

无线供能智能反射面辅助移动边缘计算系统设计与优化

唐冬, 黄栩蔚, 罗至威, 赵赛, 黄高飞

(广州大学电子与通信工程学院, 广东 广州 510006)

摘要: 研究了一种智能反射面 (IRS) 辅助移动边缘计算系统的新设计方案, 该系统由一个配备边缘计算服务器的混合接入点 (HAP)、一个配备射频能量收集电路的 IRS 和一个具有随机任务到达的用户端组成。为节省用户端能耗, 首先提出了一种新颖的协议, 使系统可以根据信道状态信息、IRS 电池的能量状态与用户任务队列状态, 自适应地在能量收集模式、IRS 辅助任务卸载模式和 IRS 待机任务卸载模式中选择一种合适的工作模式。然后, 基于该协议, 建立了系统的优化问题, 在给定 IRS 电池的能量状态与用户任务队列的稳定性约束条件下, 通过优化系统工作模式和每种模式下的资源分配, 最小化用户端的任务卸载与计算能耗。通过利用李雅普诺夫 (Lyapunov) 优化方法, 对该问题进行了求解, 从而得到了一种高效的低复杂度优化算法。仿真结果表明, 所提方案比已有的基准方案可节省 50%~90% 的能耗。

关键词: 移动边缘计算; 智能反射面; 无线携能通信; 能量收集; 随机优化

中图分类号: TN92

文献标志码: A

DOI: 10.11959/j.issn.1000-436x.2023165

Design and optimization for wireless-powered IRS-aided mobile edge computing system

TANG Dong, HUANG Xuwei, LUO Zhiwei, ZHAO Sai, HUANG Gaofei

School of Electronics and Communication Engineering, Guangzhou University, Guangzhou 510006, China

Abstract: A new design of intelligent reflecting surface (IRS)-aided mobile edge computing (MEC) system was studied, which consisted of a hybrid access point (HAP) connected with an MEC server, an IRS equipped with radio-frequency (RF) energy harvesting (EH) circuits, and a user side with random task arrival. To reduce energy consumption at the user, a novel protocol was proposed first, in which the system was enabled to select a proper operation mode among an EH mode, an IRS-aided task offloading mode, and an IRS-inactive task offloading mode. Then, based on the proposed protocol, an optimization problem was formulated, which aimed at minimizing the amount of consumed energy at the user by optimizing the selection of system operation mode and the resource allocation in each mode. Lyapunov optimization framework was employed to solve the problem to achieve a low-complexity and efficient optimization algorithm. Simulation results show that the proposed scheme can save 50% to 90% of energy consumption for the MEC system as compared with the existing baseline schemes.

Keywords: mobile edge computing, intelligent reflecting surface, simultaneous wireless information and power transfer, energy harvesting, stochastic optimization

收稿日期: 2023-05-10; 修回日期: 2023-08-29

基金项目: 国家重点研发计划基金资助项目 (No.2021YFB2012403); 国家自然科学基金资助项目 (No.61872098, No.61902084)

Foundation Items: The National Key Research and Development Program of China (No.2021YFB2012403), The National Natural Science Foundation of China (No.61872098, No.61902084)

0 引言

随着物联网(IoT, Internet of things)的快速普及,越来越多的 IoT 智能传感器节点需执行对时延敏感的计算密集型任务。然而,由于计算资源有限,因此要在这些节点上完成这些计算任务,往往不切实际或需付出昂贵的代价。作为 IoT 的新兴技术之一,移动边缘计算(MEC, mobile edge computing)可以使 IoT 节点把其计算任务卸载到具有足够计算资源的服务器上执行,有望成为解决上述问题的有效方案。在 IoT 上部署 MEC,不仅可减少任务执行时延,还可为 IoT 节点节省能耗。因此,如何设计良好性能的 MEC 系统近年来引起了学者的极大兴趣^[1-5]。

智能反射面(IRS, intelligent reflecting surface)是近年来提出的一种可实现高频谱效率无线通信系统既经济又高效的技术^[6-7]。在部署 IRS 的无线通信系统中,在 IRS 上调整无源元件反射信号的相移,可提高无线接收机的接收信号功率。在 MEC 系统中,通过结合 IRS 技术,可以使任务卸载更高效,从而获得更好的系统性能。因此,如何设计 IRS 辅助的 MEC 系统,成为近年来引起学者浓厚研究兴趣的课题^[8-11]。

在大部分已有研究(如文献[8-11])中,均假设 IRS 由电池或电网供电,从而可通过控制器调整无源元件的相移。然而,更换电池或对电池充电通常代价昂贵而且不方便,在环境恶劣或特殊的应用场景甚至无法实现,因此使用电池供电的 IRS 工作寿命容易受到电池容量的限制。如果采用固定电源供电,IRS 只能被部署在可接入固定电网的位置,将会导致 IRS 在许多没有电网接入的场合下无法使用。无线射频(RF, radio-frequency)能量采集是一种可以使配备射频能量收集电路的无线节点从 RF 信号中采集能量来延长其工作寿命的新技术,因此结合射频能量收集技术的无线供能 IRS 辅助无线通信系统受到了学者的广泛关注^[12-17]。特别地,文献[16-17]中考虑了部署无线供能 IRS 的 MEC 系统的设计与优化。其中,文献[16]假设 IRS 连接至用户终端,并帮助用户终端将任务数据卸载到多个 MEC 服务器以进行协作计算,IRS 和用户终端均从能量发射器发出的射频信号收集能量,以支持 IRS 工作和用户终端进行本地计算;文献[17]假设 IRS 和所有用户终端均由从基站发射的 RF 信号中收

集的能量供电,IRS 使用收集的能量协助用户终端将任务数据卸载到基站。

与文献[16-17]类似,本文也考虑一个部署无线供能 IRS 的 MEC 系统,如图 1 所示。该系统由一个配备边缘计算服务器的混合接入点(HAP, hybrid access point)、一个配备射频能量收集电路的 IRS 和一个具有随机任务到达的用户端组成。然而,文献[16-17]为简化分析,均假设一个时隙开始时用户端产生的计算任务必须在当前时隙完成,而且能量调度采用了大部分无线供能系统采用的收集-使用(HTU, harvest-then-use)策略,即 IRS 在一个时隙收集到的能量必须在当前时隙全部使用完。与文献[16-17]不同,本文采用文献[18-20]中的计算任务模型,即假设各个时隙到达的任务按照先入先出(FIFO, first-in first-out)的方式进行处理,且计算任务不存在严格的执行结束期限,但由于任务队列长度有限,因此必须保证任务队列的稳定性。在这种情形下,HTU 策略将无法充分利用无线信道的时变性在 IRS 处增加收集的能量,而且会导致能量利用率低下,因此无法获得较好的系统性能。例如,假设在某个时隙,IRS 处的初始能量很少,且 HAP 和 IRS 之间的信道质量较好,但用户端到 HAP 的信道质量很差。在这种情形下,IRS 应在整个时隙收集能量,以便增加收集的能量;在后续时隙 IRS 需参与辅助任务卸载时,可以使用这些能量为 IRS 供能,从而提高系统性能。又如,考虑用户任务队列中需执行的计算任务量很少的场景。在此情形下,一个时隙的大部分时间应用于在 IRS 处收集能量,以便当后续时隙的用户任务队列中有更多的计算任务时,有足够的能量用于支持 IRS 工作。

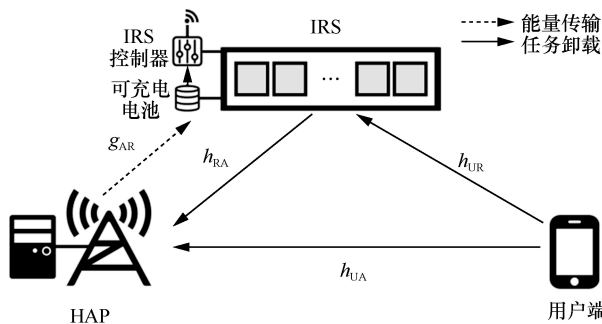


图 1 无线供能 IRS 辅助 MEC 系统

基于上述分析,在本文研究的无线供能 IRS 辅助 MEC 系统中,需研究与文献[16-17]不同的设计方案,以增加 IRS 收集的能量,并高效地利用收集

的能量,从而提高系统性能。为此,本文首先提出一种新的能量与任务调度协议,以使 MEC 系统可根据信道条件、IRS 电池的能量状态和用户任务队列状态,自适应地在 3 种模式(即能量收集模式、IRS 辅助任务卸载模式和 IRS 待机任务卸载模式)进行切换。在能量收集模式下,IRS 可累积收集的能量,这些能量将在后续时隙中使用;在 IRS 辅助任务卸载模式下,用户端在 IRS 辅助下卸载任务数据至 HAP;在 IRS 待机任务卸载模式下,IRS 处于待机状态(即不再使用能量),用户端仅通过直达链路卸载任务数据至 HAP。

进一步地,在新提出的协议下,本文对系统优化问题进行了建模,旨在最小化用户长期的任务卸载和计算能耗。由于无线信道和任务到达具有随机性,而且各个时隙的系统工作模式和资源分配决策相互关联,因此建立的问题是一个多阶段序列决策的随机优化问题,很难直接求解。为解决此问题,本文利用李雅普诺夫(Lyapunov)优化方法,将其分解为基于时隙的确定性优化问题,并通过凸优化理论对相应的确定性优化问题进行求解,提出了一种低复杂度的高效在线算法。仿真结果表明,部署 IRS 后,与不使用 IRS 的 MEC 系统相比,系统最多可节省 98% 的能耗;与文献[16-17]方案相比,本文方案可节省 80% 的能耗。

