



计算机应用  
*Journal of Computer Applications*  
ISSN 1001-9081, CN 51-1307/TP

## 《计算机应用》网络首发论文

题目：云边环境下基于博弈论的两阶段任务迁移策略  
作者：王艺洁，凡佳飞，王陈宇  
收稿日期：2020-07-27  
网络首发日期：2020-10-20  
引用格式：王艺洁，凡佳飞，王陈宇. 云边环境下基于博弈论的两阶段任务迁移策略[J/OL]. 计算机应用.  
<https://kns.cnki.net/kcms/detail/51.1307.TP.20201017.1757.002.html>



**网络首发：**在编辑部工作流程中，稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定，且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式（包括网络呈现版式）排版后的稿件，可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定；学术研究成果具有创新性、科学性和先进性，符合编辑部对刊文的录用要求，不存在学术不端行为及其他侵权行为；稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准，正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性，录用定稿一经发布，不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容，只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

**出版确认：**纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊（光盘版）》电子杂志社有限公司签约，在《中国学术期刊（网络版）》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版，以单篇或整期出版形式，在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊（网络版）》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物（ISSN 2096-4188，CN 11-6037/Z），所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

# 云边环境下基于博弈论的两阶段任务迁移策略

王艺洁<sup>1\*</sup>, 凡佳飞<sup>2</sup>, 王陈宇<sup>1</sup>

(1. 山东科技大学 计算机科学与工程学院, 山东 青岛 266000;

2. 空装驻上海地区军事代表局 空装驻南京地区第三军事代表室, 南京 211100)

(\*通信作者电子邮箱 wyj\_jsj@163.com)

**摘要:** 移动边缘计算 (MEC) 为计算密集型应用和资源受限的移动设备之间的冲突提供了有效解决办法。但大多关于移动边缘计算迁移的研究仅考虑移动设备与 MEC 服务器之间的资源分配, 忽略了云计算中心的巨大计算资源。为了充分利用云和 MEC 资源, 提出一种云边协作任务迁移策略。首先将云边服务器的任务迁移问题转化为博弈问题; 然后证明该博弈中纳什均衡 (NE) 的存在以及唯一性, 获得博弈问题的解决方案; 最后提出了一种基于博弈论的两阶段任务迁移算法求解任务迁移方案, 并通过性能指标对该算法的性能进行了评估。仿真结果表明, 采用所提算法所产生的总开销分别比本地执行、云中心服务器执行和 MEC 服务器执行降低了 72.8%、47.9% 和 2.65%, 数值结果证实了所提策略可以实现高能源效率和更低的任务迁移开销, 并且随着移动设备数量的增加可以很好地扩展规模。

**关键词:** 移动边缘计算; 云边协作; 任务迁移; 博弈论; 纳什均衡

**中图分类号:** TP393.0

**文献标志码:** A

## Two-stage task offloading strategy based on game theory in cloud-edge environment

WANG Yijie<sup>1\*</sup>, FAN Jiafei<sup>2</sup>, WANG Chenyu<sup>1</sup>

(1. College of Computer Science and Engineering, Shandong University of Science and Technology, Qingdao Shandong 266000, China;

2. The Third Military Representative Office of Air Force in Nanjing, Military Representative Office of Air Force in Shanghai, Nanjing Jiangsu 211100, China)

**Abstract:** Mobile Edge Computing (MEC) provides an effective solution to the conflict between computationally intensive applications and resource constrained mobile devices. However, most studies on the MEC offloading has only considered the resource allocation between mobile devices and MEC servers, and ignored the huge computing resources in the cloud computing centers. In order to make full use of cloud and MEC resources, a task offloading strategy for cloud-MEC collaboration was proposed. Firstly, the task offloading problem of the cloud-MEC servers was transformed into a game problem. Then, the existence and uniqueness of Nash Equilibrium (NE) in the game were proved, and the solution to the game problem was obtained. Finally, a two-stage task offloading algorithm based on game theory was proposed to solve the task offloading scheme, and the performance of the algorithm was evaluated by performance indicators. The simulation results show that the total overhead of using the proposed algorithm is reduced by 72.8%, 47.9%, and 2.65% compared with local execution, cloud server execution and MEC server execution, respectively. The numerical results confirm that the proposed strategy can achieve higher energy efficiency and lower task offloading overhead, and scale well with the number of mobile devices increases.

**Keywords:** mobile edge computing; cloud-edge collaboration; task offloading; game theory; Nash equilibrium

收稿日期: 2020-07-27; 修回日期: 2020-09-15; 录用日期: 2020-09-27。

基金项目: 中国航空研究院、中国航空工业集团公司金城南京机电液压工程研究中心、航空机电系统综合航空科技重点实验室航空基金资助项目 (201928052006)。

作者简介: 王艺洁 (1995—), 女, 江苏徐州人, 硕士研究生, 主要研究方向: 云计算、移动边缘计算; 凡佳飞 (1991—), 男, 江苏扬州人, 硕士研究生, 主要研究方向: 云计算、虚拟化、嵌入式系统; 王陈宇 (1995—), 男, 山东枣庄人, 硕士研究生, CCF 会员, 主要研究方向: 云计算、任务调度、进化计算。

## 0 引言

随着物联网 (The Internet of Things, IoT) 的发展, 移动设备的数量激增, 具有沉浸式体验的移动应用程序正在逐渐流行, 并成为 5G<sup>[1]</sup> 网络中的主流应用程序, 丰富的应用程序规模也变得越来越, 比如自然语言处理<sup>[2]</sup>、虚拟现实<sup>[3]</sup>、智能交通<sup>[4]</sup>、车辆互联网<sup>[5]</sup>等, 但这些新型应用程序需要大计算量和高能耗, 而受轻量级移动设备的限制, 计算密集型应用和计算资源有限的移动设备之间的冲突为未来物联网的发展带来了巨大挑战<sup>[6]</sup>。

