

D2D 辅助移动边缘计算下的卸载策略优化

方韬, 杨旸, 陈佳馨

引用本文

方韬, 杨旸, 陈佳馨. D2D 辅助移动边缘计算下的卸载策略优化[J]. 计算机科学, 2022, 49(6A): 601-605.

FANG Tao, YANG Yang, CHEN Jia-xin. Optimization of Offloading Decisions in D2D-assisted MEC Networks[J]. Computer Science, 2022, 49(6A): 601-605.

相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

[多无人机使能移动边缘计算系统中的计算卸载与部署优化](#)

Computation Offloading and Deployment Optimization in Multi-UAV-Enabled Mobile Edge Computing Systems

计算机科学, 2022, 49(6A): 619-627. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210600165>

[空中智能反射面辅助边缘计算中基于 PPO 的任务卸载方案](#)

PPO Based Task Offloading Scheme in Aerial Reconfigurable Intelligent Surface-assisted Edge Computing

计算机科学, 2022, 49(6): 3-11. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220100249>

[超密集物联网中多任务多步计算卸载算法研究](#)

Multi-Task and Multi-Step Computation Offloading in Ultra-dense IoT Networks

计算机科学, 2022, 49(6): 12-18. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.211200147>

[面向铁路集装箱的高可靠低时延无线资源分配算法](#)

Wireless Resource Allocation Algorithm with High Reliability and Low Delay for Railway Container

计算机科学, 2022, 49(6): 39-43. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.211200143>

[视频缓存策略中 QoE 和能量效率的公平联合优化](#)

Fair Joint Optimization of QoE and Energy Efficiency in Caching Strategy for Videos

计算机科学, 2022, 49(4): 312-320. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210800027>

D2D 辅助移动边缘计算下的卸载策略优化

方 韬¹ 杨 旻¹ 陈佳馨²

1 陆军工程大学通信工程学院 南京 210007

2 南京航空航天大学电子信息工程学院 南京 211106

(fangtaolgd@163.com)

摘 要 移动边缘计算(Mobile Edge Computing, MEC)因具备资源下沉等特性能够为用户提供便捷的计算服务。为了进一步降低海量用户以及智能应用带来的卸载压力,考虑利用终端直传(Device-to-Device, D2D)通信技术实现用户闲置计算资源的合理利用。即除本地计算外,计算密集型用户还可以启用 D2D 通信方式,将复杂计算任务卸载至已配对的帮助用户。首先,将优化问题建模为最小化全网用户的累积时延。然后,为了分析多用户间的资源竞争问题和降低复杂度,引入博弈论,将优化问题建模为多用户合作卸载博弈,并证明所提博弈为精确势能博弈且拥有至少一个纯策略纳什均衡解。同时,提出基于较优响应的分布式卸载算法来实现问题的求解。最后,仿真结果表明,所提博弈模型和算法能够有效降低全网用户的总时延和平均用户时延,验证了工作的可行性及有效性。

关键词: 移动边缘计算; D2D; 博弈论; 卸载决策; 时延最小化

中图法分类号 TN929.5

Optimization of Offloading Decisions in D2D-assisted MEC Networks

FANG Tao¹, YANG Yang¹ and CHEN Jia-xin²

1 College of Communications Engineering, Army Engineering University of PLA, Nanjing 210007, China

2 College of Electronic and Information Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China

Abstract Mobile edge computing(MEC) can provide convenient service for users due to the properties of resource subsidence. To further reduce the offloading pressure caused by massive users and smart applications, this paper utilizes device-to-device (D2D) technology to achieve reasonable utilization of idle local resources. That is, the compute-intensive users can offload their complex tasks to their idle neighbors in the proximity by D2D communications besides the local computing. First, the problem is formulated to minimize the aggregate delay of all users. Then, to analyze the resource competition among users and reduce the complexity, game theory is introduced and the multi-user cooperation offloading game is proposed. The proposed game is proved to be an exact potential game with at least one pure-strategy nash equilibrium(NE). Meanwhile, this paper proposes a better reply based distributed offloading algorithm to obtain the desired solution. Finally, simulation results show that the formulated game model and the proposed algorithm can decrease the network delay and average delay effectively, which validates the feasibility and effectiveness of our work.