1 系统模型

1.1 网络模型

在图 1 所示的无线供能 IRS 辅助 MEC 系统中,需执行的计算任务随机地到达用户端,且由于用户端自身计算能力有限,需把部分计算任务卸载至 HAP 进行协同计算。同时,假设用户端与 HAP 之间存在障碍物,因此用户端至 HAP (UA, user-to-HAP) 的信道链路质量较差,需在两者之间部署 IRS,以提高用户端卸载计算任务的性能。换言之,HAP 可以同时通过 UA 链路和 URA 链路(user→IRS→HAP)接收来自用户端的任务数据。本文假设 IRS 由一个具有 N 个反射元件的均匀线阵(ULA, uniform linear array)、一个可调节每个反射元件相移的控制器、一个射频能量收集电路和一个可充电电池组成。IRS 通过射频能量收集电路收集从 HAP 发出的射频信号能量,并将其存储在可充电电池中,然后使用这些存储的能量进行信号反射操作。此外,由于用户端的发射功率通常远低于

HAP 的发射功率,因此本文忽略了 IRS 从用户端发射的信号中获取的能量。

在所考虑的 MEC 系统中,假设用户的任务到达和执行模型如下。假设系统基于时隙运作,而且考虑长度为 $K \times T$ 的时间段,其中, K 为时隙个数, T 为每个时隙的长度。在每个时隙 $k \in \mathcal{K} = \{1, \dots, K\}$ 开始时,用户端处有新的计算任务到达,而且这些计算任务将缓存在用户端的计算任务缓冲队列中。用户端根据 FIFO 方式处理这些计算任务。把每个时隙到达用户端的计算任务数据量大小表示为 $A(k) \geq 0$,并假设其服从均值为 $A_{\text{mean}} = \frac{A_{\text{max}}}{2}$ 的均匀分布,即 $A(k) \sim \mathcal{U}[0, A_{\text{max}}]$,其中 A_{max} 为每个时隙到达的计算任务量的最大值。为便于分析,本文假设用户端计算任务缓冲队列长度为无穷大;但在后续仿真中,将验证所需的队列长度不会超过一个上界,因此本文设计的算法也可以应用于用户队列缓冲容量有限的情况。

1.2 信道模型

本文假设 MEC 系统中的信道为准静态信道,即在单个时隙内不变,但可以在不同的时隙中独立变化。而且,从用户端到 HAP 的每次任务卸载是在单独一个时隙内完成的。也就是说,在每个时隙开始时,用户端将决定是否以及如何将其计算任务数据卸载至 HAP。

如 1.1 节所述,用户端可以通过 UA 链路和 URA 链路把计算任务数据卸载到 HAP。对于 UA 链路,将时隙 k 中的信道系数表示为 $h_{\text{UA}}(k)$,并将其建模为瑞利衰落,即

$$h_{\text{UA}}(k) = \sqrt{\rho_0 d_{\text{UA}}^{-\alpha_{\text{UA}}}} \tilde{h}_{\text{UA}}(k) \quad (1)$$

其中, ρ_0 是参考距离 $d_0 = 1 \text{ m}$ 处的路径损耗, α_{UA} 是 UA 链路的路径损耗指数, d_{UA} 是用户端与 HAP 的距离, $\tilde{h}_{\text{UA}}(k)$ 是零均值和单位方差的复高斯随机散射分量。对于 URA 链路,其包括用户端至 IRS (UR, user-to-IRS) 和 IRS 至 HAP (RA, IRS-to-HAP) 2 个链路。对于时隙 k 的 UR 链路,其信道系数向量可表示为

$$h_{\text{UR}}(k) = \sqrt{\rho_0 d_{\text{UR}}^{-\alpha_{\text{UR}}}} \cdot \left(\sqrt{\frac{\zeta_{\text{UR}}}{1 + \zeta_{\text{UR}}}} \mathbf{h}_{\text{UR}}^{\text{LoS}}(k) + \sqrt{\frac{1}{1 + \zeta_{\text{UR}}}} \mathbf{h}_{\text{UR}}^{\text{NLoS}}(k) \right) \in \mathbb{C}^{N \times 1} \quad (2)$$

其中, α_{UR} 是从用户端到 IRS 的信道路径损耗指数; d_{UR} 是从用户端到 IRS 的距离; ζ_{UR} 是与小尺度衰落相关的莱斯因子; $\mathbf{h}_{UR}^{LoS}(k)$ 是 ULA 阵列响应向量, 可表示为

$$\mathbf{h}_{UR}^{LoS}(k) = [1, e^{-j\pi \sin \phi_{UR}(k)}, \dots, e^{-j\pi(N-1)\sin \phi_{UR}(k)}]^T \in \mathbb{C}^{N \times 1} \quad (3)$$

其中, $\phi_{UR}(k)$ 是相应信号的到达角或离开角, $(\cdot)^T$ 是转置操作; $\mathbf{h}_{UR}^{NLoS}(k) \sim \mathcal{CN}(\mathbf{0}, \mathbf{I}_M)$ 是莱斯衰落信道中的非直射分量, 其每个元素均为零均值和单位方差的随机散射分量; $\mathbb{C}^{I \times J}$ 是维度为 $I \times J$ 的复数矩阵。与 UR 链路类似, 对于时隙 k 的 RA 链路, 其信道系数向量可表示为

$$\mathbf{h}_{RA}(k) = \sqrt{\rho_0 d_{RA}^{-\alpha_{RA}}} \cdot \left(\sqrt{\frac{\zeta_{RA}}{1 + \zeta_{RA}}} \mathbf{h}_{UR}^{LoS}(k) + \sqrt{\frac{1}{1 + \zeta_{RA}}} \mathbf{h}_{RA}^{NLoS}(k) \right) \in \mathbb{C}^{N \times 1} \quad (4)$$

此外, 设 $\boldsymbol{\theta}(k) = [\theta_1(k), \dots, \theta_N(k)]^T \in \mathbb{C}^{N \times 1}$ 表示 IRS 在时隙 k 中的反射向量, 其中 $\theta_n(k)$ 是第 n 个反射单元的相移。对于每个反射单元的反射振幅系数, 均设置为可达的最大值, 以使信号反射功率最大。由此, IRS 的反射系数应满足以下约束

$$|\theta_n(k)| \leq 1, \forall n \in \mathbb{N} \triangleq \{1, \dots, N\} \quad (5)$$

在实际应用中, IRS 的反射相移通常是离散值^[21]。然而, 为简化分析, 本文采用目前大部分 IRS 相关研究 (如文献[8-13, 16-17, 21-23]) 的假设, 即假设 IRS 的反射相移是连续的。

因为 URA 链路由 UR 链路、IRS 反射相移和 RA 链路串联得到, 所以在时隙 k , URA 链路的信道系数可以表示为^[22]

$$\mathbf{h}_{URA}(k) = \mathbf{h}_{RA}^T(k) \boldsymbol{\Theta}(k) \mathbf{h}_{UR}(k) = \mathbf{h}_{RA}^T(k) \text{diag}(\mathbf{h}_{UR}(k)) \boldsymbol{\theta}(k) \quad (6)$$

其中, $\boldsymbol{\Theta}(k)$ 为对角矩阵, 即 $\boldsymbol{\Theta}(k) = \text{diag}(\boldsymbol{\theta}(k))$ 。因此, 在时隙 k , 当用户经由 UA 和 URA 链路将计算任务数据向 HAP 卸载时, 其卸载等效组合信道系数可以表示为^[23]

$$\hat{\mathbf{h}}_{UA}(k) = \mathbf{h}_{URA}(k) + \mathbf{h}_{UA}(k) = \mathbf{h}_{RA}^T(k) \text{diag}(\mathbf{h}_{UR}(k)) \boldsymbol{\theta}(k) + \mathbf{h}_{UA}(k) \quad (7)$$

如前所述, IRS 使用从 HAP 发射的 RF 信号收集能量。考虑到硬件实现可行性和成本因素, 本文假设 IRS 使用独立于反射元件的单天线收

集能量。在时隙 k , HAP 至 IRS (AR, HAP-to-IRS) 的链路信道系数表示为 $\mathbf{g}_{AR}(k)$, 其服从莱斯分布^[7, 10-11, 21-23], 即

$$\mathbf{g}_{AR}(k) = \sqrt{\rho_0 d_{AR}^{-\alpha_{AR}}} \cdot \left(\sqrt{\frac{\zeta_{AR}}{1 + \zeta_{AR}}} + \sqrt{\frac{1}{1 + \zeta_{AR}}} \mathbf{g}_{AR}^{NLoS}(k) \right) \quad (8)$$

其中, α_{AR} 表示 AR 链路的路径损耗指数, d_{AR} 表示 HAP 与 IRS 的距离, $\mathbf{g}_{AR}^{NLoS}(k) \sim \mathcal{CN}(0, 1)$ 表示随机散射分量。

1.3 无线供电 IRS 辅助任务卸载协议

为了有效地利用无线信道的时变性收集能量以及高效地使用收集的能量, 本文为无线供电 IRS 辅助 MEC 系统提出了一种新的任务卸载协议。在文献[16-17]中, IRS 必须在每个时隙结束时使用完所有可用能量, 而且用户端产生的计算任务必须在一个时隙内完成。与之不同, 本文提出的新协议可以使 IRS 根据系统链路的信道质量、IRS 电池的能量状态和用户任务队列状态自适应地进行能量和任务调度。具体而言, 新协议下的 MEC 系统可按图 2 所示的 3 种模式 (即能量收集模式、IRS 辅助任务卸载模式和 IRS 待机任务卸载模式) 运行, 其中, $t_c(k)$ 和 $t_o(k)$ 分别为一个时隙 k 中用于 IRS 收集能量的时长和用户端卸载计算任务数据至 HAP 的时长, T 为一个时隙的长度。为方便描述, 把图 2(a)~图 2(c)中的 3 种模式分别记为模式 I、模式 II 和模式 III。在图 2 所示的 3 种模式中, 用户都将在整个时隙的持续时间内本地执行部分计算任务, 而用户的计算任务卸载和 IRS 的能量收集不能同时进行。

