

文章编号:1007-5321(2020)05-0015-06

DOI:10.13190/j.jbupt.2019-249

移动边缘计算中基于能量收集的能效优化方案

薛建彬, 刘星星, 丁雪乾

(兰州理工大学 计算机与通信学院, 兰州 730050)

摘要: 移动边缘计算(MEC)系统中密集的计算任务卸载使得资源受限的终端设备能量效率低,能量服务单一,对此,提出了一种基于能量收集的系统能效优化方案. 该方案首先在满足卸载发送功率限制等约束条件下,分析了能量收集状态及用户功率分配,建立了最大化系统能效的联合优化模型;其次,利用广义分数规划理论将卸载能效转化为标准凸优化问题,并通过构建拉格朗日函数对目标函数进行迭代优化,获得最优的能量指示变量和功率分配. 仿真结果表明,所提方案可以有效提升 MEC 系统中的用户能量效率,同时保证了用户服务质量,实现了绿色通信.

关键词: 移动边缘计算; 能量收集; 计算卸载; 能效; 凸优化

中图分类号: TP929.5

文献标志码: A

Energy Efficiency Optimization Scheme Based on Energy Harvesting in Mobile Edge Computing

XUE Jian-bin, LIU Xing-xing, DING Xue-qian

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

Abstract: Aiming at low energy efficiency and single energy service of resource-constrained terminal devices caused by intensive computing tasks offloading in mobile edge computing (MEC), a system energy efficiency optimization scheme based on energy harvesting is proposed. Firstly, the energy harvesting status and power allocation of users are analyzed under the constraints of offloading transmission power and so on, and a joint optimization model is established to maximize system energy efficiency. Secondly, the offloading energy efficiency is transformed into standard convex optimization by the generalized fractional programming theory, and the objective function is iteratively optimized by setting the Lagrange function to obtain the optimal energy indicator variable and power allocation. Simulations show that the proposed scheme can effectively improve the energy efficiency of users in MEC system, and guarantee the quality of service (QoS) of users, achieve the green communication simultaneously.

Key words: mobile edge computing; energy harvesting; computation offloading; energy efficiency; convex optimization

近年来,移动互联网及物联网技术迅速发展,终端设备及新兴应用程序的数量急剧增长,如交互式游戏、虚拟现实等. 传统基于云核心处理的网络模

式已难以匹配日益增加的任务需求. 为此,欧洲电信标准化协会于2014年提出移动边缘计算(MEC, mobile edge computing),通过在靠近用户端的网络

收稿日期: 2019-12-03

基金项目: 国家自然科学基金项目(61841107,61461026)

作者简介: 薛建彬(1973—),男,教授,博士生导师, E-mail: xue_jabn@hotmail.com.

边缘侧部署计算、存储资源,以提供信息技术服务和云计算功能,并依靠其本地化服务的优势形成了高性能计算模式^[1],同时能量收集技术能够为能量受限的设备给予额外的通信支持.因此,联合能量收集分析任务卸载机制,以降低 MEC 系统能量开销提高能量效率,受到学术界的普遍关注.

面向任务卸载机制,提高 MEC 系统能量效率,已有学者开展相关研究. Du 等^[2]研究边/云协同系统的优化卸载策略,在确保用户公平性与最大容忍时延的同时,联合优化任务卸载决策、计算资源等,提出了一种低复杂度的次优算法. Meng 等^[3]考虑设备动态性和有限计算能力,将任务卸载分为在线与离线 2 种策略,分别提出了一种卸载与离线算法. Liu 等^[4]通过定价边缘云,以降低系统执行总开销为目标,给出了基于价格的分布式任务卸载策略. Wang 等^[5]研究蜂窝基站、WiFi 接入点与多个能量收集设备共存的异构 MEC 系统,通过集成能量收集技术及分析计算、无线资源的动态选择,提出了一种联合资源能效优化方案. 同样地, Mao 等^[6]针对终端设备能量受限易造成应用程序中断的问题,研究配备能量收集设备的 MEC 系统,考虑任务执行能效与延迟,联合优化卸载策略、CPU 周期频率及传输功率,提出了一种基于 Lyapunov 的动态计算卸载算法. Guo 等^[7]以降低 MEC 系统总能耗为目标,提出了一种节能的动态卸载和资源调度策略,并将其转化为能效成本最大化问题,应用 EDORS 算法得到了优化结果.

