

# 无线供能边缘计算网络中系统计算能效最大化资源分配方案

施丽琴, 叶迎晖, 卢光跃

(西安邮电大学陕西省信息通信网络及安全重点实验室, 陕西 西安, 710121)

**摘要:** 针对无线供能边缘计算网络, 提出了一种兼顾边缘服务器有限计算能力的系统计算能效最大化资源分配方法。具体而言, 通过联合优化边缘服务器和用户的计算频率与时间、边缘用户的发射功率与卸载时间、能量收集时间、本地计算时间及专用能量站的发射功率来建立一个系统计算能效最大化的优化问题。由于所建立的问题是一个高度非凸的分式规划问题且难以求解, 因此首先通过引入广义分式规划理论将原问题转化为一个减式非凸问题, 然后利用一系列辅助变量将其转化为一个等价的凸问题, 并据此提出一种迭代算法来获取原问题的最优解。仿真结果验证了所提迭代算法的快速收敛性, 并通过与其他方案进行比较, 证明了所提的资源分配方案能够取得更高的系统计算能效。

**关键词:** 计算能效; 边缘计算; 无线能量传输

**中图分类号:** TN92

**文献标识码:** A

**doi:** 10.11959/j.issn.1000-436x.2020182

## Computation energy efficiency maximization based resource allocation scheme in wireless powered mobile edge computing network

SHI Liqin, YE Yinghui, LU Guangyue

Shaanxi Key Laboratory of Information Communication Network and Security, Xi'an University of Posts & Telecommunications, Xi'an 710121, China

**Abstract:** For wireless powered mobile edge computing (MEC) network, a system computation energy efficiency (CEE) maximization scheme by considering the limited computation capacity at the MEC server side was proposed. Specifically, a CEE maximization optimization problem was formulated by jointly optimizing the computing frequencies and execution time of the MEC server and the edge user(EU), the transmit power and offloading time of each EU, the energy harvesting time and the transmit power of the power beacon. Since the formulated optimization problem was a non-convex fractional optimization problem and hard to solve, the formulated problem was firstly transformed into a non-convex subtraction problem by means of the generalized fractional programming theory and then transform the subtraction problem into an equivalent convex problem by introducing a series of auxiliary variables. On this basis, an iterative algorithm to obtain the optimal solutions was proposed. Simulation results verify the fast convergence of the proposed algorithm and show that the proposed resource allocation scheme can achieve a higher CEE by comparing with other schemes.

**Key words:** computation energy efficiency, edge computing, wireless power transfer

### 1 引言

实现泛在智能需要部署大量的传感节点来感

知周围信息并对所感知的信息进行及时处理, 以提供智能服务<sup>[1-2]</sup>。然而, 部署大量的传感设备将会面临以下两大技术难点。

收稿日期: 2020-04-22; 修回日期: 2020-08-05

通信作者: 卢光跃, tonylugy@163.com

基金项目: 陕西省重点科技创新团队计划基金资助项目 (No.2017KCT-30-02); 国家自然科学基金资助项目 (No.61901367); 陕西省自然科学基金资助项目 (No.2020JQ-844)

**Foundation Items:** The Science and Technology Innovation Team of Shaanxi Province (No.2017KCT-30-02), The National Natural Science Foundation of China (No.61901367), The Natural Science Foundation of Shaanxi Province (No.2020JQ-844)

1) 传感节点能量受限。一方面,实际通信网络中部署的传感节点大都携带容量较小的电池,不断地参与数据处理将会快速耗尽传感节点自身携带的电能力<sup>[2]</sup>。另一方面,传感节点大都无规律地部署在通信网络中,通过人为更换电池或利用有线充电的方式将会大幅增加部署成本<sup>[3]</sup>。为此,如何解决传感节点能量受限的问题是大规模传感节点部署的关键技术难点之一。

2) 传感节点计算能力受限。由于生产成本的约束,传感节点只能装配计算能力较弱的处理器。在这一约束下,传感节点可能无法及时处理所收集到的数据并提供智能服务<sup>[4]</sup>。为此,如何保障传感节点在有限时间内处理完所需处理的数据是实现智能服务的关键技术难点之一。

近年来,得益于无线能量传输技术的发展及网络部署密集化的趋势,学者们先后提出无线供能通信网络<sup>[3,5]</sup>和边缘计算<sup>[4,6-7]</sup>来解决传感节点能量受限和计算能力受限这两大难点。无线供能通信网络的本质是在传感节点附近部署专用能量站,并让专用能量站通过无线能量传输技术为传感节点实时地按需提供能量,并利用所收集到的能量将自身信息传输至信息接收点,因此,无线供能通信网络设计的核心在于能量和时隙的联合分配。边缘计算技术的主要特征为通信与计算的融合<sup>[8-9]</sup>,其核心在于允许传感节点采用无线通信技术将部分或全部需要处理的数据卸载到附近拥有较强处理能力的边缘服务器(如基站、网关等)进行计算,从而缩短数据处理时间。因此,边缘计算的研究重点在于设计合理的通信与计算资源联合分配方案,即计算卸载方案,来确定传感节点卸载多少数据到边缘服务器。目前,已有大量的工作研究了无线供能通信网络<sup>[10-12]</sup>和边缘计算网络<sup>[13-15]</sup>。例如,文献[10]研究了多天线无线供能通信网络中用户总能效最大化的资源分配方案;文献[11]研究了无线供能的无线传感网络中系统能效最大化的资源分配方案;文献[12]研究了带有共道干扰的无线供能通信网络中最佳发射功率及能量收集时间的联合设计来最大化系统能量效率;文献[13]建立了一个多目标优化问题来最小化边缘用户的能量消耗及任务处理时延,并提出一个迭代算法来达到能量消耗与处理时延之间的最佳均衡;文献[14]针对边缘计算网络提出了一种系统计算能效最大化的资源分配方案;文献[15]从博弈论的角度研究了边缘计算网络中最佳

卸载方案设计。但上述文献均无法同时解决能量受限和计算能力受限这两大难点。为此,文献[16]将上述 2 种技术结合,提出了无线供能边缘计算网络来解决以上两大难点。

文献[16]针对单个传感节点的无线供能边缘计算网络,设计了最优的二元制计算卸载方案(二元制计算卸载方案指的是传感节点要么把所有的数据卸载至边缘服务器,要么不卸载任何数据至边缘服务器,此时所有的数据将由传感节点独自计算完成)来最大化成功计算概率。随后文献[17-18]将文献[16]考虑的单节点场景拓展到存在多个传感节点的无线供能边缘计算网络,并建立了一个加权计算任务比特数之和最大化的混合整数非凸优化问题。文献[17]利用凸优化理论知识提出一种次优迭代算法来求解所建立的优化问题,而文献[18]则利用深度学习理论来获取能量分配和计算卸载策略的参数。在文献[17-18]中,如果多个传感节点需要将自身所需要计算的数据全部卸载至边缘服务器,则采用时分复用方式给多个传感节点分配数据卸载的时间,从而使每个传感节点数据卸载所占用的资源是正交的。由于非正交多址接入(NOMA, non-orthogonal multiple access)技术的传输性能优于正交多址接入(OMA, orthogonal multiple access)技术,文献[19]研究了基于 NOMA 的无线供能边缘计算网络并证明了采用 NOMA 上传数据能够提高网络性能。

假设传感节点需要处理的数据能够被任意分解,学者们提出用部分计算卸载方案来替代二元制计算卸载方案,并在无线供能边缘计算网络中研究了联合能量和部分计算卸载的资源分配方案<sup>[20-22]</sup>。与二元制计算卸载方案不同,部分计算卸载方案允许传感节点传输部分数据至边缘服务器,因此其灵活性和所能完成的计算性能(如在规定时间内能够成功计算的任务比特数)远高于二元制计算卸载方案。文献[20]考虑了无人机辅助的无线供能边缘计算网络,并设计了一种低复杂度的迭代算法来最大化加权计算任务比特数。考虑边缘服务器的耗能是网络部署的重要指标之一,文献[21-22]致力于设计满足计算任务比特数约束条件的最小化边缘服务器能量消耗的资源分配方案。以上工作<sup>[20-22]</sup>的优化目标均不能很好地权衡计算比特数和能量消耗这 2 个指标,为此文献[23-28]提出了一种新的性能指标——计算能效,并将其定义为计算比特数与能量

