

无线供能移动边缘网络中计算时延最小化资源分配方法研究

叶迎晖 施丽琴 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 西安 710121)

摘要: 针对无线供能移动边缘计算(MEC)网络, 该文将计算时延定义为数据卸载与计算所消耗的时间, 并提出一种节点计算时延之和最小化的多维资源分配方法。首先, 在节点能量因果约束下, 通过联合优化专用能量站工作时长、任务分割系数、节点计算频率和发射功率来建立一个计算时延之和最小化的多维资源分配问题。由于存在优化变量耦合与max-max函数, 所建问题非凸且无法采用凸优化工具获取最优解。为此, 通过引入一系列松弛变量和辅助变量来进行优化问题简化以及优化变量解耦, 并在此基础上, 通过深入分析简化问题的结构特性, 提出一种基于二分法的迭代算法来求解原问题的最优解。最后, 计算机仿真验证了所提迭代算法的正确性以及所提资源分配方法在计算时延方面的优越性。

关键词: 无线供能移动边缘网络; 计算时延; 能量因果约束; 资源分配方法

中图分类号: TN92

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2022)05-1839-08

DOI: [10.11999/JEIT210228](https://doi.org/10.11999/JEIT210228)

Execution Delay Minimization in Wireless Powered Mobile Edge Computing Networks

YE Yinghui SHI Liqin LU Guangyue

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

Abstract: For a wireless powered MEC (Mobile Edge Computing) network, the execution delay as the time for data offloading and data execution is defined, and a multidimensional resource allocation scheme is proposed to minimize the execution delay of all nodes. Firstly, an execution delay minimization based multidimensional optimization problem is formulated by jointly optimizing the operation time of a power beacon, the portions of task bits for local computing and offloading, the computing frequency and the transmit power of per node, subject to the energy-causality constraint of nodes. As the formulated optimization problem includes couplings among optimization variables and the max-max function, it is non-convex and can not be solved by the existing convex tools. Therefore, a series of slack variables and auxiliary variables are introduced to simplify the optimization problem and decouple the coupled variables. Then after carefully inspecting the structure of the simplified problem, a dichotomy based iterative algorithm is proposed to obtain the optimal solution. Finally, computer simulations validate the correctness of the devised iterative algorithm and the advantages of the proposed resource allocation in terms of the execution delay.

Key words: Wireless powered Mobile Edge Computing (MEC); Execution delay; Energy-causality constraint; Resource allocation scheme

收稿日期: 2021-03-22; 改回日期: 2021-09-14; 网络出版: 2021-12-19

*通信作者: 卢光跃 tonylugy@163.com

基金项目: 陕西省教育厅科研计划(21JK0914), 陕西省高校科协青年人才托举计划(20210121), 陕西省重点科技创新团队(2017KCT-30-02)
Foundation Items: The Scientific Research Program Funded by Shaanxi Provincial Education Department (21JK0914), The Young Talent fund of University Association for Science and Technology in Shaanxi (20210121), The Science and Technology Innovation Team of Shaanxi Province for Broadband Wireless and Application (2017KC-30-02)

1 引言

泛在物联被认为是下一代无线通信网的关键驱动力^[1],而提供智能服务与决策是泛在物联的主要目的之一,这要求物联网节点具备快速处理数据的能力。由于制造成本的限制,物联网节点自身的处理器能力往往不强(即计算能力受限),无法实现高效数据处理。移动边缘计算(Mobile Edge Computing, MEC)可将物联网节点数据卸载至计算能力较强的MEC服务器,从而突破节点计算能力受限问题^[2],但数据处理及任务卸载将会消耗节点大量的电池能量,从而缩短节点工作时长。由于物联网节点具有数量多、部署无规律等特点,为物联网节点更换电池或将其接入电网将会产生较大的开销。因此,如何兼顾物联网的数据处理能力以及能量供应对实现泛在物联显得尤为重要。在这一背景下,无线供能MEC应运而生,其核心思想是在物联网节点周围部署专用能量站(Power Beacon, PB)和MEC服务器来实现按需供能与计算增强^[3],并通过权衡能量供应、计算资源以及通信资源来设计高效资源分配方法,从而为解决物联网节点计算能力与能量双重受限问题提供理论支持。

文献[3]考虑了一个单节点的无线供能MEC网络,并在物联网节点能量因果以及计算时延等约束下,通过联合优化时隙资源和节点计算频率来最大化任务成功计算概率。随后,文献[4]将单节点的无线供能MEC网络^[3]拓展到多个物联网节点共存的场景,并设计了加权计算比特数之和最大的资源分配方法。文献[3]和文献[4]均假设节点任务比特数不可分割,因此其所设计的资源分配方法是基于二元卸载策略。当节点任务比特数可被任意分割时,文献[5]考虑了一个部分卸载策略,并在满足任务计算需求前提下,通过联合优化PB的能量波束矩阵、计算频率以及卸载比特数来最小化PB和MEC服务器的能量消耗。考虑到无线供能MEC的网络性能受限于无线能量传输效率这一客观因素,而PB与物联网节点有可能不存在可视路径,文献[6]将无人机引入到无线供能MEC网络,利用空地可视链路提高无线能量传输效率,并依次在二元卸载策略和部分卸载策略下提出计算比特数之和最大的多维联合资源分配方法。不同于上述所考虑的无线供能MEC网络,文献[7]和文献[8]通过部署中继节点来增强无线供能MEC的性能。具体来说,文献[7]在给定任务计算比特数约束下提出一种PB和MEC服务器能量最小化的多维资源分配方法,而文献[8]则是将无人机当作移动中继节点,并提出加权计算比特数之和最大的多维资源分配方法。不同于上述

