

## 物联网中多设备多服务器的移动边缘计算任务卸载技术综述

梁俊斌<sup>1,2</sup> 田凤森<sup>1,2</sup> 蒋 婵<sup>3</sup> 王天舒<sup>4</sup>

1 广西大学计算机与电子信息学院 南宁 530004

2 广西多媒体通信与网络技术重点实验室 南宁 530004

3 广西大学行健文理学院 南宁 530005

4 东软集团(南宁)有限公司 南宁 530007

(liangjb2002@163.com)

**摘要** 随着物联网(Internet of Things, IoT)技术的快速发展,出现了大量具有不同功能的设备(如多种带不同传感器的智能家居设备、移动智能交通设备、智能物流或仓储管理设备等),它们相互连接,被广泛应用于智能城市、智慧工厂等领域。然而,这些物联网设备的处理能力有限,很难满足延迟敏感、计算密集型应用的需求。移动边缘计算(Mobile Edge Computing, MEC)的出现有效解决了这一问题。物联网设备可以将任务卸载到 MEC 服务器上,借助它们完成相应的计算任务。这些服务器通常由网络运营商部署在网络边缘,即靠近用户端的网络接入层,用于汇聚用户网络的网络层面。某一段时间内,物联网设备可能处于多个 MEC 服务器的覆盖区域中,多个设备共享服务器有限的计算和通信资源。在这个复杂环境下,制定一个任务卸载和资源分配方案,使得任务完成的时延或物联网设备的能耗达到最优化,是一个 NP-难问题。目前,已有许多工作对这一问题进行了研究,并取得了一定的成果,但在实际的应用中仍面临着一些问题。为了更深入地推进该领域的研究,文中对近几年的最新研究成果进行了分析、归纳和总结,对比分析了它们的优缺点,并对未来的工作进行了展望。

**关键词:** 物联网;移动边缘计算;任务卸载;资源分配;卸载决策

**中图法分类号** TP393

## Survey on Task Offloading Techniques for Mobile Edge Computing with Multi-devices and Multi-servers in Internet of Things

LIANG Jun-bin<sup>1,2</sup>, TIAN Feng-sen<sup>1,2</sup>, JIANG Chan<sup>3</sup> and WANG Tian-shu<sup>4</sup>

1 School of Computer and Electronic Information, Guangxi University, Nanning 530004, China

2 Guangxi Key Laboratory of Multimedia Communication and Network Technology, Nanning 530004, China

3 Guangxi University Xingjian College of Science and Liberal Arts, Nanning 530005, China

4 Neusoft Group (Nanning) Co., Ltd., Nanning 530007, China

**Abstract** With the rapid development of the Internet of Things (IoT) technology, there are a large number of devices with different functions (such as a variety of smart home equipment, mobile intelligent transportation devices, intelligent logistics or warehouse management equipment, etc., with different sensors), which are connected to each other and widely used in intelligent cities, smart factories and other fields. However, the limited processing power of these IoT devices makes it difficult to meet the demand for delay-sensitive, computation-intensive applications. The emergence of mobile edge computing (MEC) effectively solves this problem. IoT devices can offload tasks to edge servers and use them to perform computing tasks. These servers are usually deployed by the network operator at the edge of the network, that is, the network access layer close to the client, which is used to aggregate the user network. At a certain time, IoT devices may be in the coverage area of multiple edge servers, and they share the limited computing and communication resources of the servers. In this complex environment, it is an NP-hard problem to formulate a task offloading and resource allocation scheme to optimize the delay of task completion or the energy consumption of IoT devices. At present, lots of work has been done on this issue and make some progress, but some problems still exist in the practical application. In order to further promote the research in this field, this paper analyzes and summarizes the latest achieve-

收到日期:2020-05-21 返修日期:2020-11-04 本文已加入开放科学计划(OSID),请扫描上方二维码获取补充信息。

基金项目:国家自然科学基金项目(61562005);广西重点研发计划项目(桂科 AB19259006);广西自然科学基金项目(2019GXNSFAA185042, 2018GXNSFBA281169)

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China(61562005), Major Project of Guangxi(guik AB19259006) and Natural Science Foundation of Guangxi(2019GXNSFAA185042, 2018GXNSFBA281169).

通信作者:田凤森(1246331577@qq.com)

ments in recent years, compares their advantages and disadvantages, and looks forward to the future work.

**Keywords** Internet of things, Mobile edge computing, Task offloading, Resource allocation, Offloading decision

## 1 引言

物联网的发展极大地改变了人们的生活和生产方式,在社会中物联网的应用十分广泛,如图 1 所示。“万物互联”是物联网的核心目标<sup>[1]</sup>,可以使物联网设备相互连接,实现物与物、物与人之间的信息交流与相互协作,以更好地便利人们的生活。根据 MaChina Research 的预测,未来物联网设备的连接数将在 2025 年增长到 270 亿以上<sup>[2]</sup>。物联网设备数量的快速增长,意味着将会产生大量的数据。

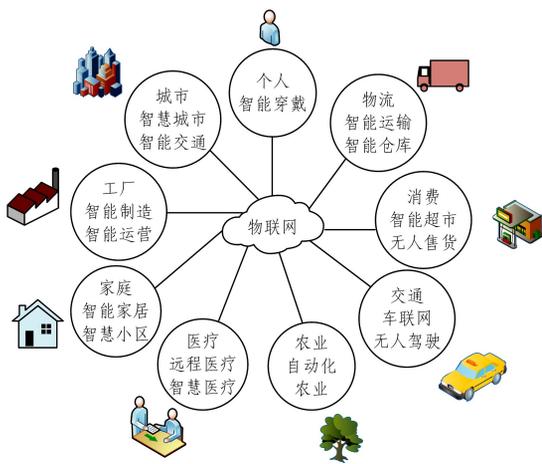


图 1 物联网在生活中的应用

Fig. 1 Application of Internet of Things in life

由于物联网设备的计算和存储能力有限,这些数据通常要上传到云服务器进行处理<sup>[3-6]</sup>。然而,数据的远距离传输会导致很高的延迟,这很难满足资源密集型、时延敏感型物联网应用<sup>[7-10]</sup>(如交通安全与控制、远程医疗等)的需求。此外,物联网设备可能处于移动状态且电池容量有限<sup>[11-12]</sup>,较高的延迟会导致较高的能耗,从而严重影响设备的运行时间和效率。

为了缓解上述问题,逐渐出现了移动边缘计算技术<sup>[13-14]</sup>,即将服务器迁移到靠近用户端的网络边缘,使其在网络边缘处理数据,如图 2 所示。物联网设备可以将任务卸载到网络边缘的服务器,服务器处理完任务后将得到的结果返回给终端设备<sup>[15-17]</sup>。传统的移动边缘技术大多是多个设备向单个服务器卸载任务。

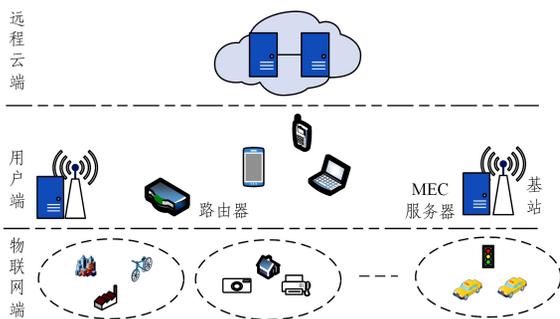


图 2 MEC 网络结构

Fig. 2 Structure of MEC network

近年来,随着物联网应用的不断推广,网络中的设备越来越多,数据量越来越大,逐渐出现了需要在网络边缘部署多个服务器的情况。多个设备可以从多个服务器中选择计算和通信资源较为丰富的服务器进行任务卸载,如图 3 所示。

