

面向低时延服务的非正交多址接入与反向散射通信融合 边缘计算网络设计与优化

杨正¹, 吴丽琴¹, 郑云¹, 吴怡¹, 董志诚², 邢松³

(1. 福建师范大学光电与信息工程学院, 福建 福州 350117; 2. 西藏大学工学院, 西藏 拉萨 850011;
3. 加州州立大学洛杉矶分校信息系统系, 美国 洛杉矶 CA90032)

摘要: 在物联网大规模接入场景中, 针对移动终端计算资源有限、通信链路易受干扰, 以及系统低时延服务难以保障等问题, 提出一种融合非正交多址接入与反向散射通信辅助的移动边缘计算网络架构, 旨在提升任务卸载效率并降低系统传输时延。在该架构下, 构建联合优化模型, 以最小化系统最大时延为目标, 联合优化任务分配因子、反向散射系数及能量站发射功率, 同时满足终端能耗约束、边缘服务器计算能力等约束条件。针对该非凸优化问题, 设计基于块坐标下降的求解算法, 将原问题分解为 3 个子问题迭代求解。其中, 任务分配因子通过内点法求解; 能量站发射功率和反向散射系数则借助连续凸逼近与变量替换方法转化为凸问题后求解。仿真结果表明, 与仅采用非正交多址接入或反向散射通信辅助的移动边缘计算系统相比, 所提方案在显著降低系统时延的同时, 有效提升了任务处理效率。

关键词: 反向散射通信; 非正交多址接入; 移动边缘计算; 最大时延最小化

中图分类号: TN929.5

文献标志码: A

DOI: 10.11959/j.issn.1000-436x.2026050

Design and optimization of NOMA-backscatter integrated edge computing networks for low-latency services

Yang Zheng¹, Wu Liqin¹, Zheng Yun¹, Wu Yi¹, Dong Zhicheng², Xing Song³

1. College of Photonic and Electronic Engineering, Fujian Normal University, Fuzhou 350117, China
2. School of Engineering, Tibet University, Lhasa 850011, China
3. Department of Information Systems, California State University, Los Angeles CA90032, USA

Abstract: In large-scale IoT access scenarios, limited terminal computing resources and interference-prone communication links made it difficult to guarantee low-latency services. A mobile edge computing (MEC) architecture that integrated non-orthogonal multiple access (NOMA) and backscatter communication was proposed to enhance task offloading efficiency and reduce transmission delay. A joint optimization model was formulated to minimize total delay by optimizing task allocation, backscatter coefficient, and energy station power, subject to energy, latency, and computing constraints. A block coordinate descent-based algorithm was developed, where sub-problems were solved via interior-point and convex approximation methods. Simulation results verify that the proposed scheme outperforms conventional MEC systems using only NOMA or backscatter communication in reducing delay and improving efficiency.

Keywords: backscatter communication, NOMA, MEC, minimization of maximum delay

收稿日期: 2025-11-12; 修回日期: 2026-02-11

通信作者: 吴怡, wuyi@fjnu.edu.cn.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(No.U25A20398); 中央引导地方科技发展专项基金资助项目(No.2024L3007)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No.U25A20398), Central Guide Local Science and Technology Development Special (No.2024L3007)

0 引言

随着智慧城市、工业4.0及元宇宙等新兴领域的蓬勃发展,物联网(Internet of things, IoT)设备正迎来爆发式增长,预计到2030年全球IoT设备将接近387亿台^[1]。这类设备通常以密集部署方式应用于环境监测、智能制造和智慧医疗等场景,但受限于体积与成本,普遍存在电池容量有限与计算能力不足等固有缺陷^[2],在数据采集与处理过程中面临能量短缺、算力不足、任务处理时延显著增加等问题。

为应对物联网终端能耗高、算力弱等问题,移动边缘计算(mobile edge computing, MEC)技术得到了广泛关注,通过将部分计算任务卸载至网络边缘服务器,有效缓解了终端计算能力受限所带来的处理瓶颈问题^[3]。然而,现有MEC网络普遍依赖正交多址接入(orthogonal multiple access, OMA),频谱资源利用率低,且终端在主动发射数据时能量消耗较大,难以满足海量终端低功耗、低时延的接入需求。与传统OMA方式相比,非正交多址接入(non-orthogonal multiple access, NOMA)基于功率域复用,允许多个用户在相同频谱资源上通过差异化功率分配实现并行通信,可显著提升频谱利用率和用户接入容量,是支撑大规模连接与低时延通信的关键技术之一^[4]。另外,物联网终端受限于电池容量,能量约束明显,虽可通过更换电池或充电延长使用周期,但运维成本较高,难以支撑大规模持续部署。反向散射通信(backscatter communication, BackCom)作为绿色通信技术,利用环境射频信号反射实现无源数据传输,不需要主动发射和电池供电,显著降低终端能耗^[5]。NOMA与BackCom协同应用于MEC网络,不仅支持无源设备的高效数据回传,还通过差异化功率分配实现密集设备的并行接入,为智慧城市、工业物联网等海量设备的低时延服务提供了有效解决方案。

近年来,研究者在MEC网络与NOMA、BackCom等技术的融合方面开展了一系列研究^[6-10]。文献[6]构建了BackCom辅助的无线供能MEC网络模型,通过联合优化能量收集时间、反向散射系数、本地计算资源分配因子等变量,旨在最大化所有物联网节点的比特数与系统计算能效,实现计算能力与能效性能的协同优化。文献[7]进一步提出一种适用于反向散射辅助无线供能MEC系统的动态任

务卸载算法。该算法充分考虑任务到达规律与无线信道时变特性的随机性,通过联合优化数据卸载任务量、传输功率及反向散射系数等关键变量,将系统能效最大化问题建模为随机规划问题,为动态场景下的资源调度提供数学优化框架。另一方面,NOMA与MEC的结合旨在突破频谱瓶颈,文献[8]将NOMA引入MEC网络,通过联合优化各物联网节点的通信资源,以及物联网节点与MEC服务器的计算资源,实现所有物联网节点总计算位数最大化。文献[9]考虑智能反射表面(reconfigurable intelligent surface, RIS)辅助的NOMA-MEC网络,建立时延-能量双目标优化模型,通过联合设计RIS相移、用户分组与计算资源分配降低系统时延。文献[10]提出NOMA和BackCom共存的MEC网络,利用Dinkelbach算法将计算能效最大化问题转化为迭代凸优化问题,同步优化反向散射系数、NOMA功率分配及任务卸载比例。