Keywords Mobile edge computing, Device-to-Device, Game theory, Offloading decision, Delay minimization

1 引言

通信技术的不断发展以及智能设备的逐渐普及,催生了许多新型智能应用,如无人驾驶^[1]和触觉互联网^[2-3]等。如图 1 所示,远程医疗、VR 应用以及在线游戏等都离不开对数据的处理与分析,然后将计算结果数据返回给用户。以虚拟现实为例,玩家在体验虚拟游戏时,游戏中的场景会随着玩家的不断移动而变化。这一切都离不开高速的计算能力。

因此,连接互联网的海量设备以及新型的智能型应用给现有网络带来了巨大的计算压力^[4]。

移动边缘计算是一种新型的计算网络范式。它通过在边缘节点处部署高速计算单元,使得边缘节点具备一定的计算能力^[5]。相比遥远的云服务中心,边缘节点离用户更近。因此,边缘节点处可用的计算资源也就离用户更近。这一优势大大降低了用户计算任务的卸载时延,极大地改善了计算任务密集型用户的应用体验。

基金项目:国家自然科学基金(61671474);江苏省杰出青年基金(BK20180028);江苏省优秀青年基金项目(BK20170089);江苏省研究生科研与实践创新计划(KYCX19_0188)

This work was supported by the National Natural Science Foundations of China(61671474), Jiangsu Provincial Natural Science Fund for Outstanding Young Scholars(BK20180028), Jiangsu Provincial Natural Science Fund for Excellent Young Scholars(BK20170089) and Postgraduate Research and Practice Innovation Program of Jiangsu Province(KYCX19_0188).

通信作者:杨旻(sheep_1009@163.com)



图1 边缘云服务场景

Fig. 1 Service scenarios in MEC

针对边缘计算这一新兴技术,学术界已经开展了广泛的研究。目前研究多集中于从能耗最小化^[6-8]、时延最小化^[9-10]和二者折衷最小化^[11-13]这3个方面对卸载模式、卸载内容和信道分配等进行研究。在能耗最小化的相关研究中,主要是在满足任务计算时延的条件下通过优化用户的卸载决策来实现能耗最小化。类似的研究方法同样体现在以时延最小化为目的的研究上。在二者折衷最小化为目的的研究工作中,则是通过能耗和时延前的系数来衡量二者对系统的综合影响程度。具体地,Xing等^[14]联合优化卸载模式和资源分配来实现时延最小化;Ren等^[15]针对MEC中计算任务的部分卸载问题,推导出了计算任务的最优分块策略;Chen等^[16]研究了任务卸载中的信道分配问题,通过优化各计算用户的通信信道来提升卸载效率。

尽管移动边缘计算能够给网络用户带来一定的计算便利,但面临如下挑战:

(1)边缘节点受限的计算能力与大量计算密集型用户的计算需求之间的矛盾难以调和。当所有计算密集型用户都选择将其计算任务卸载至边缘节点处时,每个用户可分到的计算资源是有限的,这将大大延长每个用户的计算时延。

(2)实际网络中存在一些没有计算需求的空闲用户,而这些空闲用户的计算资源未得到合理利用。因此,其本地计算资源处于一种闲置的状态,有着很大的应用潜力。但在以任务卸载为主题的现有研究中,大多数工作忽略了闲置计算资源的再利用。

(3)多个用户卸载决策相互影响,共同竞争计算资源。如何在有限的计算资源中最小化网络用户的计算时延是一个具有挑战性的难题。尽管优化问题能够通过集中式框架来实现求解,但计算复杂度高,难以实现。