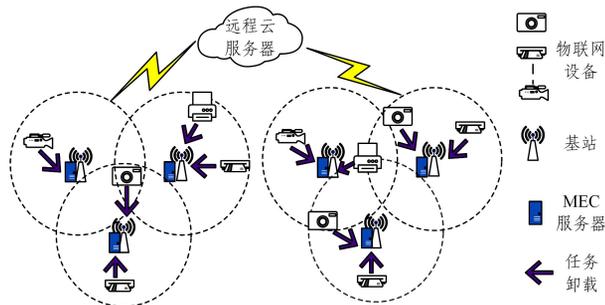


图 3 多设备多服务器环境下的任务卸载模型

Fig. 3 Task offloading model in multi-devices and multi-servers environment

但是,在实际应用中,多个设备和多个服务器之间的任务卸载和资源分配通常受到多种因素(如服务器资源有限、不同设备之间的干扰、物联网设备的位置及移动性等)的综合影响,因此找到一个最优的任务卸载和资源分配方案,是一个具有挑战性的问题<sup>[18-20]</sup>。

目前,已有部分工作进行了初步的研究,在时延或能耗的优化以及有限资源的分配上取得了一定进展。为了促进物联网中任务卸载技术的深入研究,本文对近年来多设备多服务器任务卸载技术的研究进展进行了归纳和总结,分析对比了它们的优缺点,讨论了当前存在的问题并指出了未来的研究方向。

本文首先介绍了物联网中多设备多服务器的移动边缘计算的任务卸载技术,分析了基于 MEC 的任务卸载的特点和难点;其次对国内外研究现状进行了分析和对比;然后提出了需要解决的问题,展望了未来的研究方向;最后总结全文。

## 2 物联网中多设备多服务器的移动边缘计算任务卸载技术

由于大多数物联网设备受到电池容量和传输功率的限制,为了延长设备的使用寿命,可以将任务卸载到周围合适的 MEC 服务器上<sup>[21]</sup>。不同于单服务器的卸载场景,当周围有多个服务器时,设备在卸载任务前还需要对服务器进行选择,通常选择通信和计算资源丰富的服务器来卸载任务。

在多服务器环境下,任务卸载过程大致可分为 6 个步骤<sup>[22-23]</sup>:1)环境感知,用于物联网设备了解服务器和信道等的状况;2)任务划分,将任务划分成可卸载部分和不可卸载部分;3)卸载决策,利用合适的算法确定需要卸载的任务和目标服务器等;4)数据传输,上传数据到选定的服务器上;5)任务执行,服务器处理收到的任务;6)结果返回,服务器将处理得到的结果返回给终端设备。具体流程如图 4 所示。

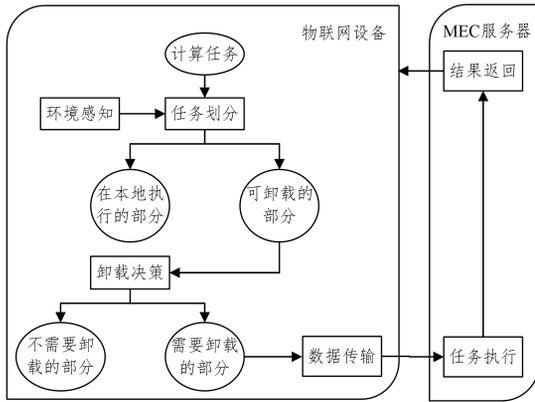


图4 基于 MEC 的任务卸载流程

Fig. 4 Task offloading process based on MEC

虽然基于 MEC 的任务卸载方式具有多种特点<sup>[24-28]</sup> (如服务器靠近用户、时延低、能耗低和安全性高等),但是在多设备多服务器的环境中仍有许多问题需要解决<sup>[29]</sup>。目前,主要的困难包括:

(1)在多服务器的环境中卸载计算任务时,遇到的一个新问题是服务器的负载均衡问题,然而保证 MEC 服务器的负载均衡,即均衡各个 MEC 服务器上的负载量是困难的。受到物联网设备在时空上的不均匀分布和卸载策略等因素的影响,各服务器负载可能出现不均衡的现象,从而降低了卸载效率。这就需要在制定卸载决策时设计一个合适的算法,保证边缘系统中各服务器负载均衡。然而,该问题是一个经典的组合优化难题,是一个 NP 完全问题。

(2)多服务器环境带来的另一个问题是服务连续性问题,因为有大量物联网设备处于移动状态,并且与 MEC 服务器通过无线网络进行连接,所以可能出现连接不稳定、网络切换,甚至网络中断等情况,这就导致数据无法顺利传输,最终造成卸载失败。因此,解决物联网设备卸载任务时的服务连续性问题具有挑战性<sup>[30-31]</sup>。

(3)最优卸载决策制定困难。因为各边缘节点仅具有少量的存储和计算资源,所以在多个用户设备的环境中,各设备可能需要将任务卸载到不同的边缘节点进行处理。但是,系统往往无法找到一个决策,使得每个设备都以最优的方式进行卸载。在这种情况下可以寻找使多设备整体效益最优的卸载决策。该过程通常考虑的因素为能量消耗和整个过程的时延(包括传输时延、任务执行时延等),然而最优决策的制定是 NP 难的,而且物联网的分布式协作环境进一步增加了问题的难度。

(4)保证系统的安全性是困难的。因为可能存在恶意的设备对系统进行攻击,破坏系统的稳定性,影响用户的任务卸载性能。此外,在任务卸载过程中,数据可能被盗取,导致隐私泄露。且多设备多服务器的复杂环境中的恶意设备检测的难度进一步增加。

### 3 国内外研究现状

近年来,已经有一系列研究工作对基于 MEC 的任务卸载问题进行了研究。对于多设备多服务器的任务卸载,目前的研究主要用于解决三大类问题:面向多服务器的优化问题

(如负载均衡和成本最小化等)、面向多移动设备的优化问题(如时延最小化和能耗最小化等)以及安全问题。

#### 3.1 面向多服务器的优化问题

以往的研究大多考虑的是一个服务器的情况,用户设备只需要决定将哪一部分任务卸载到该服务器。在实际的边缘环境中,运营商往往会设置多个边缘服务器。多服务器的环境虽然能够使用户方便地完成任务卸载,但是给用户的卸载决策、服务器的负载均衡以及运营商的收益最大化带来了挑战。目前,已有许多研究者对此类问题进行了研究。

##### 3.1.1 以负载均衡为目的的任务卸载方案

多服务器的环境给用户卸载任务提供了多种选择,密集的用户任务情况可能导致服务器间的负载不均衡,造成资源利用不合理,这就需要合适的算法来解决该问题。以往的研究中,大多数方案是选择推迟或者拒绝用户的卸载任务,这类方案严重影响了用户服务质量。下文分析和对比了几种不同于此的负载均衡任务卸载方案。

文献<sup>[32-34]</sup>中,多个 MEC 服务器之间通过合作进行数据交换来均衡服务器上的负载。Dinh 等<sup>[32]</sup>提出了单个设备将任务卸载到多个 MEC 服务器的优化框架。其利用多个服务器来分担卸载任务,进而均衡服务器的负载,同时缩短时延和减少能耗。此外,他们设计了基于半定松弛(Semidefinite Relaxation-based, SDR)的算法来最大程度地缩短延迟和减少能耗。仿真实验证明了该算法能得到近似最佳的性能。Fan 等<sup>[33]</sup>提出将 MEC 服务器中额外的任务卸载到与其连接的其他服务器上,进而减小该服务器负载的方案;并且将缩短时延和减少能耗作为一个优化问题,提出了一种协同计算分担算法。多个场景的实验证明了该方案的优越性。Mogi 等<sup>[34]</sup>研究了负载条件动态波动时的卸载和 MEC 服务器间的负载均衡问题,其使用多路访问边缘计算,通过在服务器之间进行数据交换来均衡发生交通拥堵或暴雨等突发事件时边缘服务器的负载。

