

引用格式:孙恩昌,李梦思,何若兰,等. 基于高空平台的边缘计算卸载:网络、算法和展望[J]. 北京工业大学学报, 2024, 50(3): 348-361.

SUN E C, LI M S, HE R L, et al. Computation offloading in HAP-based edge computing: network, algorithm and prospect [J]. Journal of Beijing University of Technology, 2024, 50(3): 348-361. (in Chinese)

基于高空平台的边缘计算卸载:网络、算法和展望

孙恩昌^{1,2}, 李梦思^{1,2}, 何若兰^{1,2}, 张 卉^{1,2}, 张延华^{1,2}

(1. 北京工业大学信息学部, 北京 100124; 2. 北京工业大学先进信息网络北京实验室, 北京 100124)

摘要: 高空平台(high altitude platform, HAP)技术与多接入边缘计算(multi-access edge computing, MEC)技术的结合将 MEC 服务器部署区域由地面扩展到空中,打破传统地面 MEC 网络的局限性,为用户提供无处不在的计算卸载服务。针对基于 HAP 的 MEC 卸载研究进行综述,首先,从 HAP 计算节点的优势、网络组成部分、网络结构、主要挑战及其应对技术 4 个方面分析基于 HAP 的 MEC 网络;其次,分别从图论、博弈论、机器学习、联邦学习等理论的角度对基于 HAP 的 MEC 卸载算法进行横向分析和纵向对比;最后,指出基于 HAP 的 MEC 卸载技术目前存在的问题,并对该技术的未来研究方向进行展望。

关键词: 高空平台(high altitude platform, HAP); 多接入边缘计算(multi-access edge computing, MEC); 计算卸载; 图论; 博弈论; 机器学习

中图分类号: U 461

文献标志码: A

文章编号: 0254-0037(2024)03-0348-14

doi: 10.11936/bjtxb2022060017

Computation Offloading in HAP-based Edge Computing: Network, Algorithm and Prospect

SUN Enchang^{1,2}, LI Mengsi^{1,2}, HE Ruolan^{1,2}, ZHANG Hui^{1,2}, ZHANG Yanhua^{1,2}

(1. Faculty of Information Technology, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China;

2. Beijing Laboratory of Advanced Information Networks, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China)

Abstract: The combination of high altitude platform (HAP) technology and multi-access edge computing (MEC) technology extends the deployment area of MEC servers from the ground to the air, breaks the limitations of traditional terrestrial MEC networks and provides users with ubiquitous computation offloading services. This survey conducts a review on the researches of computation offloading in HAP-based MEC. First, the HAP-based MEC network was analyzed from four aspects: advantages of HAP computing nodes, network components, network structures, main challenges and their coping techniques. Second, from the perspectives of graph theory, game theory, machine learning, federated learning and other theories, the computation offloading algorithms based on HAP were analyzed horizontally and compared vertically. Finally, the current problems of computation offloading technology in HAP-based MEC were pointed out and the future research directions of this technology are prospected.

Key words: high altitude platform (HAP); multi-access edge computing (MEC); computation offloading; graph theory; game theory; machine learning

收稿日期: 2022-06-28; 修回日期: 2022-12-13

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61671029); 国家留学基金资助项目(2018-10038)

作者简介: 孙恩昌(1977—), 男, 副教授, 主要从事未来网络、区块链、边缘计算、深度学习方面的研究, E-mail: ecsun@bjut.edu.cn

随着自动驾驶、虚拟现实等新兴业务的发展,通信网络的实时计算能力面临挑战。多接入边缘计算(multi-access edge computing, MEC)技术被广泛用于解决此挑战,该技术在靠近用户的网络边缘提供互联网技术服务环境和云计算能力。多接入包含移动接入和其他非第3代合作伙伴计划接入方式^[1-2]。相较于云计算的集中式计算模型,MEC的分布式计算模型能够减小处理任务的时延和能耗,从而降低核心网的运营压力^[1]。

由于服务器部署设备缺乏移动性且服务范围有限,地面MEC网络无法满足时空动态下泛在的计算和连接需求且应用场景受到限制^[3]。覆盖面广、移动性强的空中设备成为突破地面MEC局限的研究热点^[4-6]。高空平台(high altitude platform, HAP)是位于20~50 km高空,相对地球保持准静止状态的通信平台^[7]。HAP部署在卫星和低空无人机的(unmanned aerial vehicle, UAV)之间,具备传输时延低、计算能力强、服务区域广和滞空时间长的优点。此外,该平台兼具准静止性和移动性,既能根据情况实现灵活部署,又能避免类似卫星和低空UAV移动所导致的多普勒频移和连接中断现象^[7-8]。因此,与卫星和低空UAV相比,HAP计算节点能够提供更好的MEC服务,并且具有良好的发展前景。

计算卸载是发挥MEC优势的关键技术之一,将用户设备的计算任务卸载到边缘计算节点,弥补用户设备在能源、计算性能等方面的不足^[1]。计算卸载算法主要解决卸载过程中的卸载决策和资源分配问题,算法的制定涉及网络架构、任务维度、设备资源和通信环境等多个影响因素^[9-10]。目前,已有基于博弈论、图论等理论的卸载算法。随着网络扩大和复杂化,MEC系统仅依靠传统算法难以得到最佳计算卸载效果。因此,机器学习(machine learn, ML)等人工智能技术被广泛应用于计算卸载方案,实现了卸载方案的实际化、智能化^[10]。

目前,空地MEC研究综述主要针对UAV边缘计算进行综述^[3-4],或者在未明确细分HAP和UAV的情况下综述空地MEC相关研究^[11]。HAP和UAV在某些方面呈现相似性,如高概率的视距链路、低传输时延,但两者在通信环境、自身资源、移动性等方面存在差异。本文旨在针对基于HAP的MEC卸载技术进行相关研究文献的分析,首先,从4个方面对基于HAP的MEC网络进行分析,包括HAP计算节点的优势、网络组成部分、网络结构、主要挑战及其应对技术;接着,从图论、博弈论、ML、联

邦学习(federated learning, FL)等理论的角度对计算卸载算法进行横向分析和纵向对比;最后,提出计算卸载研究目前存在的问题,并展望基于HAP的MEC卸载技术的未来研究方向。

1 基于HAP的MEC网络

本文从HAP计算节点的优势、网络组成部分、网络结构、主要挑战及其应对技术4个方面研究基于HAP的MEC网络。

1.1 HAP计算节点的优势

考虑到当前通信服务需求、HAP的设备属性和部署环境的特点,将HAP计算节点的优势主要分为以下4个方面。

1) 降低MEC网络全球覆盖的成本和部署时长。地面基站的部署由业务和利润驱动,地面网络无法保障低通信收益地区和地理条件复杂区域的通信质量,但该类地区对MEC服务仍然有需求,如海洋运输^[12]、洲际交通^[6]、环境监控等。现已有大量关于低轨道卫星提供全球MEC服务的研究,与之相比,虽覆盖面不及卫星,但覆盖半径达500 km的HAP发射程序便捷,设备可循环使用且造价低。Loon等多项实验证实HAP系统有望实现低成本全球通信覆盖^[13]。

2) 提供长期稳定的高质量服务。HAP准静止于平流层,利用太阳能实现长期续能。它弥补了卫星MEC服务的高传输时延和多普勒频移缺陷,解决了UAV的MEC服务持续时长短的不足^[7]。与其他空中设备相比,HAP具备更优的链路预算,可提供高带宽、高概率视距链路和强计算能力,满足大规模用户的计算密集型、时延敏感型的任务需求^[8]。