综上所述,MEC网络与NOMA、BackCom等技术的深度融合,为实现低时延、高能效的智能无线网络提供了新的研究思路。尽管已有研究在系统能效、计算能力及资源调度优化等方面取得了显著成果,但仍存在若干局限性。文献[6-7]针对BackCom辅助的无线供能MEC网络,聚焦于系统的计算能力与能效优化,通过设计能量收集与任务卸载策略来提升整体计算性能,然而对任务执行时延及其对系统服务质量与资源调度效率的影响缺乏系统性建模与深入分析。文献[8]将NOMA技术引入MEC网络以提升频谱利用率与能效,但未充分考虑低功耗BackCom与主动NOMA上传之间的速率与时延权衡机制。文献[9]提出引入RIS构建辅助通信链路以改善信号传输质量,尽管提升了部分通信场景下的传输性能,但RIS链路存在双重衰落特性,其对时延性能的改善仍受限,难以适应动态信道条件下的任务卸载需求。此外,文献[10]研究了NOMA与反向散射通信辅助的移动MEC网络,其中用户收集的能量仅用于本地计算与任务卸载,反向散射通信仅作为降低能耗的辅助手段,并未参与下行数据传输,其优化目标主要集中在能效最大化;虽然该策略在降低能耗方面有所改善,但未充分考虑任务时延与能耗之间的动态耦合关系。基于上述分析,本文旨在探索一种面向时延敏感任务的多模式任务卸载机制,在MEC网络中同时融合

BackCom 与 NOMA 通信模式。通过结合 BackCom 的无源低功耗特性与 NOMA 的频谱复用能力, 构建了一种高效的多模式 MEC 网络架构, 实现时延与能耗的联合优化, 并进一步提升系统的用户接入能力与资源利用效率。在该网络中, 反向散射链路不仅参与信息交互, 而且收集到的能量直接用于支持 NOMA 下行信息传输, 形成能量收集、反向散射与 NOMA 下行传输的紧耦合机制。此外, 本文进一步引入 MEC 服务器处理与通信时延的联合优化, 提出系统级端到端时延最小化框架, 与文献[10]提出的能效最大化目标在研究重点和优化策略上存在本质区别, 为构建低功耗、高效能的智能边缘计算网络提供新的设计思路与理论支撑。主要研究工作如下。

1) 本文提出了一种融合反向散射通信与非正交多址接入的移动边缘计算网络架构, 核心目标为降低系统任务传输与处理时延。围绕系统最大时延最小化, 构建了联合优化任务分配因子、反向散射系数及能量站发射功率的优化模型, 并在建模过程中综合考虑了能耗约束、边缘计算服务器算力、任务负载及能量站最大发射功率等多重限制因素。

2) 针对系统最大时延最小化问题, 本文提出了一种结合块坐标下降 (block coordinate descent, BCD) 与连续凸逼近 (successive convex approximation, SCA) 的迭代优化算法。该算法首先利用 BCD 方法将原问题分解为 3 个子问题: 在反向散射卸载与直接卸载模式下的任务分配因子优化、反向散射系数优化, 以及能量站发射功率优化。其中, 任务分配因子的联合优化可直接采用内点法求解; 而反向散射系数与能量站发射功率的优化问题则借助 SCA 与变量替换方法转化为凸形式, 从而实现高效求解。

3) 仿真结果表明, 与仅采用 BackCom 或 NOMA 辅助的 MEC 方案相比, 本文融合非正交多址接入与反向散射通信协同机制的移动边缘计算网络在任务规模变化、用户数量增长以及能量分配调整等多种场景下均表现出更优的时延性能。该方案不仅在不同负载条件下保持较低的平均时延, 而且具备良好的稳定性与鲁棒性, 充分验证了本文算法的有效性。

1 系统模型及问题描述

本文系统模型包含通信模型和计算模型, 详细

讨论如下。

1.1 通信模型

面向工业生产的算网孪生架构非正交多址接入与反向散射通信辅助的移动边缘计算网络模型如图 1 所示。该网络由一个能量站、 K 个用户以及一台边缘计算服务器组成, 所有节点均采用单天线配置。每个用户均配备能量存储单元, 可将收集的能量存储并用于后续的主动传输; 同时, 集成反向散射通信电路, 能够利用来自能量站的射频信号进行反向散射, 将部分任务数据传输至边缘服务器。用户还配备本地处理器, 可在本地执行计算任务。具体而言, 网络中各用户的初始能量均通过能量站实现无线能量传输获得。在能量采集过程中, 用户同时利用反向散射通信, 将部分任务数据调制至能量站信号并反向散射至移动边缘计算服务器。随后, 用户利用所收集的能量将剩余任务数据直接卸载至移动边缘计算服务器, 其余未卸载部分则由本地设备执行处理。为简化分析, 假设移动边缘计算服务器配备高性能中央处理器, 且任务处理结果数据量较小, 故可忽略其计算时延及处理结果的上行反馈时延。系统以“帧”为基本传输与调度单位, 每一帧对应一次完整的任务调度与无线传输过程, 用于统一刻画不同用户任务的卸载、传输与计算时延。在同一帧周期内, 反向散射与主动卸载的业务均被统一纳入系统调度并联合优化, 从而避免跨帧串行处理所引入的额外等待时延。为突出这一调度特性, 本文将此称为业务层面的同帧并行服务。

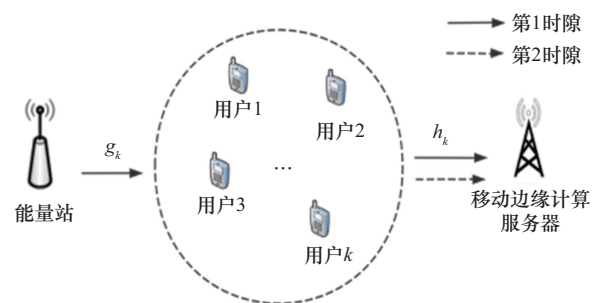


图 1 面向工业生产的算网孪生架构非正交多址接入与反向散射通信辅助的移动边缘计算网络模型

在物理层实现上, 每一帧被划分为两个连续的逻辑时隙, 时隙分配如图 2 所示。

边缘计算网络的任务卸载过程分为两个阶段, 每个阶段持续时间为 T 并对应不同的通信方式。假设能量站仅在第 1 时隙激活并工作, 第 2 时隙则处

于静默状态。第1时隙为被动BackCom卸载阶段,用户以能量站发射的信号为载波,对自身信号进行调制后,通过反向散射通信传输至移动边缘计算服务器,实现任务卸载,同时所有用户从能量站收集能量。第2时隙为主动NOMA卸载阶段,用户利用收集到的能量通过NOMA信号直接向MEC服务器上任务信息,实现任务卸载。需要指出的是,本文在调度建模层采用同帧并行的方式刻画不同类型业务的联合服务特性,在物理层通过帧内时隙划分无线传输结构。该设计在保证物理层清晰性的同时,有效降低了系统整体任务完成时延。下面将详细介绍两个时隙内的传输流程。

