007.)
- [20] Yan P B, Shang Y. Research on 5G Game Acceleration System Based on MEC and NEF[J]. *Telecom Engineering Technics and Standardization*, 2020, 33(1): 9-14.
(颜鹏博, 商业. 基于 MEC 和 NEF 的 5G 游戏加速系统研究[J]. *电信工程技术与标准化*, 2020, 33(1): 9-14.)
- [21] Vouk M A. Cloud Computing—Issues, Research and Implementations[C]. ITI 2008 - 30th International Conference on Information Technology Interfaces, 2008: 31-40.
- [22] Wang L Z, Tao J, Kunze M, et al. Scientific Cloud Computing: Early Definition and Experience[C]. 2008 10th IEEE International Conference on High Performance Computing and Communications, 2008: 825-830.
- [23] Bonomi F, Milito R, Zhu J, et al. Fog computing and its role in the internet of things[C]. *The first edition of the MCC workshop on Mobile cloud computing*. ACM, 2012.
- [24] Vaquero L M, Roderio-Merino L. Finding your Way in the Fog[J]. *ACM SIGCOMM Computer Communication Review*, 2014, 44(5): 27-32.
- [25] Xu Z W. Cloud-Sea Computing Systems: Towards Thousand-Fold Improvement in Performance Per Watt for the Coming Zettabyte Era[J]. *Journal of Computer Science and Technology*, 2014, 29(2): 177-181.
- [26] LaMothe, Ryan. Edge computing[J]. *Pacific Northwest National Laboratory*. [Online]. Available: <http://vis.pnnl.gov/pdf/filers/EdgeComputing.pdf> [Retrieved: March 2014](2013).

- [27] 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.
- [28] Patel, Milan. Mobile-edge computing introductory technical white paper[J]. *White paper, mobile-edge computing (MEC) industry initiative*, 2014 : 1089-7801.
- [29] Fernando N, Loke S W, Rahayu W. Computing with nearby Mobile Devices: A Work Sharing Algorithm for Mobile Edge-Clouds[J]. *IEEE Transactions on Cloud Computing*, 2019, 7(2): 329-343.
- [30] Zhou Y C, Yu F R, Chen J, et al. Resource Allocation for Information-Centric Virtualized Heterogeneous Networks with In-Network Caching and Mobile Edge Computing[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2017, 66(12): 11339-11351.
- [31] Tan Z Y, Yu F R, Li X, et al. Virtual Resource Allocation for Heterogeneous Services in Full Duplex-Enabled SCNS with Mobile Edge Computing and Caching[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2018, 67(2): 1794-1808.
- [32] Wang X H, Wang K Z, Wu S, et al. Dynamic Resource Scheduling in Mobile Edge Cloud with Cloud Radio Access Network[J]. *IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems*, 2018, 29(11): 2429-2445.
- [33] Chen L X, Zhou S, Xu J. Computation Peer Offloading for Energy-Constrained Mobile Edge Computing in Small-Cell Networks[J]. *IEEE/ACM Transactions on Networking*, 2018, 26(4): 1619-1632.
- [34] Wang K Z, Huang P Q, Yang K, et al. Unified Offloading Decision Making and Resource Allocation in ME-RAN[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2019, 68(8): 8159-8172.
- [35] Chen X, Li W Z, Lu S L, et al. Efficient Resource Allocation for On-Demand Mobile-Edge Cloud Computing[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2018, 67(9): 8769-8780.
- [36] Dai Y Y, Xu D, Maharjan S, et al. Joint Computation Offloading and User Association in Multi-Task Mobile Edge Computing[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2018, 67(12): 12313-12325.
- [37] Lin Y D, Lai Y C, Huang J X, et al. Three-Tier Capacity and Traffic Allocation for Core, Edges, and Devices for Mobile Edge Computing[J]. *IEEE Transactions on Network and Service Management*, 2018, 15(3): 923-933.
