

doi: 10.12052/gdutxb.210177

基于计算吞吐量最大化的能量采集边缘计算 系统在线资源优化配置

王 丰, 李宇龙, 林志飞, 崔 苗, 张广驰

(广东工业大学 信息工程学院, 广东 广州 510006)

摘要: 在基于可再生能源收集技术的移动边缘计算(Mobile Edge Computing, MEC)系统中, 可再生能源到达和计算卸载无线信道呈现较强的时空变化特性, 因此该系统的无线及计算资源管理与用户任务计算之间存在着动态适配的挑战。针对此类问题, 本文研究多时隙多用户的能量采集边缘计算系统, 建立可再生能源随机到达和无线信道模型以及预测误差模型, 以系统总计算吞吐量最大化为准则, 通过逐时隙联合优化用户本地计算和计算卸载模块, 提出了一种在线滑动窗设计方案, 需要通过调整滑动窗长度 M 来实现。该方案逐时隙求解凸优化问题, 基于离线资源动态管控的最优结构, 实时制定资源管理策略, 具有较低的计算复杂度。仿真实验结果表明, 提出的在线滑动窗设计方案在系统计算吞吐量性能方面优于已有的基准方案, 并在对抗信道/能量状态信息预测误差方面有较好的鲁棒性能。

关键词: 移动边缘计算; 能量采集; 计算卸载; 在线滑动窗设计

中图分类号: TN929.5

文献标志码: A

文章编号: 1007-7162(2022)04-0017-07

An Online Resource Allocation Design for Computation Capacity Maximization in Energy Harvesting Mobile Edge Computing Systems

Wang Feng, Li Yu-long, Lin Zhi-fei, Cui Miao, Zhang Guang-chi

(School of Information Engineering, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China)

Abstract: In the energy harvesting based mobile edge computing (MEC) system, the energy arrivals and wireless channels for computing offloading are both dynamically changing in time and space, which results in dynamic adaptation between communication/computational resource management and task execution. To address such problems, based on the criterion of maximizing the system's computing throughput, the predication models for renewable energy random arrival and wireless channel are established, and a novel online design framework is proposed for dynamically managing communication/computation resources over time. This solution solves the convex optimization problem time slot by time slot, and based on the optimal structure of offline resource dynamic management and control, real-time resource management strategies are formulated, and it has low computational complexity. Numerical results show that the proposed online sliding window design scheme is superior to the existing benchmark schemes in terms of system computational throughput performance, and has better robust performance against channel/energy state information prediction errors.

Key words: mobile edge computing; energy harvesting; computation offloading; online sliding-window design

近年来,随着物联网以及人工智能应用的高速发展,涌现了计算密集型的新型低时延物联网应用,如增强现实、虚拟现实、远程手术、车联网等^[1]。这些

新型应用需要海量无线设备(如智能手机、可穿戴设备和智能传感器)的实时通信和计算能力。传统的云计算技术,受限于核心网络传输拥塞和抖动,难以满

收稿日期: 2021-11-08

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61901124); 广东省自然科学基金资助项目(2021A1515012305); 广州市科技计划项目(202102020856)

作者简介: 王丰(1987-),男,副教授,博士,主要研究方向为无线通信系统、移动边缘计算资源管理等, E-mail: fengwang13@gdut.edu.cn

足这些新型物联网应用的低时延要求。作为第五代通信的关键技术,移动边缘计算(Mobile Edge Computing, MEC)成为物联网低时延应用的重要使能技术,受到了学术界和工业界的广泛关注^[2-3]。

在MEC系统中,通过计算卸载(Computation Offloading, CO)技术,无线设备将计算任务传输到附近网络边缘设备或者基站,由其代理计算。由此,MEC系统能为终端用户提供在网络边缘(如无线接入点和蜂窝基站)的类云计算服务,这为满足时延敏感的计算密集型移动端应用的需求提供了较好的解决方案。在MEC计算卸载应用中,存在着无线资源和计算资源的权衡关系。因此,无线资源和计算资源联合配置是提高MEC系统性能的重要研究课题。

基于用户能耗最小化、计算时延最小化、能耗与时延的折中以及计算速率最大化等计算卸载性能指标,国内外研究团队对MEC系统的通信和计算资源联合优化配置进行了深入研究^[4-11]。此外,基于设备直联(Device-to-Device, D2D)通信的MEC协同计算技术,使无线设备之间共享/贡献其未使用的计算资源,能显著提高整体计算性能^[12-14]。值得注意的是,已有的针对无线设备储能研究是静态的场景^[4-14]。然而,在可再生能源收集系统中,可再生能源通常以时空动态变化的方式到达用户^[15-16]。

为此,基于计算吞吐量最大化的系统性能准则,本文重点研究能量收集用户的在线MEC系统设计难题。基站侧部署MEC服务器,无线设备配置可再生能源收集电路。该系统将卸载的工作时间划分为多个等长度的时隙。特别地,本文考虑了在给定任务下基于MEC服务器的用户协同通信和计算,增加动态任务到达和随机能量收集^[17-19]。假设到达每个用户的可再生能源是动态的,能量在每个时隙的开始时收集并储存于电池。此外,本文考虑部分计算卸载技术,计算任务分割为独立的两部分,分别由无线设备的本地计算和计算卸载完成任务处理。