工作所考虑的性能指标,文献[9]提出了计算能效这一性能指标,并通过联合优化PB工作时长与发射功率、节点计算频率、卸载时间以及所采用的发射功率设计了一种用户计算能效最大的资源分配方法。考虑到用户计算能效并未考虑PB和MEC服务器的能耗,文献[10]研究了一种系统计算能效最大的资源分配方法,并揭示了用户能效是系统能效的一种特殊情况。随后,文献[11]将文献[10]的工作拓展到了基于非正交多址的无线供能MEC网络中,并通过联合优化通信资源、计算资源以及能量资源来最大化系统最大能效。

综上所述,面向无线供能MEC设计高效资源分配方法已经受到了国内外学者的广泛关注与研究,但已有工作^[3-11]均是在给定延时要求前提下面向不同的优化目标(如计算比特数等)设计资源分配方法。计算时延是MEC的关键性能指标之一。虽然计算时延最小化在电池供能的MEC网络得到了广泛的研究与关注^[11-14],但截至目前,还未有相关工作面向无线供能MEC网络研究计算时延最小化的资源分配方法。受此启发,本文考虑多个物联网节点共存的无线供能MEC网络,在给定任务比特数和物联网节点能量因果关系的约束下,研究节点计算时延之和最小的多维资源分配方法。

本文的主要技术贡献总结如下:

(1)在部分卸载策略基础上,通过联合优化PB工作时长、物联网节点任务分割系数、计算频率以及发射功率,建立一个满足物联网节点能量因果约束的计算总时延最小化的多维资源分配问题。

(2)节点计算总时延是一个max-max函数且含有多个耦合变量,与此同时,能量因果约束中也存在优化变量耦合这一情况,因此,所建的计算总时延最小化多维资源分配问题是一个高度非凸问题且使用已有凸优化工具无法获取该问题的最优解。为求解所建的非凸优化问题,本文通过引入辅助变量与松弛变量,将原问题转化为一个形式更易处理的优化问题,并通过分析转换之后问题的结构特性,提出一种基于二分法的迭代算法来获取最优解。此外,为缩小二分法的搜索范围,本文还推导得到计算总时延的上界。最后,通过MATLAB实验验证了所提算法的正确性和优越性。

本文其他部分组织如下:第2节给出了系统模型以及节点的工作流程;第3节建立了计算总时延最小化的多维资源分配问题,并针对该问题设计了一种迭代算法来获取最小计算总时延;第4节对所提算法进行了验证;最后一节总结了全文的工作。

2 系统模型

考虑一个图1所示的无线供能MEC网络。在PB和MEC服务器的帮助下， K 个能量与计算能力双重受限的物联网节点需要在满足能量因果关系等约束下快速处理给定的任务比特数 L_k 。假设物联网节点采用部分卸载策略，即物联网节点 k 通过一个任务分割系数 $\delta_k (0 \leq \delta_k \leq 1)$ 将任务比特数 L_k 分成两部分：一部分任务比特数 $(1 - \delta_k)L_k$ 用于物联网节点 k 的本地计算，而剩余任务比特数 $\delta_k L_k$ 将会卸载至MEC服务器进行计算。本文考虑准静态衰落信道，即信道增益在一个传输时隙内保持不变。图1所示的网络可应用于智慧车间，通过部署MEC服务器和PB来提高智慧车间传感节点的计算能力与工作时长。假设物联网节点的数据并非随机到达且节点数据是时延敏感的，因此本文从短期优化角度来设计资源分配方法。

2.1 无线供能MEC网络计算总时延

考虑一个图2所示的时隙结构图。整个传输时隙包括3个阶段：能量收集阶段、数据卸载阶段以及任务计算与下传阶段。假设每个物联网节点都配置了能量收集电路、信息收发机以及任务计算电路，因此，在上述3个阶段中，物联网节点可同时进行本地计算。

在能量收集阶段，PB以功率 P_0 来广播能量射频信号 x_s ，与此同时， K 个物联网节点从射频信号 x_s 中收集能量。因此，物联网节点 k 在时隙 t_0 内所收集的能量可表示为

$$E_k^h = \varphi(P_0 h_k) t_0 \quad (1)$$

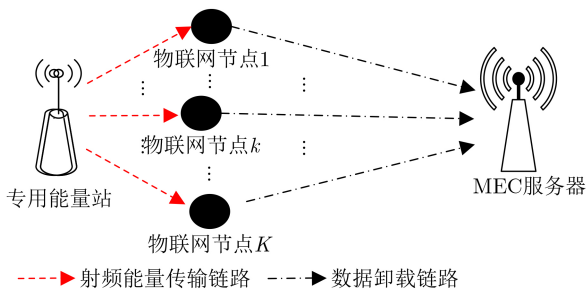


图1 无线供能MEC网络

其中， h_k 表示PB与物联网节点 k 之间的信道增益， t_0 表示PB工作时长， $\varphi(\cdot)$ 表示非线性能量收集模型。需要指出的是，由于 P_0 和信道增益 h_k 都是已知的，因此，采用那种非线性能量收集模型不影响计算总时延最小化资源方法的设计。