- [38] Solozabal R, Sanchoyerto A, Atxutegi E, et al. Exploitation of Mobile Edge Computing in 5G Distributed Mission-Critical Push-to-Talk Service Deployment[J]. *IEEE Access*, 2018, 6: 37665-37675.
- [39] Sardellitti S, Scutari G, Barbarossa S. Joint Optimization of Radio and Computational Resources for Multicell Mobile-Edge Computing[J]. *IEEE Transactions on Signal and Information Processing Over Networks*, 2015, 1(2): 89-103.
- [40] Deng R L, Lu R X, Lai C Z, et al. Optimal Workload Allocation in Fog-Cloud Computing Toward Balanced Delay and Power Consumption[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2016, 3(6): 1171-1181.
- [41] Zhang J, Hu X P, Ning Z L, et al. Energy-Latency Tradeoff for Energy-Aware Offloading in Mobile Edge Computing Networks[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2018, 5(4): 2633-2645.
- [42] Du J B, Zhao L Q, Feng J, et al. Computation Offloading and Resource Allocation in Mixed Fog/Cloud Computing Systems with Min-Max Fairness Guarantee[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2018, 66(4): 1594-1608.
- [43] Zhang G L, Zhang W Q, Cao Y, et al. Energy-Delay Tradeoff for Dynamic Offloading in Mobile-Edge Computing System with Energy Harvesting Devices[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2018, 14(10): 4642-4655.
- [44] Liu J H, Zhang Q. Offloading Schemes in Mobile Edge Computing for Ultra-Reliable Low Latency Communications[J]. *IEEE Access*, 2018, 6: 12825-12837.
- [45] Zhang K, Mao Y M, Leng S P, et al. Energy-Efficient Offloading for Mobile Edge Computing in 5G Heterogeneous Networks[J]. *IEEE Access*, 2016, 4: 5896-5907.
- [46] Zhao P T, Tian H, Qin C, et al. Energy-Saving Offloading by Jointly Allocating Radio and Computational Resources for Mobile Edge Computing[J]. *IEEE Access*, 2017, 5: 11255-11268.
- [47] Guo F X, Zhang H L, Ji H, et al. An Efficient Computation Offloading Management Scheme in the Densely Deployed Small Cell Networks with Mobile Edge Computing[J]. *IEEE/ACM Transactions on Networking*, 2018, 26(6): 2651-2664.
- [48] Yang L C, Zhang H L, Li M, et al. Mobile Edge Computing Empowered Energy Efficient Task Offloading in 5G[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2018, 67(7): 6398-6409.
- [49] You C S, Zeng Y, Zhang R, et al. Asynchronous Mobile-Edge Computation Offloading: Energy-Efficient Resource Management[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2018, 17(11): 7590-7605.
- [50] Wang K Z, Huang P Q, Yang K, et al. Unified Offloading Decision Making and Resource Allocation in ME-RAN[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2019, 68(8): 8159-8172.
- [51] Rodrigues T G, Suto K, Nishiyama H, et al. Hybrid Method for Minimizing Service Delay in Edge Cloud Computing through VM Migration and Transmission Power Control[J]. *IEEE Transactions on Computers*, 2017, 66(5): 810-819.
- [52] Rahman G M S, Peng M G, Zhang K C, et al. Radio Resource Allocation for Achieving Ultra-Low Latency in Fog Radio Access Networks[J]. *IEEE Access*, 2018, 6: 17442-17454.
- [53] Ren J K, Yu G D, Cai Y L, et al. Latency Optimization for Resource Allocation in Mobile-Edge Computation Offloading[J].

- IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2018, 17(8): 5506-5519.
- [54] Zhang G W, Shen F, Chen N X, et al. DOTS: Delay-Optimal Task Scheduling among Voluntary Nodes in Fog Networks[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2019, 6(2): 3533-3544.
- [55] Cui Y P, Liang Y J, Wang R Y. Resource Allocation Algorithm with Multi-Platform Intelligent Offloading in D2D-Enabled Vehicular Networks[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 21246-21253.