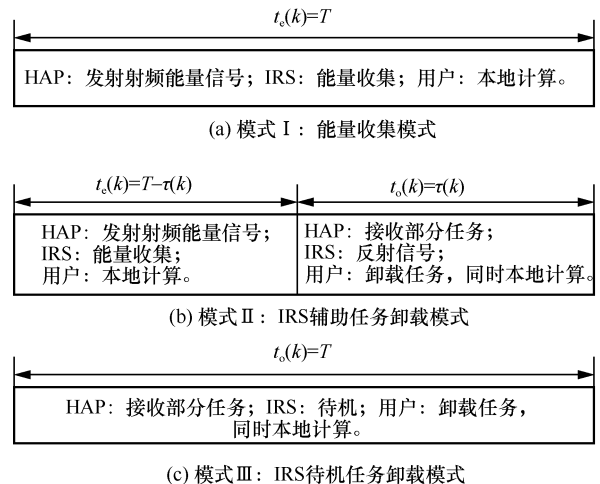


图 2 新协议下的 MEC 系统的 3 种模式

在模式 I 中, 一个时隙中的所有时间都用于 IRS 的能量收集。在此情况下, HAP 向 IRS 发射 RF 能量信号, IRS 从这些 RF 能量信号中收集能量。同时, 在此模式下, 用户端不卸载计算任务数据至 HAP, 仅依靠自身在本地执行计算任务。

在模式 II 中, 将一个时隙分为 2 个阶段。在第一阶段, IRS 进行能量收集; 在第二阶段, 用户端在 IRS 的辅助下, 向 HAP 卸载计算任务数据。作为其中一个特例, 在此模式下, 当 IRS 初始能量足够时, 第一阶段可以不存在; 此时, IRS 在整个时隙都将辅助用户端卸载计算任务数据至 HAP, 即 $t_e = 0$, $t_o = T$ 。

在模式 III 中, 用户仅通过 UA 链路将计算任务数据卸载至 HAP, IRS 处于电源关闭的待机状态。此模式在以下 2 种情形会被选择: 其一, IRS 电池能量不足时, IRS 无法参与辅助任务卸载; 其二, 当前时隙的 UA 链路信道质量很好时, 用户可直接通过 UA 链路卸载计算任务至 HAP, 从而节省 IRS 的能量, 以便在后续时隙中使用。

记上述 3 种 MEC 系统工作模式的集合为 $\mathbb{M} \triangleq \{\text{I}, \text{II}, \text{III}\}$ 。设 $\phi_m(k) \in \{0, 1\}$ 为工作模式指示符, 其中, $m \in \mathbb{M}$, $k \in \mathcal{K}$ 。当 $\phi_m(k) = 1$ 时, MEC 系统在时隙 k 中以模式 m 运行。在一个时隙中, 系统只能选择一种工作模式, 因此有 $\sum_{m \in \mathbb{M}} \phi_m(k) = 1$ 。

根据图 2, 当 MEC 系统工作于模式 I 时, $t_e(k) = T$, $t_o(k) = 0$; 当 MEC 系统工作于模式 II 时, $t_e(k) = T - \tau(k)$, $t_o(k) = \tau(k)$; 当 MEC 系统工作于模式 III 时, $t_e(k) = 0$, $t_o(k) = T$ 。因此, 在时隙 k , 式(9)成立。

$$\phi_I(k)t_e(k) + \phi_{II}(k)(t_e(k) + t_o(k)) + \phi_{III}(k)t_o(k) = T \quad (9)$$

一般而言, 用户端通过 MEC 服务器执行计算任务需依次经过任务卸载、远程执行和结果下载 3 个阶段。由于任务远程执行和结果下载时间通常远小于任务卸载的时间^[24-26], 因此本文忽略任务远程执行和结果下载 2 个阶段, 重点关注任务卸载阶段。对于许多计算密集型物联网应用 (例如, 图像、视频、语音识别, 文件扫描, 数据分析, 多传感器信息处理等), 由于部署在 HAP 的 MEC 服务器通常比用户端拥有更加丰富的计算资源, 而计算结果数据量通常远少于任务输入数据量, 因此这个假设是合理的。

1.4 用户的能耗模型

1) 任务卸载的能耗

根据 1.3 节中描述的相关协议, 当 MEC 系统工作于模式 II 时, 用户端可以通过 UA 和 URA 链路将任务数据卸载到 HAP。其中, 最大可达数据传输速率为

$$R_{UA}(k) = B \ln \left(1 + \frac{p(k) |\hat{h}_{UA}(k)|^2}{\sigma^2} \right) \quad (10)$$

其中, B 是系统的带宽, $p(k)$ 是用户端的发射功率, σ^2 是 HAP 处的加性白高斯噪声功率。设 $d(k)$ 为 $t_o(k)$ 期间卸载的任务数据量。因此, 可得该模式下用户端执行任务卸载的能耗为

$$E_{\text{off}}^{(II)}(k) = \frac{t_o(k)\sigma^2}{|\hat{h}_{UA}(k)|^2} \left(2^{\frac{d(k)}{t_o(k)B}} - 1 \right) \quad (11)$$

当 MEC 系统工作于模式 III 时, 用户仅通过 UA 链路将任务数据卸载到 HAP。因此, 类似于式(11)的推导, 可得模式 III 中用户端卸载 $d(k)$ 任务数据量所消耗的能量为

$$E_{\text{off}}^{(III)}(k) = \frac{T\sigma^2}{|\hat{h}_{UA}(k)|^2} \left(2^{\frac{d(k)}{TB}} - 1 \right) \quad (12)$$

2) 任务本地计算的能耗

令 $C \geq 0$ 为用户端执行一个计算任务比特所需的中央处理器 (CPU, central processing unit) 周期数, 其通常取决于计算任务的类型和用户端的 CPU 体系架构。此外, 把用户端在时隙 k 中进行本地计算的输入比特表示为 $\ell(k)$ 。可以证明, 为节省能耗, 用户端应采用动态电压和频率缩放 (DVFS, dynamic voltage and frequency scaling) 技术^[24], 以恒定的 CPU 频率 $\frac{C\ell(k)}{T}$ 在时隙 k 中执行本地计算。因此, 在时隙 k , 用户端执行本地计算的能耗可以表示为^[27]

$$E_{\text{com}}(k) = C\ell(k)\zeta \left(\frac{C\ell(k)}{T} \right)^2 = \frac{\zeta C^3 (\ell(k))^3}{T^2} \quad (13)$$

其中, $\zeta > 0$ 表示有效开关电容系数, 其取决于用户端的 CPU 芯片架构。

基于上述分析, 用户端在时隙 k 中的总能耗可以表示为

$$E_{\text{total}}(k) = E_{\text{com}}(k) + \sum_{m \in \{\text{II}, \text{III}\}} \phi_m(k) E_{\text{off}}^{(m)}(k) = \frac{\zeta C^3 (\ell(k))^3}{T^2} + \phi_{\text{II}}(k) \frac{t_o(k) \sigma^2}{|\hat{h}_{\text{UA}}(k)|^2} \left(2^{\frac{d(k)}{t_o(k)B}} - 1 \right) + \phi_{\text{III}}(k) \frac{T \sigma^2}{|h_{\text{UA}}(k)|^2} \left(2^{\frac{d(k)}{TB}} - 1 \right) \quad (14)$$

1.5 IRS 的能量收集与消耗模型

如图 2 所示, IRS 在模式 I 和模式 II 下, 从 HAP 发射的 RF 能量信号中收集能量。令 $\eta \in (0, 1)$ 表示能量收集效率^[28], P_A 表示 HAP 的发射功率。由此, IRS 在时隙 k 中收集到的能量可以表示为

$$E_{\text{H}}(k) = \sum_{m \in \{\text{I}, \text{II}\}} \phi_m(k) \eta |g_{\text{AR}}(k)|^2 t_e(k) P_A \quad (15)$$

此外, 在模式 II 下, IRS 在辅助用户将计算任务数据信号反射到 HAP 的过程中, 需要消耗能量。通常, IRS 的功耗随 IRS 的尺寸线性增加, 且取决于单个反射元件的相位分辨率^[12-14, 16-17]。令 μ 表示单个反射元件的功耗, 它与相位分辨率有关。由此, 可得 IRS 在时隙 k 中消耗的能量为^[12-14, 16-17]

$$E_{\text{C}}(k) = \mu N \phi_{\text{II}}(k) t_o(k) \quad (16)$$

2 系统优化算法设计

2.1 问题建模

如前文所述, 用户端在处理计算任务时, 可以在一个时间段内对任务队列中的计算任务量进行调度。在时隙 k 开始时 (记为时间瞬间 k^-), 把用户任务队列状态 (即存储在用户端计算任务数据缓冲区中的比特数量) 表示为 $Q(k)$ 。就用户任务队列状态而言, 时隙 k 结束的时刻与时隙 $(k+1)$ 的开始时刻是相同的, 因此把时隙 k 结束时的用户任务队列状态表示为 $Q(k+1)$ 。根据图 2 所示的协议, 用户在 3 种模式下都执行本地计算, 在模式 II 和模式 III 下执行任务卸载。令 $D(k)$ 为在时隙 k 中用户端在本地执行与卸载的任务数据量, 则有

$$D(k) = \ell(k) + \sum_{m \in \{\text{II}, \text{III}\}} \phi_m(k) d(k) \quad (17)$$