众多学者从不同侧面对 MEC 系统的用户能量开销展开了研究并取得了预期成果,但仍然存在一定的局限性. 因此,笔者结合能量收集优势及 MEC 系统任务执行需求,提出一种基于能量收集的系統能效优化方案. 在用户功率与数据传输速率等限制共同约束下,联合优化能量收集指示变量与功率分配,以最大化任务执行时的用户能效. 对于这一优化问题的 NP-难属性,利用广义分数规划理论将其转化为标准凸优化问题,并进行了充分性和必要性证明以及完成算法设计与实验仿真,结果表明,本研究不仅兼顾了 MEC 系统中用户的 QoS 需求,同时有效提升了基于能量收集的系統能量效率.

1 系统模型

考虑一个具有能量收集功能的 MEC 系统模型,如图 1 所示. 该模型包括一个边缘基站 (BS, base

station) 及其 MEC 服务器, K 个用户,集合表示为 $i \in \{1, 2, \dots, K\}$. 移动设备 i 产生需处理的应用数据,并可以通过任务迁移将数据卸载到 MEC 服务器执行. 为进一步减轻任务需求对能量受限设备造成的能量供给压力,通过在移动终端部署能量收集设备,可以收集边缘基站的可用能量,为设备提供额外任务执行能量,进而提升 MEC 用户能量效率.

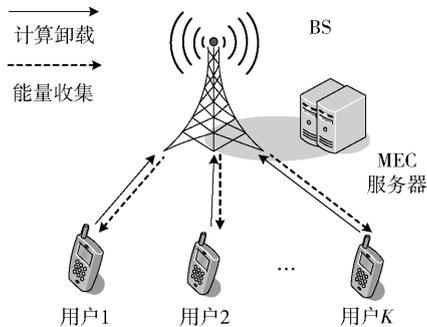


图 1 系统模型

1.1 本地计算能效模型

假定设备产生的数据独立不可分,根据任务大小及不同性能约束,用户可选择本地处理或经无线链路卸载到 MEC 服务器执行. 本地执行时,其终端设备 i 功率消耗可表示为

$$p_i^l(t) = f_i^2 \zeta \quad (1)$$

其中: $t (t = 1, 2, \dots, T)$ 为系统执行时间, τ 为时隙长度, f_i 为移动终端 i 的本地计算能力, ζ 为能量效率系数.

在时隙 t 下,设备 i 进行本地计算的能效为

$$E_i^l(t) = \frac{f_i}{p_i^l(t)} \quad (2)$$

1.2 卸载能效模型

考虑 MEC 服务器搭载多核 CPU 单元,能同时处理多用户任务执行需求,并将处理结果返回终端用户,当用户选择卸载计算时,以 $p_i^c(t)$ 代表用户 i 的发送功率,则其数据卸载传输速率可表示为

$$r_i(t) = B \ln \left(1 + \frac{p_i^c(t) g_{i,BS}}{I_i + \sigma^2} \right) \quad (3)$$

其中: B 为带宽, σ^2 为高斯白噪声, $g_{i,BS}$ 为设备 i 与基站间的信道增益, I_i 为用户 i 受到的干扰功率.