- [56] Zhang Y, Du P, Wang J, et al. Resource Scheduling for Delay Minimization in Multi-Server Cellular Edge Computing Systems[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 86265-86273.
- [57] Ren J K, Yu G D, He Y H, et al. Collaborative Cloud and Edge Computing for Latency Minimization[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2019, 68(5): 5031-5044.
- [58] Sun W, Zhang H B, Wang R, et al. Reducing Offloading Latency for Digital Twin Edge Networks in 6G[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2020, 69(10): 12240-12251.
- [59] Li Q, Shi W N, Ge X H, et al. Cooperative Edge Caching in Software-Defined Hyper-Cellular Networks[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2017, 35(11): 2596-2605.
- [60] Xu X D, Liu J X, Tao X F. Mobile Edge Computing Enhanced Adaptive Bitrate Video Delivery with Joint Cache and Radio Resource Allocation[J]. *IEEE Access*, 2017, 5: 16406-16415.
- [61] 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.
- [62] Tang Q Q, Xie R C, Huang T, et al. Jointly Caching and Computation Resource Allocation for Mobile Edge Networks[J]. *IET Networks*, 2019, 8(5): 329-338.
- [63] Yan M, Chan C A, Li W W, et al. Assessing the Energy Consumption of Proactive Mobile Edge Caching in Wireless Networks[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 104394-104404.
- [64] Feng J, Yu F R, Pei Q Q, et al. Joint Optimization of Radio and Computational Resources Allocation in Blockchain-Enabled Mobile Edge Computing Systems[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2020, 19(6): 4321-4334.
- [65] Jing W P, Wen X M, Lu Z M, et al. User-Centric Delay-Aware Joint Caching and User Association Optimization in Cache-Enabled Wireless Networks[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 74961-74972.
- [66] Xia X Y, Chen F F, He Q, et al. Online Collaborative Data Caching in Edge Computing[J]. *IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems*, 2021, 32(2): 281-294.
- [67] 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*, 2018, 18(7): 1499-1512.
- [68] Wang Y, Tao X F, Hou Y T, et al. Effective Capacity-Based Resource Allocation in Mobile Edge Computing with Two-Stage Tandem Queues[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2019, 67(9): 6221-6233.
- [69] 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.
- [70] Guo S S, Wu D L, Zhang H X, et al. Resource Modeling and Scheduling for Mobile Edge Computing: A Service Provider's Perspective[J]. *IEEE Access*, 2018, 6: 35611-35623.
- [71] Liu C F, Bennis M, Debbah M, et al. Dynamic Task Offloading and Resource Allocation for Ultra-Reliable Low-Latency Edge Computing[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2019, 67(6): 4132-4150.
- [72] Li K Q. How to Stabilize a Competitive Mobile Edge Computing Environment: A Game Theoretic Approach[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 69960-69985.
- [73] Sufyan F, Banerjee A. Computation Offloading for Distributed Mobile Edge Computing Network: A Multiobjective Approach[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 149915-149930.
- [74] Liu L, Chan S, Han G J, et al. Performance Modeling of Representative Load Sharing Schemes for Clustered Servers in Multiaccess Edge Computing[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2019, 6(3): 4880-4888.
- [75] Sun X K, Zhao J H, Ma X T, et al. Enhancing the User Experience in Vehicular Edge Computing Networks: An Adaptive Resource Allocation Approach[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 161074-161087.
- [76] Pham Q V, Le L B, Chung S H, et al. Mobile Edge Computing with Wireless Backhaul: Joint Task Offloading and Resource Allocation[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 16444-16459.
- [77] Bouet M, Conan V. Mobile Edge Computing Resources Optimization: A Geo-Clustering Approach[J]. *IEEE Transactions on Network and Service Management*, 2018, 15(2): 787-796.
- [78] Chang W C, Wang P C. Adaptive Replication for Mobile Edge Computing[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2018, 36(11): 2422-2432.