为了解决移动设备资源有限以及延迟的问题, 移动边缘计算被提出。移动边缘计算<sup>[7,8]</sup> (Mobile Edge Computing, MEC) 可以在紧邻移动设备的无线接入网络内提供云计算能力, 同时能够满足物联网应用的延迟要求<sup>[9]</sup>并提高物联网移动设备的可靠性和能效, 因此在过去的几年时间出现了许多有关 MEC 任务迁移的研究工作。Liu 等<sup>[10]</sup>人提出 Stackelberg 动态博弈模型, 通过研究具有一个接入点 (Access Point, AP) 和许多其他无线设备的物联网应用的无线 MEC 系统中的资源分配问题来获得节点的最佳分配资源。Chen 等<sup>[11]</sup>人研究在多信道无线干扰环境下的移动边缘云计算的多用户迁移问题, 将移动设备之间的分布式计算迁移决策问题转化为任务迁移博弈, 但它未考虑到 MEC 存在计算资源不足的可能性。文献<sup>[12]</sup>建立博弈模型并使用变分不等式理论计算静态混合策略的任务均衡分配, 通过分散算法用于在附近设备和边缘云之间分配计算任务, 但它并未考虑到任务之间的信号干扰。Zheng 等<sup>[13]</sup>人研究动态环境下移动计算的多用户计算迁移问题, 并提出多智能体随机学习算法保证收敛速度达到纳什均衡。Liu 等<sup>[14]</sup>人研究了在车辆边缘网络中多车辆计算迁移问题, 通过计算迁移博弈来减少车辆计算开销, 但仍需进一步研究车辆数与整体开销的关系。

由于大多数有关 MEC 计算迁移的研究工作仅仅考虑移动设备和 MEC 服务器之间的资源分配<sup>[15]</sup>, 而没有考虑到集中式云计算 (Centralized Cloud Computing, CCC) 服务器<sup>[16]</sup>强大的计算能力和丰富的计算资源。而 MEC 虽然可以减少处理延迟, 改善用户的体验, 但是对于大量的物联网移动设备和移动应用程序的增加, MEC 服务器的资源瓶颈变得逐渐明显, 尤其要考虑网络运营商的资本支出与运营支出; 另一方面, 物联网移动设备在与云进行数据交换时有可能经历较长的等待时间, 但集中云可以为用户提供精确的云处理能力。可以说 MEC 与云是互补的, 因此充分利用移动设备、MEC 和 CCC 的计算资源进行计算迁移是值得考虑的一个重要举措。近两年以来, 边缘计算和云计算的关系变得清晰, 二者并非互斥关系, 而是相互融合。边缘计算解决了云原生应用的供应问题, 成为云计算在未来发展的一个重要落地支撑, 从而来到“云边协同”的新阶段。

基于上述的问题, 本文研究了多通道无线干扰环境下 MEC 资源受限的多用户任务迁移问题, 并提出了一种用于物联网系统中移动边缘和云中心协同的计算资源分配机制<sup>[17]</sup>, 为物联网移动设备提供强大的混合云平台, 使得 MEC 与集中式云共存。本文的目标是确定物联网移动设备的任务迁移决策。通过考虑移动设备的各异性, 建立任务迁移模型满足多用户的任务迁移需求, 提出了一种基于博弈论的两阶段任务迁移策略, 以分布式的方式实现高效任务迁移。

## 1 系统模型

任务迁移考虑 MEC 服务器和云中心服务器协同工作的范例。范例中包含一组移动设备、MEC 和 CCC。在云边协同环境下提供一种优化解决方案, 使得移动设备的成本开销能达到一个近似最优的结果。

### 1.1 通信模型

假设在云边协同系统下有  $N$  个移动设备, 表示为  $N = \{1, 2, \dots, N\}$ 。通过无线基站部署 MEC 服务器, 移动设备可以通过无线接入点 (Wireless Access Point, WAP) 与 MEC 连接通信, 将移动设备的计算任务迁移到 MEC 服务器上执行。而无线基站有  $K$  条信道, 这里的  $K$  个信道可以表示为  $K = \{1, 2, \dots, K\}$ 。MEC 服务器拥有有限的计算资源, 将 MEC 的计算资源记为  $S$ 。如果任务过多, 可以通过有线连接的主干网迁移到集中式的云中心服务器执行, 本文假设云中心拥有无限的计算资源。而移动设备的每一个计算任务需要两阶段的任务迁移决策。第一阶段是在移动设备端, 设备首先决定是本地执行还是 MEC 服务器执行; 第二阶段即在选 MEC 执行后, 当任务到达 MEC 服务器发现资源不够需要排队, 则决定是加入等待队列还是继续迁移到云中心服务器执行。

用符号  $a_n$  表示第  $n$  个移动设备的决策结果, 其中  $a_n = \{0\} \cup K$ 。  $a_n = 0$  代表计算任务由移动设备本地执行;  $a_n = k$  表示移动设备  $n$  的计算任务通过信道  $a_n$  迁移到 MEC 服务器上执行。在第二阶段的决策结果可以用符号  $y_n$  表示,  $y_n \in \{0, 1\}$ 。当  $y_n = 0$  时, 表示计算任务继续迁移到集中式云服务器执行; 当  $y_n = 1$  时, 表示计算任务在 MEC 上执行, MEC 资源不够, 任务也会排队继续等待执行。此时, 根据两个阶段能够得到两个决策向量  $\alpha = (a_1, a_2, \dots, a_n)$  和  $\psi = (y_1, y_2, \dots, y_n)$ 。假设移动设备  $n$  通过信道  $k$  访问 MEC 服务器, 则数据传输速率如式 (1) 所示<sup>[18]</sup>:

$$r_n = W \log_2 \left( 1 + \frac{p_n g_n}{\sigma_0^2 + \sum_{i \neq n, d_i = d_n}^N p_i g_i} \right) \quad (1)$$

其中:  $W$  是信道带宽,  $p_n$  是  $n$  的传输功率,  $g_n$  是  $n$  和基站之间的信道增益,  $\sigma_0^2$  是背景噪声功率。

在进行第二阶段的任务迁移时, MEC 与 CCC 通过主干网进行有线连接。本文使用  $r_{ec}$  表示二者之间的数据传输速率, 同时假设这一速率是恒定不变的。

## 1.2 任务迁移博弈计算模型

移动设备  $n$  的计算任务, 可以将其定义为  $T_n \triangleq (b_n, q_n)$ 。

其中  $b_n$  是计算任务  $T_n$  所需的输入数据量,  $q_n$  是完成计算任务所需的总计算能力 (即 CPU 周期数量), 本文将计算能耗和计算时间两部分加权之和当作执行任务的总成本开销。

### 1.2.1 本地计算模型

当  $n$  选择本地计算时, 总成本开销包括两部分: 任务本地执行的时间和计算能耗。这里计算任务的执行时间为

$t_n^l = \frac{q_n}{f_n^l}$ , 执行任务的能耗为  $e_n^l = q_n \gamma_n^l$ 。其中,  $f_n^l$  代表移