本文的主要贡献总结如下:(1)建立了多时隙计算框架,建模任务因果关系、能量约束和完成约束条件,基于计算吞吐量最大化准则,联合优化基站帮助用户在不同时隙的本地计算和任务交换(卸载)决策;(2)为了刻画系统性能上界,考虑信道状态信息和能量到达已知的离线场景,利用凸优化技术,推导了多时隙本地计算和计算卸载的资源配置最优解的解析形式;(3)基于离线最优解结构,在信道状态信息和能量到达信息预测条件下,提出了基于滑动窗的多时隙在线资源联合配置方案;(4)本文实现了大量的数值仿真实验,验证了在线方案的有效性,相较于已

有基准设计方案,本文所提方案具有显著的性能增益。

1 系统模型与问题构造

如图1所示,本文考虑基于能量收集的多用户MEC系统。该系统包含一个基站和 K 个无线设备,其中基站集成了MEC服务器,每个无线设备的可再生能源随机动态到达。无线设备具备能量收集功能,其收集的可再生能源储存于本地电池用于本地计算和计算卸载。每个无线设备配置单天线,所有用户都可以通过任务卸载和本地计算执行任务。记用户设备序号为 $k = 1, \dots, K$, K 为用户设备的数目。

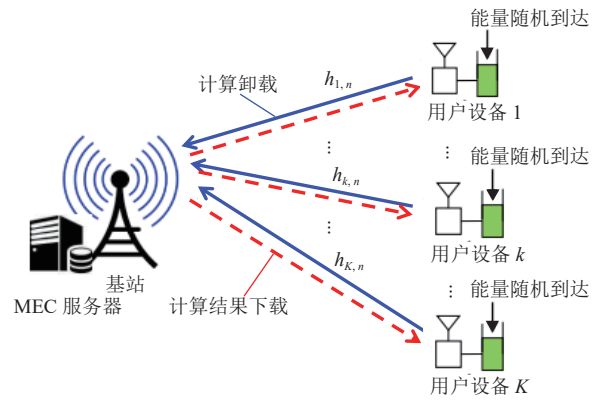


图1 基于能量采集的多用户MEC系统模型

Fig.1 Energy-harvesting based multi-user MEC system

考虑一个时间跨度为 $T>0$ 的时间块,它被划分为 N 个时隙, N 为时隙数目。其中,每个时隙具有相同的时间长度 $\tau = T/N$ 。在一个时隙中,当前时隙及过去时隙的信道/能量状态信息是已知的,然而未来时隙的信道/能量状态信息是未知的。因此,在预测未来时隙的信道/能量状态信息到达基础上,在线优化设计计算卸载策略以及动态管控系统资源是本文研究重点。

1.1 用户能量因果约束条件

记 $E_{k,n}$ 为时隙 n 时第 k 个用户设备所采集的能量, $E_{k,n}^{\text{loc}}$ 为时隙 n 时第 k 个用户设备本地计算所消耗的能量, $E_{k,n}^{\text{off}}$ 为时隙 n 时第 k 个用户设备计算卸载所消耗的能量,其中: $n = 1, \dots, N, k = 1, \dots, K$ 。定义用户的能量因果约束条件,是指截至时隙 n 、用户 k 所收集的能量累积值,需要确保不小于用户设备本地计算及计算卸载所消耗的能量累积值。因此,用户的能量因果约束条件建模如下:

$$\sum_{j=1}^n E_{k,j} - \sum_{j=1}^n E_{k,j}^{\text{loc}} - \sum_{j=1}^n E_{k,j}^{\text{off}} \geq 0, n = 1, \dots, N-1 \quad (1)$$

$$\sum_{j=1}^N E_{k,j} - \sum_{j=1}^N E_{k,j}^{\text{loc}} - \sum_{j=1}^N E_{k,j}^{\text{off}} = 0 \quad (2)$$

式中: $k = 1, \dots, K$ 。针对用户设备 k 在时隙 n 的能量状态信息 $E_{k,n}$, 建立预测模型: $E_{k,n} = \hat{E}_{k,n} + \Delta E_{k,n}$, 其中 $\hat{E}_{k,n}$ 为能量状态信息 $E_{k,n}$ 的预测值, $\Delta E_{k,n}$ 为能量状态信息加性预测误差。

1.2 用户本地计算

记 C_k 表示用户 k 进行本地计算, 处理1个计算任务比特所需要的运行周期数目(Central Processing Unit, CPU)。考虑用户的CPU采用动态电压频率调节技术^[4-8], 记 $l_{k,n}^{\text{loc}}$ 为用户 k 在时隙 n 需要处理的计算任务比特数目。由于每个时隙长度为 τ , 故用户 k 在时隙 n 内本地计算, 运行每个CPU周期的频率为 $C_k l_{k,n}^{\text{loc}} / \tau$ 。因此, 用户 k 在时隙 n 时本地计算的能耗建模为

$$E_{k,n}^{\text{loc}} = C_k l_{k,n}^{\text{loc}} \gamma_k \left(\frac{C_k l_{k,n}^{\text{loc}}}{\tau} \right)^2 = \frac{\gamma_k C_k^3 (l_{k,n}^{\text{loc}})^3}{\tau^2} \quad (3)$$