3) 增强MEC网络架构的灵活性、扩展性、抗毁性和弹性。当某些区域的业务扩大或需求改变时,地面移动网络和卫星系统无法实现高效的资源重置,而UAV网络虽结构灵活,但资源有限。HAP依靠部署快速、移动性强和载荷量高等优势,可实时改变节点位置和部署数量,提高MEC网络的灵活性、扩展性^[7]。基于人工智能的多HAP系统,面对部分节点故障的情况,利用高计算资源和ML等技术实现节点的智能部署,弥补服务区缺漏,并灵活躲避外界破坏,提高MEC网络的抗毁性和弹性^[14]。

4) 弥补地面MEC服务的不足。针对常见的地面服务器负载不均衡问题,相关研究多采用集中式管理或多跳任务卸载的方法完成局部区域的服务器负载均衡^[15-18]。单个HAP覆盖多个地面服务器,具备高载荷

量的 HAP 系统利用空地和空空链路实现广泛区域内资源的调度和供给,以此改善地面 MEC 服务器负载不均衡问题^[7,19]。针对用户高速移动造成的用户与服务器连接切换频繁和任务迁移频繁的问题^[20-22],HAP 基于覆盖面广和传输时延低的特点,为高速用户提供长期稳定的持续性服务以降低切换和迁移频率。

1.2 网络组成部分

基于 HAP 的 MEC 网络分为 3 层:用户层、边缘层和云层,如图 1 所示。

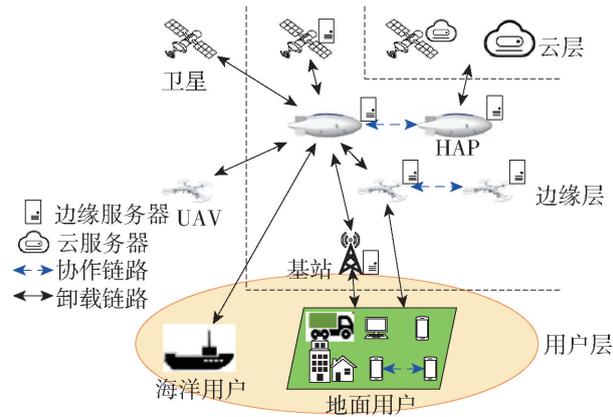


图 1 基于 HAP 的 MEC 网络组成部分

Fig. 1 Components of HAP-based MEC network

1) 用户层:包含卫星、UAV、地面用户和海洋用户。各类用户的速度、资源、通信协议等属性存在差异,为达到最佳卸载效果,用户常根据自身资源水平

和任务需求选择全卸载、部分卸载或本地卸载方式。设备到设备(device to device, D2D)通信、机器到机器(machine to machine, M2M)通信等技术有助于实现用户间的低时延通信,并提高用户间资源协作时的资源利用率^[23]。

2) 边缘层:以 HAP 为主体,接收用户层和低层服务器的卸载任务。搭载 MEC 服务器的地面基站、UAV、船只等作为边缘层助手节点用来处理低时延任务,缓解 HAP 的任务处理压力,扩大系统服务范围,并实现垂直异构节点的资源协作。服务器集群根据任务需求灵活构成多种拓扑结构,通过空对空、空对地、地对空链路等实现服务器的交互^[24]。

3) 云层:包含地面数据中心、搭载云服务器的高层卫星或多个空中设备结合形成的移动云计算中心^[25]。云层为边缘层提供强大资源支持,分担边缘层超载的任务量。

1.3 网络结构

本文将基于 HAP 的 MEC 网络结构分析归纳为单 HAP 多用户结构、多 HAP 多用户结构、HAP-助手-用户结构以及卫星辅助结构,如图 2 所示。

1) 单 HAP 多用户结构:HAP 与其覆盖区域的 用户直接通信,为用户提供高概率视距链路、高带宽和强计算能力。该结构作为基础配置可实现快速部署,常被用于灾后救援等应急场景^[26]。然而,鉴于

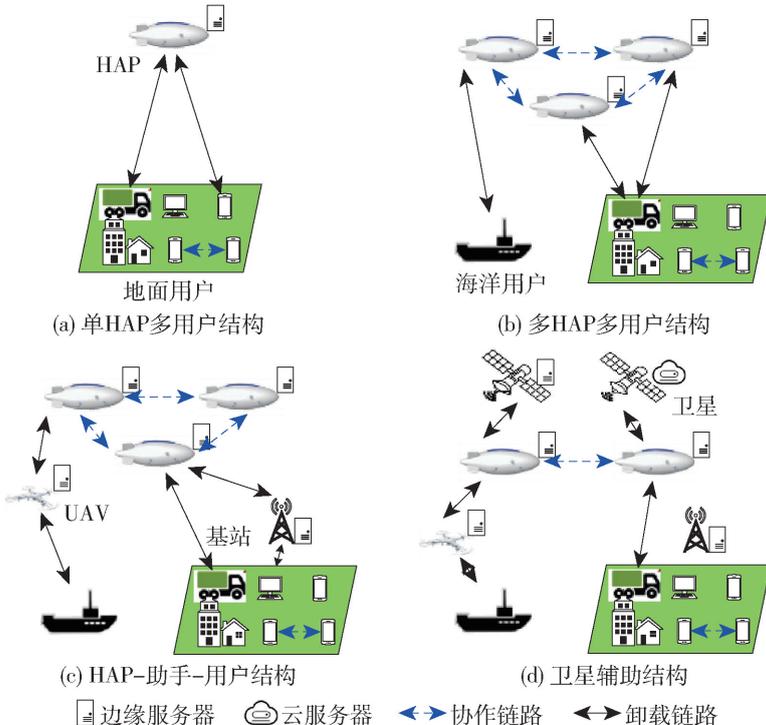


图 2 基于 HAP 的 MEC 网络结构

Fig. 2 Structures of HAP-based MEC network

HAP 带宽资源有限且传输距离较远,该结构无法保障低发射功率用户和大规模用户接入情况下的通信质量。

2) 多 HAP 多用户结构:多个 HAP 节点相互独立或通过空对空链路实现资源协作^[27-28]。用户与 HAP 形成多对一关联,利用关联 HAP 获得其他协作 HAP 的计算资源;用户与 HAP 形成一对多关联,任务被分割卸载至多个 HAP 上并行处理,减少处理时延。多 HAP 多用户结构的资源供给量大,但存在信道干扰、资源分配、卸载选择等需要进一步研究的问题^[28]。此网络结构适用于物联网^[28]、卫星监控^[29]、海洋应用^[25]、空中邮递^[30]等大范围应用场景。

3) HAP-助手-用户结构:单/多 HAP 多用户结构加入助手 MEC 节点,形成树状或网状拓扑^[31]。该结

构提供多样化的卸载平台,UAV 和基站通过近距离通信和中继功能提高系统对低时延、低传输功率用户的包容性,并缓解 HAP 任务处理压力^[32]。同时,它面临着 MEC 节点位置部署、不同层设备互联互通、资源协作和任务分配等挑战^[8]。

4) 卫星辅助结构:卫星作为云计算平台或 MEC 节点,基于其高位部署和广覆盖的优势,提供更多计算资源,并实现超远程任务卸载^[25,33]。此网络结构可实现全球信息的综合,适用于资源需求量大范围的应用场景,但低轨道卫星快速移动所导致的多普勒效应严重影响通信质量。