动设备  $n$  的计算能力 (即每秒的 CPU 周期数),  $\gamma_n^l$  是每个 CPU 周期的能耗系数。为了保证移动设备的能耗和执行延迟最小, 在本模型中制定一个能耗和延迟的加权和, 并将其命名为开销成本。因此本地执行的总开销成本为:

$$C_n^l = \lambda_t t_n^l + \lambda_e e_n^l \quad (2)$$

其中,  $\lambda_t$  和  $\lambda_e$  分别是  $n$  执行延迟和能耗的权重系数, 并且这两个系数满足:  $\lambda_t + \lambda_e = 1$  且  $0 \leq \lambda_t, \lambda_e \leq 1$ 。不同的场景具有不同的特征, 也应该对应不同的加权参数, 以此来反映不同研究场景的一般需求。

### 1.2.2 MEC 计算模型

对于迁移到 MEC 的任务, 延迟包括将任务传送给 MEC 服务器的时间和在服务器上完成任务所需的计算时间。前者包括无线接口的传输时间以及移动设备与服务器之间的往返延迟。与文献[19]相同, 本文忽略了将计算结果发送回设备的延迟开销, 因为与传入的数据相比, 密集的计算任务产生的结果数据大小被认为非常小。在任务迁移阶段, 传输任务需要时间以及会消耗能量, 因此传输任务的延迟是

$t_{n,trans}^e = \frac{b_n}{r_n}$ , 任务的执行延迟是  $t_{n,exe}^e = \frac{q_n}{f_n^e} + t_{wait}$ , 其中  $f_n^e$

表示为 MEC 服务器分配给  $n$  的计算能力 (即每秒的 CPU 周期数)。因此总延迟是处理延迟和传输延迟之和, 即为

$$t_n^e = t_{n,trans}^e + t_{n,trans}^e。$$

执行任务的能耗分为传输能耗和计算能耗。传输能耗为

$e_{n,trans}^e = \frac{p_n b_n}{r_n}$ , 执行能耗为  $e_{n,exe}^e = q_n \gamma_n^e$ , 则总能耗为

$$e_n^e = e_{n,trans}^e + e_{n,exe}^e。$$

### 1.2.3 CCC 计算模型

经过第一阶段的决策, 移动设备将任务迁移到 MEC 服务器, 若此时 MEC 服务器的计算资源不足够, 则移动设备需要决定继续排队等待任务执行还是迁移到 CCC 服务器上执行。如果第二阶段移动设备选择将任务迁移到云服务器执行, 那么整体的延迟包括任务从 MEC 传输到 CCC 的延迟以及在

云中心执行的延迟。传输延迟为  $t_{n,trans}^e = \frac{b_n}{r_{ec}}$ , 执行延迟为

$t_{n,exe}^e = \frac{q_n}{f_n^c}$ , 因此总延迟是  $t_n^c = t_{n,exe}^e + t_{n,trans}^e$ 。其中,  $f_n^c$  是

中心云服务器的计算能力, 这里认为其为定值。综上所述, 将第一阶段和第二阶段的决策相结合可以得到总成本开销为:

$$C_n^{ec} = \lambda_t (y_n t_n^e + (1 - y_n) t_n^c) + \lambda_e e_n^e \quad (3)$$

当在 MEC 服务器上执行时  $y_n = 1$ , 即成本开销由迁移到 MEC 服务器的延迟与能耗组成; 当  $y_n = 0$  时, 总成本开销由迁移到云服务器的延迟与能耗组成。

根据通信和计算模型可以发现, 当选择将计算任务迁移至 MEC 服务器时, 每个移动设备的成本开销不仅取决于自己的迁移策略, 还取决于其他移动设备的策略。如果太多移动设备选择相同的策略 (即相同的无线信道) 来迁移任务, 那么迁移率会很低, 并导致更多计算成本 (包括更长的传输时间以及更高的能耗)。这种情况下可能移动设备进行本地计算对自己会更有利。由于不同移动设备之间的相互影响关系, 可以通过博弈论来进行建模和分析用户的迁移决策从而进行计算迁移。但是由于移动设备的状态是动态变化的, 移动设备之间无法互相了解对方的状态。而且移动设备更喜欢通过速度快的信道来降低其成本开销, 但是无线信道是随着时间变化的, 这使得问题更具有挑战性。

## 2 任务迁移博弈

博弈论 (Game Theory, GT) 可以用来分析需要相互协作才能实现自己目标的多个非合作实体之间的交互。由于每个实体的需求不同, 并不会追求相同的利益, 因此在每个参与者选择最佳策略来达到自己的利益最大化时, 都需要一个分散的策略, 因此本文考虑利用每个移动设备的智能, 以低复杂度来制定分散方案。文献[20]证明了资源分配问题类似于最大装箱问题, 被认为是 NP (Non-deterministic Polynomial)



难的。在博弈论中，所有的参与者进行自我调节从而达到一种互相满意的状态，使得任何参与者都没有动机单方面偏离，这能够减轻实施更为复杂的集中式系统的负担。假设在执行任务期间移动设备数量不会变，并且考虑一个准静态场景，在一个时隙内状态不变，但在不同的时隙内状态是有所改变的。

## 2.1 博弈公式化

定义集合  $a_{-n} = (a_1, a_2, \dots, a_{n-1}, a_{n+1}, \dots, a_N)$  作为除移动设备  $n$  以外其他移动设备的任务迁移决策。当给定其他设备的决策  $a_{-n}$ ， $n$  选择合适的策略  $a_n$  使得自身总成本开销最小，即  $\min_{a_n \in \{0\} \cup K} C_n(a_n, a_{-n})$ ， $\forall n \in N$ 。  $C_n(a_n, a_{-n})$  是  $n$  的成本开销函数，那么移动设备  $n$  总开销定义为：

$$C_n(a_n, a_{-n}) = \begin{cases} C_n^l, & a_n = 0 \\ C_n^{ec}, & a_n \geq 1 \end{cases} \quad (4)$$

将问题转化为博弈模型  $G = (N, \{A_n\}_{n \in N}, \{C_n\}_{n \in N})$ 。

其中  $N$  是移动设备集合， $A_n$  是移动设备  $n$  的博弈策略集。接下来引入最佳响应策略的概念，以更好地获得所有设备的决策。

**定义 1:** 给定了除移动设备  $n$  以外的其他设备的策略  $a_{-n}$ ，则移动设备  $n$  的最佳响应策略为：

$$a_n^* = \arg \min_{a_n} C_n(a_n, a_{-n}) \quad (5)$$

这表明所选择的  $a_n$  是可以最小化移动设备  $n$  成本开销的决策。

将任务迁移到 MEC 服务器上是否成本开销会低于本地执行的成本，在很大程度上取决于其受到的来自其他移动设备的干扰，从如下引理 1 可以找到干扰阈值来判断任务迁移到 MEC 服务器是否对移动设备是有益的。