在数据卸载阶段，PB保持沉默，而 K 个物联网节点通过时分多址的方式将部分任务比特数上传给MEC服务器。对于物联网节点 k 而言，上传 $\delta_k L_k$ 比特数据至MEC服务器需要的时间可由式(2)确定，即

$$t_k^{\text{off}} = \frac{\delta_k L_k}{W \log_2(1 + p_k g_k / \sigma^2)} \quad (2)$$

其中， p_k 是物联网节点 k 的发射功率， g_k 表示物联网节点 k 到MEC服务器的信道增益， σ 表示噪声方差。

当 K 个物联网节点将自身数据上传至MEC服务器之后，MEC服务器进行计算并将结果返回。本文假设MEC服务器具有很强的计算能力以至于处理 K 个物联网节点上传数据所需的时间接近于0，同时，假设MEC服务器计算的结果很小，因此MEC服务器将计算结果返回给 K 个物联网节点的时间也接近于0。需要指出的是，上述假设在MEC网络^[6-9]中被广泛使用。

对于本地计算而言，物联网节点 k 所需的时间可以表示为

$$t_k^{\text{loc}} = (1 - \delta_k) L_k G_k / f_k \quad (3)$$

其中， f_k 表示物联网节点 k 所采用的计算频率， G_k 表示节点 k 计算一个比特所需要的CPU时钟周期数。

基于上述分析，图1所示的无线供能MEC网络计算总时延可由物联网节点的本地计算时间以及卸载任务所需时间决定，其数学表达式可以表示为

$$T_{\text{delay}} = \max \left\{ \underbrace{\max \left\{ \frac{(1 - \delta_k) L_k G_k}{f_k}, \forall k \right\}}_{\text{本地计算所需时长}}, \underbrace{t_0 + \sum_{k=1}^K \frac{\delta_k L_k}{W \log_2(1 + p_k / \sigma^2)}}_{\text{能量收集\&数据卸载所需总时长}} \right\} \quad (4)$$

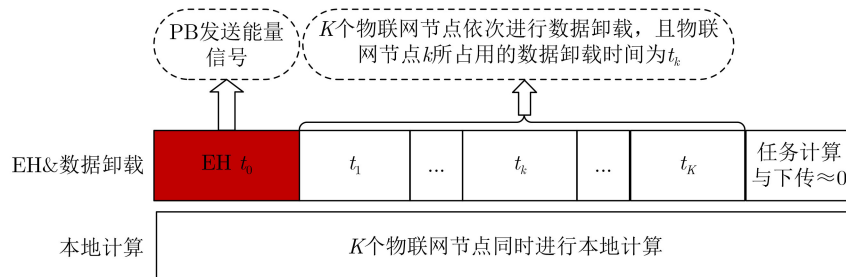


图2 时隙结构图

2.2 能量消耗

为尽可能延长物联网节点的工作时长, 本文在设计资源分配方法时考虑了物联网节点的能量因果关系, 即物联网用于处理 L_k 比特数据所消耗的能量不能超过其所收集的能量。从2.1节分析可知, 物联网节点 k 在任务卸载和本地计算过程中需要消耗能量。

结合式(2), 可将物联网节点 k 在任务卸载过程中所消耗的能量表示为

$$E_{k,c}^{\text{off}} = \frac{(p_k + p_{k,c}) \delta_k L_k}{W \log_2(1 + p_k / \sigma^2)} \quad (5)$$

根据文献[10,11]可知, 物联网节点 k 在本地计算过程中所消耗的能量可以表示为

$$E_{k,c}^{\text{loc}} = \varepsilon_k f_k^3 t_k^{\text{loc}} \quad (6)$$

其中, ε_k 为物联网节点 k 的有效电容系数。

3 任务计算总时延最小化资源分配方法

3.1 优化问题建立

本小节在物联网节点能量因果关系等约束下, 通过联合优化PB工作时长、任务分割系数、物联网节点的计算频率与发射功率来最小化任务计算总时延。因此, 任务计算总时延最小化的优化问题可表示为

$$(\mathcal{P}_0): \min_{t_0, \mathbf{f}, \delta, \mathbf{p}} T_{\text{delay}} \quad (7a)$$

$$\text{s.t. } E_{k,c}^{\text{off}} + E_{k,c}^{\text{loc}} \leq E_k^h, \forall k \quad (7b)$$

$$0 \leq f_k \leq f_k^{\text{max}}, \forall k \quad (7c)$$

$$0 \leq \delta_k \leq 1, \forall k \quad (7d)$$

$$p_k, t_0 \geq 0, \forall k \quad (7e)$$

其中, $\mathbf{f} = [f_1, f_2, \dots, f_K]$, $\delta = [\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_K]$, $\mathbf{p} = [p_1, p_2, \dots, p_K]$, f_k^{max} 是物联网节点 k 的最大计算频率。

在优化问题 \mathcal{P}_0 中, 式(7b)是物联网节点的能量因果关系, 式(7c)约束了物联网节点计算频率的大小, 式(7d)是物联网节点任务分割系数的约束。由于式(7a)含有max-max函数以及存在多个优化变量耦合, 目标函数既非凸函数也非凹函数。此外, 能量因果约束式(7b)也含有多个耦合变量, 因此式(7b)是一个非凸约束。综上, 原问题非凸, 通过现有的凸优化工具无法获得该问题的最优解。为此, 笔者将在下一节中对原问题做等价变换并提出一种迭代算法来求解最优解, 即通过引入松弛变量以及辅助变量等手段简化原问题, 然后提出一种基于二分法的迭代算法来求解任务计算总时延最小化的资源分配方案。