此外, 在时隙 k 开始时, 将用户端到达的新计算任务对的大小记为 $A(k)$ 。因此, 用户任务队列状态变化应满足

$$Q(k+1) = \max \{Q(k) + A(k) - D(k), 0\} \quad (18)$$

稳定性是表征用户的任务队列缓冲区的一个

重要指标^[29-32], 它表示平均任务执行量不应超过时间平均任务到达率, 即

$$\lim_{K \rightarrow \infty} \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \mathbb{E}[D(k)] \leq \lim_{K \rightarrow \infty} \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \mathbb{E}[A(k)] \quad (19)$$

与 $Q(k)$ 相似, 把时隙 k 开始时 IRS 电池的能量状态表示为 $B(k) \geq 0$ 。根据前述的任务卸载协议, 在时隙 k 结束时, IRS 的电池中可能会剩余部分能量, 以便在下一时隙 $(k+1)$ 使用。因此, 把时隙 k 结束时 (即时间瞬间 $(k+1)^-$) IRS 电池的能量状态表示为 $B(k+1) \geq 0$ 。所以, IRS 电池的能量状态演进应满足

$$B(k+1) = B(k) + E_{\text{H}}(k) - E_{\text{C}}(k) \quad (20)$$

同时, 长期时间范围内 IRS 消耗的平均能量不应多于其收集到的平均能量, 即^[29-31]

$$\lim_{K \rightarrow \infty} \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \mathbb{E}[E_{\text{C}}(k)] \leq \lim_{K \rightarrow \infty} \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \mathbb{E}[E_{\text{H}}(k)] \quad (21)$$

对于图 1 所示的无线供能 IRS 辅助 MEC 系统, 本文的目标是优化每个时隙的系统工作模式、用户的任务调度、模式 II 中的 IRS 反射相移和时间分配, 即

$$\Psi(k) = \{\Phi(k), d(k), \ell(k), \mathbf{t}(k), \Theta(k)\} \quad (22)$$

其中, $\Phi(k) = \{\phi_m(k), \forall m \in \mathbb{M}\}$, $\mathbf{t}(k) = \{t_e(k), t_o(k)\}$, 最小化用户端用于任务计算和卸载的平均能耗, 即

$$E_{\text{avg}} = \lim_{K \rightarrow \infty} \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \mathbb{E}\{E_{\text{total}}(k)\} \quad (23)$$

根据式(5)中的 IRS 反射系数约束、式(9)中的时间分配约束、式(19)中的长期平均任务调度约束和式(21)中的长期平均能量调度约束, 可把本文研究的能耗最小化问题表示为

$$\begin{aligned} & \min_{\Psi(k)} \lim_{K \rightarrow \infty} \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \mathbb{E}\{E_{\text{total}}(k)\} \\ \text{s.t. } & C_1: |\theta_n(k)| \leq 1, \forall n \in \mathbb{N} \triangleq \{1, \dots, N\} \\ & C_2: \phi_1(k) t_e(k) + \phi_{\text{II}}(k) (t_e(k) + t_o(k)) + \phi_{\text{III}}(k) t_o(k) = T \\ & C_3: \lim_{K \rightarrow \infty} \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \mathbb{E}[D(k)] \leq \lim_{K \rightarrow \infty} \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \mathbb{E}[A(k)] \\ & C_4: \lim_{K \rightarrow \infty} \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \mathbb{E}[E_{\text{C}}(k)] \leq \lim_{K \rightarrow \infty} \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \mathbb{E}[E_{\text{H}}(k)] \\ & C_5: \phi_m(k) \in \{0, 1\}, \sum_{m \in \mathbb{M}} \phi_m(k) = 1 \\ & C_6: d(k) \geq 0, \ell(k) \geq 0, T \geq \tau(k) \geq 0 \end{aligned} \quad (24)$$

在问题式(24)中, 由于各个时隙的无线信道和到达的任务量是随机的, 因此在时隙 k 无法确定后续时隙(即时隙 $k+1, k+2, \dots$)的信道状态信息和任务状态信息。因此, 问题式(24)是一个经典的随机优化问题, 很难直接求解。为解决此问题, 本文基于李雅普诺夫优化方法, 将其分解为一系列时隙之间相互独立的确定性优化问题, 并通过凸优化理论对相应的确定性优化问题进行求解, 从而提出一种低复杂度的高效在线算法。

2.2 问题转换

为了使用李雅普诺夫优化方法求解问题式(24), 首先基于 IRS 电池的能量状态 $B(k)$ 定义一个虚拟能量状态

$$X(k) = B(k) - G \quad (25)$$

其中, $G=2TN\mu$ 是一个与时间无关的常数。由式(25)可知, 虽然 $B(k) \geq 0$, 但 $X(k)$ 可取负值。根据式(20), $X(k)$ 的状态变化可以表示为

$$X(k+1) = X(k) + E_H(k) - E_C(k) \quad (26)$$

文献[33]中已经证明保证队列 $X(k)$ 的稳定性与满足问题式(24)中的长期平均能量调度约束 C_4 等价。基于 $Q(k)$ 和 $X(k)$, 令 $\Omega(k)=[Q(k), X(k)]$ 为一个广义队列。由此, 可定义二次李雅普诺夫函数^[30-31,33]为

$$L(\Omega(k)) = \frac{1}{2}Q^2(k) + \frac{\nu}{2}X^2(k) \quad (27)$$

其中, ν 是一个非负常数, 其作用是使 $Q(k)$ 和 $X(k)$ 的值在相同数量级。进一步地, 为保证广义队列 $\Omega(k)$ 的稳定性, 引入李雅普诺夫漂移函数 $A(\Omega(k))$

$$A(\Omega(k)) = \mathbb{E}[L(\Omega(k+1)) - L(\Omega(k)) | \Omega(k)] \quad (28)$$

式(28)反映了从时隙 k 到时隙 $(k+1)$ 广义队列 $\Omega(k)$ 的变化量。

基于李雅普诺夫优化理论, 可进一步定义由李雅普诺夫漂移函数和问题式(24)的目标函数加权得到的李雅普诺夫漂移惩罚函数^[29-32], 即

$$A(\Omega(k)) + \lambda \sum_{k=1}^K \mathbb{E}[E_{\text{total}}(k) | \Omega(k)] \quad (29)$$

其中, λ 是一个非负加权因子。

为进一步简化优化问题, 定理1给出了李雅普诺夫漂移惩罚函数的上界。

定理 1 对于每个时隙, 李雅普诺夫漂移惩罚

函数的上界可由式(30)确定。

$$\begin{aligned} A(\Omega(k)) + \lambda \mathbb{E}[E_{\text{total}}(k) | \Omega(k)] &\leq M + Q(k) \cdot \\ &\mathbb{E}[A(k) - D(k) | \Omega(k)] + \nu X(k) \mathbb{E}[E_H(k) - \\ &E_C(k) | \Omega(k)] + \lambda \mathbb{E}[E_{\text{total}}(k) | \Omega(k)] \end{aligned} \quad (30)$$

其中, M 是一个独立于 λ 的有限常数, 可以写成

$$M \triangleq \frac{\max\{A_{\max}, (k-1)A_{\max}\}^2}{2} + \frac{\max\{TP_A, TN\mu\}^2}{2} \quad (31)$$

证明 详见附录1。

根据李雅普诺夫优化方法, 可把优化目标由问题式(24)的目标函数改写为李雅普诺夫漂移惩罚函数^[31-32], 从而在保证系统队列稳定性的同时, 最小化系统能耗。进一步地, 利用式(30)中漂移惩罚函数的上界, 可以把原问题转换为求解该上界的最小值的问题, 即

$$\begin{aligned} \min_{\Psi(k)} \quad &\lambda E_{\text{total}}(k) + Q(k)(A(k) - D(k)) + \\ &\nu(B(k) - G)(E_H(k) - E_C(k)) \\ \text{s.t.} \quad &|\theta_n(k)| \leq 1, \forall n \in \mathbb{N} \triangleq \{1, \dots, N\} \\ &\phi_l(k)t_c(k) + \phi_H(k)(t_c(k) + t_o(k)) + \\ &\phi_m(k)t_o(k) = T\phi_m(k) \in \{0, 1\}, \sum_{m \in \mathbb{M}} \phi_m(k) = 1 \\ &d(k) \geq 0, \ell(k) \geq 0, T \geq \tau(k) \geq 0 \end{aligned} \quad (32)$$

与问题式(24)需求解多个时隙的优化变量相比, 问题式(32)仅涉及一个时隙(即第 k 时隙)的优化变量求解, 因此该问题是一个相对容易处理的问题。

2.3 问题求解与系统优化算法

为求解问题式(32), 注意到系统工作模式指示符 $\phi_m(k)$ 是离散优化变量, 但由于系统工作模式只有3种, 因此可通过分别求解3种系统工作模式下对应的优化问题, 然后确定最优系统工作模式, 从而得到问题式(32)的最优解。

1) 当 $\phi_l(k)=1$ 时, 系统工作于能量收集模式, 问题式(32)可以简写为

$$\begin{aligned} Y_1(k) = \min_{\ell(k)} \quad &Q(k)(A(k) - \ell(k)) + \lambda \frac{\zeta C^3 (\ell(k))^3}{T^2} + \\ &(B(k) - G) \left(TP_A \eta |g_{AR}(k)|^2 \right) \\ \text{s.t.} \quad &\ell(k) \geq 0 \end{aligned} \quad (33)$$

