

一种面向 5G 网络的移动边缘计算卸载策略



田贤忠 姚超 赵晨 丁军

浙江工业大学计算机科学与技术学院 杭州 310023

摘要 移动边缘计算(Mobile Edge Computing, MEC)技术是当前无线传感器网络的重要研究方向之一。MEC 技术能将无线传感器设备的本地计算任务卸载到边缘云服务器进行计算,从而大大提高了无线传感器网络的计算能力。但是无线网络中大量设备同时进行计算卸载会导致信号干扰和边缘云服务器的计算负载过大。为了提高无线网络的计算质量,首先提出了一种最小化多个无线传感器设备的 MEC 系统计算时间周期的合理时间分配和计算卸载的策略,并采用了 5G 非正交多址接入和串行干扰删除技术使多个无线设备可以利用相同的子载波同时进行计算卸载,从而提高计算卸载的效率;然后建立了无线设备能量捕获和任务计算的相关模型,将上述模型和策略建模为一个优化问题进行求解;最后通过数值分析实验验证了所提策略的有效性。

关键词: 移动边缘计算;射频能量捕获;非正交多址接入;串行干扰删除;计算卸载

中图分类号 TN929.5;TN911

5G Network-oriented Mobile Edge Computation Offloading Strategy

TIAN Xian-zhong, YAO Chao, ZHAO Chen and DING Jun

College of Computer Science and Technology, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China

Abstract Mobile edge computing (MEC) technology is one of the important research directions of current wireless sensor networks. MEC technology can offload local computing tasks of wireless sensor devices to the edge cloud server for computing, thereby greatly improve the computing capacity of wireless sensor networks. However, a large number of devices in the wireless network perform computation offload at the same time, which will cause signal interference and excessive computational load on the edge cloud server. First, in order to improve the computation quality of wireless networks, a reasonable time allocation and computation offloading strategy for minimizing the computing time period of a MEC system with multiple wireless sensor devices is proposed, and 5G non-orthogonal multiple access and successive interference cancellation technology enables multiple wireless devices to perform computation offloading at the same time using the same subcarrier, there by improving the efficiency of computation offloading. Then the related models of wireless device energy harvesting and task computing are established, which are modeled as an optimization problem according to the above models and strategies, and the problem is solved. Finally, the effectiveness of the proposed strategy is verified by numerical analysis experiments.

Keywords Mobile edge computing, Radio frequency energy harvesting, Non-orthogonal multiple access, Serial interference cancellation, Computation offloading

1 引言

随着移动边缘计算(Mobile Edge Computation, MEC)技术的逐渐成熟,很多无线传感器网络系统中都广泛运用了 MEC 技术。在无线传感器网络中利用 MEC 技术将无线设备的计算任务通过基站或者 AP 卸载到附近的边缘云服务器上,在边缘云服务器上完成复杂的计算,从而降低了无线设备的计算时延^[1-3]。虽然无线设备计算卸载可以有效利用边缘云服务器的强大的计算资源,但对于传统的电池供电的无线设备,计算卸载所需的能量不足,仍然会导致计算中断,影响设备的计算性能。因此可以通过使用能量捕获(Energy Har-

vesting, EH)技术来解决这一问题^[4-5],无线设备利用 EH 技术可以给电池充电,为计算卸载提供所需能量,以此来实现持续计算的性能。You 等^[6]考虑了一种单用户场景,移动设备从基站捕获能量后,利用捕获的能量在本地或者把任务卸载到边缘云来完成计算,并提出了一种节能计算框架,使设备计算消耗的能量达到最小。Bi 等^[7]考虑了一种多用户场景下设备利用捕获的能量,通过二进制卸载把任务卸载到边缘云服务器或在本地完成任务计算的策略,使总计算速率最大化。

在 MEC 系统中, EH 技术很好地解决了无线传感器设备的电池容量小、计算卸载能量不够的问题,但是随着无线网络中移动设备的不断增加,边缘云服务器在一定时间内无法完

本文已加入开放科学计划(OSID),请扫描上方二维码获取补充信息。

基金项目:国家自然科学基金(61672465,61772472);浙江省自然科学基金(LY15F020027,LY17F020020)

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China (61672465,61772472) and Natural Science Foundation of Zhejiang Province, China (LY15F020027,LY17F020020).

