

文章编号:1671-6833(2025)01-0133-10

无线供电 MEC 系统的计算能效最大化策略

李陶深^{1,2}, 巩健², 曾续玲², 吕品²

(1. 南宁学院 信息工程学院, 广西 南宁 530299; 2. 广西大学 计算机与电子信息学院, 广西 南宁 530004)

摘要:为了解决无线供电移动边缘计算(MEC)系统的计算能效优化问题,提出一种基于非正交多址接入的无线供电 MEC 系统的资源分配策略。该策略将非线性能量收集模型应用到移动设备上,通过联合优化 MEC 服务器和移动设备的计算频率、执行时间、基站发射功率、设备发射功率、卸载时间和能量收集时间,比较充分地利用移动设备和 MEC 服务器的可用计算资源,提高设备的吞吐量和计算位数,进而最大限度地提升系统计算能效。将该联合优化问题转化为非凸分式规划问题,设计一种基于 Dinkelbach 的迭代算法来获得最优的资源分配方案。仿真实验表明:该资源分配策略所获得的系统计算能效更高,具有更好的性能增益。

关键词:无线供电移动边缘计算系统; 非正交多址接入; 计算能效; 能量收集; 资源分配; 计算卸载

中图分类号:TP393;TP391;TP273

文献标志码:A

doi:10.13705/j.issn.1671-6833.2024.01.014

随着移动通信设备和网络智能的发展,近些年涌现了许多移动应用程序和相应的网络服务,不仅计算量大,而且能耗高,使得移动终端设备以及无线通信资源都面临着巨大挑战^[1]。移动边缘计算(mobile edge computing, MEC)作为一种分布式计算模式,能有效提高系统中用户设备的计算能力,降低时延。然而当大量用户竞争有限通信资源时,需要对计算卸载和资源分配策略进行合理分配以进一步提高系统性能。能量收集(energy harvesting, EH)技术的应用使得 MEC 系统可减少频繁给电池供电的需要,延长了整个系统的生命周期,提高了系统的运行性能^[2-3]。本文关注无线供电 MEC 系统的能效最大化问题,将非线性 EH 模型使用到移动设备上,研究 MEC 服务器的计算资源分配问题。

现有研究虽然考虑了 EH 技术,但是采用的卸载方式都是基于正交多址接入(orthogonal multiple access, OMA)的,不能充分开发从多个用户到基站的多址信道的容量,无法满足未来移动通信对频谱资源的需求。非正交多址接入(non-orthogonal multiple access, NOMA)技术具有提高频谱效率的特点,其应用使得 5 G 技术具有低延迟、高可靠性、高数据

速率等优势^[4]。

近几年,人们将 NOMA 技术应用于 MEC 系统。Duan 等^[5]对 NOMA 辅助的 MEC 系统进行研究,通过联合优化功率和时间分配,以减少计算卸载所需要的能耗。Qian 等^[6]研究多用户网络系统计算卸载问题,通过联合优化卸载决策、通信资源分配以及计算资源,最大限度地减少所有用户的总计算开销。Liu 等^[7]提出了多址多任务计算卸载、NOMA 传输和计算资源分配的联合优化策略,通过深度强化学习得到最佳的卸载解决方案。Hu 等^[8]联合优化通信和计算资源分配,以及基站解码 SIC(successive interference cancellation)的顺序,最小化计算延迟约束下的能量消耗的加权和,提高了多用户 MEC 系统的能效。Zhang 等^[9]对信道资源、用户卸载模式和传输功率的优化问题进行研究,利用多智能体来解决 NOMA 系统中的资源分配问题。

随着能量收集技术的发展,人们提出了无线功率传输(wireless power transfer, WPT)概念,使得基于 MEC 和 WPT 的物联网成为了解决大规模能量受限和计算受限问题的一个有效途径。Xia 等^[10]研究了基于 EH 的移动物联网中的计算卸载和资源分配

收稿日期:2024-01-15;修订日期:2024-03-06

基金项目:国家自然科学基金资助项目(62062008)

作者简介:李陶深(1957—),男,广西南宁人,南宁学院教授,博士,博士生导师,主要从事计算机科学与技术研究, E-mail: tshli@gxu.edu.cn。

引用本文:李陶深,巩健,曾续玲,等. 无线供电 MEC 系统的计算能效最大化策略[J]. 郑州大学学报(工学版), 2025, 46(1): 133-142. (LI T S, GONG J, ZENG X L, et al. Computing energy efficiency maximization strategy of wireless powered mobile edge computing systems[J]. Journal of Zhengzhou University (Engineering Science), 2025, 46(1): 133-142.)

问题,通过优化移动物联网设备的 EH、任务划分因子、中央处理单元频率、传输功率和关联向量,降低了移动物联网设备的长期平均服务成本。Zhao 等^[11]和 Huang 等^[12]从博弈论的角度基于 EH 的异构 MEC 系统的计算卸载问题,分别提出了非合作计算卸载对策和基于博弈论与扰动最佳化理论的在线分布式优化算法。Bi 等^[13]研究动态卸载和资源调度的随机最佳化问题,提出一个基于 Lyapunov 最佳化理论的在线动态卸载和资源调度算法,可最小化使用 EH 元件设备的 MEC 系统中的能量和计算资源。

为了解决非凸分式规划问题,Yu 等^[14]研究最小化 MEC 中能量成本的问题,联合 Benders 分解和分布式 Dinkelbach 算法解决混合整数非线性规划问题,其中分布式 Dinkelbach 算法解决内循环中的子问题。Lu 等^[15]在保证稳定性的条件下,通过优化卸载决策和资源分配,利用 Dinkelbach 算法优化处理分数阶结构,实现网络安全计算效率的最大化。

尽管人们为多用户 MEC 系统中的计算能效优化问题提供了一些可行的技术方案,但是将 MEC 与 EH 技术结合的研究比较少。一些研究虽然考虑了基于 NOMA 的 MEC 系统,但并未解决能量受限的问题,不能满足未来移动通信对频谱资源的需求。一些研究利用了 Dinkelbach 算法解决 MEC 系统中非凸分式优化问题,但在基于 NOMA 的 MEC 系统中应用较少。为此,本文以最小化计算能效为目标,提出一种基于 NOMA 和 EH 的无线供电 MEC 系统的联合卸载和资源分配策略,使用户可以将计算任务通过 NOMA 全部或部分卸载到基站,而基站可同时接收卸载任务并传递能量给其他用户。最后,仿真实验说明所提出策略的有效性和优越性。

1 系统模型与问题描述

1.1 系统模型

考虑如图 1 所示的一个基于 NOMA 的无线供电 MEC 系统。该系统由一个多天线基站和 K 个单天线移动设备组成,移动设备可以是移动传感器或者可穿戴计算设备,且每个设备配备了一个可充电电池。在每个传输块中, K 个设备先从基站发射的射频信号中收集能量,然后将收集到的能量用于执行本地计算或将其计算任务卸载到 MEC 服务器,以此来延长每个设备的运行时间。在每个传输块中, K 个设备用于处理和卸载其任务所消耗的能量小于从 BS 传输的射频信号中获取的能量。该系统在半

双工模式下工作,即在收集能量结束后才开始进行任务的计算和卸载。假设在时间块 T 中,每个任务的数据位是按位独立的^[12],且采取部分卸载方案进行计算。用 $g_k(k \in \{1,2,\cdots,K\})$ 和 h_k 分别表示基站到第 k 个移动设备的链路和 MEC 服务器到第 k 个移动设备的信道功率增益。为了给实际的系统设计提供理论支撑,假设 MEC 服务器拥有完美信道状态信息,且系统中所有设备都是时隙同步的。假设所有信道都具有块衰落,即信道功率增益在每个时间帧期间是恒定的,但在相邻的时间帧之间可能会发生变化。

