

基于 MEC 有限服务资源下的 任务卸载策略研究综述^{*}

丁祥明^{1,2} 李陶深^{1,2**}

1. 南宁学院信息工程学院, 南宁 530200
2. 广西大学计算机与电子信息学院, 南宁 530004

摘 要 解决运营商成本限制下的村落地区任务卸载问题, 需要设计合适的任务卸载模型, 通过引入不同的任务卸载处理策略, 实现有效的任务卸载优化。针对基于 MEC 有限服务资源下的任务卸载策略, 本文从计算资源限制下的联合卸载策略、基于 MEC 有限服务资源的任务卸载策略、MEC 中的算法优化任务卸载策略等 3 个方面, 阐述基于 MEC 有限服务资源下的任务卸载策略的国内外研究现状进行总结回顾, 并对存在的问题进行分析, 给出了未来研究工作的思路。

关键字 移动边缘计算, 服务资源, 任务卸载, 联合卸载策略

A Review of Task Offloading Strategies based on MEC Limited Service Resource

Ding Xiangming^{1,2} Li Taoshen^{1,2**}

1. School of Information Engineering, Nanning University, Nanning 530200, China
2. School of Computer, Electronics and Information, Nanning University, Nanning 530004, China
lts@unn.edu.cn

Abstract—To solve the problem of task offloading in rural areas under the cost constraints of operators, it is necessary to design a suitable task offloading model and introduce different task offloading processing strategies to achieve effective task offloading optimization. This paper summarizes and reviews the current research status of task offloading strategies based on mobile edge computing(MEC) limited service resources from three aspects: joint offloading strategies under computational resource constraints, task offloading strategies based on MEC limited service resources, and algorithm optimization task offloading strategies in MEC. The existing problems are analyzed, and future research ideas are proposed.

Keywords—Mobile edge computing(MEC), service resource, task offloading, joint offloading strategies

1 引 言

近年来,随着新兴技术发展,移动设备(user device, UE)处理器能力随之得到增长。如今,随着互联网的高速发展,用户规模稳定高速增长,移动应用数量也随着高速增长。高速增长的移动应用带来海量的计算数据。然而移动设备上越来越多的移动应用需要低延迟计算。移动设备现有计算能力无法及时处理繁重的计算任务。其次移动设备受限于电池电量,长时间高负载计算导致电池电量快速下降,影响用户体验。如何有效处理数量不断增长的计算密集型任务,提供更好的用户体验成为当前挑战之一。传统云计算(Cloud computing, CC)因其拥有巨大的计算资源,减轻移动设备计算压力,然而,移动设备和云之间长距离数据

传播导致较高的服务延迟^[1]。传统云计算接收太多无线设备传输的数据导致网络延迟增加和服务排队时延的增长。尤其是对于对时间敏感的应用程序,如图像识别和交互游戏等,应用的响应延迟关乎用户的体验质量,云服务提供的任务卸载服务延迟无法满足用户对于时延的要求。

移动边缘计算(Mobile edge computing, MEC)将云端计算资源扩展到靠近用户一侧的网络边缘,使得用户可以将任务卸载到边缘端,从而克服原先云计算中将任务卸载到云服务器所带来的高时延问题^[2]。作为云计算的边缘扩展端,边缘计算利用距离优势为用户提供高效,便捷的服务。MEC 也可以集成区域内的其他节点包括,无线网络接入点以及其他算力服务节点,为移动设备提供更好的服务。

^{*}基金资助: 本文得到广西重点科技攻关项目(桂科 AD20297125)

^{**}通信作者: 李陶深, lts@unn.edu.cn

尽管移动边缘计算降低移动设备的计算负担,但是基站(Base station, BS)覆盖区域内计算任务逐渐增加,极端条件下同一时刻大量并发卸载的任务需要更多计算资源,边缘基站有限的计算资源无法及时处理。如何有效处理并发卸载的任务成为当前研究重点之一。因此,在边缘计算的基础上设计高效的协同卸载策略是当前 MEC 中研究的重要环节^[3]。同时,基于 MEC 有限的服务器资源限制下,服务商所能提供的边缘服务节点计算能力有限,尤其是单个节点为多用户提供任务卸载服务时,出现服务延迟过高的问题,且频繁的进行任务卸载对用户设备的电池能量也有消耗。因此,基于 MEC 有限的服务器资源限制下,为解决部署服务节点资源较少,联合任务卸载研究和相对应的任务卸载优化算法研究成为当前问题的解决方法之一。