消耗的比值。针对无线供能的全双工边缘计算网络，文献[23]提出了一种联合计算卸载与通信资源分配方案来最大化边缘用户（本文中边缘用户也称为传感节点）间最小计算能效。针对 2 个用户的无线供能边缘计算网络，文献[24]研究了边缘用户间最小计算能效最大化的资源分配方案。将两用户拓展到多用户。文献[25]设计了最佳资源分配方案来最大化所有边缘用户的计算能效。文献[26]研究了一种边缘用户间最小计算能效最大化，以确保用户间的公平性。随后文献[27]将文献[26]的研究拓展到基于 NOMA 的无线供能边缘计算网络中，并研究了该网络最大最小边缘用户计算能效。文献[28]在文献[26-27]的基础上，依次阐述了无线供能边缘计算网络在二元制计算卸载方案与部分计算卸载方案指导下的最大最小资源优化方案。

以上关于计算能效的研究<sup>[23-28]</sup>主要集中在最大最小边缘用户计算能效和最大化所有边缘用户计算能效的资源分配方案，均未从系统的角度出发研究无线供能边缘计算网络的计算能效。同时，以上的研究都是基于一个理想的假设，即边缘服务器的计算能力是无限的，而忽视了边缘服务器的计算能耗与资源分配。因此，为了更好地贴合实际通信场景，本文考虑边缘服务器的计算能力是有限的，并将边缘服务器的计算能耗、计算频率、时间分配等纳入考虑，研究了无线供能边缘计算网络的系统计算能效最大化资源分配方案。本文的主要贡献如下。

1) 从系统的角度研究了无线供能边缘计算网络中计算能效最大化资源分配方案。需要指出的是，相比于最大化边缘用户计算能效，本文建立的系统计算能效最大化优化问题不仅需要优化每个边缘用户的计算频率、计算时间、发射功率及卸载时间，还需要优化边缘服务器的计算频率、时间及专用能量站的发射功率。

2) 为了求解所建立的非凸分式规划问题，本文基于广义分式规划理论提出一种迭代算法来得到最优的资源分配方案。此外，借助于凸优化理论，本文推导了部分最优解的闭合表达式，并在此基础上分析得到系统计算能效最大时的网络特性。

3) 在无线供能边缘计算网络环境下进行了仿真实验。仿真结果验证了所提迭代算法的快速收敛性。与其他方案进行比较，本文所提资源分配方案能够取得更高的系统计算能效。

## 2 系统模型

考虑一个无线供能边缘计算网络，如图 1 所示。该网络包含一个提供计算服务的边缘服务器，一个提供能量服务的专用能量站，以及  $K$  个能量受限的边缘用户。假设所有设备都配备了单根天线且每个边缘用户都配备了一个容量有限的可充电电池。边缘服务器和专用能量站为  $K$  个能量受限的边缘用户分别提供计算服务与能量服务，而  $K$  个边缘用户则利用收集到的能量（本文假设每个边缘用户进行本地计算或任务卸载的能耗应小于或等于该用户所收集到的能量）将需要计算的部分任务卸载到边缘服务器和进行本地计算。假设所有的计算任务均可任意分解<sup>[26-28]</sup>。根据文献[26,28]，假设每个用户能同时收集能量和进行本地计算，但不能同时进行上行卸载任务和进行能量收集。因此，每个用户在整个传输时隙都可以进行本地计算，而能量收集、任务卸载、边缘服务器计算任务比特数及边缘服务器给边缘用户广播计算结果将整个传输时隙  $T$  划分为 4 个阶段。在能量收集阶段，专用能量站通过无线能量传输的方式为所有的边缘用户供能；在任务卸载阶段，为了避免多个用户上行传输之间的干扰，假设所有用户利用收集的能量根据时分复用的方式进行上行任务卸载；在任务计算阶段，边缘服务器将计算所有接收到的任务并将得到的结果在下行传输阶段广播给所有边缘用户。根据文献[26-28]，本文忽略了下行传输阶段的传输时间，因此，整个传输过程主要包括 3 个主要阶段，即能量收集阶段、任务卸载阶段和任务计算阶段。

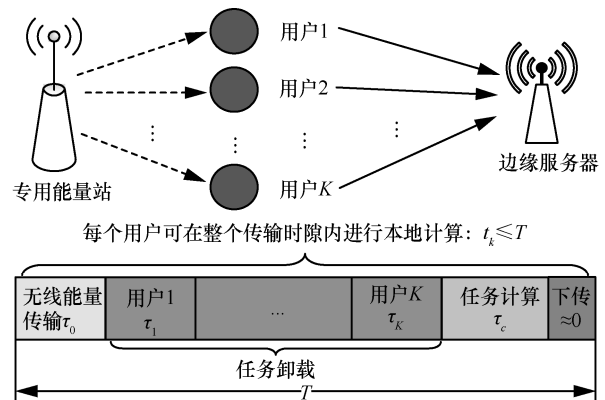


图 1 无线功能边缘计算网络系统模型

令  $P_0$  和  $\tau_0$  分别表示专用能量站在能量收集阶段的发射功率和能量传输时间， $g_k$  表示专用能量

站与第  $k$  个边缘用户之间的信道增益,  $k=1,2,\dots,K$ 。第  $k$  个边缘用户在能量收集阶段收集的总能量为

$$E_k = \eta P_0 g_k \tau_0, \quad 0 < \eta < 1 \quad (1)$$

其中,  $\eta$  为能量转换效率。

令  $\tau_k$  表示第  $k$  个边缘用户进行上行卸载任务的时间, 则第  $k$  个边缘用户上行卸载的比特数为

$$R_k^o = \tau_k W \text{lb} \left( 1 + \frac{p_k h_k}{\sigma^2} \right) \quad (2)$$

其中,  $W$  表示系统带宽,  $h_k$  表示边缘服务器与第  $k$  个边缘用户之间的信道增益,  $p_k$  表示第  $k$  个边缘用户的发射功率,  $\sigma^2$  表示噪声功率。

因此, 边缘服务器在任务卸载阶段末所接收到的总比特数为

$$R_o = \sum_{k=1}^K R_k^o = \sum_{k=1}^K \tau_k W \text{lb} \left( 1 + \frac{p_k h_k}{\sigma^2} \right) \quad (3)$$

在任务计算阶段, 边缘服务器开始计算接收的数据。与现有的部分研究工作<sup>[23,25-28]</sup>不同, 本文考虑边缘服务器的计算能力是有限的。令  $f_m$  表示边缘服务器计算时的工作频率,  $\tau_c$  表示边缘服务器的工作时间。在任务计算阶段, 边缘服务器能计算的最大任务比特数为

$$R_m = \frac{\tau_c f_m}{C_{\text{cpu}}} \quad (4)$$

其中,  $C_{\text{cpu}}$  表示计算一个比特所需要的 CPU 时钟周期数。需要指出的是, 边缘服务器最终计算的有效比特数不仅与  $R_m$  有关, 还与用户卸载的总比特数  $R_o$  有关, 即  $R_m^e = \min(R_m, R_o)$ 。根据文献[17], 边缘服务器上处理器的功率损耗可以建模为  $\varepsilon_m f_m^3$ , 单位为 Joule/s, 其中,  $\varepsilon_m$  表示边缘服务器的有效电容系数, 单位为 Joule/(s·Hz<sup>3</sup>)。相应地, 边缘服务器在任务计算阶段的能量消耗为  $E_m^e = \varepsilon_m f_m^3 \tau_c$ 。

令  $t_k$  和  $f_k$  分别表示第  $k$  个边缘用户执行本地计算的时间和频率, 则第  $k$  个边缘用户的本地计算比特数和能量消耗分别为

$$R_k^e = \frac{t_k f_k}{C_{\text{cpu}}} \quad (5)$$

$$E_k^e = \varepsilon_k f_k^3 t_k \quad (6)$$

其中,  $\varepsilon_k$  表示第  $k$  个边缘用户的有效电容系数。

### 3 系统计算能效最大化资源分配方案

#### 3.1 优化问题建立

本节通过联合优化专用能量站及边缘用户的发射功率、能量收集时间、边缘用户的卸载时间、边缘服务器的计算时间和频率及边缘用户进行本地计算的计算时间和频率来最大化所考虑系统的计算能效。需要指出的是, 文献[23-28]中所涉及的边缘用户计算能效仅考虑了边缘用户的能量消耗, 而本文研究的系统计算能效不仅需要考虑边缘用户的能耗, 而且还需要考虑边缘服务器及专用能量站的能耗。因此本文所考虑的优化问题将更加复杂且难以求解。在本文中, 系统计算能效为系统总计算比特数与系统总能耗的比值。根据式(3)和式(5)可得, 本文系统的总计算比特数为

$$R_{\text{total}} = R_m^e + \sum_{k=1}^K R_k^e = \min \left( \sum_{k=1}^K \tau_k W \text{lb} \left( 1 + \frac{p_k h_k}{\sigma^2} \right), \frac{\tau_c f_m}{C_{\text{cpu}}} \right) + \sum_{k=1}^K \frac{t_k f_k}{C_{\text{cpu}}} \quad (7)$$