记问题式(33)目标函数为 $O(k)$, 对方程 $\frac{d(O(k))}{d(\ell(k))} = 0$ 进行求解, 结合约束条件 $\ell(k) \geq 0$, 可得优化变量 $\ell(k)$ 的最优解为

$$\ell^*(k) = \sqrt{\frac{Q(k)T^2}{3\lambda\zeta C^3}} \quad (34)$$

2) 当 $\phi_{\text{II}}(k) = 1$ 时, 系统工作于 IRS 辅助任务卸载模式。令 $\Psi'(k) = \{d(k), \ell(k), \tau(k), \Theta(k)\}$, 则问题式(32)可以改写为

$$Y_{\text{II}}(k) = \min_{\Psi'(k)} Q(k)(A(k) - \ell(k) - d(k)) + v(B(k)) \cdot \left((T - \tau(k))\eta |g_{\text{AR}}(k)|^2 P_A - \mu N \tau(k) \right) + \lambda \left(\frac{\zeta C^3 (\ell(k))^3}{T^2} + \frac{\tau(k)\sigma^2}{|\hat{h}_{\text{UA}}(k)|^2} \left(2^{\frac{d(k)}{\tau(k)B}} - 1 \right) \right)$$

s.t. $|\theta_n(k)| \leq 1, \forall n \in \mathbb{N} \triangleq \{1, \dots, N\}$
 $d(k) \geq 0, \ell(k) \geq 0, T \geq \tau(k) \geq 0$ (35)

与求解式(33)中 $\ell(k)$ 最优解的方法类似, 可得问题式(35)中 $\ell(k)$ 最优解为

$$\ell^*(k) = \sqrt{\frac{Q(k)T^2}{3\lambda\zeta C^3}} \quad (36)$$

进一步地, 注意到优化变量 $\Theta(k)$ 的最优解可以通过最大化 $|\hat{h}_{\text{UA}}(k)|$ 得到。结合式(7), 可得优化变量 $\Theta(k)$ 的最优解为

$$\theta^*(k) = \arg \max_{\theta(k)} |\hat{h}_{\text{UA}}(k)| = e^{j(\angle q^{\text{H}}(k) + \angle h_{\text{UA}}(k))} \quad (37)$$

其中, $q^{\text{H}}(k) = \mathbf{h}_{\text{RA}}^{\text{T}}(k) \text{diag}(\mathbf{h}_{\text{UR}}(k))$ 。

在实际应用中, 只能通过离散方式控制 IRS 各个反射单元的相位。因此, 设 IRS 每个反射单元的相位可取的值有 M 个, 记为 $\Theta = \{\bar{\theta}_1, \dots, \bar{\theta}_M\}$ 。则对于第 n 个反射单元, 基于其在第 k 个时间帧的连续最优相移控制值 $\theta_n^*(k)$, 可得相应的最优离散相位值为

$$\bar{\theta}_n^*(k) = \arg \min_{\bar{\theta}_m \in \Theta} |\theta_n^*(k) - \bar{\theta}_m| \quad (38)$$

在得到 $\ell^*(k)$ 和 $\theta^*(k)$ 后, 问题式(35)可以简化为

$$\min_{d(k), \tau(k)} Q(k)(A(k) - d(k)) + v(B(k) - G) \cdot \left((T - \tau(k))\eta |g_{\text{AR}}(k)|^2 P_A - \mu N \tau(k) \right) + \frac{\lambda \tau(k)\sigma^2}{|\hat{h}_{\text{UA}}(k)|^2} \left(2^{\frac{d(k)}{\tau(k)B}} - 1 \right)$$

s.t. $d(k) \geq 0, T \geq \tau(k) \geq 0$ (39)

为了求解问题式(39), 分以下 2 种情形讨论。

① 当 $X(k) \geq 0$ 时, 通过推导可以得到优化变量 $\tau(k)$ 的最优解为

$$\tau^*(k) = T \quad (40)$$

具体推导过程见附录 2。

基于式(40), 可得优化变量 $d(k)$ 的最优解为

$$d^*(k) = \begin{cases} 0, \frac{\lambda\sigma^2 \ln 2}{|\hat{h}_{\text{UA}}(k)|^2 B} > Q(k) \\ \tau^*(k) \text{Blb} \left(\frac{Q(k) |\hat{h}_{\text{UA}}(k)|^2 B}{\lambda\sigma^2 \ln 2} \right), \text{其他} \end{cases} \quad (41)$$

② 当 $X(k) < 0$ 时, 引入一个松弛变量 $z = \tau(k)B2^{\frac{d(k)}{\tau(k)B}}$ 。由此, 问题式(39)可改写为

$$\min_{d(k), \tau(k), z} Q(k)(A(k) - d(k)) + v(B(k) - G) \cdot \left((T - \tau(k))\eta |g_{\text{AR}}(k)|^2 P_A - \mu N \tau(k) \right) + \lambda \frac{\sigma^2}{|\hat{h}_{\text{UA}}(k)|^2 B} (z - \tau(k)B)$$

s.t. $d(k) \geq 0, T \geq \tau(k) \geq 0$
 $d(k) \ln 2 \leq -\tau(k) \text{Blb} \left(\frac{\tau(k)B}{z} \right)$ (42)

可以证明, 问题式(42)为凸问题。因此, 可利用优化工具 CVX 通过内点法得到该问题的最优解。

3) 当 $\phi_{\text{III}}(k) = 1$ 时, 系统工作于 IRS 待机任务卸载模式。由此, 问题式(32)可以改写为

$$Y_{\text{III}}(k) = \min_{d(k), \ell(k)} Q(k)(A(k) - \ell(k) - d(k)) + \lambda \left(\frac{\zeta C^3 (\ell(k))^3}{T^2} + \frac{T\sigma^2}{|h_{\text{UA}}(k)|^2} \left(2^{\frac{d(k)}{TB}} - 1 \right) \right)$$

s.t. $d(k) \geq 0, \ell(k) \geq 0$ (43)

与求解式(33)和式(35)中 $\ell(k)$ 最优解的方法类似, 可得问题式(43)中 $\ell(k)$ 最优解为

$$\ell^*(k) = \sqrt{\frac{Q(k)T^2}{3\lambda\zeta C^3}} \quad (44)$$

$d(k)$ 的最优解为

$$d^*(k) = \begin{cases} 0, \frac{\lambda\sigma^2 \ln 2}{|h_{\text{UA}}(k)|^2 B} > Q(k) \\ \tau^*(k) \text{Blb} \left(\frac{Q(k) |h_{\text{UA}}(k)|^2 B}{\lambda\sigma^2 \ln 2} \right), \text{其他} \end{cases} \quad (45)$$

在求得问题式(33)、式(35)和式(43)的最优解后, 即可确定 $Y_m(k)$ ($m \in \{\text{I}, \text{II}, \text{III}\}$) 的值, 从而可按式(46)确定第 k 个时隙的最优系统工作模式

$$m^*(k) = \arg \min_{m \in \{I, II, III\}} Y_m(k) \quad (46)$$

综上, 可得系统优化算法如算法 1 所示。

算法 1 基于李雅普诺夫优化理论的系统优化算法

- 1) 初始化: $k=1$;
- 2) while TRUE
- 3) 获得第 k 个时隙的系统信道状态信息 (CSI), 读取 IRS 电池的能量状态信息 $B(k)$ 、用户任务队列状态信息 $Q(k)$;
- 4) 求解 3 个模式所对应的优化问题式(33)、式(35)和式(43), 得到 $d(k)$ 、 $\ell(k)$ 、 $t(k)$ 和 $\Theta(k)$ 的最优解, 并计算 $Y_m(k)$;
- 5) 根据式(46)确定系统工作模式 $m^*(k)$;
- 6) 根据 $m^*(k)$ 以及相应系统工作模式下的 $d(k)$ 、 $\ell(k)$ 、 $t(k)$ 和 $\Theta(k)$ 的最优解, 进行最优资源分配, 并根据式(18)和式(20)更新下一个时隙的队列状态 $Q(k+1)$ 和 $B(k+1)$;
- 7) $k = k+1$;
- 8) end while

算法 1 的计算复杂度主要来自问题式(42)。通过内点法求解优化问题具有 $O(X^{2.5})$ ^[34] 的多项式时间复杂度, 其中 X 为优化变量的个数。由于问题式(42)为凸问题, 且优化变量数量为 3, 因此以内点法求解该问题的复杂度为 $O(3^{2.5})$ 。因此, 算法 1 是低复杂度的高效算法。

3 仿真结果及其分析

本节通过计算机仿真验证本文提出的无线供能 IRS 辅助 MEC 系统设计方案的性能。在仿真中, 假设 HAP、IRS 和用户位于二维坐标系中, 其位置分别设置为 $(x_A, y_A) = (0, 0)$ 、 $(x_R, y_R) = (0, 1)$ 和 $(x_U, y_U) = (0, 10)$ 。假设 UR、RA 和 AR 链路为视线线路 (LoS, line-of-sight) 信道, 其路径损耗指数设置为 $\alpha_{UR} = \alpha_{RA} = \alpha_{AR} = 2$; 而由于假设 UA 链路存在障碍物, 因此 UA 链路的路径损耗指数设置为 $\alpha_{UA} = 4$ 。参考路径损耗系数设置为 $\rho_0 = -20$ dB, UR、RA 和 AR 链路的小尺度莱斯因子设置为 $\zeta_{AR} = \zeta_{UR} = \zeta_{RA} = 3$ dB。系统带宽设置为 $B = 1.5$ MHz。HAP 的发射功率设置为 $P_A = 20$ dBm, 接收机的噪声功率设置为 $\sigma^2 = -50$ dBm。每个时隙的持续时间

