



# 计算机科学

COMPUTER SCIENCE

## 应急通信场景下基于JTORATPAIA的NOMA-MEC系统研究

薛建彬, 安娜, 王琪, 张寒

引用本文

薛建彬, 安娜, 王琪, 张寒. 应急通信场景下基于JTORATPAIA的NOMA-MEC系统研究[J]. 计算机科学, 2023, 50(11A): 221000240-8.

XUE Jianbin, AN Na, WANG Qi, ZHANG Han. Study on NOMA-MEC System Based on JTORATPAIA in Emergency Communication Scenarios [J]. Computer Science, 2023, 50(11A): 221000240-8.

---

## 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)

[基于博弈论的多边缘服务器负载均衡策略](#)

Multi-edge Server Load Balancing Strategy Based on Game Theory

计算机科学, 2023, 50(11A): 221200150-8. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.221200150>

[车载边缘计算网络中基于MAB的动态任务卸载方案研究](#)

Study on Dynamic Task Offloading Scheme Based on MAB in Vehicular Edge Computing Network

计算机科学, 2023, 50(11A): 230200186-9. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230200186>

[毫米波MU-MIMO系统中自适应混合预编码器的设计](#)

Design of Adaptive Hybrid Precoder in mmWave MU-MIMO Systems

计算机科学, 2023, 50(11A): 221200047-5. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.221200047>

[基于谱聚类的边缘服务器放置算法](#)

Edge Server Placement Algorithm Based on Spectral Clustering

计算机科学, 2023, 50(10): 248-257. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220900211>

[基于边缘智能感知的无人机空间航迹规划方法](#)

Edge Intelligent Sensing Based UAV Space Trajectory Planning Method

计算机科学, 2023, 50(9): 311-317. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220800032>

# 应急通信场景下基于 JTORATPAIA 的 NOMA-MEC 系统研究

薛建彬 安娜 王琪 张寒

兰州理工大学计算机与通信学院 兰州 730050

(volvoxuejb@126.com)

**摘要** 在移动边缘计算(MEC)与非正交多址接入(NOMA)技术相结合的应急通信场景中,针对用户自身电池电量受限所导致的无法满足用户业务需求的问题,提出了一个以最小化用户总能耗为目标的无人机辅助 NOMA-MEC 应急通信系统,设计了一种低复杂度的联合任务卸载比例和传输功率分配迭代算法(JTORATPAIA)。仿真结果表明,与其他基准方案相比,该方案更有效地降低了所有用户的能耗。特别是当输入数据大小为 7.5 Mbits 时,本文所提方案下的能耗与文献[30]相比降低了约 40% 左右。可见,该方案对于改善应急通信场景下的用户能耗是非常适用的。

**关键词:** 应急通信;移动边缘计算;绿色通信;非正交多址技术;能量收集

中图分类号 TN929.5

## Study on NOMA-MEC System Based on JTORATPAIA in Emergency Communication Scenarios

XUE Jianbin, AN Na, WANG Qi and ZHANG Han

School of Computer and Communication, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China

**Abstract** In the emergency communication scenario combining mobile edge computing(MEC) and non-orthogonal multiple access(NOMA) technology, aiming at the problem that the user's own battery power is limited and cannot meet the user's business needs, an UAV assisted NOMA-MEC emergency communication system with the goal of minimizing the user's total energy consumption is proposed. A low complexity iterative algorithm for joint task offloading proportion and transmission power allocation (JTORATPAIA) is designed. Simulation results show that compared with other benchmark schemes, this scheme can reduce the energy consumption of all users more effectively. Especially when the input data size is 7.5 Mbits, the energy consumption the proposed scheme is reduced by about 40% compared with literature [30]. It can be seen that the scheme is very suitable for improving the energy consumption of users in the emergency communication scenario.

**Keywords** Emergency communication, Mobile edge computing, Green communication, Non-orthogonal multiple access(NOMA), Energy harvesting

## 1 引言

严重的自然灾害或人为灾害会破坏地面基站,进而导致通信设备受损<sup>[1]</sup>、网络瘫痪<sup>[2]</sup>以及通信区域成为盲区。为此,需要建立健全的应急通信系统以保证灾区通信的顺畅。针对未来应急通信网络而言,满足大容量、高可靠性、低时延<sup>[3]</sup>的需求至关重要。移动边缘计算(Mobile Edge Computing, MEC)能够在靠近用户端<sup>[4]</sup>提供强大的计算能力和存储容量,减少用户与服务器之间的任务传输时延<sup>[5-6]</sup>和能耗<sup>[7-8]</sup>,因而成为解决这一问题的必需技术。但 MEC 服务器一般是部署在固定基站上的,移动性差,难以满足应急通信场景中用户临时计算服务的需求。近年来,无人机(Unmanned Aerial Vehicles, UAV)已成为应急通信的热门选择之一<sup>[9]</sup>。在无人机上安装 MEC 服务器,可以为地面用户提供服务、恢复灾区通信。因此,MEC 与无人机结合的研究在应急通信场景下越来越受欢迎<sup>[10-11]</sup>。大量文献<sup>[12-13]</sup>集中于无人机辅助通信网络场景的研究。文献<sup>[14]</sup>考虑了一个无人机辅助 MEC

框架,设计的迭代算法提升了系统的安全性能。文献<sup>[15]</sup>将无人机作为云边协同网络中的中继节点,研究了无人机能耗最小化问题。

目前,无人机辅助应急通信网络在海量连接和系统吞吐量方面的研究尚未成熟,而非正交多址(Non-Orthogonal Multiple Access, NOMA)是克服上述挑战的新兴技术之一<sup>[16-17]</sup>。NOMA 技术让用户更充分地利用有限频谱资源,降低任务计算时延和能耗,实现应急通信场景下的大容量、低能耗通信。但文献<sup>[14-15]</sup>均未考虑 NOMA 在 MEC 系统中的应用。文献<sup>[18]</sup>研究了基于 NOMA-MEC 的车联网场景中的任务卸载与缓存。文献<sup>[19]</sup>在用户最大延迟约束下,研究了无人机能耗问题,并对无人机的功率分配和飞行轨迹进行了优化,但 Yang 等<sup>[19]</sup>假设无人机的计算资源是平均分布的,没有考虑资源优化。

虽然无人机与其他技术相结合有许多明显优势,但无人机网络的发展受能耗限制,而能量收集技术的出现有效地缓解了这一问题。因此,研究如何利用能量收集技术实现无人机的

基金项目:甘肃省自然科学基金(20JR10RA182)

This work was supported by the Natural Science Foundation of Gansu Province, China(20JR10RA182).