针对空闲用户的计算资源闲置问题,D2D通信技术作为5G的关键技术之一,可以实现相邻用户间的资源共享^[17]。通过D2D通信技术,用户可以将复杂的计算任务卸载至身边具有强计算能力的帮助用户,实现异地处理、高效计算,最终提升用户的应用体验。

针对以上挑战,本文研究了D2D辅助的边缘计算网络中的任务卸载问题。为了提高卸载效率和资源的利用率,利用D2D通信技术可以实现网络中空闲用户计算资源的共享。为了降低求解问题的复杂度,利用博弈论将问题建模为多用户合作卸载博弈,并证明所提博弈为精确势博弈,至少存在一个纳什均衡解。同时,为求解博弈模型中的纳什均衡解,提出基于较优响应的分布式卸载算法来实现问题的求解。

本文第2节和第3节分别详细介绍系统模型和博弈

模型;第4节给出仿真实验结果及分析;最后总结全文并展望未来工作。

2 系统模型

本文考虑一个D2D辅助的MEC场景。如图2所示,网络中分布着一些计算密集型用户,共同构成集合 $\mathcal{N} = (1, 2, \dots, N)$ 。利用 (D_n, C_n) 表示用户 n 计算任务的需求特性,其中, D_n 和 C_n 分别表示计算数据的大小和完成该计算任务所需的CPU周期数。

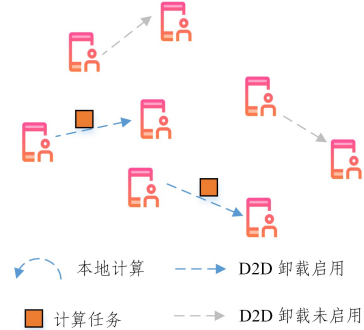


图2 MEC系统模型

Fig. 2 System model in MEC

对于用户 n ,利用 a_n 表示其卸载动作。假设网络中这些计算密集型用户已经与空闲的用户配对成功,形成稳定的D2D传输对。对于用户 n ,利用 h_n 表示预先与用户 n 配对的帮助用户。假设网络中的帮助用户具有较强的计算能力,而每个计算用户视情况决定是否启用D2D通信方式。因此,每个计算密集型用户均存在两种任务卸载模式:当 $a_n = 0$ 时,表示该用户 n 利用本地计算资源进行计算;当 $a_n = 1$ 时,表示该用户决定启用D2D通信方式,将其计算任务卸载至与它形成稳定D2D对的空闲用户。

当用户 n 动作为 $a_n = 0$ 时,本地计算所耗时间为:

$$t_{n, \text{final}} = t_{n, \text{com}} = \frac{C_n}{f_n} \quad (1)$$

其中, f_n 表示用户 n 自身的计算能力。

当用户 n 通过D2D通信方式将计算任务卸载至用户 h_n 时,其中涉及计算任务的数据传输过程。数据传输速率为:

$$R_n = \frac{B_{\text{total}}}{N_D} \log_2 \left(1 + \frac{p_n g_n}{N_0} \right) \quad (2)$$

其中, p_n 和 g_n 分别表示功率和信道增益; N_0 表示通信环境中的背景噪声; N_D 表示网络中使用D2D卸载模式的用户数目,即 $N_D = \sum_{n \in \mathcal{N}} a_n$; B_{total} 代表系统分配给D2D通信的总带宽。为了避免多个D2D在通信时产生严重互扰,考虑按照使用D2D卸载模式的用户数进行带宽均分,即每个信道带宽为 $\frac{B_{\text{total}}}{N_D}$ 。