文献<sup>[35-36]</sup>研究了不同服务提供商之间进行合作与竞争的资源共享问题,通过利用其他服务提供商的闲置资源来减小服务器的负载。Kaewpuang 等<sup>[35]</sup>考虑了不同的服务提供商组成联盟,通过创建资源池来共享彼此的无线电和计算资源,进而提出了一个包含分配资源、服务提供商之间收益管理和合作的框架。该框架不但有利于减小服务器负载,提高资源利用率,而且能为服务提供商带来更多的收益。Yu 等<sup>[36]</sup>研究了在地理分布的移动云中,通过服务提供商之间的合作进行资源共享的问题。他们将资源共享方案分为本地合作方案和远程合作方案。在本地合作中,资源共享是在同一个数据中心的不同的服务提供商之间进行的;在远程合作中,资源共享则是在不同数据中心之间进行的。他们提出了基于联盟博弈理论方法来处理服务提供商之间的竞争与合作。

文献<sup>[37-38]</sup>将任务卸载到合适的服务器来均衡服务器的负载。Fan 等<sup>[37]</sup>考虑了相邻基站具有重叠的覆盖区域,可以将这些区域中的物联网设备关联到合适的基站上,以平衡基站之间的负载,进而最小化物联网设备的平均延迟。他们为了解决该问题,设计了一种分布式算法,通过迭代获得最优解。Dong 等<sup>[38]</sup>为了解决联合边缘计算中心和云数据中心的

任务部署中的主机选择问题,同时实现整体的长期负载均衡,在分析启发式任务聚类方法和萤火虫群优化算法的基础上,提出了一种部署策略,即通过找到集中要处理的任务的最佳主机,来实现边缘计算中心和云计算中心之间的联合负载均衡。

最近, Yang 等<sup>[39]</sup>提出利用无人机作为 MEC 节点来辅助 MEC 系统,为物联网设备提供卸载服务。为了平衡无人机的负载,他们提出了基于差分进化(Differential Evolution-based, DE)的多无人机部署机制,通过迭代得到无人机的近似最优位置;将物联网设备访问无人机建模为广义分配问题(Generalized Assignment Problem, GAP),并求得近似最优解。基于此,他们在保证覆盖范围约束和服务质量的同时,实现了无人机的负载均衡。此外, Yang 等还提出了一种深度学习(Deep Reinforcement Learning, DRL)算法来解决无人机的任务调度问题,提高了无人机的任务执行效率。相关方案的对比结果如表 1 所列。

表 1 保证负载均衡的任务卸载方案对比

Table 1 Comparison of task offloading schemes to ensure load balance

方案	优点	缺点
Fan 等	利用基站间的协作来均衡负载,综合优化了时延和能耗	基站间的数据传输会产生额外的时延
Kaewpuang 等	多服务商之间进行合作共享资源,提高资源利用率	更多地关注于服务商的收益而没有考虑时延和能耗问题
Fan 等	同时考虑了时延问题,利用分布式算法降低了复杂度	任务到达率的上升会提高延迟
Yang 等	综合考虑了动态环境下边缘节点部署、任务调度等问题	物联网设备是固定状态,且只能与一个无人机进行连接

### 3.1.2 以降低成本为目的的任务卸载方案

运营商部署边缘设备为用户提供服务,其最主要的目的就是充分发挥 MEC 的商业价值,吸引更多的用户,丰富业务并从中获取业务收入<sup>[40-41]</sup>。因此,降低任务卸载过程中的成本,充分利用边缘资源,从而为运营商带来更多的利润成为了一个重要的研究方向。在单服务器的情况下,运营商只需要考虑该服务器上的收益,通过制定最优的卸载决策使得该服务器的收益最大化。而在多服务器部署下,会涉及到服务器的部署和协作问题,在多服务器的系统中处理用户的卸载任务时,如何获得最高的收益是一个值得研究的问题。

文献<sup>[42-43]</sup>综合考虑了任务执行与数据传输,通过共同优化两者来降低成本。Sundar 等<sup>[42]</sup>为了在保证应用程序完成期限下使运行应用程序的总成本最小化,提出了一个优化问题以及基于贪心调度的启发式个体时间分配算法(Individual Time Allocation with Greedy Scheduling)。该算法首先使用原始问题的二元松弛为每个任务分配一个完成期限,然后根据其完成期限,以贪婪的方式对每个任务进行调度。Feng 等<sup>[43]</sup>提出了基于效率的卸载决策算法(Modified Greedy Algorithm, MGA)和基于公平的卸载决策算法(Fairness-based Greedy Algorithm, FGA)。MGA 注重于最小化所有用户的总卸载成本,并提高任务卸载效率,但导致了用户在资源利用上的不公平性。基于此,他们进一步提出了 FGA,该算法更注重于最小化每个用户的最大卸载成本,解决了不公平的问题。在此基础上,文献<sup>[43]</sup>考虑了服务器的部署问题,不平衡

的部署可以更好地适应任务的非均衡时空分布,从而降低了部署成本。

文献<sup>[44-45]</sup>研究了车联网的情况。文献<sup>[44]</sup>提出了基于契约理论的资源分配方案,并考虑了车辆的移动问题,以高效的任務分担使运营商利益最大化。文献<sup>[45]</sup>考虑到了资源的有限性,提出了基于双边匹配理论的联合博弈模型,通过运营商之间的合作来分享空闲的资源。

随着人工智能(AI)技术在物联网设备中的应用,加上边缘网络发展的要求,边缘智能(Edge Intelligence, EI)技术(即在网络边缘应用人工智能技术,是边缘计算与人工智能相互融合的产物,能够让边缘设备具有智能化的计算和决策能力)逐渐发展起来,借助它能够提供更加智能化的决策<sup>[46-47]</sup>。

大量的物联网设备产生了巨大的数据量,而 AI 具有快速分析大量数据并从中提取特征以进行高质量决策的能力,同时 MEC 具有快速响应的能力, AI 与 MEC 的融合给物联网中的任务卸载技术提供了新的思路,这将是一个热门的研究方向。

文献<sup>[48-49]</sup>研究了人工智能技术在任务卸载中的应用。文献<sup>[48]</sup>研究了 MEC 网络中资源密集型应用的卸载问题,将该问题表述为多标签分类问题,并提出了一种基于深度监督学习(Deep Supervised Learning, DSL)的算法,以最大程度地降低系统成本。最近, Liu 等<sup>[49]</sup>通过机器学习方法研究了物联网中边缘计算的资源分配,以最大化利用有限的资源,提高潜在的效益。首先利用 K-means 聚类算法根据用户的优先级将物联网用户分为不同的集群。优先级最高的集群将计算任务卸载到 MEC 服务器上执行,而优先级最低的集群在本地执行计算任务。对于其他集群,采用马尔可夫决策过程(Markov Decision Process, MDP)对物联网用户的分布式任务卸载策略进行建模,利用 Q-learning 算法以最小化长期系统成本的方式进行最优策略的学习,根据动态环境做出最优决策。但是,在实际的应用中,由于状态-动作的复杂性, Q-learning 需要很长的时间才能收敛。相关方案的对比结果如表 2 所列。