通信作者:安娜(15309340541@163.com)

绿色通信具有重要意义<sup>[20-21]</sup>。针对无人机辅助应急网络的绿色通信问题,文献[22]针对如何提高无人机辅助应急通信网络的容量和能效问题展开了研究。文献[23]以应急通信为研究场景,使用遗传算法优化了无人机飞行轨迹以降低其能耗。但文献[14-15,18-19]忽略了能量收集技术在无人机通信系统中的应用。如果能将能量收集技术应用于无人机协助的 NOMA-MEC 通信系统,用户的电池寿命将会被延长,从而获得更好的计算性能。文献[24]设计了一种基于能量收集的无人机识别网络,通过优化无人机中断概率来研究该网络的中断性能。无线信息与能量同时传输(Simultaneous Wireless Information and Power Transfer, SWIPT)技术是能量收集的技术之一,它可以使能量和信息同时进行传输,文献[25]将无人机与 SWIPT 技术结合在通信系统中,通过联合优化无人机轨迹和传输功率,提高了无人机的能效。

值得注意的是,上述文献<sup>[14-15,18-19,24-25]</sup>只考虑了任意两种技术的结合。据了解,将 MEC, NOMA 和 SWIPT 技术结合起来应用于无人机应急通信系统的研究尚不多见,并且,现有的大多数文献只关注无人机能耗,而忽略了灾区用户能耗。如果灾区用户所携带的电池电量有限,可能会导致任务卸载失败。因此,用户端能耗将是无人机辅助应急通信网络中最重要的问题之一。

基于以上问题,本文研究了一种基于能量收集的无人机辅助应急通信网络。假设无人机作为空中服务器为地面用户提供服务,其任务卸载采用 NOMA 协议。用户从无人机收集能量用于信息传输,实现向用户设备充电的功能。本文的新颖之处在于考虑了应急场景下的用户能量情况,当用户收集到的能量大于其所消耗能量时处于充电阶段,从而延长用户在应急场景下的工作时长,以待救援。建立了一个在时延约束下所有用户能耗最小化问题,设计了一种收敛速度快、复杂度低的迭代算法。

本文的主要贡献如下:

1) 搭建了一种无人机辅助的应急通信场景,考虑用户和无人机都配置两根天线,能量收集和信息传输独立、同时进行。假设无人机能量充足,能量收集时间由用户的最大任务执行时间决定,这样用户就会尽可能多地收集能量来补偿任务执行所消耗的能量,从而延长用户的工作时间,保持灾区通信顺畅。

2) 设计了一种高效的迭代算法用于解决任务卸载比例与传输功率之间存在的强耦合关系,并推导了优化变量的封闭解。

3) 与大多数现有的能量收集方法不同,本文采用的能量收集方法是 SWIPT 技术中的天线分割方法,即不考虑时隙分割和功率分流。

## 2 系统模型

如图 1 所示,以单架无人机覆盖多用户系统为研究场景。假设该场景由  $N$  个随机分布的用户和一架配备 MEC 服务器和射频能量发射器的无人机组成。其中,用户集合被定义为  $n \in \{1, 2, 3, \dots, N\}$ 。为实现大规模连接、提高频谱效率,任务卸载采用 NOMA 协议,即多个用户在同一频率资源上同时将任务卸载给无人机,同时,无人机上的接收装置配备有连续干扰消除(Successive Interference Cancellation, SIC)技术。

本文采用部分卸载策略, $\alpha_n$  代表用户  $n$  的任务卸载比例, $1 - \alpha_n$  代表本地计算比例,其中, $0 < \alpha_n \leq 1$ 。 $\alpha_n = 1$  代表用户  $n$  的所有任务将会被卸载至无人机执行。鉴于应急通信的特殊场景,本文主要是降低用户端能耗,所以  $\alpha_n$  不取 0 值。下面将详细介绍通信和计算模型。

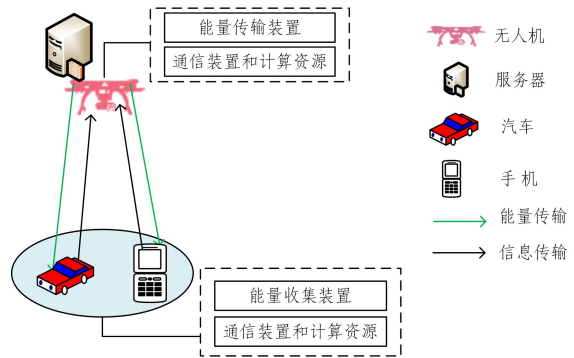


图 1 无人机辅助 NOMA-MEC 应急通信网络模型

Fig. 1 Network model of UAV-assisted NOMA-MEC emergency communication

### 2.1 通信模型

$h_n$  为用户  $n$  到无人机之间的信道增益,假设用户的信道增益排序如下: $|h_1|^2 \geq |h_2|^2 \geq \dots \geq |h_N|^2$ 。在上行 NOMA 系统中,信道增益越好的用户分配到的传输功率越高,因此接收端 SIC 解码顺序可视为信道增益的降序。 $p_n$  为用户  $n$  的任务卸载功率; $\sigma^2$  为加性高斯白噪声。因此,第  $n$  个解码用户的信干噪比(Signal-to-Interference Noise Ratio, SINR)如式(1)所示:

$$o_n = \frac{|h_n|^2 p_n}{\sum_{j=n+1}^N |h_j|^2 p_j + \sigma^2} \quad (1)$$

根据香农公式,假设给定系统带宽为  $B$ ,则用户  $n$  的数据传输速率可表示为:

$$R_n = B \log_2(1 + o_n), \forall n \in N \quad (2)$$

### 2.2 计算模型

为方便描述,用户  $n$  的任务可表示为  $(l_n, c_n, T_{n,\max})$ 。其中, $l_n$  代表输入数据大小, $c_n$  表示计算 1 比特任务所需的 CPU 周期数, $T_{n,\max}$  表示任务的最大时延容忍,本文忽略了计算结果的回传阶段。

#### 2.2.1 本地计算阶段

本地计算的延迟和能量消耗表示如下:

$$t_n^l = \frac{(1 - \alpha_n) l_n c_n}{f_n^l} \quad (3)$$

其中, $f_n^l$  代表用户  $n$  的本地计算能力。

$$E_n^l = P_n^l (1 - \alpha_n) l_n c_n \quad (4)$$

其中, $p_n^l = k_n (f_n^l)^2$  用于计算 1 CPU 周期任务所消耗的功率, $k_n$  表示取决于芯片结构的功率消耗系数<sup>[26]</sup>。