相应地, 本文系统的总能耗为

$$E_{\text{total}} = \xi_1 \left[ (P_0 + P_{\text{sc}}) \tau_0 - \sum_{k=1}^K E_k \right] + \xi_2 E_m^e + \xi_3 \left[ \sum_{k=1}^K (p_k + p_{c,k}) \tau_k + \sum_{k=1}^K E_k^e \right] \quad (8)$$

其中,  $P_{\text{sc}}$  和  $p_{c,k}$  分别表示专用能量站及第  $k$  个边缘用户的电路损耗,  $\xi_1 \geq 0$ ,  $\xi_2 \geq 0$  及  $\xi_3 \geq 0$  分别表示专用能量站、边缘计算服务器及传感器能耗的加权因子。因此, 本文系统的计算能效为

$$q_s = \frac{R_{\text{total}}}{E_{\text{total}}} \quad (9)$$

在此基础上, 本文系统的计算能效最大化的优化问题如下所示。

$$\max_{\{\tau_k\}_{k=1}^K, \{t_k\}_{k=1}^K, \{p_k\}_{k=1}^K, \{f_k\}_{k=1}^K, P_0, \tau_0, \tau_c, f_m} q_s \quad (10)$$

$$\text{s.t. } \tau_0 + \sum_{k=1}^K \tau_k + \tau_c \leq T \quad (11)$$

$$\min \left( \sum_{k=1}^K \tau_k W \text{lb} \left( 1 + \frac{p_k h_k}{\sigma^2} \right), \frac{\tau_c f_m}{C_{\text{cpu}}} \right) + \sum_{k=1}^K \frac{t_k f_k}{C_{\text{cpu}}} \geq L_{\text{min}} \quad (12)$$

$$(p_k + p_{c,k}) \tau_k + \varepsilon_k f_k^3 t_k \leq \eta P_0 g_k \tau_0, \forall k \quad (13)$$

$$0 \leq P_0 \leq P_{\max}, p_k \geq 0, \forall k \quad (14)$$

$$0 \leq f_m \leq f_{\max}, 0 \leq f_k \leq f_k^{\max}, \forall k \quad (15)$$

$$0 \leq t_k \leq T, \forall k \quad (16)$$

$$\tau_0 > 0, \tau_c \geq 0, \tau_k \geq 0, \forall k \quad (17)$$

其中,  $L_{\min}$  表示本文系统需要计算的最小任务比特数,  $P_{\max}$  表示专用能量站的最大发射功率,  $f_{\max}$  和  $f_k^{\max}$  分别表示边缘服务器和第  $k$  个边缘用户的最大计算频率。

在式(11)~式(17)中, 式(11)保障了所有边缘用户卸载的任务都能在给定的时间内得以计算; 式(12)约束了所有边缘用户计算的比特数不能小于给定的最小值; 式(13)保障了每个边缘用户消耗的能量不能大于其收集到的能量; 式(14)为专用能量站的最大发射功率约束; 式(15)为边缘服务器及第  $k$  个边缘用户最大计算频率约束。

式(10)~式(17)所示的优化问题是一个高度非凸的分式规划问题, 具体原因有以下 2 个方面。一方面, 系统计算能效  $q_s$  呈现出高度非凸的分式形式; 另一方面, 多个变量之间存在耦合关系(如  $f_k$  和  $t_k$  耦合、 $p_k$  和  $\tau_k$  耦合), 这使部分约束条件也是非凸的, 如式(12)和式(13)。下节将主要阐述如何将式(10)~式(17)所示的优化问题转化为凸问题, 并提出一种低复杂度的迭代算法来获得最优解。

### 3.2 问题转化与求解

为了处理式(10)~式(17)所示优化问题中分式形式的目标函数  $q_s$ , 本文首先借助广义分式规划理论<sup>[29]</sup>将其转化为目标函数为减式的优化问题, 然后通过求解转化后的优化问题来得到原优化问题的最优解。具体而言, 令  $q^*$  表示式(10)~式(17)所示优化问题的最大能效值,  $\{\{\tau_k^*\}_{k=1}^K, \{t_k^*\}_{k=1}^K, \{p_k^*\}_{k=1}^K, \{f_k^*\}_{k=1}^K, P_0^*, \tau_0^*, \tau_c^*, f_m^*\}$  表示该优化问题的最优解。根据广义分式规划理论可以得到<sup>[29]</sup>, 要取得式(10)~式(17)所示优化问题的最优解就必须使式(18)成立, 即

$$\begin{aligned} & \max_{\substack{\{\tau_k^*\}_{k=1}^K, \{t_k^*\}_{k=1}^K, \{p_k^*\}_{k=1}^K, \\ \{f_k^*\}_{k=1}^K, P_0^*, \tau_0^*, \tau_c^*, f_m^*}} R_{\text{total}}(\tau_k, t_k, p_k, f_k, P_0, \tau_0, \tau_c, f_m) - \\ & q^* E_{\text{total}}(\tau_k, t_k, p_k, f_k, P_0, \tau_0, \tau_c, f_m) = \\ & R_{\text{total}}(\tau_k^*, t_k^*, p_k^*, f_k^*, P_0^*, \tau_0^*, \tau_c^*, f_m^*) - \\ & q^* E_{\text{total}}(\tau_k^*, t_k^*, p_k^*, f_k^*, P_0^*, \tau_0^*, \tau_c^*, f_m^*) = 0 \quad (18) \end{aligned}$$

基于式(18)及文献[29], 本文提出了一种迭代算法来求解式(10)~式(17)所示的优化问题, 该算法的具体步骤如算法 1 所示。从算法 1 中可知, 本文需要在给定  $q$  的情况下, 求解出式(19)的最优解, 其表示为  $\{\{\tau_k^+\}_{k=1}^K, \{t_k^+\}_{k=1}^K, \{p_k^+\}_{k=1}^K, \{f_k^+\}_{k=1}^K, P_0^+, \tau_0^+, \tau_c^+, f_m^+\}$ 。

在此基础上, 计算该最优解对应的系统计算能效值, 即  $q^+ = \frac{R_{\text{total}}(\tau_k^+, t_k^+, p_k^+, f_k^+, P_0^+, \tau_0^+, \tau_c^+, f_m^+)}{E_{\text{total}}(\tau_k^+, t_k^+, p_k^+, f_k^+, P_0^+, \tau_0^+, \tau_c^+, f_m^+)}$ 。令  $\varepsilon$  表示算法最大容忍误差。当终止条件  $|q^+ - q| \leq \varepsilon$

成立时, 得到的最优解就是式(10)~式(17)所示优化问题的最优解, 算法的迭代终止; 否则, 需要更新  $q$  的值为  $q^+$ , 然后重复以上的步骤直到迭代终止。

当终止条件  $|q^+ - q| \leq \varepsilon$  成立时, 得到的最优解就是式(10)~式(17)所示优化问题的最优解, 算法的迭代终止; 否则, 需要更新  $q$  的值为  $q^+$ , 然后重复以上的步骤直到迭代终止。

$$\begin{aligned} & \max_{\substack{\{\tau_k^+\}_{k=1}^K, \{t_k^+\}_{k=1}^K, \{p_k^+\}_{k=1}^K, \{f_k^+\}_{k=1}^K, \\ P_0^+, \tau_0^+, \tau_c^+, f_m^+}} R_{\text{total}}(\tau_k, t_k, p_k, f_k, P_0, \tau_0, \tau_c, f_m) - \\ & q E_{\text{total}}(\tau_k, t_k, p_k, f_k, P_0, \tau_0, \tau_c, f_m) \\ & \text{s.t. 式(11)~式(17)} \quad (19) \end{aligned}$$

#### 算法 1 计算能效最大化资源分配方法

- 1) 设置最大容忍误差  $\varepsilon$  与最大的迭代次数  $I_{\max}$
- 2) 初始化  $q$  的值为  $q=0$ , 迭代指数为  $i=1$
- 3) do
- 4) 在给定  $q$  的情况下求解式(19)的最优解, 表示为  $\{\{\tau_k^+\}_{k=1}^K, \{t_k^+\}_{k=1}^K, \{p_k^+\}_{k=1}^K, \{f_k^+\}_{k=1}^K, P_0^+, \tau_0^+, \tau_c^+, f_m^+\}$ , 并得到该最优解对应的系统计算能效  $q^+$
- 5) if  $|q^+ - q| \leq \varepsilon$  then
- 6) 设置  $\text{flag}=1$ , 且式(10)~式(17)所示优化问题的最优解为  $\{\{\tau_k^+\}_{k=1}^K, \{t_k^+\}_{k=1}^K, \{p_k^+\}_{k=1}^K, \{f_k^+\}_{k=1}^K, P_0^+, \tau_0^+, \tau_c^+, f_m^+\}$ , 并输出最优解
- 7) else
- 8) 设置  $q=q^+$ ,  $i=i+1$ ,  $\text{flag}=0$
- 9) end if
- 10) until  $\text{flag}=1$  或  $i=I_{\max}$