为此,本文将考虑运营商成本限制下,对基于 MEC 系统的任务卸载策略的技术研究现状和存在问题进行分析,并对该领域的研究提出一些研究思路和设想。

2 国内外研究现状、水平及发展趋势

移动边缘计算作为 5G 的关键支持技术之一,引起了专家们的关注和研究,并成为热门的研究领域。随着移动端流量的海量增长,现有的服务器配套未能满足日益增长的应用要求。为此,人们利用 MEC 技术和通信技术,将移动应用的计算任务卸载到边缘服务器执行,可以提高用户使用移动应用的体验。本文将从计算资源限制下的联合卸载策略、基于 MEC 有限服务资源的任务卸载策略、MEC 中的算法优化任务卸载策略等 3 个方面,阐述基于 MEC 有限服务资源下的任务卸载策略的国内外研究现状。

2.1 计算资源限制下的联合卸载策略研究

计算资源限制下,许多学者们通过引入不同的联合任务卸载系统,对不同场景下的任务进行相对应的任务处理。

Zhang 等人^[4]提出一种基于小基站(Small base station, SBS)和宏基站的联合并行卸载模型,以最小化所有任务的完成时间为目标,通过马尔可夫决策方法将问题转化为基于深度强化学习的卸载方案,设计了一种深度确定性策略梯度方法来获得卸载策略,降低了因过多任务卸载到单一服务器导致较高的任务计算时延,提高了卸载方法在超低延迟、服务器的高效使用。Xie 等人^[5]提出一种基站协同任务卸载模型,用于联合任务卸载、车辆和路侧单元(Roadside unit, RSU)的计算资源分配、车辆到 RSU 的发射功率分配和 RSU 到 RSU 传输速率分配。在该模型中,任务结果可以传输到车辆当前所在的 RSU,任务可以进一步从高负载 RSU 卸载到低负载 RSU。基于该模型,设计了一种基

于双延迟深度确定性策略梯度的深度强化学习(Deep reinforcement learning, DRL)算法,以便实现最小化所有车辆的总任务处理延迟和能耗。Hou 等人^[6]提出结合部分卸载以及完全卸载的方式,提出一个设备分类算法,克服单一卸载模式在复杂网络中的局限性,实现更低的能耗和延迟。

Sun 等人^[7]提出一种由车辆雾层、无人机客户端层和无人机边缘层组成的三层架构,构建一个联合任务卸载和资源分配优化问题,旨在协作灾后快速救援方面最大化时间平均系统效用。鉴于优化问题是一个 NP 难问题,设计了一种移动边缘计算(MEC)和车辆雾计算(Vehicle fog computing, VFC)辅助任务卸载和资源分配方法,该方法将用于任务卸载决策的博弈论算法、基于凸优化的 MEC 资源分配算法和基于进化计算的 VFC 资源分配混合算法结合起来,通过车辆雾层架构提供协同卸载服务,缓解因无人机客户端竞争有限的无人机边缘服务器资源导致较高服务延迟,提高了任务卸载效率。Zhang 等人^[8]提出一种基于多部分卸载模式和小型基站服务器的两层任务卸载框架,联合卸载框架解决运营商成本限制下,小基站计算资源限制导致服务器负载过高,降低用户体验的问题。Shi 等人^[9]提出了一种基于三节点协同卸载架构的 MEC 计算和通信中的新型用户协作方法,该架构由两个移动用户和一个计算接入点组成,移动应用任务可以在本地执行,也可以卸载给协作移动用户或计算接入点进行远程执行。为了满足执行延迟约束的条件下最小化移动用户的能耗,设计了一种基于动态规划的优化算法和一种高效的启发式方法。Bolourian 等人^[10]提出一种由云、MEC 服务器和物联网设备组成的三层无线供电任务卸载架构,首先提出了一个组合优化问题,旨在最小化无线能量传输,其次为物联网设备提出了一种先收获后卸载的机制,利用并行处理来提高所提出算法的性能。Li 等人^[11]考虑了一个两层多用户移动边缘计算网络,用户设备可以将任务数据卸载到边缘服务或云中心。研究的目的是在任务队列的稳定性和平均功率限制的情况下,找到最佳的卸载和资源分配决策,以最大限度地提高平均计算速率,同时降低边缘和云服务的平均成本。为此,首先利用李雅普诺夫优化理论将问题转化为每个时间帧的确定性问题,然后提出了一种结合深度强化学习(DRL)的算法,用于做出卸载决策。Xu 等人^[12]提出一个由远端用户设备(User equipment, UE),近端 UE 和一架无人机组成的 MEC 系统,其中近端 UE 和无人机组成协作卸载架构,该构架的优化目标是降低无人机能耗。