设置为 $T = 0.1$ s, 能量收集效率设定为 $\eta = 0.7$ 。IRS 的反射元件的数量设置为 $N = 20$, 每个元件的反射系数振幅的最大值为 0.8, 单个反射元件的功耗设置为 $15 \mu\text{W}$ ^[12,35]。虚拟能量状态的漂移值设置为 $G = 2TN\mu$, 控制变量参数分别设置为 $\nu = 2 \times 10^{20}$ 和 $\lambda = 2 \times 10^{13}$ 。每个时隙到达用户的任务最大输入位数设置为 $A_{\max} = 1$ Mbit。用户的计算参数设置为 $C = 250$ 周期/比特, 有效开关电容系数 $\zeta = 10^{-29}$ 。除非特别说明, 否则在以下仿真中均采用上述所有参数。

在仿真中, 将本文方案与以下 4 种基准方案进行比较: ① 本地计算方案, 即所有计算任务均在用户端执行; ② 无 IRS 协助方案, 即系统中不部署 IRS, 而且系统任务卸载与计算仅采用图 2(c)所示的模式 III 进行; ③ 短视方案, 即文献[16-17]的能量与计算任务调度方案, 其中 IRS 以 HTU 方式进行能量收集与调度, 而且用户端每个时隙到达的计算任务需在该时隙内执行完成; ④ 仅 HAP 计算方案, 其中 IRS 以 HTU 方式进行能量收集与调度, 而且用户端每个时隙到达的计算任务在该时隙内全部卸载至 HAP 执行。

图 3 给出了 HAP 发射功率变化时不同方案的能耗性能比较。从图 3 可以看出, 与 4 种基准方案相比, 本文方案的能耗最低。具体而言, 与短视方案相比, 本文方案的系统能耗仅为其能耗的 10%~50%; 而与本地计算方案和仅 HAP 计算方案相比, 本文方案节省的能耗更多。因此, 使用本文提出的新协议和系统优化算法, 可明显地节省用户端的能耗。此外, 与无 IRS 协助方案相比, 可以发现当 P_A 较小 (如 $P_A = 10$ dBm) 时, 本文方案与其能耗性能基本相同, 其原因是在此情形下, IRS 需使用大部分的时间进行能量收集以支持其工作, 从而使 IRS 在辅助用户端进行任务卸载的作用很小。然而, 当 $P_A = 30$ dBm 时, 本文方案的能耗仅为无 IRS 协助方案能耗的 22.66%, 从而说明了在系统中部署 IRS 可以显著地降低用户端能耗。

图 4 给出了 UA 链路信道质量变化时不同方案的能耗性能比较。从图 4 可以看出, 对于本文方案、无 IRS 协助方案、短时方案和仅 HAP 计算方案, 由于均采用了任务卸载, 因此其能耗都随着 UA 链路路径损耗指数的增加而增加。特别地, 当路径损耗指数从 2.5 增加至 5.0 时, 无 IRS 协助方案的能耗增加了约 22 倍, 而本文方案的能耗仅增加约 2 倍, 从而进一步

验证了在系统中部署 IRS 可以明显地节省用户端的能耗。同时,对于仅 HAP 计算方案,当路径损耗指数从 2.5 增加至 5.0 时,能耗增加了约 6 倍,从而验证了使用部分卸载方式可节省用户端能耗。此外,对于所有的 UA 链路路径损耗指数,本文方案的能耗性能也显著优于短视方案,因此也进一步验证了使用本文提出的新协议和优化算法可获得比文献[16-17]的能量和任务调度方式更好的能耗性能。

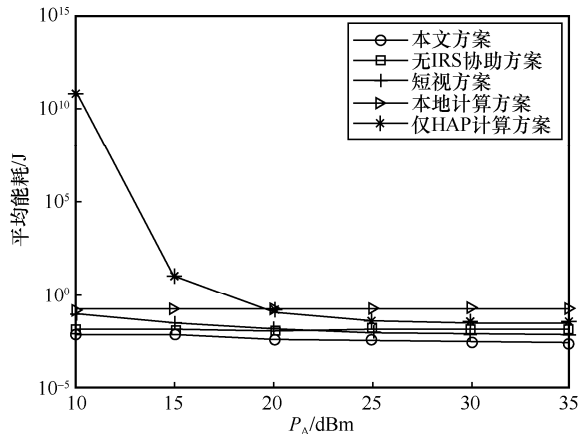


图 3 HAP 发射功率变化时不同方案的能耗性能比较

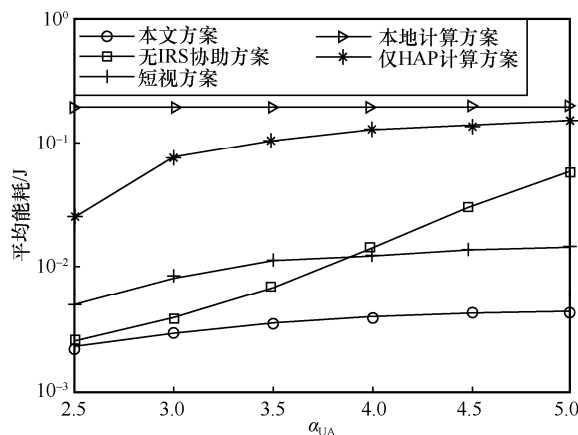


图 4 UA 链路信道质量变化时不同方案的能耗性能比较

图 5 给出了 IRS 反射元件数量变化时不同方案的能耗性能比较。可以观察到,当 N 从 10 增加至 110 时,本文方案能耗会降低;然而,当 N 进一步从 110 增加至 410 时,其能耗将会增加,但 N 进一步增加时,能耗将与无 IRS 协助方案相同,且保持不变。另一方面,对于短视方案和仅 HAP 计算方案,随着 N 的增加,其能耗一直都在上升。其原因在于,随着 IRS 反射元件数量的增加,IRS 辅助任务卸载所需能耗也随之增加,这导致 IRS 需使用更多的时间进行能量收集。相应地,在本文方案、短视方案

和仅 HAP 计算方案中,一个时隙中 IRS 用于辅助任务卸载的时间会减少,导致系统无法通过利用 IRS 辅助任务卸载以节省能耗。然而,由于本文方案充分利用了信道的时变性进行能量和任务调度,因此 IRS 用于收集支持 IRS 工作所需能量的时间增量比短视方案和仅 HAP 计算方案的时间增量要少,从而用于 IRS 辅助任务卸载的时间不会显著减少,因此当 $N \leq 110$ 时,仍可通过利用 IRS 辅助任务卸载节省能耗,当 $N \geq 110$ 时,虽然能耗有所增加,但增加的幅度不大。最后,当 $N \geq 410$ 时,由于收集能量的时间过长,用户端任务卸载的可用时间过少,用户端无法通过利用 IRS 辅助任务卸载节省能耗,因此系统会选择 IRS 待机模式作为最优工作模式,从而使本文方案能耗与无 IRS 协助方案能耗相同。

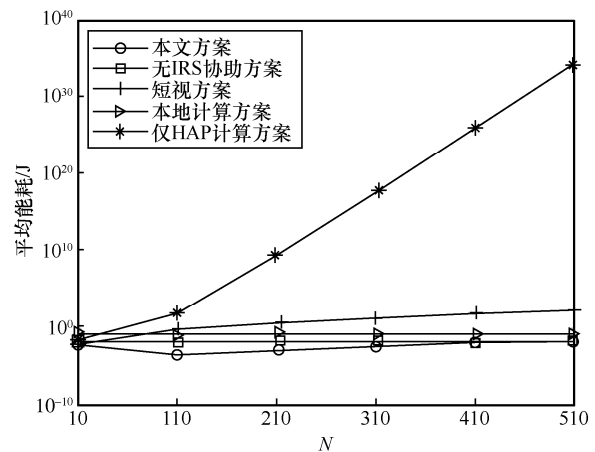


图 5 IRS 反射元件数量变化时不同方案的能耗性能比较

图 6 给出了 IRS 位置变化时不同方案的能耗性能比较。由于仅 HAP 计算方案的能耗过大,具体来说,当 $x_R = 0$ 时,仅 HAP 计算方案的能耗为 0.017 9 J,当 $x_R = 5$ 时,仅 HAP 计算方案的能耗为 9.6×10^{38} J;这是因为当 x_R 增大即 IRS 远离 HAP 时,AR(即 HAP 至 IRS)链路质量将会变差,导致 IRS 收集能量时长增加,而仅 HAP 计算方案的用户卸载时长减少,其自身又无法进行本地计算,使能耗进一步剧增。因此仅 HAP 计算方案能耗与其他方案的能耗对比差距太大,如果放在同一个图上,会导致其他方案的对比不清晰,所以图 6 省略了仅 HAP 计算方案。从图 6 可以看出,当 x_R 增大即 IRS 远离 HAP 时,本文方案与短视方案的能耗都明显增大。其原因在于,随着 IRS 与 HAP 的距离变大,AR(即 HAP 至 IRS)链路质量将会变差,导致 IRS 收集能量时长增加,用户卸载任务时长减少,从而会使本文方案和短视方案的能耗

增大。然而，从图 6 可知，无论 x_R 如何取值，与其他方案相比，本文方案的能耗始终是最低的。具体而言，本文方案的能耗仅为无 IRS 协助方案的 18%~78%、短视方案的 5%~49%以及本地计算方案的 1%~5%。因此，本文方案可明显地节省用户终端的能耗。