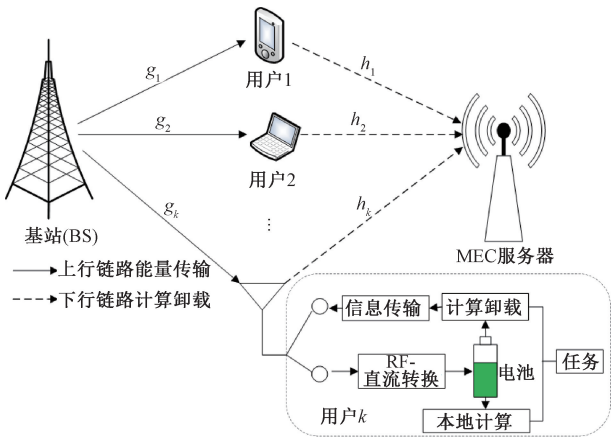


图 1 无线供电 MEC 系统的系统模型

Figure 1 Wireless power MEC system model

系统的时间框架结构如图 2 所示,整个时间块 T 由 4 个阶段组成:第 1 阶段,基站广播能量信号在持续时间 t_e 内向 K 个移动设备供电,移动设备收集能量;第 2 阶段,所有移动设备在持续时间 t_e 内通过上行链路 NOMA 将它们的任务部分卸载到 MEC 服务器;第 3 阶段,MEC 服务器在持续时间 t_e 内执行来自移动设备的计算任务;第 4 阶段,MEC 服务器将计算结果发送给移动设备。因为计算结果的大小远小于计算任务数据的大小,因此忽略 MEC 服务器的下行传输时间^[12],即忽略每个时间块的第 4 阶段。在整个过程中,由于每个移动设备都具有用于计算单元和传输的单独电路,所以每个移动设备可以在该时间块的任何时间进行本地计算。

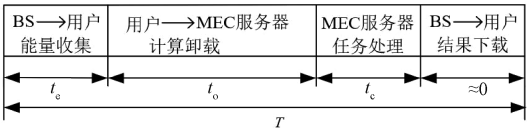


图 2 系统的时间框架结构

Figure 2 Time frame structure of the system

1.1.1 非线性能量收集阶段

在此阶段,基站向 K 个移动设备发送能量信

号,每个设备进入 EH 模式。已有研究表明^[13],在实际应用中,线性 EH 模型下设计的资源分配方案会由于线性 EH 模型与 EH 电路的非线性行为之间的不匹配而导致显著的性能损失。本文应用一个非线性 EH 模型,并考虑了灵敏度特性。当射频输入功率小于灵敏度阈值时,收集的能量为 0。第 k 个移动设备收集的能量 E_h^k 可表示为^[16]

$$E_h^k = t_e \left[\frac{P_k^{\max}}{\exp(-\varphi P_0 + \psi) \left(\frac{1 + \exp(-\varphi P_0 + \psi)}{1 + \exp(-\varphi h_k P_{sc} + \psi)} - 1 \right)} \right]^+ \quad (1)$$

式中: P_{sc} 为基站的发射功率; P_k^{\max} 为第 k 个移动设备的最大接收功率; P_0 为灵敏度阈值; φ 和 ψ 为用于控制函数陡度的参数; h_k 为从基站到第 k 个移动设备的信道功率增益; $[a]^+ = \max\{a, 0\}$,即取 a 和 0 的较大值。

1.1.2 任务部分卸载阶段

在此阶段, K 个移动设备通过上行链路 NOMA 将部分任务同时卸载到 MEC 服务器。MEC 服务器使用 SIC 技术依次分离出每个移动设备的信号信息。假设 $\{h_k\}_{k=1}^K = 1$ 按降序排序,即 $h_1 \geq h_2 \geq \dots \geq h_K$,用 c_k 表示第 k 个设备卸载的任务。MEC 服务器先对来自最佳信道条件的移动设备的任务 c_k 进行解码,然后从接收到的复合信号中减去解码后的消息,再继续对来自次优信道条件的移动设备的任务 c_{k+1} 进行解码,直到将所有 K 个接收到的任务都解码。第 k 个移动设备可实现吞吐量 R_o^k 为

$$R_o^k = t_o B \log_2 \left(1 + \frac{p_k h_k}{\sum_{i=k+1}^K p_i h_i + \sigma^2} \right) \quad (2)$$

式中: B 为上行链路 NOMA 的带宽; p_k 为第 k 个移动设备的发射功率; σ^2 为噪声功率。

K 个移动设备的总可实现吞吐量为

$$R_o^{\text{total}} = \sum_{k=1}^K R_o^k = t_o B \sum_{k=1}^K \log_2 \left(1 + \frac{p_k h_k}{\sum_{i=k+1}^K p_i h_i + \sigma^2} \right) = t_o B \log_2 \left(1 + \sum_{k=1}^K \frac{p_k h_k}{\sigma^2} \right) \quad (3)$$

1.1.3 MEC 服务器任务执行阶段

MEC 服务器在成功解码接收到的任务后,开始执行接收到的任务。用 f_m 表示 MEC 服务器上的中央处理器(CPU)频率,则 MEC 服务器在任务执行阶段计算的最大位数表示为

$$R_m = \frac{t_o f_m}{C_{\text{cpu}}^m} \quad (4)$$

式中: C_{cpu}^m 为在 MEC 服务器上计算一位所需的 CPU 周期数。

用 R_m^e 表示 MEC 服务器处的有效计算位数,它不仅由所有移动设备的总可实现吞吐量确定,还由 MEC 服务器处的最大计算位数决定。当 MEC 服务器的计算时间和频率足够大时,即 $R_m > R_o^{\text{total}}$, R_m^e 由 R_o^{total} 决定。否则,MEC 服务器无法在给定时间内计算所有接收到的任务。因此 R_m^e 表示为

$$R_m^e = \min\{R_m, R_o^{\text{total}}\} \quad (5)$$

用 ε_m 表示 MEC 服务器上处理器芯片的能耗系数。MEC 服务器在该阶段的能耗为

$$E_m^e = \varepsilon_m f_m^3 t_o \quad (6)$$

在时间块 T 中,每个移动设备都可以在任何时间执行本地计算。用 t_k ($0 \leq t_k \leq T$) 和 f_k 分别表示第 k 个移动设备的本地计算时间和 CPU 频率。则第 k 个移动设备的有效计算位可表示为

$$R_k^e = \frac{t_k f_k}{C_{\text{cpu}}^k} \quad (7)$$

式中: C_{cpu}^k 为第 k 个移动设备计算一位所需的 CPU 周期数。因此,第 k 个移动设备的计算能耗表示为

$$E_k^e = \varepsilon_k f_k^3 t_k \quad (8)$$

式中: ε_k 为第 k 个移动设备处理器芯片的能耗系数。

1.2 问题描述

本文把计算能效(computation energy efficiency, CEE)定义为整个网络的总可实现计算位数与系统总能耗的比率。时间块 T 中的总计算位数由 K 个移动设备完成的本地计算位数和在 MEC 服务器上计算的位数组成,可表示为 $R_m^e + \sum_{k=1}^K R_k^e$ 。系统的总能耗由 3 部分组成,即 K 个移动设备的本地计算和任务卸载能耗、MEC 服务器信息解码和任务执行的能耗,以及 EH 的能耗。因此,系统在时间块 T 中的能耗可以表示为

$$\left[(P_t + P_{sc}) t_e - \sum_{k=1}^K P_h^k t_e \right] + [P_{rc} t_o + \varepsilon_m f_m^3 t_o] + \left[\sum_{k=1}^K (p_k + p_{c,k}) t_o + \sum_{k=1}^K \varepsilon_k f_k^3 t_k \right] \quad (9)$$