在有限的计算和通信资源的情况下,小型蜂窝网络的基本问题是如何在不确定和随机的环境中选择计算任务以最大限度地提高有效回报。Zhou 等人^[13]提出一种由多个小蜂窝节点和一个大型基站(Macro base

station, MBS)组成的在线学习框架,解决小蜂窝节点因有限计算资源和通信资源,且在不确定环境中任务卸载效率低下的问题。该框架在奖励和约束违规之间进行平衡,可在小单元网络中确保指导任务卸载的性能。为了有效处理小蜂窝网络中时延敏感的任务和资源密集型的移动应用程序,提升小基站(SBS)的任务处理能力,Hossain等人^[14]提出两种协作卸载机制,使协作模型可以动态决策SBS-MEC服务器与移动设备或远程云协作执行计算任务的位置。

Qin等人^[15]研究了具有异构任务的MEC系统中的任务卸载和资源分配策略问题,提出一种空地一体异构网络模型,该模型由多架配备边缘服务器的无人机和地面基站组成,解决热点地区和偏远地区任务卸载问题。基于该模型,以最大限度地减少计算任务完成延迟为优化目标,考虑到计算任务的异构性,提出了一种基于DRL、综合考虑不同任务类型的各种组合的任务卸载策略,优化了信道的分配。Chai等人^[16]针对卫星通信和计算资源稀缺性的情况下,提出一种卫星物联网中多任务联合卸载和资源分配方案,以提高卸载效率。首先构建了一个新的资源分配和任务调度系统,其中任务由多个基于无人机的空中基站收集和决定,边缘计算服务由卫星提供;其次研究了该框架中的多任务联合计算卸载问题,将具有依赖关系的任务建模为有向无环图,然后提出了一种注意力机制和近端策略优化协作算法来学习最佳卸载策略。Dai等人^[17]提出一种无人机在线辅助车辆任务卸载问题,缓解路侧服务单元的计算压力,最大限度下减少车辆任务延迟下的长期无人机能量约束。为了解决所提出的优化问题,首先基于李雅普诺夫优化技术对长期能量约束进行解耦,然后基于马尔可夫近似优化构建马尔可夫链,以找出接近最优的无人机辅助卸载策略。Xiang等人^[18]提出一种无人机辅助MEC的联合优化算法,以优化用户的任务卸载策略和无人机的轨迹。在与多个用户交互时,采用差分进化算法,根据用户位置和无人机位置,获得每个用户在当前时隙的卸载策略。针对无人机的轨迹优化问题,采用了乐观行动者批评算法,通过最小化系统能耗和延迟的加权和,以及训练得出最优路径。