1.4 主要挑战及其应对技术

下面探究基于 HAP 的 MEC 网络面临的主要挑战及其应对技术,并将其归纳总结,如表 1 所示。

表 1 基于 HAP 的 MEC 网络的主要挑战及其应对技术

Table 1 Main challenges of HAP-based MEC network and their coping techniques

主要挑战	应对技术	作用	文献	贡献
网络管理	软件定义网络 (software defined network, SDN)	网络功能虚拟化,并以软件编程的形式管理网络	[23]	SDN 和监控网络相结合,按需提供服务
	网络功能虚拟化 (network function virtualization, NFV)		[34]	针对垂直网络提出多级分布式 SDN 架构,实现空地网络灵活集成
高空信号传输	信道建模	准确分析空地链路性能	[35]	研究气溶胶颗粒对光波的散射和吸收的影响
	多波束天线阵列	提供可观的天线增益以补偿传播损耗	[36]	提出受对流层天气和地面环境影响的多状态统计信道模型
	抗衰落技术	抵抗环境的不利影响,提高通信质量	[37]	综述空地通信网络中天线阵列技术的贡献与研究进展
			[38]	综述光通信系统在空间链路方面面临的挑战以及各种性能的缓解技术
大规模用户接入	大规模多输入多输出 (massive multiple input multiple output, mMIMO)	深挖空间维度资源,提高系统容量和传输可靠性	[28]	提出无授权的大规模接入方案,保证可靠低时延连接
	非正交多址接入 (non-orthogonal multiple access, NOMA)	允许设备数量大于资源块数量	[40]	针对波束形成技术的干扰问题,提出基于博弈论的智能波束形成算法
	可重构智能表面 (reconfigurable intelligent surface, RIS)	通过调整反射元件的振幅或相移增强传输信号,并抑制相互干扰	[41]	验证基于 NOMA 的 MEC 在计算性能增益方面优于基于正交多址接入技术的 MEC
			[42]	重新配置任务卸载的无线传播环境,提高通信和计算能力
系统安全	区块链	去中心化、防篡改	[43]	最大化地面用户的接收信噪比
	[44]	调查区块链和边缘计算集成的动机、框架、功能和挑战		
能量受限	无线电能传输 (wireless power transmission, WPT)	利用射频、激光实现远程无线电能供给	[45]	提出利用 HAP 激光供能的空中 MEC 系统
	[46]	研究由地面激光供能的 UAV 通信系统性能		

1) 网络管理:基于 HAP 的 MEC 网络的垂直异构和动态拓扑等特点加大了网络管理复杂度,网络管理层面面临多层动态网络的无缝集成以及异构多变的网络资源的实时分配等挑战^[4,19]。依赖全局信息的传统管理方式难以应对大量动态变化的网络信息,因此,设计高效的新型网络管理技术愈发迫切。

针对该挑战,部分研究利用 NFV 技术和 SDN 技术实现对资源的灵活分配和网络控制编程化,以提高网络灵活性^[31]。相较于传统集中式 SDN 控制方式,现多采用分布式 SDN 架构降低集中控制器负担和被攻击后的损失^[23,34]。

2) 高空信号传输:基于 HAP 的空对空、空对地信号传输质量受到传输距离,降雨、雾等气候条件和大气环境变化的严重影响。HAP 位处平流层,同时具有较高的视距链路概率和自由空间损耗。因此,提供高带宽、高传输功率的光通信和微波通信成为空对地和空对空传输的主流通信技术,但大气分子和雨滴、雾等小颗粒分子对光波、高频电波的吸收、散射造成严重的信号衰减^[13]。此外,平流层的水平运动导致 HAP 位置无法固定,存在局部移动现象。HAP 的不稳定状态进一步影响信号的载波噪声比^[47]。

为克服上述挑战,相关文献主要从信道建模^[35-36]、天线阵列^[37]、抗衰落技术这 3 个方面提升高空信号传输质量^[38-39]。

3) 大规模用户接入:垂直部署且服务区重叠的空中服务器接入大规模用户,导致带宽资源紧张和严重信道干扰问题^[8]。

针对该挑战,mMIMO 技术、NOMA 技术、RIS 技术分别从集成天线、接入技术和波形调整 3 个方面提升接入用户数量、带宽资源利用率和信号接收质量^[28,40-43]。

4) 系统安全:基于 HAP 的 MEC 系统数据传输量大且通信环境开放,增大了恶意节点入侵的风险。云计算的安全保障方案已逐渐成熟,但高空 MEC 独特的分布式部署和设备移动性,导致两者的安全方案无法完美互通^[3]。完善基于 HAP 的 MEC 网络的安全措施是未来工作的关键点之一。

针对该挑战,除改进访问控制、授权认证机制等传统方法外^[48],目前,相关研究多利用区块链技术的分散透明、共识同步和不变性的优势提升系统安全性^[44]。

5) 能量受限:部分设备能量有限,将进一步影响系统整体性能。基于射频和激光的 WPT 技术可实现节点间无线供能^[45-46],有望解决设备能量受限

的问题。

2 基于 HAP 的 MEC 卸载算法

计算卸载相关研究主要以卸载决策和资源分配为研究对象,但随着网络结构的扩展和研究的深入,用户关联、资源协作、信道干扰等问题被广泛研究。计算卸载算法利用不同理论与计算卸载过程相结合的方式解决时延、能耗等目标优化问题。为了归纳出目前常用卸载算法的优缺点,从图论、博弈论、ML 等理论的角度对基于 HAP 的 MEC 卸载算法进行横向分析和纵向对比,并对 FL 技术如何改善 MEC 的数据孤岛问题和计算卸载的安全隐私问题进行研究。

2.1 基于图论的算法

图论利用点和边表达各类结构和系统。根据边是否有方向,图分为有向图和无向图。计算卸载研究通常将网络结构、任务间关系和资源分配等映射为图,将卸载决策和资源分配问题转化为图的最优路径规划问题^[49]。

为解决任务需求多样化和系统资源多样化的资源分配问题,文献[32]构建系统加权图和任务卸载加权图,简化单 HAP-单基站-多用户场景的计算、通信、缓存资源分配问题,提出一种结合色谱柱生成算法和列生成算法的计算卸载方案,最小化用户的任务卸载成本。该方案利用基站进行多用户任务的全卸载决策,未考虑各服务器资源协作对计算卸载的影响。资源分配方式偏理想化,难以应对大规模用户卸载情况。文献[50]面对大范围灾害场景下双层用户的任务卸载决策问题,将联合优化用户关联和卸载决策的非确定性多项式问题转化为加权的 3-均匀超图模型,提出基于局部搜索的三维超图匹配算法,提高了系统的总传输速率,但该方案未考虑多设备间信道干扰对传输速率的影响。

基于图论的卸载算法属于集中式控制算法,利用图论构建系统的全局视图,模型清晰,便于全局优化。弊端在于全局视图的构建需要决策设备收集大量信息,造成资源的不必要占用。随着网络拓扑复杂化,图结构烦琐,算法复杂度随之增加。与之相比,基于博弈论的分布式算法可降低全局优化算法复杂度且减轻决策设备的负担。

2.2 基于博弈论的算法

博弈论是用于用户交互建模的数学框架。每个参与者具有各自的策略行为和收益函数,博弈时结合必要信息,选择合适的策略行为,反复测试以达到

当前利益最优状态^[51]。博弈论包含合作和非合作博弈:合作博弈以双方或某一方群体利益增加为结果;非合作博弈通过参与者自主决策达到纳什均衡状态。

计算卸载研究常将用户通过竞争获取卸载机会和资源的过程构建为非合作博弈模型,通过有限博弈次数使系统达到纳什均衡^[51-52]。文献[27]从运营商的角度解决多服务器多用户场景的计算资源分配问题。该方案采用多领导者多跟随者 Stackelberg 动态博弈模型,以中央控制处理器单位价格和延迟为卸载条件在 UAV 用户间形成对 HAP 资源的竞争,实现 HAP 的收入最大化和 UAV 的卸载成本与延迟最小化。为提高用户资源利用率,相关研究应借鉴文献[53]对动态、分散用户间 D2D 任务卸载的研究。在利用 Stackelberg 博弈模拟用户间任务卸载的基础上,将 Stackelberg 博弈嵌入 Lyapunov 优化中以开发在线卸载和定价方案,同时优化服务器的服务效用和用户的卸载成本。文献[45]提出一种激光供能的空中 MEC 架构,将 HAP 与恶意攻击者的互动建模为 Botto 游戏博弈模型,平衡供能安全和任务处理能耗。

