

# 全双工中继协作下的移动边缘计算系统能耗优化算法

徐勇军\* 谷博文 谢 豪 陈前斌

(重庆邮电大学通信与信息工程学院 重庆 400065)

**摘 要:** 为缓解终端设备处理大数据量、低时延业务的压力, 该文提出一种基于全双工中继的移动边缘计算网络资源分配算法。首先, 在满足计算任务时延约束、用户最大计算能力、用户和中继的最大发射功率约束条件下, 考虑中继选择与子载波分配因子、用户任务卸载系数、用户与中继的传输功率的联合优化, 建立了系统总能耗最小化问题。其次, 利用交替迭代和变量代换的方法, 将原非凸问题分解为两个凸优化子问题, 并利用内点法和拉格朗日对偶原理分别进行求解。仿真结果表明, 所提算法具有较低的能量消耗。

**关键词:** 全双工中继; 移动边缘计算; 资源分配

中图分类号: 中图分类号

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2021)12-0001-08

DOI: 10.11999/JEIT200937

## Energy Consumption Optimization Algorithm for Full-Duplex Relay-Assisted Mobile Edge Computing Systems

XU Yongjun GU Bowen XIE Hao CHEN Qianbin

(School of Communication and Information Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

**Abstract:** In order to alleviate the pressure of terminal devices to deal with the big-data and low-delay services, a resource allocation algorithm is studied for mobile edge computing networks with full-duplex relays. Firstly, the constraints of the maximum task latency, the maximum computing ability of users, and the maximum transmit power of users and relays are considered for achieving total energy consumption minimization by jointly optimizing the relay selection and subcarrier allocation factor, user task offloading coefficient, and the transmission power of users and relays. Secondly, based on the alternating iteration method and the variable-substitution approach, the originally non-convex problem is decomposed into two convex subproblems, which are solved by using the interior-point method and Lagrange dual theory, respectively. Simulation results show that the proposed algorithm has low energy consumption.

**Key words:** Full-duplex based relays; Mobile edge computing; Resource allocation

## 1 引言

随着移动通信技术的高速发展和智能终端的日益普及, 各种网络服务和应用不断涌现, 例如虚拟现实、在线会议、视频通话等。这类数据量大的业务对通信网络在低时延、高可靠等方面提出了更严格的要求。虽然新型智能终端处理器的处理能力越

来越好, 但依然无法处理计算量大且时延要求高的通信业务。另外, 终端设备对本地数据的处理也加剧了电池电量的消耗和自身损耗, 这极大地影响了终端设备的运行效率和服务质量<sup>[1]</sup>。

为了解决上述问题, 移动边缘计算作为一种可行的技术方案被提出<sup>[2]</sup>。具体来说, 移动边缘计算允许计算能力受限的终端设备将部分或全部计算任务卸载到边缘服务器进行处理, 以解决终端设备在计算性能低、电池电量不足等条件下的服务质量问题, 从而为终端设备提供低时延、低能耗的网络服务<sup>[3]</sup>。因此, 基于移动边缘计算的无线通信网络成为工业界和学术界关注的热点。

资源分配技术在传统无线网络中具有重要作用。它是通过调节传输功率、子载波分配等无线资源来有效地实现干扰管理, 提升用户的服务质量<sup>[4]</sup>。但

收稿日期: 2020-11-02; 改回日期: 2021-09-23; 网络出版: 2021-11-09

\*通信作者: 徐勇军 xuyj@cqupt.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金(61601071), 重庆市自然科学基金(cstc2019jcyj-xfkkX0002), 重庆市研究生科研创新项目(CYS20251, CYS20253)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61601071), Natural Science Foundation of Chongqing (cstc2019jcyj-xfkkX0002), The Graduate Scientific research innovation Project of Chongqing (CYS20251, CYS20253)

在基于移动边缘计算的通信网络中,由于无线通信资源与计算资源相互影响,因此这类网络的资源分配问题更为复杂且十分具有挑战性。

目前,基于移动边缘计算网络资源分配问题的研究已取得了一些有价值的研究成果。针对正交频分多址接入(Orthogonal Frequency Division Multiple Access, OFDMA)的移动边缘计算网络,文献[5,6]研究了联合计算任务卸载和无线电资源管理的优化问题。基于多用户移动边缘计算网络,文献[5]通过联合优化计算任务卸载、子载波分配、传输功率和计算资源调度,提出了一种分布式计算任务卸载和无线电资源分配联合优化的算法,来实现计算任务成本的最小化。为了实现边缘服务器灵活部署,文献[6]考虑了将无人机引入移动边缘计算网络中,通过优化无人机飞行轨迹和边缘服务器的通信范围,提出了基于计算任务数量最大化的优化算法。为了进一步提升网络容量和频谱效率,文献[7]将非正交多址接入技术引入移动边缘计算网络中,通过考虑用户计算资源分配的公平性,提出了计算资源和串行干扰消除顺序优化的资源分配算法,来最小化任务执行的时延。但上述工作都是基于双边任务计算方案(即任务只能由用户或者边缘计算服务器全部计算)。然而,在实际的移动边缘计算网络中,由于任务数据量与时延请求的随机性,双边任务计算方式无法对计算资源进行灵活的分配,从而导致用户服务器或边缘服务器的计算资源利用率低下、计算能耗较高。

为了解决上述问题,针对计算任务部分卸载的资源分配问题开始受到学术界的广泛关注[8-13]。考虑时分多址接入的移动边缘计算网络,文献[8]通过联合优化传输时间、用户计算能力、任务卸载系数和传输功率,使得用户计算效率最大化。针对非正交多址接入的移动边缘计算网络,文献[9]考虑计算任务时延约束,通过联合优化传输时间、任务卸载系数和传输功率,来使得用户能耗最小。为了提高移动边缘计算的效率,文献[10]考虑了云计算和边缘计算的协作,提出了联合无线通信资源和计算资源分配的问题,以最小限度地减少移动设备时延。为了提高网络的通信范围,保障边缘用户的服务质量,文献[11,12]研究了基于中继辅助的移动边缘计算网络资源分配问题。文献[11]提出了基于正交频带混合中继方法,通过联合优化计算卸载系数、带宽分配、用户计算能力、发射功率来最小化任务执行的时延和能耗。针对双向中继辅助的移动边缘计算网络,文献[12]研究了用户协作通信和计算卸载的联合优化问题,在考虑任务时延约束下,通过优