Chen等人^[19]提出一种面向物联网的三层MEC授权的服务感知协作任务卸载和调度问题,根据计算需求,将物联网设备的服务请求在边缘节点之间转发处理,或者进一步卸载到远程云中心做计算处理。为了保证延迟敏感任务的实时性和延迟容忍任务的吞吐量,Zhao等人^[20]提出了一种基于两层边缘结构的MEC系统的任务卸载策略,并基于这一策略构建了一个由本地模型和边缘模型组成的系统模型来捕获任务的工作流,并从延迟敏感任务的平均延迟、延迟容忍任务的平均时延、MBS集群的效用和MEC系统的平均功率

等方面推导出关键性能指标。为了满足时延敏感任务的需求,并处理尽可能多的延迟容忍任务,Bai等人^[21]提出一种云-边缘-设备协同的任务卸载机制,其中延迟敏感和延迟容忍任务分别遵循访问阈值策略和丢失策略,通过建立了一个四维连续时间马尔可夫链作为系统模型,使用高斯-赛德尔方法推导出系统模型的平稳概率分布,优化EN缓冲区中的访问阈值,以获得不同比例的延迟敏感任务的最小系统成本。Huang等人^[22]研究了计算卸载和资源分配的联合优化问题,以在处理延迟和传输速率约束下最小化处理任务的系统成本为目标,首先使用马尔可夫决策过程模型来制定动态优化问题,并应用深度强化学习技术来处理高维和连续的状态和动作空间,然后设计一种计算卸载和资源分配的联合优化算法,能够通过适应网络动态来有效地学习最优方案。

2.2 基于MEC有限服务资源的任务卸载研究

尽管基于移动边缘计算结合基站(BS)下拥有大量服务资源研究任务卸载已经相当成熟,然而基于有限MEC计算资源上的任务卸载研究仍然具有挑战性。朵春红等人^[23]提出一种基于改进的深度Q网络(Deep Q network, DQN)算法的配电网任务卸载决策与边缘资源分配优化方法,通过在多边缘节点多用户设备的配电网场景中考虑任务随机、资源有限、计算能力不均衡、时延要求高等众多因素,构建云-边-端三层任务卸载及边缘资源分配优化模型,在动态变化的配电网场景中能有效地提高系统计算能效和边缘节点效益。为解决移动边缘计算在资源受限地区的物联网部署面临能源、算力、容量等资源限制的挑战,卢敏等人^[24]以卸载决策和资源分配为约束,提出一种任务分组和资源联合优化的两阶段计算卸载策略,其中第一阶段基于任务偏好对待卸载计算任务进行分组,通过与候选服务器进行预匹配来提高计算卸载的精准度和计算资源的利用率;第二阶段运用Gale Shapley算法快速计算多对多博弈最优匹配解集,实现边缘网络负载均衡。为解决边缘计算下密监控任务资源受限问题,李超等人^[25]以监控任务时延和识别精度为优化目标,提出了一种DRL的任务监控卸载与资源分配算法。首先将联合决策目标优化问题建模为马尔可夫决策过程,然后采用Transformer注意力机制对多时隙序列的信道状态和监控任务信息进行联合编码,通过厘清多时隙状态序列之间的依赖关系,提升网络状态的表征能力和算法鲁棒性。

针对基于移动边缘节点在高负载时服务器计算资源有限、处理任务可能有较高的延迟等问题,Tang等人^[26]提出了一种基于无模型深度强化学习的分布式算法,其中每个设备都可以在不知道其他设备的任务模型和卸载决策的情况下确定其卸载决策。针对现有研究中忽略任务间依赖关系和边缘服务器有限的服务

能力,导致任务分流决策完成时间过长的问题,Zhang等人^[27]提出一种高效的相关任务卸载机制。为了解决无人机执行密集型任务时,无人机资源不足的问题,Almutairi等人^[28]提出一种多用户多边缘层云计算的延迟最优任务卸载方法,将优化问题表述为使用整数线性规划技术的优化模型,以最小化无人机的总服务时间。Long等人^[29]考虑了边缘计算和云计算的结合,研究了6G网络“端-边-云”协同架构下以能耗、延迟和多节点负载均衡为优化目标的任务卸载问题。针对云中心化模型的高延迟和边缘节点算力不足的问题,将任务卸载问题视为一个多目标优化问题,提出了一种基于“端-边-云”架构的任务卸载算法,在多个约束下对能耗、延迟和多节点负载方差等具有显著的优化效果。