**引理 1:** 给定计算迁移博弈中除了移动设备  $n$  以外其他设备的策略  $a_{-n}$ ，如果  $n$  在所选的无线信道上 ( $a_n \geq 1$ ) 所受到来自其他设备的干扰  $F_n(a) \triangleq \sum_{i \in N \setminus \{n\}; a_i = a_n} p_i g_i$  满足

$F_n(a) \leq TH_n$ ，那么  $n$  的迁移是可以降低成本开销的，即称移动设备  $n$  的迁移是有益的任务迁移。其中阈值  $TH_n$  满足

$$TH_n = \frac{p_n g_n}{b_n(\lambda_t + \lambda_e p_n)} - \sigma_0^2.$$

$$\frac{1}{2^{W(\lambda_t t_n^l + \lambda_e e_n^l - \lambda_t(t_{n,exe}^e + t_{wait}) - \lambda_e e_{n,exe}^e)} - 1}$$

**证明:** 在计算阈值时只需要考虑迁移到 MEC 服务器的情况，而不需要考虑到云服务器的情况，即  $y_n = 1$ 。若要移动设备  $n$  的迁移是有益的迁移，必须满足迁移到 MEC 服

务器的开销成本小于本地执行成本。根据公式 (3) 和 (4)，以及  $C_n^{ec}(a) \leq C_n^l$  可以得到：

$$\frac{(\lambda_t + \lambda_e p_n) b_n}{r_n(a)} + \lambda_t(t_{n,exe}^e + t_{wait}) + \lambda_e e_{n,exe}^e \leq \lambda_t t_n^l + \lambda_e e_n^l$$

因此，

$$r_n(a) \geq \frac{b_n(\lambda_t + \lambda_e p_n)}{\lambda_t t_n^l + \lambda_e e_n^l - \lambda_t(t_{n,exe}^e + t_{wait}) - \lambda_e e_{n,exe}^e}$$

根据数据速率公式可以得到：

$$\sum_{i \in N \setminus \{n\}; a_i = a_n} p_i g_i \leq \frac{p_n g_n}{\frac{b_n(\lambda_t + \lambda_e p_n)}{2^{W(\lambda_t t_n^l + \lambda_e e_n^l - \lambda_t(t_{n,exe}^e + t_{wait}) - \lambda_e e_{n,exe}^e)} - 1}} - \sigma_0^2,$$

即  $F_n(a) \leq TH_n$ 。

根据引理 1 可知，当  $n$  在无线信道上受到的干扰足够小，将任务迁移到 MEC 服务器上的成本开销会小于本地执行开销成本，即将任务迁移到 MEC 服务器对移动设备来说是有益的，否则移动设备应该在本地执行任务。

当移动设备的任务完成第一阶段的决策迁移到 MEC 后，需要决定其仍在 MEC 执行或是迁移到 CCC 执行， $y_n$  可以通过以下计算得到：

$$y_n = \begin{cases} 1, & t_n^e + t_{wait} \leq t_n^c \\ 0, & t_n^e + t_{wait} > t_n^c \end{cases} \quad (6)$$

在博弈论中，纳什均衡 (Nash Equilibrium, NE) 是分析多个非合作实体决策互动结果的重要解决方案。接下来首先引入纳什均衡的概念。

**定义 2:** 对于所有的移动设备，迁移策略集合  $a^* = \{a_1^*, a_2^*, \dots, a_N^*\}$  是非合作博弈  $G$  的一个纳什均衡，当且仅当它是最佳响应的固定点，即对于  $\forall a_n \in A_n, n \in N$ ，有

$$C_n(a_n^*, a_{-n}^*) \leq C_n(a_n, a_{-n}^*) \quad (7)$$

纳什均衡具有自我稳定的特性，这意味着没有任何一个移动设备有动机单方面背离 NE，因为移动设备无法通过采取不同于 NE 的策略来进一步降低成本开销。

## 2.2 博弈性质

为了证明博弈  $G$  存在 NE 并最终证明博弈的收敛性，接下来要引入势博弈的概念。

**定义 3:** 如果博弈  $G = (N, \{A_n\}_{n \in N}, \{C_n\}_{n \in N})$  存在一个势函数  $P$ ，满足： $\alpha = (a_1, a_2, \dots, a_n) \rightarrow R$ ，对  $\forall n \in N$ ，and  $a_n, a'_n \in A_n$  有  $C_n(a'_n, a_{-n}) \leq C_n(a_n, a_{-n})$ ，

那么  $P(a'_n, a_{-n}) \leq P(a_n, a_{-n})$ ，则称这个博弈为势博弈。

已知势博弈存在纳什均衡并且具有有限的改进特性，任何改进过程都可以在有限次的改进步骤后终止。因此只需要证明博弈  $G = (N, \{A_n\}_{n \in N}, \{C_n\}_{n \in N})$  是势博弈。

定义势函数为：

$$P(a) = \frac{1}{2} \sum_{n=1}^N \sum_{i \neq n} p_n g_n p_i g_i I_{\{a_n=a_i\}} I_{\{a_n \geq 1\}} + \sum_n p_n g_n TH_n I_{\{a_n=0\}}$$

其中  $I_{\{condition\}}$  是指示函数，条件为真则  $I_{\{condition\}} = 1$ ，否则  $I_{\{condition\}} = 0$ 。

**定理 1：**如果通过构造势函数将成本开销最小化问题转化为势博弈，那么它在有限的改进内拥有至少一个纳什均衡。

**证明：**首先将成本开销最小化问题转化为策略博弈。假设移动设备  $n$  要更新当前策略  $a_n$ ，并且存在决策  $a'_n$  使得  $C_n(a'_n, a_{-n}) < C_n(a_n, a_{-n})$  成立。根据势博弈的定义，需要表明成本开销减少的同时，势函数也会变小，即  $P(a'_n, a_{-n}) < P(a_n, a_{-n})$ 。考虑下列三种情况：（1） $a_n > 0, a'_n > 0$ ；（2） $a_n > 0, a'_n = 0$ ；（3） $a_n = 0, a'_n > 0$ 。