化任务分配系数、中继以及用户的发射功率使得系统的总能耗最小。

然而,由于半双工非同步接收-发送的特性,数据传输的时间消耗较长,使得基于传统半双工中继的移动边缘计算网络[11,12]无法处理更低时延请求的数据业务;同时,半双工接入方式也使得频谱利用率低下。文献[13]将基于全双工的中继引入到移动边缘计算网络,通过对用户匹配因子、中继传输功率以及边缘服务器计算分配系数进行联合优化,来实现用户执行任务收益最大化。然而,在实际网络中,仅考虑任务计算代价是不够的,为了满足绿色通信的需求,延长用户设备使用时间,有必要从能耗角度出发来研究基于全双工中继的多用户移动边缘计算网络资源分配问题。因此,如何实现基于全双工中继移动边缘计算网络资源分配、减小计算任务消耗,是一个非常有意义的研究问题。

基于此,本文研究了基于全双工中继的移动边缘计算网络资源分配问题。本文主要贡献如下。

(1)为了提高网络覆盖范围、系统的传输效率,本文提出了基于全双工中继的移动边缘计算网络传输模型。通过考虑中继选择、子载波分配、任务最大执行时延、用户与中继的最大传输功率以及用户本地最大计算能力约束,建立了系统总能耗最小化的资源分配问题。

(2)由于所构建问题是一个非凸问题,难以直接求解。首先,基于交替迭代方法,将原问题分解为两个子优化问题:(a)固定中继选择、子载波分配因子以及用户发射功率,优化用户任务卸载系数;(b)固定用户任务卸载系数,优化中继选择、子载波分配因子以及用户发射功率。然后,利用内点法和拉格朗日对偶理论分别对这两个子问题进行求解。

(3)仿真结果表明,与传统资源分配算法相比,本文所提算法能耗更低;在保证用户QoS的前提下,具有较好的节能性。

## 2 系统模型

本文考虑基于全双工中继的移动边缘计算网络,如图1所示。网络中包含1个宏蜂窝基站, $N$ 个用户以及 $M$ 个中继,分别用集合 $\mathcal{A} = \{1, 2, \dots, N\}$ 和 $\mathcal{B} = \{1, 2, \dots, M\}$ 表示。其中, $\forall n \in \mathcal{A}, \forall m \in \mathcal{B}, M \geq N$ 。不失一般性,本文假设网络可以划分为两个圆形区域,用户随机分布在环形区域之间[14]。基站配备边缘计算服务器,用于计算用户所卸载的任务。每个中继节点配备全双工天线,用于同时接收与转发用户数据。考虑到计算能力以及电池容量的限制,用户需要将计算任务卸载到边缘计算服务器处理。定义 $S_n$ 为用户 $n$ 的任务数据量, $C_n = \varphi S_n$

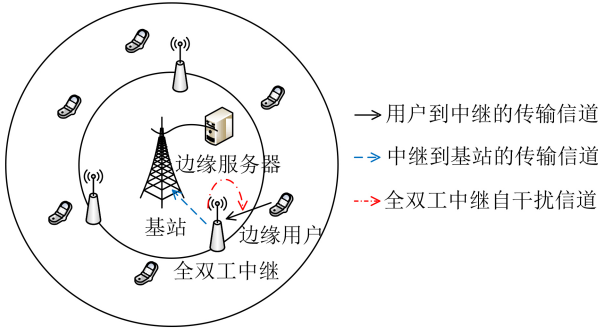


图1 全双工中继移动边缘计算网络系统模型

为用户 $n$ 的任务计算量， $\varphi$ 为单位数据所需要的计算能力， $T_n^{\max}$ 为用户 $n$ 的任务最大时延，则用户 $n$ 的计算任务可表示为 $T_n = \{S_n, C_n, T_n^{\max}\}$ 。假设任务数据是相互独立的，因此用户可以将计算任务进行部分卸载。为避免用户间的干扰，本文采用OFDMA的方式共享频谱资源。系统总带宽划分为 $K$ 个带宽为 $B$ 的正交子载波。定义子载波集合为 $\mathcal{J} = \{1, 2, \dots, K\}$ ， $\forall k \in \mathcal{J}$ 。假设发送端到接收端的信道均服从块衰落模型<sup>[8]</sup>。

## 2.1 通信模型

假设每个中继仅能匹配1个用户，且每个用户也只能匹配到1个中继，同时每个子载波仅可以分配给1个中继。定义 $\alpha_{n,m}^k \in \{0, 1\}$ 为中继选择与子载波分配因子。具体来说，当在第 $k$ 个子载波上用户 $n$ 通过中继 $m$ 与基站通信时， $\alpha_{n,m}^k = 1$ ；否则， $\alpha_{n,m}^k = 0$ 。因此，有

$$\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N \alpha_{n,m}^k = 1, \alpha_{n,m}^k \in \{0, 1\} \quad (1)$$

基于香农定理，在子载波 $k$ 上用户 $n$ 到中继 $m$ 的上行传输速率为

$$R_{n,m}^k = \alpha_{n,m}^k B \log_2(1 + \Upsilon_{n,m}^k) \quad (2)$$

其中， $\Upsilon_{n,m}^k = \frac{p_{n,m}^k h_{n,m}^k}{\sigma^2 + \sigma_{\text{SI}}^2}$ 为子载波 $k$ 上中继 $m$ 接收到用户 $n$ 传输信号的信干噪比； $p_{n,m}^k$ 和 $h_{n,m}^k$ 表示子载波 $k$ 上用户 $n$ 到中继 $m$ 的传输功率和信道增益； $\sigma^2$ 为背景噪声功率； $\sigma_{\text{SI}}^2$ 表示干扰消除后的残留噪声功率<sup>[15]</sup>。为了方便讨论问题，定义 $\sigma_m^2 = \sigma^2 + \sigma_{\text{SI}}^2$ 。