式中: γ_k 为用户 k 的CPU架构的电容系数。

1.3 用户到基站的计算卸载

考虑用户 k 向基站进行计算卸载的上行链路信道服从半静态衰落信道模型, 即上行链路信道功率增益在每个时隙内保持不变, 但在不同的时隙可能有变化。令 $h_{k,n} = \hat{h}_{k,n} + \Delta h_{k,n}$, 表示用户 k 在时隙 n 向基站进行计算卸载的上行链路信道功率增益模型, 其中 $h_{k,n}$ 为真实的上行链路信道功率增益, $\hat{h}_{k,n}$ 为对真实信道功率增益 $h_{k,n}$ 的预测值, 该值可以通过基于历史数据的机器学习算法获取, $\Delta h_{k,n}$ 为对应的信道状态信息预测误差。在时隙 n 时, 用户 k 将计算任务卸载到基站的上行链路传输速率(以bits/s为单位)为

$$r_{k,n} = B_k \log_2 \left(1 + \frac{p_{k,n} h_{k,n}}{\sigma_0^2} \right) \quad (4)$$

式中: $k = 1, \dots, K; n = 1, \dots, N$, $p_{k,n}$ 为用户 k 在时隙 n 进行计算卸载的传输功率, B_k 为用户 k 进行计算卸载的上行链路传输的频谱带宽, σ_0^2 为基站端接收机的噪声功率。因此, 在时隙 n 内, 为了将比特数目 $l_{k,n}^{\text{loc}}$ 的计算任务从用户 k 卸载到基站, 需要满足 $r_{k,n} \tau = l_{k,n}^{\text{off}}$ 。因此, 用户 k 在时隙 n 内进行计算卸载所需的能量消耗为

$$E_{k,n}^{\text{off}} = \tau p_{k,n} = \frac{\sigma_0^2 \tau}{h_{k,n}} \left(2^{l_{k,n}^{\text{off}} / (\tau B_k)} - 1 \right) \quad (5)$$

式中: $k = 1, \dots, K; n = 1, \dots, N$ 。

1.4 优化问题构造

在给定量能量因果约束条件, 本文以该多用户MEC系统的计算吞吐量最大化为准则, 联合设计多

时隙的本地计算和计算卸载, 优化配置无线资源和通信资源。具体的, 就是建立能量因果约束条件下的计算吞吐量最大化设计问题:

$$(P1): \max_{l_{k,n}^{\text{loc}} \geq 0, l_{k,n}^{\text{off}} \geq 0} F := \sum_{k=1}^K \sum_{n=1}^N (l_{k,n}^{\text{loc}} + l_{k,n}^{\text{off}})$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} \sum_{j=1}^N E_{k,j} - \sum_{j=1}^N E_{k,j}^{\text{loc}} - \sum_{j=1}^N E_{k,j}^{\text{off}} \geq 0, n = 1, \dots, N-1 \\ \sum_{j=1}^N E_{k,j} - \sum_{j=1}^N E_{k,j}^{\text{loc}} - \sum_{j=1}^N E_{k,j}^{\text{off}} = 0, k = 1, \dots, K \\ E_{k,n}^{\text{loc}} = \frac{\gamma_k C_k^3 (l_{k,n}^{\text{loc}})^3}{\tau^2}, k = 1, \dots, K; n = 1, \dots, N \\ E_{k,n}^{\text{off}} = \frac{\sigma_0^2 \tau}{h_{k,n}} (2^{l_{k,n}^{\text{off}} / (\tau B_k)} - 1), k = 1, \dots, K; n = 1, \dots, N \end{cases}$$

对问题(P1)作如下说明: 用户采集的能量将全部用于处理计算任务, 问题(P1)的优化目标 F 是所有 K 个用户设备的计算比特数目总和最大化。在离线情况下, 优化问题(P1)是凸优化问题, 可采用经典拉格朗日对偶理论, 推导出最优解的解析形式^[20]。然而, 针对在线设计场景, 优化问题(P1)的求解非常复杂, 需要预测未来时刻的信道/能量状态信息, 实时动态调整本地计算和计算卸载的资源配置方案。

2 问题(P1)优化分析与求解

在本节中, 首先基于拉格朗日对偶理论^[20], 推导离线场景下优化设计问题(P1)的最优解结构, 然后, 针对在线场景下, 基于滑动窗口算法, 提出优化问题(P1)的在线优化设计方案。

2.1 离线场景下的最优解结构

在离线场景下, 信道状态信息以及能量状态信息 $\{E_{k,n}, h_{k,n}\}$ 是完全已知的, 其中: $k = 1, \dots, K; n = 1, \dots, N$ 。针对多时隙动态能量到达的多用户MEC系统, 本文采用经典的拉格朗日对偶理论, 快速求解离线场景下的凸优化问题(P1), 推导多时隙资源管控的最优解结构。