表 2 降低成本的任务卸载方案的对比

Table 2 Comparison of task offloading schemes to reduce cost

方案	优点	缺点
Sundar 等	综合考虑了执行成本和传输成本	需要对每个任务计算完成期限
Feng 等	考虑了卸载效率和公平性以及不平衡的部署	集中式算法,算法复杂度高
Liu 等	利用强化学习根据动态环境智能化决策	不容易对 Q 表进行训练

### 3.2 面向多移动设备的优化问题

在多设备的环境中,同一时间可能有多个用户发出任务卸载请求,由于资源的有限性,有时不能让每个设备的卸载效益都达到最优,这种情况下往往考虑的是所有用户的整体效益,并让用户公平地利用资源。例如,最小化所有用户的卸载延迟或卸载能耗,或者令所有用户在延迟和能耗的权衡上达到最优。此外,通过多设备间的通信能够有效缓解设备移动产生的连接中断问题。目前,已有许多研究者对不同问题提出了解决方案。

### 3.2.1 以降低时延为目的的任务卸载方案

在任务卸载中,由于存在数据传输时间、执行时间等问题,时延是任务卸载的一个重要方面,影响了用户服务质量,因此时延最小化是一个重要的研究方向。文献[50-54]以降低时延为目标对任务卸载进行了研究,包括降低传输时延和执行时延来提高系统的运行效率,其中文献[50-51]研究了单设备的优化问题。Liu等<sup>[50]</sup>利用一维搜索算法最小化延迟,该算法根据缓冲器队列状态、设备和服务器的处理能力以及信道特征来寻找最优的策略。Jia等<sup>[51]</sup>提出了任务具有依赖关系的情况下的优化问题,利用负载均衡启发式算法最小化任务完成时延。

文献[52-54]考虑了更符合实际的多设备情况。Xu等<sup>[52]</sup>考虑到边缘设备资源的有限性,利用边缘设备以及云设备,通过寻找最佳的卸载目的地来缩短任务的等待时间,最小化延迟。Shu等<sup>[53]</sup>同样考虑了具有多个依赖关系的子任务约束,提出了一种细粒度的卸载策略,以缩短应用程序完成时间。此外,为了支持多用户卸载,他们还针对低功耗 IoT 设备提出了一种分布式共识算法。他们考虑到一个应用任务由一系列子任务组成,因此将子任务之间的依赖关系用有向无环图(Directed Acyclic Graph, DAG)来描述,目标是 minimized 所有物联网应用程序的平均任务持续时间,采用博弈论的方法来协调多个用户之间的竞争,经过有限迭代使总体延迟达到最小化。但是,该方案主要考虑的是任务的执行延迟,忽略了数据的传输延迟。Wu等<sup>[54]</sup>设计了一种支持非正交多址接入技术(Nonorthogonal Multiple Access, NOMA)的计算卸载方案,通过共同优化设备的卸载计算工作量、数据上传持续时间以及下载持续时间来最大程度地缩短总延迟。相关方案的对比结果如表3所列。

表3 降低时延的任务卸载方案

Table 3 Comparison of task offloading schemes to reduce delay

方案	优点	缺点
Shu等	考虑了各子任务之间的依赖性	未考虑数据的传输延迟,收敛时间可能会增加卸载系统的开销
Wu等	采用的 NOMA 技术具有较高的传输效率	集中式卸载方案,工作量较大
Xu等	建立了 5G 环境下的卸载框架	未考虑任务的执行延迟

目前,对于延迟优化的研究已取得了一定的成果,但大多数研究没有考虑设备的优先级。比如,对于军事、医疗领域中延迟更为敏感的物联网设备,系统可以给予它们较高优先级,优先接受它们的卸载请求,并分配给它们较多的资源,进而以较低的延迟处理完它们的任务。

### 3.2.2 以降低能耗为目的的任务卸载方案

由于物联网设备的电池容量是有限的,如果在任务卸载过程中能量消耗过大,则会导致设备因电量快速耗尽而死亡,因此降低能量消耗是一个重要的研究方向。文献[55-56]考虑了联合卸载和资源分配的解决方案。文献[55]将最佳卸载决策与无线电资源分配共同执行,基于整数编程模型制定问题,并提出了一种增强型算法。该算法考虑了每个设备的等待延迟和传输的数据量,在应用完成时间约束下最小化移动端侧的能量消耗。Zhao等<sup>[56]</sup>研究了将多个设备的任务卸

载到同一个服务器的情况,提出了一个特定应用延迟下的能耗最小化问题,并将其公式化为混合整数非线性规划问题(Mixed Integer Nonlinear Programming, MINLP),利用基于重构线性化技术的分支定界(Reformulation-Linearization-Technique-based Branch-and-Bound, RLTTBB)算法,不仅可以获得最优结果,还可以计算出具有可调用精度的特定次优结果。此外,他们还提出了基于基尼系数的贪婪启发式算法(Gini Coefficient-based Greedy Heuristic, GCGH),将 MINLP 问题降级为凸问题来解决多项式复杂性问题的。

与文献[56]中的单服务器的研究相反,Zhang等<sup>[57]</sup>以多基站为例,考虑了设备周围可能会被多个基站覆盖,研究了使用时分多址(Time-Division Multiple Access, TDMA)和频分多址(Frequency Division Multiple Access, FDMA)的传输方式来卸载数据的情况,提出了两个优化问题,优化了数据卸载的时间和带宽,以最大程度地减少能耗。实验表明,随着操作量的增加,TDMA 可以获得更好的性能。此外,他们还发现基站数量的增加能够显著降低总能耗。

文献[58-61]将移动边缘计算与新兴的 5G 技术相结合,研究了任务卸载过程中的能耗问题。Zhang等<sup>[58]</sup>研究了 5G 异构网络中 MEC 的节能计算卸载(Energy-Efficient Computation Offloading, EECO)机制,提出了一个在满足延迟约束的同时最小化卸载系统能量消耗的优化方案。结合 5G 异构网络的多址接入特点,在时延约束下,Zhang 等联合优化卸载和无线资源分配,利用基于博弈论的分布式控制算法来获得最小的能量消耗。实验结果表明,他们的方案使得能耗平均降低了 18%。进一步地,Yang等<sup>[59]</sup>考虑了 5G 网络的独特特性,从任务计算和通信两个方面对卸载的能量消耗进行了建模。他们的目标是 minimized 所有系统实体的整体能量消耗,进而提出了一个二进制非线性整数规划方案,以及基于人工鱼群算法(Artificial Fish Swarm Algorithm, AFSA)的启发式算法。文献[60-61]研究了 NOMA 中的卸载问题,对任务划分和数据传输进行联合优化,并通过连续凸近似迭代来最小化能耗。相关方案的对比结果如表4所列。

表4 降低能耗的任务卸载方案的对比

Table 4 Comparison of task offloading schemes to reduce energy consumption

方案	优点	缺点
Zhang等	考虑了在多基站覆盖下的优化问题	只考虑了单设备的任务卸载
Zhao等	联合优化了卸载选择、无线电和计算资源分配	未考虑多服务器的情况
Zhang等	结合 5G 异构网络的多址接入特点,并且适合多边缘设备的环境	根据优先级进行任务的卸载具有一定的不公平性;算法复杂度较高

任务卸载是一个消耗能量和带宽的过程,这会不可避免地造成能量的消耗,未来可以考虑联合功率控制的卸载决策问题。此外,数据压缩是一种提高卸载性能并减少数据量来减少能耗的技术,可以通过删除数据冗余来实现。