在中继 $m$ 接收到数据信息的同时，这些数据在同一频带上被转发到基站。因此，中继 $m$ 到基站的传输速率为

$$R_m^k = \alpha_{n,m}^k B \log_2(1 + \Upsilon_m^k) \quad (3)$$

其中， $\Upsilon_m^k = P_m^k g_m^k / \sigma^2$ 为子载波 $k$ 上基站接收到中

继 $m$ 传输信号的信噪比， $g_m^k$ 表示子载波 $k$ 上中继 $m$ 到基站的信道增益。

基于全双工解码-转发协议<sup>[16]</sup>，用户 $n$ 到基站的可达传输速率为

$$R_n = \min \left( \sum_{k=1}^K R_{n,m}^k, \sum_{k=1}^K R_m^k \right) \quad (4)$$

## 2.2 任务计算模型

假设用户设备支持在数据上行传输的同时，也可以进行本地任务计算。任务计算时间模型，如图2所示。其中， $t_n^L$ 为用户 $n$ 本地计算任务的时间。 $t_n^{\text{UT}}$ 为用户 $n$ 卸载任务数据的上行传输时间。 $t_n^M$ 为边缘服务器计算用户 $n$ 所卸载任务的时间。定义 $x_n \in [0, 1]$ 为用户 $n$ 的计算任务卸载比例系数，则用户 $n$ 本地计算的的任务量为 $(1 - x_n)C_n$ 。因此，用户 $n$ 本地计算的时间为

$$t_n^L = \frac{(1 - x_n)C_n}{f_n^L} \quad (5)$$

其中， $f_n^L$ 表示用户 $n$ 本地计算的能力。由于任务最大时延限制，用户本地执行时间需满足 $t_n^L \leq T_n^{\max}$ 。

基于文献<sup>[9]</sup>，用户 $n$ 本地执行任务的功率消耗可表示为 $P_n^L = \kappa (f_n^L)^3$ 。其中， $\kappa$ 为用户终端处理单元的转换系数。因此，用户 $n$ 本地执行任务的能量消耗可以表示为

$$E_n^L = P_n^L t_n^L = \kappa C_n (f_n^L)^2 (1 - x_n) \quad (6)$$

同理，边缘计算服务器用于计算用户 $n$ 所卸载任务的时间为

$$t_n^M = \frac{x_n C_n}{f_n^M} \quad (7)$$

其中， $f_n^M$ 为边缘计算服务器计算用户 $n$ 所卸载任务的能力。

定义 $x_n S_n$ 为卸载任务的数据量，则用户 $n$ 卸载任务数据的上行传输时间为

$$t_n^{\text{UT}} = \frac{x_n S_n}{R_n} \quad (8)$$

基于式(7)和式(8)，用户 $n$ 任务完成时间的约束为

$$t_n^M + t_n^{\text{UT}} \leq T_n^{\max} \quad (9)$$

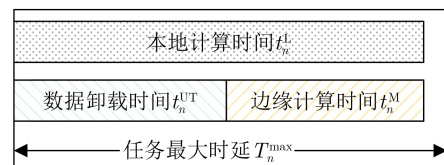


图2 任务计算时隙

<sup>1</sup>基于自干扰消除技术，本文假设干扰消除残留项可以建模为噪声功率。

基于式(2), 用户 $n$ 卸载任务数据到中继 $m$ 的能量消耗为

$$E_n^{\text{UT}} = \sum_{m=1}^M \sum_{k=1}^K \frac{\alpha_{n,m}^k p_{n,m}^k x_n S_n}{R_{n,m}^k} \quad (10)$$

基于上述分析, 本文所考虑的基于能耗最小的资源分配问题如下

$$\left. \begin{aligned} & \min_{\alpha_{n,m}^k, p_{n,m}^k, P_m^k, x_n, f_n^L, t_n^L} \sum_{n=1}^N (E_n^L + E_n^{\text{UT}}) \\ & \text{s.t. } C_1: \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N \alpha_{n,m}^k = 1, \alpha_{n,m}^k \in \{0, 1\} \\ & C_2: \sum_{k=1}^K \alpha_{n,m}^k p_{n,m}^k \leq p_n^{\max}, C_3: \sum_{k=1}^K \alpha_{n,m}^k P_m^k \leq P_m^{\max} \\ & C_4: t_n^L \leq T_n^{\max}, C_5: t_n^{\text{UT}} + t_n^M \leq T_n^{\max} \\ & C_6: 0 \leq f_n^L \leq F_n^{\max}, C_7: 0 \leq x_n \leq 1 \end{aligned} \right\} \quad (11)$$

其中,  $p_n^{\max}$ 和 $P_m^{\max}$ 分别表示第 $n$ 个用户和第 $m$ 个中继的最大发射功率门限。 $F_n^{\max}$ 表示第 $n$ 个用户的本地最大计算能力门限。 $C_1$ 表示中继选择和子载波分配因子约束, 保证每个子载波只分配给1个用户。 $C_2$ 表示第 $n$ 个用户传输功率不超过 $p_n^{\max}$ 。 $C_3$ 表示第 $m$ 个中继的传输功率不超过 $P_m^{\max}$ 。 $C_4$ 表示第 $n$ 个用户本地计算任务的时间不超过 $T_n^{\max}$ 。 $C_5$ 表示第 $n$ 个用户卸载任务数据与进行边缘计算的时间之和不超过 $T_n^{\max}$ 。 $C_6$ 表示第 $n$ 个用户的本地计算能力不超过 $F_n^{\max}$ 。 $C_7$ 用于限制计算任务卸载系数。

### 3 资源分配优化算法

#### 3.1 中继速率

由于式(4)中最小速率无法准确判断, 因此优化问题式(11)难以直接求解。为了获得中继 $m$ 两跳中最小传输速率, 我们有如下引理。

**引理1** 由于两跳中继系统中发射端到接收端的有效传输速率取决于数据速率较小的链路。那么, 结论式(12)成立时, 问题式(11)一定存在最优解。

$$\left. \begin{aligned} & R_{n,m}^k = R_m^k \\ & p_{n,m}^k h_{n,m}^k \sigma^2 = P_m^k g_m^k \sigma_m^2 \end{aligned} \right\} \quad (12)$$