离线场景凸优化问题(P1)满足Slater条件^[20]。因此, 优化问题(P1)与其拉格朗日对偶问题之间存在强对偶性。对优化问题(P1)的能量因果约束条件引入拉格朗日乘子 $\mu_{k,n} \geq 0$, 互补松弛条件建模为

$$\mu_{k,n}^* \left(\sum_{j=1}^N E_{k,j} - \sum_{j=1}^N E_{k,j}^{\text{loc}*} - \sum_{j=1}^N E_{k,j}^{\text{off}*} \right) = 0 \quad (6)$$

式中: $k = 1, \dots, K; n = 1, \dots, N$, $\mu_{k,n}^*$ 为最优的拉格朗日乘子, $\{E_{k,j}^{\text{loc}*}, E_{k,j}^{\text{off}*}\}$ 表示问题(P1)的最优解。

基于互补松弛条件(6)和拉格朗日函数一阶导数为零的性质, 推导离线场景时凸优化问题(P1)的最优解^[20]。因此, 问题(P1)的最优解表达式推导如式(7)

所示。

$$\begin{cases} l_{k,n}^{\text{loc}*} = \sqrt{\tau^2 / \left(3 \left(\sum_{j=n}^N \mu_{k,j}^* \right) \gamma_k C_k^3 \right)} \\ l_{k,n}^{\text{off}*} = \tau B_k \log_2 \left(\frac{B_k h_{k,n}}{\left(\sum_{j=n}^N \mu_{k,j}^* \right) \sigma_0^2 \ln 2} \right) \end{cases} \quad (7)$$

式中: $k = 1, \dots, K; n = 1, \dots, N$ 。离线优化问题(P1)的次梯度求解算法如下所示。

算法1 离线优化问题(P1)的次梯度求解算法

1) 输入: 给定初始对偶变量 $\mu_{k,j}^{(0)} \geq 0$ 以及精确度 ε , 设置初始迭代序号 $i=1$, 步长 $\eta^{(i)} = 1/i$ 。

2) 迭代:

(a) 给定 $\{\mu_{k,n}^{(i)}\}$, 根据式(7), 计算 $\{l_{k,n}^{\text{loc}(i)}, l_{k,n}^{\text{off}(i)}\}$, 其中:

$k = 1, \dots, K; n = 1, \dots, N$

(b) 更新次梯度:

$$g_{k,n}^{(i)} \leftarrow \sum_{j=1}^n E_{k,j} - \sum_{j=1}^n \gamma_k C_k^3 \left(l_{k,j}^{\text{loc}(i)} \right)^3 / \tau^2 - \sum_{j=1}^n \frac{\sigma_0^2 \tau}{h_{k,j}} (2^{l_{k,j}^{\text{off}(i)} / (\tau B_k)} - 1)$$

(c) 更新对偶变量:

$$\mu_{k,n}^{(i)} \leftarrow \max[\mu_{k,n}^{(i-1)} - \eta^{(i)} g_{k,n}^{(i)}, 0]$$

(d) 更新迭代次数: $i \leftarrow i + 1$

(e) 更新步长: $\eta^{(i)} = 1/i$

3) 直到: $|F^{(i)} - F^{(i-1)}| / F^{(i-1)} \leq \varepsilon$

4) 输出: 得到 $\{l_{k,n}^{\text{loc}*}, l_{k,n}^{\text{off}*}\} \leftarrow \{l_{k,n}^{\text{loc}(i)}, l_{k,n}^{\text{off}(i)}\}$

2.2 在线场景下问题(1)的在线滑动窗设计方案

在每时隙 n , 当前时隙 n 以及之前的信道状态信息和能量状态信息 $\{h_{k,n}, E_{k,n}\}_{j=1}^n$ 是完全已知的。然而, 未来时隙的信道/能量状态信息 $\{h_{k,j}, E_{k,j}\}$ 是完全未知的, 只能获取其预测状态值 $\{\hat{h}_{k,j}, \hat{E}_{k,j}\}$, 其中: $j = n+1, \dots, N$ 。

为此, 本小节基于离线问题(P1)的最优解(7), 提出在线滑动窗设计方案。具体地, 本文建模信道状态信息的预测误差 $\Delta h_{k,n}$ 是均值为0、方差为 σ_h^2 的复数高斯分布随机变量, 能量状态信息的预测误差 $\Delta E_{k,n}$ 是均值为0、方差为 σ_E^2 的复高斯分布随机变量^[20]。在线滑动窗设计方案叙述如下。

首先, 定义窗口长度为 M 的滑动窗, M 是从1至 N 中的任意整数。在时隙 n , 考虑 M 个时隙 $\{n, n+1, \dots, n+M-1\}$, 以该 M 个时隙内的 K 个用户计算比特总和最大化为准则, 建模在线优化设计问题, 其中, 在滑动窗长度为 M 时, 信道状态信息记为 $\{h_{k,n}, \hat{h}_{k,n+1}, \dots, \hat{h}_{k,n+M-1}\}$, 能量状态信息记为 $\{E_{k,n}, \hat{E}_{k,n+1}, \dots, \hat{E}_{k,n+M-1}\}$ 。