因此,传输所用的计算时间为:

$$t_{n, \text{trans}} = \frac{D_n}{R_n} \quad (3)$$

用户 n 通过D2D卸载模式将计算任务成功卸载至用户 h_n 时,此时计算任务所需的计算时间为:

$$t_{n, \text{com}} = \frac{C_n}{f_{h_n}} \quad (4)$$

其中, f_{h_n} 表示帮助用户的计算能力。

由于计算结果数据量较小,因此忽略计算结果的回传

时间^[16,18]。用户 n 在 D2D 卸载模式下完成计算任务最终需要的时间为:

$$t_{n,\text{final}} = t_{n,\text{trans}} + t_{n,\text{com}} \quad (5)$$

从全网的角度出发,本文希望能够通过优化各个用户的卸载决策来实现网络总时延最低,即:

$$\begin{aligned} P1: \quad & \min_{a=(a_1, a_2, \dots, a_N), n \in \mathcal{N}} \sum t_{n,\text{final}} \\ \text{s. t.} \quad & a_n = \{0, 1\}, n \in \mathcal{N} \end{aligned} \quad (6)$$

其中, $a=(a_1, a_2, \dots, a_N)$ 表示所有用户的联合策略。同时, $a_n = \{0, 1\}$ 意味着任意用户只能从本地计算和边缘计算中挑选一种作为卸载决策。

3 博弈模型

优化问题 P1 是一个复杂的组合优化问题。其中,用户的计算时延不仅与自身的卸载模式有关,更与其他人的联合决策有关。值得注意的是,利用集中式框架对此类问题的求解往往伴随着较高的复杂度和计算量。特别是,当网络用户数上升时,其计算量将呈指数形式爆炸式递增。这对于问题 P1 的求解十分具有挑战性。

为了解决上述问题,本文引入博弈论分析多个用户间的资源竞争问题。具体地,我们考虑将所优化问题建模为合作卸载博弈模型,并记为 $\mathcal{G}(\mathcal{N}, A_n, u_n)$, 其中 \mathcal{N} 表示博弈的参与者集合,文中指所有计算密集型用户, A_n 指用户 n 的策略空间,即所有可能的卸载模式, u_n 则指代用户 n 的效用函数。

受边际效用理论^[19]的启发,效用函数 u_n 设计为:

$$u_n(a_n, a_{-n}) = t_n(a_n, a_{-n}) + \sum_{i \in \mathcal{N} \setminus n} (t_i(a_i, a_{-i}) - t_i(a_i, a_{-i \setminus n})) \quad (7)$$

其中, a_{-n} 代表除用户 n 之外所有用户的联合动作集,即 $a_{-n} = (a_1, \dots, a_{n-1}, a_{n+1}, \dots, a_N)$; $a_{-i \setminus n}$ 则表示当用户 n 不采取任何动作时其他用户的联合; $t_i(a_i, a_{-i \setminus n})$ 表示当用户 n 不采取任何动作时其他用户的收益; $t_i(a_i, a_{-i}) - t_i(a_i, a_{-i \setminus n})$ 表示由用户 n 采取动作而对其他用户带来的时延影响。因此,用户 n 的效用不仅考虑了自身的计算时延,还涵盖了自己决策对其他人的时延影响。

此时,每个博弈参与者都希望通过优化自身计算任务的卸载模式来降低计算时延,即博弈模型的优化目标表示为:

$$P2: \min_{a_n \in A_n} u_n(a_n, a_{-n}), n \in \mathcal{N} \quad (8)$$

$$\text{s. t.} \quad a_n = \{0, 1\}$$

紧接着,给出纳什均衡解和精确势能博弈的相关定义,如下所示。

定义 1 动作集 $a^* = (a_1^*, \dots, a_N^*)$ 是所提博弈 $\mathcal{G}(\mathcal{N}, A_n, u_n)$ 中的纳什均衡解,当且仅当不存在任意一个用户可以通过单方面地改变自身决策而降低任务计算时延,即:

$$u_n(a_n^*, a_{-n}^*) \leq u_n(a_n, a_{-n}^*), \forall n \in \mathcal{N}, \forall a_n \in A_n, a_n \neq a_n^* \quad (9)$$

定义 2 对于所提博弈 $\mathcal{G}(\mathcal{N}, A_n, u_n)$, 如果存在一个势能函数 Φ 使得以下等式成立:

$$u_n(a_n, a_{-n}) - u_n(a_n', a_{-n}) = \Phi(a_n, a_{-n}) - \Phi(a_n', a_{-n}) \quad (10)$$