通信作者:田贤忠(txz@zjut.edu.cn)

成大量设备卸载的计算任务,从而影响了无线网络的计算质量。大量无线设备同时进行计算卸载的信号干扰问题,都会影响无线网络的计算时延。在一些相关的文献中,都利用了常规的时分双工(Time Division Duplex, TDD)和时分多址(Time Division Multiplexing Access, TDMA)的方式进行计算卸载来避免设备之间信号的相互干扰问题^[7]。Wang 等^[8]考虑了无线传感器设备利用捕获的能量,通过 TDMA 的方式把计算任务部分或全部卸载到边缘云服务器,在时延约束下使得能耗最小化。You 等^[9]研究了利用时分多址和正交频分多址进行计算卸载的多用户 MECO 系统的资源分配。这种方式虽然能解决问题,但是会产生其他设备不必要的等待时间,从而导致 MEC 系统计算时时延过大。

本文考虑了利用 5G 网络中的非正交多址接入(Non-orthogonal Multiple Access, NOMA)和串行干扰删除(Successive Interference Cancellation, SIC)技术来进行计算卸载。NOMA 由于出色的频谱利用率而被视为 5G 网络中的关键技术,并且 NOMA 的高可靠性和大规模连接性,为未来多路访问技术的设计带来了根本性的变化^[10]。由于多设备利用 NOMA 技术共享相同的频谱,因此信号的接收端就必须利用串行干扰删除技术来接受信息。Ding 等^[11]研究了利用全双工的 NOMA 技术来减少 MEC 系统的能量消耗和计算时延。Wang 等^[12]研究了一种多用户场景下用户设备在捕获能量后分别使用 NOMA 和 OFDMA 技术,通过基站或 AP 联合进行计算卸载的策略,也就是用户设备在无线网络中可以选择通过基站或者通过 AP 把任务部分卸载到边缘云服务器上进行计算,使得用户设备计算完成任务后节省的能量最大化。这样虽然提高了任务卸载效率,但是只考虑到了能耗,没有考虑边缘云服务器的计算负载和时延问题。

在一些 MEC 相关的研究中,无线传感器设备通过利用 5G 的 NOMA 技术进行部分计算卸载,并且考虑了边缘云服务器的负载限制,使得总时延最小的文献还是较少。本文中多用户设备任务卸载的 MEC 场景如图 1 所示,采用了一种使用 NOMA 和 SIC 技术合理部分卸载的策略,并且考虑了在多用户同时卸载时,边缘云服务器在同一个时间周期内的最大计算负载这一约束,使得整个计算周期时延最小化。该策略既能解决多用户场景中同时卸载导致的冲突问题,还能降低用户完成任务计算的时延,即无线设备在基站发射的射频信号中捕获有限的能量后,尽可能快地计算完所有的任务数据,使总计算周期最小化。

本文第 2 节主要介绍了多用户设备的 MEC 网络模型,并给出了整个网络模型中的基站和用户设备的一些工作模式及工作流程,以及设备能量捕获和任务计算的相关模型;第 3 节通过前文给出的相关模型制定详细的问题模型,并对问题模型进行求解;第 4 节主要对提出的方法策略进行数值模拟实验,并对实验数据进行分析评估;最后总结全文。

2 系统模型

2.1 网络模型

如图 1 所示,本文的网络模型由一个多天线的基站、边缘云服务器和 N 个单天线的无线传感器设备组成。基站集成了射频能量传输和边缘云服务器的计算功能,可以切换两种工作模式,分别对应的是能量传输模式和数据计算模式。基