3.2 优化问题转换与求解

由上述分析可知, 若要解决原问题 \mathcal{P}_0 , 就必须

要对目标函数式(7b)和能量因果约束式(7c)进行等价转换。为此, 通过引入辅助变量以及松弛变量, 对原问题进行3次变换之后, 得到了一个形式简单且易处理的等价优化问题。

$$(1) \text{ 引入变量 } \mu = \max \left\{ \max \left\{ \frac{(1 - \delta_k) L_k G_k}{f_k}, \forall k \right\}, t_0 + \sum_{k=1}^K \frac{\delta_k L_k}{W \log_2(1 + p_k / \sigma^2)} \right\}, \text{ 并将原问题 } \mathcal{P}_0 \text{ 松弛为}$$

$$(\mathcal{P}_1): \min_{\mu, t_0, \mathbf{f}, \delta, \mathbf{p}} \mu \quad (8a)$$

$$\text{s.t. 式(7b) - 式(7e)} \quad (8b)$$

$$(1 - \delta_k) L_k G_k / f_k \leq \mu, \forall k \quad (8c)$$

$$t_0 + \sum_{k=1}^K \frac{\delta_k L_k}{W \log_2(1 + p_k / \sigma^2)} \leq \mu \quad (8d)$$

其中, 式(8c)和式(8d)是对辅助变量进行松弛而得到的。需要指出的是, 优化问题 \mathcal{P}_1 达到最优时, 约束条件式(8c)和式(8d)中至少会存在一个等号成立。因此, 优化问题 \mathcal{P}_1 和原问题 \mathcal{P}_0 等价。在 \mathcal{P}_1 中, 虽然目标函数是一个线性函数, 但其约束条件式(7b)、式(8c)和式(8d)均非凸。

为了处理这些非凸约束, 首先引入如下引理。

引理1 构建如下优化问题:

$$(\mathcal{P}_2): \min_{\mu, t_0, \mathbf{f}, \delta, \mathbf{p}} \mu \quad (9a)$$

$$\text{s.t. 式(7c) - 式(7e), 式(8c), 式(8d)} \quad (9b)$$

$$\frac{(p_k + p_{k,c}) \delta_k L_k}{W \log_2(1 + p_k / \sigma^2)} + \varepsilon_k f_k^3 \mu \leq \varphi(P_0 h_k) t_0, \forall k \quad (9c)$$

优化问题 \mathcal{P}_2 与 \mathcal{P}_1 的唯一区别就是将约束条件式(7b)转换为式(9c)。虽然约束条件式(9c)与式(7b)不等价, 但优化问题 \mathcal{P}_2 的最优 μ 与优化问题 \mathcal{P}_1 的最优 μ 相等。

证明 优化问题 \mathcal{P}_1 得到最优解时, 式(8c)和式(8d)中至少存在一个约束条件满足等号关系。因此, 从以下两种情况来讨论约束条件(9c)与式(7b)的不等价是否会影响最优 μ 。为方便叙述, 用 $(\mu^*, t_0^*, \mathbf{f}^*, \delta^*, \mathbf{p}^*)$ 表示优化问题 \mathcal{P}_1 的最优解。

情况1: 至少存在一个物联网节点使得式(8c)中等号成立。将物联网节点分为集合 \mathcal{M} 和 \mathcal{N} , 其中 $\mathcal{M} = \{k | (1 - \delta_k^* L_k G_k) / f_k^* = \mu^*\}$, $\mathcal{N} = \{k | (1 - \delta_k^* L_k G_k) / f_k^* < \mu^*\}$ 。对于集合 \mathcal{M} 中的物联网节点, 由于 $(t_k^{\text{loc}})^* = (1 - \delta_k^* L_k G_k) / f_k^* = \mu^*$, 约束条件式(9c)与式(7b)等价, 此时, \mathcal{P}_1 等价于 \mathcal{P}_2 。对于集合 \mathcal{N} 中的物联网节点, 只需要去验证将约束条件式(7b)中的 $f_k^3 t_k^{\text{loc}}$ 替换成 $f_k^3 \mu$ 是否会导致最优 $(\mu^*, t_0^*, \mathbf{f}^*, \delta^*, \mathbf{p}^*)$

发生改变。由于 $(1 - \delta_k^* L_k G_k) / f_k^* < \mu^*$ ，物联网节点 k 所采用的 f_k^* 不会影响 μ^* 。此时，如果能找到一个 f_k^+ 满足 $0 \leq f_k^+ \leq f_k^{\max}$ ， $(1 - \delta_k^* L_k G_k) / f_k^+ < \mu^*$ 以及 $\frac{(p_k^* + p_{k,c}) \delta_k^* L_k}{W \log_2(1 + p_k^* / \sigma^2)} + \varepsilon_k (f_k^+)^3 \mu^* < \varphi(P_0 h_k) t_k^*$ ，那么就可以说明，在 \mathcal{P}_1 和 \mathcal{P}_2 中，采用 f_k^* 不会影响 μ^* 。由于 $(t_k^{\text{loc}})^* = (1 - \delta_k^* L_k G_k) / f_k^* < \mu^*$ 和 $\frac{(p_k^* + p_{k,c}) \delta_k^* L_k}{W \log_2(1 + p_k^* / \sigma^2)} + \varepsilon_k (f_k^+)^3 \mu^* < \varphi(P_0 h_k) t_k^*$ ， f_k^+ 必须小于 f_k^* 。当 $f_k^* = 0$ 时，约束条件式(9c)与式(7b)等价， \mathcal{P}_1 等价于 \mathcal{P}_2 ；当 $0 < f_k^* \leq f_k^{\max}$ 时，一定能够找到一个 f_k^+ 满足 $(1 - \delta_k^* L_k G_k) / f_k^+ < \mu^*$ 。

