

反向散射辅助的无线供能通信网络中用户能效公平性研究

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, 陕西 西安 710121)

摘 要: 针对反向散射辅助的无线供能通信网络中由于信道质量差异导致的用户能效不公平问题, 提出了一种基于最大最小准则的资源分配方法。首先, 考虑用户服务质量与能量因果约束, 并以最大最小化用户能效为目标, 将优化问题建模为混合整数非凸分式规划问题。其次, 利用广义分式规划理论将其转化为一个混合整数非凸减式优化问题, 并通过引入松弛变量、反证法和辅助变量将非凸减式问题进一步转化为一个等价的凸问题。最后, 提出一种迭代算法来获取原优化问题的最优解。实验仿真验证了所提迭代算法的快速收敛性, 并证明了所提资源分配方法能够有效地保障用户能效公平性。

关键词: 反向散射; 无线供能通信网络; 用户能效; 公平性

中图分类号: TN92

文献标识码: A

Doi: 10.11959/j.issn.1000-436x.2020133

User-centric energy efficiency fairness in backscatter-assisted wireless powered communication network

YE Yinghui, SHI Liqin, LU Guangyue

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

Abstract: In order to address the unfair user-centric energy efficiency (EE) problem caused by channel difference in the backscatter-assisted wireless powered communication network, a resource allocation scheme was proposed. Firstly, a mixed integer nonconvex fractional programming problem was formulated to maximize the minimum user-centric EE, subject to the quality of service and energy-causality constraints. Based on the generalized fractional programming theory, the original problem was transformed into a mixed integer nonconvex subtraction problem. With the aid of the slack variable, the proof by contradiction, the auxiliary variable and the mixed integer nonconvex subtraction problem were further transformed into an equivalent convex problem. Finally, an iterative algorithm was proposed to obtain the optimal solutions. Computer simulations validated the quick convergence of the proposed iterative algorithm, and that the developed resource allocation scheme efficiently guarantees the fairness among users in terms of EE.

Key words: backscatter, wireless powered communication network, user-centric energy efficiency, fairness

1 引言

泛在物联网是发展 6G 的关键驱动力之一^[1-2]。实现泛在物联网需要部署数以亿计的低功耗传感节点, 频繁的数据交互会大幅消耗传感节点自身的电

能。然而传感节点的部署环境与密度并不可能实现频繁地更换电池及接入电网, 因此频繁数据交互产生的能量短缺问题是制约泛在物联发展的重要因素之一^[2]。

为解决数据交互产生的能量短缺问题, 学者们

收稿日期: 2020-03-24; 修回日期: 2020-05-27

通信作者: 卢光跃, tonylgy@163.com

基金项目: 陕西省重点科技创新团队计划基金资助项目 (No.2017KCT-30-02); 国家自然科学基金资助项目 (No.61901370)

Foundation Items: The Science and Technology Innovation Team of Shaanxi Province (No.2017KCT-30-02), The National Natural Science Foundation of China (No.61901370)

提出了 3 种可行的技术方案。1) 将无线能量传输技术融入传感网络中, 构建同时具有通信服务质量 (QoS, quality of service) 的无线供能通信网络。这种方案的本质是通过部署专用的能量站或混合接入点为传感节点提供能量, 传感节点利用收集到的能量以传统信息传输模式来实现数据通信^[3-4], 本文将这种通信模式称为收集-传输 (HTT, harvest then transmit) 模式。2) 将反向散射通信技术应用于传感网络节点, 实现超低功耗甚至无源的通信网络。这种方案的本质是让传感节点通过比较简单的调制方法将自身信息加载到外在射频信号来实现数据通信。反向散射通信又可分为单站反向散射通信、双站反向散射通信和环境反向散射通信, 如图 1 所示。相比于无线供能通信技术, 采用反向散射通信技术的节点不需要产生射频信号以及进行模数转换, 因此该技术的能量消耗远低于无线供能通信技术^[5-6]。3) 将反向散射通信和无线供能通信相结合, 构建反向散射辅助的无线供能通信网络^[7-8]。