### 3.2.3 移动连接问题

MEC 系统中的 IoT 设备大多处于频繁的移动状态,尤其在设备超密集的部署场景中,因移动时的网络切换,数据传输

和迁移会造成一定的延迟,降低了用户体验并影响了 MEC 系统的稳定性。因此,当移动 IoT 设备卸载任务到 MEC 服务器时,保证任务卸载和数据处理的连续性就显得十分重要。

目前解决该问题的方案主要有两种,一种是对用户设备的移动轨迹进行预测,另一种是对用户任务进行迁移(即当设备因移动断开连接后,MEC 服务器将未完成的任务迁移到新的 MEC 服务器上保持服务的连续性)。

文献[31,62-64]通过对用户移动性进行预测来解决该问题。文献[62-63]根据历史数据预测当前的移动位置。Lin 等<sup>[62]</sup>利用车辆日常移动轨迹得出车辆与路边单元(Road Side Unit,RSU)之间的相遇机会。对于不易遇到 RSU 的车辆,将其传感数据转发给其他容易遇到 RSU 的车辆,再由其他车辆将数据上传到 RSU。这种多跳数据转发策略不仅可以提高数据收集的成功率,而且可以大大缩短数据收集的延迟。但他们假设车辆流动性几乎是规律的。Jaiswal 等<sup>[63]</sup>利用车辆在城市中和公路上的移动轨迹,提出了一种基于扩展的卡尔曼滤波器的车辆行驶位置预测算法,实验表明其在公路上的预测性能优于在城市中的预测性能。

以上研究都是根据历史数据进行静态预测的,然而在现实中设备大多是动态随机的。针对这一问题,文献[31,64]提出了基于马尔可夫模型的动态移动预测方案。Ouyang 等<sup>[31]</sup>提出了一种具有成本效益的 MEC 移动感知的动态服务放置框架,设计了一种在线算法,利用基于马尔可夫近似的近似算法来寻求一个近似最优解。Zhang 等<sup>[64]</sup>考虑任务迁移中的移动性预测,将问题表述为顺序决策模型,并使用马尔可夫决策过程,根据用户的移动性来决定在何时何地迁移任务;由于预测的困难性,他们提出了一种基于深度 Q 网络的技术,用于 MEC 系统中的任务迁移。

文献[65-66]利用 V2V 通信方式解决车辆与边缘设备的连接中断问题。Zhang 等<sup>[65]</sup>提出了 V2V 和 V2I 两种通信方式,通过预测车辆的到达地点,将任务卸载到到达地点中的 MEC 服务器上。Boukerche 等<sup>[66]</sup>提出了一种在车辆边缘计算中用于计算卸载的数据检索方案。该方案在卸载任务时利用用户的移动位置和方向来估计其未来位置。他们还开发了 3 种新的数据检索算法,解决了车辆边缘架构中的移动性和间歇性连接问题。

文献[67-69]对合适的任务迁移方案进行了研究。Wang 等<sup>[67]</sup>提出了基于动态编程的离线微服务协调算法,以及基于强化学习的在线微服务协调算法来学习最优策略,从而实现移动用户服务请求的无缝实时响应。Liang 等<sup>[68]</sup>建立了一个有效的服务迁移模型,将服务迁移问题表述为非线性 0-1 编程问题,并设计了一种基于粒子群的服务迁移方案来解决此问题。Xu 等<sup>[69]</sup>不但考虑了用户的移动性问题,还对时延、能耗以及负载进行了优化。他们设计了基于 V2V 通信的路线获取算法,以获取从计算任务所在的原始车辆到目标车辆的车辆路线,该目标车辆将计算任务转移到目标服务器;采用非支配排序遗传算法来实现时延和能耗的多目标优化,同时实现负载均衡。相关方案的对比结果如表 5 所列。

表 5 移动连接问题方案的对比

Table 5 Comparison of schemes to solve mobile connection problem

方案	优点	缺点
文献 [62-63]	对于移动规律性强的设备,具有较高的预测准确性,并且复杂度较低	根据历史数据,缺乏动态性
文献 [31,64]	根据当前状态进行动态的移动预测,以实现任务卸载或任务迁移	现有算法复杂度较高,占用较多的设备资源
文献 [65-66]	在移动过程中,通过 V2V 方式传输任务,避免了预测的不准确,并对多目标进行优化	当车辆不足时无法找到 V2V 传输路径
文献 [67-69]	可以保持较好的服务性能,满足用户的延迟要求	移动性不稳定,频繁地在多个边缘设备之间动态迁移会增加运营成本

### 3.3 多目标优化问题

目前已有文献对多个目标的优化进行了研究。文献[29,70-73]优化了时延和能耗之间的权衡。Tran 等<sup>[29]</sup>研究了联合任务卸载和资源分配问题,提出了一种新颖的启发式算法,在有限时间内最优化任务完成时间和能耗减少的加权总和。Ding 等<sup>[70]</sup>研究了具有有限资源的多个用户设备和多个 MEC 服务器的卸载策略,提出了一种分散式算法来确定用户设备的卸载位置、CPU 频率和传输功率,同时最大程度地缩短了用户设备的运行延迟和减少了能耗。Yang 等<sup>[71]</sup>研究了海上物联网设备低成本大规模通信中的延迟和能量消耗之间的动态权衡问题,提出了两阶段的联合最优卸载算法,并通过模拟验证了其有效性。

文献[72-73]研究了延迟、能耗和负载均衡三者的优化问题。Li 等<sup>[72]</sup>研究了最小化多移动设备-多 MEC 服务器网络中所有移动设备的总延迟和能耗的加权总和,并进行功率控制;提出了一种低复杂度的启发式算法来获得卸载策略,同时保证了多个 MEC 服务器之间的负载均衡。Huang 等<sup>[73]</sup>利用软件定义网络(Software Defined Network,SDN)技术,提出了一种基于服务编排的云移动边缘计算协同任务卸载方案,解决了任务卸载决策和特定卸载终端选择的关键问题;基于对 MEC 服务器上任务的延迟和能量的估计,选择使能耗和延迟的加权和最小的 MEC 服务器作为卸载终端;此外,引入了编排数据即服务(Orchestrating Data as Services,ODaS)机制,实现了负载均衡和通信负载优化。

目前,多目标优化算法大多具有高复杂性,不易得出最优解,并且会导致较高的响应时间。因此可以让系统根据网络状况以自适应的方式动态调整相应权值,自主决定主要的优化方向。除此之外,基于机器学习的方法可以有效完成大数据分析的工作,而常规的数学方法通常具有合理的效率,因此可以应用这两种方法的混合形式来获得更好的结果。

### 3.4 安全问题

云计算平台由于数据的大规模集中式存储和处理,很容易受到网络攻击。作为分布式计算方式,MEC 虽然在提升用户隐私和安全性方面较云计算具有显著的优势,但仍有一些安全问题需要解决,如 MEC 设备防护能力较差,设备的物理安全十分重要。此外,用户隐私和数据安全是需要解决的一个难点问题,当个人敏感数据(如地理位置、健康状况等信息)卸载到边缘时,可能会被窃取。已有一些学者对此进行了研究,主要通过身份验证、数据加密等方式来保证用户的隐私和系统安全。