因此, 求解式(10)~式(17)所示优化问题的核心在于求解式(19)。相比于式(10)~式(17)所示的优化问题, 式(19)的目标函数更简单且不存在分式形式。然而式(19)仍然是一个非凸的优化问题, 这归因于多个变量之间的耦合关系。接下来, 本文将具体阐述如何求解式(19)。首先, 引入一个松弛变量  $\lambda$  来替代  $R_{\text{total}}$  中的  $\min$  函数, 则式(19)转化为

$$\max_{\{\tau_k\}_{k=1}^K, \{t_k\}_{k=1}^K, \{p_k\}_{k=1}^K, \{f_k\}_{k=1}^K, P_0, \tau_0, \tau_c, f_m, \lambda} \lambda + \sum_{k=1}^K \frac{t_k f_k}{C_{\text{cpu}}} - qE_{\text{total}}(\tau_k, t_k, p_k, f_k, P_0, \tau_0, \tau_c, f_m) \quad (20)$$

$$\text{s.t. 式(11) ~ 式(17)} \quad (21)$$

$$\sum_{k=1}^K \tau_k W \text{lb} \left( 1 + \frac{p_k h_k}{\sigma^2} \right) \geq \lambda \quad (22)$$

$$\frac{\tau_c f_m}{C_{\text{cpu}}} \geq \lambda \quad (23)$$

为了消除多个变量之间的耦合关系, 本文引入以下辅助变量:  $P_k = p_k \tau_k$ ,  $x_k = t_k f_k$ ,  $y_k = t_k f_k^3$ ,  $x_m = \tau_c f_m$ ,  $y_m = \tau_c f_m^3$  及  $z = P_0 \tau_0$ 。相应地, 部分优化变量表示为  $p_k = \frac{P_k}{\tau_k}$ 、 $t_k = \sqrt{\frac{x_k^3}{y_k}}$ 、 $f_k = \sqrt{\frac{y_k}{x_k}}$ 、 $\tau_c = \sqrt{\frac{x_m^3}{y_m}}$ 、 $f_m = \sqrt{\frac{y_m}{x_m}}$  及  $P_0 = \frac{z}{\tau_0}$ 。将它们代入式(20)~式(23)所示的优化问题, 可以得到

$$\max_{\{\tau_k\}_{k=1}^K, \{x_k\}_{k=1}^K, \{P_k\}_{k=1}^K, \{y_k\}_{k=1}^K, z, \tau_0, x_m, y_m, \lambda} \lambda + \sum_{k=1}^K \frac{x_k}{C_{\text{cpu}}} - qE_s \quad (24)$$

$$\text{s.t. } \tau_0 + \sum_{k=1}^K \tau_k + \sqrt{\frac{x_m^3}{y_m}} \leq T \quad (25)$$

$$\lambda + \sum_{k=1}^K \frac{x_k}{C_{\text{cpu}}} \geq L_{\min} \quad (26)$$

$$P_k + p_{c,k} \tau_k + \varepsilon_k y_k \leq \eta g_k z, \forall k \quad (27)$$

$$0 \leq z \leq P_{\max} \tau_0, P_k \geq 0, \forall k, \quad (28)$$

$$0 \leq y_m \leq x_m f_{\max}^2, 0 \leq y_k \leq x_k (f_k^{\max})^2, \forall k \quad (29)$$

$$\sqrt{\frac{x_k^3}{y_k}} \leq T, x_k \geq 0, y_k \geq 0, \forall k \quad (30)$$

$$\tau_0 > 0, x_m \geq 0, \tau_k \geq 0, \forall k \quad (31)$$

$$\sum_{k=1}^K \tau_k W \text{lb} \left( 1 + \frac{P_k h_k}{\tau_k \sigma^2} \right) \geq \lambda \quad (32)$$

$$\frac{x_m}{C_{\text{cpu}}} \geq \lambda \quad (33)$$

其中,  $E_s = \xi_1 \left( z + P_{\text{sc}} \tau_0 - \sum_{k=1}^K \eta z g_k \right) + \xi_2 \varepsilon_m y_m + \xi_3 \cdot \left[ \sum_{k=1}^K (P_k + p_{c,k} \tau_k) + \sum_{k=1}^K \varepsilon_k y_k \right]$ 。

**引理 1** 式(24)~式(33)所示的优化问题是一个凸问题。

证明过程见附录 1。

根据引理 1, 本文直接利用凸优化方法来获得式(24)~式(33)所示优化问题的最优解, 结合算法 1 可以获得式(10)~式(17)所示优化问题的最优解。

下面分析算法 1 的复杂度。假设使用内点法来获得式(24)~式(33)所示优化问题的最优解且算法 1 的迭代次数为  $N_u$ 。根据文献[30-31] 可以得到, 算法 1 的计算复杂度为  $N_u O(\sqrt{m_1} \log(m_1))$ , 其中,

$m_1$  表示式(24)~式(33)所示优化问题中不等式约束条件的个数。尽管可以通过算法 1 来获得系统计算能效最大化的资源分配方案, 但这种方式无法得知最优资源分配方案中参数的特征, 因此下文利用凸优化理论来分析最优解的取值特征。

### 3.3 最优解分析

**引理 2** 针对无线供能边缘计算网络, 当获得式(10)~式(17)所示优化问题的最优解时, 所有边缘用户卸载的任务比特数刚好被边缘服务器计算, 即

$$\sum_{k=1}^K \tau_k^* W \text{lb} \left( 1 + \frac{p_k^* h_k}{\sigma^2} \right) = \frac{\tau_c^* f_m^*}{C_{\text{cpu}}}$$

其中, 带“\*”符号表示式(10)~式(17)所示优化问题中优化变量的最优解。

证明过程见附录 2。

**讨论 1** 根据引理 2 可知, 一旦无线供能边缘计算网络取得最大的系统计算能效, 所有边缘用户卸载的任务比特数必须刚好被边缘服务器计算。也就是说, 边缘服务器不能计算所有接收的任务的情况是不存在的。

接下来, 本文采用拉格朗日对偶法来推导部分变量的最优表达式。令  $\mathbf{a}=[\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4, \alpha_5, \alpha_6]$ 、 $\boldsymbol{\omega}=[\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_k]$ 、 $\mathbf{v}=[v_1, v_2, \dots, v_k]$  和  $\boldsymbol{\mu}=[\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_k]$ , 它们均表示非负的拉格朗日乘子。利用上述的拉格朗日乘子, 将式(24)~式(33)所示优化问题中目标函数与约束条件组合到一起, 构建一个拉格朗日函数  $\mathcal{L}(\mathbf{a}, \boldsymbol{\mu}, \mathbf{v}, \boldsymbol{\omega})$ , 即

$$\begin{aligned} \mathcal{L}(\mathbf{a}, \boldsymbol{\mu}, \mathbf{v}, \boldsymbol{\omega}) = & \lambda + \sum_{k=1}^K \frac{x_k}{C_{\text{cpu}}} - q \left( \xi_1 \left( z + P_{\text{sc}} \tau_0 - \sum_{k=1}^K \eta z g_k \right) + \xi_2 \varepsilon_m y_m \right) - \\ & q \xi_3 \sum_{k=1}^K (P_k + p_{c,k} \tau_k + \varepsilon_k y_k) + \alpha_3 (P_{\max} \tau_0 - z) - \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
& \alpha_1 \left( \tau_0 + \sum_{k=1}^K \tau_k + \sqrt{\frac{x_m^3}{y_m}} - T \right) + \alpha_2 \left( \lambda + \sum_{k=1}^K \frac{x_k}{C_{\text{cpu}}} - L_{\min} \right) + \\
& \alpha_4 \left( x_m f_{\max}^2 - y_m \right) + \sum_{k=1}^K \mu_k \left( \eta g_k z - P_k - p_{c,k} \tau_k - \varepsilon_k y_k \right) + \\
& \alpha_5 \left( \sum_{k=1}^K \tau_k W \ln \left( 1 + \frac{P_k h_k}{\tau_k \sigma^2} \right) - \lambda \right) + \sum_{k=1}^K v_k x_k \left( f_k^{\max} \right)^2 - \\
& \sum_{k=1}^K v_k y_k + \sum_{k=1}^K \omega_k \left( T - \sqrt{\frac{x_k^3}{y_k}} \right) + \alpha_6 \left( \frac{x_m}{C_{\text{cpu}}} - \lambda \right) \quad (34)
\end{aligned}$$