则该博弈为精确势能博弈。

定理 1 所提博弈 $\mathcal{G}(\mathcal{N}, A_n, u_n)$ 是精确势能博弈,且存在至少一个纯策略纳什均衡解。优化问题 P1 的最优解由博弈

模型中的纳什均衡解组成。

证明:受文献[20-21]的启发,定义势能函数为:

$$\Phi = \sum_{i \in \mathcal{N}} t_i(a_i, a_{-i}) \quad (11)$$

注意,该势能函数有着明确的物理意义,即象征全网用户的时延累积和。

给定任意计算密集型用户 n , 当博弈参与者 n 单方面改变自己的动作从 a_n 变化至 a_n' , 则效用函数对应变化为:

$$\begin{aligned} u_n(a_n, a_{-n}) - u_n(a_n', a_{-n}) &= t_n(a_n, a_{-n}) + \sum_{i \in \mathcal{N} \setminus n} (t_i(a_i, a_{-i}) - t_i(a_i, a_{-i \setminus n})) - \\ & t_n(a_n', a_{-n}) - \sum_{i \in \mathcal{N} \setminus n} (t_i(a_i, a_{-i}') - t_i(a_i, a_{-i \setminus n}')) \end{aligned} \quad (12)$$

注意,尽管用户 n 前后改变了自己的动作,但当其不采取任何动作时,其他用户的状态和策略都是不变的,即存在:

$$t_i(a_i, a_{-i \setminus n}) = t_i(a_i, a_{-i \setminus n}') \quad (13)$$

因此,上式可以简化为:

$$\begin{aligned} u_n(a_n, a_{-n}) - u_n(a_n', a_{-n}) &= t_n(a_n, a_{-n}) + \sum_{i \in \mathcal{N} \setminus n} (t_i(a_i, a_{-i}) - t_i(a_i, a_{-i \setminus n})) - \\ & t_n(a_n', a_{-n}) - \sum_{i \in \mathcal{N} \setminus n} (-t_i(a_i, a_{-i \setminus n}')) \\ &= t_n(a_n, a_{-n}) - t_n(a_n', a_{-n}) + \sum_{i \in \mathcal{N} \setminus n} (t_i(a_i, a_{-i}) - t_i(a_i, a_{-i}')) \\ &= t_n(a_n, a_{-n}) + \sum_{i \in \mathcal{N} \setminus n} t_i(a_i, a_{-i}) - t_n(a_n', a_{-n}) - \\ & \sum_{i \in \mathcal{N} \setminus n} t_i(a_i, a_{-i}') \\ &= \Phi(a_n, a_{-n}) - \Phi(a_n', a_{-n}) \end{aligned} \quad (14)$$

根据式(14)可知,当用户 n 单方面改变自身决策动作时,个体的效用函数与全局的势能函数值变化相等。由定义 2 可知,所提博弈为精确势能博弈。根据精确势能博弈的特性^[22],可证所提博弈模型拥有至少一个纯策略纳什均衡解,且对应问题的最优解由博弈模型中的纳什均衡解组成。

为了找到所提博弈的纳什均衡解,本文提出基于较优响应的分布式卸载算法。该算法主要包含初始化和迭代两个过程。其中,初始化负责初始算法的一些基本参数,如算法的最大迭代次数等,迭代则包含比较和更新两个环节。当所提算法达到最大迭代次数或者网络总时延在一段时间内维持不变时,所提算法终止。算法详细执行步骤如算法 1 所示。