- [79] Mondal S, Das G, Wong E. A Game-Theoretic Approach for Non-Cooperative Load Balancing among Competing Cloudlets[J]. *IEEE Open Journal of the Communications Society*, 2020, 1: 226-241.
- [80] Dinh T Q, Tang J H, La Q D, et al. Offloading in Mobile Edge Computing: Task Allocation and Computational Frequency Scaling[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2017, 65(8): 3571-3584.
- [81] You C S, Huang K B, Chae H, et al. Energy-Efficient Resource Allocation for Mobile-Edge Computation Offloading[J]. *IEEE*

- Transactions on Wireless Communications*, 2017, 16(3): 1397-1411.
- [82] 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.
- [83] 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.
- [84] Guo H Z, Zhang J, Liu J J, et al. Energy-Aware Computation Offloading and Transmit Power Allocation in Ultradense IoT Networks[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2019, 6(3): 4317-4329.
- [85] Rafique H, Shah M A, Islam S U, et al. A Novel Bio-Inspired Hybrid Algorithm (NBIHA) for Efficient Resource Management in Fog Computing[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 115760-115773.
- [86] Wang Y, Tao X F, Zhang X F, et al. Cooperative Task Offloading in Three-Tier Mobile Computing Networks: An ADMM Framework[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2019, 68(3): 2763-2776.
- [87] Liu J W, Wei X L, Fan J H. Tolerable Data Transmission of Mobile Edge Computing under Internet of Things[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 71859-71871.
- [88] Tran T X, Pompili D. Joint Task Offloading and Resource Allocation for Multi-Server Mobile-Edge Computing Networks[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2019, 68(1): 856-868.
- [89] 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.
- [90] Wang C M, Liang C C, Yu F R, et al. Computation Offloading and Resource Allocation in Wireless Cellular Networks with Mobile Edge Computing[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2017, 16(8): 4924-4938.
- [91] Mao Y Y, Zhang J, Song S H, et al. Stochastic Joint Radio and Computational Resource Management for Multi-User Mobile-Edge Computing Systems[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2017, 16(9): 5994-6009.
- [92] Wang G, Xu F M, Zhao C L. QoS-Enabled Resource Allocation Algorithm in Internet of Vehicles with Mobile Edge Computing[J]. *IET Communications*, 2020, 14(14): 2326-2333.
- [93] Wang C M, Yu F R, Liang C C, et al. Joint Computation Offloading and Interference Management in Wireless Cellular Networks with Mobile Edge Computing[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2017, 66(8): 7432-7445.
- [94] Zhang J, Xia W W, Yan F, et al. Joint Computation Offloading and Resource Allocation Optimization in Heterogeneous Networks with Mobile Edge Computing[J]. *IEEE Access*, 2018, 6: 19324-19337.
- [95] Wei Z L, Jiang H. Optimal Offloading in Fog Computing Systems with Non-Orthogonal Multiple Access[J]. *IEEE Access*, 2018, 6: 49767-49778.
- [96] Sarikaya Y, Inaltekin H, Alpcan T, et al. Stability and Dynamic Control of Underlay Mobile Edge Networks[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2018, 17(9): 2195-2208.
- [97] Pham Q V, Leanh T, Tran N H, et al. Decentralized Computation Offloading and Resource Allocation for Mobile-Edge Computing: A Matching Game Approach[J]. *IEEE Access*, 2018, 6: 75868-75885.
- [98] Yang X T, Yu X Y, Huang H, et al. Energy Efficiency Based Joint Computation Offloading and Resource Allocation in Multi-Access MEC Systems[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 117054-117062.
- [99] Moura J, Hutchison D. Game Theory for Multi-Access Edge Computing: Survey, Use Cases, and Future Trends[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2019, 21(1): 260-288.
- [100] Zhu Z F, Peng J, Gu X, et al. Fair Resource Allocation for System Throughput Maximization in Mobile Edge Computing[J]. *IEEE Access*, 2018, 6: 5332-5340.