基于博弈论的分布式卸载算法无须搜集全局信息,纳什均衡状态保证参与者均获得当前系统状态下的最优卸载决策。该分布式算法可减轻设

备负担、节省资源且达到整体性优化效果。缺点是参与者依靠频繁的信息交互更新自身信息,从而获得当前最佳决策,易增大通信开销、能耗和传输风险。

2.3 基于图论和博弈论的算法

资源协作和具备依赖关系的任务集卸载是计算卸载研究的两大热点^[54]。为联合优化上述两大热点问题,文献[55]将图论的关系构建能力和博弈论的状态均衡能力相结合。首先,利用图论将具有依赖关系的任务集切分成多个独立且内部高度耦合的子集,保证各个子集卸载至任意设备均可得到及时处理;然后,提出基于 Stackelberg 博弈的差异化定价协同计算卸载算法,提高了系统效用。该算法利用图论的关系构建能力降低博弈论的信息交互频率,但面对长期大规模任务卸载场景时,无法避免全局信息搜集导致的大量资源开销。

表2从理论、问题建模、算法、优势和不足5个方面对基于图论、博弈论和两者综合的各类卸载方案进行归纳总结。基于图论的算法和基于博弈论的算法分别以全局协调和竞争均衡的方式优化卸载效果,但随着卸载模型复杂化,2类算法的复杂度增加且求解精度下降。对于高复杂度的长期性动态任务卸载场景,ML技术利用学习能力易获得快速且低复杂度的解决办法。

表2 基于图论、博弈论和两者结合的算法

Table 2 Algorithms based on graph theory, game theory and a combination of the above two

理论	问题建模	算法	优势	不足	文献
图论	资源分配	色谱柱生成算法 + 列生成算法	简化资源分配过程,降低卸载成本	资源利用率低,不适于大规模用户场景	[32]
	卸载决策	局部搜索 + 三维超图匹配算法	提高系统总传输速率和系统扩展性	忽略信道干扰影响,卸载决策对象不完整	[50]
博弈论	资源分配	多领导者多跟随者 Stackelberg 博弈 + 递归思想	提高服务器收入,降低用户卸载成本和时延	用户资源利用率低	[27]
	卸载决策	单领导者多跟随者 Stackelberg 博弈 + Lyapunov 优化理论	打破 D2D 常规假设,提高用户资源利用率和系统扩展性	忽略信道干扰	[53]
	供能安全	以供能安全和能耗为效用函数的 Botto 游戏博弈	权衡供电安全和用户卸载能耗	进一步权衡延迟	[45]
图论 + 博弈论	卸载决策 + 资源协作	图分割法 + Stackelberg 博弈	降低依赖关系任务集卸载的复杂度,提高系统效用	扩展性差	[55]

2.4 基于 ML 的算法

ML 技术从历史数据和经验中学习卸载策略,评估策略性能,在探索与使用间取得平衡,使结果接近目标方案并自主压制不良方案,提升系统效

率^[5,56]。目前,多数研究利用 ML 算法处理长期动态变化的高维度卸载模型,寻求快速、低复杂度的解决办法。

文献[57]提出一种基于集中训练-分散执行

框架的合作多智能体强化学习方法,解决智能交通系统的卸载、缓存决策和资源分配问题,但集中训练方式导致系统扩展性差。文献[58]针对该类常见问题,构建一种设备资源异构和任务需求各异的新型空对空卸载场景。为解决设备相邻合作的资源分配和信道干扰问题,提出一种结合凸优化和随机学习自动机的两阶段资源分配方案,该分布式算法可降低卸载能耗,提高系统扩展性。上述2种方案分别研究设备资源的多样性和异构性,均采用静态网络模型,未考虑长期性运行效果。

为使卸载算法便于应用,许多学者构建动态任务卸载模型,研究长期性优化算法^[26,59-61]。文献[26]基于用户任务的动态性研究带宽资源的动态分配和任务卸载比例问题,提出一种深度确定性策略梯度算法,解决状态空间和动作空间的连续性问题,降低了用户卸载能耗,并使任务完成量最大化。文献[59]提出一种准确率高达90%的基于支持向量机(support vector machines, SVM)的FL算法,基于动态化的用户任务,动态预测用户关联并优化用户服务序列和任务分配,降低用户能耗和时延的加权和。该方案采用HAP节点间本地SVM模型参数直接交换的方式更新本地训练模型,提高预测准确性,保障数据安全。文献[60]利用强化学习框架构建用户任务和位置动态化、设备相邻合作的MEC任务卸载模型,提出基于深度确定性策略梯度的算法,使用户任务卸载成本最小化。文献[61]为

解决空天地MEC动态网络的计算卸载问题,更加全面地建立动态网络模型。卸载方案包括UAV计算资源分配和用户任务卸载决策2个阶段:1)利用资源虚拟化技术实现任务在UAV上的并行计算,提出低复杂度的启发式任务分配算法,降低任务处理时延;2)提出基于策略梯度算法和演员-批评家网络的在线卸载算法,学习和预测信道衰落状态,并解决马尔可夫决策过程中状态转移概率和奖励函数的精确建模问题,实现空天地MEC网络的卸载成本最小化。

针对海洋用户的任务卸载,文献[62]提出云-边协作的空天地海综合网络架构,将HAP网络与卫星网络相结合,并引入区块链技术提升系统安全。文献[25]在文献[62]的基础上提出一种基于强化学习的智能任务卸载算法,增大海上边缘计算执行效率,但单一的全卸载方式易造成服务器资源浪费。

表3对基于ML的算法从问题建模、算法、优势和不足4个方面进行了归纳总结。基于ML的算法解决了动态复杂网络的任务卸载最优化问题,更加接近实际需求。该类算法根据历史信息预测系统变化,使决策具备长期有效性和高可靠性。算法的实施基于数据收集和模型训练。复杂模型的训练速度低且增大了资源需求量和数据安全风险,因此,ML算法效果好,但适用性有限。目前,FL技术常被用于解决边缘计算中的模型训练问题。

表3 基于ML的算法

Table 3 Algorithms based on ML

问题建模	算法	优势	不足	文献
资源分配+卸载决策	集中训练-分散执行框架+合作多智能体强化学习算法	降低任务处理时延	适应局部模型,扩展性差	[57]
资源分配+信道干扰	凸优化+随机学习自动机	降低卸载能耗,提高系统扩展性	长期性运行效果未知	[58]
带宽动态分配	深度确定性策略梯度算法	能耗和效率长期性最佳	不适合大规模用户接入场景	[26]
用户动态关联	SVM+FL	预测准确率高;提高用户体验感,并保障数据安全	训练更新频率高,服务器能耗大	[59]
资源协作	深度确定性策略梯度算法	更全面地完善用户动态化模型;降低用户卸载成本	通信条件理想化	[60]
资源分配+卸载决策	策略梯度算法+演员-评论家模型	更全面地完善网络动态化模型;降低任务处理成本	部分通信条件理想化	[61]
资源分配	强化学习	增大海上边缘计算执行效率	服务器资源利用率低	[25]