任务卸载能效可表示为

$$E_i^c(t) = \frac{r_i(t)}{p_i^c(t)} \quad (4)$$

1.3 能量收集模型

配备能量收集设备的移动终端可通过射频

(RF, radio frequency)信号等方式从基站获取能量,以加强计算卸载的能量供给。然而,设备收集能量具有随机性,为方便研究能量收集过程,提升 MEC 系统能量效率,假设每个用户收集能量均服从独立同分布的 Poisson 过程^[6],每一时隙收集到的能量为 $E_i(t)$,则该能量收集过程可表示为

$$E_i(t) \sim \text{Poisson}(\lambda\tau) \quad (5)$$

其中: λ 为能量收集强度,代表每秒收集的能量。

假定收集的能量仅用于计算卸载,且不受电池能量存储能力的限制, $p_i(t)$ 为每一时隙处理数据消耗的能量, E_i^0 为设备初始能量。任务执行过程中用户能量消耗与自身初始能量、收集的能量间的关系为

$$\sum_{t=1}^T p_i(t) \leq \sum_{t=1}^T E_i(t) + E_i^0, i \in \{1, 2, \dots, K\} \quad (6)$$

2 问题形成

为最大化利用能量收集,协助 MEC 系统完成计算卸载,定义包含卸载决策的能量指示变量 $\rho_i(t)$,以指示在时隙 t 下执行任务时是否使用收集的能量,同时代表该任务执行的决策信息,即 $\rho_i(t) = 0$ 表示终端设备电池初始能量充足,任务在本地完成; $\rho_i(t) = 1$ 表示终端 i 使用收集来的能量完成其任务的卸载。笔者旨在满足用户任务传输发送速率、初始能量及最大传输功率等共同约束条件下,通过对能量指示变量、发送功率等的联合优化来实现 MEC 系统能效的最大化,因此,给出研究问题的数学模型:

$$\max_{\rho_i(t), p_i(t)} \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^K \left\{ [1 - \rho_i(t)] \frac{f_i}{p_i(t)} + \rho_i(t) \frac{r_i(t)}{p_i^c(t)} \right\}$$

$$\text{C1: } r_i(t) \geq r_i^{\text{th}}, i \in \{1, 2, \dots, K\}$$

$$\text{C2: } \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^K \rho_i(t) \leq 1$$

$$\text{C3: } 0 \leq p_i^l(t) \leq f_{i, \max}^2 \zeta, i \in \{1, 2, \dots, K\}$$

$$\text{C4: } \sum_{t=1}^T p_i(t) \leq \sum_{t=1}^T E_i(t) + E_i^0, i \in \{1, 2, \dots, K\}$$

$$\text{C5: } p_i^l(t) + p_i^c(t) \leq p_i(t), i \in \{1, 2, \dots, K\}$$

$$\text{C6: } \rho_i(t) \in \{0, 1\}, i \in \{1, 2, \dots, K\} \quad (7)$$

其中:C1 为任务最小发送速率阈值;C2 为收集的能量在同一时隙仅供一个终端设备使用;C3 为每一时隙用户本地最大功率限制;C4 为可用发送功率不超过能量总和;C5 为设备本地功率与发送功率所需满足的能量消耗最大值 $p_i(t)$ 约束;C6 为用

户是否使用收集能量。可以看出,式(7)中存在 $\rho_i(t)$ 等变量约束,使得该式为非凸的混合整数非线性问题,通常属于 NP-难问题,难以使用常规优化方法直接求解。因此,拟根据广义分数规划理论将式(7)中的卸载能效分式形式转化,构造可直接求解的标准凸优化问题,从而完成对指示变量及传输功率的优化分配。

2.1 基于广义分数规划理论的目标凸优化

根据分数规划理论,首先通过给出基于目标替换的定理 1 及其证明,实现对分数函数的线性转化。具体地,对于卸载能效最大化的目标函数部分,令其最优值为 q^* ,以及存在最优值 q^* 时的优化解为 $p_i^{c*}(t)$ 和 $\rho_i^*(t)$,优化解可行域表示为 ϕ ,即 $\{p_i^{c*}(t), \rho_i^*(t)\} \in \phi$ 。建立满足上述定义的表达式:

$$q^* = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^K \frac{r_i^*(t)}{p_i^{c*}(t)} = \max_{p_i(t), \rho_i(t) \in \phi} \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^K \frac{r_i(t)}{p_i^c(t)} \quad (8)$$