- [101] Jin A, Song W, Zhuang W H. Auction-Based Resource Allocation for Sharing Cloudlets in Mobile Cloud Computing[J]. *IEEE Transactions on Emerging Topics in Computing*, 2018, 6(1): 45-57.
- [102] Li Z N, Yang Z Y, Xie S L, et al. Credit-Based Payments for Fast Computing Resource Trading in Edge-Assisted Internet of Things[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2019, 6(4): 6606-6617.
- [103] Lan Y W, Wang X X, Wang D Y, et al. Task Caching, Offloading, and Resource Allocation in D2D-Aided Fog Computing Networks[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 104876-104891.
- [104] Zhang T. Data Offloading in Mobile Edge Computing: A Coalition and Pricing Based Approach[J]. *IEEE Access*, 2018, 6: 2760-2767.
- [105] Zhao Z Y, Bu S Q, Zhao T Z, et al. On the Design of Computation Offloading in Fog Radio Access Networks[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2019, 68(7): 7136-7149.
- [106] Li Q P, Zhao J H, Gong Y. Computation Offloading and Resource Allocation for Mobile Edge Computing with Multiple Access Points[J]. *IET Communications*, 2019, 13(17): 2668-2677.
- [107] Ning Z L, Wang X J, Rodrigues J J P C, et al. Joint Computation Offloading, Power Allocation, and Channel Assignment for 5G-Enabled Traffic Management Systems[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2019, 15(5): 3058-3067.
- [108] Wu Y, Shi J J, Ni K J, et al. Secrecy-Based Delay-Aware Computation Offloading via Mobile Edge Computing for Internet of Things[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2019, 6(3): 4201-4213.
- [109] Wang D Y, Lan Y W, Zhao T Z, et al. On the Design of Computation Offloading in Cache-Aided D2D Multicast Networks[J]. *IEEE*

- Access, 2018, 6: 63426-63441.
- [110] 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.
 - [111] Chen L X, Xu J, Ren S L, et al. Spatio-Temporal Edge Service Placement: A Bandit Learning Approach[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2018, 17(12): 8388-8401.
 - [112] Zhang C, Zhao H L, Deng S G. A Density-Based Offloading Strategy for IoT Devices in Edge Computing Systems[J]. *IEEE Access*, 2018, 6: 73520-73530.
 - [113] Dong Y M, Xu G C, Ding Y, et al. A 'Joint-me' Task Deployment Strategy for Load Balancing in Edge Computing[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 99658-99669.
 - [114] Yang S, Li F, Shen M, et al. Cloudlet Placement and Task Allocation in Mobile Edge Computing[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2019, 6(3): 5853-5863.
 - [115] Ding H C, Guo Y X, Li X H, et al. Beef up the Edge: Spectrum-Aware Placement of Edge Computing Services for the Internet of Things[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2019, 18(12): 2783-2795.
 - [116] Qin M, Chen L, Zhao N, et al. Power-Constrained Edge Computing with Maximum Processing Capacity for IoT Networks[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2019, 6(3): 4330-4343.
 - [117] Shuo W, Xing Z, Zhi Y, et al. Cooperative Edge Computing with Sleep Control under Nonuniform Traffic in Mobile Edge Networks[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2019, 6(3): 4295-4306.
 - [118] Liu J W, Wei X L, Fan J H. Tolerable Data Transmission of Mobile Edge Computing under Internet of Things[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 71859-71871.
 - [119] Kuang Z F, Li L F, Gao J, et al. Partial Offloading Scheduling and Power Allocation for Mobile Edge Computing Systems[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2019, 6(4): 6774-6785.
 - [120] Li N, Martinez-Ortega J F, Diaz V H. Distributed Power Control for Interference-Aware Multi-User Mobile Edge Computing: A Game Theory Approach[J]. *IEEE Access*, 2018, 6: 36105-36114.
 - [121] Pu L J, Jiao L, Chen X, et al. Online Resource Allocation, Content Placement and Request Routing for Cost-Efficient Edge Caching in Cloud Radio Access Networks[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2018, 36(8): 1751-1767.