情况2：是情况(1)的补集，此时可通过反证法证明情况(2)是不成立的。

综上所述，引理1成立。

(2) 相比于约束条件式(7b)，式(9c)所示的约束条件所含的耦合变量更少，但在优化问题 \mathcal{P}_2 中，约束条件式(9c)和式(8d)中含着非线性分式函数

$\frac{\delta_k L_k}{W \log_2(1 + p_k / \sigma^2)}$ ，因而使得优化问题非凸且难以处理。为此，引入松弛变量 θ_k 并满足 $\frac{\delta_k L_k}{W \log_2(1 + p_k / \sigma^2)} \leq \theta_k$ ，然后用 θ_k 替换约束条件式(9c)和式(8d)中的 $\frac{\delta_k L_k}{W \log_2(1 + p_k / \sigma^2)}$ ，得到优化问题如

$$(\mathcal{P}_3) : \min_{\mu, t_0, \mathbf{f}, \mathbf{d}, \mathbf{p}, \mathbf{q}} \mu \quad (10a)$$

$$\text{s.t. 式(7c) - 式(7e), 式(8c)} \quad (10b)$$

$$(p_k + p_{k,c}) \theta_k + \varepsilon_k f_k^3 \mu \leq \varphi(P_0 h_k) t_0, \forall k \quad (10c)$$

$$t_0 + \sum_{k=1}^K \theta_k \leq \mu \quad (10d)$$

$$\frac{\delta_k L_k}{\theta_k W \log_2(1 + p_k / \sigma^2)} \leq \theta_k \quad (10e)$$

其中， $\boldsymbol{\theta} = [\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_K]$ ，约束条件式(10d)由不等式 $\frac{\delta_k L_k}{W \log_2(1 + p_k / \sigma^2)} \leq \theta_k$ 推导得到。

采用与引理1类似的证明方法，可得到如下结论：优化问题 \mathcal{P}_3 的最优 μ 与优化问题 \mathcal{P}_2 的最优 μ 相等。为简便，这里不再给出具体的证明步骤。

(3) 从约束条件式(10c)、式(10e)可以看出，优化变量 θ_k 与 p_k 耦合。为此，构建辅助变量 $\lambda_k = \theta_k p_k$ ，并将其代入上述两个约束问题。此外，在约束条件式(8c)左右两侧都乘以 f_k ，可以得到优化问题

$$(\mathcal{P}_4) : \min_{\mu, t_0, \mathbf{f}, \mathbf{d}, \mathbf{l}, \mathbf{q}} \mu \quad (11a)$$

$$\text{s.t. 式(7c), 式(7d), 式(10d)} \quad (11b)$$

$$\lambda_k + p_{k,c} \theta_k + \varepsilon_k f_k^3 \mu \leq \varphi(P_0 h_k) t_0, \forall k \quad (11c)$$

$$\theta_k W \log_2 \left(1 + \frac{\lambda_k}{\theta_k \sigma^2} \right) \geq \delta_k L_k \quad (11d)$$

$$(1 - \delta_k) L_k G_k \leq \mu f_k, \forall k \quad (11e)$$

$$\lambda_k, t_0 \geq 0, \forall k \quad (11f)$$

其中， $\mathbf{l} = [\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_K]$ 。

通过观察优化问题 \mathcal{P}_4 可知，除了约束条件式(11c)和式(11e)，其他约束条件均为凸约束。同时，笔者注意到：(a)当辅助变量 μ 固定时，约束条件式(11c)和式(11e)是凸约束；(b)优化目标函数是关于 μ 的单调递减函数。基于上述两个结论，优化问题 \mathcal{P}_4 可通过如下方法解决：给定 μ ，通过CVX求解 \mathcal{P}_4 ，然后通过二分法算法对 μ 进行1维搜索。据此，笔者提出一种基于二分法的迭代算法，其具体步骤如算法1所示。

算法1：基于二分法的迭代算法

步骤1 确定 μ 的搜索区间 $[\mu_{\min}, \mu_{\max}]$ ，输入信道增益 h_k 和 g_k 、系统参数和容忍误差 ν ；

步骤2 将 $\mu = 0.5(\mu_{\min} + \mu_{\max})$ 代入优化问题 \mathcal{P}_4 ，并通过CVX求解；

步骤3 如果优化问题无解，则令 $\mu_{\min} = \mu$ ；反之，则令 $\mu_{\max} = \mu$ ；

步骤4 判断 $\mu_{\max} - \mu_{\min} \leq \nu$ 是否满足，如果满足，则跳到步骤5；若不满足，则返回步骤2；

步骤5 输出最小总时延 $0.5(\mu_{\min} + \mu_{\max})$ 以及优化变量 $(t_0, \mathbf{f}, \mathbf{d}, \mathbf{l}, \mathbf{q})$ ，并根据 $\lambda_k = \theta_k p_k$ 计算得到 \mathbf{p} 。