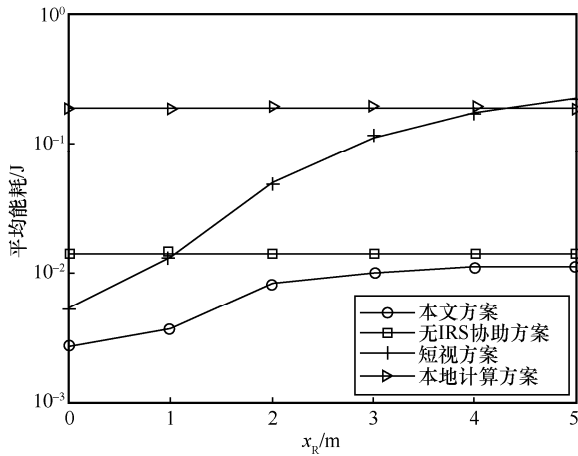


图 6 IRS 位置变化时不同方案的能耗性能比较

图 7 给出了能量收集效率变化时不同方案的能耗性能比较。从图 7 可知，当 η 增大时，本文方案、短视方案和仅 HAP 计算方案的能耗都降低。其原因在于，当 IRS 的能量收集效率提高时，IRS 用于收集能量的时间将会减少，从而使用户终端用于计算任务卸载的时间增加，或者等效地可以降低用户终端的卸载能耗。同时，更重要的是，图 7 进一步验证了本文方案优于其他 4 种方案。具体而言，当 η 在 0.3~0.8 取值时，本文方案的能耗仅为无 IRS 协助方案的 13%~16%、短视方案的 34%~69%、仅 HAP 计算方案的 3%~42%以及本地计算方案的 1%~2%。此外，从图 7 还可以看出，当 η 变小时，短视方案和仅 HAP 计算方案的能耗性能明显变差，而本文方案能耗性能变化不大，从而说明本文方案由于采用了灵活的能量调度策略，因此在能量收集效率低时仍可以保持较好的系统能耗性能。

图 8 给出了本文方案队列状态在 10 000 个时隙的变化情况。从图 8 可知，在仿真过程中，IRS 电池的能量状态和用户任务队列状态均在一定的有限范围内变化。具体而言，对于 $1 \leq k \leq 10\ 000$ ，从图 8(a)中可知，IRS 电池的能量状态 $B(k)$ 的值总是位于 7.82×10^{-6} 与 3.09×10^{-4} ；从图 8(b)可知，用户任务队列状态 $Q(k)$ 的最大值总是小于 1.72 Mbit，从而验证了本文方案也适于用户任务队列缓存容量有限的情形。

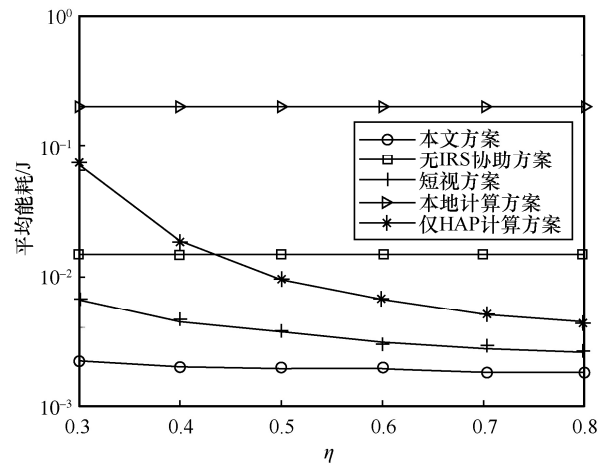
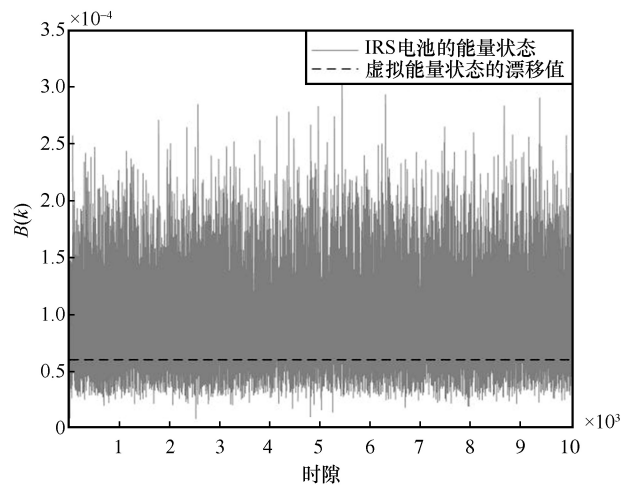
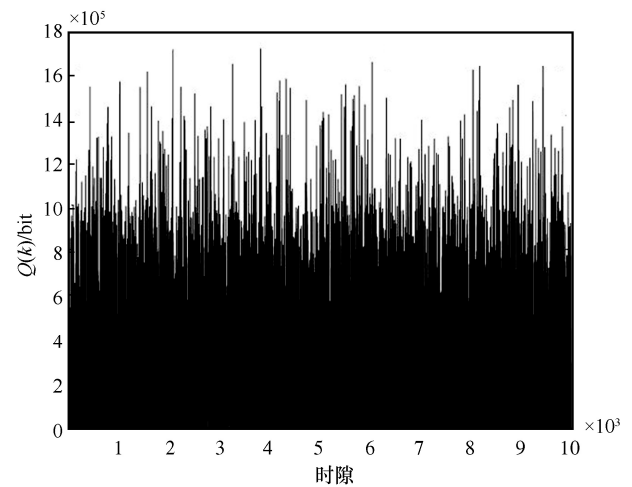


图 7 能量收集效率变化时不同方案的能耗性能比较



(a) IRS 电池的能量状态变化



(b) 用户任务队列状态变化

图 8 队列状态在 10 000 个时隙的变化情况

图 9 给出了控制变量变化对系统队列最大值的影响。从图 9 可知，随着控制变量 λ 的增大，MEC 系统在优化时将更多的权重放在优化目标能耗部分，使目标能耗随之降低，而对于队列的稳定性要

求则变得较宽松。换言之，在同等条件下，随着控制变量 λ 的增大，系统优化将减少当前时隙的任务执行量，导致用户任务队列状态 $Q(k)$ 的最大值随之上升；同时为了减少用户端的能耗，将把更多的时间用于 IRS 辅助用户任务卸载，导致 IRS 的能耗增加，从而使 IRS 电池的能量状态 $B(k)$ 的最大值随之下降。

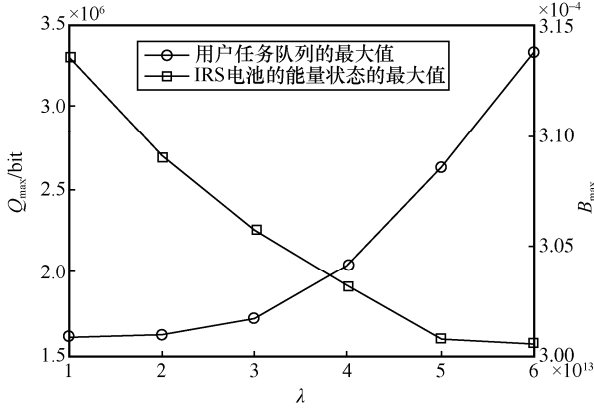


图 9 控制变量变化对系统队列最大值的影响

4 结束语

本文研究了无线供能 IRS 辅助 MEC 系统的设计与优化。为了提高 MEC 系统性能，提出了一种新的任务卸载协议。在该协议中，MEC 系统可根据信道条件、IRS 电池的能量状态和用户任务队列状态灵活地选择工作模式，并可以跨多个时隙进行能量与计算任务调度。在此协议下，建立了一个随机规划问题，并利用李雅普诺夫优化方法对该问题进行求解，从而提出了一种低复杂度的高效在线算法。仿真结果表明，本文方案在 MEC 系统中的能耗性能明显优于已有研究的基准方案。

附录 1 定理 1 的证明

从式(18)、式(26)和式(27)可以得到，二次李雅普诺夫函数的变化如下

$$\begin{aligned} \Delta(\Omega(k)) &= L(\Omega(k+1)) - L(\Omega(k)) \cdot \\ &= \frac{1}{2}(Q^2(k+1) - Q^2(k) + X^2(k+1) - X^2(k)) = \\ &= \frac{1}{2}((Q(k) + A(k) - D(k))^2 - Q^2(k) + \\ &+ (X(k) + E_H(k) - E_C(k))^2 - X^2(k)) = \\ &= \frac{1}{2}((A(k) - D(k))^2 + (E_H(k) - E_C(k))^2) + \end{aligned}$$

$$Q(k)(A(k) - D(k)) + X(k)(E_H(k) - E_C(k)) \quad (47)$$

由于 $A(k) \geq 0$ 和 $E_H(k) \geq 0$ ，因此有

$$(A(k) - D(k))^2 \leq \max\{A_{\max}, (k-1)A_{\max}\}^2 \quad (48)$$

$$(E_H(k) - E_C(k))^2 \leq \max\{TP_A, TN\mu\}^2 \quad (49)$$

对式(47)两边取期望值，并利用式(48)、式(49)，每时隙的李雅普诺夫漂移函数上界为

$$\begin{aligned} \Delta(\Omega(k)) &\leq M + Q(k)\mathbb{E}[A(k) - D(k) | \Omega(k)] + \\ &+ vX(k)\mathbb{E}[E_H(k) - E_C(k) | \Omega(k)] \quad (50) \end{aligned}$$

其中， M 如式(31)所示。基于式(50)，结合原优化问题的目标函数 $\lambda\mathbb{E}[E_{\text{total}}(k) | \Omega(k)]$ ，即可得到式(30)中的李雅普诺夫漂移惩罚函数的上界。证毕。

附录 2 式(40)的推导过程

从优化问题式(39)中可以分离出与优化变量 $\tau(k)$ 的相关部分为

$$\begin{aligned} \min_{d(k), \tau(k)} & v(B(k) - G) - (\tau(k)\eta | g_{AR}(k) |^2 P_A - \\ & \mu N \tau(k)) + \lambda \left(\frac{\tau(k)\sigma^2}{|\hat{h}_{UA}(k)|^2} \left(2^{\frac{d(k)}{\tau(k)B}} - 1 \right) \right) \\ \text{s.t. } & C_1 : d(k) \geq 0, T \geq \tau(k) \geq 0 \quad (51) \end{aligned}$$