对式(34)部分变量求偏导, 可得

$$\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial y_m} = \frac{\alpha_1}{2} \sqrt{\frac{x_m^3}{y_m^3}} - \alpha_4 - q \xi_2 \varepsilon_m \quad (35)$$

$$\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial x_m} = \frac{\alpha_6}{C_{\text{cpu}}} + \alpha_4 f_{\max}^2 - \frac{3\alpha_1}{2} \sqrt{\frac{x_m}{y_m}} \quad (36)$$

$$\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial y_k} = \frac{\omega_k}{2} \sqrt{\frac{x_k^3}{y_k^3}} - (\mu_k + q \xi_3) \varepsilon_k - v_k \quad (37)$$

$$\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial x_k} = \frac{1 + \alpha_2}{C_{\text{cpu}}} + v_k \left( f_k^{\max} \right)^2 - \frac{3\omega_k}{2} \sqrt{\frac{x_k}{y_k}} \quad (38)$$

$$\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial P_k} = \frac{\alpha_5 W h_k \tau_k}{(\tau_k \sigma^2 + P_k h_k) \ln 2} - q \xi_3 - \mu_k \quad (39)$$

根据 KKT (Karush-Kuhn-Tucker) 条件可知, 当式(24)~式(33)所示的优化问题得到最优解时, 式(35)~式(39)所示的一阶偏导数必须都等于 0。令  $\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial y_m} = \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial x_m} = 0$ , 可以得到边缘服务器上最佳计算频率为

$$f_m^* = \sqrt{\frac{y_m^*}{x_m^*}} = \left[ \frac{\alpha_1}{2(\alpha_4 + q \xi_2 \varepsilon_m)} \right]^+ = \left[ \frac{3\alpha_1 C_{\text{cpu}}}{2(\alpha_6 + \alpha_4 f_{\max}^2 C_{\text{cpu}})} \right]^+ \quad (40)$$

其中,  $[x]^+ = \max\{x, 0\}$ 。类似地, 也可以计算出第  $k$  个边缘用户的最佳计算频率  $f_k^*$  的闭式解。令

$$\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial y_k} = \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial x_k} = 0, \text{ 则 } f_k^* \text{ 为}$$

$$\begin{aligned}
f_k^* &= \sqrt{\frac{y_k^*}{x_k^*}} = \left[ \frac{\omega_k}{2(\mu_k \varepsilon_k + q \xi_3 \varepsilon_k + v_k)} \right]^+ = \\
& \left[ \frac{3\omega_k C_{\text{cpu}}}{2(1 + \alpha_2 + v_k (f_k^{\max})^2 C_{\text{cpu}})} \right]^+ \quad (41)
\end{aligned}$$

令  $\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial P_k} = 0$ , 可以得到每个边缘用户的最佳发射

功率  $p_k^*$  为

$$p_k^* = \frac{P_k^*}{\tau_k^*} = \left[ \frac{\alpha_5 W}{(q \xi_3 + \mu_k) \ln 2} - \frac{\sigma^2}{h_k} \right]^+ \quad (42)$$

**讨论 2** 从式(40)可以看出, 当  $f_m^* > 0$  时,  $f_m^*$  的取值随着系统计算能效的增大而减小, 这也意味着在给定的约束条件下, 为了最大化系统的计算能效, 边缘服务器需要尽量降低自身的计算频率。此外, 由于  $f_m^* > 0$  成立, 因此  $\alpha_1 > 0$  也必须成立。根据 KKT 条件, 本文又发现最佳的能量收集时间、每个边缘用户最佳卸载时间及边缘服务器上最佳计算时间

需满足  $-\alpha_1 \left( \tau_0^* + \sum_{k=1}^K \tau_k^* + \sqrt{\frac{(x_m^*)^3}{y_m^*}} - T \right) = 0$ 。结合  $\alpha_1 > 0$

得到  $\tau_0^* + \sum_{k=1}^K \tau_k^* + \tau_c^* = T$ 。这表明当边缘用户将任务

卸载到边缘服务器上时, 为了最大化本文系统的计算能效, 边缘服务器将采用尽可能多的时间来计算接收的任务, 即  $\tau_c^* = T - \left( \tau_0^* + \sum_{k=1}^K \tau_k^* \right)$ 。值得注意的是,

当所有的边缘用户只做本地计算 (即  $f_m^* = 0$ ) 时, 有  $\tau_k^* = 0$ ,  $\tau_c^* = 0$  且  $\tau_0^*$  为小于或等于  $T$  的某个值。同样地, 根据式(41), 当  $f_k^* > 0$  时, 所有边缘用户上的最佳计算频率也随着系统计算能效的增加而减小, 且  $f_k^* > 0$  使  $\omega_k > 0$  成立。结合  $\omega_k \left( T - \sqrt{\frac{(x_k^*)^3}{y_k^*}} \right) = 0$

得到第  $k$  个边缘用户进行本地计算的最佳时间为  $t_k^* = T$ 。当所有用户都不做本地计算 (即  $f_k^* = 0$ ) 时, 有  $t_k^* = 0$ , 这也进一步说明了为何现有的工作<sup>[17-21, 26-28]</sup>

中都假设每个边缘用户在整个传输时隙中做本地计算。从式(42)可以看出, 每个边缘用户选择卸载任务到边缘服务器上仅当该边缘用户与边缘服务器之间的信道条件足够好时。具体而言, 对于第  $k$  个边缘用户,  $h_k > \frac{\sigma^2 (q \xi_3 + \mu_k) \ln 2}{\alpha_5 W}$  必须成立以确保传

输功率及卸载速率大于零。

4 仿真分析

#### 4 仿真分析

本节将通过计算机仿真来验证本文所提方案的优越性与有效性。如无特别说明, 本节采用的仿真参数如下<sup>[7, 28]</sup>:  $K=4$ ,  $P_{\max}=3\text{W}$ ,  $T=1\text{s}$ ,  $W=$

1 MHz,  $\eta = 0.6$ ,  $P_{sc} = 10$  mW,  $C_{cpu} = 1\ 000$  Cycles/bit,  $\varepsilon_m = 10^{-28}$  Joule/(s·Hz<sup>3</sup>)<sup>-1</sup>,  $\varepsilon_1 = \varepsilon_2 = \varepsilon_3 = \varepsilon_4 = 10^{-26}$  Joule/(s·Hz<sup>3</sup>),  $f_{max} = 10$  GHz,  $f_{max}^1 = f_{max}^2 = f_{max}^3 = f_{max}^4 = 500$  MHz,  $L_{min} = 6 \times 10^5$  bit,  $\xi_1 = \xi_2 = \xi_3 = 1$ ,  $p_{c,1} = p_{c,2} = p_{c,3} = p_{c,4} = 1$  mW。本文采用的信道模型为  $g_k = g'_k d_{0k}^{-\alpha}$  和  $h_k = h'_k d_{1k}^{-\alpha}$ , 其中,  $g'_k$  和  $h'_k$  分别表示第  $k$  个边缘用户与专用能量站及边缘服务器之间的小尺度信道衰落;  $d_{0k}$  和  $d_{1k}$  分别表示第  $k$  个边缘用户与专用能量站及边缘服务器之间的距离;  $\alpha$  表示路损因子。在此基础上, 本文设置  $\alpha = 3$ 、 $d_{01} = 4.5$  m、 $d_{02} = 5$  m、 $d_{03} = 4.8$  m 和  $d_{04} = 4$  m。根据文献[32], 本文令  $H_k = \frac{d_{1k}^{-\alpha}}{\sigma^2}$  且设置  $H_1 = 110$ 、 $H_2 = 90$ 、 $H_3 = 70$ 、 $H_4 = 50$ 。

图 2 展示了不同  $L_{min}$  下本文所提算法的收敛性。由图 2 中可以看出, 本文所提算法能在有限的迭代次数 (如 3 次) 内达到收敛状态, 这显示了本文所提算法的计算是有效的。