从上述描述可知，为了让算法1能够正常运行，需要确定 μ_{\min} 和 μ_{\max} 的值。根据约束条件式(10d)可知， μ 是一个非负数，因此，可将 μ_{\min} 设置为0。考虑到本文采用了部分卸载策略，而完全本地计算策略是部分卸载策略的一个特例。因此完全本地计算策略对应的最小任务计算总时延可认为是优化问题 \mathcal{P}_4 中 μ 的上界。综上， μ_{\max} 可由如式(12a)—式(12c)优化问题确定

$$(\mathcal{P}_5) : \min_{t_0, \mathbf{f}} \max_k \left\{ \frac{L_k G_k}{f_k}, t_0 \right\} \quad (12a)$$

$$\text{s.t. } \varepsilon_k f_k^2 L_k G_k \leq \varphi(P_0 h_k) t_0, \forall k \quad (12b)$$

$$0 \leq f_k \leq f_k^{\max}, \forall k \quad (12c)$$

$$\text{引理2 } \mu_{\max} = \max_k \left\{ \frac{L_k G_k}{f_k^{\max}}, \sqrt[3]{\frac{L_k^3 G_k^3 \varepsilon_k}{\varphi(P_0 h_k)}} \right\}.$$

证明 分两种情况来讨论 \mathcal{P}_5 的最优解。

情况1：当取得最优解时，式(12b)等式不成立。此时，所有的物联网节点都有足够的能量去进行本地计算。通过反证法，很容易证明 $t_0^* \leq \max_k \{L_k G_k / f_k^*\}$ ，其中 $*$ 表示最优解。观察式(12a)可知，为最小化时

延, $f_k^* = f_k^{\max}, \forall k$ 。将 $f_k^* = f_k^{\max}, \forall k$ 和 $t_0^* \leq \max_k \{L_k G_k / f_k^*\}$ 代入 \mathcal{P}_5 , 则目标函数等于 $\max_k \{L_k G_k / f_k^*\}$ 且 $t_0^* > \max_k \{\varepsilon_k f_{\max}^2 L_k G_k / \varphi(P_0 h_k)\}$ 。因此, $\max_k \{L_k G_k / f_k^{\max}\} < \max_k \{L_k G_k / f_k^{\max}\}$ 是优化问题 \mathcal{P}_5 在情况1下有可行域的充分条件, 此时, 优化问题 \mathcal{P}_5 对应的最小任务计算总时延为 $\max_k \{L_k G_k / f_k^{\max}\}$ 。

情况2: 当取得最优解时, 至少存在一个 k 使得式(12b)等式成立。我们可以将 K 个物联网节点分为两个集合: 令使式(12b)等式不成立的物联网节点构成一个集合 \mathcal{M} , 其余的物联网节点构成集合 \mathcal{N} 。集合 \mathcal{M} 中的物联网节点所对应的最小任务计算总时延与情况1一样, 因此不再讨论。对于集合 \mathcal{N} 的节点, 由于式(12b)的等式成立, 因此 $\varepsilon_k (f_k^*)^2 L_k G_k = \varphi(P_0 h_k) t_0^*, \forall k \in \mathcal{N}$ 。将其代入式(12a), 可得到集合 \mathcal{N} 中物联网节点对应的最小任务计算总时延为 $\max_{k \in \mathcal{N}} \{L_k G_k / f_k^*, \varepsilon_k (f_k^*)^2 L_k G_k / \varphi(P_0 h_k)\}$ 。此时, 若没有式(12c)这一约束条件, 则 $f_k^* = \sqrt[3]{\varphi(P_0 h_k) / \varepsilon_k}$ 。因此, 当 $\sqrt[3]{\varphi(P_0 h_k) / \varepsilon_k} \leq f_k^{\max}$ 时, $f_k^* = \sqrt[3]{\varphi(P_0 h_k) / \varepsilon_k}$ 成立且物联网节点 k 对应的最小计算时延为 $\sqrt[3]{L_k^3 G_k^3 \varepsilon_k / \varphi(P_0 h_k)}$; 反之, 物联网节点 k 对应的最小计算时延为 $L_k G_k / f_k^{\max}$ 。结合上述分析讨论, 可以得到引理2所示的公式。

4 仿真结果与分析

本节将通过MATLAB来验证所提方案的优越性以及所提基于二分法的迭代算法的有效性。如无特殊说明, 本节采用如表1所列的参数^[8-12]。在仿真中, 本文采用来自文献^[15]的非线性能量收集模型, 且非线性能量收集模型参数设置与文献^[15]保持一致。本文采用弗里斯传输公式去刻画各物联网节点与专用能量站及MEC服务器之间的信道增益, 即 $h_k = G_p G_h \vartheta^2 / (4\pi d_{0k})^2$, $g_k = G_h G_r \vartheta^2 / (4\pi d_{1k})^2$,

其中 ϑ 表示波长, G_p , G_h 和 G_r 分别表示专用能量站、物联网节点和MEC服务器上的天线增益。参考Powercast公司生产的能量收集电路和专用能量站, 本文将专用能量站和网关的天线增益设置为6 dBi, 每个用户的天线增益设置为1.8 dBi。假设载波频率为915 MHz。专用能量站与4个物联网节点之间的距离依次设置为 $d_{01} = d_{04} = 6.5$ m 和 $d_{02} = d_{03} = 6$ m。MEC服务器与4个物联网节点之间的距离分别设置为 $d_{11} = d_{14} = 12$ m 以及 $d_{12} = d_{13} = 12.5$ m。