#### 2.2.2 卸载计算阶段

用户  $n$  卸载任务至无人机的时延和能耗分别为:

$$t_n^u = \frac{\alpha_n l_n}{R_n} \quad (5)$$

$$E_n^u = t_n^u p_n \quad (6)$$

因此,用户  $n$  完成计算任务所需的总能耗为:

$$E_n = E_n^l + E_n^u \quad (7)$$

由于本工作的研究重点是用户设备的能量消耗,因此

忽略了无人机上计算任务时所产生的能耗。

### 2.2.3 能量收集阶段

与以往的能量收集模式不同,本文考虑在整个任务执行阶段都有能量收集,用户和无人机都配备两根天线,即信息和能量在不同信道上并行传输,不考虑时隙分割和功率分流,降低了优化问题的难度。

在整个计算卸载期间,无人机向所有用户广播能量,第  $n$  个用户收集到的能量可表示如下<sup>[27]</sup>:

$$E_n' = \eta p' g_n T_{n,\max} \quad (8)$$

其中,  $p'$  表示无人机的射频能量发射功率,  $\eta \in (0, 1)$ , 表示能量收集效率。

无人机和用户之间的能量收集信道服从瑞利衰落,信道增益表示为  $g_n = \bar{g}_n \beta$ 。其中,  $\bar{g}_n$  代表平均信道增益,它取决于用户与无人机之间的距离,  $\beta$  表示单位均值的独立指数随机变量,为方便起见,一般记为 1。  $\bar{g}_n$  遵循自由空间路径损耗模型。

$$\bar{g}_n = A_d \left( \frac{3 \cdot 10^8}{4\pi f_c d_n} \right)^{d_e} \quad (9)$$

其中,  $A_d$  代表天线增益,  $f_c$  代表无人机上能量发射机的载波频率,  $d_n$  代表无人机与用户之间的距离,  $d_e$  代表路径损失指数。

## 3 问题描述与解决

### 3.1 问题描述

本文的目标是在满足用户最大时延限制的情况下,通过优化本地计算能力  $f_n^l$ 、任务上传功率  $p_n^l$  和任务卸载比例  $\alpha_n$ , 最小化所有用户的总能耗。因此,目标函数可表示为:

$$P_1: \min_{(f, p, \alpha)} E = \sum_{n=1}^N (E_n^l + E_n^u - E_n') \quad (10a)$$

$$\text{s. t. } 0 < \alpha_n \leq 1, \forall n \in N \quad (10b)$$

$$0 < p_n \leq p_{\max}, \forall n \in N \quad (10c)$$

$$f_n^l \leq f_{\max}, \forall n \in N \quad (10d)$$

$$t_n^l \leq T_{n,\max}, \forall n \in N \quad (10e)$$

$$t_n^u \leq T_{n,\max}, \forall n \in N \quad (10f)$$

其中,  $f = \{f_n^l, \forall n \in N\}$ ,  $\alpha = \{\alpha_n, \forall n \in N\}$ ,  $p = \{p_n, \forall n \in N\}$ 。  $P_1$  的第一项表示用户本地计算所消耗的能量,第二项表示用户卸载任务至无人机计算的卸载能耗,第三项表示用户从无人机上所收集的能量,目标函数表示为本地计算能耗加卸载能耗减去收集来的能量,表示用户实际消耗的能量。式(10b)给出了卸载比例的范围;式(10c)约束了用户的传输功率;式(10d)对本地计算能力进行了约束;约束(10e), (10f)分别给出了本地计算和任务卸载的时延范围。

$P_1$  的第二项中存在变量耦合。因而将原问题分解为本地计算资源分配(本地计算能力)和卸载计算资源分配(传输功率和卸载比例)两个子问题,并进行迭代求解。

### 3.2 本地计算的资源分配问题

由于本地能耗只与目标函数中的第一项相关,因此本节不考虑其他项的优化。此时,本地计算能力可由约束条件式(10e)得到:

$$f_n^l \geq \frac{(1 - \alpha_n) L_n c_n}{T_{n,\max}} \quad (11)$$

经观察,本地能耗会随着本地计算能力的提升而增加。

此时,可以得到本地计算能力的最优值。

$$f_n^{l*} = \frac{(1 - \alpha_n) L_n c_n}{T_{n,\max}} \quad (12)$$

显然,本地计算能力和卸载比例成函数关系。

### 3.3 卸载计算的资源分配问题

将式(4)、式(6)、式(8)、式(12)代入式(10a)中,目标函数  $P_1$  可以写成更具体的形式:

$$P_2: \min_{(\alpha, p)} E = \sum_{n=1}^N \left[ k_n \frac{((1 - \alpha_n) L_n c_n)^3}{T_{n,\max}^2} + \frac{\alpha_n L_n p_n}{R_n} - \eta p' g_n T_{n,\max} \right] \quad (13a)$$

$$\text{s. t. } 0 < \alpha_n \leq 1, \forall n \in N \quad (13b)$$

$$0 < p_n \leq p_{\max}, \forall n \in N \quad (13c)$$

在  $P_2$  中,由于变量  $\alpha_n$  和  $p_n$  之间存在耦合关系,故采用迭代方法优化二者。

首先,给定变量  $\alpha_n$  的初始值为  $\alpha_n^0$ ,然后优化传输功率  $p_n$ 。将  $P_2$  的第一项和第三项视为常数,主要对第二项中关于功率  $p_n$  进行优化。将式(1)代入式(2),此时,  $P_2$  简化如下:

$$P_3: \min_{(p)} E = \sum_{n=1}^N \left[ \frac{\alpha_n^0 L_n p_n}{B \log_2 \left( 1 + \frac{|h_n|^2 p_n}{\sum_{j=n+1}^N |h_j|^2 p_j + \sigma^2} \right)} \right] \quad (14a)$$

$$\text{s. t. } g(p_n) \leq 0, \forall n \in N \quad (14b)$$

$$\text{令 } y(p_n) = \frac{\alpha_n^0 L_n p_n}{B}, z(p_n) = \log_2 \left( 1 + \frac{G_n p_n}{\sum_{j=n+1}^N G_j p_j + 1} \right),$$

$$G_n = \frac{|h_n|^2}{\sigma^2}, g(p_n) = p_n - p_{\max}.$$

则  $P_3$  可以重写为以下形式:

$$P_4: \min_{(p)} E = \sum_{n=1}^N \left[ \frac{y(p_n)}{z(p_n)} \right] \quad (15a)$$