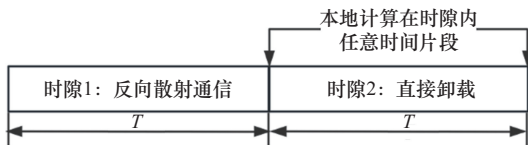


图2 时隙分配

第1时隙: 能量站广播能量信号 s , 且满足 $E[|s|^2] = 1$, 则第 k 个用户从能量站处接收到的信号为

$$y_k = \sqrt{P_t g_k} s + \omega_k \quad (1)$$

其中, P_t 表示能量站的发射功率, $g_k = \hat{g}_k d_{0k}^{-\beta}$ 为能量站与第 k 个用户的信道增益, $\hat{g}_k \sim \mathcal{CN}(0,1)$ 表示相应的小尺度衰落, d_{0k} 表示第 k 个用户到能量站的距离, β 是路径损耗指数, ω_k 为第 k 个用户处的加性白高斯噪声。

根据式(1), 第 k 个用户收集到的能量可表示为^[11]

$$E_k = T a_k (1 - \alpha_k) P_t g_k \quad (2)$$

其中, $a_k (0 \leq a_k \leq 1)$ 为第 k 个用户的能量转换系数, $\alpha_k (0 \leq \alpha_k \leq 1)$ 表示第 k 个用户的反射系数。由于时隙的持续时间均为 T , 根据式(2), 第 k 个用户的传输功率可表示为

$$p_k = \frac{E_k}{T} = a_k (1 - \alpha_k) P_t g_k \quad (3)$$

所有 K 个用户以能量站发射的信号为载波, 对自身信息进行调制后, 通过反射路径传输至移动边缘计算服务器, 实现任务卸载。此时, 服务器接收到的信号为各用户反射信号的叠加, 可表示为

$$y = \sum_{k=1}^K \sqrt{\alpha_k P_t g_k h_k} x_k s + \omega \quad (4)$$

其中, $h_k = \hat{h}_k d_{1k}^{-\beta}$ 表示第 k 个用户到移动边缘计算服务器的信道增益, $\hat{h}_k \sim \mathcal{CN}(0,1)$ 表示相应的小尺度衰落, d_{1k} 表示第 k 个用户到移动边缘计算服务器的距离, x_k 表示第 k 个用户的任务数据信号, 且满足 $E[|x_k|^2] = 1$, $\omega \sim \mathcal{CN}(0, \sigma^2)$ 表示加性白高斯噪声, σ^2 为噪声方差。

能量站与移动边缘服务器通过标准导频机制获取用户信道信息。具体而言, 所有用户在上行传输前发送导频序列, 能量站和服务器分别接收并进行信道估计, 从而获得能量传输信道与上行通信信道。信道估计可采用最小二乘或最小均方误差方法, 并可在时分双工系统下利用信道互易性进一步简化处理。估计得到的信道增益通过系统内部有线或回程链路传递至移动边缘服务器。根据上行非正交多址接入准则, 服务器采用串行干扰消除, 按照信道质量由强到弱的顺序, 依次解码各用户的信息^[12]。信道增益的排序表示为

$$\begin{aligned} g_1 &\geq g_2 \geq \dots \geq g_K > 0, \\ h_1 &\geq h_2 \geq \dots \geq h_K > 0 \end{aligned} \quad (5)$$

因此, 服务器接收到第 k 个用户的信干噪比可表示为

$$\gamma_{B,k} = \frac{\alpha_k P_t g_k h_k}{\sum_{i=k+1}^K \alpha_i P_t g_i h_i + \sigma^2} \quad (6)$$

基于式(6), 第 k 个用户进行反向散射任务数据的瞬时速率表示为

$$R_{B,k} = \frac{1}{2} \text{lb}(1 + \gamma_{B,k}) \quad (7)$$

其中, $\frac{1}{2}$ 是由于本文采用双时隙通信机制。

第2时隙: 每个用户根据式(3)确定的收集能量主动将任务数据卸载至服务器。该阶段接收到的信号在能量来源和信道特性上与反向散射阶段存在差异, 因此服务器接收到来自所有用户的信号可表示为

$$\hat{y} = \sum_{k=1}^K \sqrt{p_k h_k} x_k + \omega_k \quad (8)$$

由式(5)和式(8)可得, 边缘计算服务器接收到的第 k 个用户的信干噪比表示为

$$\gamma_{O,k} = \frac{p_k h_k}{\sum_{i=k+1}^K p_i h_i + \sigma^2} \quad (9)$$

基于式(9), 第 k 个用户直接卸载任务数据的瞬时速率可表示为

$$R_{O,k} = \frac{1}{2} \text{lb}(1 + \gamma_{O,k}) \quad (10)$$

1.2 计算模型

令 λ_k 表示第 k 个用户通过反向散射方式卸载至边缘计算服务器的任务分配因子, μ_k 表示该用户直接卸载至边缘计算服务器的任务分配因子, 二者均用于边缘计算, 则用户 k 在本地处理的任务分配因子为 $1 - \lambda_k - \mu_k$ 。记 L_k 为用户 k 的总任务量, 下面将针对各计算阶段进行详细分析。

1) 反向散射通信阶段: 由式(7)可得, 第 k 个用户在第 1 时隙通过反向散射通信卸载任务产生的时延为

$$t_k^B = \frac{\lambda_k L_k}{R_{B,k}} \quad (11)$$

根据式(11), 可得第 k 个用户在反向散射通信阶段的卸载能耗, 表示为

$$E_k^B = P_{B,k} t_k^B \quad (12)$$

其中, $P_{B,k}$ 表示反向散射通信电路的固有功率消耗。

2) 直接卸载阶段: 基于式(10), 第 k 个用户在第 2 时隙直接卸载任务时产生的时延可表示为

$$t_k^O = \frac{\mu_k L_k}{R_{O,k}} \quad (13)$$

根据式(13), 第 k 个用户直接卸载任务所消耗的能量可表示为

$$E_k^O = P_{O,k} t_k^O + p_k t_k^O \quad (14)$$

其中, $P_{O,k}$ 表示直接卸载电路的固有功率消耗。

结合式(3)、式(9)和式(13), 由式(14)可得出: 用户直接卸载任务的能量消耗与能量站功率 P_t 呈非线性关系。若能量站功率持续增大, 尽管能量收集提高, 但过高的功率将导致电路功耗显著增加, 从而降低整体能效。因此, 能量发射功率并非越大越优, 而应通过优化确定其最优取值, 以在能量收集效率与系统能耗之间取得平衡。本文通过求解联合优化确定能量站的最优发射功率, 实现能效与任务时延的综合改进。