站附近的无线传感器具有能量捕获功能、本地数据处理计算功能和数据传输功能,可以切换 3 种工作模式,分别对应的是能量捕获模式、本地计算模式和计算卸载模式。假设无线传感器设备的电池容量是无限的,并且基站能够覆盖到 N 个无线传感器设备。基站首先切换到能量传输模式并开始广播射频信号,同时无线传感器设备切换到能量捕获模式,开始从基站发射的射频信号中捕获能量并将其存储到自身电池中,基站发射能量的时间为 αT ,如图 2 所示。然后基站切换到数据计算模式,所有无线传感器设备也切换到计算卸载模式,并利用电池中的能量进行部分任务数据卸载。当无线设备卸载的总任务数据量达到边缘云服务器在 $(1-\alpha)T$ 时间周期内所能计算的最大任务数据量 D_{edge} 时,所有正在进行卸载的无线设备都切换到本地计算模式进行本地计算,所有无线设备完成任务计算的时间都必须短于 $(1-\alpha)T$ 。本文所描述的场景中无线功率传输和通信都是通过 NOMA 和 SIC 技术来实现的,NOMA 技术大大提高了频谱效率和接入量,有效解决了多设备同时卸载导致的信号干扰问题。模型的相关系数说明如表 1 所列。

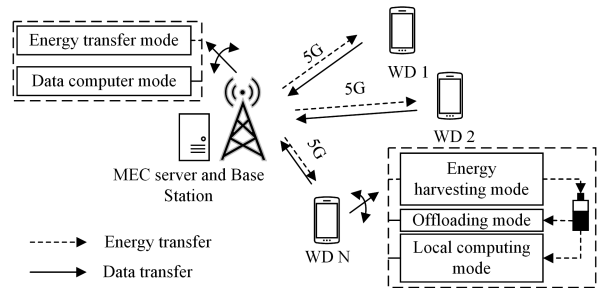


图 1 MEC 系统模型

Fig. 1 System model for MEC

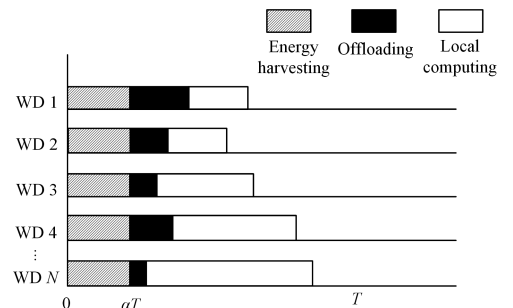


图 2 无线设备能量捕获和任务计算时序图

Fig. 2 Timing diagram of wireless device harvesting energy and data computing

表 1 模型相关参数说明

Table 1 Model related parameter description

参数	物理含义
P_{BS}	基站发射功率
P_i	第 i 个设备的发射功率
f_i	第 i 个设备的 CPU 计算频率
μ	能量转换效率
h_i	第 i 个设备的信道增益
D_i	第 i 个设备的计算任务
ρ_i	第 i 个设备本地计算量的权衡比例
α	能量捕获时间占总时间周期的比例
D_{edge}	边缘云服务器每个时间周期的计算负载
Z_i	第 i 个设备计算每比特数据所需 CPU 周期数

2.2 计算模型

本文假设每一个无线传感器设备 i 都是通过 NOMA 技术与基站进行通信传输信息的,我们把网络总带宽分割为 M 个子信道,那么多个无线设备可以利用相同的子载波与基站进行通信,为了消除无线设备之间的干扰,基站在接收数据时采用 SIC 技术逐级消除干扰来获取每个无线设备的信息数据。

根据 NOMA 技术,无线传感器设备 i 从基站发射的射频信号中捕获的能量可以表示为:

$$E_i = \sum_{m=1}^M \rho_i h_i^m p_{\text{BS}}^m \alpha T \quad (1)$$

其中, E_i 为每个无线传感器设备在 αT 时间内所捕获的能量, h_i^m 为第 m 个子信道的增益, p_{BS}^m 为基站向第 m 个子信道广播发射功率,持续传输射频能量时间为 αT 。