（1）假设当前移动设备  $n$  的策略是  $a_n > 0$ ，更新其为  $a'_n > 0$ ，即  $C_n(a'_n, a_{-n}) < C_n(a_n, a_{-n})$ 。那么有：

$$\sum_{i \in N \setminus \{n\}: a_i = a_n} p_i g_i > \sum_{i \in N \setminus \{n\}: a_i = a'_n} p_i g_i$$

即

$$\begin{aligned} & P(a_n, a_{-n}) - P(a'_n, a_{-n}) \\ &= \frac{1}{2} p_n g_n \sum_{i=n} p_i g_i I_{\{a_n=a_i\}} + \frac{1}{2} \sum_{i=n} p_i g_i I_{\{a_n=a_i\}} p_n g_n \\ &\quad - \frac{1}{2} p_n g_n \sum_{i=n} p_i g_i I_{\{a'_n=a_i\}} - \frac{1}{2} \sum_{i=n} p_i g_i I_{\{a'_n=a_i\}} p_n g_n \\ &= p_n g_n \sum_{i=n} p_i g_i I_{\{a_n=a_i\}} - p_n g_n \sum_{i=n} p_i g_i I_{\{a'_n=a_i\}} \end{aligned}$$

此时可得  $P(a_n, a_{-n}) - P(a'_n, a_{-n}) > 0$ 。

（2）假设当前移动设备  $n$  的策略是  $a_n > 0$ ，更新其为  $a'_n = 0$ ，那么有：

$$\begin{aligned} & P(a_n, a_{-n}) - P(a'_n, a_{-n}) \\ &= \frac{1}{2} p_n g_n \sum_{i=n} p_i g_i I_{\{a_n=a_i\}} + \frac{1}{2} \sum_{i=n} p_i g_i I_{\{a_n=a_i\}} p_n g_n - p_n g_n TH_n \\ &= p_n g_n \sum_{i=n} p_i g_i I_{\{a_n=a_i\}} - p_n g_n TH_n \end{aligned}$$

由于  $a_n > 0$  且  $a'_n = 0$ ，说明  $\sum_{i \in N \setminus \{n\}: a_i = a_n} p_i g_i > TH_n$ ，所以有  $P(a_n, a_{-n}) - P(a'_n, a_{-n}) > 0$ 。

（3）假设当前移动设备  $n$  的策略是  $a_n = 0$ ，更新其为  $a'_n > 0$ ，此时有  $\sum_{i \in N \setminus \{n\}: a_i = a_n} p_i g_i < TH_n$ ，因此可以得到  $P(a_n, a_{-n}) - P(a'_n, a_{-n}) > 0$ 。

综合以上三种情况可得，策略的改变所造成的成本开销的减少会导致势函数的减少。通过构造势函数  $P(a)$  可知博弈  $G$  是一个势博弈，证明的关键在于移动设备  $n$  改变其当前的策略  $a_n$  为更好的策略  $a'_n$ ，使开销成本减小的同时导致任务迁移博弈的势函数变小。根据定理 1 可得，对每个具有有限策略空间的势博弈，都存在纳什均衡。这意味着任何更新参与者策略并改善其成本开销的算法都可以保证在有限时间内达到纳什均衡。

### 3 基于博弈论的两阶段任务迁移算法

本节设计基于博弈论的两阶段任务迁移算法（Game Theory-Two Stages Task Offloading, GT-TSTO）。在第一阶段移动设备决定任务本地执行还是迁移到 MEC 服务器执行，第二阶段是迁移至 MEC 之后要决定是 MEC 继续执行还是迁移到 CCC 执行。

#### 3.1 算法设计与描述

通过迭代更新移动设备  $n$  的最佳响应策略，在每一次迭代的过程中，移动设备  $n$  通过计算求得使成本开销最小的策略作为最佳响应策略，从而来响应其他移动设备的策略。MEC 服务器可以计算出传输速率，并传送给移动设备。由定义 2 可知，如果最佳响应算法是收敛的，那么所有移动设备最佳响应策略的固定点集是博弈  $G$  的纳什均衡。但是收敛时间是随着移动设备的数量呈指数增长的。为了能够获得结果令人满意的迁移决策，GT-TSTO 算法被设计实现纳什均衡。

GT-TSTO 算法是一个分布式的任务迁移算法，系统的基站是可以时间同步的，可以通过基站时间来同步所有移动设备的操作。当移动设备想要更新决策时，它们向基站广播其参数。算法进行比较后允许其中一个开销成本最小的设备获得更新决策的机会。经过多次迭代后，所有移动设备的迁移决策达到稳定状态，此时达到开销最小化的纳什均衡。

在每一个准静态场景下的决策时隙内，每一个移动设备都会依据自己的策略是否更新来决定是否发送更新请求消息（Request Update, RU）。RU 表明每个移动设备都想竞争更新决策（Update, UP）的机会来改善当前决策。假设移动设备  $n$  赢得了决策机会，则  $n$  选择一个最佳响应决策作为更新

决策, 最小化自身的成本开销。在有限次的迭代后, 所有的移动设备达到了相互平衡的状态, 即纳什均衡。

具体地, GT-TSTO 算法的运行过程有以下几个步骤。

1) 无线干扰测量。移动设备可以从基站获得相关信道的信息, 在每个给定的决策时隙  $t$  内计算当前的无线信道干扰和传输速率。对每一个  $a_n^{(t)} \geq 1$  的移动设备  $n$ , 它们在自己选择的信道  $a_n^{(t)}$  向无线基站发送信道信号, 无线基站测量每个信道的总接收功率  $P_k(a(t))$ , 这样移动设备  $n$  可以得到自身所收到的无线信道干扰。无线信道干扰可以通过公式计算:

$$\Theta_n(k, a_{-n}(t)) = P_k(a(t)) - p_n g_n.$$

2) 迁移决策更新。根据不同信道上测量出的信道干扰  $\Theta_n(k, a_{-n}(t))$  计算移动设备的最佳响应集  $\Phi_n^*(t)$ , 其中

$$\Phi_n^*(t) = \left\{ a_n^* : C_n(a_n^*, a_{-n}) < C_n(a_n, a_{-n}), a_n^* = \arg \min_{a_n} C_n(a_n, a_{-n}) \right\}$$