2.5 基于 FL 的算法

FL 的分布式执行方式可以降低 MEC 网络在 ML 模型训练时的网络拥塞风险,保障数据隐私安全,并打破 MEC 多方联合学习的障碍^[63]。FL 的一般过程为:1) 用户设备基于不同算法利用本地数据和资源进行本地模型训练,将本地模型训练参数传输给全局服务器,得到全局模型参数;2) 利用全局参数更新局部训练,反复多次达到全局损失函数收敛,模型训练完成。

文献[29,31,59,64]根据不同场景下的用户数量和设备资源分别采用不同层数的 FL 框架。文献[29]为应对卫星在数据隐私和资源限制条件下的快速信号调制识别的挑战,采用基于卷积神经网络的双层 FL 框架处理数据,提出基于 Q 学习的资源分配算法以降低传输时延和系统能耗,并加快学习过程。其中,用于聚合本地模型参数的联邦平均方法缺乏参数优化过程,易降低 FL 性能。对此,文献[59]采用相邻 HAP 设备直接交换模型参数的方式实现局部更新,该算法以通信开销增大

为代价来提升 FL 性能。

面对大范围多用户多数据类型场景,文献[64]采用用户-UAV-HAP 三层 FL 框架,利用多元线性回归模型预测内容未来流行度,基于随机梯度下降法的神经网络训练模型参数。该方案通过提高 UAV 缓存命中率降低任务交付时延。预测模型复杂度低,但用户量庞大时,选择合适的数据集是一项挑战。文献[31]研究了车联网的任务卸载问题,构建车辆-路边单元-UAV-HAP 多层 FL 框架,引入基于集群的车车通信和网络切片技术。该方案将 UAV 和路边单元同时作为子全局平台,两者服务区的叠加有效避免了个别服务器损坏导致的子全局模型参数缺失问题。

表 4 对基于 FL 的算法从问题建模、算法、优势和不足 4 个方面进行归纳总结。相关文献基于 FL 的分布式训练模式,旨在实现全局信息的提取,并减轻设备负担。因此,基于 FL 的计算卸载算法适用于大范围高数据量的 MEC 场景,能够高效地解决信息提取和模型训练任务,进而改善卸载效果。

表 4 基于 FL 的算法
Table 4 Algorithms based on FL

问题建模	算法	优势	不足	文献
资源分配	双层 FL + 卷积神经网络 + Q 学习	提高数据传输安全,并加快学习过程,降低传输时延和能耗	易丢失部分数据特征	[29]
用户动态关联	单层 FL + SVM	创新本地模型更新方式,降低卸载时延和能耗	增大通信开销	[59]
内容流行度预测	三层 FL + 深度神经网络 + 随机梯度下降法	扩展性好且复杂度低;提高缓存命中率	增大数据清洗工作量	[64]
卸载决策	三层 FL + 车车通信 + 网络切片 + 能量收集技术	减少上行链路需求,增大系统弹性,提高卸载效率	丢失部分数据特征	[31]

2.6 其他算法

图论、博弈论、ML 等理论虽常用但不代表能通用,部分研究根据不同需求选择其他合适的算法来求解计算卸载相关问题。

文献[8,23,33,65-66]从协同计算的角度实现系统时延或能耗最小化。文献[8]提出按需组网的卸载方案和基于块坐标下降法的迭代算法,证明多层服务器协同计算的能耗效果优于单层服务器,但缺乏用户间协同计算的研究。文献[23]在网络垂直方向协同计算的卸载方案中引入 D2D 和 M2M 技术,实现了用户间的任务卸载,提高了非视距链路用户卸载成功率。所提出的分布式 SDN 技术与监督网络相结合的 MEC 网络框架,提高了计算卸

载和网络管理的效率。文献[65]提出一种集合 MIMO 技术的空天地协同网络架构,提高了传输速率和频谱效率,减少了任务处理时延和能耗。文献[33]在文献[65]的基础上提出一种分解迭代算法,降低了用户任务卸载能耗。算法涉及分数阶规划、凸函数差分法等多个数学方法,过程烦琐。常见的协同计算方案缺乏关于设备移动性对任务卸载效果影响的研究。文献[66]利用 HAP 和 UAV 为用户密度不定的动态车辆网络提供协同计算服务,应用排队论在不同情况下求解出设备最佳计算能力,并降低任务处理时延。该方案模型较为简单,忽略了设备间信道干扰的影响。

文献[28,67-68]分别从接入方案、带宽分配和

物理层安全方面研究任务传输问题。文献[28]提出一个免授权的大规模用户接入方案,利用无须访问调度的非正交频分复用技术解决多址接入技术中资源块不足的问题,并降低访问延迟。文献[67]研究了不同类型任务的带宽资源分配问题,最小化平均用户卸载时延。文献[68]从通信链路物理层安全的角度,构建了一种包含3种窃听者类型的节能安全计算卸载模型,研究了不同卸载方式达到安全状态的选择条件。

目前,协同计算研究重点在于垂直方向的逐层卸载,忽略水平方向的资源协同,因此,同层服务器资源多处于独立状态。任务传输相关研究目前涉及接入方案、带宽分配和物理层安全方面,未来可利用RIS技术对计算卸载的信号干扰问题展开研究。

2.7 算法对比分析

本文归纳总结了各类算法的优缺点和适用场景,如表5所示。

图论和博弈论算法均实现了系统全局优化,博弈论算法较图论算法更具扩展性。两者的结合降低了博弈论的信息交互频率,但受限于建模的复杂度和个体状态最佳的要求,决策效率低,不适用于模型复杂或设备量大的MEC场景。

分布式ML算法基于其卓越的学习能力,具备扩展性、高效性、可靠性和长期有效性的优点。该算法的学习能力依赖充足的资源和大规模数据。FL辅助ML算法处理资源和数据的大量供给问题,保障网络顺畅和数据安全。两者适用于大范围、高复杂度、长期性的MEC场景。

表5 算法对比

Table 5 Comparison of algorithms

算法类型	理论	优点	不足	适用场景
集中式	图论	便于全局性优化	扩展性差,决策设备负担重	追求系统性能且网络架构简单的MEC场景
分布式	博弈论	扩展性好,系统和局部共同优化	增大能耗、通信开销和传输风险	同时追求系统性能和个体性能的小范围MEC场景
结合	图论+博弈论	简化复杂任务模型,降低信息交互次数	扩展性差,长期运行效率低	任务模型复杂的多设备资源协作场景
分布式	ML	扩展性好,决策效率高,具备长期性和高可靠性	资源和数据需求量大,数据安全风险大	大范围、高复杂度的动态长期性MEC服务场景
	FL	扩展性好,降低网络拥塞风险,提高数据安全性	高质量数据集选择困难	大范围、高安全风险且用户数据多样化的MEC服务场景

3 问题和展望

3.1 存在的问题

基于HAP的MEC卸载算法各具特色,但在问题建模、资源协作和边缘缓存方面存在问题。

1) 建模理想化。目前,计算卸载研究常忽略由环境变化、设备移动或突发状况造成的卸载中断现象,在建模时,倾向于对系统信息理想化处理,如固定的通信条件和任务量等。基于此研究模式所产出的卸载方案可能无法应对系统的实际变化。

为提升卸载方案的可实施性,未来的研究应设计贴近实际变化的动态计算卸载系统,并使其包含一定的卸载中断风险,例如,文献[61]利用深度强化学习技术学习并预测路径损耗,可实时联合分析UAV动态变化、其他设备资源状况和用户决策情况,但该方案未考虑卫星强移动导致的信道变化和

链路连接中断风险。针对该类问题,解决方案有3种:一是,利用深度强化学习技术构建全面的动态系统模型,包括设备移动、环境变化、信道变化,根据不同环境学习和预测链路中断概率,提升系统模型准确性^[69];二是,通过优化链路切换技术降低中断风险^[70];三是,利用ML技术预测高链路中断风险,及时协调各层网络节点和资源以改变用户卸载平台。