 - [122] Yang B X, Chai W K, Xu Z C, et al. Cost-Efficient NFV-Enabled Mobile Edge-Cloud for Low Latency Mobile Applications[J]. *IEEE Transactions on Network and Service Management*, 2018, 15(1): 475-488.
 - [123] Liu M, Mao Y M, Leng S P, et al. Full-Duplex Aided User Virtualization for Mobile Edge Computing in 5G Networks[J]. *IEEE Access*, 2018, 6: 2996-3007.
 - [124] Rezvani S, Parsaeefard S, Mokari N, et al. Cooperative Multi-Bitrate Video Caching and Transcoding in Multicarrier NOMA-Assisted Heterogeneous Virtualized MEC Networks[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 93511-93536.
 - [125] Chantre H D, Saldanha da Fonseca N L. The Location Problem for the Provisioning of Protected Slices in NFV-Based MEC Infrastructure[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2020, 38(7): 1505-1514.
 - [126] Shirazi S N, Goughlidis A, Farshad A, et al. The Extended Cloud: Review and Analysis of Mobile Edge Computing and Fog from a Security and Resilience Perspective[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2017, 35(11): 2586-2595.
 - [127] Dbouk T, Mourad A, Otrok H, et al. A Novel Ad-Hoc Mobile Edge Cloud Offering Security Services through Intelligent Resource-Aware Offloading[J]. *IEEE Transactions on Network and Service Management*, 2019, 16(4): 1665-1680.
 - [128] Rahman A, Hassanain E, Hossain M S. Towards a Secure Mobile Edge Computing Framework for Hajj[J]. *IEEE Access*, 2017, 5: 11768-11781.
 - [129] Xiao Y H, Jia Y Z, Liu C C, et al. Edge Computing Security: State of the Art and Challenges[C]. The IEEE, : 1608-1631.
 - [130] Wang D, Bai B, Lei K, et al. Enhancing Information Security via Physical Layer Approaches in Heterogeneous IoT with Multiple Access Mobile Edge Computing in Smart City[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 54508-54521.
 - [131] Jing W P, Miao Q C, Song H B, et al. Data Loss and Reconstruction of Location Differential Privacy Protection Based on Edge Computing[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 75890-75900.
 - [132] Wu D X, Shen G H, Huang Z Q, et al. A Trust-Aware Task Offloading Framework in Mobile Edge Computing[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 150105-150119.
 - [133] Xu C G, Ren J, She L, et al. EdgeSanitizer: Locally Differentially Private Deep Inference at the Edge for Mobile Data Analytics[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2019, 6(3): 5140-5151.
 - [134] Li Z, Song Z H, Chen X. Privacy-Preserving Cost Minimization in Mobile Crowd Sensing Supported by Edge Computing[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 121920-121928.
 - [135] Qiao Y, Liu Z B, Lv H, et al. An Effective Data Privacy Protection Algorithm Based on Differential Privacy in Edge Computing[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 136203-136213.
 - [136] Bi S Z, Zhang Y J. Computation Rate Maximization for Wireless Powered Mobile-Edge Computing with Binary Computation Offloading[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2018, 17(6): 4177-4190.
 - [137] Wang F, Xu J, Wang X, et al. Joint Offloading and Computing Optimization in Wireless Powered Mobile-Edge Computing Systems[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2018,

- 17(3): 1784-1797.
- [138] Ji L Y, Guo S T. Energy-Efficient Cooperative Resource Allocation in Wireless Powered Mobile Edge Computing[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2019, 6(3): 4744-4754.
- [139] Zhang G L, Chen Y, Shen Z R, et al. Distributed Energy Management for Multiuser Mobile-Edge Computing Systems with Energy Harvesting Devices and QoS Constraints[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2019, 6(3): 4035-4048.
- [140] Song Z Y, Liu Y W, Sun X. Joint Radio and Computational Resource Allocation for NOMA-Based Mobile Edge Computing in Heterogeneous Networks[J]. *IEEE Communications Letters*, 2018, 22(12): 2559-2562.