(1) 计算卸载模型

设每个无线传感器的数据发送功率为 p_i ,那么无线传感器对于每个子信道 m 的发送功率为 p_i^m , $p_i^m = p_i/M$,发送功率为 $[0, p_i^{\max}]$ 中的固定常数,那么无线传感器设备在计算卸载时在每个子信道 m 上的数据传输速率可以表示为^[12]:

$$R_i^m = \log_2 \left(1 + \frac{p_i^m h_i^m}{\sum_{\substack{m \\ p_i^m h_i^m \leq p_i^m h_i^m + \sigma^2}} p_i^m h_i^m + \sigma^2} \right) \quad (2)$$

每个无线传感器在一个周期中所要完成的计算任务为 D_i ,因计算卸载的任务占总任务的比例为 $(1-\rho_i)$,则卸载到边缘云服务器的计算量为 $(1-\rho_i)D_i$,每个无线传感器设备的计算卸载时间表示为:

$$t_i^{\text{off}} = \frac{(1-\rho_i)D_i}{\sum_{m=1}^M R_i^m} \quad (3)$$

每个无线传感器设备卸载部分任务数据 $(1-\rho_i)D_i$ 到边缘云服务器需要消耗的能量为:

$$E_i^{\text{off}} = \sum_{m=1}^M p_i^m t_i^{\text{off}} \quad (4)$$

为了防止多个无线传感器设备同时计算卸载大量任务数据导致边缘云服务器计算负载过高,因此要保证 t_i^{off} 时间内只能卸载 D^{edge} 的数据量到边缘云服务器,从而得到以下约束:

$$\sum_{i=1}^N (1-\rho_i)D_i \leq D^{\text{edge}} \quad (5)$$

(2) 本地计算模型

本地计算时,无线传感器设备的 CPU 计算频率 f_i 为在 $[0, f_i^{\max}]$ 范围内的固定常数,每个无线传感器需要在本地完成的计算任务数据为 $\rho_i D_i$,那么无线传感器设备本地计算剩余任务所需时间表示为:

$$t_i^l = \frac{\rho_i D_i Z_i}{f_i} \quad (6)$$

每个无线传感器设备本地计算 $\rho_i D_i$ 任务数据所需要消耗的能量为:

$$E_i^l = v(\rho_i D_i Z_i) f_i^2 \quad (7)$$

其中, v 为有效的开关电容。

由式(4)、式(7)可知,无线传感器设备的计算完成整个任务所需消耗的总能量为 $E_i^{\text{off}} + E_i^l$,设备所消耗的能量不能超过所捕获的总能量,得到以下能量约束:

$$E_i^{\text{off}} + E_i^l \leq E_i \quad (8)$$

由式(3)、式(6)可知,无线传感器设备计算完成整个任务

所需总时间为 $t_i^{\text{off}} + t_i^l$,设备完成任务数据的总时间不能超过 $(1-\alpha)T$ 的时间周期,得到以下时间约束:

$$t_i^{\text{off}} + t_i^l \leq (1-\alpha)T \quad (9)$$

3 计算卸载策略制定和求解

3.1 问题描述

根据以上所述,本文要解决的问题可以简单描述为:无线传感器设备完成给定的计算任务,如何合理分配设备能量捕获的时间和所要完成的计算任务,使得整个 MEC 系统的时间周期 T 达到最小。我们的优化目标是,在满足能量约束和边缘云服务器在 $(1-\alpha)T$ 时间周期内最大计算负载约束条件下最小化整个系统的总时间周期 T ,即:

$$\begin{aligned} \min_{\alpha, \rho_i, T} T \\ \text{s. t. } \begin{cases} E_i^l + E_i^{\text{off}} \leq E_i \\ \sum_{i=1}^N (1-\rho_i)D_i \leq D^{\text{edge}} \\ t_i^l + t_i^{\text{off}} \leq (1-\alpha)T \\ 0 < \alpha < 1 \\ 0 \leq \rho_i \leq 1 \end{cases} \end{aligned} \quad (10)$$