算法 1 分布式卸载算法

1. 初始化所有用户的卸载决策,即 $a_n \in A_n, \forall n \in \mathcal{N}$ 。同时设置算法的最大迭代次数 k_{max} 。
2. for $k=1 \rightarrow k_{\text{max}}$ do
 - 2.1. 随机选择一个用户 n 进行更新;
 - 2.2. 用户 n 计算当前的效用 $u_n(a_n, a_{-n})$;
 - 2.3. 用户 n 改变动作 $a_n \rightarrow a_n'$ 并再次计算新的效用 $u_n(a_n', a_{-n})$;
 - 2.4. 按以下规则进行更新:

$$a_n(k+1) = \begin{cases} a_n', & \text{如果 } u_n(a_n, a_{-n}) \geq u_n(a_n', a_{-n}) \\ a_n(k), & \text{如果 } u_n(a_n, a_{-n}) < u_n(a_n', a_{-n}) \end{cases}$$

end

3. 算法终止。

定理 2 所提分布式卸载算法能够收敛到所提博弈模型的纳什均衡解。

证明:由所提算法迭代过程可知,用户只有在效用得到提升时才会将当前动作更新为新的动作。同时定理 1 已证明所提博弈模型是一个精确势能博弈,即势能函数与效用函数保持相同的变化趋势。特别地,势能函数又代表了全网用户的时延累积和。根据精确势能博弈的有限改善特性,当所提

算法一步步提升用户效用,全网用户的时延累积和也会不断降低,并最终收敛至所提博弈模型的纳什均衡解。

4 实验验证

4.1 参数设置

为了验证所提博弈模型及分布式算法的有效性,本文特地在 MATLAB 仿真平台上进行仿真验证。仿真环境设置为 $200 \times 200 \text{ m}^2$ 的网络区域。其中,配备了 MEC 服务器的基站处于区域中心。计算密集型用户则随机分布在网络中,用户总数目设置为 $N=18$ 。同时,用户的计算任务数据大小服从均匀分布,即 $D_n \in [30, 100] \text{ Mbit}$ 。计算密集型用户和其对应的 D2D 帮助节点的计算能力均服从均匀分布,但二者的计算能力存在差异性,帮助节点的计算能力普遍较强。具体分别为 $f_n \in [1, 2] \times 10^9 \text{ CPU 计算周期/s}$ 和 $f_{h_n} \in [6, 10] \times 10^9 \text{ CPU 计算周期/s}$ 。

4.2 性能评估

本文首先研究了网络用户的总时延与算法迭代次数之间的关系。如图 3 所示,全网用户的累积时延随着算法的迭代而呈现逐步下降的趋势。因为在算法的每次迭代中,用户都会选择一个比当前动作较优的策略来进行更新。最终,在迭代次数约第 50 次左右,所提算法收敛。图 3 中的仿真结果表明,所提算法不仅能取得一个较低的网络用户总时延,而且具有快速收敛的特性。

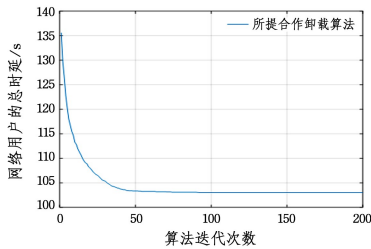


图 3 所提算法的收敛性

Fig. 3 Convergence of the proposed algorithm

紧接着,本文探索了全网用户的总时延与计算密集型用户数目的关系。为了突出所提算法的性能,本文将所提算法与本地计算、D2D 卸载和随机卸载 3 种算法进行了对比。如图 4 所示,随着计算密集型用户数目的递增,全网用户的总时延呈现出上升的趋势。增长的计算密集型用户数目意味着更加激烈的资源竞争。特别是当越来越多的计算密集型用户决定启用 D2D 通信方式来实现任务卸载时,每个 D2D 能够分得的通信带宽也越来越少,这就导致了任务卸载时传输时延的上升。值得注意的是,与其他算法相比,所提算法能够取得最低的时延。这反映出所提算法的有效性。