如果  $\Phi_n^*(t) = \emptyset$ , 那么在时隙  $t+1$  中移动设备  $n$  的迁移策略等于时隙  $t$  中的迁移策略, 即  $a_n(t+1) = a_n(t)$ ; 如果  $\Phi_n^*(t) \neq \emptyset$  说明还未到达  $n$  的纳什均衡状态, 此时可以通过更新决策使得成本开销更低, 那么移动设备  $n$  将会发送 RU 信息到 MEC 以竞争 UP 机会。对于竞争 UP 机会的过程, MEC 随机选择一个移动设备更新决策。假设移动设备  $n$  在时隙  $t$  内接收到 UP 信息, 为了保证迁移的成本最小, 此时移动设备可以从最佳响应集  $\Phi_n^*(t)$  更新自己的决策, 然后移动设备  $n$  会向其他移动设备广播自己的决策。对于没有竞争到 UP 机会的移动设备, 它们将保留自己原来的迁移决策。而对于需要排队等待的用户, 需要根据公式 (6) 得到  $y_n(t+1)$  从而进行第二阶段的决策, 来决定自己是在 MEC 执行任务还是继续迁移到云中执行任务, 同时将  $y_n(t+1)$  更新到定义的决策集  $S_y$  中。

之后, GT-TSTO 算法进入下一个循环, 直到没有移动设备在下一个决策时隙中找到当前的最佳迁移决策, 并且经过有限次的迭代后, 所有移动设备都将达到纳什均衡的状态, 循环才会结束。最后可以根据所有移动设备的最终迁移决策列表计算出最小的总能耗。

具体算法描述如下:

**算法 1** 基于博弈论的两阶段任务迁移算法 (GT-TSTO)。

输入: 移动设备  $n$  的计算任务  $a_n$ 、传输功率  $p_n$  以及其他初始数据

输出: 移动设备最优决策集  $S_a$ 、 $S_y$  和系统总成本开销

$C_{total}$

初始化: 设置初始决策槽  $t=0$ ; 移动设备  $n$  的决策结果

$a_n(0) = 0$

- 1) for 对所有移动设备在每个时间槽内并行执行 do
- 2)     计算当前无线信道干扰及相应的上行链路速率;
- 3)     计算当前移动设备  $n$  的最佳迁移选择;
- 4)     将最佳迁移选择存储到最佳响应策略集  $\Phi_n^*(t)$ ;
- 5)     if  $\Phi_n^* \neq \emptyset$  then
- 6)         决策集内的移动设备都在争夺决策更新机会;
- 7)         if 移动设备  $n$  赢得决策更新机会 then
- 8)             更新决策集  $S_a$  的  $a_n$ , 即  $a_n = a_n(t+1)$ ;
- 9)         else
- 10)             保持当前策略不变, 即  $a_n = a_n(t)$ ;
- 11)         end if
- 12)     end if
- 13)     if  $a_n(t+1) > 0$
- 14)         计算  $y_n(t+1)$  并更新决策集  $S_y$ ;
- 15)     end if
- 16) end for
- 17) 计算最小总能耗  $C_{total}$ ;

根据势博弈的有限改进属性, 本算法可以在有限次的迭代决策后收敛到纳什均衡。在仿真实验中, 在 MEC 服务器未接收到 RU 消息时可以终止任务迁移决策更新过程。这时 MEC 服务器向所有移动设备广播终止信息, 并且每一个移动设备根据最后的决策时隙内所获得的决策来执行任务。

在每个决策时隙内, 移动设备会并行执行算法 1 中的 3-21 行的操作。尽管 GT-TSTO 算法只能为云边协作下的任务迁移提供近乎最优的解决方案, 但由于是随机选取移动设备更新决策, 这会使得算法拥有更高的计算效率。本算法主要涉及  $K$  个无线信道测量数据的排序操作, 所以每一个决策时隙内的计算复杂度为  $O(K \log K)$ , 假设算法达到纳什均衡需要  $I$  次迭代, 那么本文的分布式任务迁移算法的总计算复杂度为  $O(IK \log K)$ 。

### 3.2 性能分析

GT-TSTO 算法性能通过研究战略博弈的重要性能指标来分析——纳什均衡的整体性能和最优配置相差多少? 通过 PoA (Price of Anarchy) 来量化这种差异, 它反映了自私个体基于自身利益自由选择策略对整体利益的影响程度, PoA 值的大小可以用来判断纳什均衡的性能。PoA 定义为在纳什均衡中获得的最差社会成本和全局最优策略方案所获得的最小社



会成本之间的比率。

社会成本被定义为所有移动设备的总成本开销，即：

$$\Gamma(a) \triangleq \sum_{n \in N} C_n(a_n, a_{-n})。PoA 可以被定义为：$$

$$PoA = \frac{\max_{a \in a^{NE}} \Gamma(a)}{\Gamma(\tilde{a})}。其中 \tilde{a} = \arg \min_{a \in \prod_{n=1}^N A_n} \sum_{n \in N} C_n(a) 是使得$$

成本开销最小化的最佳解决方案， $a^{NE}$  是纳什均衡集。

$$已知 C_n^{ec} =$$

$$\frac{b_n(\lambda_t y_n + \lambda_e p_n)}{r_n} + \lambda_t y_n \left( \frac{q_n}{f_n^e} + t_{wait} \right) + (1 - y_n) t_n^c + \lambda_e e_{n,exe}^e$$

那么令

$$C_{n,min}^{ec} = \frac{b_n(\lambda_t y_n + \lambda_e p_n)}{W \log_2 \left( 1 + \frac{p_n g_n}{\sigma_0^2} \right)} + \lambda_t y_n \left( \frac{q_n}{f_n^e} + t_{wait} \right) + (1 - y_n) t_n^c + \lambda_e e_{n,exe}^e$$

以及

$$C_{n,max}^{ec} = \frac{b_n(\lambda_t y_n + \lambda_e p_n)}{W \log_2 \left( 1 + \frac{p_n g_n}{\sigma_0^2 + \left( \sum_{i \in N \setminus \{n\}} p_i g_i \right) / K} \right)} + \lambda_t y_n \left( \frac{q_n}{f_n^e} + t_{wait} \right) + (1 - y_n) t_n^c + \lambda_e e_{n,exe}^e$$

从而得到 PoA 的上下界：

$$1 \leq PoA \leq \frac{\sum_{n=1}^N \min \{ C_n^l, C_{n,min}^{ec} \}}{\sum_{n=1}^N \max \{ C_n^l, C_{n,max}^{ec} \}}$$

当无线通道数量增加，可以减少来自干扰用户的干扰，

PoA 减小，这表明减少干扰时可以提高 NE 的性能。而当移动设备本地成本较低时，最差的纳什均衡接近于集中式最优解决方案，此时的 PoA 也较低。

## 4 实验仿真

为了评估所提的云边协同任务迁移方案的性能，本节将展示通过仿真实验所产生的数值结果。在不失一般性的情况下，本文采用光纤无线混合网络下集中式云服务器和 MEC 协同方案。