2.3 MEC 中算法优化任务卸载研究

对于MEC中优化任务卸载策略有许多不同的优化方法,包括单目标群体学习算法,多目标优化算法以及深度强化学习算法。对于单目标群体优化算法有粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO)、果蝇优化算法(Fruit Fly Optimization Algorithm, FOA)和遗传优化算法(Genetic algorithm, GA)。对于PSO算法由于算法结构简单有效,在较短时间内可得到较优解,因此PSO广泛应用于任务卸载策略优化中。

为了解决时延敏感应用场景下任务卸载问题,彭碧莹等人^[30]提出一种基于缓存机制和遗传-粒子群算法的任务卸载机制,通过将GA算法和PSO算法的有机结合,求取边缘计算卸载中的最优卸载比例和缓存决策,以实现最小化任务的卸载时延。Bi等人^[31]研究解决资源受限的移动设备(Mobile device, MD)与高性能MD关联卸载的问题,提出一种改进的基于遗传学习的粒子群优化算法,通过联合优化MD、SBS和MBS之间的任务卸载、用户与SBS的连接、MD的CPU速度和传输功率,以及信道的带宽分配,实现最小化MEC系统的总能耗。为解决深度神经网络(Deep neuris network, DNN)模型的最优划分点随计算资源分配而变化的问题,Li等人^[32]提出了一种基于DNN模型划分的计算卸载策略;为最小化任务卸载延迟,提出一种改进遗传粒子群算法,以实现最优任务卸载策略。Gan^[33]等人通过对MEC中的计算卸载策略和无人机轨迹优化,将数据传输过程中产生的能耗和时延作为卸载策略的评估标准,采用种群多样性-二进制优化粒子群优化算法(PDPSO)算法求解最优值。当无人机到达新位置时,算法可以根据计算卸载策略接收总能耗和延迟的加权和,其目标是在无人机完成飞行轨迹时,尽量减少每个位置的能耗和延迟之和。

Li等人^[34]研究在微蜂窝基站密集区域场景下的多移动设备独立任务集计算卸载问题,使用博弈论方法

将问题建模为一个非合作多移动计算设备卸载策略博弈,设计一个基于博弈论的分布式计算卸载方法(GDCDA),并且引入移动设备任务集卸载策略改进算法(PSOIPA),以提高任务卸载的性能。其中多目标优化算法可优化任务卸载策略中的多个性能参数。针对单用户模式的移动边缘计算卸载策略在突发性计算密集的场景下难以有效地平衡移动设备能耗与时耗的问题,张泽维等人^[35]设计了一种基于多目标优化的SWIPT(无线携能通信)-MEC任务分级卸载架构,首先构建一种单用户单核服务器的多任务分级卸载架构与多目标数学模型,然后采用多目标优化SPEA2算法,提出一种多目标MEC分级优化卸载求解策略,以最小化时延和能耗。针对多用户应用场景下,可以通过规划计算任务的卸载比重和链路传输过程中的信道分配,张泽维等人^[36]基于信道资源受限的约束,提出了一种多任务分级卸载机制,以实现计算卸载过程中信道资源的合理调度。该机制根据移动终端设备在MEC卸载过程中的平均时间消耗和能量消耗,构建约束多目标优化问题数学模型,并结合多任务分级卸载机制和约束非主导的排序遗传算法II求解该模型,最大限度均衡设备时延与能耗关系。