则该定理表述为定理 1。

定理 1 对于式(8)的函数问题,当且仅当式(9)成立时,其优化解 $\{p_i^{c*}(t), \rho_i^*(t)\}$ 存在,即

$$\begin{aligned} \max_{p_i(t), \rho_i(t) \in \phi} \left\{ \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^K \rho_i(t) \text{B}lb \left[1 + \frac{p_i^c(t) g_{i, \text{BS}}}{I_i + \sigma^2} \right] - \right. \\ \left. q^* \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^K p_i^c(t) \right\} = \\ \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^K \rho_i^*(t) \text{B}lb \left(1 + \frac{p_i^{c*}(t) g_{i, \text{BS}}}{I_i + \sigma^2} \right) - \\ q^* \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^K p_i^{c*}(t) = 0 \end{aligned} \quad (9)$$

证明 从必要性和充分性两方面对该定理进行证明。

1) 必要性证明

根据对变量的定义,从式(8)可得到

$$q^* = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^K \frac{r_i^*(t)}{p_i^{c*}(t)} \geq \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^K \frac{r_i(t)}{p_i^c(t)} \quad (10)$$

联合式(3),对不等式两边分解、移项可以得到

$$\left. \begin{aligned} \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^K \rho_i(t) \text{B}lb \left(1 + \frac{p_i^c(t) g_{i, \text{BS}}}{I_i + \sigma^2} \right) - \\ q^* \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^K p_i^c(t) \leq 0 \\ \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^K \rho_i^*(t) \text{B}lb \left(1 + \frac{p_i^{c*}(t) g_{i, \text{BS}}}{I_i + \sigma^2} \right) - \\ q^* \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^K p_i^{c*}(t) = 0 \end{aligned} \right\} \quad (11)$$

显然,通过得到式(7)的最优值 $\{p_i^*(t), \rho_i^*(t)\}$,可知式(9)的最大值为0,即必要性得以证明。

2) 充分性证明

假定 $\{p_i^c(t), \rho_i^c(t)\}$ 为定义式(9)的最优解,则对于任意可行解 $\{p_i^c(t), \rho_i(t)\} \in \Phi$,存在

$$\begin{aligned} \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^K r_i(t) - q^* \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^K p_i^c(t) &\leq \\ \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^K r_i^c(t) - q^* \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^K p_i^c(t) &= 0 \end{aligned} \quad (12)$$

同样地,分解、移项式(12)可以得到

$$\left. \begin{aligned} \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^K \frac{\rho_i^c(t) B \text{blb} \left(1 + \frac{p_i^c(t) g_{i,BS}}{I_i + \sigma^2} \right)}{p_i^c(t)} &= q^* \\ \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^K \frac{\rho_i(t) B \text{blb} \left(1 + \frac{p_i^c(t) g_{i,BS}}{I_i + \sigma^2} \right)}{p_i^c(t)} &\leq q^* \end{aligned} \right\} \quad (13)$$

即表明 $\{p_i^c(t), \rho_i^c(t)\}$ 是式(7)的最优解,因此,充分性得以证明。

定理1表明,可将该部分目标函数求解转化为式(9),但对于未知定义量 q^* ,可通过设计迭代算法获得,定义迭代参数 q 代替 q^* ,具体流程如下。

步骤1 设定初始迭代次数 $n=0, q=0$,最大可容忍阈值 ε ;

步骤2 由初始值 q ,计算 $\max_{p_i(t), \rho_i(t)} [r_i(t) - qp_i^c(t)]$,得到初始优化解 $\{p_i^c(t), \rho_i(t)\}$;

步骤3 若 $|\max_{p_i(t), \rho_i(t)} [r_i(t) - qp_i^c(t)]| > \varepsilon$,则 $n=n+1$;