假设每个 MEC 具有 30 个正交信道频率资源，这意味着它最多可以同时服务 30 个移动设备，并且其信道带宽设置为 5MHz，每个基站信道数为 5，同时在 MEC 的覆盖范围内随机分配 15 到 50 个移动设备。此外，移动设备的传输功率设置为 2W，背景噪声设置为 -80dBm，信道增益取值为 0.7 到

0.9，计算的数据大小为 {500,1000,1500,2000}KB，第二阶段所需等待时间设置为 0.1 到 2s，任务所需的 CPU 周期数随机分布为 {1000,2000, 3000,4000}Mega cycles，MEC 和 CCC 的计算能力分别为 10GHz 和 20GHz，移动设备的计算能力随机分布为 {0.5,0.8,1.0}GHz。MEC 与 CCC 的数据传输率为 15Mbps，能量负载因子  $\lambda_n^e$  随机分布于 {0,0.2,0.5,0.8,1.0}，相应的时间负载因子为  $1 - \lambda_n^e$ 。

图 1 展示了有益任务迁移状态的移动设备数动态变化的过程。从图 1 可见，随着迭代次数增加，移动设备根据信道信息不断调整任务迁移策略，使得处于有益迁移状态的移动设备数也在增加，并最终达到稳定状态，说明 GT-TSTO 算法可以在有限次数的迭代内达到纳什均衡。

图 2 展示了多个移动设备在本文所提的云边环境下基于非合作博弈的任务迁移成本开销变化情况，每一条折线代表一个移动设备从初始到达到纳什均衡的成本开销实时变化曲线。由于本仿真中 MEC 可以最多同时服务 30 个移动设备，所以初始设置了 30 个移动设备同时进行任务迁移。从图 2 可以看出每个移动设备的开销随着迭代次数的增加而变化，最终趋于稳定，这说明此时已达到纳什均衡。而且对于单个移动设备来说，迭代过程中迁移决策是不断变化的，这是移动设备作为博弈方所进行的迁移决策调整。因此在达到纳什均衡之前，移动设备的成本开销是不规则变化的，达到纳什均衡后开销保持恒定，但不同移动设备间的成本开销是不同的。此时可以证明博弈  $G$  是收敛的，纳什均衡存在且唯一。从图 2 可得出结论，与初始值相比，纳什均衡下的移动设备总开销减少了，这表明云边环境下基于博弈论的任务迁移方法是可以有效减少开销的。

图 3 是不同数量的移动设备达到纳什均衡所需的迭代次数。随着移动设备数的增加，达到纳什均衡需要的迭代次数也随着线性增加，这说明本文所提出的云边环境下的 GT-TSTO 算法有较好的性能。

图 4 将 GT-TSTO 算法在不同移动设备数的情况下获得的最小总成本开销，与本地计算、无排队等待的 MEC 计算和中心云计算进行对比。所有移动设备的总成本开销都会随着移动设备数的增加而增加，但与本地计算与云计算相比，MEC 计算和云边协作计算都可以实现更少的成本开销，而云边协作计算性能更好，这验证了 GT-TSTO 算法能够有效减少总成本开销。当移动设备数为 30 时，所提算法所产生的总开销为 147，而本地执行、云中心服务器执行和 MEC 执行的移动设备总成本开销分别为 540、281 和 151，因此可以得到云边环境下进行任务迁移分别比本地执行、云中心服务器执行和 MEC 服务器执行降低了 72.8%、47.9% 和 2.65%。由于 MEC 的可用计算资源不足以满足那些需要较多计算资源的任务，以上这些结果验证了在 MEC 环境中引入集中式云计算进行任务迁移的必要性。



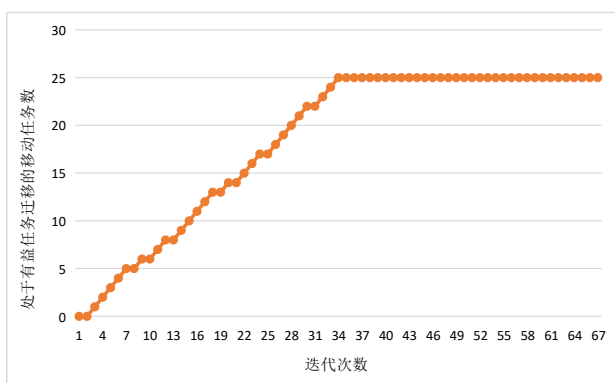


图 1 有益任务迁移状态的移动设备数变化

Fig.1 Changes in the number of mobile devices with beneficial task offloading status

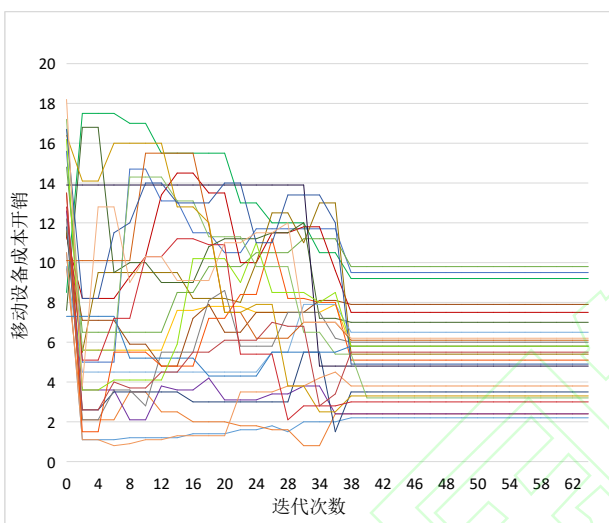


图 2 不同移动设备的成本开销

Fig.2 Overhead of different mobile devices

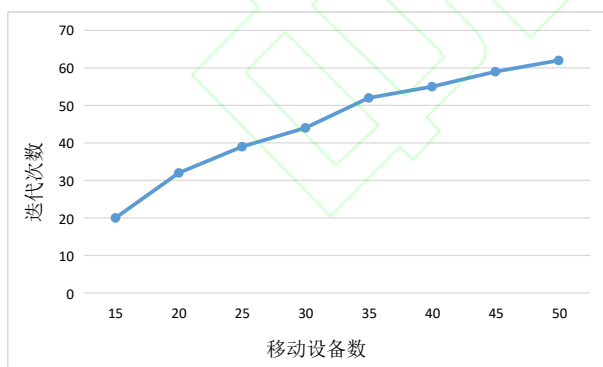


图 3 不同数量移动设备达到纳什均衡的迭代次数

Fig.3 Number of iterations for different numbers of mobile devices to reach Nash equilibrium