图3描述了所提基于二分法的迭代算法(即算法1)所能完成任务计算总时延与迭代次数的关系图。从图3可以看出, 所提迭代算法经过8次迭代之后均能达到收敛状态, 这一现象表明本文所提算法具有快速收敛性且在实际中是计算有效的。其次, 可以看出不同 L_k 下的任务计算总时延也不同, 且较大的 L_k 将带来较大的任务计算总时延。这是因为随着 L_k 的增大, 物联网节点需要进行较长时间的能量收集、任务卸载以及本地计算来确保每个节点均能完成计算任务, 从而增加了任务计算总时延。此外, 我们还将所提资源分配方法得到的最优值与通过穷搜方法得到的最优值进行了对比, 发现所提资源分配方法最终收敛的值与穷搜得到的值是相等的, 这也说明了所提资源分配方法的正确性。

图4刻画了6种方案下任务计算总时延随PB发射功率 P_0 变化的情况。在全部卸载方案中, 每个物联网节点将自身所需要计算的任务比特数全部卸载至MEC服务器而不进行本地计算。本地计算方案中, 每个物联网节点只进行本地计算而不进行任务卸载。值得注意的是, 本文所提方案、全部卸载方案、本地计算方案以及二元卸载方案均是通过相同的优化目标优化得到的。当节点采用全部卸载方案时, 本文所考虑的网络可退化为基于无线供能通信网络, 此时, 采用基于无线供能通信网络的时延最小化资源优化方法^[16]可以获得该卸载方案的最优

表1 仿真参数

含义	参数	数值
用户数	K	4
专用能量站最大发射功率	P_0	23 dBm
带宽	W	400 kHz
噪声功率谱密度	σ^2 / W	-120 dBm/Hz
节点 k 最小所需计算的任务比特数	L_k	5 kbit
节点 k 发送信息的电路损耗	$P_{k,c}$	1 mW
节点 k 本地计算时最大计算频率	f_k^{\max}	500 MHz
节点 k 本地计算时有效电容系数	ε_k	10^{-26}
节点 k 计算一个比特所需要的CPU 时钟周期数	G_k	1000 Cycles/bit

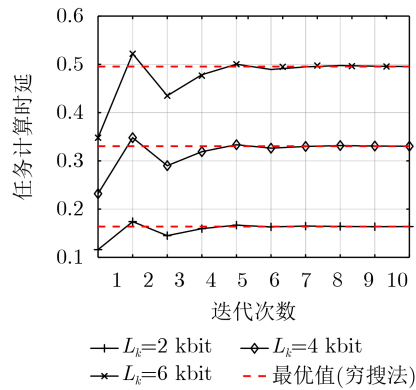


图3 所提基于二分法的迭代算法的迭代情况图

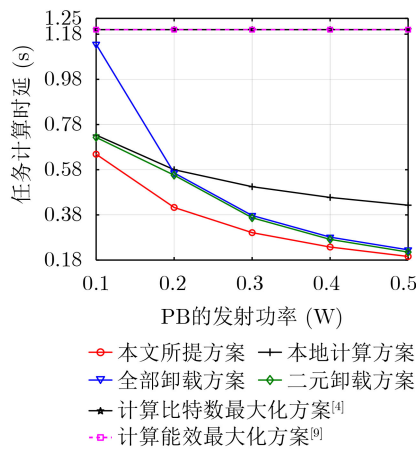


图4 任务计算总时延与PB的发射功率的关系

解。本地计算方案可由引理2确定。文献[4,9]对应的时延是来自计算比特数与计算能效最大时对应的时延(仿真中设置最大容忍时延为1.2 s)。在二元卸载方案中,每个物联网节点要么全部进行本地计算要么将任务全部卸载至MEC服务器。由图可以看出,文献[4,9]对应的计算时延与PB发射功率无关,而其他4种方案下的计算时延均随 P_0 的增大而减小。其次,对于所提方案,当 P_0 较小时,节点倾向于进行本地计算以降低任务计算总时延,而当 P_0 足够大时,节点将全部的计算任务卸载至MEC服务器来取得更低的时延。这是因为随着 P_0 的增大,各物联网节点在保障收集到能量、卸载比特数和/或本地计算比特数的情况下缩短能量收集时间、任务卸载时间和/或本地计算时间,从而带来任务计算总时延的降低。此外,我们可以发现,就任务计算总时延而言,本文所提方案总是优于其他5种方案,从而进一步验证了本文所提方案的优越性。需要指出的是,随着PB发射功率的增加,计算时延会逐渐收敛于某个常数。在图4中,由于PB发射功率较小,并不能使得物联网节点能

量收集器工作在饱和状态,因此上述曲线并未收敛于某个常数。

5 结束语

面向无线供能MEC网络,本文提出了一种计算总时延最小化的多维资源分配方法。首先,在部分卸载策略的基础上,考虑物联网节点能量因果关系,通过联合优化PB工作时长、物联网节点任务分割系数、计算频率以及发射功率建立了一个计算总时延最小化的优化问题。其次,通过引入辅助变量与松弛变量简化了原问题,并通过利用简化问题的结构特性提出了一种基于二分法的迭代算法来获取最小计算总时延。为缩小二分法搜索范围,本文还推导了计算总时延的上界。最后,通过仿真不仅验证了所提迭代算法的收敛性与正确性,而且表明了相比于部分卸载方案、全部卸载方案、全部本地计算方案以及二进制卸载方案,所提资源分配方法能在较短的时间内计算完给定的任务比特数。