值得注意的是, 在线滑动窗口不能超出 N 时隙范围, 即 $i+M-1 \leq N$, 其中 $i = 1, \dots, N$, 表示滑动窗的序号, 对应于时隙 n 时的在线设计方案。若 $i+M-1 > N$, 则将该滑动窗口的长度调整为 $M = N - i + 1$ 。此时, 第

i 个滑动窗的时隙为 $\{i, i+1, \dots, N\}$ 。记 $\{l_{k,n}^{\text{loc}(i)}, l_{k,n}^{\text{off}(i)}\}_{n=1}^M$ 为第 i 个滑动窗的在线优化变量。基于第 i 个滑动窗的在线优化问题建模为

$$\begin{aligned} \text{OW}(i): \quad & \max_{l_{k,n}^{\text{loc}(i)} \geq 0, l_{k,n}^{\text{off}(i)} \geq 0} F(i) := \sum_{k=1}^K \sum_{n=i}^M (l_{k,n}^{\text{loc}(i)} + l_{k,n}^{\text{off}(i)}) \\ \text{s.t.} \quad & \begin{cases} E_{k,i} + \sum_{j=i+1}^n \hat{E}_{k,j} - \sum_{j=i}^n E_{k,j}^{\text{loc}} - \sum_{j=i}^n E_{k,j}^{\text{off}} \geq 0 \\ E_{k,i} + \sum_{j=i+1}^{i+M-1} \hat{E}_{k,j} - \sum_{j=i}^{i+M-1} E_{k,j}^{\text{loc}} - \sum_{j=i}^{i+M-1} E_{k,j}^{\text{off}} = 0 \\ E_{k,n}^{\text{loc}} = \frac{\gamma_k C_k^3 (l_{k,n}^{\text{loc}(i)})^3}{\tau^2}, \forall k, n \in \{i, \dots, i+M-1\} \\ E_{k,n}^{\text{off}} = \frac{\sigma_0^2 \tau}{\hat{h}_{k,n}} (2^{l_{k,n}^{\text{off}(i)} / (\tau B_k)} - 1), \forall k, n \in \{i+1, \dots, i+M-1\} \\ E_{k,i}^{\text{off}} = \frac{\sigma_0^2 \tau}{\hat{h}_{k,i}} (2^{l_{k,i}^{\text{off}(i)} / (\tau B_k)} - 1), \forall k \end{cases} \end{aligned}$$

根据次梯度算法1, 将 N 替换成 M , 离线的信道/能量状态信息替换成在线滑动窗的信道/能量状态信息预测值, 快速求解该在线设计问题 $\text{OW}(i)$ 。

该在线滑动窗设计问题 $\text{OW}(i)$ 的最优解表示为 $\{l_{k,n}^{\text{loc}(i)*}, l_{k,n}^{\text{off}(i)*}\}_{n=i}^M$, 在 N 个滑动窗设计之后的在线设计最优解表示为 $\{l_{k,n}^{\text{loc}}, l_{k,n}^{\text{off}}\}_{n=1}^N$ 。因此, 经过 N 个滑动窗设计后, 得到在线滑动窗设计的最优解, 即

$$\tilde{l}_{k,i}^{\text{loc}} = l_{k,i}^{\text{loc}(i)*}, \tilde{l}_{k,i}^{\text{off}} = l_{k,i}^{\text{off}(i)*}$$

在线滑动窗优化设计算法如下所示。

算法2 基于滑动窗的在线优化设计算法

1) 开始: 设置滑动窗长度 M , 滑动窗序号 $i=1$

2) 迭代:

(a) 在第 i 个时隙时, 获取当前时隙 i 以及时隙 $\{i+1, \dots, i+M-1\}$ 的信道/能量状态信息的预测值 $\{\hat{h}_{k,i+1}, \dots, \hat{h}_{k,i+M-1}\}$ 和 $\{\hat{E}_{k,i+1}, \dots, \hat{E}_{k,i+M-1}\}$

(b) 采用算法1—计算在线优化问题 $\text{OW}(i)$, 得到最优解 $\{l_{k,j}^{\text{loc}(i)*}, l_{k,j}^{\text{off}(i)*}\}_{j=i}^M$;

(c) 设置: $\tilde{l}_{k,i}^{\text{loc}} = l_{k,i}^{\text{loc}(i)*}, \tilde{l}_{k,i}^{\text{off}} = l_{k,i}^{\text{off}(i)*}$;

(d) 更新: $i \leftarrow i + 1$;

3) 直到 $i = N$

4) 输出: 滑动窗在线设计最优解 $\{\tilde{l}_{k,i}^{\text{loc}}, \tilde{l}_{k,i}^{\text{off}}\}_{i=1}^N$

值得注意的是, 在该在线滑动窗算法中, 窗口大小 M 值在信道状态信息和能量状态信息预测误差以及 MEC 系统性能上起着关键作用。一方面, 在预测误差较小的情况下, 设置较大窗口长度 M , 能够充分利用长期信道及能量状态信息。另一方面, 随着 M 值的减小, 能量状态信息的预测和信道状态信息的预测作用有限, 在较大信道状态信息及能量状态信息预测误差情况下, 需要选取较小 M 值。因此, 通过调整滑动窗长度 M , 可以适配多用户 MEC 系统的不同信道状态信息和能量状态信息预测特征。本文提出的