- [141] Wu Y, Ni K J, Zhang C, et al. NOMA-Assisted Multi-Access Mobile Edge Computing: A Joint Optimization of Computation Offloading and Time Allocation[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2018, 67(12): 12244-12258.
- [142] Kiani A, Ansari N. Edge Computing Aware NOMA for 5G Networks[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2018, 5(2): 1299-1306.
- [143] Wang F, Xu J, Ding Z G. Multi-Antenna NOMA for Computation Offloading in Multiuser Mobile Edge Computing Systems[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2019, 67(3): 2450-2463.
- [144] Diao X B, Zheng J C, Wu Y, et al. Joint Computing Resource, Power, and Channel Allocations for D2D-Assisted and NOMA-Based Mobile Edge Computing[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 9243-9257.
- [145] Wu Y, Qian L P, Ni K J, et al. Delay-Minimization Nonorthogonal Multiple Access Enabled Multi-User Mobile Edge Computation Offloading[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2019, 13(3): 392-407.
- [146] Li X, Liu Y M, Ji H, et al. Optimizing Resources Allocation for Fog Computing-Based Internet of Things Networks[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 64907-64922.
- [147] 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.
- [148] Pan S L, Zhang Z Y, Zhang Z W, et al. Dependency-Aware Computation Offloading in Mobile Edge Computing: A Reinforcement Learning Approach[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 134742-134753.
- [149] Dong R, She C Y, Hardjawana W, et al. Deep Learning for Hybrid 5G Services in Mobile Edge Computing Systems: Learn from a Digital Twin[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2019, 18(10): 4692-4707.
- [150] Wang D, Qin H, Song B, et al. Resource Allocation in Information-Centric Wireless Networking with D2D-Enabled MEC: A Deep Reinforcement Learning Approach[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 114935-114944.
- [151] Zhou F H, Wu Y P, Hu R Q, et al. Computation Rate Maximization in UAV-Enabled Wireless-Powered Mobile-Edge Computing Systems[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2018, 36(9): 1927-1941.
- [152] Diao X B, Zheng J C, Wu Y, et al. Joint Trajectory Design, Task Data, and Computing Resource Allocations for NOMA-Based and UAV-Assisted Mobile Edge Computing[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 117448-117459.
- [153] Duan R Y, Wang J J, Jiang C X, et al. The Transmit-Energy Vs Computation-Delay Trade-off in Gateway-Selection for Heterogeneous Cloud Aided Multi-UAV Systems[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2019, 67(4): 3026-3039.
- [154] Hu X Y, Wong K K, Yang K, et al. UAV-Assisted Relaying and Edge Computing: Scheduling and Trajectory Optimization[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2019, 18(10): 4738-4752.



梁广俊 于 2018 年在南京邮电大学通信与信息系统专业获得博士学位。现在江苏警官学院担任讲师。研究领域为无线网络中的资源分配与优化、中继通信、网络安全。Email: lianggj@126.com



辛建芳 于 2008 年在太原理工大学获得通信工程硕士学位, 现在在南京邮电大学通信与信息系统专业攻读博士学位, 在安徽工程大学担任讲师。研究领域为无线通信、D2D、排队论、网络安全。Email: xinjf@163.com



王群 于 2016 年在南京理工大学计算机科学与工程专业获得博士学位。现在江苏警警官学院担任教授。研究领域为网络安全、网络攻防、电子数据取证。Email: wangqun@jspi.cn



李梦 于 2019 年在合肥工业大学应用数学专业获得硕士学位。现在江苏警警官学院担任助教。研究领域为代数编码方向、网络安全方向。Email: limeng@jspi.cn



许威 于 2009 年在东南大学通信信息系统专业获得博士学位。现在东南大学担任教授。研究领域为无线通信、智能通信方向。Email: wxu@seu.edu.cn