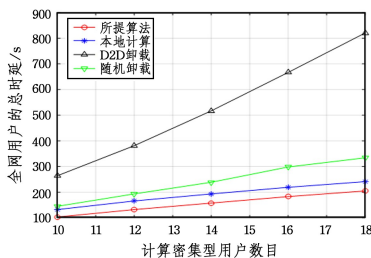


图 4 全网用户的总时延与计算密集型用户数目的关系

Fig. 4 Aggregate delay versus the number of compute-intensive users

随着用户数目的递增,平均用户时延与计算密集型用户数目的关系如图 5 所示。其中,在 D2D 卸载和随机卸载两种算法中,平均用户时延随着用户数目的递增而上升。但在所提算法及本地计算两种算法中,平均用户时延则几乎保持不变,且所提算法取得的平均用户时延小于本地计算所取得的时延。该仿真结果从侧面反映出所提算法的可扩展性。

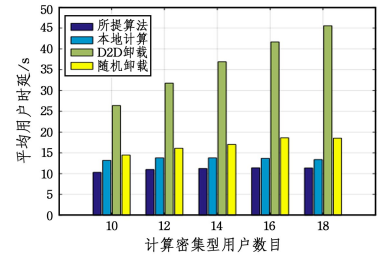


图 5 平均用户时延与计算密集型用户数目的关系

Fig. 5 Average delay versus the number of compute-intensive users

随后,本文研究了全网用户的总时延与分配 D2D 总带宽之间的关系。如图 6 所示,当系统分配的 D2D 总带宽越多,全网用户的总时延呈现下降趋势。这是因为当用户使用 D2D 模式进行任务卸载时,能够分得的 D2D 通信带宽较多,所以大大减少了任务的卸载时间,使得累积时延得以下降。

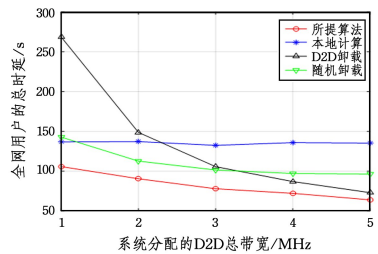


图 6 全网用户的总时延与分配 D2D 总带宽的关系

Fig. 6 Aggregate delay versus allocated bandwidth

最后,本文研究了平均用户时延与分配 D2D 总带宽的关系。如图 7 所示,除本地计算外,其余算法取得的平均用户时延随着分配 D2D 总带宽的增多而呈下降趋势。特别地,所提算法能够取得最低的平均用户时延。

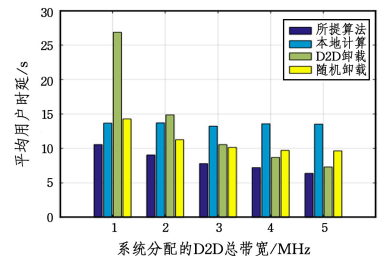


图 7 平均用户时延与分配 D2D 总带宽的关系

Fig. 7 Average delay versus allocated bandwidth

结束语 本文研究了基于 D2D 辅助的 MEC 网络下的任务卸载问题。利用博弈论,通过优化各个用户的卸载决策,最终实现全网用户累积时延最小化。仿真结果也验证了所提博弈模型和算法的有效性。但针对用户的移动性,本文工作还有所欠缺。特别是在考虑用户移动性的前提下,用户间的距离会发生变化,进而会对已有的 D2D 配对关系产生影响。在未来工作中,考虑将用户的移动性与任务卸载相结合,研究基于 D2D 辅助的动态任务卸载。