对于服务器计算资源较为丰富的场景下,利用深度强化学习(DRL)可在复杂的多目标MEC环境下实现灵活的自适应卸载。针对动态的MEC场景中具有依赖任务的卸载问题,Peng等人^[37]提出了一种边缘云协同的MEC架构,首先将多用户、多服务器MEC环境下的优化问题建模为马尔可夫决策过程,将具有依赖关系的任务用有向无环图(Direct Acyclic Graph, DAG)表示;然后结合深度强化学习理论中的软演员-评论家(Soft actor-critic, SAC)算法,提出了一种智能任务卸载方案,该方案在资源约束下可通过集中控制将每个任务卸载到对应的MEC服务器,极大降低了服务时延和终端能耗。Lu等人^[38]针对大规模异构MEC中集群多服务节点和移动的多任务依赖卸载,提出一种深度学习算法结合长短期记忆络(Long short-term memory, LSTM)网络层改进DQN算法。Yuan等人^[39]针对无线信道匹配和功率分配的资源优化配置,提出了一种基于深度强化学习的分布式资源分配方案,以及一种基于双深度Q网络(Double deep Q network, DDQN)的多用户通信资源匹配算法。该方案将奖励定义为设备到设备(Device-to-device, D2D)用户的实现率与消耗功率的差值,该差值受当前信道上其他蜂窝用户的信号干扰加噪声比的限制;资源分配问题被表述为具有多个参与者(D2D对)的随机非合作博弈,其中每个参与者都是一个学习代理,其任务是根据本地观察到的信息学习其最佳策略;所提出的资源匹配算法以分布式方式最大化D2D吞吐量和能效,而无需用户之间的在线协调和消息交换。

3 已有研究工作的不足分析

根据以上的技术现状分析,我们看到国内外有大量的工作正在对基于 MEC 有限服务资源下的任务卸载策略进行研究,在解决因全部计算任务卸载到云端导致的延迟,或者大量任务卸载到有限计算资源的边缘服务器导致的执行效率下降等问题上取得了许多的成果。但是,已有工作还存在以下一些不足:

(1) 尽管边缘计算可为移动用户提供服务,然而移动用户的时变特性,边缘计算可能同一时刻内承担大量的计算任务,且在偏远地区下需要考虑运营商的成本限制,服务商所提供的计算资源有限。

(2) 在面对村落地区用户较少的场景下提供任务卸载服务时,由于用户移动设备数量较少,考虑运营商成本限制下,部署大型 BS 远超运营商的预算,部署无人机空中任务卸载需要考虑无人机服务时间较短以及返航期间服务长时间中断的问题,部署 SBS 所提供的计算资源有限,部署单一 SBS 进行任务卸载时负载过高导致处理时延增加。同时,用户进行任务卸载时,期望时延较低,能耗较少。

(3) 尽管深度强化学习算法可在资源丰富的场景下发挥较大作用,然而在 MEC 中资源有限的条件下,部署的 SBS 基站服务资源有限,进行优化训练需要较长时间。引入如何应用群体启发式优化算法或者多目标优化算法,使之在 MEC 服务器资源限制下实现有效的任务卸载是一个研究方向。

4 结束语

综上所述,对于有限 MEC 服务器资源的情况下,需要同时考虑用户的卸载体验,设计较为有效的任务卸载策略,在服务器较高负载的同时,为用户提供较好的体验等是非常必要的。虽然目前有大量的工作从多个方面对任务卸载策略进行了研究,但是仍然存在不足的地方。

我们下一步的研究主要从以下方面考虑:

(1) 考虑在村落地区用户较少的场景下如何提供有效的任务卸载服务问题,通过设计需要设计合适的任务卸载模型,引入不同的处理策略,从而构建若干不同的任务卸载模型,根据不同任务规模对任务选择合理的卸载方式,以便有效地提升系统任务卸载的效率。

(2) 可以考虑将研究重心从单个任务流的卸载问题变更为多个任务流之间合作共享。对于更为复杂的关联性任务,可以考虑更复杂的计算任务模型。

(3) 现有研究考虑的计算任务大多为独立任务,没有涉及任务之间相互关联的问题,可以在现有的任

务模型中增加对动态任务的相关性约束条件,以便合理地完成卸载任务在传输过程中随机性任务的调度策略。可以在时延和能耗的基础上,增加其他参考指标,建立更完善的 MEC 多目标优化数学模型。