3) 本地计算阶段: 设 C_k 表示用户 k 处理 1 位数据所需的 CPU 周期数, f_k 表示本地处理器的计算频率, 则用户 k 本地计算的时延可表示为

$$t_k^L = \frac{(1 - \lambda_k - \mu_k) L_k C_k}{f_k} \quad (15)$$

基于动态功耗模型, 处理器在每个 CPU 周期的能耗为 $\varepsilon_k f_k^2$, ε_k 为第 k 个用户的能耗系数。第 k 个用户本地计算 $(1 - \lambda_k - \mu_k) L_k$ 位任务所需的总 CPU 周期数为 $(1 - \lambda_k - \mu_k) L_k C_k$, 因此总能耗为每周期能耗与总周期数的乘积, 即

$$E_k^L = \varepsilon_k (1 - \lambda_k - \mu_k) L_k C_k (f_k)^2 \quad (16)$$

1.3 时延最小化问题建模

为最小化用户在边缘计算与本地计算过程中的最大时延, 本文设计了一种联合优化策略, 综合考虑反向散射卸载任务分配因子 $\lambda = [\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_K]^H$ 、直接卸载任务分配因子 $\mu = [\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_K]^H$ 、反向散射系数 $\alpha = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_K]^H$ 以及能量站的发射功率 P_t 。具体优化问题描述如下。

$$\begin{aligned} & \min_{\lambda, \mu, \alpha, P_t} \max_{\forall k} \{t_k^B, t_k^O, t_k^L\} \\ \text{s.t.} \quad & \text{C1: } E_k^B + E_k^O + E_k^L \leq E_{\max} \\ & \text{C2: } \sum_{k=1}^K (\lambda_k + \mu_k) L_k C_k \leq F \\ & \text{C3: } D_k \leq (\lambda_k + \mu_k) L_k \leq H_k, \forall k \\ & \text{C4: } 0 \leq \lambda_k \leq 1, \forall k \\ & \text{C5: } 0 \leq \mu_k \leq 1, \forall k \\ & \text{C6: } 0 \leq \lambda_k + \mu_k \leq 1, \forall k \\ & \text{C7: } 0 \leq \alpha_k \leq 1, \forall k \\ & \text{C8: } 0 \leq P_t \leq P_{\max} \end{aligned} \quad (17)$$

其中, 约束 C1 是保证所有用户在整个计算与通信过程中消耗的能量不超过其最大总能耗 E_{\max} ; 约束 C2 限制边缘计算服务器的最大计算能力为 F ; 约束 C3 规定第 k 个用户的边缘计算任务量应满足介于 D_k 与 H_k 之间的范围, D_k 表示第 k 个用户可卸载任务量的最小阈值, H_k 表示第 k 个用户可卸载任务量的最大上限; 约束 C4 ~ C8 分别对应反向散射卸载任务分配因子、直接卸载任务分配因子、反向散射系数及能量站发射功率不超过最大功率 P_{\max} 的约束条件。

2 块坐标下降算法设计

2.1 问题转换和求解

在优化问题式(17)中, 由于各优化变量之间存在高度复杂的耦合关系, 且目标函数呈现明显的非凸特性, 使原问题成为一个典型的多变量强耦合非凸优化问题, 直接求解具有较高的计算复杂度。为此, 本文引入块坐标下降法, 以降低整体求解难度并提高算法收敛效率。具体地, 问题式(17)被划分为以下3个子问题: 1)反向散射通信模式下任务卸载分配因子 λ 与直接卸载任务分配因子 μ 的联合优化; 2)能量站发射功率 P_i 的优化; 3)反向散射系数 α 的优化。在具体求解过程中, 采用交替迭代的优化策略, 每次迭代中固定部分变量, 对其余变量进行条件优化, 并通过各子问题间的动态更新与协调, 逐步逼近原问题式(17)的高质量近似最优解。

1) 任务分配因子 λ 与 μ 的联合优化

固定能量站发射功率 P_i 和反向散射系数 α , 引入辅助变量, 问题式(17)关于变量 λ 与 μ 可表示为

$$\begin{aligned}
 & \min_{\lambda, \mu, t_1} t_1 \\
 \text{s.t.} \quad & \text{C1: } \frac{\lambda_k L_k}{\frac{1}{2} \text{lb} \left[1 + \frac{\alpha_k P_i g_k h_k}{\sum_{i=k+1}^K \alpha_i P_i g_i h_i + \sigma^2} \right]} \leq t_1, \forall k \\
 & \text{C2: } \frac{\mu_k L_k}{\frac{1}{2} \text{lb} \left[1 + \frac{\alpha_k (1 - \alpha_k) P_i g_k h_k}{\sum_{i=k+1}^K \alpha_i (1 - \alpha_i) P_i g_i h_i + \sigma^2} \right]} \leq t_1, \forall k \\
 & \text{C3: } \frac{(1 - \lambda_k - \mu_k) L_k C_k}{f_k} \leq t_1, \forall k \\
 & \text{C4: } (P_{B,k} + P_{O,k} + \alpha_k (1 - \alpha_k) P_i g_k h_k) t_1 \leq \\
 & \quad E_{\max} - \varepsilon_k (1 - \lambda_k - \mu_k) L_k C_k (f_k)^2 \\
 & \text{C5: } \sum_{k=1}^K (\lambda_k + \mu_k) L_k C_k \leq F \\
 & \text{C6: } D_k \leq (\lambda_k + \mu_k) L_k \leq H_k, \forall k \\
 & \text{C7: } 0 \leq \lambda_k \leq 1, \forall k \\
 & \text{C8: } 0 \leq \mu_k \leq 1, \forall k \\
 & \text{C9: } 0 \leq \lambda_k + \mu_k \leq 1, \forall k \tag{18}
 \end{aligned}$$

优化问题式(18)的目标函数及全部约束条件均

为线性形式, 因而属于典型的凸优化问题。基于此, 可直接借助凸优化工具箱(如CVX)进行求解, 从而获得变量 λ 与 μ 的最优解。

2) 优化能量站发射功率 P_i

在固定反向散射系数 α 的条件下, 基于问题式(18)求解得到反向散射通信卸载任务分配因子 λ^* 和直接卸载任务分配因子 μ^* , 并引入辅助变量 t_2 , 问题式(17)关于变量 P_i 可表示为

$$\begin{aligned}
 & \min_{P_i, t_2} t_2 \\
 \text{s.t.} \quad & \widetilde{\text{C1:}} \frac{\lambda_k^* L_k}{\frac{1}{2} \text{lb} \left[1 + \frac{\alpha_k P_i g_k h_k}{\sum_{i=k+1}^K \alpha_i P_i g_i h_i + \sigma^2} \right]} \leq t_2, \forall k \\
 & \widetilde{\text{C2:}} \frac{\mu_k^* L_k}{\frac{1}{2} \text{lb} \left[1 + \frac{\alpha_k (1 - \alpha_k) P_i g_k h_k}{\sum_{i=k+1}^K \alpha_i (1 - \alpha_i) P_i g_i h_i + \sigma^2} \right]} \leq t_2, \forall k \\
 & \widetilde{\text{C3:}} \frac{(1 - \lambda_k^* - \mu_k^*) L_k C_k}{f_k} \leq t_2, \forall k \\
 & \widetilde{\text{C4:}} (P_{B,k} + P_{O,k} + \alpha_k (1 - \alpha_k) P_i g_k h_k) t_2 \leq \\
 & \quad E_{\max} - \varepsilon_k (1 - \lambda_k^* - \mu_k^*) L_k C_k (f_k)^2 \\
 & \widetilde{\text{C5:}} 0 \leq P_i \leq P_{\max} \tag{19}
 \end{aligned}$$