式中: P_{sc} 和 P_{rc} 分别为 EH 阶段基站的恒定电路功耗和 MEC 服务器处信息解码的恒定电路功耗; $p_{c,k}$ 表示任务卸载阶段第 k 个移动设备的恒定电路功耗。

因此,系统 CEE 可表示为

$$q_s(t_e, t_o, t_c, \{t_k\}_{k=1}^K, P_t, \{p_k\}_{k=1}^K, f_m, \{f_k\}_{k=1}^K) = \frac{\min\left\{\frac{t_o f_m}{C_{\text{cpu}}^m}, t_o \text{Blog}_2\left(1 + \sum_{k=1}^K \frac{p_k h_k}{\sigma^2}\right)\right\} + \sum_{k=1}^K \frac{t_k f_k}{C_{\text{cpu}}^K}}{(P_t + P_{\text{sc}})t_e - \sum_{k=1}^K E_h^k + P_{\text{rc}}t_o + \varepsilon_m f_m^3 t_c + \sum_{k=1}^K (p_k + p_{c,k})t_o + \sum_{k=1}^K \varepsilon_h f_k^3 t_k} \quad (10)$$

本文的优化目标是在非线性能量收集模型条件下,通过联合优化基站和移动设备的发射功率、MEC 服务器和移动设备的 CPU 频率和执行时间、卸载时间和能量收集时间,使基于 NOMA 的无线供电 MEC 网络的系统 CEE 最大化。因此,系统 CEE 最大化问题 P_{1-0} 可以表示为

$$\begin{aligned} P_{1-0}: & \max_{|p_k|, |f_k|, |t_k|, t_e, t_o, t_c, f_m, P_t} q_s; \quad (11) \\ \text{s. t.} \quad & \text{C1: } R_m^e + \sum_{k=1}^K R_k^e \geq L_{\min}; \\ & \text{C2: } (p_k + p_{c,k})t_o + \varepsilon_k f_k^3 t_k \leq E_h^k, \forall k; \\ & \text{C3: } \frac{p_k h_k}{\sum_{i=k+1}^K p_i h_i + \sigma^2} \geq \gamma_{\text{th}}^k, \forall k; \\ & \text{C4: } t_e + t_o + t_c \leq T; \\ & \text{C5: } 0 \leq f_m \leq f_{\max}, 0 \leq f_k \leq f_k^{\max}, \forall k; \\ & \text{C6: } 0 \leq P_t \leq P_{\max}, p_k \geq 0, \forall k; \\ & \text{C7: } t_e, t_o, t_c \geq 0; \\ & \text{C8: } 0 \leq t_k \leq T, \forall k. \end{aligned}$$

式中: P_{\max} 为基站的最大发射功率; L_{\min} 为所有移动设备所需的最小计算位; f_k^{\max} 和 f_{\max} 分别为第 k 个移动设备和 MEC 服务器的最大 CPU 频率; γ_{th}^k 表示第 k 个移动设备所需的最小信干噪比(signal to interference plus noise ratio, SINR)。约束 C1 确保了整个系统所需的最小计算任务位,其中 L_{\min} 可以调整使 CEE 和总计算位之间获得理想的权衡。约束 C2 表示第 k 个移动设备的总能耗不应超过每个 EH 阶段的总收集的能量。约束 C3 为第 k 个移动设备所需的

最小 SINR 约束。约束 C4 表示所有卸载的计算任务位都应该在 T 内执行。约束 C5 表示每个移动设备和 MEC 服务器的最大 CPU 频率限制。约束 C6 表示基站和每个移动设备的发射功率范围。约束 C8 规定每个移动设备的本地计算任务位应在 T 内执行。

显然, P_{1-0} 是一个典型的非凸分式优化问题。因为不同优化变量之间的耦合关系存在于目标函数和约束中使其非凸,无法对其直接进行求解。为此,本文设计一个有效的迭代算法获得 P_{1-0} 的最优解。

2 问题求解与算法描述

为了处理变量 P_t 和 t_e 之间的耦合关系,首先将式(10)的分子和分母除以 t_e ,然后令 $\tau_e = 1/t_e$, $\tau_o = t_o/t_e$, $\tau_c = t_c/t_e$ 和 $\tau_k = t_k/t_e$ 。因此,可将优化问题 P_{1-0} 转化为以下问题 P_{1-1} 。

$$\begin{aligned} P_{1-1}: & \max_{|p_k|, |f_k|, |t_k|, \tau_e, \tau_o, \tau_c, f_m, P_t} q_s^{(1)}; \quad (12) \\ \text{s. t.} \quad & \text{C1-1: } \min\left\{\frac{\tau_o f_m}{C_{\text{cpu}}^m}, \tau_o \text{Blog}_2\left(1 + \sum_{k=1}^K \frac{p_k h_k}{\sigma^2}\right)\right\} + \\ & \sum_{k=1}^K \frac{\tau_k f_k}{C_{\text{cpu}}^K} \geq L_{\min} \tau_e; \\ & \text{C2-1: } (p_k + p_{c,k})\tau_o + \varepsilon_k f_k^3 \tau_k \leq p_h^k, \forall k; \\ & \text{C3; C5; C6;} \\ & \text{C4-1: } 1 + \tau_o + \tau_c \leq T \tau_e; \\ & \text{C7-1: } \tau_e, \tau_o, \tau_c \geq 0; \\ & \text{C8-1: } 0 \leq \tau_k \leq T \tau_e, \forall k. \end{aligned}$$

其中,

$$q_s^{(1)} = \frac{\min\left\{\frac{\tau_o f_m}{C_{\text{cpu}}^m}, \tau_o \text{Blog}_2\left(1 + \sum_{k=1}^K \frac{p_k h_k}{\sigma^2}\right)\right\} + \sum_{k=1}^K \frac{\tau_k f_k}{C_{\text{cpu}}^K}}{(P_t + P_{\text{sc}})\tau_e - \sum_{k=1}^K E_h^k + P_{\text{rc}}\tau_o + \varepsilon_m f_m^3 \tau_c + \sum_{k=1}^K (p_k + p_{c,k})\tau_o + \sum_{k=1}^K \varepsilon_h f_k^3 \tau_k} \quad (13)$$

为进一步简化优化问题 P_{1-1} ,引入了松弛变量 λ

$$(\lambda \geq 0), \text{定义 } \lambda = \min\left\{\frac{\tau_o f_m}{C_{\text{cpu}}^m}, \tau_o \text{Blog}_2\left(1 + \sum_{k=1}^K \frac{p_k h_k}{\sigma^2}\right)\right\}。$$

将优化问题 P_{1-1} 等效转化为以下问题 P_{1-2} 。

$$\begin{aligned} P_{1-2}: & \max_{|p_k|, |f_k|, |t_k|, \tau_e, \tau_o, \tau_c, f_m, P_t, \lambda} q_s^{(2)}; \quad (13) \\ \text{s. t.} \quad & \text{C1-2: } \lambda + \sum_{k=1}^K \frac{\tau_k f_k}{C_{\text{cpu}}^K} \geq L_{\min} \tau_e; \end{aligned}$$

$$\text{C2-1; C3; C4-1; C5; C6; C8-1;}$$

$$\text{C7-2: } \tau_e, \tau_o, \tau_c, \lambda \geq 0;$$

$$\text{C9: } \frac{\tau_o f_m}{C_{\text{cpu}}^m} \geq \lambda;$$

$$\text{C10: } \tau_o \text{Blog}_2\left(1 + \sum_{k=1}^K \frac{p_k h_k}{\sigma^2}\right) \geq \lambda。$$