(4) 在实际环境中,设备在移动过程中位置变化较快,存在在卸载过程中跨服务区移动的现象,因此可以在未来的研究工作中增加对服务器中任务迁移情况的考虑,合理利用 MEC 服务器有限的计算与存储资源,同时保证移动设备应用服务的连续性。

参考文献

- [1] A Islam, A Debnath, M Ghose, et al. A survey on task offloading in multi-access edge computing[J]. Journal of Systems Architecture, 2021, 118:1-16.
- [2] 韩晓非,宋青芸,韩瑞寅,等.移动边缘计算卸载技术综述[J].电讯技术,2022,62(9):1368-1376.
- [3] 吕品,许嘉,李陶深,徐文彪.面向自动驾驶的边缘计算技术研究综述[J].通信学报,2021,42(3):190-208.
- [4] H Zhang, Y Yang, X Huang, et al. Ultra-low latency multi-task offloading in mobile edge computing[J]. IEEE Access,2021,9: 32569-32581.
- [5] L T Hsieh, H Liu, Y Guo, et al. Deep reinforcement learning-based task assignment for cooperative mobile edge computing[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2024,23(4): 3156-3171.
- [6] H Hou, Z Chai, X Liu, et al. A task offloading algorithm using multi-objective optimization under hybrid mode in mobile edge computing[J]. Mobile Networks and Applications, 2023, (2):1-17.
- [7] G Sun, L He, Z Sun, et al. Joint task offloading and resource allocation in aerial-terrestrial UAV networks with edge and fog computing for post-disaster rescue[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing,2024, 23(9):8582 - 8600.
- [8] H Zhang, Y Yang, B Shang, et al. Joint resource allocation and multi-part collaborative task offloading in MEC systems[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2022,71(8): 8877-8890.
- [9] W Shi, J Wu, L Chen, et al. Energy-efficient cooperative offloading for mobile edge computing[J]. Wireless Networks, 2023,29: 2419-2435.
- [10] M Bolourian and H Shah-Mansouri. Energy-efficient task offloading for three-tier wireless-powered mobile-edge computing[J]. IEEE Internet of Things Journal,2023,10(12): 10400-10412.
- [11] X Li and K Liu. Online task offloading and resource allocation in two-tier mobile-edge computing Network[C]. 2023 42nd Chinese Control Conference(CCC),Tianjin,China, 2023:15-19.
- [12] D Xu, D Xu. Cooperative task offloading and resource allocation for UAV-enabled mobile edge computing systems[J]. Computer Networks, 2023,223:109574.
- [13] R Zhou et al. Online task offloading for 5G small cell networks[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2022, 21(6): 2103-2115.
- [14] M D Hossain, L N T Huynh, T Sultana, et al. Collaborative task offloading for overloaded mobile edge computing in