在问题式(19)中, 目标函数以及约束条件 $\widetilde{\text{C3}}$ 和 $\widetilde{\text{C5}}$ 关于变量 t_2 与 P_i 呈线性关系, 满足凸约束条件。然而, 约束条件 $\widetilde{\text{C1}}$ 、 $\widetilde{\text{C2}}$ 和 $\widetilde{\text{C4}}$, 变量 t_2 与 P_i 存在耦合关系, 导致该部分约束具有非凸性, 从而使整个问题成为带部分非凸约束的优化问题。

对于约束条件 $\widetilde{\text{C1}}$, 可通过对约束中包含的对数项进行变换, 将其改写为如下等价形式, 即

$$-\frac{\alpha_k P_i g_k h_k}{\sum_{i=k+1}^K \alpha_i P_i g_i h_i + \sigma^2} + 2 \frac{2\lambda_k^* L_k}{t_2} - 1 \leq 0, \forall k \tag{20}$$

由式(20)可知, 式(19)的第一项是关于 P_i 的分式

$$\text{函数, 其二阶导数为 } \frac{2\alpha_k g_k h_k \sigma^2 P_i \sum_{i=k+1}^K \alpha_i g_i h_i}{\sum_{i=k+1}^K \alpha_i g_i h_i P_i + \sigma^2} > 0,$$

满足非负条件, 根据凸函数的定义, 该函数项为凸

函数；式(19)的第二项是关于 t_2 的复合函数，其中内层函数在 $t_2 \geq 0$ 时是凸函数，外层为指数函数，具有严格单调递增且凸的性质^[13]。根据复合函数凸性的单调性法则，可得该项亦为凸函数。所以转换后的式(20)构成一个凸约束。

同理，约束 $\widetilde{C2}$ 通过对数变换改写为以下形式，即

$$-\frac{a_k(1-\alpha_k)P_t g_k h_k}{\sum_{i=k+1}^K a_i(1-\alpha_i)P_t g_i h_i + \sigma^2} + 2 \frac{2\mu_k^* L_k}{t_2} - 1 \leq 0, \forall k \quad (21)$$

与式(20)类似，式(21)也是凸约束。

由于约束 $\widetilde{C4}$ 中存在关于 t_2 与 P_t 的双线性项，引入辅助变量 q ，将该约束等价转化为

$$P_t t_2 \leq q \quad (22)$$

$$(P_{B,k} + P_{O,k})t_2 + a_k(1-\alpha_k)g_k h_k q \leq E_{\max} - \varepsilon_k(1 - \lambda_k^* - \mu_k^*)L_k C_k(f_k)^2, \forall k \quad (23)$$

根据基本不等式，非凸约束式(22)可近似转化为凸约束形式，即

$$(Q^{(n)}t_2)^2 + \left(\frac{P_t}{Q^{(n)}}\right)^2 \leq 2q \quad (24)$$

其中， $Q^{(n)}$ 表示变量 Q 的第 n 次迭代，具体表达式为

$$Q^{(n)} = \sqrt{\frac{P_t^{(n-1)}}{t_2^{(n-1)}}} \quad (25)$$

其中， $P_t^{(n-1)}$ 表示变量 P_t 的第 $n-1$ 次迭代， $t_2^{(n-1)}$ 表示变量 t_2 的第 $n-1$ 次迭代。

结合式(20)~式(24)，问题式(19)可转化为以下凸优化问题，即

$$\begin{aligned} \min_{P_t, t_2, q} \quad & t_2 \\ \text{s.t.} \quad & t_2 \geq 0, \\ & \widetilde{C3}, \widetilde{C5}, \text{式(20), 式(21), 式(23), 式(24)} \end{aligned} \quad (26)$$

问题式(26)是凸优化问题，可借助 CVX 工具箱求解，从而获得能量站发射功率 P_t 的最优值。

3) 优化反向散射系数 α

基于问题式(18)求得反向散射卸载任务分配因子 λ^* 和直接卸载任务分配因子 μ^* ，基于问题式(26)求得能量站发射功率 P_t^* ，并引入辅助变量 t_3 ，则问

题式(17)关于变量 α 可表示为

$$\begin{aligned} \min_{\alpha, t_3} \quad & t_3 \\ \text{s.t.} \quad & \text{C1': } \frac{\lambda_k^* L_k}{\frac{1}{2} \text{lb} \left[1 + \frac{\alpha_k P_t^* g_k h_k}{\sum_{i=k+1}^K \alpha_i P_t^* g_i h_i + \sigma^2} \right]} \leq t_3, \forall k \\ & \text{C2': } \frac{\mu_k^* L_k}{\frac{1}{2} \text{lb} \left[1 + \frac{a_k(1-\alpha_k) P_t^* g_k h_k}{\sum_{i=k+1}^K a_i(1-\alpha_i) P_t^* g_i h_i + \sigma^2} \right]} \leq t_3, \forall k \\ & \text{C3': } \frac{(1-\lambda_k^* - \mu_k^*) L_k C_k}{f_k} \leq t_3, \forall k \\ & \text{C4': } (P_{B,k} + P_{O,k} + a_k(1-\alpha_k) P_t^* g_k h_k) t_3 \leq E_{\max} - \varepsilon_k(1-\lambda_k^* - \mu_k^*) L_k C_k(f_k)^2 \\ & \text{C5': } 0 \leq \alpha_k \leq 1, \forall k \end{aligned} \quad (27)$$

在问题式(27)中，目标函数及约束 C3' 和 C5' 均为关于优化变量 α 和 t_3 的线性函数，满足凸优化的条件。但约束 C1'、C2' 和 C4' 中存在涉及 α 和 t_3 的非凸关系，导致问题式(27)整体呈非凸性质。对于约束 C1'，令 $e^{s_i} = \alpha_i, i = 1, 2, \dots, K$ 并对其进行对数转换，则约束 C1' 可转化为

$$\ln \left(e^{\frac{2 \ln 2 \lambda_k^* L_k}{t_3}} - 1 \right) + \ln \left(\frac{\sum_{i=k+1}^K e^{s_i} P_t^* g_i h_i + \sigma^2}{e^{s_k} P_t^* g_k h_k} \right) \leq 0, \forall k \quad (28)$$

其中，第一项 $\ln \left(e^{\frac{2 \ln 2 \lambda_k^* L_k}{t_3}} - 1 \right)$ 的二阶导数

$$\frac{4 \ln 2 \lambda_k^* L_k e^{\frac{2 \ln 2 \lambda_k^* L_k}{t_3}} \left(t_3 e^{\frac{2 \ln 2 \lambda_k^* L_k}{t_3}} - t_3 - \ln 2 \lambda_k^* L_k \right)}{t_3^4 \left(e^{\frac{2 \ln 2 \lambda_k^* L_k}{t_3}} - 1 \right)} \text{ 在 } t_3 > 0$$