文献[74-76]通过身份认证来保证系统的安全性。Liao

等<sup>[74]</sup>研究了物联网的移动边缘计算中的安全威胁,并提出了一种基于深度学习的物理层身份验证方案,利用信道状态信息来增强安全性。通过检测无线网络中的欺骗攻击来确保 MEC 系统的安全。Jia 等<sup>[75]</sup>为 MEC 环境设计了一个基于身份的匿名认证密钥协商协议。该协议仅在单个消息交换回合中即可实现相互认证,并确保用户匿名和不可追踪性。不同于以上方案,Abuarqoub 等<sup>[76]</sup>提出了一种针对移动云设备的双重身份验证协议,提高了身份验证的安全性,同时将计算任务卸载到云中以减少电池消耗;双向验证同时保证了服务器和用户设备的安全性。

以上为传统的系统安全方案,近年来有学者提出了基于区块链的新方案。物联网和移动边缘计算作为分布式计算方式,更容易造成数据丢失和错误存储,为了确保数据的可靠性,传统方法使用擦除码或网络编码来检测和修复损坏的数据,但这会导致边缘计算系统的存储开销加剧。区块链去中心化的分布式可信特征为移动边缘计算的系统安全提供了新的思路。区块链与移动边缘计算的集成可以实现边缘分布式网络、存储以及计算的可靠访问和控制。智能合约还能够通过已设置的规则和条件为传输中的数据或静态数据提供隐私保护,以允许单个或多个用户访问。此外,其在感知和避免恶意行为方面很有效,设备可以安全地彼此通信,共享信息并自动执行。实施区块链的另一个优势是,为连接到区块链网络的每个 IoT 设备提供唯一的对称密钥对,从而完全省略密钥管理和分发的过程。

文献<sup>[77-80]</sup>通过将区块链技术引入移动边缘计算来保证系统安全。Feng 等<sup>[77]</sup>为了启用区块链的 MEC 系统,开发了一个协同计算卸载与资源分配的框架,通过协作通信将计算任务从移动设备转移到 MEC 服务器,利用区块链技术来保证数据安全;除此之外,还考虑了卸载决策、功率分配、块大小和块间隔,以最大化 MEC 系统的计算速率和区块链系统吞吐量的加权总和。Xu 等<sup>[78]</sup>考虑到任务卸载过程中传输的信息易受攻击,可能导致数据不完整,提出了一种启用区块链的计算卸载方法,以确保数据的完整性;除此之外,他们还综合考虑了能耗、时间消耗和负载平衡等多个优化目标。文献<sup>[79-80]</sup>考虑了车辆边缘计算中的安全问题。Wang 等<sup>[79]</sup>利用区块链技术,实现了车辆边缘计算中的安全资源共享。Liao 等<sup>[80]</sup>开发了一个安全、智能的任务卸载框架,利用区块链和智能合约来促进公平任务卸载并抵御各种网络攻击。

目前,区块链技术的发展尚不成熟,其多数应用仍处于发展阶段,并且具有较高的成本,移动边缘计算和区块链的结合还处于理论研究阶段,还需要在实际应用中进行验证。相关方案的对比结果如表 6 所列。

表 6 系统安全方案的对比

Table 6 Comparison of schemes to ensure system security

方案	优点	缺点
文献 [74-76]	风险性较低,对小型边缘系统起到有效的防护作用	系统开销较大,边缘的分散控制可能给网络管理带来沉重负担
文献 [77-80]	可以在多个边缘节点上构建分布式控件;可以自动、高效地执行,并显著降低了运营成本	低吞吐量、高延迟和资源耗尽的局限性阻碍了基于区块链的解决方案的实际可行性

## 4 存在的问题以及未来的研究方向

物联网设备任务卸载的难点在于任务卸载决策的制定以及对有限资源的分配,多设备多服务器的复杂环境进一步增加了问题的困难程度。虽然针对该问题的研究已经取得了一定的进展,但仍存在着一些问题,主要表现在以下几个方面:

(1)实验环境理想。大多数研究都采用模拟实验,实验参数是人为设定的,实验环境远没有实际环境复杂。模拟实验只能在理论上验证方案的有效性,但在实际应用中仍需要进一步的验证。

(2)当前对连接中断问题仍没有十分有效的解决方案。物联网设备的移动性往往是随机的,当前基于预测的方案大多基于历史数据或者假设设备移动的方向是稳定的,这类方案的准确性大多较低。

(3)目前,许多研究考虑的是静态的卸载问题,而多设备的卸载环境往往是动态变化的,传统的方案大多效率较低,未来还需要对动态环境下的卸载问题进行研究。

(4)对安全性的研究仍不足。虽然移动边缘计算的安全性相对于云计算有了很大提升,但仍不能忽视。在多设备的环境下,可能存在恶意设备、抢占资源的情况,导致用户的任务卸载失败,甚至出现用户数据被窃取的情况。

针对上述问题,未来的研究方向如下:

(1)在研究中考考虑更真实的环境。物联网设备逐渐变得更加异构和自动化,增加了任务卸载时失败的风险,如无法通信、无法连接和设备故障等,这都是现实中可能出现的问题。任务卸载的过程必须是健壮的,不但需要对常见风险进行检测,而且需要能及时解决问题。目前,这仍是一个悬而未决的问题。未来在任务卸载中需要设计一个容错机制,将故障检测算法应用于集线器或网关,并设计遇到故障时的容错算法。这些算法的正确性和及时性对于边缘系统的稳定性十分重要。

(2)为了解决因移动而产生的连接中断问题,可以考虑不同运营商合作与竞争环境下的任务卸载方案。在未来,一个区域内的 MEC 服务器可能来自多个运营商,利用不同服务器间的合作在一定程度上可以解决设备因连接中断而产生的传输失败问题,此外,通过合作还可以提高资源利用率,增加运营商的收入。

(3)为了解决动态环境下的卸载问题,可以借助边缘智能技术研究更智能的任务卸载方案。在未来,边缘智能将是一个热门的研究方向,边缘智能技术可以增强 MEC 服务器的计算能力,提供强大的数据分析服务。利用它可以在网络边缘根据动态环境提供实时的智能化决策。

(4)在复杂环境下需要研究更安全的任务卸载方案,来保证数据的安全性以及对恶意节点进行检测。与云计算集中式不同,MEC 设备以分布式的方式进行部署,其系统环境更加复杂,传统用于云计算的安全方案对 MEC 不再适用。但是,可以借鉴相关经验,设计符合 MEC 的安全模型,实现更安全的任务卸载。

**结束语** 移动边缘计算是近两年的一个研究热点。物联网设备将任务卸载到 MEC 服务器上,有效缓解了时延问题,并节省了能源。本文综述了近几年物联网中基于移动边缘计

算的多设备多服务器的任务卸载技术的研究进展,分析了基于移动边缘计算的任务卸载的优势,以及其在发展过程中面临的难点问题。本文分析了多服务器与多设备环境下不同方向上的任务卸载方案,虽然每个方向上的研究都取得了一定成果,但都存在各自的问题。为了进一步推进该技术的发展,本文提出了几个待解决的问题,探讨了未来的发展方向,为下一步的研究工作提供了参考。