**证明** 引理1可根据反证法证明。假设优化问题式(11)存在最优功率分配策略 $p_{n,m}^{k,*}$ 和 $P_m^{k,*}$ 时, 满足 $p_{n,m}^{k,*} h_{n,m}^k / \sigma_m^2 < P_m^{k,*} g_m^k / \sigma^2$ 或者 $p_{n,m}^{k,*} h_{n,m}^k / \sigma_m^2 > P_m^{k,*} g_m^k / \sigma^2$ 。当 $p_{n,m}^{k,*} h_{n,m}^k / \sigma_m^2 > P_m^{k,*} g_m^k / \sigma^2$ 满足时, 存在常数 $\Delta p > 0$ , 使得 $(p_{n,m}^{k,*} - \Delta p) h_{n,m}^k / \sigma_m^2 > P_m^{k,*} g_m^k / \sigma^2$ 。也就是说,  $(p_{n,m}^{k,*} - \Delta p)$ 是更适合问题式(11)的解。因此, 该结论与我们的假设相矛盾,

换句话说, 当 $p_{n,m}^k h_{n,m}^k / \sigma_m^2 > P_m^k g_m^k / \sigma^2$ 满足时, 优化问题式(11)不存在最优解。同样地, 当 $p_{n,m}^k h_{n,m}^k / \sigma_m^2 < P_m^k g_m^k / \sigma^2$ 满足时, 最优解也无法求得。证毕

#### 3.2 资源分配算法

根据式(5)和 $C_4$ , 可以得到式(13)等价约束

$$\frac{(1-x_n)C_n}{f_n^L} \leq T_n^{\max} \quad (13)$$

由于问题式(11)是关于 $f_n^L$ 的单调递增函数, 即用户的能耗随着 $f_n^L$ 的增加而增大。为减小计算消耗, 则本地计算能力的最优值为

$$f_n^{L,*} = \frac{(1-x_n)C_n}{T_n^{\max}} \quad (14)$$

将式(14)代入式(5), 本地计算时间的最优值为

$$t_n^{L,*} = T_n^{\max} \quad (15)$$

将式(12), 式(14)和式(15)代入问题式(11), 有

$$\left. \begin{aligned} & \min_{\alpha_{n,m}^k, \bar{p}_{n,m}^k, x_n} \sum_{n=1}^N \left\{ \bar{C}_n (1-x_n)^3 + x_n S_n \sum_{m=1}^M \sum_{k=1}^K \frac{\alpha_{n,m}^k p_{n,m}^k}{\bar{R}_{n,m}^k} \right\} \\ & \text{s.t. } C_1, C_2, C_5, C_7, \bar{C}_3: \\ & \sum_{k=1}^K \frac{\alpha_{n,m}^k p_{n,m}^k h_{n,m}^k \sigma^2}{g_m^k \sigma_m^2} \leq P_m^{\max} \end{aligned} \right\} \quad (16)$$

其中,  $\bar{C}_n = \kappa(C_n)^3 / (T_n^{\max})^2$ 。

由于整数变量 $\alpha_{n,m}^k$ 的存在, 问题式(16)依然很难求解。基于变量松弛法, 定义 $\bar{p}_{n,m}^k = \alpha_{n,m}^k p_{n,m}^k$ ,  $\alpha_{n,m}^k \in [0, 1]$ , 问题式(16)等价于

$$\left. \begin{aligned} & \min_{\alpha_{n,m}^k, \bar{p}_{n,m}^k, x_n} \sum_{n=1}^N \left\{ \bar{C}_n (1-x_n)^3 + x_n S_n \sum_{m=1}^M \sum_{k=1}^K \frac{\bar{p}_{n,m}^k}{\bar{R}_{n,m}^k} \right\} \\ & \text{s.t. } C_5, C_7, \bar{C}_1: \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N \alpha_{n,m}^k = 1, 0 \leq \alpha_{n,m}^k \leq 1 \\ & \bar{C}_2: \sum_{k=1}^K \bar{p}_{n,m}^k \leq p_n^{\max}, \\ & \bar{C}_3: \sum_{k=1}^K \frac{\bar{p}_{n,m}^k h_{n,m}^k \sigma^2}{g_m^k \sigma_m^2} \leq P_m^{\max} \end{aligned} \right\} \quad (17)$$

其中,  $\bar{R}_{n,m}^k = \alpha_{n,m}^k B \log_2 \left( 1 + \frac{\bar{p}_{n,m}^k h_{n,m}^k}{\alpha_{n,m}^k \sigma_m^2} \right)$ 。由于变量 $\alpha_{n,m}^k$ ,  $\bar{p}_{n,m}^k$ 和 $x_n$ 在问题式(17)中是耦合的, 该问题仍然是一个非凸优化问题。为了求解该问题, 利用交替迭代的方法将其分解为两个子问题求解。



首先, 固定 $\alpha_{n,m}^k$ 和 $\bar{p}_{n,m}^k$ , 问题式(17)变为关于 $x_n$ 的子问题

$$\begin{aligned} \min_{x_n} & \sum_{n=1}^N \left\{ \bar{C}_n(1-x_n)^3 + x_n S_n \sum_{m=1}^M \sum_{k=1}^K \frac{\bar{p}_{n,m}^k}{\bar{R}_{n,m}^k} \right\} \\ \text{s.t. } & \bar{C}_5: x_n \left( \frac{S_n}{\sum_{k=1}^K \bar{R}_{n,m}^k} + \frac{C_n}{f_n^M} \right) \leq T_n^{\max}, \\ & C_7: 0 \leq x_n \leq 1 \end{aligned} \quad (18)$$

由于目标函数是关于 $x_n$ 的凸函数, 且约束条件 $\bar{C}_5$ 和 $C_7$ 为线性约束, 因此问题式(18)是一个关于 $x_n$ 的凸优化问题, 可以利用内点法来求得任务分配系数 $x_n$ 。

其次, 固定 $x_n$ , 问题式(17)变为关于 $\alpha_{n,m}^k, \bar{p}_{n,m}^k$ 的子问题

$$\begin{aligned} \min_{\alpha_{n,m}^k, \bar{p}_{n,m}^k} & \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K x_n S_n \frac{\bar{p}_{n,m}^k}{\bar{R}_{n,m}^k} \\ \text{s.t. } & \bar{C}_1 \sim \bar{C}_3, \bar{C}_5: \sum_{k=1}^K \bar{R}_{n,m}^k \geq \frac{S_n x_n f_n^M}{T_n^{\max} f_n^M - C_n x_n} \end{aligned} \quad (19)$$