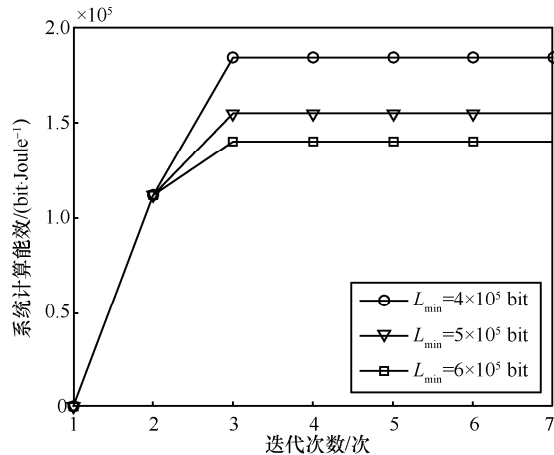


图 2 本文所提算法的收敛性

图 3 描绘了不同方案下平均系统计算能效随系统最小计算任务  $L_{min}$  变化的情况。为了彰显本文所提方案的优越性, 将本文所提方案与其他 4 种方案进行比较。用于比较的 4 种方案分别为本地计算方案、全部卸载方案、二元制计算卸载方案和计算比特数最大化方案。本地计算方案中每个边缘用户仅执行本地计算而不进行任务卸载。全部卸载方案中所有的边缘用户都将任务卸载到边缘服务器上而不进行本地计算。二元制计算卸载方案中所有的边缘用户要么在本地计算所有的任务, 要么将所有的任务都卸载到边缘服务器上计算。值得注意的是, 本文所提方案、本地

计算方案、全部卸载方案及二元制计算卸载方案都致力于最大化系统计算能效, 而计算比特数最大化方案则以最大化系统计算比特数为优化目标。另外, 以上 5 种方案都在相同的约束条件下优化得到且 5 种方案下的结果都为 100 个信道的平均结果。由图 3 可以看出, 所有方案下的平均系统计算能效都随着  $L_{min}$  的增大而呈现出下降的趋势, 原因有以下两点。一方面, 随着  $L_{min}$  的增大, 本文所提方案、本地计算方案与全部卸载方案的能耗也不断增加且增长的速度高于计算比特数的增长速度, 从而导致计算能效的降低; 另一方面, 对于较大的  $L_{min}$ , 信道状态不好时系统计算能效因不能满足式(12)而被设为 0, 从而导致平均系统计算能效的降低。通过比较也可以看出, 与其他 4 种方案相比, 本文所提方案能够取得更高的系统计算能效。另外, 二元制计算卸载方案总是优于本地计算方案和全部卸载方案, 原因有以下两方面。一方面, 本地计算方案与全部卸载方案可视作本文所提方案和二元制计算卸载方案的 2 个特例, 因而不能优于本文所提方案和二元制计算卸载方案。比如, 令式(10)~式(17)所示的优化问题中优化变量  $\tau_k = 0$ 、 $p_k = 0$ 、 $\tau_c = 0$ 、 $f_m = 0$ , 然后进行优化可得到本地计算方案; 令式(10)~式(17)所示的优化问题中优化变量  $f_k = 0$ 、 $t_k = 0$ , 然后进行优化可得到全部卸载方案。另一方面, 比起二元制计算卸载方案, 本文所提方案能更好地利用资源来最大化系统计算能效。另外, 计算比特数最大化方案并非以计算能效最大化为目标来分配资源的。

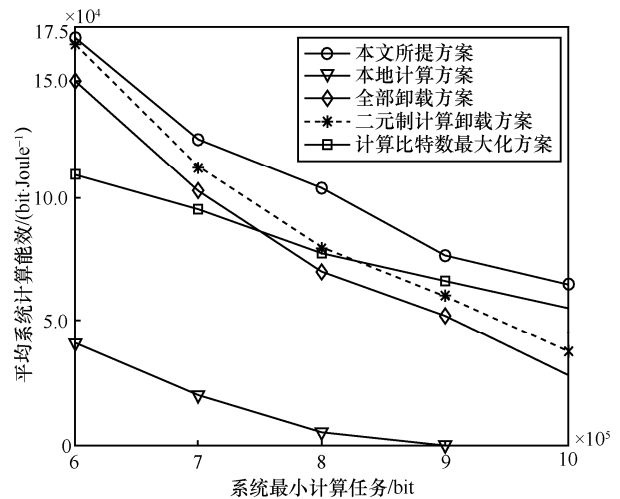


图 3 平均系统计算能效随系统最小计算任务变化的情况

图 4 描绘了不同方案下平均计算能效随边缘用户数  $K$  变化的情况。所有边缘用户与专用能量站、边缘服务器之间的距离设置如下： $d_{01} = 4.5 \text{ m}$ ， $d_{02} = 5 \text{ m}$ ， $d_{03} = 4.8 \text{ m}$ ， $d_{04} = 4 \text{ m}$ ， $d_{05} = 3.5 \text{ m}$ ， $d_{06} = 3 \text{ m}$ ， $d_{07} = 3.8 \text{ m}$ ， $H_1=120$ ， $H_2=110$ ， $H_3=100$ ， $H_4=90$ ， $H_5=80$ ， $H_6=70$  及  $H_7=50$ 。由图 4 可以看出，随着  $K$  的增加，所有方案下的平均系统计算能效都随之增大。这是由于随着  $K$  的增加，信道状态更好的用户能分配到更多的资源，从而提升系统计算能效。通过比较也可以发现，就系统计算能效而言，本文所提方案优于其他方案。

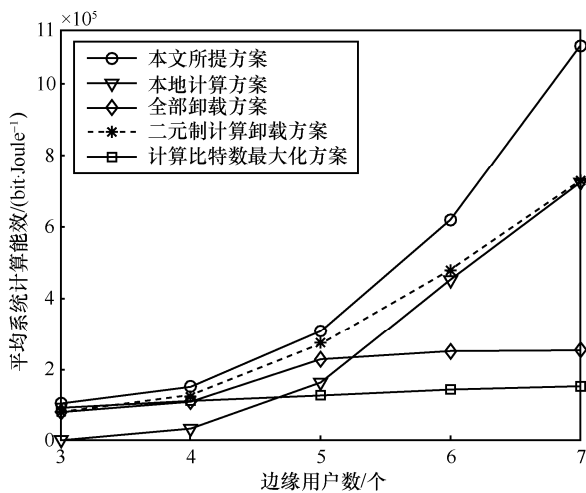


图 4 平均系统计算能效随边缘用户数变化的情况

图 5 刻画了不同加权因子比值  $\frac{\xi_3}{\xi_2}$  下平均系统计算能效及计算比特数所占比例变化情况，其中  $\xi_1=\xi_2=1$ 。图 5(a)反映了不同方案下平均系统计算能效随着  $\frac{\xi_3}{\xi_2}$  变化而变化的情况。由图 5(a)可以看出，随着  $\frac{\xi_3}{\xi_2}$  的不断增大，本文所提方案、本地计算方案及全部卸载方案下的平均系统计算能效都呈现出下降的趋势。这是因为  $\xi_3$  的取值将随着  $\frac{\xi_3}{\xi_2}$  的增加而不断增加，而不断增加的  $\xi_3$  使边缘用户的能耗在系统总能耗中的比重越来越高，并带来系统总能耗的增加，从而导致了系统计算能效的降低。通过比较可以看出，不同加权因子设置下本文所提方案总是优于本地计算方案以及全部卸载方案。另外也可以看出，不同加权因子设置下全部卸载方案取得的系统计算能效高于本地计算方案。图 5(b)描绘了不同加权因子比值

$\frac{\xi_3}{\xi_2}$  下本地计算完成的总比特数、卸载总比特数及边缘服务器计算的总比特数与系统所完成的总计算比特数的比值变化情况。可以看出，随着  $\frac{\xi_3}{\xi_2}$  的不断增大，卸载总比特数及边缘服务器计算的总比特数所占比例都将随之增加，而本地计算完成的总比特数所占比例呈现下降的趋势。这是因为随着  $\frac{\xi_3}{\xi_2}$  的增加，边缘用户将卸载更多的任务到边缘服务器，从而降低本地计算的比特数及本地计算能耗，实现降低系统总能耗的目的。另外也可以发现，不同加权因子比值  $\frac{\xi_3}{\xi_2}$  下卸载总比特数与边缘服务器计算的总比特数所占比例总是相同的，这也验证了本文引理 2 的正确性。