## 参 考 文 献

- [1] ASHTON. That ‘Internet of Things’ Thing[J]. *RFID Journal*, 2009, 22(7): 97-114.
- [2] ASIR T R G, MANOHAR H L. Key Challenges and Success Factors in IoT—A Study on Impact of Data[C]// *International Conference on Computer, Communication, and Signal Processing*. IEEE, 2018: 1-5.
- [3] CHENG S, CHEN Z, LI J, et al. Task Assignment Algorithms in Data Shared Mobile Edge Computing Systems[C]// *the IEEE 39th International Conference on Distributed Computing Systems*. IEEE, 2019: 997-1006.
- [4] DINH H T, LEE C, NIYATOD. A survey of mobile cloud computing: architecture, applications, and approaches[J]. *Wireless Communications & Mobile Computing*, 2013, 13(18): 1587-1611.
- [5] FERNANDO N, LOKE S W, RAHAYU W. Mobile cloud computing: A survey[J]. *Future Generation Computer Systems*, 2013, 29(1): 84-106.
- [6] LIU X, CHEN Z. An Adaptive Multimedia Signal Transmission Strategy in Cloud-Assisted Vehicular Networks[C]// *the 5th International Conference on Future Internet of Things and Cloud*. IEEE, 2017: 220-226.
- [7] VÁZQUEZ-GALLEGO F, VILALTA R, GARCÍA A. Demo: A Mobile Edge Computing-based Collision Avoidance System for Future Vehicular Networks[C]// *IEEE Conference on Computer Communications Workshops*. IEEE, 2019: 904-905.
- [8] SALMAN O, ELHAJJ I. Edge computing enabling the Internet of Things[C]// *the 2nd World Forum on Internet of Things*. IEEE, 2015: 603-608.
- [9] WANG S, ZAFER M, LEUNG K K. Online Placement of Multi-Component Applications in Edge Computing Environments[J]. *IEEE Access*, 2017, 6: 2514-2533.
- [10] MAO Y, YOU C, ZHANG J. A Survey on Mobile Edge Computing: The Communication Perspective[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2017, 19(4): 2322-2358.
- [11] GUAN X, WAN X, WANG J, et al. Mobility aware partition of MEC regions in wireless metropolitan area networks[C]// *IEEE Conference on Computer Communications Workshops*. IEEE, 2018: 1-2.
- [12] SHI W, CAO J, ZHANG Q, et al. Edge Computing: Vision and Challenges[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2016, 3(5): 637-646.
- [13] PATEL M, NAUGHTON B, CHAN C. Mobile-edge computing introductory technical white paper[C]// *White Paper, Mobile-edge Computing (MEC) Industry Initiative*. 2014: 1089-7801.
- [14] BARBAROSSA S, SARDELLITTI S, LORENZO P D. Communicating While Computing: Distributed mobile cloud computing over 5G heterogeneous networks[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2014, 31(6): 45-55.
- [15] YI S, HAO Z, ZHANG Q, et al. LAVEA: Latency-Aware Video Analytics on Edge Computing Platform[C]// *the 37th International Conference on Distributed Computing Systems*. IEEE, 2017: 2573-2574.
- [16] MACH P, BECVAR Z. Mobile Edge Computing: A Survey on Architecture and Computation Offloading[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2017, 19(3): 1628-1656.
- [17] KUMAR K, LIU J, LUY H. A Survey of Computation Offloading for Mobile Systems[J]. *Mobile Networks & Applications*, 2013, 18(1): 129-140.
- [18] ZHAN Y, GUO S, LI P, et al. A Deep Reinforcement Learning based Offloading Game in Edge Computing[J]. *IEEE Transactions on Computers*, 2020, 69(6): 883-893.
- [19] WANG J, ZHAO L, LIU J, et al. Kato. Smart Resource Allocation for Mobile Edge Computing: A Deep Reinforcement Learning Approach[J/OL]. *IEEE Transactions on Emerging Topics in Computing*. [2020-02-02]. <https://ieeexplore.ieee.org/document/8657791>.
- [20] 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.
- [21] WEI Y, FAN L. A Survey on the Edge Computing for the Internet of Things[J]. *IEEE Access*, 2018, 6: 6900-6919.
- [22] DONG S Q, LI H L, QU Y B, et al. Survey of Research on Computation Unloading Strategy in Mobile Edge Computing[J]. *Computer Science*, 2019, 46(11): 32-40.
- [23] ZHAO H Y. Research on computation offloading in resource-constrained mobile-edge computing systems[D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2019.
- [24] ABBAS N, ZHANG Y, TAHERKORDI A, et al. Mobile Edge Computing: A Survey[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2018, 5(1): 450-465.
- [25] LYU X, TIAN H, NI W, et al. Energy-Efficient Admission of Delay-Sensitive Tasks for Mobile Edge Computing[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2018, 66(6): 2603-2616.
- [26] SUO H, LIU Z, WAN J, et al. Security and privacy in mobile cloud computing[C]// *the 9th International Wireless Communications and Mobile Computing Conference*. IEEE, 2013: 655-659.
- [27] HE T, CIFTCIOGLU E N, WANG S, et al. Chan. Location Privacy in Mobile Edge Clouds: A Chaff-Based Approach[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2017, 35(11): 2625-2636.
- [28] SHIRAZI S N, GOUGLIDIS 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.
- [29] 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.
- [30] OJIMA T, FUJII T. Resource management for mobile edge computing using user mobility prediction[C]// *International Conference on Information Networking*. IEEE, 2018: 718-720.
- [31] OUYANG T, ZHOU Z, CHEN X. Follow Me at the Edge: Mobility-Aware Dynamic Service Placement for Mobile Edge Computing[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2018, 36(10): 2333-2345.
- [32] DINH T Q, TANG J, 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.
- [33] FAN W, LIU Y, TANG B, et al. Computation Offloading Based on Cooperations of Mobile Edge Computing-Enabled Base Stations[J]. *IEEE Access*, 2018, 6: 22622-22633.
- [34] MOGI R, NAKAYAMA T, ASAKA T. Load Balancing Method for IoT Sensor System Using Multi-access Edge Computing [C]// *The Sixth International Symposium on Computing and Networking Workshops*. IEEE, 2018: 75-78.
- [35] KAEWPUANG R, NIYATO D, WANG P, et al. A Framework for Cooperative Resource Management in Mobile Cloud Computing[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2013, 31(12): 2685-2700.
- [36] YU R, DING J, MAHARJAN S, et al. Decentralized and Optimal Resource Cooperation in Geo-Distributed Mobile Cloud Computing[J]. *IEEE Transactions on Emerging Topics in Computing*, 2018, 6(1): 72-84.
- [37] FAN Q, ANSARI N. Towards Workload Balancing in Fog Computing Empowered IoT[J]. *IEEE Transactions on Network Science and Engineering*, 2020, 7(1): 253-262.
- [38] DONG Y, XU G, DING Y, et al. A 'Joint-Me' Task Deployment Strategy for Load Balancing in Edge Computing[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 99658-99669.
- [39] YANG L, YAO H, WANG J, et al. Multi-UAV Enabled Load-Balance Mobile Edge Computing for IoT Networks [J/OL]. *IEEE Internet of Things Journal*. [2020-02-16]. <https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=8981986>.
- [40] SAMANTA A, LI Y. Time-to-think: Optimal economic considerations in mobile edge computing [C]// *IEEE Conference on Computer Communications Workshops*. IEEE, 2018: 1-2.
- [41] WANG Q, GUO S, LIU J, et al. Profit Maximization Incentive Mechanism for Resource Providers in Mobile Edge Computing [J/OL]. *IEEE Transactions on Services Computing*. [2020-02-17]. <https://ieeexplore.ieee.org/document/8744396>.
- [42] SUNDAR S, LIANG B. Offloading Dependent Tasks with Communication Delay and Deadline Constraint [C]// *Conference on Computer Communications*. IEEE, 2018: 37-45.
- [43] FENG W, YANG C, ZHOU X. Multi-User and Multi-Task Offloading Decision Algorithms Based on Imbalanced Edge Cloud [J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 95970-95977.
- [44] ZHANG K, MAO Y, LENG S, et al. Delay constrained offloading for Mobile Edge Computing in cloud-enabled vehicular networks[C]// *the 8th International Workshop on Resilient Networks Design and Modeling*. IEEE, 2016: 288-294.
- [45] YU R, HUANG X, KANG J. Cooperative Resource Management in Cloud-Enabled Vehicular Networks[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2015, 62(12): 7938-7951.
- [46] ZHANG Y, ZHANG K, CAO J Y. Internet of vehicles empowered by edge intelligence [J]. *Chinese Journal on Internet of Things*, 2018, 2(4): 44-52.
- [47] ZHOU Z, CHEN X, LI E, et al. Zhang. Edge Intelligence: Paving the Last Mile of Artificial Intelligence With Edge Computing [J]. *Proceedings of the IEEE*, 2019, 107(8): 1738-1762.
- [48] YU S, WANG X, LANGAR R. Computation offloading for mobile edge computing: A deep learning approach [C]// *the 28th Annual International Symposium on Personal, Indoor, and Mobile Radio Communications*. IEEE, 2017: 1-6.
- [49] LIU X, YU J, WANG J, et al. Resource Allocation with Edge Computing in IoT Networks via Machine Learning[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2020, 7(4): 3415-3426.
- [50] LIU J, MAO Y, ZHANG J, et al. Delay-optimal computation task scheduling for mobile-edge computing systems [C]// *IEEE International Symposium on Information Theory*. IEEE, 2016: 1451-1455.
- [51] JIA M, CAO J, YANG L. Heuristic offloading of concurrent tasks for computation-intensive applications in mobile cloud computing [C]// *IEEE Conference on Computer Communications Workshops*. IEEE, 2014: 352-357.
- [52] XU X, LI D, DAI Z, et al. A Heuristic Offloading Method for Deep Learning Edge Services in 5G Networks[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 67734-67744.
- [53] SHU C, ZHAO Z, HAN Y, et al. Multi-User Offloading for Edge Computing Networks: A Dependency-Aware and Latency-Optimal Approach[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2020, 7(3): 1678-1689.
- [54] WU Y, QIAN L P, NI K, 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.
- [55] DAB B, AITSAADI N, LANGAR R. Joint Optimization of Offloading and Resource Allocation Scheme for Mobile Edge Computing [C]// *IEEE Wireless Communications and Networking Conference*. IEEE, 2019: 1-7.
- [56] ZHAO P, 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.
- [57] ZHANG P, YANG J, FAN R. Energy-efficient Mobile Edge Computation Offloading with Multiple Base Stations [C]// *The 15th International Wireless Communications & Mobile Computing Conference*. IEEE, 2019: 255-259.
- [58] ZHANG K, MAO Y, LENG S. Energy-Efficient Offloading for Mobile Edge Computing in 5G Heterogeneous Networks[J]. *IEEE Access*, 2016, 4: 5896-5907.
- [59] YANG L, ZHANG H, 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.