步骤4 否则,重复步骤2~3,直到 $|\max_{p_i(t), \rho_i(t)} [r_i(t) - qp_i^c(t)]| \leq \varepsilon$;

步骤5 此时 $\{p_i^*(t), \rho_i^*(t)\} = \{p_i^c(t), \rho_i(t)\}$,输出 $q^* = \max_{p_i(t), \rho_i(t) \in \Phi} \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^K \left[\frac{r_i(t)}{p_i^c(t)} \right]$ 。

2.2 功率分配与能量指示变量选择

2.2.1 功率分配

为寻求最大能效下的卸载及资源分配方案,进行用户发送功率、本地执行功率的优化分配及能量指示变量的自适应选择,通过对卸载能效函数的凸优化分析,其优化目标函数可重写为

$$\max_{p_i(t), \rho_i(t)} \left\{ \left[\sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^K \rho_i(t) B \text{blb} \left(1 + \frac{p_i^c(t) g_{i,BS}}{I_i + \sigma^2} \right) \right] - \right.$$

$$\left. q^* \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^K p_i^c(t) \right] + \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^K [1 - \rho_i(t)] \frac{f_i}{p_i^l(t)} \left. \right\}$$

$$\text{C1: } r_i(t) \geq r_i^{\text{th}}, i \in \{1, 2, \dots, K\}$$

$$\text{C2: } \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^K \rho_i(t) \leq 1$$

$$\text{C3: } 0 \leq p_i^l(t) \leq f_{i,\max}^l \zeta, i \in \{1, 2, \dots, K\}$$

$$\text{C4: } \sum_{t=1}^T p_i(t) \leq \sum_{t=1}^T E_i(t) + E_i^0, i \in \{1, 2, \dots, K\}$$

$$\text{C5: } p_i^1(t) + p_i^c(t) \leq p_i(t), i \in \{1, 2, \dots, K\}$$

$$\text{C6: } \rho_i(t) \in \{0, 1\}, i \in \{1, 2, \dots, K\} \quad (14)$$

1) 传输功率分配

针对式(14)凸优化问题,构建该优化问题的拉格朗日函数 $L(p^c, p^1, \rho, \delta, \mu, \beta, v, \vartheta)$ 为

$$\begin{aligned} L(p^c, p^1, \rho, \delta, \mu, \beta, v, \vartheta) = & \\ \max \left\{ \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^K \rho_i(t) B \text{blb} \left(1 + \frac{p_i^c(t) g_{i,BS}}{I_i + \sigma^2} \right) - \right. & \\ q^* \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^K p_i^c(t) + \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^K [1 - \rho_i(t)] \frac{f_i}{p_i^l(t)} \left. \right\} + & \\ \delta_i \left\{ \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^K \rho_i(t) B \text{blb} \left[1 + \frac{p_i^c(t) g_{i,BS}}{I_i + \sigma^2} \right] - r_i^{\text{th}} \right\} + & \\ \mu_i \left[1 - \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^K \rho_i(t) \right] + \beta_i [p_i(t) - p_i^1(t) - p_i^c(t)] + & \\ v_i \left[\sum_{t=1}^T E_i(t) + E_i^0 - \sum_{t=1}^T p_i(t) \right] + \vartheta_i [f_{i,\max}^l \zeta - p_i^1(t)] & \end{aligned} \quad (15)$$

其中,拉格朗日乘子分别为 $\delta, \mu, \beta, v, \vartheta$,由Karush-Kuhn-Tucker(KKT)条件,求函数 $L(p^c, p^1, \rho, \delta, \mu, \beta, v, \vartheta)$ 关于 $p_i^c(t)$ 的偏导数,并令其等于0,得到

$$\frac{\partial L}{\partial p_i^c(t)} = \frac{\rho_i(t) B}{\left(1 + \frac{p_i^c(t) g_{i,BS}}{I_i + \sigma^2} \right) \ln 2} \frac{g_{i,BS}}{I_i + \sigma^2} - q^* +$$

$$\delta_i \left[\frac{\rho_i(t) B}{\left(1 + \frac{p_i^c(t) g_{i,BS}}{I_i + \sigma^2} \right) \ln 2} \frac{g_{i,BS}}{I_i + \sigma^2} \right] - \beta_i = 0 \quad (16)$$