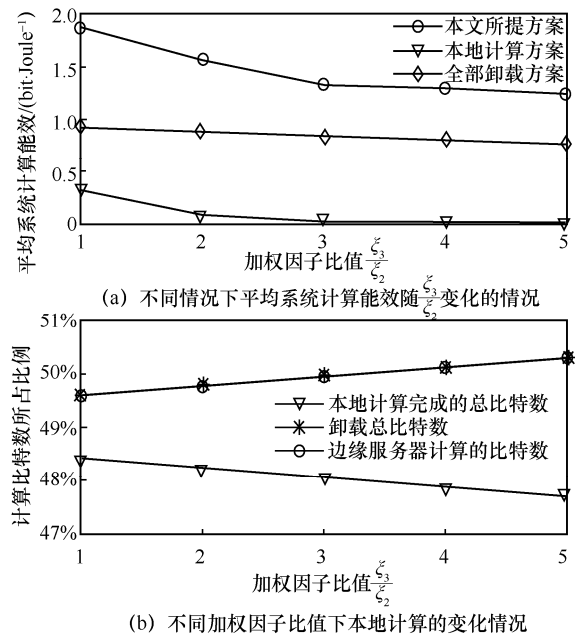


图 5 不同加权因子比值下平均系统计算能效及计算比特数所占比例的变化情况

### 5 结束语

从系统的角度出发，本文研究了无线供能边缘计算网络中计算能效最大化资源分配方案。考虑边缘服务器有限的计算能力，本文建立了一个系统计算能效最大化的多维资源优化问题，并提出一种迭代算法来得到最优解，然后推导了部分最优解的闭合表达式并在此基础上分析了最优解情况。仿真结果验证了所提迭代算法的有效性及其所提资源分配方法所能完成的系统计算能效远高于其他同类资源分配方法。

### 附录 1 引理 1 的证明

从式(24)~式(33)可以看出, 目标函数式(24)为线性函数, 式(26)~式(29)、式(31)及式(33)所示的约束条件也为线性约束。若式(25)、式(30)及式(32)所示的约束条件为凸约束, 则式(24)~式(33)所示的优化问题为一个凸问题。对于式(25)

和式(30), 只要函数  $f_1(x,y) = \sqrt{\frac{y^3}{x}}$  为关于变量  $x$  和  $y$  的联合凸函数, 则式(25)和式(30)所示的约束条件都为凸约束。为了验证函数  $f_1(x,y)$  的凹凸性, 本文对该函数关于变量  $x$  和  $y$  的二阶偏导和混合偏导进行了计算, 即

$$\nabla^2 f_1(x,y) = \begin{bmatrix} \frac{3y^{\frac{3}{2}}}{4x^{\frac{5}{2}}} & -\frac{3\sqrt{y}}{4x^{\frac{3}{2}}} \\ -\frac{3\sqrt{y}}{4x^{\frac{3}{2}}} & \frac{3}{4\sqrt{x}\sqrt{y}} \end{bmatrix} \quad (43)$$

由于式(43)中的黑塞矩阵一阶行列式大于 0, 二阶行列式等于 0, 因此黑塞矩阵为半正定矩阵, 式(25)和式(30)所示的约束条件均是凸约束。对于式(32), 只要函数  $f_2(x,y) = x \ln\left(1 + \frac{y}{x}\right)$  为关于变量  $x$  和  $y$  的联合凹函数, 则式(32)所示的约束条件为凸约束。同样地, 本文计算出函数  $f_2(x,y)$  关于变量  $x$  和  $y$  的二阶偏导和混合偏导, 为

$$\nabla^2 f_2(x,y) = \begin{bmatrix} \frac{-y^2}{xy^2 + 2x^2y + x^3} & \frac{y}{y^2 + 2xy + x^2} \\ \frac{y}{y^2 + 2xy + x^2} & \frac{-x}{y^2 + 2xy + x^2} \end{bmatrix} \quad (44)$$

由于式(44)中的一阶行列式小于 0, 二阶行列式等于 0, 因此黑塞矩阵为半负定矩阵, 式(32)所示的约束条件也是凸约束。由此可知, 式(24)~式(33)所示的优化问题是一个凸问题。

### 附录 2 引理 2 的证明

本文借助反证法来证明引理 2 的成立。具体而言, 假设式(10)~式(17)所示优化问题的最优解为  $\{\{\tau_k^*\}_{k=1}^K, \{t_k^*\}_{k=1}^K,$

$\{p_k^*\}_{k=1}^K, \{f_k^*\}_{k=1}^K, P_0^*, \tau_0^*, \tau_c^*, f_m^*\}$  且该最优解能同时满足式

(11)~式(17)及  $\sum_{k=1}^K \tau_k^* \text{Wlb}\left(1 + \frac{p_k^* h_k}{\sigma^2}\right) \neq \frac{\tau_c^* f_m^*}{C_{\text{cpu}}}$ 。也就是说,

$\sum_{k=1}^K \tau_k^* \text{Wlb}\left(1 + \frac{p_k^* h_k}{\sigma^2}\right)$  要么总是大于  $\frac{\tau_c^* f_m^*}{C_{\text{cpu}}}$ , 要么总是小于

$\frac{\tau_c^* f_m^*}{C_{\text{cpu}}}$ 。当  $\sum_{k=1}^K \tau_k^* \text{Wlb}\left(1 + \frac{p_k^* h_k}{\sigma^2}\right) > \frac{\tau_c^* f_m^*}{C_{\text{cpu}}}$  成立时, 本文系统的最

优计算能效为

$$q_s^* = \frac{\frac{\tau_c^* f_m^*}{C_{\text{cpu}}} + \sum_{k=1}^K \frac{t_k^* f_k^*}{C_{\text{cpu}}}}{E_{\text{total}}(\tau_k^*, t_k^*, p_k^*, f_k^*, P_0^*, \tau_0^*, \tau_c^*, f_m^*)} \quad (45)$$

在此基础上, 式(10)~式(17)所示优化问题还可以构造

另一个解, 即  $\{\{\tau_k^\circ\}_{k=1}^K, \{t_k^\circ\}_{k=1}^K, \{p_k^\circ\}_{k=1}^K, \{f_k^\circ\}_{k=1}^K, P_0^\circ, \tau_0^\circ, \tau_c^\circ, f_m^\circ\}$  且满

足  $\tau_k^\circ = \tau_k^*, t_k^\circ = t_k^*, f_k^\circ = f_k^*, P_0^\circ = P_0^*, \tau_0^\circ = \tau_0^*, \tau_c^\circ = \tau_c^*, f_m^\circ = f_m^*$  及  $\sum_{k=1}^K \tau_k^\circ \text{Wlb}\left(1 + \frac{p_k^\circ h_k}{\sigma^2}\right) = \frac{\tau_c^\circ f_m^\circ}{C_{\text{cpu}}}$ 。很显然, 所构造的解满足原优化

问题的所有约束条件。相应地, 该情况下的计算能效为

$$q_s^\circ = \frac{\frac{\tau_c^\circ f_m^\circ}{C_{\text{cpu}}} + \sum_{k=1}^K \frac{t_k^\circ f_k^\circ}{C_{\text{cpu}}}}{E_{\text{total}}(\tau_k^\circ, t_k^\circ, p_k^\circ, f_k^\circ, P_0^\circ, \tau_0^\circ, \tau_c^\circ, f_m^\circ)} \quad (46)$$

由于  $\sum_{k=1}^K \tau_k^\circ \text{Wlb}\left(1 + \frac{p_k^\circ h_k}{\sigma^2}\right) = \frac{\tau_c^\circ f_m^\circ}{C_{\text{cpu}}} = \frac{\tau_c^* f_m^*}{C_{\text{cpu}}} < \sum_{k=1}^K \tau_k^* \text{Wlb}\left(1 + \frac{p_k^* h_k}{\sigma^2}\right)$  成立,

因此可以得到  $p_k^\circ < p_k^*$  及

$$\begin{aligned} E_{\text{total}}(\tau_k^\circ, t_k^\circ, p_k^\circ, f_k^\circ, P_0^\circ, \tau_0^\circ, \tau_c^\circ, f_m^\circ) < \\ E_{\text{total}}(\tau_k^*, t_k^*, p_k^*, f_k^*, P_0^*, \tau_0^*, \tau_c^*, f_m^*) \end{aligned} \quad (47)$$

结合式(45)~式(47), 可以发现  $q_s^* < q_s^\circ$ 。这与最初的假

设相违背。当  $\sum_{k=1}^K \tau_k^* \text{Wlb}\left(1 + \frac{p_k^* h_k}{\sigma^2}\right) < \frac{\tau_c^* f_m^*}{C_{\text{cpu}}}$  时, 本文系统的最优计算能效为

$$q_s^* = \frac{\sum_{k=1}^K \tau_k^* \text{Wlb}\left(1 + \frac{p_k^* h_k}{\sigma^2}\right) + \sum_{k=1}^K \frac{t_k^* f_k^*}{C_{\text{cpu}}}}{E_{\text{total}}(\tau_k^*, t_k^*, p_k^*, f_k^*, P_0^*, \tau_0^*, \tau_c^*, f_m^*)} \quad (48)$$