其中, $q_s^{(2)} =$

$$\lambda + \frac{\sum_{k=1}^K \frac{\tau_k f_k}{C_{\text{cpu}}^k}}{P_t + P_{\text{sc}} - \sum_{k=1}^K P_h^k + P_{\text{rc}} \tau_o + \varepsilon_m f_m^3 \tau_c + \sum_{k=1}^K (p_k + p_{c,k}) \tau_o + \sum_{k=1}^K \varepsilon_k f_k^3 \tau_k}.$$

由于优化问题 P_{1-2} 仍然是一个非凸分式优化问题,因此本文基于 Dinkelbach 方法^[17],引入引理 1,将 P_{1-2} 转化为一个更易于处理的减法形式的优化问题。

$$\begin{aligned} \max_{\{p_k\}, \{f_k\}, \{\tau_k\}, \tau_o, \tau_c, f_m, P_t, \lambda} & \lambda + \sum_{k=1}^K \frac{\tau_k f_k}{C_{\text{cpu}}^k} - q^* E_{\text{total}}(\{p_k\}_{k=1}^K, \{f_k\}_{k=1}^K, \{\tau_k\}_{k=1}^K, \tau_e, \tau_o, \tau_c, f_m, P_t, \lambda) = \\ \lambda^* & + \sum_{k=1}^K \frac{\tau_k f_k}{C_{\text{cpu}}^k} - q^* E_{\text{total}}(\{p_k^*\}_{k=1}^K, \{f_k^*\}_{k=1}^K, \{\tau_k^*\}_{k=1}^K, \tau_e^*, \tau_o^*, \tau_c^*, f_m^*, P_t^*, \lambda^*) = 0. \end{aligned} \quad (14)$$

其中, $E_{\text{total}}(\{p_k\}_{k=1}^K, \{f_k\}_{k=1}^K, \{\tau_k\}_{k=1}^K, \tau_e, \tau_o, \tau_c, f_m, P_t, \lambda) = P_t + P_{\text{sc}} - \sum_{k=1}^K P_h^k + P_{\text{rc}} \tau_o + \varepsilon_m f_m^3 \tau_c + \sum_{k=1}^K (p_k + p_{c,k}) \tau_o + \sum_{k=1}^K \varepsilon_k f_k^3 \tau_k$.

引理 1 可以用文献[17]中的基于广义分式规划理论来证明。因篇幅问题,这里省略了详细的证明。

为了解决 P_{1-2} ,本文提出一种基于 Dinkelbach 的迭代算法来获得最优解。Dinkelbach 的迭代算法原理是先定一个问题方案,然后根据更优的解不断移动问题方案,使之逼近最优解。因此引入如下问题 P_{1-3} 。

$$\begin{aligned} P_{1-3}: \max_{\{p_k\}, \{f_k\}, \{\tau_k\}, \tau_o, \tau_c, f_m, P_t, \lambda} & \lambda + \sum_{k=1}^K \frac{\tau_k f_k}{C_{\text{cpu}}^k} - q(P_t + P_{\text{sc}} - \sum_{k=1}^K P_h^k + \sum_{k=1}^K (p_k + p_{c,k}) \tau_o + \\ & P_{\text{rc}} \tau_o + \varepsilon_m f_m^3 \tau_c + \sum_{k=1}^K \varepsilon_k f_k^3 \tau_k); \quad (15) \\ \text{s. t.} & \quad \text{C1-2; C2-1; C3, C4-1; C5; C6; C7-2; C8-1; C9; C10.} \end{aligned}$$

其中, q 为每次迭代中的给定参数,并且将逐个迭代地更新。

为解决非凸问题 P_{1-3} ,引入了辅助变量 $x_k = \tau_k f_k$, $x_m = \tau_c f_m$, $y_k = \tau_k f_k^3$, $y_m = \tau_o f_m^3$ 和 $P_k = \tau_o p_k$ 。因此可以得到 $\tau_k = \sqrt{x_k^3 / y_k}$, $f_k = \sqrt{\tau_c \cdot y_k / x_k} = \sqrt{x_m^3 / y_m}$, $f_m = \sqrt{y_m / x_m}$ 和 $p_k = P_k / \tau_o$ 。那么 P_{1-3} 可以转换为如下问题 P_{1-4} 。

$$\begin{aligned} P_{1-4}: \max_{\{P_k\}, \{y_k\}, \{x_k\}, \tau_o, \tau_c, x_m, y_m, P_t, \lambda} & \lambda + \sum_{k=1}^K \frac{x_k}{C_{\text{cpu}}^k} - \\ & q(P_t + P_{\text{sc}} - \sum_{k=1}^K P_h^k + \sum_{k=1}^K (p_k + p_{c,k} \tau_o) + \\ & P_{\text{rc}} \tau_o + \varepsilon_m y_m + \sum_{k=1}^K \varepsilon_k y_k); \quad (16) \end{aligned}$$

引理 1 用 $\{p_k^*\}_{k=1}^K, \{f_k^*\}_{k=1}^K, \{\tau_k^*\}_{k=1}^K, \tau_e^*, \tau_o^*, \tau_c^*, f_m^*, P_t^*, \lambda^*$ 表示 P_{1-2} 的最优解。用 q^* 表示系统中的最大计算能效。则可以获得最优解当且仅当下列方程式成立:

$$\begin{aligned} \text{s. t.} \quad \text{C1-3:} & \lambda + \sum_{k=1}^K \frac{x_k}{C_{\text{cpu}}^k} \geq L_{\min} \tau_e; \\ \text{C2-2:} & P_k + p_{c,k} \tau_o + \varepsilon_k y_k \leq P_h^k, \forall k; \\ \text{C3-1:} & P_k h_k \geq \gamma_{\text{th}} \left(\sum_{i=k+1}^K P_i h_i + \tau_o \sigma^2 \right), \forall k; \\ \text{C4-2:} & 1 + \tau_o + \sqrt{\frac{x_m^3}{y_m}} \leq T \tau_e; \\ \text{C5-1:} & 0 \leq y_m \leq x_m (f_{\max})^2, 0 \leq y_k \leq x_k (f_k^{\max})^2, \forall k; \\ \text{C6-1:} & 0 \leq P_t \leq P_{\max}, P_k \geq 0, \forall k; \\ \text{C7-3:} & \tau_e, \tau_o, \lambda, x_m \geq 0; \\ \text{C8-2:} & \sqrt{\frac{x_k^3}{y_k}} \leq T \tau_e; \\ \text{C9-1:} & x_m \geq \lambda C_{\text{cpu}}^m; \\ \text{C10-1:} & \tau_o B \log_2 \left(1 + \sum_{k=1}^K \frac{P_k h_k}{\tau_o \sigma^2} \right) \geq \lambda. \end{aligned}$$

从问题 P_{1-4} 可以发现,目标函数是线性函数,除了 C4-2、C8-2 和 C10-1 之外,所有的约束都是线性约束。对于 C4-2 和 C8-2,如果函数 $f(x, y) = \sqrt{y^3 / x}$ 是凸的,则 C4-2 和 C8-2 都是凸约束。通过取 $f(x, y)$ 关于 x 和 y 的二阶导数,得到海森矩阵:

$$\nabla^2 f(x, y) = \begin{bmatrix} \frac{3y^{\frac{3}{2}}}{4x^{\frac{5}{2}}} & -\frac{3\sqrt{y}}{4x^{\frac{3}{2}}} \\ -\frac{3\sqrt{y}}{4x^{\frac{3}{2}}} & \frac{3}{4\sqrt{x}\sqrt{y}} \end{bmatrix} \succeq \mathbf{0}. \quad (17)$$