由于问题式(19)为含有分式目标函数的非凸优化问题, 利用Dinkelbach方法<sup>[17]</sup>, 将分式目标函数转化为非分式形式, 优化问题式(19)等价于

$$\begin{aligned} \min_{\alpha_{n,m}^k, \bar{p}_{n,m}^k} & \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K (x_n S_n \bar{p}_{n,m}^k - q \bar{R}_{n,m}^k) \\ \text{s.t. } & \bar{C}_1 \sim \bar{C}_3, \bar{C}_5 \end{aligned} \quad (20)$$

其中,  $q \geq 0$ 为中间变量。由于问题式(20)为凸优化问题, 其拉格朗日函数可以描述为

$$\begin{aligned} L(\alpha_{n,m}^k, \bar{p}_{n,m}^k, \beta_{n,m}, \omega_{n,m}, \mu_{n,m}, \lambda_{n,m}^k) &= \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K (x_n S_n \bar{p}_{n,m}^k - q \bar{R}_{n,m}^k) \\ &- \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N \omega_{n,m} \left( P_m^{\max} - \sum_{k=1}^K \frac{\bar{p}_{n,m}^k h_{n,m}^k \sigma^2}{g_m^k \sigma_m^2} \right) \\ &- \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N \mu_{n,m} \left( p_n^{\max} - \sum_{k=1}^K \bar{p}_{n,m}^k \right) \\ &- \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \lambda_{n,m}^k (1 - \alpha_{n,m}^k) \\ &- \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N \beta_{n,m} \left( \sum_{k=1}^K \bar{R}_{n,m}^k - \frac{S_n x_n f_n^M}{T_n^{\max} f_n^M - C_n x_n} \right) \end{aligned} \quad (21)$$

其中,  $\beta_{n,m}, \omega_{n,m}, \mu_{n,m}$ 和 $\lambda_{n,m}^k$ 为非负拉格朗日乘子。为了便于问题求解, 式(21)可重新描述为

$$\begin{aligned} L(\alpha_{n,m}^k, \bar{p}_{n,m}^k, \beta_{n,m}, \omega_{n,m}, \mu_{n,m}, \lambda_{n,m}^k) &= \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K L_{n,m}^k(\alpha_{n,m}^k, \bar{p}_{n,m}^k, \beta_{n,m}, \omega_{n,m}, \mu_{n,m}, \lambda_{n,m}^k) \\ &- \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N \frac{\beta_{n,m} S_n x_n f_n^M}{T_n^{\max} f_n^M - C_n x_n} - \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N \omega_{n,m} P_m^{\max} \\ &- \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N \mu_{n,m} p_n^{\max} - \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \lambda_{n,m}^k \end{aligned} \quad (22)$$

其中,

$$\begin{aligned} L_{n,m}^k(\alpha_{n,m}^k, \bar{p}_{n,m}^k, \beta_{n,m}, \omega_{n,m}, \mu_{n,m}, \lambda_{n,m}^k) &= x_n S_n \bar{p}_{n,m}^k - q \bar{R}_{n,m}^k - \beta_{n,m} \bar{R}_{n,m}^k \\ &+ \omega_{n,m} \frac{\bar{p}_{n,m}^k h_{n,m}^k \sigma^2}{g_m^k \sigma_m^2} + \mu_{n,m} \bar{p}_{n,m}^k + \lambda_{n,m}^k \alpha_{n,m}^k \end{aligned} \quad (23)$$

问题式(20)的对偶问题为

$$\begin{aligned} \max_{\beta_{n,m}, \omega_{n,m}, \mu_{n,m}, \lambda_{n,m}^k} & D(\beta_{n,m}, \omega_{n,m}, \mu_{n,m}, \lambda_{n,m}^k) \\ \text{s.t. } & \lambda_{n,m}^k \geq 0, \mu_{n,m} \geq 0, \omega_{n,m} \geq 0, \beta_{n,m} \geq 0 \end{aligned} \quad (24)$$

其中, 对偶函数为

$$\begin{aligned} D(\beta_{n,m}, \omega_{n,m}, \mu_{n,m}, \lambda_{n,m}^k) &= \min_{\substack{\bar{p}_{n,m}^k, \alpha_{n,m}^k, \lambda_{n,m}^k, \\ \omega_{n,m}, \mu_{n,m}, \beta_{n,m}}} L(\bar{p}_{n,m}^k, \alpha_{n,m}^k, \beta_{n,m}, \omega_{n,m}, \mu_{n,m}, \lambda_{n,m}^k) \end{aligned} \quad (25)$$

根据卡罗需-库恩-塔克条件<sup>[18]</sup>, 令 $\partial L_{n,m}^k / \partial \bar{p}_{n,m}^k = 0$ , 可得用户最优发射功率

$$\begin{aligned} p_{n,m}^k &= \frac{\bar{p}_{n,m}^k}{\alpha_{n,m}^k} \\ &= \left[ \frac{(q + \beta_{n,m})B}{\{x_n S_n + (\omega_{n,m} h_{n,m}^k \sigma^2) / (g_m^k \sigma_m^2) + \mu_{n,m}\} \ln 2} - \frac{\sigma^2}{h_{n,m}^k} \right]^+ \end{aligned} \quad (26)$$

其中,  $[x]^+ = \max(0, x)$ 。

为了获得最优的中继选择和子载波分配因子, 式(23)对变量 $\alpha_{n,m}^k$ 求偏导有

$$\frac{\partial L_{n,m}^k}{\partial \alpha_{n,m}^k} = \lambda_{n,m}^k + H_{n,m}^k = \begin{cases} < 0, \alpha_{n,m}^k < 0 \\ = 0, 0 < \alpha_{n,m}^k < 1 \\ > 0, \alpha_{n,m}^k > 1 \end{cases} \quad (27)$$

其中,  $r_{n,m}^k = B \log_2 \left( 1 + \frac{\bar{p}_{n,m}^k h_{n,m}^k \sigma^2}{\alpha_{n,m}^k \sigma_m^2} \right)$ ,  $H_{n,m}^k = \left( \mu_{n,m} + \frac{\omega_{n,m} h_{n,m}^k \sigma^2}{g_m^k \sigma_m^2} \right) p_{n,m}^k - (q + \beta_{n,m}) r_{n,m}^k$ 。