3.2 问题求解

问题(10)是一个凸优化问题,目标函数是一个线性函数,约束条件可以通过判断对每个变量求二阶导数所组成的 Hessian 矩阵是否为正定,来证明这个问题是否为凸优化问题。问题(10)的对偶问题具有强对偶性,因此对偶问题的最优解就是原问题的最优解。然后通过文献[13]中的拉格朗日对偶方法来解决这个问题。首先将问题(10)用拉格朗日函数表示为:

$$\begin{aligned} L(\alpha, \rho_i, T, \Omega) = T - \sum_{i=1}^N \varphi_i E_i^l - \sum_{i=1}^N \varphi_i E_i^{\text{off}} + \sum_{i=1}^N \varphi_i E_i - \\ \gamma \sum_{i=1}^N (1-\rho_i)D_i + \gamma D^{\text{edge}} - \sum_{i=1}^N \varepsilon_i t_i^l - \sum_{i=1}^N \\ \varepsilon_i t_i^{\text{off}} + \sum_{i=1}^N \varepsilon_i (1-\alpha)T + \beta_1 \alpha - \beta_2 (\alpha - 1) + \\ \sum_{i=1}^N \omega_{i,1} \rho_i - \sum_{i=1}^N \omega_{i,2} (\rho_i - 1) \end{aligned} \quad (11)$$

$\Omega = [\varphi_i, \gamma, \varepsilon_i, \beta_1, \beta_2, \omega_{i,1}, \omega_{i,2}]^T$ 是拉格朗日乘子集合。

问题(10)的对偶问题表示为:

$$\max_{\Omega \geq 0} \min_{\alpha, \rho_i, T, \Omega} L(\alpha, \rho_i, T, \Omega) \quad (12)$$

可以通过问题(10)的对偶问题(12)来求解问题(10),根据 Ω 首先求内部最小化问题,通过次梯度下降方法求拉格朗日乘子集合,此梯度下降迭代表达式为:

$$\Omega(x+1) = [\Omega(x) - \psi(x)d(\Omega(x))]^+ \quad (13)$$

其中, $d(\Omega) = \nabla_{\Omega} L(\alpha, \rho_i, T, \Omega)$,当 Ω 迭代收敛到最优解时,问题(10)的最优解就可以通过用最优的拉格朗日乘子表示出来。

由于式(11)中 T, α 和 ρ_i 都是一次多项式,把式(1)一式(4)、式(6)、式(7)代入原问题,原问题是一个凸优化问题,因此可以通过式(11)对 T 求偏导得到关于 α 的最优值:

$$\frac{\partial L}{\partial T} = 1 - \sum_{i=1}^N \varphi_i \sum_{m=1}^M \mu_i \alpha p_{\text{BS}}^m h_i^m + \sum_{i=1}^N \varepsilon_i (1-\alpha) \quad (14)$$

令 $\partial L / \partial T = 0$ 得到:

$$\alpha = \frac{\sum_{i=1}^N \varepsilon_i + 1}{\sum_{i=1}^N \varphi_i \sum_{m=1}^M \mu_i p_{\text{BS}}^m h_i^m + \sum_{i=1}^N \varepsilon_i} \quad (15)$$

同理可以求得 T 的最优值:

$$\frac{\partial L}{\partial \alpha} = \sum_{i=1}^N \varphi_i \sum_{m=1}^M \mu_i T p_{BS}^m h_i^m - \sum_{i=1}^N \varepsilon_i T + \beta_1 - \beta_2 \quad (16)$$

令 $\partial L / \partial \alpha = 0$ 得到:

$$T = \frac{\beta_2 - \beta_1}{\sum_{i=1}^N \varphi_i \sum_{m=1}^M \mu_i p_{BS}^m h_i^m - \sum_{i=1}^N \varepsilon_i} \quad (17)$$