由于海森矩阵是非负定的,这表明 $f(x, y)$ 是凸的,所以 C4-2 和 C8-2 是凸约束。用同样的方法可得 C10-1 也是凸约束。因此, P_{1-4} 是一个凸优化问题。为了得到闭合形式的解,本文使用拉格朗日对偶方法来求解 P_{1-4} ,并引入引理 2。

引理 2 给定非负的拉格朗日乘数 $\alpha = (\alpha_0, \alpha_1, \dots, \alpha_6)$ 、 $\theta = (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_K)$ 、 $\mu = (\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_K)$ 、 $v = (v_1, v_2, \dots, v_K)$ 和 $\varphi = (\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_K)$, 可以得到部分最优解:

$$f_m^* = \left[\frac{3\alpha_1}{2(\alpha_2(f_{\max})^2 + \alpha_5)} \right]^+ = \left[\sqrt[3]{\frac{\alpha_1}{2(q\varepsilon_m + \alpha_2)}} \right]^+ \quad (18)$$

$$f_k^* = \left[\frac{3v_k C_{\text{cpu}}^k}{2(1 + \alpha_0 + \varphi_k(f_k^{\max})^2 C_{\text{cpu}}^k)} \right]^+ = \left[\sqrt[3]{\frac{v_k}{2(q\varepsilon_k + \varphi_k + \theta_k \varepsilon_k)}} \right]^+ \quad (19)$$

$$\sum_{k=1}^K p_k^* h_k = [G_k - \sigma^2]^+, \forall k. \quad (20)$$

$$\begin{aligned} L = & \lambda + \sum_{k=1}^K \frac{x_k}{C_{\text{cpu}}^k} - q(P_t + P_{\text{sc}} - \sum_{k=1}^K (a_{j_k} P_t g_k + b_{j_k})) + P_{\text{rc}} \tau_o + \varepsilon_m y_m + \sum_{k=1}^K (p_k + p_{c,k} \tau_o) + \sum_{k=1}^K \varepsilon_k y_k + \\ & \alpha_3(P_t + P_L) + \alpha_0 \left(\lambda + \sum_{k=1}^K \frac{x_k}{C_{\text{cpu}}^k} - L_{\min} \tau_e \right) + \sum_{k=1}^K \theta_k (a_{j_k} P_t h_k + b_{j_k} - P_k - p_{c,k} \tau_o - \varepsilon_k y_k) + \\ & \alpha_6 \left(\tau_o B \log_2 \left(1 + \sum_{k=1}^K \frac{P_k h_k}{\tau_o \sigma^2} \right) - \lambda \right) + \alpha_1 \left(T\tau_e - 1 - \tau_o - \sqrt{\frac{x_m^3}{y_m}} \right) + \alpha_2 (x_m (f_{\max})^2 - y_m) + \alpha_4 (P_U - P_t) + \\ & \sum_{k=1}^K \varphi_k (x_k (f_k^{\max})^2 - y_k) + \sum_{k=1}^K v_k \left(T\tau_e - \sqrt{\frac{x_k^3}{y_k}} \right) + \alpha_5 (x_m - \lambda C_{\text{cpu}}^m) + \sum_{k=1}^K \mu_k \left(P_k h_k - \gamma_{\text{th}} \left(\sum_{i=k+1}^K P_i h_i + \tau_o \sigma^2 \right) \right). \quad (23) \end{aligned}$$

式中: P_L 和 P_U 分别为移动设备的最大接收功率和最小接收功率。对每个元素取偏导数优化变量有

$$\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial y_m} = \frac{\alpha_1 \sqrt{x_m^3}}{2\sqrt{y_m^3}} - q\varepsilon_m - \alpha_2; \quad (24)$$

$$\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial x_m} = \alpha_2 (f_{\max})^2 - \frac{3\alpha_1 \sqrt{x_m}}{2\sqrt{y_m}} + \alpha_5; \quad (25)$$

$$\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial y_k} = \frac{v_k \sqrt{x_k^3}}{2\sqrt{y_k^3}} - q\varepsilon_k - \varphi_k - \theta_k \varepsilon_k; \quad (26)$$

$$\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial x_k} = \frac{1 + \alpha_0}{C_{\text{cpu}}^k} + \varphi_k (f_k^{\max})^2 - \frac{3v_k \sqrt{x_k}}{2\sqrt{y_k}}; \quad (27)$$

$$\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial P_k} = \frac{\alpha_6 B h_k}{\left(\sigma^2 + \sum_{k=1}^K \frac{P_k h_k}{\tau_o} \right) \ln 2} + \mu_k h_k - q - \theta_k. \quad (28)$$

令 $\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial y_m} = \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial x_m} = 0$, 可以计算出 MEC 服务器的最佳 CPU 频率为

$$f_m^* = \left[\frac{3\alpha_1}{2(\alpha_2(f_{\max})^2 + \alpha_5)} \right]^+ = \left[\sqrt[3]{\frac{\alpha_1}{2(q\varepsilon_m + \alpha_2)}} \right]^+ \quad (29)$$

其中, $[x]^+ = \max\{x, 0\}$ 。同样, 对于 $\forall k, f_k^*$ 可以表示为

$$t_c^* = \begin{cases} T - t_o^* - t_e^* = \frac{t_o^* B C_{\text{cpu}}^m \log_2 \left(\frac{G_k}{\sigma^2} \right)}{f_m^*}, f_m^* > 0; \\ 0, \text{其他。} \end{cases} \quad (21)$$

$$t_k^* = \begin{cases} T, f_k^* > 0, \forall k; \\ 0, \text{其他}, \forall k. \end{cases} \quad (22)$$

$$\text{其中, } [x]^+ = \max\{x, 0\}, G_k = \frac{\alpha_6 B h_k}{(q + \theta_k - \mu_k h_k) \ln 2}.$$

证明过程如下。

由给定的非负拉格朗日乘数可得 P_{1-4} 的拉格朗日函数为

$$f_k^* = \left[\frac{3v_k C_{\text{cpu}}^k}{2(1 + \alpha_0 + \varphi_k(f_k^{\max})^2 C_{\text{cpu}}^k)} \right]^+ = \left[\sqrt[3]{\frac{v_k}{2(q\varepsilon_k + \varphi_k + \theta_k \varepsilon_k)}} \right]^+ \quad (30)$$

令 $\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial P_k} = 0$ 和 $p_k = \frac{P_k}{t_o}$, 每个移动设备的最佳发射功率应满足以下等式:

$$\sum_{k=1}^K p_k^* h_k = [G_k - \sigma^2]^+. \quad (31)$$

其中, $G_k = \frac{\alpha_6 B h_k}{(q + \theta_k - \mu_k h_k) \ln 2}$ 。根据式(29)可以

得出, 如果 $f_m^* > 0$, 则 $\alpha_1 > 0$ 。通过 Karush-Kuhn-Tucker (KKT) 条件, 可以得到 EH 阶段、任务卸载阶段和任务执行阶段之间的最佳时间分配应满足等式

$$\alpha_1 \left(T\tau_e^* - 1 - \tau_o^* - \sqrt{\frac{(x_m^*)^3}{y_m^*}} \right) = 0. \text{ 由于 } \alpha_1 > 0, \text{ 当}$$

$$f_m^* > 0 \text{ 时, 可以得到 } T\tau_e^* - 1 - \tau_o^* - \sqrt{\frac{(x_m^*)^3}{y_m^*}} = 0,$$