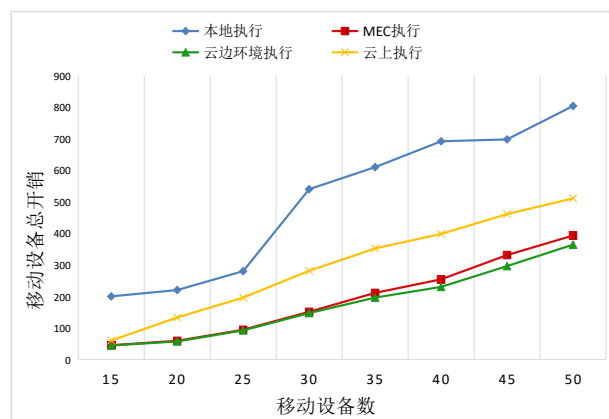


图 4 采用不同的任务迁移方案对总开销的比较

Fig.4 Comparison of total overhead with different task offloading schemes

## 5 结语

本文研究了云边协作任务迁移问题,以最大程度降低迁移开销为优化目标,提出了在云边协作环境下基于博弈论的两阶段任务迁移方案,以获得最佳迁移策略。通过本算法可以有效降低成本开销,产生成本效益,而且能够实现更低的能耗。但本文研究仍存在不足,目前仅考虑单 MEC 与云服务器协同,而未考虑到多 MEC 与云服务器协同的复杂任务迁移情况。今后会深入研究多 MEC 与云服务器协作任务迁移,进一步降低能耗,减少任务迁移的成本开销。

## 参考文献

- [1] 刘志禹. 5G 移动通信发展趋势与若干关键技术分析[J]. 中国新通信, 2018, 20(11):20. (LIU Z Y. Analysis of 5g mobile communication development trend and some key technologies [J]. China New Telecommunications, 2018, 20(11):20.)
- [2] JEONG B, YOON J, LEE J M. Social media mining for product planning: A product opportunity mining approach based on topic modeling and sentiment analysis[J]. International Journal of Information Management, 2019, 48:280-290.
- [3] MAKRAISKY G, TERKILDSEN T S, MAYER R E. Adding immersive virtual reality to a science lab simulation causes more presence but less learning[J]. Learning and Instruction, 2019, 60: 225-236.
- [4] ZHU L, YU F R, WANG Y, et al. Big data analytics in intelligent transportation systems: A survey[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2018, 20(1): 383-398.
- [5] NING Z, HUANG J, WANG X, et al. Mobile edge computing-enabled Internet of vehicles: Toward energy-efficient scheduling[J]. IEEE Network, 2019, 33(5): 198-205.
- [6] 施巍松, 孙辉, 曹杰, 等. 边缘计算: 万物互联时代新型计算模型[J]. 计算机研究与发展, 2017, 54(5): 907-924. (SHI W S, SUN H, CAO J, et al. Edge computing: A new computing model in the era of Internet of Everything[J]. Journal of Computer Research and Development, 2017, 54(5): 907-924.)
- [7] AHMED E, REHMANI M H. Mobile edge computing: opportunities, solutions, and challenges[J]. Future Generation Computer Systems, 2017, 70(5):59-63.

- [8] ZHANG K, MAO Y, LENG S, et al. Energy-efficient offloading for mobile edge computing in 5G heterogeneous networks[J]. IEEE Access, 2016, 4: 5896-5907.
- [9] 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.
- [10] LIU B, XU H, ZHOU X. Resource allocation in wireless-powered mobile edge computing systems for internet of things applications[J]. Electronics, 2019, 8(2): 206.
- [11] 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.
- [12] JOSILO S, DAN G. Decentralized Algorithm for Randomized Task Allocation in Fog Computing Systems[J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2019, 27(1):85-97.
- [13] ZHENG J, CAI Y, WU Y, et al. Dynamic computation offloading for mobile cloud computing: a stochastic game-theoretic approach[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2019, 18(4):771-786.
- [14] LIU Y, WANG S, HUANG J, et al. A computation offloading algorithm based on game theory for vehicular edge networks[C]// Proceedings of the 2018 IEEE International Conference on Communications. Piscataway: IEEE, 2018: 1-6.
- [15] 董思岐, 李海龙, 屈毓铨, 等. 移动边缘计算中的计算卸载策略研究综述[J]. 计算机科学, 2019, 46(11): 32-40.(DONG S Q, LI H L, QU Y B, et al. Review of research on computing offloading strategies in mobile edge computing[J]. Computer Science, 2019, 46(11): 32-40.)
- [16] LIN T, ALPCAN T, JINTON K. A game-theoretic analysis of energy efficiency and performance for cloud computing in communication networks[J]. IEEE Systems Journal, 2015, 11(2): 649-660.
- [17] LIU J, MAO Y, ZHANG J, et al. Delay-optimal computation task scheduling for mobile-edge computing systems[C]// Proceedings of the 2016 IEEE International Symposium on Information Theory. Piscataway: IEEE, 2016: 1451-1455.
- [18] CHEN X. Decentralized computation offloading game for mobile cloud computing[J]. Parallel & Distributed Systems IEEE Transactions on, 2014, 26(4):974-983.
- [19] LI N, MARTINEZ-ORTEGA J F, DÍAZ V H. Distributed power control for interference-aware multi-user mobile edge computing: A game theory approach[J]. IEEE Access, 2018, 6: 36105-36114.
- [20] CHINNECK J W, KRISTJANSSON B, SALTZMAN M J. Operations Research and Cyber-Infrastructure [M]. Boston: Springer Science & Business Media, 2009: 147-164.

**WANG Chenyu**, born in 1995, M. S. candidate. His research interests include cloud computing, task scheduling, evolutionary computation.

This work is partially supported by the Aeronautical Fund of Chinese Aeronautical Establishment, Aviation Industry Corporation of China Jincheng Nanjing Electromechanical Hydraulic Engineering Research Center and Key Laboratory of Integrated Aviation Science and Technology for Aeronautical Mechanical and Electrical Systems (201928052006) .

**WANG Yijie**, born in 1995, M. S. candidate. Her research interests include cloud computing, mobile edge computing.

**FAN Jiafei**, born in 1991, M. S. candidate. His research interests include cloud computing, virtualization, embedded system.