$$\text{s. t. } g(p_n) \leq 0, \forall n \in N \quad (15b)$$

目标函数  $P_4$  是比式和结构,故用参数凸规划<sup>[28]</sup>解决。

**定理 1** 假设  $P_4$  的最优解  $p_n^*$  在  $\mathbb{R}$  上满足(15b),则存在  $k^* = \{k_1, k_2, \dots, k_N\}$  和  $\tau^* = \{\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_N\}$ , 当  $\tau = \tau^*$ ,  $k = k^*$  时,  $p_n^*$  也是下式的最优解。即  $P_4$  可转化为以下形式:

$$P_5: \min_{(p)} E = \sum_{n=1}^N k_n [y(p_n) - \tau_n z(p_n)] \quad (16a)$$

$$\text{s. t. } g(p_n) \leq 0, \forall n \in N \quad (16b)$$

此外,当  $\tau = \tau^*$ ,  $k = k^*$  时,  $p_n^*$  也满足以下等式:

$$k_n = \frac{1}{z(p_n)}, \forall n \in N \quad (17)$$

$$\tau_n = \frac{y(p_n)}{z(p_n)}, \forall n \in N \quad (18)$$

证明如下:

根据文献[31]所提出的参数算法,  $P_4$  等价于以下问题:

$$P_7: \min_{(p)} E = \sum_{n=1}^N \tau_n \quad (19a)$$

$$\text{s. t. } \frac{y(p_n)}{z(p_n)} \leq \tau_n, \forall n \in N \quad (19b)$$

$$g(p_n) \leq 0, \forall n \in N \quad (19c)$$

针对  $P_7$ , 定义以下函数:

$$L(p_n, \tau, \lambda, k, \gamma) = \lambda \sum_{n=1}^N \tau_n + \sum_{n=1}^N k_n [y(p_n) - \tau_n z(p_n)] + \sum_{n=1}^N \gamma_n g(p_n) \quad (20)$$

如果  $P_4$  的最优解  $p_n^*$  满足式(15b), 根据 Fritz-John 条件, 必须存在  $\lambda^*$ ,  $k^*$  和  $\gamma^*$ , 满足

$$\frac{\partial L}{\partial p_n} = \sum_{n=1}^N k_n^* [\nabla y(p_n^*) - \tau_n^* \nabla z(p_n^*)] + \sum_{n=1}^N \gamma_n^* g(p_n^*) = 0 \quad (21)$$

$$\frac{\partial L}{\partial \tau_n} = \lambda^* - k_n^* z(p_n^*) = 0, \forall n \in N \quad (22)$$

$$k_n^* [y(p_n^*) - \tau_n^* z(p_n^*)] = 0, \forall n \in N \quad (23)$$

$$\gamma_n^* g(p_n^*) = 0, \forall n \in N \quad (24)$$

$$\lambda^* \geq 0, k_n^* \geq 0, \tau_n^* \geq 0, \forall n \in N \quad (25)$$

$$(\lambda^*, k^*, \gamma^*) \neq (0, 0, 0) \quad (26)$$

$$g(p_n^*) \leq 0, y(p_n^*) - \tau_n^* z(p_n^*) \leq 0, \forall n \in N \quad (27)$$

假设  $\lambda^* = 0$ , 由式(22)可知  $k^* = 0$ , 因为  $z(p_n) > 0$ 。对于式(24), 因为  $[g(p_n)]' = 1$ , 所以,  $\gamma_n^* = 0$ 。这一结果跟式(26)矛盾, 所以可得  $\lambda^* > 0$ 。令  $k_n^* = \frac{k_n^*}{\lambda^*}$ ,  $\gamma_n^* = \frac{\gamma_n^*}{\lambda^*}$ , 观察得式(22)和式(17)等价, 式(23)和式(18)等价。此外, 式(21), 式(24)一式(27)是  $P_5$  的 KKT 条件。因为  $P_5$  的约束条件是线性的, 所以 KKT 条件也是  $\tau = \tau^*$ ,  $k = k^*$  成立时  $p_n^*$  存在的必要条件。

从定理 1 可知, 传输功率的优化可以转化为解决  $P_5$ , 主要分两个步骤解决: 首先, 对于  $P_5$ , 要找到明确的  $(k, \tau)$ , 其次要找到满足式(17)和式(18)的优化参数  $(k^*, \tau^*)$ ,  $(k^*, \tau^*)$  可以通过拟牛顿法(MN)<sup>[28]</sup>得到。

1) 当有明确  $(k, \tau)$  前提下的传输功率优化

当给定  $(k, \tau)$  时, 将  $P_3$  代入  $P_5$  中, 重写  $P_5$ , 如下所示:

$$\begin{aligned} \min_{(p)} E &= \sum_{n=1}^N k_n [y(p_n) - \tau_n z(p_n)] \\ &= \sum_{n=1}^N k_n \frac{\alpha_n^0 l_n p_n}{B} - \sum_{n=1}^N k_n \tau_n \log_2 \left( 1 + \sum_{j=n+1}^N G_j p_j + G_n p_n \right) + \\ &\quad \sum_{n=1}^N k_n \tau_n \log_2 \left( 1 + \sum_{j=n+1}^N G_j p_j \right) \end{aligned} \quad (28)$$

式(28)是一个凸差函数的和形式, 且函数关于  $p_n$  是非凸的。因此, 采用顺序凸规划<sup>[29]</sup>的方法将  $P_5$  转化成一系列凸问题, 从而得到传输功率的最优解。证明如下:

首先, 构造如下函数:

$$g(x) = \log_2 \left( \frac{1+x}{1+\tilde{x}} \right) - \frac{\tilde{x}}{1+\tilde{x}} (\log_2(x) - \log_2(\tilde{x})) \quad (29)$$

其中,  $x, \tilde{x} \geq 0$ 。

对式(29)关于  $x$  求导, 得:

$$g'(x) = \frac{1}{\ln 2} \left( \frac{1}{x} \left( \frac{1}{1+\tilde{x}} - \frac{1}{1+x} \right) \right) \quad (30)$$

注意到, 当  $x < \tilde{x}$  时,  $g'(x) < 0$ ; 当  $x > \tilde{x}$  时,  $g'(x) > 0$ 。所以, 函数  $g(x)$  在  $x = \tilde{x}$  处取最小值且  $g(0) = 0$ 。因此,  $\forall x, \tilde{x} > 0, g(x) \geq 0$  总成立。

基于以上的证明,  $\forall \tilde{\theta}_n, \theta_n \geq 0$ , 以下不等式将总是成立:

$$\log_2(1+\theta_n) \geq \chi_n \log_2 \theta_n + \phi_n \quad (31)$$

其中,  $\chi_n, \phi_n$  定义为:

$$\chi_n = \frac{\tilde{\theta}_n}{1+\tilde{\theta}_n} \quad (32)$$

$$\phi_n = \log_2(1+\tilde{\theta}_n) - \frac{\tilde{\theta}_n}{1+\tilde{\theta}_n} \log_2 \tilde{\theta}_n \quad (33)$$