同样地, 也可以构建出一个解  $\{\{\tau_k'\}_{k=1}^K, \{t_k'\}_{k=1}^K, \{p_k'\}_{k=1}^K,$

$\{f_k'\}_{k=1}^K, P_0', \tau_0', \tau_c', f_m'\}$  且  $\tau_k' = \tau_k^*, t_k' = t_k^*, f_k' = f_k^*, p_k' = p_k^*,$

$P_0' = P_0^*, \tau_0' = \tau_0^*, \tau_c' = \tau_c^*$  及  $\sum_{k=1}^K \tau_k' \text{Wlb}\left(1 + \frac{p_k' h_k}{\sigma^2}\right) = \frac{\tau_c' f_m'}{C_{\text{cpu}}}$ 。将

该解代入式(11)~式(17)所示的约束条件中, 可以发现该解为式(10)~式(17)所示优化问题的可行解。在此基础上, 该解下的计算能效为

$$q_s' = \frac{\sum_{k=1}^K \tau_k' \text{Wlb}\left(1 + \frac{p_k' h_k}{\sigma^2}\right) + \sum_{k=1}^K \frac{t_k' f_k'}{C_{\text{cpu}}}}{E_{\text{total}}(\tau_k', t_k', p_k', f_k', P_0', \tau_0', \tau_c', f_m')} \quad (49)$$

因为  $\frac{\tau_c' f_m'}{C_{\text{cpu}}} = \sum_{k=1}^K \tau_k' \text{Wlb}\left(1 + \frac{p_k' h_k}{\sigma^2}\right) = \sum_{k=1}^K \tau_k^* \text{Wlb}\left(1 + \frac{p_k^* h_k}{\sigma^2}\right) < \frac{\tau_c^* f_m^*}{C_{\text{cpu}}}$ ,

所以可以得到  $f_m' < f_m^*$  和式(50)所示的不等式。

$$E_{\text{total}}(\tau_k', t_k', p_k', f_k', P_0', \tau_0', \tau_c', f_m') < E_{\text{total}}(\tau_k^*, t_k^*, p_k^*, f_k^*, P_0^*, \tau_0^*, \tau_c^*, f_m^*) \quad (50)$$

结合式(48)~式(50), 可以发现  $q_s^* < q'_s$ 。这与假设

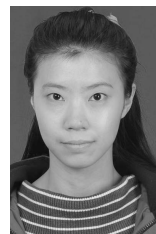
$$\sum_{k=1}^K \tau_k^* W \ln \left( 1 + \frac{p_k^* h_k}{\sigma^2} \right) < \frac{\tau_c^* f_m^*}{C_{\text{cpu}}} \text{ 相矛盾。综上, 引理 2 得证。}$$

## 参考文献:

- [1] 6G Flagship Research Program. Key drivers and research challenges for 6G ubiquitous wireless intelligence (white paper)[R]. (2019-09) [2020-04-22]
- [2] XU L D, HE W, LI S. Internet of things in industries: a survey[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2014, 10(4): 2233-2243.
- [3] YE Y, LI Y, WANG D, et al. Optimal transmission schemes for DF relaying networks using SWIPT[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2018, 67(8): 7062-7072.
- [4] 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.
- [5] SHI W S, SUN H, CAO J, et al. Edge computing: an emerging computing model for the Internet of everything era[J]. Journal of Computer Research and Development, 2017, 54(5): 907-924.
- [6] HU J, YANG K, WEN G, et al. Integrated data and energy communication network: a comprehensive survey[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2018, 20(4): 3169-3219.
- [7] MAO Y, YOU C, ZHANG J, et al. A survey on mobile edge computing: the communication perspective[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2017, 19(4): 2322-2358.
- [8] YE Y, HU R Q, LU G, et al. Enhance latency-constrained computation in MEC networks using uplink NOMA[J]. IEEE Transactions on Communications, 2020, 68(4): 2409-2425.
- [9] ZHOU Y, LIU L, WANG L, et al. Service aware 6G: an intelligent and open network based on convergence of communication, computing and caching[J]. Digital Communication Networks, 2020, doi: 10.1016/j.dcan.2020.05.003.
- [10] ZHOU Y, TIAN L, LIU L, et al. Fog computing enabled future mobile communication networks: a convergence of communication and computing[J]. IEEE Communications Magazine, 2019, 57(5): 20-27.
- [11] LIM H, HWANG T. User-centric energy efficiency optimization for MISO wireless powered communications[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2019, 18(2): 864-878.
- [12] LU W, XU X, HUANG G, et al. Energy efficiency optimization in SWIPT enabled WSNs for smart agriculture[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, doi: 10.1109/TII.2020.2996672.
- [13] LEE K, LEE J, CHOI H. Learning-based joint optimization of transmit power and harvesting time in wireless-powered networks with co-channel interference[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(3): 3500-3504.
- [14] 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, doi: 10.1109/TMC.2020.2994232.
- [15] YE Y, SHI L, SUN H, et al. System-centric computation energy efficiency for distributed NOMA-based MEC networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(8): 8938-8948.
- [16] XIAO Z, DAI X X, JIANG H B, et al. Vehicular task offloading via heat-aware MEC cooperation using game-theoretic method[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2020, 7(3): 2038-2052.
- [17] YOU C, HUANG K, CHAE H. Energy efficient mobile cloud computing powered by wireless energy transfer[J]. IEEE Journal of Selected Areas in Communications, 2016, 34(5): 1757-1771.
- [18] 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.
- [19] HUANG L, BI S, ZHANG Y J. Deep reinforcement learning for online computation offloading in wireless powered mobile-edge computing networks[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2019, doi: 10.1109/TMC.2019.2928811.

- [20] ZENG M, DU R, FODOR V, et al. Computation rate maximization for wireless powered mobile edge computing with NOMA[C]// IEEE International Symposium on a World of Wireless, Mobile and Multimedia Networks. Piscataway: IEEE Press, 2019: 1-9.
- [21] ZHOU F, WU Y, HU R, et al. Computation rate maximization in UAV-enabled wireless-powered mobile-edge computing systems[J]. IEEE Journal of Selected Areas in Communications, 2018, 36(9): 1927-1941.
- [22] 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, 17(3): 1784-1797.
- [23] HU X, WONG K, YANG K. Wireless powered cooperation-assisted mobile edge computing[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2018, 17(4): 2375-2388.
- [24] MAO S, LENG S, YANG K, et al. Fair energy-efficient scheduling in wireless powered full-duplex mobile-edge computing systems[C]// IEEE Global Communications Conference. Piscataway: IEEE Press, 2017: 1-6.
- [25] JI L, GUO S. Energy-efficient cooperative resource allocation in wireless powered mobile edge computing[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2019, 6(3): 4744-4754.
- [26] LIM H, HWANG T. Energy-efficient computing for wireless powered mobile edge computing systems[C]//IEEE Vehicular Technology Conference-Fall. Piscataway: IEEE Press, 2019: 1-5.
- [27] ZHOU F, SUN H, CHU Z, et al. Computation efficiency maximization for wireless-powered mobile edge computing[C]//IEEE Global Communications Conference. Piscataway: IEEE Press, 2018: 1-6.
- [28] ZHOU F, WU Y, HU R Q, et al. Computation efficiency in a wireless-powered mobile edge computing network with NOMA[C]// IEEE International Conference on Communications. Piscataway: IEEE Press, 2019: 1-7.
- [29] ZHOU F, HU R Q. Computation efficiency maximization in wireless-powered mobile edge computing networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2020, 19(5): 3170-3184.
- [30] DINKELBACH W. On nonlinear fractional programming[J]. Management Science, 1967, 13(7): 492-498.
- [31] BOYD S, VANDENBERGHE L. Convex optimization[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2004.
- [32] SHI L, YE Y, HU R Q, et al. Energy efficiency maximization for SWIPT enabled two-way DF relaying[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2019, 26(5): 755-759.
- [33] SUN H, ZHOU F, 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.

## [作者简介]



施丽琴(1993-), 女, 安徽铜陵人, 博士, 西安邮电大学副教授, 主要研究方向为边缘计算和无线供能网络。

叶迎晖(1991-), 男, 浙江丽水人, 博士, 西安邮电大学副教授, 主要研究方向为携能通信和边缘计算。

卢光跃(1971-), 男, 河南南阳人, 博士, 西安邮电大学教授、博士生导师, 主要研究方向为认知无线电、携能通信和边缘计算等。