- small-cell networks[C]. 2020 International Conference on Information Networking , Barcelona, Spain, 2020: 717-722.
- [15] P Qin, S Wang, Z Lu, et al. Deep reinforcement learning-based energy minimization task offloading and resource allocation for air ground integrated heterogeneous networks[J]. IEEE Systems Journal, 2023, 17(3): 4958-4968.
- [16] F Chai, Q Zhang, H Yao, et al. Joint multi-task offloading and resource allocation for mobile edge computing systems in Satellite IoT[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2023, 72(6): 7783-7795.
- [17] X Dai, Z Xiao, H Jiang, et al. UAV-assisted task Offloading in vehicular edge computing networks[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2024, 23(4):2520-2534.
- [18] K Xiang, Y He. UAV-assisted MEC system considering UAV trajectory and task offloading strategy[C]. 2023 IEEE International Conference on Communications, Rome, Italy, 2023: 4677-4682.
- [19] Z Chen, M Tao, X. Li, et al. Service-aware cooperative task offloading and scheduling in multi-access edge computing empowered IoT[C]. Algorithms and Architectures for Parallel Processing(ICA3PP 2023), 2023:14488.
- [20] H Zhao, J Geng, S Jin. Performance research on a task offloading strategy in a two-tier edge structure-based MEC system[J]. The Journal of Supercomputing, 2023 79:10139-10177.
- [21] X Bai, Y Zhang, H Wu, et al. A cloud-edge-device collaborative offloading scheme with heterogeneous tasks and its performance evaluation[J]. Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering, 2024, 25(5):664-684.
- [22] J Huang, J Wan, B Lv, et al. Joint computation offloading and resource allocation for edge-cloud collaboration in internet of Vehicles via Deep Reinforcement Learning[J]. IEEE Systems Journal, 2023, 17(2): 2500-2511.
- [23] 朵春红,匡竹,齐国梁,等. 配电网中任务卸载决策与边缘资源分配优化方法[J]. 计算机工程与应用, 2024, 60(5):281- 290.
- [24] 卢敏, 宋逸杰, 杨晓慧, 杨忠明, 黄淳岚, 乐光学. 面向多用户资源均衡分配的 MEC 计算卸载策略[J]. 计算机集成制造系统, 2024, 30(11): 4009-4020.
- [25] 李超,李贾宝,丁才昌等. 基于 DRL 的边缘监控任务卸载与资源分配算法[J].系统仿真学报, 2024, (9): 2113 -2126
- [26] M Tang and V W S Wong. Deep reinforcement learning for task offloading in mobile edge computing systems[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2022, 21(6): 1985- 1997.
- [27] J Zhang, J Chen, X Bao, et al. Dependent task offloading mechanism for cloud-edge-device collaboration[J]. Journal of Network and Computer Applications, 2023.216:103656.
- [28] J Almutairi, M Aldossary, H A Alharbi, et al. Delay-optimal task offloading for UAV-enabled edge-cloud computing systems[J]. IEEE Access, 2022, 10:51575-51586 .
- [29] S Long, Y Zhang, Q Deng, et al. An efficient task offloading approach based on multi-objective evolutionary algorithm in cloud-edge collaborative environment[J]. IEEE Transactions on Network Science and Engineering, 2023, 10(2): 645-657.
- [30] 彭碧莹, 李陶深, 陈燕.基于遗传-粒子群优化算法和缓存机制的卸载策略.广西科学, 2022, 29(5): 901-907.
- [31] J Bi, K Zhang, H Yuan, et al. Energy-aware task offloading with genetic particle swarm optimization in hybrid edge computing[C]. 2021 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC), Melbourne, Australia, 2021: 3194-3199.
- [32] C Li, L Chai, K Jiang, et al. DNN partition and offloading strategy with improved particle swarm genetic algorithm in VEC[J]. IEEE Transactions on Intelligent Vehicles (Early Access), 2023, 12: 1-12.
- [33] Y Gan and Y He, Trajectory optimization and computing offloading strategy in UAV-assisted MEC system[C]. 2021 Computing, Communications and IoT Applications (ComComAp), Shenzhen, China, 2021:132-137.
- [34] H Li, S Meng, Z Cai. Game theory and particle swarm optimization based task offloading method in mobile-edge computing[J]. Journal of Applied Sciences, 2023, 41(3): 405-418.
- [35] 张泽维,李陶深,杨林峰.多目标优化的 SWIPT-MEC 任务分级卸载架构与优化算法[J].广西大学学报(自然科学版), 2022, 47(2):487-497.
- [36] 张泽维,李陶深,许钧智.面向多用户的移动边缘计算任务分级处理卸载机制[J].北京邮电大学学报, 2023, 46 (5) : 72-79.
- [37] B Peng, T S Li, Y Chen. DRL-based dependent task offloading strategies with multi-server collaboration in multi-access edge computing[J]. Applied Sciences-basel, 13(1): 191(1-16).
- [38] H Lu, C Gu, F Luo, et al. Optimization of lightweight task offloading strategy for mobile edge computing based on deep reinforcement learning[J]. Future Generation Computer Systems, 2020, 102:847-861.
- [39] Y Yuan, Z Li, Z Liu, et al. Double deep Q-network based distributed resource matching algorithm for D2D communication[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2022, 71(1): 984-993.