2) 资源协作方式具有局限性。基于HAP的MEC卸载系统的资源协作研究集中在网络的垂直方向,即:任务卸载经历从本地向上至卫星等多个层次的MEC节点,忽略水平方面的资源协作。部分研究利用D2D、M2M等技术实现用户间卸载^[23,55],弥补水平方向资源协作的研究,但HAP集群不同于短距离通信的用户集群^[53],两者的资源协作方案无法完美互通。

实现各层网络水平和垂直方向的综合性资源协

作是未来优化计算卸载方案的潜在研究方向,设想通过2个方面完善资源协作方式:一是,开发频谱利用率高的新型接入技术,缓解设备上下行链路与水平通信链路间的干扰和带宽争夺,实现邻近异构设备间的灵活无障碍通信^[24];二是,结合分布式SDN技术和RIS技术^[34],每层网络选出合适节点作为资源管理者,管理者利用RIS技术增加通信质量以高效协调所负责区域各节点的任务负载或进行远程区间资源协作。

3) 高空缓存研究不足。HAP结合缓存技术,可以处理并缓存相似的任务请求,从而降低未来任务的处理时延和能耗。目前,针对HAP的研究主要集中在计算和通信资源方面,缓存资源的相关研究并不充分^[32,57]。基于UAV的边缘缓存技术被广泛研究,与UAV相比,HAP的载荷量和用户内容偏好差异度大,基于HAP的边缘缓存技术研究更具挑战性。

HAP的缓存资源管理方案需要考虑缓存内容以及缓存与计算的资源占比问题。前者确保高缓存命中率,后者避免资源分配不均衡对MEC系统造成副作用。针对前者,利用ML技术和FL技术实现大规模的用户信息搜集工作,了解用户高频请求以提升缓存命中率;针对后者,利用ML技术预测缓存更新和任务到达情况,主动调整计算和缓存的资源占比,保障2类服务的效率,最大化系统性能。

3.2 研究方向展望

基于HAP的MEC卸载技术的未来研究方向如下。

1) 动态部署和架构弹性。基于HAP的MEC卸载研究多采用HAP准静止场景,忽略HAP集群所具备的灵活性和弹性优势。实际面对突发情况时,HAP集群须动态部署以提升系统鲁棒性。例如,当多HAP结构的某个节点突发故障,系统应采用高效的故障应对方案^[14],具体为:先通过统计时延敏感型任务的卸载概率设置用户优先级,当故障发生时,基站或用户利用D2D技术传播故障信息,系统控制中心快速协调地面基站资源或其他区域的UAV,保证高优先级用户服务连续,并以时延增大为代价,为低优先级用户提供服务。同时,动态化HAP覆盖面和位置以恢复故障节点所关联用户的服务^[71]。该方案涉及覆盖区域、波束指向、位置高度以及通信连接等的变化。此外,若用户分布或任务密度发生大范围变化,基于HAP的MEC系统通过周期性的任务量统计具备感知力,可以动态化

HAP数量和位置,实现服务器资源的自主调整。

2) 能量供给权衡机制。基于HAP的MEC网络引入WPT技术以实现节点间的供能,保障各节点正常工作。由于供能设备的能量有限,网络需要能量供给权衡机制,避免设备盲目供能影响系统性能。该机制利用深度强化学习技术学习用户任务量趋势、供能设备自身能量消耗速率和能量受限设备在系统中的影响,以保证供能设备正常工作和提升系统性能为目的,制定最佳供能决策,例如:是否向外供能,向多少设备供能,供能多少,等等。

3) 设备机动安全性。MEC相关研究多利用区块链技术或开发安全认证机制提高系统信息安全性。鉴于HAP、UAV等设备具备移动性强、体积大、部署位置高的特性以及网络对智能化和自主化的追求,基于HAP的MEC网络未来应考虑由设备机动性导致的安全问题。例如:HAP和其所服务的车辆、UAV等设备接收到被恶意篡改的任务卸载结果或执行指令,导致服务功能丧失、数据泄露,并依靠移动性造成社会危害性事件(坠落、撞击等)。

因此,基于HAP的MEC系统不仅需要强大的信息安全保障机制,还应保证系统被入侵时及时感知并做出应对。例如:通过空地协作的方式,利用地面特定服务器监控空中节点,及时干预异常指令;通过环境监测和历史指令记录的学习,判断当下指令内容的异常和危险性,针对异常度高的指令拒绝执行并给出警示。

4 结论

1) HAP系统兼具卫星系统和地面通信系统的优点,基于HAP的MEC网络可降低全球通信覆盖的成本和部署时长,为用户提供长期稳定的高质量服务。基于HAP的MEC网络结构多样化,具有垂直异构和动态拓扑的特点。与固定式的地面网络结构相比,该网络结构的灵活性、扩展性、抗毁性和弹性更强,但也面临着复杂网络管理、高空信号传输、大规模用户接入、系统安全以及设备能量有限的应用挑战。

2) 基于HAP的MEC卸载相关研究主要解决卸载过程中的卸载决策、资源分配、资源协作和传输安全与质量等问题。与之相关的计算卸载算法主要基于图论、博弈论、ML、FL等理论优化系统在时延、能耗、安全等方面的性能。其中:图论算法适用于全局优化,但其扩展性差;博弈论算法可提高系统扩展性,但通信开销大;ML算法可解决长期动态变化的

任务卸载问题,但需要借助 FL 技术提高数据安全性。

3) 虽然各种基于 HAP 的 MEC 卸载算法各具特色,但还存在一些问题,例如:问题建模理想化,资源协作偏重于垂直方向而忽略水平方向,HAP 缓存资源的资源分配研究不足,等等。此外,对于基于 HAP 的 MEC 网络的动态部署和架构弹性、能量供给权衡机制以及机动安全性方面,仍需进一步深入研究。

参考文献:

- [1] 谢人超, 廉晓飞, 贾庆民, 等. 移动边缘计算卸载技术综述[J]. 通信学报, 2018, 39(11): 138-155.
XIE R C, LIAN X F, JIA Q M, et al. Survey on computation offloading in mobile edge computing [J]. Journal on Communications, 2018, 39(11): 138-155. (in Chinese)
- [2] IAIN M. ETSI drops ‘mobile’ from MEC [EB/OL]. [2022-06-21]. <https://www.lightreading.com/mobile-core/etsi-drops-mobile-from-mec>.
- [3] ZHANG W, LI L Z, ZHANG N, et al. Air-ground integrated mobile edge networks: a survey [J]. IEEE Access, 2020(8): 125998-126018.
- [4] CHENG N, XU W C, SHI W, et al. Air-ground integrated mobile edge networks: architecture, challenges, and opportunities[J]. IEEE Communications Magazine, 2018, 56(8): 26-32.
- [5] CALVANESE S E, BARBAROSSA S, TAESANG C, et al. 6G in the sky: on-demand intelligence at the edge of 3D networks[J]. ETRI Journal, 2020, 42(5): 643-657.
- [6] JAAFAR W, YANIKOMEROGLU H. HAPS-ITS: enabling future ITS services in trans-continental highways[J]. IEEE Communications Magazine, 2022, 60(10): 80-86.
- [7] KURT G K, KHOSHKOLGH M G, ALFATTANI S, et al. A vision and framework for the high altitude platform station (HAPS) networks of the future [J]. IEEE Communications Surveys and Tutorials, 2021, 23(2): 729-779.
- [8] SHANG B D, YI Y, LIU L J. Computing over space-air-ground integrated networks: challenges and opportunities[J]. IEEE Network, 2021, 35(4): 302-309.
- [9] DUBEY S, MEENA J. Computation offloading techniques in mobile edge computing environment: a review [C] // 2020 International Conference on Communication and Signal Processing. Piscataway, NJ: IEEE, 2020: 1217-1223.
- [10] ISLAM A, DEBNATH A, GHOSE M, et al. A survey on task offloading in multi-access edge computing [J]. Journal of Systems Architecture, 2021, 118: 102225.
- [11] SUN M, YAN Z. Aerial edge computing for 6G [J]. Journal of China Universities of Posts and Telecommunications, 2022, 29(1): 50-63.
- [12] SAAFI S, VIKHROVA O, FODOR G, et al. AI-aided integrated terrestrial and non-terrestrial 6G solutions for sustainable maritime networking [J]. IEEE Network, 2022, 36(3): 183-190.
- [13] ARUM S C, GRACE D, MITCHELL P D. A review of wireless communication using high-altitude platforms for extended coverage and capacity [J]. Computer Communications, 2020, 157: 232-256.
- [14] ANICHO O, CHARLESWORTH P B, BAICHER G S, et al. Autonomously coordinated multi-HAPS communications network: failure mitigation in volcanic incidence area coverage [C] // 2019 IEEE International Conference on Communication, Networks and Satellite. Piscataway, NJ: IEEE, 2019: 79-84.
- [15] RAJ P H. Johnson’s sequencing for load balancing in multi-access edge computing [C] // Computer Networks, Big Data and IoT. Berlin: Springer, 2021: 287-295.
- [16] ZHANG W Z, ELGENDY I A, HAMMAD M, et al. Secure and optimized load balancing for multitier IoT and edge-cloud computing systems [J]. IEEE Internet of Things Journal, 2021, 8(10): 8119-8132.
- [17] WANG Y J, FU J Q, ZHANG Y. Multi-edge server load balancing offloading method based on ant colony algorithm [C] // 2021 40th Chinese Control Conference. Piscataway, NJ: IEEE, 2021: 1826-1831.
- [18] ZHANG J, GUO H Z, LIU J J, et al. Task offloading in vehicular edge computing networks: a load-balancing solution [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(2): 2092-2104.
- [19] 唐琴琴, 谢人超, 刘旭, 等. 融合 MEC 的星地协同网络: 架构、关键技术与挑战 [J]. 通信学报, 2020, 41(4): 162-181.
TANG Q Q, XIE R C, LIU X, et al. MEC enabled satellite-terrestrial network: architecture, key technique and challenge [J]. Journal on Communications, 2020, 41(4): 162-181. (in Chinese)
- [20] LABRIJI I, MENEGHELLO F, CECCHINATO D, et al. Mobility aware and dynamic migration of MEC services for the Internet of vehicles [J]. IEEE Transactions on Network and Service Management, 2021, 18(1): 570-584.
- [21] LIU C B, TANG F, HU Y K, et al. Distributed task migration optimization in MEC by extending multi-agent deep reinforcement learning approach [J]. IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, 2021,

- 32(7): 1603-1614.
- [22] MUKHOPADHYAY A, IOSIFIDIS G, RUFFINI M. Migration-aware network services with edge computing[J]. *IEEE Transactions on Network and Service Management*, 2022, 19(2): 1458-1471.
- [23] ZHANG S W, LIU J J, ZHU Y J, et al. Joint computation offloading and trajectory design for aerial computing[J]. *IEEE Wireless Communications*, 2021, 28(5): 88-94.
- [24] SAEED N, ALMORAD H, DAHROUJ H, et al. Point-to-point communication in integrated satellite-aerial 6G networks: state-of-the-art and future challenges [J]. *IEEE Open Journal of the Communications Society*, 2021, 2: 1505-1525.
- [25] WANG Z, LIN B, SUN L, et al. Intelligent task offloading for 6G-enabled maritime IoT based on reinforcement learning [C] // 2021 International Conference on Security, Pattern Analysis, and Cybernetics. Piscataway, NJ: IEEE, 2021: 566-570.
- [26] LAKEW D S, TRAN A T, DAO N N, et al. Intelligent offloading and resource allocation in HAP-assisted MEC networks [C] // 2021 International Conference on Information and Communication Technology Convergence. Piscataway, NJ: IEEE, 2021: 1582-1587.
- [27] LIU J F, LI L X, YANG F C, et al. Minimization of offloading delay for two-tier UAV with mobile edge computing [C] // 2019 15th International Wireless Communications and Mobile Computing Conference. Piscataway, NJ: IEEE, 2019: 1534-1538.
- [28] KE M L, GAO Z, HUANG Y, et al. An edge computing paradigm for massive IoT connectivity over high-altitude platform networks[J]. *IEEE Wireless Communications*, 2021, 28(5): 102-109.
- [29] JING Y, JIANG C X, GE N, et al. Resource optimization for signal recognition in satellite MEC with federated learning [C] // 2021 13th International Conference on Wireless Communications and Signal Processing. Piscataway, NJ: IEEE, 2021: 9613260.
- [30] KURT G K, YANIKOMEROGLU H. Communication, computing, caching, and sensing for next-generation aerial delivery networks: using a high-altitude platform station as an enabling technology[J]. *IEEE Vehicular Technology Magazine*, 2021, 16(3): 108-117.
- [31] SHINDE S S, TARCHI D. Towards a novel air-ground intelligent platform for vehicular networks: technologies, scenarios, and challenges [J]. *Smart Cities*, 2021, 4(4): 1469-1495.
- [32] YANG Y, CHANG X L, JIA Z Y, et al. Towards 6G joint HAPS-MEC-cloud 3C resource allocation for delay-aware computation offloading[C] // 2020 IEEE Intl Conf on Parallel & Distributed Processing with Applications, Big Data & Cloud Computing, Sustainable Computing & Communications, Social Computing & Networking. Piscataway, NJ: IEEE, 2020: 175-182.
- [33] DING C F, WANG J B, ZHANG H, et al. Joint optimization of transmission and computation resources for satellite and high altitude platform assisted edge computing [J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2022, 21(2): 1362-1377.
- [34] CAO B, ZHANG J T, LIU X, et al. Edge-cloud resource scheduling in space-air-ground integrated networks for Internet of vehicles[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2022, 9(8): 5765-5772.
- [35] ELAMASSIE M, UYSAL M. Aerosol attenuation model for high altitude UAV-based FSO links[C] // 2022 13th International Symposium on Communication Systems, Networks and Digital Signal Processing. Piscataway, NJ: IEEE, 2022: 71-75.
- [36] ZHAO J R, WANG Q, LI J X, et al. Ka-band based channel modeling and analysis in high altitude platform (HAP) system [C] // 2020 IEEE 91st Vehicular Technology Conference. Piscataway, NJ: IEEE, 2020: 9129385.
- [37] XIAO Z Y, HAN Z, ARUMUGAM N, et al. Antenna array enabled space/air/ground communications and networking for 6G[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2022, 40(10): 2773-2804.
- [38] HEMANI K, GEORGES K. Optical communication in space: challenges and mitigation techniques[J]. *IEEE Communications Surveys and Tutorials*, 2017, 19(1): 57-96.
- [39] RATNAM V, KRISHNAN P. Bit error rate analysis of ground-to-high altitude platform free-space optical communications using coded polarization shift keying in various weather conditions [J]. *Optical and Quantum Electronics*, 2022, 54: 27.
- [40] GUAN M X, WU Z, CUI Y J, et al. Efficiency evaluations based on artificial intelligence for 5G massive MIMO communication systems on high-altitude platform stations[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2020, 16(10): 6632-6640.
- [41] KE M L, GAO Z, WU Y P, et al. Compressive sensing-based adaptive active user detection and channel estimation: massive access meets massive MIMO [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2020, 68: 764-779.