可以得到优化传输功率分配的解析式为

$$p_i^c(t) = \left\{ \frac{\rho_i(t) B (1 + \delta_i)}{(\beta_i + q^*) \ln 2} - \frac{I_i + \sigma^2}{g_{i,BS}} \right\}^+ \quad (17)$$

其中 $\{x\}^+ \triangleq \max\{0, x\}$ 。

2) 本地功率分配

同样地,求关于 $p_i^1(t)$ 的偏导,并令其等于0,则

$$\frac{\partial L}{\partial p_i^1(t)} = -\beta_i + \rho_i(t) \frac{f_i}{(p_i^1)^2} - \vartheta_i = 0 \quad (18)$$

即得到

$$p_i^1(t) = \sqrt{\frac{\rho_i(t)f_i}{\beta_i + \vartheta_i}} \quad (19)$$

则最优本地功率分配可表示为

$$p_i^*(t) = \min \left(\sqrt{\frac{\rho_i(t)f_i}{\beta_i + \vartheta_i}}, p_i(t), f_{i,\max}^2 \zeta \right) \quad (20)$$

2.2.2 能量指示变量分配

能量指示变量依然是关于式(15)的凸函数解,符合拉格朗日优化理论,因此继续对拉格朗日函数求关于 $\rho_i(t)$ 的偏导,有

$$\begin{aligned} \frac{\partial L}{\partial \rho_i(t)} &= B \ln \left(1 + \frac{p_i^c(t) g_{i,BS}}{I_i + \sigma^2} \right) - \\ &\frac{f_i}{p_i^1(t)} + \delta_i B \ln \left(1 + \frac{p_i^c(t) g_{i,BS}}{I_i + \sigma^2} \right) - \mu_i \end{aligned} \quad (21)$$

对于能量指示变量,可制定自适应选择的表达式:

$$\rho_i^*(t) = \begin{cases} 1, & \mu_i < C_i(t) \\ 0, & \mu_i > C_i(t) \end{cases}$$

$$i \in \{1, 2, \dots, K\}; t = \{1, 2, \dots, T\} \quad (22)$$

其中

$$C_i(t) = \left[(1 + \delta_i) B \ln \left(1 + \frac{p_i^c(t) g_{i,BS}}{I_i + \sigma^2} \right) - \frac{f_i}{p_i^1(t)} \right]^+$$

3 仿真分析

搭建 MEC 仿真场景,包含 1 个 MEC 服务器和 30 个移动终端,并随机分布于半径为 100 m 的区域内. 设置高斯白噪声功率为 -174 dBm/Hz,系统带宽 B 为 10 MHz,功率谱密度为 -100 dBm,干扰功率 I 为 10^{-10} W,设备初始能量 B_i^0 为 0.1 mJ,最大发送功率 p_i^{\max} 为 0.4 W,数据传输速率阈值 r_i^{th} 为 $1 \text{ bit} \cdot \text{s}^{-1} \cdot \text{Hz}^{-1}$,信道增益 $g_{i,BS}$ 为 $127 + 30 \ln d$,时间间隔 τ 为 1 s. 为衡量所提方案的性能及能量收集对系统能效的影响,将其与不考虑能量指示分配的方案(CORA, computation offloading and resource allocation)和 Wang 等^[5]提出的基于能量收集的联合优化资源分配方案(E-JORA, energy-joint optimization of resource allocation)及 Zhao 等^[8]提出的不具有能量收集低复杂度能效优化方案进行对比.