$t_e^* + t_o^* + t_c^* = T$ 。当 $f_m^* = 0$ 时, MEC 服务器不能为移动设备提供计算服务。因此 t_c^* 的值不影响系统的 CEE, 此时为了方便可以设置 $t_c^* = 0$ 。此外, 根据引理

$1, t_c^*$ 可以表示为 $\frac{t_o^* BC_{\text{cpu}}^m \log_2 \left(1 + \sum_{k=1}^K \frac{p_k^* h_k}{\sigma^2} \right)}{f_m^*}$ 。再由

$$t_o^* BC_{\text{cpu}}^m \log_2 \left(\frac{G_k}{\sigma^2} \right)$$

式 (31) 可得 $t_c^* = \frac{f_m^*}{f_m^*}$ 。

同理, 当 $f_k^* > 0$ 时, 式 (30) 中的 $v_k > 0$, 根据 $v_k \left(T\tau_e^* - \sqrt{\frac{(x_k^*)^3}{y_k^*}} \right) = 0$, 可得 $T\tau_e^* - \sqrt{\frac{(x_k^*)^3}{y_k^*}} = T\tau_e^* - \tau_k^* = 0$; 当 $f_k^* > 0$ 时, $t_k^* = T$; 当 $f_k^* = 0$ 时, 表示每个移动设备不执行本地计算, 此时可设置 $t_k^* = 0$ 。

证明完毕。

从式 (18) 和式 (19) 可以看出, 系统 CEE 随着移动设备和 MEC 服务器的最佳计算频率的降低而增加。这说明在给定的约束下, 移动设备和 MEC 服务器都应该降低它们的计算频率, 来实现最大化系统 CEE 的目的。从式 (20) 可以看出, 只有当 MEC 服务器和移动设备之间的信道增益良好时, 每个移动设备才选择将任务卸载到 MEC 服务器。从式 (21) 可以看出, 当移动设备将任务部分卸载到 MEC 服务器时, 为了达到最大的系统 CEE, MEC 服务器会尽可能多地使用时间来执行接收到的任务。从式 (22) 可以看出, 如果有任务需要在本地计算, 每个移动设备将使用整个时间块来降低其计算频率和提高系统 CEE。

此外, 由于 $t_k^* = T$, 可以得到 $\sqrt{\frac{x_k^3}{y_k}} = T\tau_e$, 用此可以降低求解 P_{1-4} 的计算复杂度。具体地说, 求解 P_{1-4} 应满足 $y_k = \frac{x_k^3}{T^2 \tau_e^2}$ 。将 $y_k = \frac{x_k^3}{T^2 \tau_e^2}$ 代入 P_{1-4} , 可以得到问题 P_{1-5} 。

$$P_{1-5} : \max |p_k|, |x_k|, \tau_e, \tau_o, x_m, y_m, P_t, \lambda + \sum_{k=1}^K \frac{x_k}{C_{\text{cpu}}^k} - q(P_t + P_{\text{sc}} + P_{\text{rc}}\tau_o + \varepsilon_m y_m - \sum_{k=1}^K (a_{j_k} P_t g_k + b_{j_k}) + \sum_{k=1}^K (p_k + p_{c,k} \tau_o) + \sum_{k=1}^K \varepsilon_k \frac{x_k^3}{T^2 \tau_e^2}). \quad (32)$$

$$\text{s. t.} \quad \text{C2-3: } P_k + p_{c,k} \tau_o + \varepsilon_k \frac{x_k^3}{T^2 \tau_e^2} \leq a_{j_k} P_t g_k + b_{j_k}, \forall k;$$

$$\text{C1-3; C3-1; C4-2; C6-1; C7-3; C9-1; C10-1;}$$

$$\text{C5-2: } 0 \leq y_m \leq x_m (f_{\max})^2, x_k \leq \tau_e T f_k^{\max}, \forall k.$$

由于 $\frac{x_k^3}{T^2 \tau_e^2}$ 关于 x_k^3 和 τ_e 是凸的, 所以问题 P_{1-5} 是

凸的。

根据引理 1 和优化问题 P_{1-5} , 本文提出一种基于 Dinkelbach 的迭代算法来获得原始问题 P_{1-2} 的最优解。在算法 1 的每次迭代中, 针对给定的 q 求解优化问题 P_{1-5} 并返回相应的解。

算法 1 基于 Dinkelbach 的迭代算法。

输入: 最大误差容限 ε , 最大系统 CEE 中 $q=0, l=1$;

输出: 最优解 $\{ \{p_k^{\text{opt}}\}_{k=1}^K, \{f_k^{\text{opt}}\}_{k=1}^K, \{\tau_k^{\text{opt}}\}_{k=1}^K, \tau_e^{\text{opt}}, \tau_o^{\text{opt}}, \tau_c^{\text{opt}}, f_m^{\text{opt}}, P_t^{\text{opt}}, \lambda^{\text{opt}} \}$ 和 q^{opt} 。

① WHILE Flag $\neq 1$ DO

② 代入 q 求解 P_{1-5} 得到最优解, 并用 $\{ \{p_k^+\}_{k=1}^K, \{f_k^+\}_{k=1}^K, \{\tau_k^+\}_{k=1}^K, \tau_e^+, \tau_o^+, \tau_c^+, f_m^+, P_t^+, \lambda^+ \}$ 表示;

③ 计算系统的 CEE:

$$q^+ =$$

$$\lambda^+ + \sum_{k=1}^K \frac{\tau_k^+ f_k^+}{C_{\text{cpu}}^k}$$

$$E_{\text{total}}(\{p_k^+\}_{k=1}^K, \{f_k^+\}_{k=1}^K, \{\tau_k^+\}_{k=1}^K, \tau_e^+, \tau_o^+, \tau_c^+, f_m^+, P_t^+, \lambda^+)$$

④ if $|q^+ - q| \leq \varepsilon$, then

⑤ 得到的解是问题 P_{1-2} 的最优解, 令 Flag = 1;

⑥ else

⑦ 令 $q = q^+, \text{Flag} = 0, l = l + 1$;

⑧ END WHILE

⑨ return 最优解和 q^{opt} ;

在算法 1 的每次迭代中, 对于给定的 q 求解优化问题 P_{1-5} , 并返回相应的解, 用 $\{ \{p_k^+\}_{k=1}^K, \{f_k^+\}_{k=1}^K, \{\tau_k^+\}_{k=1}^K, \tau_e^+, \tau_o^+, \tau_c^+, f_m^+, P_t^+, \lambda^+ \}$ 表示, 然后, 基于所获得的解计算出系统的 CEE。给定误差容限 ε , 如果 $|q^+ - q| \leq \varepsilon$ 满足时, 则得到的解是原始问题 P_{1-2} 的最优解。否则, 将 q 更新为 q^+ , 并重复上述步骤。

3 仿真实验与性能分析

本节通过仿真实验验证本文所提方案的有效性。参照文献 [18-19], 实验的基本模拟参数设置如下: 整个时间块 $T = 1.0$ s, 通信带宽 $B = 1$ MHz, 基站的恒定电路功率 $P_{\text{sc}} = 10$ mW, MEC 服务器的恒定电路功率 $P_{\text{rc}} = 10$ mW, 第 k 个移动设备的恒定电路功率 $p_{c,k} = 1$ mW, 基站的功率 $P_{\text{max}} = 3$ W, 最大 EH 功率 $P_{\text{max}}^k = 5 \times 10^{-3}$ W, 移动设备灵敏度阈值 $P_0 = 6.4 \times 10^{-5}$ W, EH 的控制参数 $\varphi = 275, \psi = 0.3$, 移动设备的数量 $K = 6$, 第 k 个移动设备处理器芯片的能耗系数 $\varepsilon_k = 10^{-26}$, MEC 服务器的能耗系数 $\varepsilon_m = 10^{-28}$, 第 k 个移动设备的最大 CPU 频率 $f_{\max}^k = 5 \times 10^8$ Hz, MEC 服务器的最大 CPU 频率 $f_{\max} = 10^{10}$ Hz,