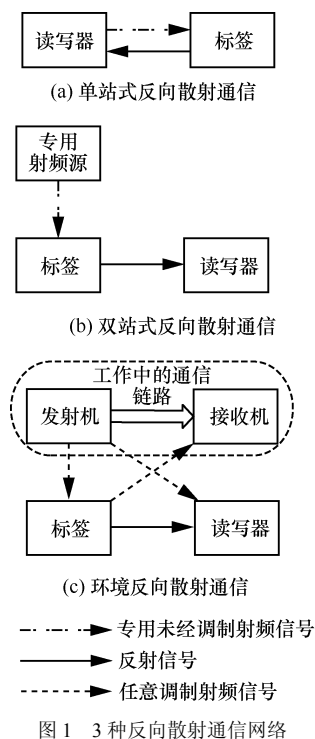


图 1 3 种反向散射通信网络

在以上 3 种方案中, 反向散射辅助的无线供能技术可以同时具有无线供能网络和反向散射技术的优点, 因此更加适用于能量受限的传感网络。文献[8]首次提出了反向散射辅助的无线供能通信技术, 将其与认知无线网络相结合, 并在交织式认知网络和衬底式认知网络对单对的次用户链路吞

吐量最大化的时隙资源分配方法进行了研究。随后文献[9-10]将文献[8]分别拓展到两对和任意多对的次用户的场景, 并设计了最大化次用户吞吐量之和的时隙资源分配方法。文献[8-10]的方案均假设了次用户发射机工作在环境反向散射通信模式或者 HTT 模式。文献[11]考虑了一个多模反向散射通信与 HTT 结合的网络。在该网络下, 次用户能够在环境反向散射通信、双站反向散射通信及 HTT 这 3 种模式下灵活切换, 并提出了次用户链路容量最大化的时隙资源分配方法。除了将反向散射辅助的无线供能通信技术应用于认知无线网络之外, 也有学者将其与蜂窝网^[12]、终端直通技术^[13]和中继技术^[14]结合, 研究网络吞吐量最大化的资源分配方法或评估网络所能完成的中断容量。考虑到能量效率也是无线通信网络的重要指标之一, 文献[15]针对反向散射辅助的无线供能通信网络研究了最大化用户能量效率的资源分配方法。

通过上述工作的回顾可知, 现有关于反向散射辅助的无线供能通信网络的研究大多是从频谱效率或者评估网络中断容量的角度出发。截至目前, 从能效角度出发研究反向散射辅助的无线供能通信网络^[15]并不多, 且相关的研究工作存在许多不足, 具体如下。1) 仅考虑了单个反向散射通信节点。为了满足大规模传感节点的信息接入, 有必要从能量效率角度去研究多个反向散射通信节点构成的无线供能通信网络。在多用户网络中, 保障用户公平获取通信资源是实际网络应用的客观要求^[16]。因此, 面向多个反向散射通信节点构成的无线供能通信网络, 研究用户能效公平性保障资源分配方法至关重要。2) 仅从时间维度设计资源分配方法。在反向散射辅助的无线供能通信网络中, 时间资源和功率资源均会对能量效率产生较大的影响, 因此有必要联合优化时-功两维资源来提高网络性能。3) 采用了线性能量收集模型。已有的研究表明, 实际的能量收集电路由于含有非线性器件 (如电感、电容等) 而呈现非线性特征^[17-18], 因此使用线性能量收集模型将会导致资源错配, 降低网络性能。

受以上因素的启发, 本文针对反向散射辅助的无线供能通信网络, 研究了保障用户能效公平性的时-功两维资源分配方法。所考虑的网络由一个专用能量站、多个传感节点 (下文也称为“用户”) 及一个信息接收机组成。传感节点均配置了能量收集电路、传统通信模块以及反向散射通信模块, 因

此它们能够工作在 HTT 模式和反向散射通信模式。此外,为了精确刻画传感节点收集到的能量,本文采用了能够真实反映能量收集器非线性特征的非线性能量收集模型^[18]。

本文的主要贡献总结如下。

1) 提出一个基于最大最小准则的用户能效公平性时-功两维资源联合优化模型。所提优化模型不仅能够保证用户公平地获取通信资源,还考虑了时隙资源、专用能量站发射功率和传感节点发射功率的优化。