图2所示为不同设备数量对系统能效的影响.可以看出,具有能量收集的 MEC 系统方案的能效优势显著,且随着用户数量的增加,其能效均随之增大;同时,所提方案较之 E-JORA、CORA 等方案具有最高的能量效率.这是由于在考虑能量收集过程中,通过优化能量指示变量来分配任务卸载策略,很大程度上提升了能量收集效率,节省了用户本地能

量.而不使用能量收集的计算卸载方案随着用户数量的增大,其能效表现出降低的趋势.这是由于任务卸载的增加,需要用户消耗较多的传输功率,使得系统能效降低.

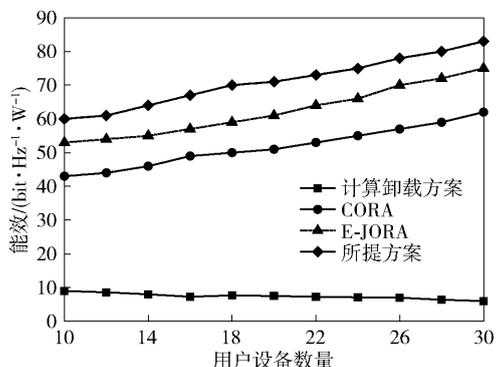


图2 用户设备数量对系统能效的影响

图3给出了迭代参数 q^n 在不同性能参数下的迭代比较.由于本地初始能量、收集能量和用户数量的影响,不同参数下的 q^n 在第1次迭代时达到各自最大值.随着迭代次数增加, q^n 开始回升并最终趋于收敛,体现了所提算法的有效性和合理性.当 $\lambda = 4$ 时,随着用户数量的增加, q^n 的迭代数变大,这是由于用户数增多,其产生的数据量增加,需更多地考虑能量收集,进行任务卸载;当用户数 $K = 30$,随着能量收集强度的降低, q^n 的迭代数变小.这是由于能量收集强度降低,系统使用了较多本地能量处理任务.

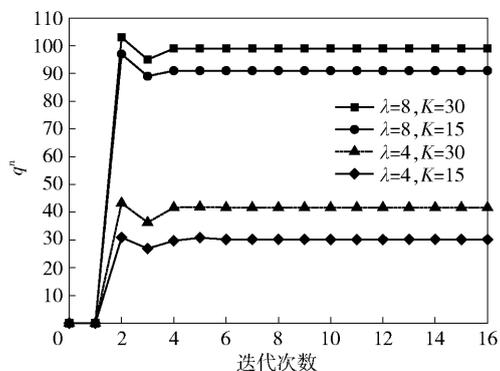


图3 不同性能参数下 q^n 的迭代比较

图4所示为不同能量收集强度对系统能效的影响.可以看出,相较于其他3种方案,所提方案在测试范围内均具有较高的系统能效.随着能量收集强度的增加,此方案与 E-JORA、CORA 方案的系统能效随之增大.这是因为能量收集强度增大表示每时段可收集到更多的能量,完成卸载,使得 MEC 系统用户能效增加.而 CORA 方案的能量效率较低,这是由于缺乏对能量收集状态的分配,能量收集难以

完全支持 MEC 系统的任务处理. 同时,对于不具备能量收集的计算卸载方案,仅通过本地能量完成任务处理及计算卸载,其能效不受能量收集强度的影响,且具有最低的能量效率.