在线滑动窗优化设计方案具有较低的计算复杂度。

3 仿真结果分析与对比

本节将提供计算机数值仿真结果来验证所提算法方案的有效性,评估针对无线多用户联合MEC系统计算吞吐量性能。令 d_k 表示用户 k 至基站的距离,针对计算卸载的上行链路信道功率增益,本文采用瑞利衰落信道模型: $h_{k,j} = \Gamma_0 d_{k,j}^{-3.5} |\bar{h}_{k,j}|$,其中: $\bar{h}_{k,j}$ 为小尺度衰落效应,建模 $\bar{h}_{k,j}$ 为均值为0、方差为1的复高斯分布函数, $\Gamma_0 = -50$ dBm表示参考距离为1 m时的路径损耗功率。

本文考虑3种系统吞吐量最大化的基准方案,用于基于能量采集的多用户MEC系统性能比较。

(1) 基准方案1:完全本地计算,每个用户只通过本地计算处理计算任务,即 $l_{k,i}^{\text{off}} = 0$ 。

(2) 基准方案2:完全计算卸载,每个用户只通过计算卸载处理计算任务,即 $l_{k,i}^{\text{loc}} = 0$ 。

(3) 基准方案3:比例混合计算,每个用户将每时隙采集的能量,按照既定比例分别用于其本地计算和计算卸载。本文考虑3种比例,即“1/2计算卸载+1/2本地计算”、“2/3计算卸载+1/3本地计算”、“1/3计算卸载+2/3本地计算”。

在本文仿真实验中,每个用户在每时隙采集的能量大小独立同分布,服从均匀分布。而未作额外说明时,该多用户MEC系统参数设置如下:时隙长度 τ 为0.2 s,时隙数目 $N=20$,基站接收机的噪声功率 $\sigma_0^2 = 10^{-9}$ W,用于计算卸载的上行链路信道带宽 $B_k = 1$ MHz,用户至基站距离 $d_{k,n} = 10$ m,用户CPU架构电容系数 $\gamma_k = 10^{-28}$,每个计算任务比特所需的CPU周期数目 $C_k = 500$,信道和能量状态信息预测误差的归一化方差 $\delta_h^2 = \delta_E^2 = 0.2$ 。

图2显示了不同时隙数目 N 下的系统计算吞吐量性能曲线,其中用户数设备 $K=20$,信道和能量状态信息预测误差的归一化方差均为0.2,滑动窗口实习数目设置为 $M=5$ 。随着时隙数目 N 增大,所有方案的计算吞吐量均单调上升。离线最优方案是基于算法1在无信道/能量状态信息预测误差下的性能曲线。相比于基准方案,本文提出的在线滑动窗方案能显著地提高系统计算吞吐量。此外,3种比例混合计算的基准方案明显优于完全本地计算和完全计算卸载的基准方案。这表明了本地计算和计算卸载联合设计的必要性。

图3显示了不同时隙长度 τ 下的系统计算吞吐量性能曲线,其中时隙数目 $N=20$,滑动窗时隙数目

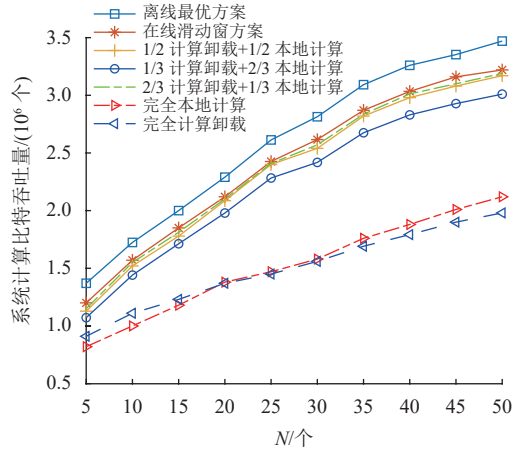


图2 不同时隙数目 N 下的系统计算吞吐量性能

Fig.2 Computational throughput performance under different number N of time slots

$M=10$,信道及能量状态信息预测误差的归一化方差均为0.2。随着时隙长度 τ 增大,所有方案的计算吞吐量均单调增大。本文提出的在线滑动窗方案优于已有的基准方案,并逐渐逼近离线最优方案。“2/3计算卸载+1/3本地计算”基准方案性能逼近在线滑动窗方案。类似于图2,3种比例混合计算的基准方案明显优于完全本地计算和完全计算卸载的基准方案,能取得更好的系统计算吞吐量性能。