参 考 文 献

- [1] GEIGER A, LENZ P, URTASUN R. Are we ready for autonomous driving? The KITTI vision benchmark suite[C]// 2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Providence, RI: IEEE, 2012; 3354-3361.
- [2] AIJAZ A. Toward Human-in-the-Loop Mobile Networks: A Radio Resource Allocation Perspective on Haptic Communications[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2018, 17(7): 4493-4508.
- [3] ANTONAKOGLU K, XU X, STEINBACH E, et al. Toward Haptic Communications Over the 5G Tactile Internet[J]. IEEE Communications Surveys Tutorials, 2018, 20(4): 3034-3059.
- [4] BANGERTER B, TALWAR S, AREFI R, et al. Networks and devices for the 5G era[J]. IEEE Communications Magazine, 2014, 52(2): 90-96.
- [5] ABBAS N, ZHANG Y, TAHERKORDI A, et al. Mobile Edge Computing: A Survey[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2018, 5(1): 450-465.
- [6] XIAO Y, KRUNZ M. Dynamic Network Slicing for Scalable Fog Computing Systems With Energy Harvesting[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2018, 36(12): 2640-2654.
- [7] LIU P, CHAUDHRY S R, HUANG T, et al. Multi-Factorial Energy Aware Resource Management in Edge Networks[J]. IEEE Transactions on Green Communications and Networking, 2019, 3(1): 45-56.
- [8] HABER E E, NGUYEN T M, EBRAHIMI D, et al. Computational Cost and Energy Efficient Task Offloading in Hierarchical Edge-Clouds[C]// 2018 IEEE 29th Annual International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications (PIMRC). Bologna, Italy: IEEE, 2018; 1-6.
- [9] 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.
- [10] TALEB T, DUTTA S, KSENTINI A, et al. Mobile Edge Computing Potential in Making Cities Smarter[J]. IEEE Communications Magazine, 2017, 55(3): 38-43.
- [11] YOO W, YANG W, CHUNG J M. Energy Consumption Minimization of Smart Devices for Delay-Constrained Task Processing with Edge Computing[C]// 2020 IEEE International Conference on Consumer Electronics(ICCE). 2020; 1-3.
- [12] VU T T, HUYNH N V, HOANG D T, et al. Offloading Energy Efficiency with Delay Constraint for Cooperative Mobile Edge Computing Networks[C]// 2018 IEEE Global Communications Conference(GLOBECOM). Abu Dhabi, United Arab Emirates: IEEE, 2018; 1-6.
- [13] GUO M, LI L, GUAN Q. Energy-Efficient and Delay-Guaranteed Workload Allocation in IoT-Edge-Cloud Computing Systems[J]. IEEE Access, 2019, 7: 78685-78697.
- [14] 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.
- [15] REN J, YU G, CAI Y, et al. Latency Optimization for Resource Allocation in Mobile-Edge Computation Offloading[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2018, 17(8): 5506-5519.
- [16] CHEN X, JIAO L, LI W, et al. Efficient Multi-User Computation Offloading for Mobile-Edge Cloud Computing[J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2016, 24(5): 2795-2808.
- [17] WU D, ZHOU L, LU P. Win-Win Driven D2D Content Sharing[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2021, 8(9): 7346-7359.
- [18] HE Y, REN J, YU G, et al. D2D Communications Meet Mobile Edge Computing for Enhanced Computation Capacity in Cellular Networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2019, 18(3): 1750-1763.
- [19] YAMAMOTO K. A Comprehensive Survey of Potential Game Approaches to Wireless Networks[J]. IEICE Transactions on Communications, 2015, E98. B(9): 1804-1823.
- [20] WU Q, DUCHENG W, XU Y, et al. Demand-Aware Multichannel Opportunistic Spectrum Access: A Local Interaction Game Approach With Reduced Information Exchange[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2014, 64(10): 4899-4904.
- [21] CHEN J, WU Q, XU Y, et al. Joint Task Assignment and Spectrum Allocation in Heterogeneous UAV Communication Networks: A Coalition Formation Game-theoretic Approach[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2021, 20(1): 440-452.
- [22] HAN Z, NIYATO D, SAAD W, et al. Game theory in wireless and communication networks: Theory, models, and applications[M]. Cambridge University Press, 2011.



FANG Tao, born in 1993, postgraduate. His main research interests include game theory, D2D technology and machine learning.



YANG Yang, born in 1983, associate professor. Her main research interests include UAV-assisted communications and dynamic spectrum sharing in wireless communications.