参考文献

- [1] Key drivers and research challenges for 6G ubiquitous wireless intelligence[EB/OL]. <http://jultika.oulu.fi/files/isbn9789526223544.pdf>, 2019.
- [2] 谢人超, 廉晓飞, 贾庆民, 等. 移动边缘计算卸载技术综述[J]. 通信学报, 2018, 39(11): 138-155. doi: 10.11959/j.issn.1000-436x.2018215.
- [3] XIE Renchao, LIAN Xiaofei, JIA Qingmin, et al. Survey on computation offloading in mobile edge computing[J]. *Journal on Communications*, 2018, 39(11): 138-155. doi: 10.11959/j.issn.1000-436x.2018215.
- [4] ZENG Ming, HAO Wanming, DOBRE O A, et al. Delay minimization for massive MIMO assisted mobile edge computing[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2020, 69(6): 6788-6792. doi: 10.1109/TVT.2020.2979434.
- [5] BI Suzhi and ZHANG Yingjun. Computation rate maximization for wireless powered mobile-edge computing with binary computation offloading[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2018, 17(6): 4177-4190. doi: 10.1109/TWC.2018.2821664.
- [6] WANG Feng, XU Jie, WANG Xin, 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. doi: 10.1109/TWC.2017.2785305.
- [7] ZHOU Fuhui, WU Yongpeng, HU R Q, 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. doi: 10.1109/

- JSAC.2018.2864426.
- [7] HU Xiaoyan, WONG K K, and YANG Kun. Wireless powered cooperation-assisted mobile edge computing[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2018, 17(4): 2375–2388. doi: [10.1109/TWC.2018.2794345](https://doi.org/10.1109/TWC.2018.2794345).
- [8] HU Xiaoyan, WONG K K, and ZHANG Yangyang. Wireless-powered edge computing with cooperative UAV: Task, time scheduling and trajectory design[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2020, 19(12): 8083–8098. doi: [10.1109/TWC.2020.3019097](https://doi.org/10.1109/TWC.2020.3019097).
- [9] ZHOU Fuhui and HU R Q. Computation efficiency maximization in wireless-powered mobile edge computing networks[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2020, 19(5): 3170–3184. doi: [10.1109/TWC.2020.2970920](https://doi.org/10.1109/TWC.2020.2970920).
- [10] 施丽琴, 叶迎晖, 卢光跃. 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[J]. *通信学报*, 2020, 41(10): 59–69. doi: [10.11959/j.issn.1000-436x.2020182](https://doi.org/10.11959/j.issn.1000-436x.2020182).
SHI Liqin, YE Yinghui, and LU Guangyue. Computation energy efficiency maximization based resource allocation scheme in wireless powered mobile edge computing network[J]. *Journal on Communications*, 2020, 41(10): 59–69. doi: [10.11959/j.issn.1000-436x.2020182](https://doi.org/10.11959/j.issn.1000-436x.2020182).
- [11] SHI Liqin, YE Yinghui, CHU Xiaoli, *et al.* Computation energy efficiency maximization for a NOMA-based WPT-MEC network[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2021, 8(13): 10731–10744. doi: [10.1109/JIOT.2020.3048937](https://doi.org/10.1109/JIOT.2020.3048937).
- [12] REN Jinke, YU Guanding, HE Yinghui, *et al.* Collaborative cloud and edge computing for latency minimization[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2019, 68(5): 5031–5044. doi: [10.1109/TVT.2019.2904244](https://doi.org/10.1109/TVT.2019.2904244).
- [13] WU Yuan, QIAN Liping, NI Kejie, *et al.* Delay-minimization nonorthogonal multiple access enabled multi-user mobile edge computation offloading[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2019, 13(3): 392–407. doi: [10.1109/JSTSP.2019.2893057](https://doi.org/10.1109/JSTSP.2019.2893057).
- [14] DING Zhiguo, NG D W K, SCHOBER R, *et al.* Delay minimization for NOMA-MEC offloading[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2018, 25(12): 1875–1879. doi: [10.1109/LSP.2018.2876019](https://doi.org/10.1109/LSP.2018.2876019).
- [15] YE Yinghui, SHI Liqin, CHU Xiaoli, *et al.* On the outage performance of ambient backscatter communications[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2020, 7(8): 7265–7278. doi: [10.1109/JIOT.2020.2984449](https://doi.org/10.1109/JIOT.2020.2984449).
- [16] CHI Kaikai, ZHU Yihua, LI Yanjun, *et al.* Minimization of transmission completion time in wireless powered communication networks[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2017, 4(5): 1671–1683. doi: [10.1109/JIOT.2017.2689777](https://doi.org/10.1109/JIOT.2017.2689777).
- 叶迎晖: 男, 1991年生, 副教授, 研究方向为携能通信、边缘计算。
施丽琴: 女, 1993年生, 副教授, 研究方向为携能通信、边缘计算。
卢光跃: 男, 1971年生, 教授, 研究方向为宽带无线通信。

责任编辑: 马秀强