时大于零，所以第一项是凸函数；第二项属于 log-sum-exp 函数，具有凸性^[13]，因此该项为凸函数。所以，式(28)是一个凸约束。

令 $e^{r_i} = 1 - \alpha_i, i = 1, 2, \dots, K$ 并对其进行对数转换，约束 C2' 转化为

$$\ln\left(e^{\frac{2\ln 2\mu_k^* L_k}{t_3}} - 1\right) + \ln\left(\frac{\sum_{i=k+1}^K a_i e^{r_i} P_i^* g_i h_i + \sigma^2}{a_k e^{r_k} P_i^* g_k h_k}\right) \leq 0, \forall k \quad (29)$$

类似于式(28), 式(29)也满足凸性条件, 因而构成一个凸约束。

对于约束C4', 引入辅助变量 z , 可将等价转化为

$$(P_{B,k} + P_{O,k})t_3 + a_k P_i^* g_k h_k z \leq \quad (30)$$

$$E_{\max} - \varepsilon_k (1 - \lambda_k^* - \mu_k^*) L_k C_k (f_k)^2, \forall k$$

$$t_3 e^{r_k} \leq z, \forall k \quad (31)$$

式(30)关于变量 t_3 和 z 为凸函数, 式(31)关于变量 t_3 、 z 和 r_k 为非凸函数。对于非凸函数式(31), 基于连续凸逼近法, 选取迭代的解 $t_3^{(n-1)}$ 和 $e^{r_k^{(n-1)}}$ 作为展开点, 对该函数进行一阶泰勒展开, 从而得到凸近似约束为

$$z \geq t_3^{(n-1)} e^{r_k^{(n-1)}} + e^{r_k^{(n-1)}} (t_3 - t_3^{(n-1)}) + t_3^{(n-1)} e^{r_k^{(n-1)}} (r_k - r_k^{(n-1)}), \forall k \quad (32)$$

约束C5'则因变量替换后, 转化为

$$e^{s_k} + e^{r_k} \leq 1, \forall k \quad (33)$$

根据式(28)~式(30)、式(32)和式(33), 问题式(27)可转化为如下形式的凸优化问题。

$$\begin{aligned} \min_{s,r,t_3,z} \quad & t_3 \\ \text{s.t.} \quad & s_k \leq 0, \forall k \\ & r_k \leq 0, \forall k \\ & t_3 \geq 0 \\ & \text{C3', 式(28)~式(30), 式(32), 式(33)} \end{aligned} \quad (34)$$

问题式(34)为凸优化问题, 可利用CVX工具对反向散射通信中的系数 α 进行求解。

2.2 迭代算法设计和复杂度分析

针对非正交多址接入和反向散射通信辅助的移动边缘计算网络最大时延最小化问题式(17), 本文设计了一种结合块坐标下降与连续凸逼近的迭代算法, 具体流程详见算法1。在算法1的实现过程中, 各优化变量的初始值在其可行域内随机生成。具体而言, 发射功率初始值在区间 $[0, P_{\max}]$ 内随机选取, 任务卸载分配因子及直接卸载任务分配因子初始值在区间 $[0, 1]$ 内随机生成, 并满足任务分配约束条件, 反向散射系数初始值同样在 $[0, 1]$ 内随机选取。在每次迭代中依次固定其他变量, 获得部分变量更

新。具体地, 通过问题式(18), 获得 λ 和 μ 的值, 通过问题式(26), 获得 P_i 的值, 通过问题式(34), 获得 α 的值, 待全部变量更新完成后计算目标函数值, 当连续两次迭代的目标函数差值小于收敛精度 ζ 或达到最大迭代次数时终止, 否则继续迭代。

算法1 基于块坐标下降与连续凸逼近求解问题式(17)

输入 $L, l, \zeta, T^{(0)}, P_i^{(0)}, \mu^{(0)}, \alpha^{(0)}, \lambda^{(0)}$

输出 时延 T

- 1) 初始化 $L = 100, l = 1, \zeta = 10^{-4}, T^{(0)} = 0, P_i^{(0)}, \mu^{(0)}, \alpha^{(0)}, \lambda^{(0)}$
- 2) while $l < L$
- 3) $l = l + 1$
- 4) 给定 $P_i^{(l-1)}$ 和 $\alpha^{(l-1)}$, 求解问题式(18), 获得 $\lambda^{(l)}$ 和 $\mu^{(l)}$;
- 5) 给定 $\lambda^{(l)}, \mu^{(l)}$ 和 $\alpha^{(l-1)}$, 求解问题式(26), 获得 $P_i^{(l)}$;
- 6) 给定 $\lambda^{(l)}, \mu^{(l)}, P_i^{(l)}$ 和 $\alpha^{(l-1)}$, 求解问题式(34), 获得 $\alpha^{(l)}$;
- 7) 计算 $T^{(l)}$
- 8) end for $|T^{(l)} - T^{(l-1)}| \leq \zeta$ 或 $l > L$
- 9) end while

本文迭代算法基于块坐标下降法展开, 每轮迭代中, 各子问题均通过内点法高效求解, 具有多项式时间复杂度^[13-14]。算法1的整体复杂度由3个子问题的联合求解开销所决定。具体而言, 问题式(18)的计算复杂度为 $O(\sqrt{2K+1} (4K+1)^3)$, 问题式(26)的计算复杂度为 $O(\sqrt{3} (3K+1)^3)$, 问题式(34)的计算复杂度为 $O(\sqrt{2K+1} (4K+1)^3)$, 因此, 算法1的总体计算复杂度为 $O(LK^{3.5} \log(\zeta^{-1}))$ 。

3 仿真分析

本节通过数值仿真分析本文基于非正交多址接入与反向散射通信辅助的移动边缘计算网络在时延性能方面的优越性, 仿真参数设置如表1所示。本文选取两种典型的对比方案作为基准进行性能分析: BackCom辅助MEC方案和NOMA辅助MEC方案。两种方案的具体描述如下。

1) BackCom辅助MEC方案: 该方案中终端仅通过反向散射通信将任务数据卸载至边缘服务器,

未包含直接通信链路的数据卸载过程。

2) NOMA 辅助 MEC 方案: 该方案在任务传输阶段采用非正交多址接入, 依托从能量站收集的能源将数据直接卸载至边缘服务器, 不需要经过反向散射通信。

表 1 仿真参数设置

参数	数值
用户最大总能耗 E_{\max}/J	1
能量站最大发射功率 P_{\max}/W	1
移动边缘计算服务器的最大计算能力 F/GHz	10
用户 k 的总计算数据 L_k/bit	3×10^6
用户 k 用于边缘计算数据的下界 D_k/bit	1.5×10^6
用户 k 用于边缘计算数据的上界 H_k/bit	2.1×10^6
噪声谱密度 $\sigma^2/(W \cdot Hz^{-1})$	10^{-16}
用户节点数目 K	4
用户 k 本地处理器芯片的有效电容系数 ϵ_k	10^{-26}
用户 k 本地计算频率 f_k/Hz	10^6
用户 k 本地处理 1bit 数据的 CPU 周期数 C_k	1000
用户 k 反向散射电路消耗的固有功率 $P_{B,k}/W$	0.0001
用户 k 直接卸载电路消耗的固有功率 $P_{O,k}/W$	0.0001
用户 k 到能量站的距离 d_{0k}/m	5
用户 k 到移动边缘计算服务器的距离 d_{1k}/m	50
路径损耗指数 β	3