关于无线传感器设备的任务计算卸载量和本地计算量的权衡比例 ρ_i 在拉格朗日函数(11)中是一个累加的关系,因此通过展开对每一个无线传感器设备的 ρ_i 进行求解,得到:

$$\begin{aligned} \frac{\partial L}{\partial \rho_i} = & -(\varphi_i v D_1 Z_1 f_1^2 + \varphi_2 v \rho_2 D_2 Z_2 f_2^2 + \dots + \\ & \varphi_N v \rho_N D_N Z_N f_N^2) + (\varphi_1 \frac{D_1}{\sum_{m=1}^M R_1^m} \sum_{m=1}^M p_1^m + \varphi_2 \frac{\rho_2 D_2}{\sum_{m=1}^M R_2^m} \\ & \sum_{m=1}^M p_2^m + \dots + \varphi_N \frac{\rho_N D_N}{\sum_{m=1}^M R_N^m} \sum_{m=1}^M p_N^m) + r(D_1 + \rho_2 D_2 + \dots + \\ & \rho_N D_N) - (\varepsilon_1 \frac{D_1 Z_1}{f_1} + \varepsilon_2 \frac{\rho_2 D_2 Z_2}{f_2} + \dots + \varepsilon_N \frac{\rho_N D_N Z_N}{f_N}) + \\ & (\varepsilon_1 \frac{D_1}{\sum_{m=1}^M R_1^m} + \varepsilon_2 \frac{\rho_2 D_2}{\sum_{m=1}^M R_2^m} + \dots + \varepsilon_N \frac{\rho_N D_N}{\sum_{m=1}^M R_N^m}) + (\omega_{1,1} + \\ & \omega_{2,1} \rho_2 + \dots + \omega_{N,1} \rho_N) - (\omega_{1,2} + \omega_{2,2} \rho_2 + \dots + \omega_{N,2} \rho_N) \end{aligned} \quad (18)$$

同样的 $\partial L / \partial \rho_2 \dots \partial L / \partial \rho_N$ 都能以等式(18)表示出来,然后令 $\partial L / \partial \rho_i = 0$,通过多等式联立方程求出每个 ρ_i 。

3.3 卸载策略

通过以上步骤的求解,如算法 1 所示,我们已经得到了用拉格朗日乘子表示的原问题最优解,然后我们需要根据等式(13)来迭代更新拉格朗日乘子集 $\Omega = [\varphi_i, \gamma, \varepsilon_i, \beta_1, \beta_2, \omega_{i,1}, \omega_{i,2}]^T$,可以使用文献[13]中的次梯度下降方法来进行迭代,直到拉格朗日乘子收敛到最优解,从而得到最优的乘子集合。

算法 1 无线设备计算卸载算法

Input: (p_{BS}^m, f_i, p_i^m)

Output: 最优的 $(\alpha, \rho_i, T, \Omega)$

1. initialization: $\alpha, \rho_i, T, \Omega$;
2. for $j \leftarrow 1$ to N do
3. if 式(5)满足 then
4. 执行计算卸载
5. else if 式(5)不满足
6. 执行本地计算
7. 每个无线设备 i 的 Ω 更新
8. end for

4 数值模拟

4.1 环境和参数设置

本文假设小规模信道衰弱遵循瑞利衰弱,无线传感器设备随机分布在基站周围的一个圆形区域内,并且基站在圆心位置,基站能够覆盖到 N 个无线传感器设备。实验分别考虑了包含两种不同数量的无线设备场景,即 $N=5$ 和 $N=3$ 这两种情况。每个设备的本地 CPU 频率取值为固定的常数,范围为 $f_i \in [0.1 \text{ GHz}, 1.0 \text{ GHz}]$,每个无线设备的计算卸载总功率为固定的常数,取值范围为 $p_i \in [0.01w, 0.2w]$,对应的每个信道的功率为 $p_i^m = p_i / M$,这里 M 取值为 10。无线设备计算卸载部分和本地计算部分的任务数据比例为 ρ_i ,随机取值范围为 $[0, 1]$,基站发射能量和接收数据的时间分配比 α 随机