因此, 最优中继选择、子载波分配因子 $\alpha_{n,m}^k$ 为

$$\alpha_{n,m}^k = 1 | \max_{\forall k,m} \{ \lambda_{n,m}^k + H_{n,m}^k \}, \forall n \quad (28)$$

基于次梯度更新方法<sup>[19]</sup>, 拉格朗日乘子可进行式(29)—式(32)的更新

$$\lambda_{n,m}^{k,t+1} = [\lambda_{n,m}^{k,t} - d_1 \times (1 - \alpha_{n,m}^k)]^+ \quad (29)$$

$$\mu_{n,m}^{t+1} = \left[ \mu_{n,m}^t - d_2 \times \left( P_n^{\max} - \sum_{k=1}^K \bar{p}_{n,m}^k \right) \right]^+ \quad (30)$$

$$\omega_{n,m}^{t+1} = \left[ \omega_{n,m}^t - d_3 \times \left( P_m^{\max} - \sum_{k=1}^K \frac{\bar{p}_{n,m}^k h_{n,m}^k \sigma^2}{g_m^k \sigma_m^2} \right) \right]^+ \quad (31)$$

$$\beta_{n,m}^{t+1} = \left[ \beta_{n,m}^t - d_4 \times \left( \sum_{k=1}^K \bar{R}_{n,m}^k - \frac{S_n x_n f_n^M}{T_n^{\max} f_n^M - C_n x_n} \right) \right]^+ \quad (32)$$

其中,  $t$ 表示迭代次数。 $d_1, d_2, d_3$ 和 $d_4$ 为非负迭代步长。基于交替迭代的资源分配算法如算法1所示。

### 3.3 算法复杂度分析

根据算法1所示, 本文所提出基于迭代的资源分配算法主要包括两部分: 计算问题式(18)的内点法和计算问题式(20)的Dinkelbach迭代算法。对于问题式(18), 定义 $\varepsilon$ 为内点法收敛精度, 其计算复

杂度<sup>[19]</sup>为 $O\left\{\sqrt{3N}(3N^2 + 3N^3) \ln(1/\varepsilon)\right\}$ 。对于问题式(20), 定义 $L_{\max}$ 和 $\zeta$ 分别为Dinkelbach算法最大迭代次数以及收敛精度, 其计算复杂度<sup>[20]</sup>为 $O\{\log(L_{\max})/\zeta\}$ 。定义 $T_{\max}$ 为外层最大交替迭代次数, 所提算法总的计算复杂度表示为 $O\{T_{\max} \log(L_{\max}) \sqrt{3N}(3N^2 + 3N^3) \ln(1/\varepsilon)/\zeta\}$ 。

## 4 仿真分析

为验证本文所提算法的有效性, 对比了基于半双工中继的资源分配算法和传统双边计算的资源分配算法(基于纯边缘计算的算法、基于纯本地计算的算法)。假设网络中存在5个用户, 5个中继。其中, 基站的服务范围为 $50 \times 50 \text{ m}^2$ , 中继的服务范围为 $20 \times 20 \text{ m}^2$ 。信道衰落模型为 $f d^{-\chi}$ , 其中,  $f \sim \mathcal{CN}(0, 1)$ ,  $d$ 表示发射机与接收机之间的距离,  $\chi$ 表示路径损耗指数<sup>[4]</sup>, 其他仿真参量如表1所示<sup>[5,8,13]</sup>。

图3给出了系统总能耗的迭代收敛关系图。其中,  $p_{n,m}^0$ 表示用户发射功率初始值。由图可得, 随着迭代次数的增加, 系统总能耗逐渐减少并收敛到最优值。此外, 功率初始值不同, 系统总能耗的收敛速度不同。具体来说, 当初始值为 $p_{n,m}^0 = 0.5 p_n^{\max}$ 时, 所产生的能耗远大于收敛值, 因此其下降较快, 但需要多次迭代才能收敛; 而当初始值为

算法1 基于交替迭代的资源分配算法

- 1.初始化系统参数:  $p_n^{\max}, P_m^{\max}, T_n^{\max}, F_n^{\max}, \kappa, B, K, h_{n,m}^k, \sigma^2, g_m^k, f_n^M, S_n, C_n, \varphi, \sigma_{\text{SI}}^2$ ; 定义交替迭代算法收敛精度 $\ell$ ; 初始化交替迭代次数 $t$ ; 定义外层最大迭代次数 $T_{\max}$ ; 定义Dinkelbach迭代算法收敛精度 $\zeta$ 以及相应最大迭代次数 $L_{\max}$ ; 初始化梯度迭代次数 $l$ , 初始化 $q = 0$ ;
- 2.给定 $\alpha_{n,m}^k(t)$ 和 $\bar{p}_{n,m}^k(t)$ , 利用内点法求解问题式(18), 得到 $x_{n,m}^k(t+1)$ ;
- 3.给定 $x_{n,m}^k(t+1)$ , 给定 $q$ , 求解问题式(20), 得到当前最优值 $\bar{p}_{n,m}^k(l)$ ,  $\alpha_{n,m}^k(l)$ ;
- 4.当 $|x_{n,m}^k(t+1) S_n \bar{p}_{n,m}^k(l) - q \bar{R}_{n,m}^k(l)| \geq \zeta$ , 或者 $l \leq L_{\max}$ ;
- 5.令Flag=0, 更新 $l = l + 1$ ;
- 6.将 $q$ 更新为 $q = x_{n,m}^k(t+1) S_n \bar{p}_{n,m}^k(l) / \bar{R}_{n,m}^k(l)$ , 结束并执行步骤3;
- 7.当 $|x_{n,m}^k(t+1) S_n \bar{p}_{n,m}^k(l) - q \bar{R}_{n,m}^k(l)| \leq \zeta$ , 或者 $l = L_{\max}$ ;
- 8.令Flag=1, 更新并输出 $\alpha_{n,m}(t+1) = \alpha_{n,m}^l(l)$ ,  $\bar{p}_{n,m}(t+1) = \bar{p}_{n,m}^k(l)$ ;
- 9.当 $|\{E_n^L(t+1) + \alpha_{n,m}^k(t+1) E_n^{\text{UT}}(t+1)\} - \{E_n^L(t) + \alpha_{n,m}^k(t) E_n^{\text{UT}}(t)\}| \geq \ell$ , 或者 $t \leq T_{\max}$ ;
- 10.更新 $t = t + 1$ , 执行步骤2;
- 11.结束并输出。