最小计算位 $L_{\min} = 5 \times 10^{10}$ bits。另外设置参数 $C_{\text{cpu}}^m = C_{\text{cpu}}^1 = C_{\text{cpu}}^2 = C_{\text{cpu}}^3 = C_{\text{cpu}}^4 = 1\,000$ Cycles/bit, $\gamma_{\text{th}}^1 = \gamma_{\text{th}}^2 = \gamma_{\text{th}}^3 = \gamma_{\text{th}}^4 = \gamma_{\text{th}} = 1$ 。基站和第 k 个移动设备之间的信道增益模型由 $g_k = g'_k d_k^{-\alpha}$ 与小尺度衰落 g'_k 、距离 d_k 和路径损耗指数 α 建立。设 $\alpha = 3, d_1 = 4.5\text{ m}, d_2 = 5\text{ m}, d_3 = 4.8\text{ m}, d_4 = 4\text{ m}$ 。为了方便起见,小尺度衰落为 h'_k 时,设 $h_k/\sigma^2 = H_k h'_k$, 在下面的模拟中设置 $H_1 = 110, H_2 = 90$ 和 $H_1 = 70, H_2 = 50$ 。

与本文分配方案性能进行比较的 4 个经典方案如下。①本地计算方案:所有移动设备只执行本地计算。②全部卸载方案:所有移动设备将所有任务比特位数全部卸载到 MEC 服务器上进行处理。③计算位数最大化方案:在与 $P_{1,0}$ 相同的约束下最大化系统可实现的总计算比特位数。④以用户为中心的 CEE 最大化方案:在与 $P_{1,0}$ 相同的约束下最大化所有移动设备的 CEE。基于算法 1,通过将目标函数转化为计算所有移动设备的 CEE,并将基站的最优发射功率设置为 P_{\max} ,可以获得以用户为中心的 CEE 最大化方案。

图 3 给出了 5 种不同方案下系统 CEE 与 BS 的最大发射功率 P_{\max} 的关系。

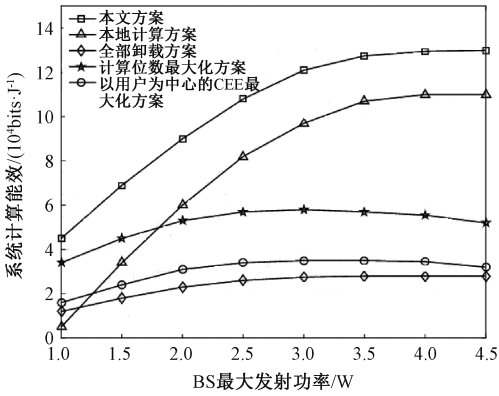


图 3 不同方案下系统 CEE 与 BS 的最大发射功率的关系
Figure 3 System CEE with different schemes versus the maximum transmit power of the BS

从图 3 可以看出,本文方案、本地计算方案和全部卸载方案下的系统 CEE 随着 BS 的最大发射功率 P_{\max} 的增加而增加,并在 P_{\max} 足够大时收敛到最大值;而计算位数最大化方案和以用户为中心的 CEE 最大化方案下的系统 CEE 随着 P_{\max} 的增加先增加,达到峰值后逐渐减小。原因在于对于本文方案、本地计算方案和全部卸载方案,当 P_{\max} 较小时,BS 的最优发射功率受到 P_{\max} 的条件约束;当 P_{\max} 足够大时,BS 的最优发射功率可能不再受到 P_{\max} 的影响,导致系统 CEE 不再改变;而对于计算位数最大化方案和以用户为中心的 CEE 最大化方案,BS 的最优

发射功率总是 P_{\max} ,当 P_{\max} 足够大时,不能为系统带来更高的 CEE。通过比较还可以看到,在所有对比方案中,本文方案可以获得最高的系统 CEE。

图 4 给出了不同方案下系统 CEE 与最小计算任务大小 L_{\min} 的对比结果。从图 4 中可以看出,由于计算消耗的能量增长快于计算位数的增长,所以所有方案下的系统 CEE 都会随着 L_{\min} 的增加而降低。而本文方案在系统 CEE 方面总是优于其他方案。原因在于:一方面,本地计算方案和全部卸载方案可看作是本文方案的特例;另一方面,本文方案可以更有效地利用可用资源最大化系统 CEE,而以计算位数最大化方案和以用户为中心的 CEE 最大化方案都不是以最大化系统 CEE 为目标。

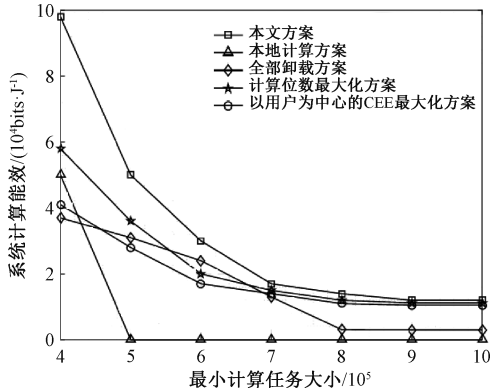


图 4 不同方案下系统 CEE 与最小计算任务大小 L_{\min} 的关系
Figure 4 System CEE with different schemes versus the minimum computation tasks size L_{\min}

图 5 给出了 5 种方案下的系统 CEE 与 $\varepsilon_m/\varepsilon_k$ 的对比。设置 $\varepsilon_k = 10^{-26}$, 并将 ε_m 设置在 $[10^{-32}, 10^{-28}]$ 。

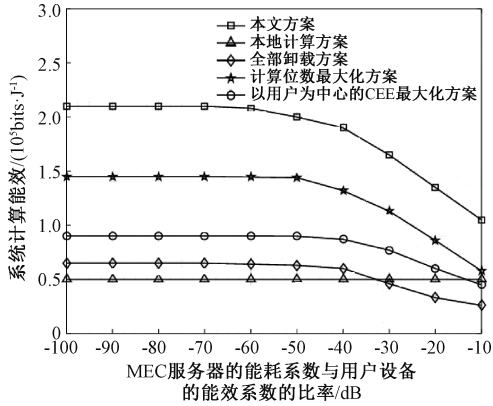


图 5 不同方案下的系统 CEE 与 $\varepsilon_m/\varepsilon_k$ 的关系
Figure 5 System CEE with different schemes versus $\varepsilon_m/\varepsilon_k$

从图 5 可以看出,本文方案、全部卸载方案和计算位数最大化方案下的系统 CEE 随着 $\varepsilon_m/\varepsilon_k$ 的增加而减小,而本地计算方案下的系统 CEE 始终保持

不变。这是因为随着 $\varepsilon_m/\varepsilon_k$ 的增加 (ε_m 在增加), MEC 服务器执行计算任务阶段能量消耗也随之增加,这导致了本文方案、全部卸载方案和计算位数最大化方案的系统 CEE 降低,而本地计算方案下的系统 CEE 不受 ε_m 的影响。通过比较,仍然可以看到本文方案在系统 CEE 方面优于其他方案,说明了该方案的优越性。