取值,范围为 $(0, 1)$,其他参数如表 2 所列。

表 2 实验参数

Table 2 Experimental parameters

参数名称	参数值
P_{BS}/w	3
μ	0.9
h_i	1.0
D_i/bits	6×10^4
Z_i/cycles	7.5×10^5
D^{edge}/bits	7×10^4

4.2 任务资源分配和计算卸载策略的性能

首先分析本文所用到的计算策略算法的收敛性,如图 3 所示,分别考虑了 N 为 5 个设备和 3 个设备这两种情况,在这两种情况下分别利用次梯度下降迭代 37 次和 14 次后收敛到了最优解。同时把每次更新的拉格朗日乘子带入到式(17)中 T 的最优解中,结果如图 3 所示。这两种情况下设备本地计算 CPU 频率和卸载功率都取随机相同值作为初始化参数,每个设备的计算任务的假设都是相同的,取值为 $D^i = 60000 \text{ bits}$,其他环境中影响参数如上述参数一致。从图 3 中可以看到,本文提出的计算策略的收敛速度还是比较快的,同时当无线设备越少时,收敛就越快。

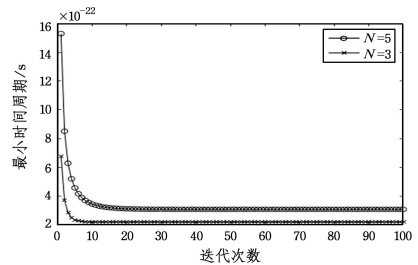


图 3 算法的收敛性

Fig. 3 Convergence of algorithm

接下来分别研究分析了目标函数最小化时间周期与自变量参数设备变量之间的关系,实验分析结果如图 4 所示,我们分析了每个设备能量捕获时间和任务计算时间的分配比 α 与最小化时间周期 T 之间的关系,实验中同时分别考虑了 N 为 5 个设备和 3 个设备这两种情况,假设这两种情况下设备本地计算 CPU 频率和卸载功率都取随机相同值作为初始化参数,每个设备的任务量都相同,取值为 $D^i = 60000 \text{ bits}$, α 每次以 0.05 的比例进行增加。

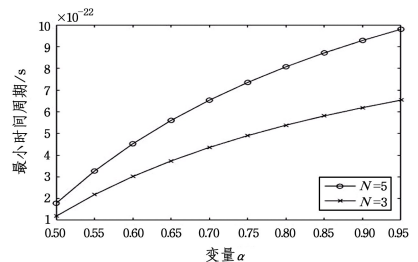


图 4 时间周期 T 与 α 的关系图

Fig. 4 Relationship between time period T and α

从图 4 中可以看到,随着 α 的不断增加, T 也在不断增加。当 MEC 系统中的设备数量越少时随着 α 不断增加,计算时延增加得越慢。当分配给设备能量捕获的时间过多时,那么在整个时间周期 T 中能量捕获的时间会占用一大部分比例,因此剩下计算任务数据的时间比例也就随之减少,如果要

完全计算完所有任务,那么需要给设备分配足够的计算时间,整个时间周期 T 也就增大了。

然后考虑时间周期 T 与 ρ_i 之间的关系,如图 5 所示,我们也考虑了 N 为 5 个设备和 3 个设备这两种情况,在实际情况下每个无线设备的任务分配比都是不同的,也就是计算卸载和本地计算的任务比例都是不同的,这里为了考虑时间周期 T 与 ρ_i 之间的关系,假设每个设备的计算任务数据都是相同的,取值为 $D^i = 60\,000$ bits,卸载的任务分配比也都取同一值并按每次 0.05 的比例增加,设备本地计算 CPU 频率和卸载功率都取随机相同值作为初始化参数。从图 5 中可以看到,随着 ρ_i 不断增大,无线设备计算任务所需的最小时间周期 T 也在增加。