当  $\tilde{\theta}_n = \theta_n$  时, 式(31)取等号。

假设  $q_n = \ln p_n$ , 则  $\theta_n = \frac{G_n e^{q_n}}{\sum_{j=n+1}^N G_j e^{q_j} + 1}$ 。基于  $P_5$  和

式(31), 有以下不等式:

$$E = \sum_{n=1}^N k_n [y(e^{q_n}) - \tau_n \log_2(1+\theta_n)] \leq \tilde{E} = \sum_{n=1}^N k_n [y(e^{q_n}) - \tau_n (\chi_n \log_2(\theta_n) + \phi_n)] \quad (34)$$

其中,  $\log_2(\theta_n) = \log_2(G_n e^{q_n}) - \log_2(\sum_{j=n+1}^N G_j e^{q_j} + 1)$ , 由于它是线性函数的减法结构并且 log-sum-exp 函数, 因此, 是凹函数。所以,  $\tilde{E}$  关于  $q_n$  是一个凸函数, 因而可以迭代更新  $q_n$  来逼近  $E$  的下界。此迭代过程如算法 1 所示。

**算法 1** 基于顺序凸规划的传输功率控制算法

1. 初始化阶段
2. 设置迭代次数;
3. 给定收敛阈值;
4. 初始化  $\chi(0) = 1, \varphi(0) = 0$ ;
5. 更新阶段
6.  $t = t + 1$ ;
7. 根据  $(\chi(t-1), \phi(t-1))$ , 通过 MATLAB 的 CVX 工具箱获得  $\tilde{E}$  中  $q_n(t)$  的最优解;
8. 基于  $q_n(t)$  更新  $\tilde{\theta}(t)$ ;
9. 根据式(32)、式(33)计算  $\chi_n(t)$  和  $\phi_n(t)$ ;
10. if  $|\chi_n(t) - \chi_n(t-1)| > \zeta$  或  $|\phi_n(t) - \phi_n(t-1)| > \zeta$  then
11. 返回步骤 5
12. else
13. 停止算法
14. 结束

2) 寻找最优参数  $(k^*, \tau^*)$

定义

$$\psi_n^k(k, \tau) = -1 + k_n z(p_n(k, \tau)) \quad (35)$$

$$\psi_n^\tau(k, \tau) = -y(p_n(k, \tau)) + \tau_n z(p_n(k, \tau)) \quad (36)$$

其中,  $p_n(k, \tau)$  代表  $P_5$  中给定  $(k, \tau)$  时的最优解。根据定理 2 所得的式(17)、式(18)可以获得满足式(37)的最优  $(k^*, \tau^*)$ :

$$\psi(k^*, \tau^*) = 0 \quad (37)$$

对式(35)、式(36)分别关于  $k_n$  和  $\tau_n$  求一阶导数, 可得:

$$\frac{\partial \psi_n^k(k, \tau)}{\partial k_n} = z(p_n(k, \tau)) \quad (38)$$

$$\frac{\partial \psi_n^\tau(k, \tau)}{\partial \tau_n} = z(p_n(k, \tau)) \quad (39)$$

因为  $z(p_n(k, \tau)) > 0$ , 所以式(35)、式(36)关于  $k_n$  和  $\tau_n$  是单调递增的, 说明  $(k^*, \tau^*)$  是唯一的。

一旦找到  $(k^*, \tau^*)$ , 根据算法 2, 可得传输功率的最优解。此外, 结合算法 1 和 MN 方法提出了一个基于迭代搜索的传输功率分配算法(TPAA), 如算法 2 所示, 具体阐述了功率分配的步骤。考虑到  $P_4$  的优化结果或许不能满足其约束, 意味着  $(k^*, \tau^*)$  也许不存在, 因此, 设置  $I_{\max}$  为最大迭代次数控制此次迭代过程。在每一次迭代中, 当给定时  $(k, \tau)$ , 根据算法 1 可以得到传输功率的最优解  $p_n(k, \tau)$ , 然后根据 MN 方法更新参数  $(k, \tau)$ , 具体如式(29)所示:

$$\begin{aligned} k^{(m+1)} &= k^{(m)} + \xi^{n_m} z^{(m)} \\ \tau^{(m+1)} &= \tau^{(m)} + \xi^{n_m} z^{(m)} \end{aligned} \quad (40)$$

其中,  $z^{(m)} = -\frac{\psi(k^{(m)}, \tau^{(m)})}{\psi'(k^{(m)}, \tau^{(m)})}$ 。  $n_m$  代表满足以下不等式的最小

整数  $\{0, 1, 2, \dots\}$ ;

$$\|\psi(k^{(m)} + \xi^{n_n} z^{(m)}, \tau^{(m)} + \xi^{n_n} z^{(m)})\| \leq (1 - \xi^{n_n}) \|\psi(k^{(m)}, \tau^{(m)})\| \quad (41)$$

### 算法2 传输功率控制算法

1. 初始化阶段
2. 设置迭代次数  $m=0$ ;
3. 设置收敛阈值  $\epsilon \in (0, 1)$ ;
4. 初始化最大迭代次数  $I_{\max}$ ;
5. 初始化 MN 算法中的  $\xi \in (0, 1), \mu \in (0, 1)$ ;
6. 根据式(10c)初始化功率  $p_n^{(0)}$ ;
7. 让  $k_n^{(0)} = \frac{1}{z(p_n^{(0)})}, \tau_n^{(0)} = \frac{y(p_n^{(0)})}{z(p_n^{(0)})}$ ;
8. 更新阶段
9. 根据给定的  $(k^{(m)}, \tau^{(m)})$  从算法1求得最优值  $p_n^{(m+1)}$ ;
10. if  $\psi(k^{(m)}, \tau^{(m)}) < \epsilon$  then
11.  $p_n^{(m+1)}$  为全局最优解且停止算法;
12. else if  $m < I_{\max}$
13. 找到满足式(30)的  $n_m$ , 通过式(29)更新  $k^{(m+1)}, \tau^{(m+1)}$ ;
14.  $m = m + 1$  且返回步骤8;
15. else
16. 停止算法
17. end if