- [42] CAO X L, YANG B, HUANG C W, et al. Converged reconfigurable intelligent surface and mobile edge computing for space information networks [J]. *IEEE Network*, 2021, 35(4): 42-48.
- [43] GAO N, JIN S, LI X, et al. Aerial RIS-assisted high altitude platform communications [J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2021, 10(10): 2096-2100.
- [44] YANG R Z, YU F R, SI P B, et al. Integrated blockchain and edge computing systems: a survey, some research issues and challenges [J]. *IEEE Communications Surveys and Tutorials*, 2019, 21(2): 1508-1532.
- [45] WANG Y, ZHANG L, MIN M H, et al. Privacy-aware wireless power transfer for aerial computation offloading via colonel blotto game [C] // 2020 IEEE Globecom Workshops (GC Wkshps). Piscataway, NJ: IEEE, 2020: 1-6.
- [46] LAHMARI M A, KISHK M A, ALOUINI M S. Stochastic geometry-based analysis of airborne base stations with laser-powered UAVs[J]. *IEEE Communications Letters*, 2019, 24(1): 173-177.
- [47] ABDULRAZAK L F. Stratospheric winds and rain effect on HAPS backhaul link performance [J]. *Kurdistan Journal of Applied Research*, 2017, 2(3): 252-259.
- [48] 张佳乐, 赵彦超, 陈兵, 等. 边缘计算数据安全与隐私保护研究综述 [J]. *通信学报*, 2018, 39(3): 2018037.
ZHANG J L, ZHAO Y C, CHEN B, et al. Survey on data security and privacy-preserving for the research of edge computing[J]. *Journal on Communications*, 2018, 39(3): 2018037. (in Chinese)
- [49] 郭俊. 超密集网络中基于移动边缘计算的卸载策略研究[D]. 北京: 北京邮电大学, 2018: 16.
GUO J. Computation offloading scheme in ultra-dense network integrated with MEC [D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2018: 16. (in Chinese)
- [50] ZHANG L, ZHANG H L, GUO C, et al. Satellite-aerial integrated computing in disasters: user association and offloading decision [C] // 2020 IEEE International Conference on Communications. Piscataway, NJ: IEEE, 2020: 554-559.
- [51] 徐进伟. 移动边缘网络中的计算卸载算法研究[D]. 南京: 南京邮电大学, 2021: 13.
XU J W. Research on computing offloading algorithm in mobile edge networks[D]. Nanjing: Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2021: 13. (in Chinese)
- [52] ZAMZAM M, ELSHABRAWY T, ASHOUR M. Game theory for computation offloading and resource allocation in edge computing: a survey [C] // 2020 2nd Novel Intelligent and Leading Emerging Sciences Conference. Piscataway, NJ: IEEE, 2020: 47-53.
- [53] WANG X, YE J C, LUI J C S. Joint D2D collaboration and task offloading for edge computing: a mean field graph approach[C] // 2021 IEEE/ACM 29th International Symposium on Quality of Service. Piscataway, NJ: IEEE, 2021: 9521271.
- [54] 胡恒, 金凤林, 郎思琪. 移动边缘计算环境中的计算卸载技术研究综述[J]. *计算机工程与应用*, 2021, 57(14): 60-74.
HU H, JIN F L, LANG S Q. Survey of research on computation offloading technology in mobile edge computing environment [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2021, 57(14): 60-74. (in Chinese)
- [55] 高基旭. 基于边缘计算的协同计算任务卸载策略研究[D]. 南京: 南京邮电大学, 2021: 21-42.
GAO J X. Research on collaborative computing task offloading strategy based on edge computing [D]. Nanjing: Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2021: 21-42. (in Chinese)
- [56] RODRIGUES T K, SUTO K, NISHIYAMA H, et al. Machine learning meets computation and communication control in evolving edge and cloud: challenges and future perspective [J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2020, 22(1): 38-67.
- [57] REN Q Q, ABBASI O, KURT G K, et al. High altitude platform station (HAPS) assisted computing for intelligent transportation systems[C] // 2021 IEEE Global Communications Conference. Piscataway, NJ: IEEE, 2021: 9685074.
- [58] LIU W N, XU Y T, QI N, et al. Joint computation offloading and resource allocation in UAV swarms with multi-access edge computing [C] // 2020 International Conference on Wireless Communications and Signal Processing. Piscataway, NJ: IEEE, 2020: 280-285.
- [59] WANG S H, CHEN M Z, YIN C C, et al. Federated learning for task and resource allocation in wireless high-altitude balloon networks [J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2021, 8(24): 17460-17475.
- [60] TRUONG T P, TRAN A T, NGUYEN T M T, et al. MEC-enhanced aerial serving networks via HAP: a deep reinforcement learning approach[C] // 2022 International Conference on Information Networking. Piscataway, NJ: IEEE, 2022: 319-323.
- [61] CHENG N, LYU F, QUAN W, et al. Space/aerial-

- assisted computing offloading for IoT applications: a learning-based approach [J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2019, 37(5): 1117-1129.
- [62] PANG Y, WANG D S, WANG D D, et al. A space-air-ground integrated network assisted maritime communication network based on mobile edge computing [C] // 2020 IEEE World Congress on Services. Piscataway, NJ: IEEE, 2020: 269-274.
- [63] 梁天恺, 曾碧, 陈光. 联邦学习综述: 概念、技术、应用与挑战 [J]. *计算机应用*, 2022, 42(12): 3651-3662.
- LIANG T K, ZENG B, CHEN G. Federated learning survey: concept, technology, application and challenge [J]. *Journal of Computer Applications*, 2022, 42(12): 3651-3662. (in Chinese)
- [64] MASOOD A, NGUYEN T V, TRUONG T P, et al. Content caching in HAP-assisted multi-UAV networks using hierarchical federated learning [C] // 2021 International Conference on Information and Communication Technology Convergence. Piscataway, NJ: IEEE, 2021: 1160-1162.
- [65] 王俊波, 丁昌峰, 张华, 等. 一种卫星和高空平台协助的星地边缘计算任务卸载方法: CN112929074B [P]. 2022-02-08.
- [66] TRASPADINI A, GIORDANI M, ZORZI M. UAV/HAP-assisted vehicular edge computing in 6G: where and what to offload? [C] // 2022 Joint European Conference on Networks and Communications & 6G Summit. Piscataway, NJ: IEEE, 2022: 178-183.
- [67] WANG G C, ZHOU S, NIU Z S. Radio resource allocation for bidirectional offloading in space-air-ground integrated vehicular network [J]. *Journal of Communications and Information Networks*, 2019, 4(4): 24-31.
- [68] BAI T, WANG J J, REN Y, et al. Energy-efficient computation offloading for secure UAV-edge-computing systems [J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2019, 68(6): 6074-6087.
- [69] ZHANG J J, WU H Z, SHEN S W, et al. Evaluation of an intelligent task scheduling algorithm for 6G 3D networking [C] // 2022 IEEE 21st Mediterranean Electrotechnical Conference. Piscataway, NJ: IEEE, 2022: 1211-1216.
- [70] HE P F, CHENG N P, NI S Y, et al. An adaptive handover scheme based on cooperative transmission from high altitude platform stations [C] // 2017 IEEE 2nd Advanced Information Technology, Electronic and Automation Control Conference. Piscataway, NJ: IEEE, 2017: 1306-1310.
- [71] ARUM S C, GRACE D, DMITCHELL P, et al. Beam-pointing algorithm for contiguous high-altitude platform cell formation for extended coverage [C] // 2019 IEEE 90th Vehicular Technology Conference. Piscataway, NJ: IEEE, 2019: 8891528.

(责任编辑 梁 洁)