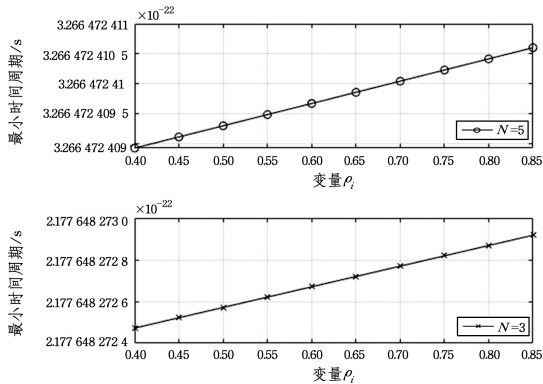


图 5 时间周期 T 与 ρ_i 之间的关系

Fig. 5 Relationship between time period T and ρ_i

结束语 本文主要研究了一个能量捕获和 MEC 共存场景下多个无线设备如何利用 5G 网络中的 NOMA 和 SIC 技术进行合理时间分配和计算卸载使得计算周期最小化的问题。同时还考虑了设备量较大的情况下边缘云服务器的最大计算负载问题。针对上述问题,提出了一种合理的任务计算策略,并将此策略转化为一个凸优化问题,然后采用拉格朗日对偶方法,求得了最小化时间周期和各个参数的最优解。最后,通过设计实验对所提方法进行了分析和评估,实验结果证明了所提策略的有效性。

参 考 文 献

- [1] ALAMEDDINE H A, SHARAFEDDINE S, SEBBAH S, et al. Dynamic Task Offloading and Scheduling for Low-Latency IoT Services in Multi-Access Edge Computing[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2019, 37(3): 668-682.
- [2] KWAK J, KIM Y, LEE J, et al. DREAM: Dynamic Resource and Task Allocation for Energy Minimization in Mobile Cloud Systems[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2015, 33(12): 2510-2523.
- [3] ABBASN, ZHANG Y, TAHERKORDI A, et al. Mobile Edge

Computing: A Survey[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2017, PP(99): 1-1.

- [4] XIE L, SHI Y, HOU Y T, et al. Wireless power transfer and applications to sensor networks[J]. IEEE Wireless Communications, 2013, 20(4): 140-145.
- [5] SENNURULUKUS, YENER A, ERKIP E, et al. Energy Harvesting Wireless Communications: A Review of Recent Advances[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2015, 33(3): 360-381.
- [6] YOU C, HUANG K, CHAE H. Energy Efficient Mobile Cloud Computing Powered by Wireless Energy Transfer[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2016, 34(5): 1757-1771.
- [7] BIS, ZHANG Y J A. Computation Rate Maximization for Wireless Powered Mobile-Edge Computing with Binary Computation Offloading[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2017, 17(6): 4177-4190.
- [8] WANG F, XU J, WANG X, et al. Joint Offloading and Computing Optimization in Wireless Powered Mobile-Edge Computing Systems[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2018, PP(99): 1-1.
- [9] YOU C, HUANG K, CHAE H, et al. Energy-Efficient Resource Allocation for Mobile-Edge Computation Offloading[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2017, 16(3): 1397-1411.
- [10] DING Z, LEI X, KARAGIANNIDIS G K, et al. A Survey on Non-Orthogonal Multiple Access for 5G Networks: Research Challenges and Future Trends[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2017, 35(10): 2181-2195.
- [11] DING Z, FAN P, POOR H V. Impact of Non-orthogonal Multiple Access on the Offloading of Mobile Edge Computing[J]. IEEE Transactions on Communications, 2019, 67(1): 375-390.
- [12] WANG F, ZHANG X. Dynamic interface-selection and resource allocation over heterogeneous mobile edge-computing wireless networks with energy harvesting[C]// IEEE INFOCOM 2018-IEEE Conference on Computer Communications Workshops (INFOCOM WKSHPs). IEEE, 2018.
- [13] BOYD S, VANDENBERGHE L. Convex Optimization[M]. Cambridge University Press, 2004.



TIAN Xian-zhong, born in 1968, Ph.D., professor, is a member of China Computer Federation. His main research interests include energy harvesting wireless sensor network, network coding, mobile edge computing and optimization protocol in wireless sensor networks.