基于以上解决过程,本文设计了迭代算法 JTORATPAIA 来优化卸载比例和传输功率,其伪代码如算法3所示。其中,  $s$  代表迭代次数。

### 算法3 JTORATPAIA 算法

输入:用户集合  $N$ , 用户到 MEC 服务器的信道增益  $h_n$ , 任务的最大执行时间  $T_{n, \max}$ , 任务的输入数据大小  $l_n$ , 计算单位比特任务所需的 CPU 周期数  $c_n$ , 噪声功率  $\sigma^2$ , 信道带宽  $B$ , 有效电容系数  $k_n$

输出:最优功率值  $p_n^*$  和最优卸载比例  $\alpha_n^*$

1. 初始化:  $s=0$ , 给定阈值  $\delta_1 \in (0, 1), \delta_2 \in (0, 1)$ , 假设给定卸载决策初始值  $\alpha_n^s = \alpha_n^0$ ;
2. 结束初始化;
3. 更新;
4.  $s = s + 1$ ;
5. 计算传输功率;
6. 当  $\alpha_n = \alpha_n^{s-1}$ , 根据算法1获得  $p_n^{s-1}$ ;
7. 计算卸载决策;
8. 当  $p_n = p_n^{s-1}$ , 根据式(36)获得  $\alpha_n^s$ ;
9. if  $\|p_n^s - p_n^{s-1}\| < \delta_1, \|\alpha_n^s - \alpha_n^{s-1}\| < \delta_2$ , 结束算法;
10. else
11. 返回步骤3。

12. end if

### 3.4 算法复杂度分析

JTORATPAIA 算法包括外循环和内循环两个阶段,假设外循环迭代次数为  $I_{\text{outer}}$ , 则外循环复杂度为  $O(I_{\text{outer}})$ 。对于内循环而言,复杂度主要取决于通过 MN 法确定  $(k^*, \tau^*)$  和通过顺序凸规划法确定  $(\alpha, \beta)$ , 进一步得到最优传输功率  $p_n^*$ 。当最优值  $(k^*, \tau^*)$  确定时,假设应用 MN 法更新  $k$  和  $\tau$  需要  $I_{k, \tau}$  次迭代, 否则, 设置最大迭代次数为  $I_{\max}$ 。假设应用顺序凸规划法更新  $\alpha$  和  $\beta$  需要  $I_{\alpha, \beta}$  次迭代, 通过 MATLAB CVX 工具箱解决一个凸优化问题, 其复杂度固定为  $K$ , 因此, JTORATPAIA 算法的内循环复杂度为  $O(KI_{k, \tau}I_{\alpha, \beta})$ 。

此时,得到了传输功率的最优解  $p_n^*$ 。为优化卸载比例, 将式(12)和所得最优值  $p_n^*$  代入式(13a)中, 可得

$$P_6: \min_{\{\alpha_n\}} E = \sum_{n=1}^N \left[ k_n \frac{((1-\alpha_n)l_n c_n)^3}{T_{n, \max}^2} + \frac{\alpha_n l_n p_n^*}{R_n^*} - \eta p' g_n T_{n, \max} \right] \quad (42a)$$

$$s. t. 0 < \alpha_n \leq 1, \forall n \in N \quad (42b)$$

将  $P_6$  改写成关于卸载比例的函数, 如式(32)所示:

$$y(\alpha_n) = \frac{k_n l_n^3 c_n^3}{T_{n, \max}^2} (1-\alpha_n)^3 + \frac{\alpha_n p_n^* l_n}{R_n^*} - \eta p' g_n T_{n, \max} \quad (42)$$

经计算, 式(32)关于  $\alpha_n$  的一阶导数和二阶导数分别为:

$$\frac{\partial y(\alpha_n)}{\partial \alpha_n} = -\frac{3k_n l_n^3 c_n^3}{T_{n, \max}^2} (1-\alpha_n)^2 + \frac{p_n^* l_n}{R_n^*} \quad (44)$$

$$\frac{\partial^2 y(\alpha_n)}{\partial \alpha_n^2} = \frac{6k_n l_n^3 c_n^3}{T_{n, \max}^2} (1-\alpha_n) \quad (45)$$

因为二阶导数大于等于零, 所以目标函数是凸函数, 由此可知函数  $y(\alpha_n)$  必有一个最小值  $\alpha_n^*$ , 当满足:

$$-\frac{3k_n l_n^3 c_n^3}{T_{n, \max}^2} (1-\alpha_n)^2 + \frac{p_n^* l_n}{R_n^*} = 0 \quad (46)$$

由式(46)得出最优的任务卸载比例, 如式(47)所示:

$$\alpha_n^* = 1 - T_{n, \max} \sqrt{\frac{p_n^*}{3R_n^* k_n l_n^2 c_n^3}} \quad (47)$$

将式(47)代入式(12)可得到本地计算能力的最优闭式解, 如式(48)所示:

$$f_n^{l*} = \sqrt{\frac{p_n^*}{3R_n^* k_n l_n}} \quad (48)$$

算法3的具体流程如图2所示, 结合顺序凸规划法和 MN 法, 传输功率可被优化。在图3中, 可以更加清晰地看出所提出的各算法之间的关系。

否

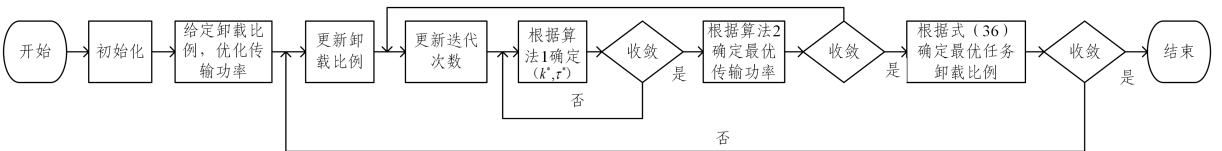


图2 算法3流程图

Fig. 2 Flow chart of algorithm 3

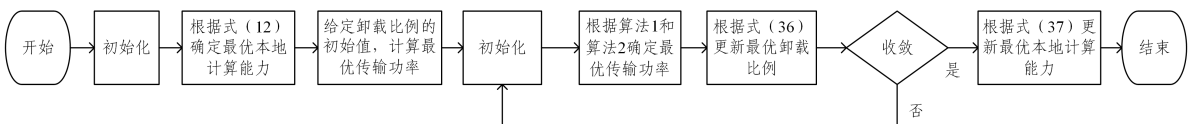


图3 所提算法各部分之间的关系流程图

Fig. 3 Flow chart of relationship between each part of the proposed algorithm

### 4 仿真实验

本工作在 MATLAB 平台上编写仿真程序,并绘制数据。首先,通过仿真验证了所设计迭代算法的收敛性和有效性;其次,分析了各参数对系统能耗的影响。基本仿真参数如表 1 所列。