迭代算法的收敛性如图 3 所示。为体现不同能量转换系数对系统性能的影响, 选取了具有代表性的 3 个取值, 即 0.452、0.643 和 0.884, 分别对应中等、较高和接近理想条件下的能量转换效率, 以刻画系统在不同能量收集能力水平下的时延变化特性。该算法在第 6~7 次迭代后迅速收敛至稳定值, 表明其具备良好的收敛性。此外, 图 3 结果进一步表明, 能量转换系数对系统时延具有一定影响。随着能量转换系数的增大, 系统时延呈现出持续下降的趋势。这是由于能量利用效率的提升增强了系统的传输能力, 进而有效降低了任务完成所需的总体时延。需要指出的是, 尽管能量转换系数的变化对系统性能具有直接影响, 但算法整体的收敛趋势未发生改变, 说明本文算法在不同能量转换系数下均能保持良好的鲁棒性与普适性。

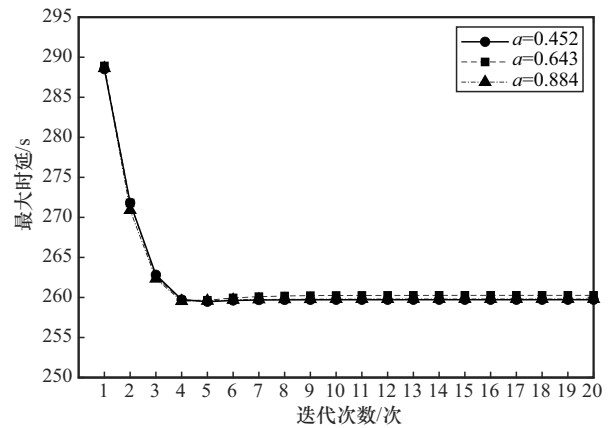


图 3 迭代算法的收敛性

本文方案与 BackCom 辅助 MEC 方案和 NOMA 辅助 MEC 方案在不同用户数条件下的系统时延性能表现如图 4 所示。由图 4 可以看出, 随着接入用户数的增加, 3 种方案的系统时延均呈现递增趋势。这主要是用户数量增加导致网络资源需在更多终端之间分配, 进而使每个用户获得的资源份额减少, 导致任务传输与处理的时延增加。进一步观察可知, 本文方案在不同用户数下的时延均显著优于两种单一技术辅助的基准方案, 且其时延随用户数增长的变化趋势相对更加平缓, 表明本文方案在高密度接入场景下仍具有较好的可扩展性。其性能优势主要体现在两个方面: 一方面, 用户通过反向散射通信实现能量收集, 完成用户与移动边缘计算服务器之间的直接数据卸载; 另一方面, 用户以能量站发射信号为载波, 通过反向散射通信将自身信号调制后传输至 MEC 服务器, 实现任务高效卸载, 不需要额外消耗能量生成载波, 在降低传输能耗的同时保障任务处理效率, 从而在用户数量增加时仍能维持较好的系统承载能力。

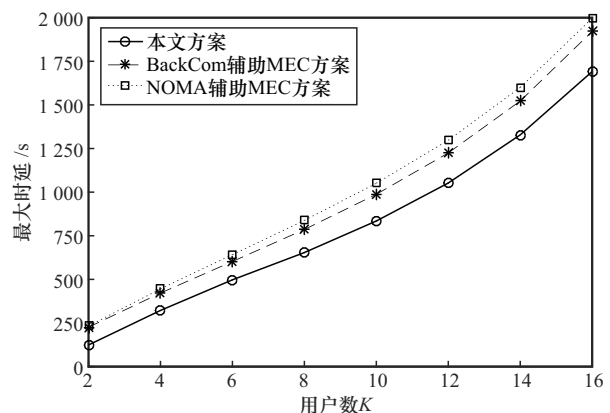


图 4 用户数对最大时延的影响

能量站最大发射功率对最大时延的影响如图5所示。从图5可以看出,随着最大发射功率的提升,3种方案的时延均呈非线性下降趋势,原因在于提升发射功率不仅优化了反向散射通信的调制质量,还提高了能量收集效率。图5还显示本文方案始终保持最低的时延水平,主要源于两方面原因:一方面,单纯依赖BackCom辅助的方案能量利用效率较低,且未构建用户至移动边缘服务器的直接任务卸载路径,限制了系统性能;另一方面,单独采用NOMA方案虽提升了频谱利用率,但信道干扰较大,制约了数据的传输效率。本文方案有效结合两者优势,既提升了能量收集效率,又抑制了干扰,实现了更优的时延性能。

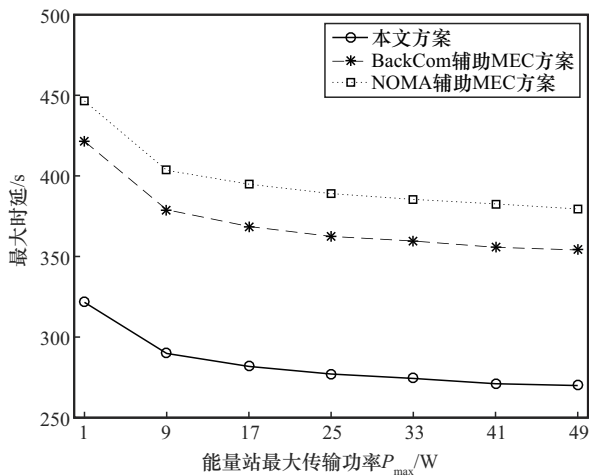


图5 能量站最大发射功率对最大时延的影响

任务数据量对最大时延的影响如图6所示。由图6可以看出,随着任务量的增加,3种方案的系统时延均呈上升趋势。这主要是因为任务量的增加使每个用户需传输和处理的数据增多,从而加重了无线传输负载和边缘计算资源的压力,导致整体系统处理时间延长。另外,随着任务量的持续增加,本文方案与两种基准方案之间的性能差距逐渐扩大。这一趋势主要归因于本文方案在系统设计中引入了BackCom反射系数、能量站最大发射功率及边缘计算服务器任务分配因子的联合优化策略,能够在保障能量供给稳定性与有效干扰控制的同时,显著提升系统的整体任务传输吞吐量。仅采用BackCom辅助的基准方案依赖被动反射链路,受到能量收集速率慢和通信容量有限的双重制约,难以支撑大规模数据卸载;而仅采用NOMA的方案