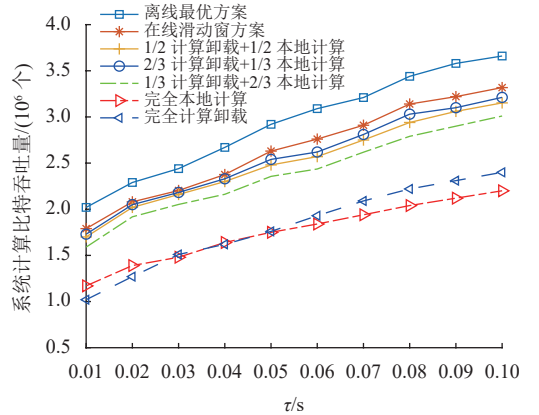
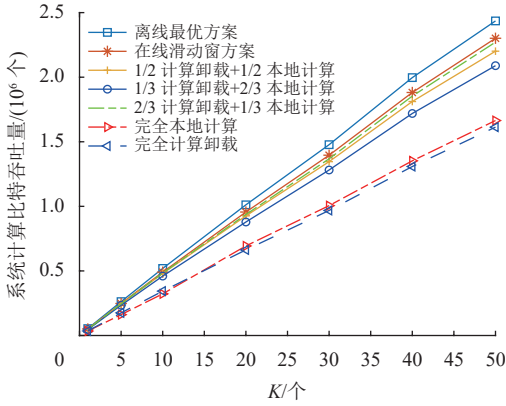


图3 不同时隙长度 τ 下的系统计算吞吐量性能

Fig.3 Computational throughput performance under different slot duration τ

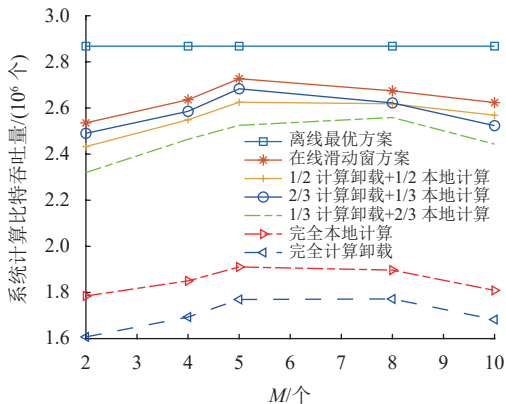
图4显示了不同用户设备数量 K 下的系统计算吞吐量性能曲线,其中滑动窗时隙数目 $M=10$,信道状态信息预测误差的归一化方差 $\delta_h = 0.1$,能量状态信息预测误差的归一化方差 $\delta_E = 0.2$ 。类似于图3和图4,本文提出的在线滑动窗方案优于基准方案。特别地,在用户设备数量 K 较小时,在线滑动窗设计方案逼近于离线最优方案性能。

图5显示了滑动窗时隙数目 M 对系统计算吞吐

图4 不同用户设备数量 K 下的系统吞吐量性能Fig.4 Computation throughput performance under different user number K

量的影响,其中时隙数目 $N=20$,信道/能量状态信息预测误差的归一化方差 $\delta_h = \delta_E = 0.2$ 。本文提出的滑动窗方案优于基准方案。当滑动窗时隙数目 M 较小时,系统计算吞吐量随着 M 增大而增大。然而当 M 增至一定数值时,系统计算吞吐量开始下降。原因分析如下:一方面,在一定范围内, M 值增大时有助于利用更多的信道/能量状态预测信息,使得系统计算吞吐量增加;另一方面,当 M 增加超过一定值时,采取较大窗口长度所带来的性能效益,将受限于信息/能量状态信息的预测误差。因此,存在最佳滑动窗口长度,使得系统计算吞吐量最大。

图6和图7分别显示了信道和能量状态信息预测误差情况下的系统计算吞吐量性能曲线,其中用户设备数目 $K=10$,滑动窗时隙数目 $M=10$,时隙总数目 $N=20$,每个时隙长度 $\tau=0.01$ s。如图6所示,完全本地计算基准方案的系统计算吞吐量保持不变,而其他方案的系统性能随着信道状态信息预测误差的归一化方差增大而变差。这是因为信道状态信息预测的

图5 滑动窗时隙数目 M 对系统计算吞吐量的影响Fig.5 Effect of sliding-window size M on computation throughput performance

准确度决定了用户计算卸载的能耗情况。用户的本地计算无需信道状态信息,故完全本地计算方案的计算吞吐量与信道预测误差无关。如图7所示,随着能量预测误差的归一化方差的增大,所有方案的系统计算吞吐量性能显著变差,这表明了能量状态信息对于保证系统性能的重要性。综合图6和图7,与基准方案相比,本文所提出的在线滑动窗设计方案的系统计算吞吐量下降幅度较小,显示了更好的抗误差鲁棒性能。

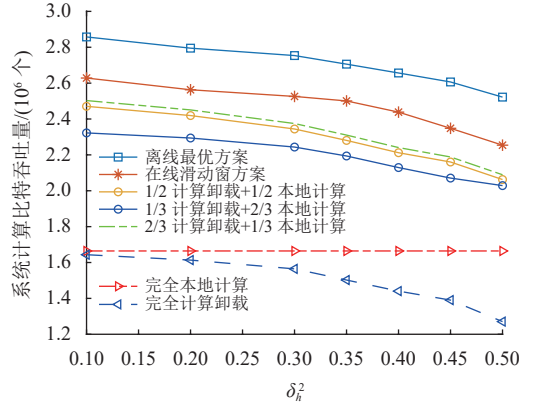


图6 系统计算吞吐量与信道状态预测误差关系

Fig.6 Computation throughput performance under different energy predication errors