表 1 仿真参数

Table 1 Simulation parameters

仿真参数	参数值
用户 $n$ 的信道增益	$128 + 37.6 \log_{10}(d_n)$
噪声功率/(dBm/Hz)	-174
用户数	10
距离/m	200
输入数据大小/kbits	[200-3000]
所需的 CPU 周期数/bit	1000(cycles/bit)
最大时延容忍/s	3~6
功率消耗系数	$2 \times 10^{-24}$
系统带宽/MHz	1
最大计算能力/GHz	0.8
最大发射功率/dBm	23

图 4 给出了迭代次数对总能耗的影响。此时,最大时延容忍取 3s。图 4 证明了所提迭代算法的收敛性。可以发现,用户的总能耗会随着迭代次数的增加而减少。对于不同的输入数据大小,总能量消耗在开始时急剧下降,且其输入数据量越小就越先收敛。

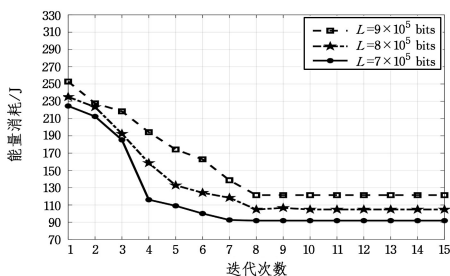


图 4 迭代次数对总能耗的影响

Fig. 4 Effect of the number of iterations on total energy consumption

图 5 给出了 5 种不同计算卸载方案下不同输入数据大小与能耗之间的关系。此时,最大时延容忍取 6s。由图可知,5 种卸载方式下的能耗都会随着输入数据的增加而增加,但本文提出的卸载方式由于具有计算资源优化和能量收集的优势,获得了最佳的系统性能。与图 5 中的其他卸载方案相比,全部卸载方案消耗的能量最多,这是因为用户距离无人机较远,在任务卸载过程中消耗了大量的能量。因为文献[30]中的方法使用拉格朗日法和 KKT 条件优化传输功率,精确度低于本文所提出的方法,因此,本文提出的方法在降低能耗方面优于文献[30]中的方法。

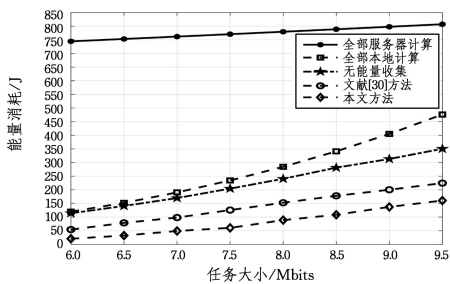


图 5 任务大小对总能耗的影响

Fig. 5 Total energy consumption versus task size

图 6 给出了用户数量对能耗的影响。此时,最大时延容忍取 6s,输入数据大小取  $6 \times 10^5$  比特。由图可见,随着用户数量的增加,5 种卸载方式下能耗都会增加,其中,全部卸载方式所产生的能耗是最大的,这是因为用户与无人机之间距离越远,信道增益越大,任务卸载过程中消耗的能量自然会增加。观察可知,当同一信道上复用的用户数小于 8 时,能量消耗值为负,这是因为当用户数较小时,所需计算的数据量小,但收集的能量相对稳定,当收集到的能量大于消耗掉的能量,能耗值将出现负数,从而实现给用户设备充电的功能。随着用户数量的逐渐增加,用户的信干噪比会变小,导致数据卸载速率降低,能量消耗增加,用户消耗的能量逐渐大于收集到的能量。

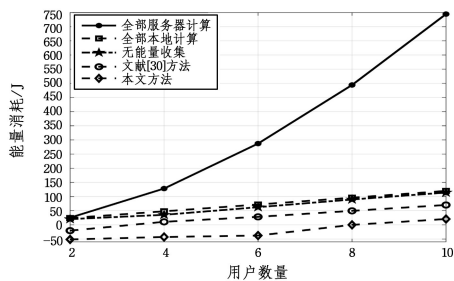


图 6 用户数量对总能耗的影响

Fig. 6 Total energy consumption versus number of users

频分多址接入和 NOMA 方式下能耗随用户数量的变化趋势如图 7 所示。可以看出,在两种方式下,用户总能耗随着用户数量的增加呈指数增长。但相比频分多址接入方式,NOMA 方式下的能耗值是最小的,说明将 NOMA 技术应用于应急通信场景是一种很有前途的绿色通信方案。

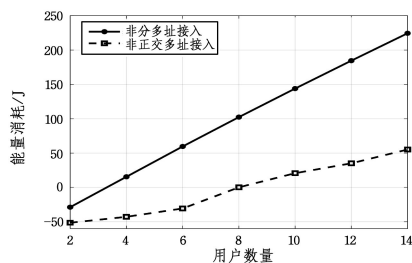


图 7 两种卸载机制对能耗的影响

Fig. 7 Effect of NOMA and FDMA on total energy consumption

图 8 比较了不同用户在不同能量收集效率下的能耗大小。从图中可看出,用户数量相同时,其总能耗会随着能量收集效率的提高而降低。这是因为能量收集效率越高,收集到的能量就越多。在能量收集效率相同的情况下,总能耗会随着用户数量的增加而增加。

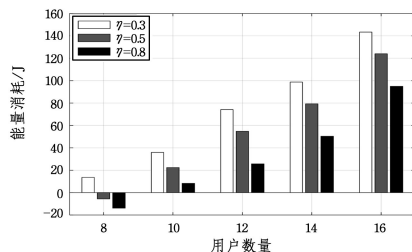


图 8 不同能量效率下用户数量对能耗的影响

Fig. 8 Total energy consumption of different users with different energy harvesting efficiency

**结束语** 本文研究了应急通信场景下无人机辅助 NOMA-MEC 系统的用户能耗最小化问题。为便于分析,将优化问题解耦为两个不相关的子问题。在计算卸载子问题中,针对任务卸载比例与传输功率的耦合关系,提出了一种低复杂度的迭代算法,并推导出了优化的最优封闭解。通过仿真,证明了所提优化算法对用户能耗有很大的改善,也验证了迭代算法具有良好的收敛性。最后,本文主要考虑无人机悬停在用户上方提供计算和卸载服务,而在现实生活中,无人机具有较高的机动性。此外,本文假设无人机的电池电量是充足的,但在现实生活中,无人机的能耗是一个需要解决的关键问题。因此,在未来的工作中将考虑无人机的机动性和能耗,使研究更具实用性。