表1 仿真参数

参数	值	参数	值
$\phi/(\text{cycles} \cdot \text{bit}^{-1})$	40	$\kappa$	$10^{-24}$
$F_n^{\max}/\text{cycles}$	$10^9$	$P_m^{\max}/\text{W}$	5
$f_n^M/\text{cycles}$	$10^{10}$	$p_n^{\max}/\text{W}$	1
$K$	5	$\chi$	3
$\sigma^2/\text{mW}$	$10^{-6}$	$B/\text{Hz}$	$10^6$

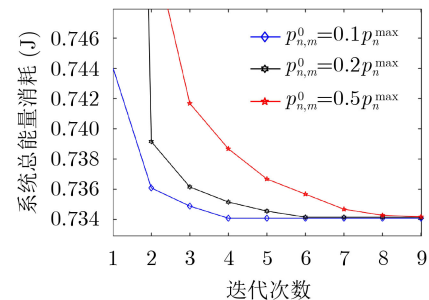


图3 系统总能量消耗迭代收敛图

$p_{n,m}^0 = 0.1p_n^{\max}$ 时, 系统能耗与收敛时的能耗相接近, 故而收敛次数较少。

图4给出了系统总能耗与用户任务数据量、最大时延的关系。随着用户任务数据量的增加且用户任务时延减小, 两种算法的总能耗逐渐增大。本文所提算法的系统总能耗要低于传统基于半双工的资源分配算法。其原因在于, 利用全双工技术可以同时同频地进行数据传输, 而半双工需要在时延要求内, 对数据进行接收后再转发, 因此需要消耗更多的能量。

图5给出了不同算法下, 系统总能耗与用户任务时延的关系。随着用户任务时延的增大, 不同算法的系统总能耗逐渐减小。且基于纯本地计算的算法能耗要高于本文所提算法和基于纯边缘计算的算法。其原因在于, 只进行本地计算时, 用户所需的计算能力较大, 用户需要消耗更多的能量来处理计算量较大的任务。同时, 基于纯边缘计算的算法能耗要高于本文所提算法。其原因在于, 本文算法采用了部分卸载的方式, 可以更加灵活地分配计算资源, 而不用额外消耗更多的能量将数据全部上传。

图6给出了系统总能耗与用户任务数据量的关系。随着用户任务数据量的增加, 系统总能耗逐渐增大, 并且本文所提算法具有最低的能耗。因为本文所提算法允许将不同数量的计算资源合理地分配到用户与边缘服务器处分别进行处理, 可以有效地降低计算任务所消耗的能量。且基于纯本地计算的

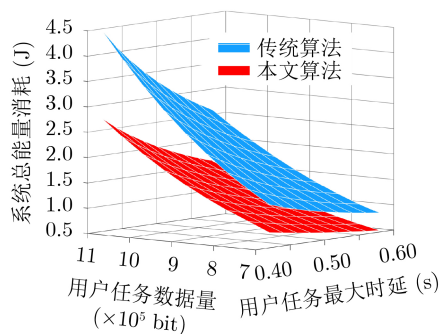


图4 系统总能耗与用户任务数据量和时延的关系

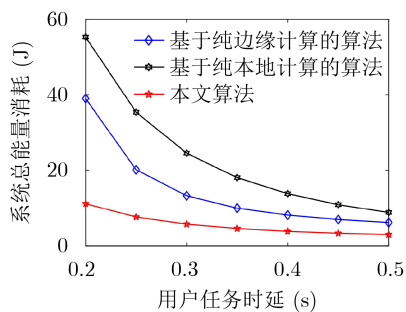


图5 系统总能耗与用户任务时延的关系

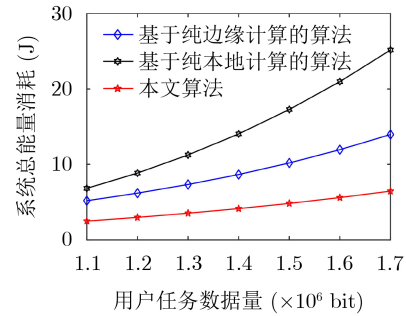


图6 系统总能耗与用户任务数据量的关系

算法所消耗的能量要高于另外两种算法。其原因在于, 当时延请求较小时, 本地计算需要的计算能力更高, 从而使得能耗较大。

## 5 结论

本文提出了一种基于全双工中继的移动边缘计算网络资源分配算法。具体来讲, 考虑传输任务时延约束、用户计算能力和最大发射功率约束, 通过联合优化中继选择和子载波分配策略、用户任务卸载系数、用户与中继的传输功率来使得系统总能耗最小。由于所构建优化问题为含分式形式的非凸优化问题, 利用交替迭代的方法将优化问题分解为两个子问题, 并利用内点法和拉格朗日对偶原理分别进行求解。仿真结果表明, 本文所提的资源分配算法在保证用户服务质量的前提下, 可以有效地降低系统总能量消耗。

## 参考文献

- [1] LIU Yaqiong, PENG Mugen, SHOU Guochu, *et al.* Toward edge intelligence: Multiaccess edge computing for 5G and internet of things[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2020, 7(8): 6722–6747. doi: [10.1109/JIOT.2020.3004500](https://doi.org/10.1109/JIOT.2020.3004500).
- [2] MAO Yuyi, YOU Changsheng, ZHANG Jun, *et al.* A survey on mobile edge computing: The communication perspective[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2017, 19(4): 2322–2358. doi: [10.1109/COMST.2017.2745201](https://doi.org/10.1109/COMST.2017.2745201).
- [3] 谢人超, 廉晓飞, 贾庆民, 等. 移动边缘计算卸载技术综述[J]. *通信学报*, 2018, 39(11): 138–155. doi: [10.11959/j.issn.1000-436x.2018215](https://doi.org/10.11959/j.issn.1000-436x.2018215).
- [4] XIE Renchao, LIAN Xiaofei, JIA Qingmin, *et al.* Survey on computation offloading in mobile edge computing[J]. *Journal on Communications*, 2018, 39(11): 138–155. doi: [10.11959/j.issn.1000-436x.2018215](https://doi.org/10.11959/j.issn.1000-436x.2018215).
- [4] 李国权, 徐勇军, 陈前斌. 基于干扰效率多蜂窝异构无线网络最优基站选择及功率分配算法[J]. *电子与信息学报*, 2020, 41(2): 957–964. doi: [10.11999/JEIT190419](https://doi.org/10.11999/JEIT190419).
- LI Guoquan, XU Yongjun, and CHEN Qianbin. Interference efficiency-based base station selection and power allocation algorithm for multi-cell heterogeneous wireless networks[J].