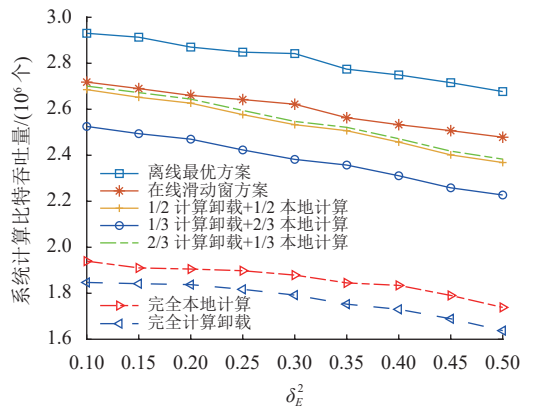


图7 系统计算吞吐量与能量状态预测误差关系

Fig.7 Computation throughput performance under different energy predication errors

4 结论

本文研究了基于能量收集的多用户MEC系统的多时隙在线资源优化配置问题。在用户采集能量动态随机到达场景下,以系统计算吞吐量最大化为准则,根据用户能量收集和信道时变条件,联合优化了多用户本地计算和计算卸载的任务分配方案,推导了离线情况下的无线及计算资源最优管控结构。针对在能量因果关系及其未来信道/能量状态信息具

有预测误差的情况下,基于离线最优结构求解一系列凸优化问题,提出了基于滑动窗的在线优化设计方案,实现了系统资源的动态管控。数值结果验证了本文提出在线滑动窗设计方案优于完全本地计算、完全计算卸载设计或固定能量分配的基准方案,具有显著的计算吞吐量性能增益。本文研究结果有望为多用户MEC系统的动态能量管理和资源集成提供一种新方法。

参考文献:

- [1] MACH P, BECVAR Z. Mobile edge computing: a survey on architecture and computation offloading [J]. *IEEE Communications Surveys and Tutorials*, 2017, 19(3): 1628-1656.
- [2] MAO Y, YOU C, ZHANG J, *et al.* A survey on mobile edge computing: the communication perspective [J]. *IEEE Communications Surveys and Tutorials*, 2017, 19(4): 2322-2358.
- [3] 高志鹏, 尧聪聪, 肖楷乐. 移动边缘计算: 架构、应用和挑战[J]. 中兴通讯技术, 2019, 25(3): 23-30.
GAO Z P, YAO C C, XIAO K L. Mobile edge computing: architecture, applications, and challenges [J]. *ZTE Technology Journal*, 2019, 25(3): 23-30.
- [4] WANG F, XU J, DING Z. Multi-antenna NOMA for computation off loading in multiuser mobile edge computing systems [J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2019, 67(3): 2450-2463.
- [5] 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.
- [6] WANG F, XU J, WANG X, *et al.* Joint offloading and computing optimization in wire-less powered mobile-edge computing systems [J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2018, 17(3): 1784-1797.
- [7] 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.
- [8] WANG Y, SHENG M, WANG X, *et al.* Mobile edge computing: partial computation offloading using dynamic voltage scaling [J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2016, 64(10): 4268-4282.
- [9] CHEN X, JIAO L, LI W, *et al.* Efficient multi-user computation offloading for mobile-edge cloud computing [J]. *IEEE/ACM Transactions on Networking*, 2016, 24(5): 2795-2808.
- [10] AO Y, ZHANG J, LETAIEF K. Dynamic computation offloading for mobile-edge computing with energy harvesting devices [J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2016, 34(12): 3590-3605.
- [11] XU J, CHEN L, REN S. Online learning for offloading and autoscaling in energy harvesting mobile edge computing [J]. *IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking*, 2017, 3(3): 361-373.
- [12] LIN Q, WANG F, XU J. Optimal task offloading scheduling for energy efficient D2D cooperative computing [J]. *IEEE Communications Letters*, 2019, 23(10): 1816-1820.
- [13] WANG F, XU J, CUI S. Optimal energy allocation and task offloading policy for wire-less powered mobile edge computing systems [J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2020, 19(4): 2443-2459.
- [14] ZHOU F, WU F, HU R, *et al.* Computation rate maximization in UAV-enabled wireless- powered mobile-edge computing systems [J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2018, 36(9): 1927-1941.
- [15] OZEL O, TUTUNCUOGLU K, YANG J, *et al.* Transmission with energy harvesting nodes in fading wireless channels: optimal policies [J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2011, 29(8): 1732-1743.
- [16] HO C, ZHANG R. Optimal energy allocation for wireless communications with energy harvesting constraints [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2012, 60(9): 4808-4818.
- [17] MIN M, XIAO L, CHEN Y, *et al.* Learning based computation offloading for IoT devices with energy harvesting [J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2019, 68(2): 1930-1941.
- [18] ZHANG G, CHEN Y, SHEN Z, *et al.* Distributed energy management for multiuser mobile edge computing systems with energy harvesting devices and QoS constraints [J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2019, 6(3): 4035-4048.
- [19] ZHANG J, DU J, SHEN Y, *et al.* Dynamic computation offloading with energy harvesting devices: a hybrid-decision-based deep reinforcement learning approach [J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2020, 7(10): 9303-9317.
- [20] BOYD S, VANDENBERGHE L. Convex optimization[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2004.

(责任编辑: 杨耀辉)