## 参 考 文 献

- [1] ZHANG T, LEI J, LIU Y, et al. Trajectory optimization for UAV emergency communication with limited user equipment energy: A safe-DQN approach[J]. *IEEE Transactions on Green Communications and Networking*, 2021, 5(3): 1236-1247.
- [2] LIU W, LI D K, XU C, et al. Channel assignment algorithm based on Particle swarm optimization in emergency communication network[J]. *Computer Science*, 2021, 48(5): 277-282.
- [3] MARKAKIS E K, POLITIS I, LYKOURGIOTIS A, et al. Efficient next generation emergency communications over multi-access edge computing [J]. *IEEE Communications Magazine*, 2017, 55(11): 92-97.
- [4] ABBAS N, ZHANG Y, TAHERKORDI A, et al. Mobile edge computing: A survey [J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2017, 5(1): 450-465.
- [5] BOZORGCHENANI A, MASHHADI F, TARCHI D, et al. Multi-objective computation sharing in energy and delay constrained mobile edge computing environments[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2020, 20(10): 2992-3005.
- [6] TANG M, WONG V W S. Deep reinforcement learning for task offloading in mobile edge computing systems[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2020, 21(6): 1985-1997.
- [7] ZHAO T, ZHOU S, SONG L, et al. Energy-optimal and delay-bounded computation offloading in mobile edge computing with heterogeneous clouds[J]. *China Communications*, 2020, 17(5): 191-210.
- [8] CHEN Y, ZHANG N, ZHANG Y, et al. TOFFEE: Task offloading and frequency scaling for energy efficiency of mobile devices in mobile edge computing[J]. *IEEE Transactions on Cloud Computing*, 2019, 9(4): 1634-1644.
- [9] QU H, ZHANG W, ZHAO J, et al. Rapid deployment of UAVs based on bandwidth resources in emergency scenarios[C]//2020 Information Communication Technologies Conference (ICTC). IEEE, 2020: 86-90.
- [10] LUAN Q, CUI H, ZHANG L, et al. A Hierarchical Hybrid Sub-task Scheduling Algorithm in UAV-Assisted MEC Emergency Network[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2021, 9(14): 12737-12753.
- [11] XIAO P, WANG L, CHUAN J, et al. Implementation for UAVs aided edge sensing system in wireless emergency communications[C]//2019 11th International Conference on Wireless Communications and Signal Processing (WCSP). IEEE, 2019: 1-5.
- [12] ZHAO N, LU W, SHENG M, et al. UAV-assisted emergency networks in disasters [J]. *IEEE Wireless Communications*, 2019, 26(1): 45-51.
- [13] FOTOUHI A, QIANG H, DING M, et al. Survey on UAV cellular communications: Practical aspects, standardization advancements, regulation, and security challenges[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2019, 21(4): 3417-3442.
- [14] HAN D, SHI T. Secrecy capacity maximization for a UAV-assisted MEC system [J]. *China Communications*, 2020, 17(10): 64-81.
- [15] MEI H, YANG K, LIU Q, et al. Joint trajectory-resource optimization in UAV-enabled edge-cloud system with virtualized mobile clone[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2019, 7(7): 5906-5921.
- [16] PAN Y, CHEN M, YANG Z, et al. Energy-efficient NOMA-based mobile edge computing offloading[J]. *IEEE Communications Letters*, 2018, 23(2): 310-313.
- [17] FENG W, TANG J, ZHAO N, et al. NOMA-based UAV-aided networks for emergency communications[J]. *China Communications*, 2020, 17(11): 54-66.
- [18] ZHANG H B, ZHANG Y F, LIU K J. Task offloading, migration and caching strategy for Internet of Vehicles based on NOMA-MEC. [J]. *Computer Science*, 2021, 49(2): 304-311.
- [19] YANG Y, GURSOY M C. Energy efficiency optimization in UAV-assisted communications and edge computing[C]//2020 IEEE 21st International Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communications (SPAWC). IEEE, 2020: 1-5.
- [20] YIN S, ZHAO Y, LI L, et al. UAV-assisted cooperative communications with time-sharing information and power transfer[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2019, 69(2): 1554-1567.
- [21] YANG L, CHEN J, HASNA M O, et al. Outage performance of UAV-assisted relaying systems with RF energy harvesting[J]. *IEEE Communications Letters*, 2018, 22(12): 2471-2474.
- [22] YAO Z, CHENG W, ZHANG W, et al. Resource allocation for 5G-UAV-Based emergency wireless communications[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2021, 39(11): 3395-3410.
- [23] SAMBO Y A, KLAINE P V, NADAS J P B, et al. Energy minimization UAV trajectory design for delay-tolerant emergency communication[C]//2019 IEEE International Conference on Communications Workshops (ICC Workshops). IEEE, 2019: 1-6.
- [24] PARK J C, KANG K M, CHOI J. Low-Complexity Algorithm for Outage Optimal Resource Allocation in Energy Harvesting-Based UAV Identification Networks[J]. *IEEE Communications Letters*, 2021, 25(11): 3639-3643.
- [25] LU S, QIU L, LIANG X. Energy Efficient Trajectory and Communication Co-Design in UAV-enabled SWIPT Systems[C]//2020 IEEE 6th International Conference on Computer and Communications (ICCC). IEEE, 2020: 481-486.

- [26] WANG Y, ZHANG W, DENG H, et al. Efficient Resource Allocation for Security-Aware Task Offloading in MEC System Using DVS[J]. *Electronics*, 2022, 11(19):3032.
- [27] BI S, ZHANG Y J. Computation rate maximization for wireless powered mobile-edge computing with binary computation offloading[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2018, 17(6):4177-4190.
- [28] JONG Y. An efficient global optimization algorithm for nonlinear sum-of-ratios problem[J/OL]. *Optimization Online*, 2012: 1-21. <http://optimization-online.org/2012/08/3586>.
- [29] ZHAO J, LIU Y, CHAI K K, et al. Spectrum allocation and power control for non-orthogonal multiple access in HetNets [J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2017, 16(9):5825-5837.
- [30] QIAN L P, ZHU Z, YU N, et al. Joint Minimization of Transmission Energy and Computation Energy for MEC-Aware NOMA NB-IoT Networks[C]//2019 IEEE Global Communications

Conference(GLOBECOM). IEEE, 2019:1-7.

- [31] BAZARAA M S, SHERALI H D, SHETTY C M. *Nonlinear programming: theory and algorithms*[M]. John Wiley & Sons, 2013.



**XUE Jianbin**, born in 1973, Ph.D, associate professor. His main research interests include wireless communication theory and technology, mobile edge computing technology, etc.



**AN Na**, born in 1997, postgraduate. Her main research interests include resource allocation, mobile edge computing, and non-orthogonal multiple access.