虽具备频谱复用能力,但在高任务负载下,多用户间的信号干扰迅速累积,导致信道质量恶化、传输速率下降,最终显著增加系统时延。另外,随着 β 的减小,系统链路质量逐步改善,通信与计算协同效率显著提升,本文融合非正交多址接入与反向散射通信的移动边缘计算方案在各任务负载水平下均能够有效降低系统最大时延,且时延变化趋势平稳,说明本文算法对信道条件变化具有良好的适应性与稳定性。

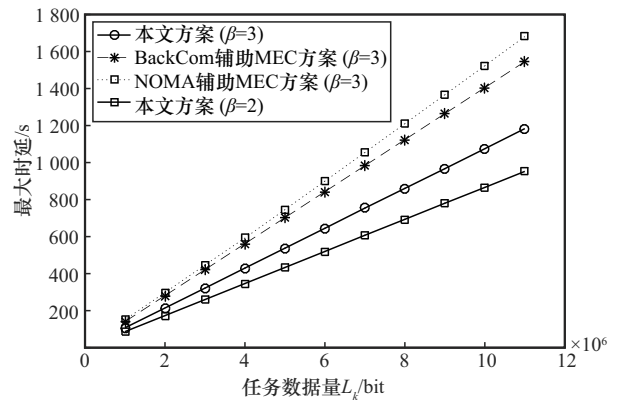


图6 任务数据量对最大时延的影响

4 结束语

针对物联网大规模接入场景中的低时延计算需求,本文提出了一种融合非正交多址接入与反向散射通信辅助的移动边缘计算网络架构。在综合考虑终端能耗、边缘服务器计算能力以及能量站发射功率等约束条件的基础上,构建了以系统最大时延最小化为目标的联合优化模型,优化变量包括任务分配因子、反向散射系数及能量站发射功率。针对该非凸优化问题,设计了结合块坐标下降与连续凸逼近的方法,将原问题转化为一系列可高效求解的凸优化子问题,并对本文算法的复杂度与收敛性进行了理论分析。仿真结果表明,本文方案在不同任务规模、用户密度及能量资源配置下均具有优良的时延性能和收敛特性。与仅采用NOMA或BackCom技术辅助的MEC系统相比,本文方案在综合性能上表现更优,展示出良好的系统适应性与实际应用潜力。未来研究将进一步拓展优化维度,重点探索该融合架构在能量效率提升与频谱利用率增强方面的潜力,构建更全面的性能优化框架。另外,在面向大规模计算结果回传或高密度用户并发场景时,有必要显

式建模计算结果的下行反馈过程, 并进一步联合设计 NOMA 反馈功率分配、反向散射调制方式及结果压缩机制, 以实现端到端时延与能效的更精细优化。

参考文献:

- [1] GSMA Intelligence. IoT Market Forecast to 2030: Connections by Region and Vertical [R]. London: GSMA Intelligence, 2025.
- [2] Bi S Z, Ho C K, Zhang R. Wireless powered communication: opportunities and challenges[J]. IEEE Communications Magazine, 2015, 53(4): 117-125.
- [3] 黄永明, 郑冲, 张征明, 等. 大规模无线通信网络移动边缘计算和缓存研究[J]. 通信学报, 2021, 42(4): 44-61.
Huang Y M, Zheng C, Zhang Z M, et al. Research on mobile edge computing and caching in massive wireless communication network[J]. Journal on Communications, 2021, 42(4): 44-61.
- [4] Dai L L, Wang B C, Yuan Y F, et al. Non-orthogonal multiple access for 5G: solutions, challenges, opportunities, and future research trends[J]. IEEE Communications Magazine, 2015, 53(9): 74-81.
- [5] 张晓茜, 徐勇军. 面向零功耗物联网的反向散射通信综述[J]. 通信学报, 2022, 43(11): 199-212.
Zhang X Q, Xu Y J. Survey on backscatter communication for zero-power IoT[J]. Journal on Communications, 2022, 43(11): 199-212.
- [6] Ye Y H, Shi L Q, Chu X L, et al. Resource allocation in backscatter-assisted wireless powered MEC networks with limited MEC computation capacity[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2022, 21(12): 10678-10694.
- [7] He H W, Zhou C H, Huang F, et al. User-cooperative dynamic resource allocation for backscatter-aided wireless-powered MEC network[J]. Scientific Reports, 2025, 15: 16822.
- [8] Zheng C M, Zhou W G. Computation bits maximization in backscatter-assisted wireless-powered NOMA-MEC networks[J]. EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking, 2022, 2022: 23.
- [9] Yang Z, Xia L, Cui J J, et al. Delay and energy minimization for cooperative NOMA-MEC networks with SWIPT aided by RIS[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2024, 73(4): 5321-5334.
- [10] Du J H, Wu H M, Xu M X, et al. Computation energy efficiency maximization for NOMA-based and wireless-powered mobile edge computing with backscatter communication[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2024, 23(6): 6954-6970.
- [11] 付志远, 施丽琴, 叶迎晖, 等. 反向散射辅助的无线供能 NOMA-MEC 网络中的公平性优化[J]. 北京邮电大学学报, 2023, 46(2): 71-77.
Fu Z Y, Shi L Q, Ye Y H, et al. Fairness optimization in a backscatter assisted wirelessly powered NOMA-MEC network[J]. Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications, 2023, 46(2): 71-77.
- [12] Shi L Q, Ye Y H, Chu X L, et al. Computation bits maximization in a backscatter assisted wirelessly powered MEC network[J]. IEEE Communications Letters, 2021, 25(2): 528-532.
- [13] Boyd S, Vandenberghe L. Convex Optimization[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2004.
- [14] Karmarkar N. A new polynomial-time algorithm for linear programming[J]. Combinatorica, 1984, 4(4): 373-395.

[作者简介]



杨正 (1985-), 男, 福建莆田人, 博士, 福建师范大学副教授, 主要研究方向为非正交多址接入、智能反射面、物理层安全等。



吴丽琴 (2002-), 女, 福建福州人, 福建师范大学硕士生, 主要研究方向为反向散射通信、非正交多址接入等。



郑云 (1991-), 女, 福建长乐人, 福建师范大学实验师, 主要研究方向为非正交多址接入、可见光通信等。



吴怡 (1970-), 女, 辽宁葫芦岛人, 博士, 福建师范大学教授、博士生导师, 主要研究方向为无线自组织网、无线视频传输等。



董志诚 (1982-), 男, 四川成都人, 西藏大学教授、博士生导师, 主要研究方向为车联网、无线信息采集等。



邢松 (1964-), 男, 江苏扬州人, 加州州立大学洛杉矶分校教授、博士生导师, 主要研究方向为数字网络通信系统及语音和图像处理等。