图 6 给出了不同方案下的系统 CEE 与信干噪比阈值 γ_{th} 的关系。从图 6 可以看到,在本文方案、全部卸载方案和计算位数最大化方案下,随着 γ_{th} 的增加,系统的 CEE 越来越小。当 γ_{th} 足够大时,全部卸载方案下的系统 CEE 趋近于 0,而本文方案的 CEE 趋近于本地计算方案。这是因为当 γ_{th} 增大时,移动设备更倾向于在本地计算所有任务,导致系统 CEE 减小。对于所有考虑的信干噪比阈值 γ_{th} 的方案中,本文方案的系统 CEE 最大。主要原因在于:一是本地计算方案和全部卸载方案不能同时利用移动设备和 MEC 服务器上的计算资源;二是本文方案为资源分配提供了更大的灵活性,而计算位数最大化方案和以用户为中心的 CEE 最大化方案不是以最大化系统 CEE 为目标,从而降低了系统 CEE。

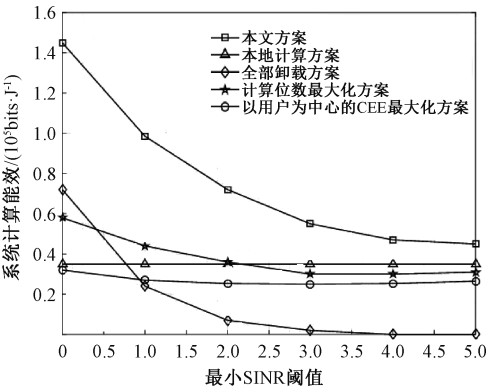


图 6 不同方案下的系统 CEE 与 SINR 阈值的关系
Figure 6 System CEE with different schemes versus the SINR threshold

4 结论

本文针对无线通信网络中移动设备的计算能力和存储能力有限、能量受限等问题,研究了基于 NOMA 的无线供电 MEC 系统的计算能效 (CEE) 最大化问题,提出了一种基于 NOMA 的无线供电 MEC 系统的计算资源分配策略。该策略将非线性 EH 模型应用到移动设备上,通过联合优化 MEC 服务器和移动设备的计算频率、执行时间、基站发射功率、设备发射功率、卸载时间和能量收集时间,最大限度地提高系统的 CEE,较好地满足有限频谱资源下无线通信网络对低时延、高可靠、能效最大化的需求。仿

真实验说明了本文的资源分配策略的有效性和优越性,可获得更好的 CEE 性能增益。在未来的工作中,可以将该系统扩展到移动设备配置多个天线的情况,也可以考虑根据每个移动设备电池收集和储能的不同来设计系统资源分配方案。

参考文献:

[1] YANG X T, YU X Y, HUANG H, et al. Energy efficiency based joint computation offloading and resource allocation in multi-access MEC systems[J]. IEEE Access, 2019, 7: 117054–117062.

[2] AZARHAVA H, MUSEVI NIYA J. Energy efficient resource allocation in wireless energy harvesting sensor networks [J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2020, 9(7): 1000–1003.

[3] WEI Z L, ZHAO B K, SU J S, et al. Dynamic edge computation offloading for Internet of Things with energy harvesting: a learning method [J]. IEEE Internet of Things Journal, 2019, 6(3): 4436–4447.

[4] SINGH S, MITRA D, BAGHEL R K. Analysis of NOMA for future cellular communication[C]//2019 3rd International Conference on Trends in Electronics and Informatics (ICOEI). Piscataway: IEEE, 2019: 389–395.

[5] DUAN X, LI B G, ZHAO W. Energy consumption minimization for near-far server cooperation in NOMA-assisted mobile edge computing system[J]. IEEE Access, 2020, 8: 133269–133282.

[6] QIAN L P, WU Y, JIANG F L, et al. NOMA assisted multi-task multi-access mobile edge computing via deep reinforcement learning for industrial Internet of Things [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021, 17(8): 5688–5698.

[7] LIU W, HE Y J, ZHANG J F, et al. Deep reinforcement learning-based MEC offloading and resource allocation in uplink NOMA heterogeneous network [C]//2021 Computing, Communications and IoT Applications (ComComAp). Piscataway: IEEE, 2021: 144–149.

[8] HU H, WANG Q, HU R Q, et al. Mobility-aware offloading and resource allocation in a MEC-enabled IoT network with energy harvesting[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2021, 8(24): 17541–17556.

[9] ZHANG T, CHEN W. Computation offloading in heterogeneous mobile edge computing with energy harvesting [J]. IEEE Transactions on Green Communications and Networking, 2021, 5(1): 552–565.

[10] XIA S C, YAO Z X, LI Y, et al. Online distributed offloading and computing resource management with energy harvesting for heterogeneous MEC-enabled IoT[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2021, 20

(10): 6743–6757.

[11] ZHAO F J, CHEN Y, ZHANG Y C, et al. Dynamic offloading and resource scheduling for mobile-edge computing with energy harvesting devices[J]. IEEE Transactions on Network and Service Management, 2021, 18 (2): 2154–2165.

[12] HUANG L, BI S Z, ZHANG Y J A. Deep reinforcement learning for online computation offloading in wireless powered mobile-edge computing networks[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2020, 19(11): 2581–2593.

[13] BI S Z, 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.

[14] YU Y, BU X Y, YANG K, et al. Energy efficient mobile edge computing using joint benders decomposition and distributed Dinkelbach algorithm[C]//2018 Asia-Pacific Signal and Information Processing Association Annual Summit and Conference (APSIPA ASC). Piscataway: IEEE, 2019: 927–931.

[15] LU W D, DING Y, FENG Y Q, et al. Dinkelbach-guided deep reinforcement learning for secure communication in UAV-aided MEC networks[C]// 2022 IEEE Global Communications Conference. Piscataway: IEEE, 2023: 1740–1745.

[16] WANG S, XIA M H, HUANG K B, et al. Wirelessly powered two-way communication with nonlinear energy harvesting model: rate regions under fixed and mobile relay[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2017, 16(12): 8190–8204.

[17] DINKELBACH W. On nonlinear fractional programming [J]. Management Science, 1967, 13(7): 492–498.

[18] YE Y H, HU R Q, LU G Y, et al. Enhance latency-constrained computation in MEC networks using uplink NOMA[J]. IEEE Transactions on Communications, 2020, 68(4): 2409–2425.

[19] ZHOU F H, HU R Q. Computation efficiency maximization in wireless-powered mobile edge computing networks [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2020, 19(5): 3170–3184.

Computing Energy Efficiency Maximization Strategy of Wireless Powered Mobile Edge Computing Systems

LI Taoshen^{1,2}, GONG Jian², ZENG Xuling², LYU Pin²

(1. College of Information Engineering, Nanning University, Nanning 530299, China; 2. School of Computer, Electronics and Information, Guangxi University, Nanning 530004, China)

Abstract: In order to solve the computing energy efficiency optimization problem of the wireless powered mobile edge computing(MEC) system, a computing resource allocation strategy of wireless powered MEC system based on non-orthogonal multiple access(NOMA) was proposed, which applied a nonlinear energy harvesting model to mobile devices. By jointly optimizing the calculation frequency, execution time, base station transmission power, equipment transmission power, offloading time and energy collection time of MEC server and mobile equipment, this strategy could fully utilize the available computing resources of mobile devices and MEC servers, improve device throughput and computing bits, and thus maximize system computing energy efficiency. Then the joint optimization problem was transformed into a non-convex fractional programming problem, and an iterative algorithm based on Dinkelbach was designed to obtain the optimal resource allocation scheme. The comparative simulation results showed that the resource allocation strategy could achieve higher computing energy efficiency and better performance gains.

Keywords: wireless powered mobile edge computing (MEC) system; non-orthogonal multiple access (NOMA); computing energy efficiency; energy harvesting; resource allocation; computing offload