- Journal of Electronics & Information Technology*, 2020, 41(2): 957–964. doi: [10.11999/JEIT190419](https://doi.org/10.11999/JEIT190419).
- [5] ZHANG Jing, XIA Weiwei, YAN Feng, *et al.* Joint computation offloading and resource allocation optimization in heterogeneous networks with mobile edge computing[J]. *IEEE Access*, 2018, 6: 19324–19337. doi: [10.1109/ACCESS.2018.2819690](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2018.2819690).
- [6] WANG Jingrong, LIU Kaiyang, and PAN Jianping. Online UAV-mounted edge server dispatching for mobile-to-mobile edge computing[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2020, 7(2): 1375–1386. doi: [10.1109/JIOT.2019.2954798](https://doi.org/10.1109/JIOT.2019.2954798).
- [7] QIAN Liping, FENG Anqi, HUANG Yupin, *et al.* Optimal SIC ordering and computation resource allocation in MEC-aware NOMA NB-IoT networks[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2019, 6(2): 2806–2816. doi: [10.1109/JIOT.2018.2875046](https://doi.org/10.1109/JIOT.2018.2875046).
- [8] SUN Haijian, ZHOU Fuhui, and HU R Q. Joint offloading and computation energy efficiency maximization in a mobile edge computing system[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2019, 68(3): 3052–3056. doi: [10.1109/tvt.2019.2893094](https://doi.org/10.1109/tvt.2019.2893094).
- [9] SONG Zhengyu, LIU Yuanwei, and SUN Xin. Joint radio and computational resource allocation for NOMA-based mobile edge computing in heterogeneous networks[J]. *IEEE Communications Letters*, 2018, 22(12): 2559–2562. doi: [10.1109/LCOMM.2018.2875984](https://doi.org/10.1109/LCOMM.2018.2875984).
- [10] REN Jinke, YU Guanding, HE Yinghui, *et al.* Collaborative cloud and edge computing for latency minimization[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2019, 68(5): 5031–5044. doi: [10.1109/TVT.2019.2904244](https://doi.org/10.1109/TVT.2019.2904244).
- [11] CHEN Xihan, CAI Yunlong, SHI Qingjiang, *et al.* Efficient resource allocation for relay-assisted computation offloading in mobile-edge computing[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2020, 7(3): 2452–2468. doi: [10.1109/JIOT.2019.2957728](https://doi.org/10.1109/JIOT.2019.2957728).
- [12] XIE Biyuan, ZHANG Qi, and QIN Jiayin. Joint optimization of cooperative communication and computation in two-way relay MEC systems[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2020, 69(4): 4596–4600. doi: [10.1109/TVT.2020.2973292](https://doi.org/10.1109/TVT.2020.2973292).
- [13] LAN Yanwen, WANG Xiaoxiang, WANG Dongyu, *et al.* Mobile-edge computation offloading and resource allocation in heterogeneous wireless networks[C]. Proceedings of 2019 IEEE Wireless Communications and Networking Conference, Marrakesh, Morocco, 2019: 1–6. doi: [10.1109/WCNC.2019.8885793](https://doi.org/10.1109/WCNC.2019.8885793).
- [14] ALAM S, MARK J W, and SHEN X S. Relay selection and resource allocation for multi-user cooperative OFDMA networks[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2013, 12(5): 2193–2205. doi: [10.1109/TWC.2013.032113.120652](https://doi.org/10.1109/TWC.2013.032113.120652).
- [15] WEN Dingzhu, YU Guanding, LI Rongpeng, *et al.* Results on energy- and spectral-efficiency tradeoff in cellular networks with full-duplex enabled base stations[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2017, 16(3): 1494–1507. doi: [10.1109/TWC.2016.2647593](https://doi.org/10.1109/TWC.2016.2647593).
- [16] CHEN Lei, YU F R, JI Hong, *et al.* Distributed virtual resource allocation in small-cell networks with full-duplex self-backhauls and virtualization[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2016, 65(7): 5410–5423. doi: [10.1109/TVT.2015.2469149](https://doi.org/10.1109/TVT.2015.2469149).
- [17] DINKELBACH W. On nonlinear fractional programming[J]. *Management Science*, 1967, 13(7): 492–498. doi: [10.1287/mnsc.13.7.492](https://doi.org/10.1287/mnsc.13.7.492).
- [18] BOYD S and VANDENBERGHE L. *Convex Optimization*[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2004.
- [19] HUANG Kaizhi and ZHANG Bo. Robust secure transmission for wireless information and power transfer in heterogeneous networks[J]. *IET Communications*, 2019, 13(4): 411–422. doi: [10.1049/iet-com.2018.5529](https://doi.org/10.1049/iet-com.2018.5529).
- [20] CROUZEIX J P and FERLAND J A. Algorithms for generalized fractional programming[J]. *Mathematical Programming*, 1991, 52(1/3): 191–207. doi: [10.1007/BF01582887](https://doi.org/10.1007/BF01582887).
- 徐勇军: 男, 1986年生, 副教授, 硕士生导师, 研究方向为移动边缘计算、云计算、异构无线网络资源分配。
- 谷博文: 男, 1996年生, 硕士生, 研究方向为中继通信、移动边缘计算、无线资源分配。
- 谢 豪: 男, 1997年生, 硕士生, 研究方向为异构无线网络资源分配、移动边缘计算。
- 陈前斌: 男, 1967年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为无线通信、多媒体信息传输与处理。

责任编辑: 陈 倩