当 $X(k) \geq 0$ 时，优化问题式(51)的目标函数左半部分 $v(B(k) - G) - (\tau(k)\eta | g_{AR}(k) |^2 P_A - \mu N \tau(k))$ 是关于 $\tau(k)$ 的单调递减函数。

接下来，将优化问题式(51)的目标函数右半部分定义为 $F(\tau(k), d(k))$ ，即

$$F(\tau(k), d(k)) = \lambda \left(\frac{\tau(k)\sigma^2}{|\hat{h}_{UA}(k)|^2} \left(2^{\frac{d(k)}{\tau(k)B}} - 1 \right) \right) \quad (52)$$

对式(52)求偏导得

$$\begin{aligned} \frac{\partial F(\tau(k), d(k))}{\partial \tau(k)} &= \\ &= \frac{\lambda \sigma^2}{|\hat{h}_{UA}(k)|^2} \left(2^{\frac{d(k)}{\tau(k)B}} - \frac{d(k)}{\tau(k)B} 2^{\frac{d(k)}{\tau(k)B}} \ln 2 - 1 \right) \quad (53) \end{aligned}$$

令 $x = \frac{d(k)}{\tau(k)B}$ ，则式(53)可改写为

$$f(x) = \frac{\lambda \sigma^2}{|\hat{h}_{UA}(k)|^2} (2^x - x 2^x \ln 2 - 1) \quad (54)$$

对式(54)求导得

$$f'(x) = -\frac{x 2^x (\ln 2)^2 \lambda \sigma^2}{|\hat{h}_{UA}(k)|^2} \quad (55)$$

由于优化变量是非负的(即 $d(k) \geq 0$ 和 $\tau(k) \geq 0$), 因此可得到 $x \geq 0$ 。因此式(55)恒小于或等于 0, 即式(54)是关于 x 的单调递减函数, 且最大值为 0, 等同于式(53)是关于变量 $T \geq \tau(k) \geq 0$ 的单调递减函数, 且最大值为 0。

因此, 当 $X(k) \geq 0$ 时, 优化变量 $\tau(k)$ 的最优值为 $\tau^*(k) = T$ 。证毕。

参考文献:

- [1] 吴启晖, 吴伟. 无人机辅助边缘计算的能效最大化算法设计[J]. 通信学报, 2020, 41(10): 15-24.
WU Q H, WU W. Algorithm design on energy efficiency maximization for UAV-assisted edge computing[J]. Journal on Communications, 2020, 41(10): 15-24.
- [2] 张海君, 张资政, 隆克平. 基于移动边缘计算的 NOMA 异构网络资源分配[J]. 通信学报, 2020, 41(4): 27-33.
ZHANG H J, ZHANG Z Z, LONG K P. Resource allocation in NOMA heterogeneous network based on MEC[J]. Journal on Communications, 2020, 41(4): 27-33.
- [3] MAO Y Y, YOU C S, ZHANG J, et al. A survey on mobile edge computing: the communication perspective[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2017, 19(4): 2322-2358.
- [4] WANG C M, HE Y, YU F R, et al. Integration of networking, caching, and computing in wireless systems: a survey, some research issues, and challenges[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2018, 20(1): 7-38.
- [5] HU D L, HUANG G F, TANG D, et al. Joint task offloading and computation in cooperative multicarrier relaying-based mobile-edge computing systems[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2021, 8(14): 11487-11502.
- [6] 朱政宇, 徐金雷, 孙钢灿, 等. 基于 IRS 辅助的 SWIPT 物联网系统安全波束成形设计[J]. 通信学报, 2021, 42(4): 185-193.
ZHU Z Y, XU J L, SUN G C, et al. Secure beamforming design for IRS-assisted SWIPT Internet of things system[J]. Journal on Communications, 2021, 42(4): 185-193.
- [7] 孙巍, 宋清洋, 郭磊. 智能反射表面辅助的无线携能通信网络资源分配算法[J]. 通信学报, 2022, 43(2): 34-43.
SUN W, SONG Q Y, GUO L. Resource allocation algorithm for intelligent reflecting surface-aided SWIPT networks[J]. Journal on Communications, 2022, 43(2): 34-43.
- [8] BAI T, PAN C H, DENG Y S, et al. Latency minimization for intelligent reflecting surface aided mobile edge computing[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2020, 38(11): 2666-2682.
- [9] LI B G, WU W J, LI Y H, et al. Intelligent reflecting surface and artificial-noise-assisted secure transmission of MEC system[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2022, 9(13): 11477-11488.
- [10] XU Z G, LIU J X, ZOU J W, et al. Energy-efficient design for IRS-assisted NOMA-based mobile edge computing[J]. IEEE Communications Letters, 2022, 26(7): 1618-1622.
- [11] SUN C, NI W, BU Z Y, et al. Energy minimization for intelligent reflecting surface-assisted mobile edge computing[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2022, 21(8): 6329-6344.
- [12] ZOU Y Z, GONG S M, XU J, et al. Wireless powered intelligent reflecting surfaces for enhancing wireless communications[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(10): 12369-12373.
- [13] LYU B, RAMEZANI P, HOANG D T, et al. Optimized energy and information relaying in self-sustainable IRS-empowered WPCN[J]. IEEE Transactions on Communications, 2021, 69(1): 619-633.
- [14] HU S K, WEI Z Q, CAI Y X, et al. Robust and secure sum-rate maximization for multiuser MISO downlink systems with self-sustainable IRS[J]. IEEE Transactions on Communications, 2021, 69(10): 7032-7049.
- [15] PAN Y J, WANG K Z, PAN C H, et al. Self-sustainable reconfigurable intelligent surface aided simultaneous terahertz information and power transfer (STIPT)[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2022, 21(7): 5420-5434.
- [16] XU S, DU Y N, LIU J J, et al. Intelligent reflecting surface based backscatter communication for data offloading[J]. IEEE Transactions on Communications, 2022, 70(6): 4211-4221.
- [17] MAO S, ZHANG N, LIU L, et al. Computation rate maximization for intelligent reflecting surface enhanced wireless powered mobile edge computing networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2021, 70(10): 10820-10831.
- [18] YANG Z Y, BI S Z, ZHANG Y J A. Online trajectory and resource optimization for stochastic UAV-enabled MEC systems[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2022, 21(7): 5629-5643.
- [19] DENG X M, LI J, SHI L, et al. Wireless powered mobile edge computing: dynamic resource allocation and throughput maximization[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2022, 21(6): 2271-2288.
- [20] ZHANG G L, CHEN Y, SHEN Z R, 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.
- [21] CHEN Y B, WANG Y, ZHANG J Y, et al. Resource allocation for intelligent reflecting surface aided vehicular communications[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(10): 12321-12326.
- [22] WU Q Q, ZHANG R. Intelligent reflecting surface enhanced wireless network via joint active and passive beamforming[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2019, 18(11): 5394-5409.
- [23] BAI T, PAN C H, REN H, et al. Resource allocation for intelligent reflecting surface aided wireless powered mobile edge computing in OFDM systems[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2021, 20(8): 5389-5407.
- [24] WANG F, XU J, WANG X, 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.
- [25] YOU C S, HUANG K B, 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.
- [26] 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.
- [27] BURD T D, BRODERSEN R W. Processor design for portable sys-

tems[J]. Journal of VLSI Signal Processing Systems for Signal, Image and Video Technology, 1996, 13(2/3): 203-221.

- [28] LI Q Z, YANG L. Robust optimization for energy efficiency in MIMO two-way relay networks with SWIPT[J]. IEEE Systems Journal, 2020, 14(1): 196-207.
- [29] LIU Y, CHEN Q C, TANG X H, et al. On the buffer energy aware adaptive relaying in multiple relay network[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2017, 16(9): 6248-6263.
- [30] LONG Y S, HUANG G F, ZHENG H, et al. Cooperative multirelay network design with hybrid backscatter and wireless-powered relaying[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2022, 9(19): 18445-18460.
- [31] DONG M, LI W, AMIRNAVAEI F. Online joint power control for two-hop wireless relay networks with energy harvesting[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2018, 66(2): 463-478.
- [32] AMIRNAVAEI F, DONG M. Online power control optimization for wireless transmission with energy harvesting and storage[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2016, 15(7): 4888-4901.
- [33] NEELY M J. Stochastic network optimization with application to communication and queueing systems[M]. Switzerland: Springer, 2010.
- [34] PÓLIK I, TERLAKY T. Interior point methods for nonlinear optimization[M]. Princeton: Princeton University Press, 2010.
- [35] VITA G D, IANNACCONE G. Design criteria for the RF section of UHF and microwave passive RFID transponders[J]. IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques, 2005, 53(9): 2978-2990.

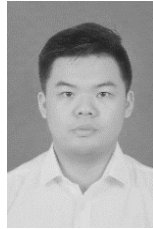
[作者简介]



唐冬 (1967-)，男，辽宁大连人，博士，广州大学教授，主要研究方向为中继通信与信号能量同传、移动边缘计算、环境散射与智能反射面通信等。



黄栩蔚 (1998-)，男，广东汕头人，广州大学硕士生，主要研究方向为无线边缘计算和智能反射面辅助通信技术。



罗至威 (1997-)，男，广东梅州人，广州大学硕士生，主要研究方向为无线边缘计算和 NOMA 无线通信。



赵赛 (1981-)，女，湖南衡阳人，博士，广州大学副教授、硕士生导师，主要研究方向为无线协作通信、非正交多址接入技术、智能反射面通信技术等。



黄高飞 (1978-)，男，广东信宜人，博士，广州大学教授，主要研究方向为无线边缘计算、无线能量与信息同传、无人机通信技术等。