- [60] WANG F, XU J, DING Z. Optimized Multiuser Computation Offloading with Multi-Antenna NOMA [C] // IEEE Globecom Workshops. IEEE, 2017; 1-7.
- [61] WANG F, XU J, DING Z. Multi-Antenna NOMA for Computation Offloading in Multiuser Mobile Edge Computing Systems [J]. IEEE Transactions on Communications, 2019, 67(3): 2450-2463.
- [62] LIN Z, LAI Y, GAO X, et al. Data gathering in urban vehicular network based on daily movement patterns [C] // the 11th International Conference on Computer Science & Education. IEEE, 2016; 641-646.
- [63] JAISWAL R K, JAIDHAR C D. Location prediction algorithm for a nonlinear vehicular movement in VANET using extended Kalman filter [J]. Wireless Networks, 2017, 23(7): 2021-2036.
- [64] ZHANG C, ZHENG Z. Task migration for mobile edge computing using deep reinforcement learning [J]. Future Generation Computer Systems, 2019, 96: 111-118.
- [65] ZHANG J, GUO H, LIU 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.
- [66] BOUKERCHE A, SOTO V. An Efficient Mobility-Oriented Retrieval Protocol for Computation Offloading in Vehicular Edge Multi-Access Network [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2018, 21(6): 2675-2688.
- [67] WANG S, GUO Y, ZHANG N, et al. Delay-aware Microservice Coordination in Mobile Edge Computing: A Reinforcement Learning Approach [J/OL]. IEEE Transactions on Mobile Computing. [2020-04-20]. <https://ieeexplore.ieee.org/document/8924682>.
- [68] LIANG L, XIAO J, REN Z, et al. Particle Swarm Based Service Migration Scheme in the Edge Computing Environment [J]. IEEE Access, 2020, 8: 45596-45606.
- [69] XU X, GU R, DAI F, et al. Multi-objective computation offloading for Internet of Vehicles in cloud-edge computing [J]. Wireless Networks, 2020, 26(3): 1611-1629.
- [70] DING Y, LIU C, ZHOU X, et al. A Code-Oriented Partitioning Computation Offloading Strategy for Multiple Users and Multiple Mobile Edge Computing Servers [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 16(7): 4800-4810.
- [71] YANG T, FENG H, GAO S, et al. Two-Stage Offloading Optimization for Energy-Latency Tradeoff With Mobile Edge Computing in Maritime Internet of Things [J]. IEEE Internet of Things Journal, 2020, 7(7): 5954-5963.
- [72] LI S L, DU J B, ZHAI D S, et al. Task offloading, load balancing, and resource allocation in MEC networks [J]. IET Communications, 2020, 14(9): 1451-1458.
- [73] HUANG M, LIU W, WANG T, et al. A Cloud-MEC Collaborative Task Offloading Scheme With Service Orchestration [J]. IEEE Internet of Things Journal, 2020, 7(7): 5792-5805.
- [74] LIAO R F, WEN H, WU J, et al. Security Enhancement for Mobile Edge Computing Through Physical Layer Authentication [J]. IEEE Access, 2019, 7: 116390-116401.
- [75] JIA X, HE D, KUMAR N, et al. A Provably Secure and Efficient Identity-Based Anonymous Authentication Scheme for Mobile Edge Computing [J]. IEEE Systems Journal, 2020, 14(1): 560-571.
- [76] ABUARQOUB A. D-FAP: Dual-Factor Authentication Protocol for Mobile Cloud Connected Devices [J]. Journal of Sensor and Actuator Networks, 2020, 9(1): 1.
- [77] FENG J, YU F R, PEI Q, et al. Cooperative Computation Offloading and Resource Allocation for Blockchain-Enabled Mobile Edge Computing: A Deep Reinforcement Learning Approach [J]. IEEE Internet of Things Journal, 2019, 7(7): 6214-6228.
- [78] XU X, ZHANG X, GAO H, et al. BeCome: Blockchain-Enabled Computation Offloading for IoT in Mobile Edge Computing [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 16(6): 4187-4195.
- [79] WANG S, YE D, HUANG X, et al. Consortium Blockchain for Secure Resource Sharing in Vehicular Edge Computing: A Contract-based Approach [J/OL]. IEEE Transactions on Network Science and Engineering. [2020-08-14]. <https://ieeexplore.ieee.org/document/9123565>.
- [80] LIAO H, MU Y, ZHOU Z, et al. Blockchain and Learning-Based Secure and Intelligent Task Offloading for Vehicular Fog Computing [J/OL]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems. [2020-08-14]. <https://ieeexplore.ieee.org/document/9145846>.



**LIANG Jun-bin**, born in 1979, Ph. D. professor, Ph. D supervisor. His main research interests include wireless sensor networks, network deployment and optimization.



**TIAN Feng-sen**, born in 1995, postgraduate. His main research interests include wireless sensor networks and internet of things.