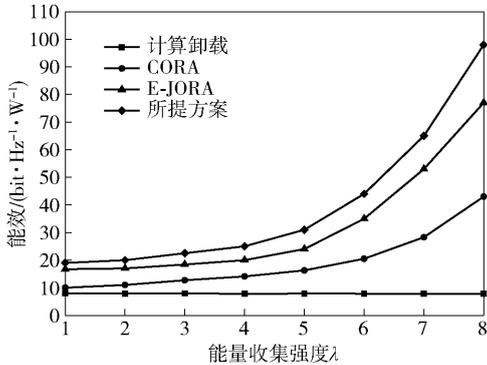


图 4 能量收集强度对系统能效的影响

图 5 所示为不同发送速率阈值对系统能效的影响. 当 $K=30, \lambda=8$, 可以看出, 所提方案与 E-JORA 方案的系统能效均较高, 且随着速率阈值的增加, 该能效逐渐降低, 原因是在满足较高的速率阈值时, 任务卸载到边缘所需的传输功率也较高. 其次, 二者曲线间隔越来越小, 是因为速率阈值过大, 收集能量不足, 消耗了更多的本地能量. 而方案 CORA 和仅使用本地能量执行的计算卸载方案具有相对较低的能效. 此外, 同其他影响因素曲线一致, 具有能量收集的方案在发送速率较大时, 能效收益显著.

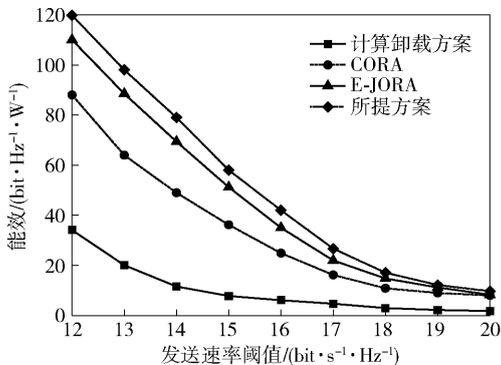


图 5 发送速率阈值对系统能效的影响

4 结束语

考虑 MEC 网络中用户设备使用能量收集的场景, 提出了一种基于能量收集的能效优化方案. 通过使用广义分数规划理论对所提分数目标进行凸优化转化, 给出了最大化系统能效的联合优化模型, 并通过拉格朗日乘子迭代获得了优化的能量指示变量

和功率分配. 仿真结果验证了能量收集强度、发送速率阈值等对系统能效的影响. 对比已有方法, 所提方案可提升用户能效达 15.6%, 可有效提升 MEC 系统能量效率, 实现绿色通信.

参考文献:

- [1] 陈昕, 温向明, 王鲁哈, 等. 5G 中多接入边缘计算的联合部署架构设计[J]. 北京邮电大学学报, 2018, 41(5): 86-91.
Chen Xin, Wen Xiangming, Wang Luhan, et al. The architecture design of cooperated deployment for multi-access edge computing in 5G [J]. Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications, 2018, 41(5): 86-91.
- [2] Du Jianbo, Zhao Liqiang, Feng Jie, et al. Computation offloading and resource allocation in mixed fog/cloud computing systems with min-max fairness guarantee [J]. IEEE Transactions on Communications, 2018, 66(4): 1594-1608.
- [3] Meng Zeyu, Xu Hongli, Huang Liusheng, et al. Achieving energy efficiency through dynamic computing offloading in mobile edge-clouds [C] // 2018 IEEE 15th International Conference on Mobile Ad Hoc and Sensor Systems (MASS). Chengdu: IEEE, 2018: 175-183.
- [4] Liu Mengyu, Liu Yuan. Price-based distributed offloading for mobile-edge computing with computation capacity constraints [J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2017, 7(3): 420-423.
- [5] Wang Fei, Zhang Xi. 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). Honolulu: IEEE, 2018: 190-195.
- [6] Mao Yuyi, Zhang Jun, Letaief K B. Dynamic computation offloading for mobile-edge computing with energy harvesting devices [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2016, 34(12): 3590-3605.
- [7] Guo Songtao, Xiao Bin, Yang Yuanyuan, et al. Energy-efficient dynamic offloading and resource scheduling in mobile cloud computing [C] // IEEE INFOCOM 2016-the 35th Annual IEEE International Conference on Computer Communications. Tianjin: IEEE, 2016: 1-9.
- [8] Zhao Yun, Zhou Sheng, Zhao Tianchu, et al. Energy-efficient task offloading for multiuser mobile cloud computing [C] // 2015 IEEE/CIC International Conference on Communications in China (ICCC). Chongqing: IEEE, 2015: 1-5.