2) 时隙和功率的联合优化导致多个变量耦合和目标函数呈分式形式。此外,目标函数存在最大最小函数,因此所提优化模型是一个混合整数非凸分式规划问题,且不能直接利用现有凸优化工具去获取最优解。为此,本文首先通过广义分式规划理论及松弛变量将其转化为一个等价的减式优化问题,在此基础上,借助辅助变量等手段将减式优化问题转化为一个等价的凸问题,进而提出一种迭代算法来获取最优解。

3) 通过实验仿真验证了所提迭代算法能够快速收敛。通过与同类算法进行对比,证明了所提算法能够实现更好的用户能效公平性。

2 系统模型

考虑如图 2 所示的反向散射辅助无线供能通信网络。该网络由一个专用能量站、 K 个能量受限的用户及网关(即信息接收点)组成。 K 个用户需要在时隙 T 内分别将各自的数据上传给网关。为了保障数据传输过程中 K 个用户不消耗自身的能量,本文部署了一个专用能量站给 K 个用户提供射频信号,用户可以将接收到的射频信号用于反向散射通信,也可用于能量收集。

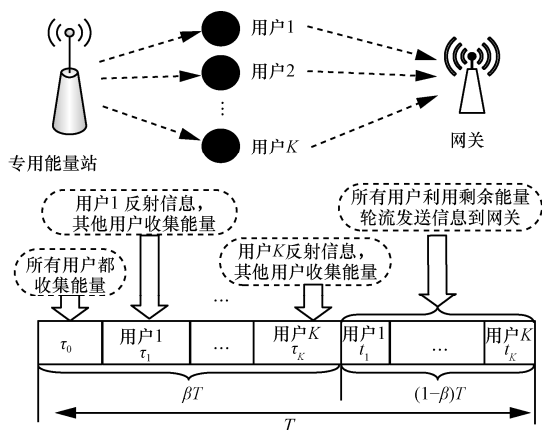


图 2 系统模型

为了避免用户间的干扰,本文采用时分多址的方式将整个时隙 T 分解为多个小时隙,如图 2 所示。在 βT 中,专用能量站对未经调制的射频信号进行广播,所有用户均可将接收到的射频信号用于能量收集或者反向散射通信,其中 $0 \leq \beta \leq 1$ 表示时隙复用系数。具体来说,在 τ_0 中,所有用户均工作在能量收集模式;在时隙 τ_k ($k=1, 2, \dots, K$) 中,用户 k 通过反向散射技术将数据传输给网关而其他用户继续收集能量。在 $(1-\beta)T$ 中,专用能量站保持沉默,用户 k 在时隙 t_k 中将自身的数据传给网关。每一个时隙中信号表达式以及用户链路所能完成的吞吐量具体如下。

在时隙 βT 内,第 k 个用户接收到的信号为

$$y_k^r = \sqrt{P_0} h_k x + w_k \quad (1)$$

其中, P_0 表示专用能量站的发射功率; x 表示专用能量站所发送的未经调制射频信号且满足 $E[|x|^2]=1$; w_k 表示用户 k 的接收噪声,且噪声服从均值为 0、方差为 σ^2 的高斯分布; h_k 表示专用能量站到用户 k 的信道系数。

采用文献[18]所提的非线性能量收集模型,用户 k 在时隙 βT 内收集到的能量表达式为

$$\Phi_k^{\text{total}}(P_0, \beta, \tau_k) = \frac{(1 - \exp(-aP_0|h_k|^2))E_{\text{max}}}{1 + \exp(-aP_0|h_k|^2 + ab)}(\beta T - \tau_k) \quad (2)$$

其中, E_{max} 表示能量收集器的最大收集功率; a 和 b 表示非线性能量模型的参数,且其值可通过实际测量数据拟合得到。由于实际收集到的能量值为正,因此 a 的取值需满足 $1 - \exp(-aP_0|h_k|^2) > 0$ 。需要指出的是,对于用户 k 而言,其能量收集时间是 $\beta T - \tau_k$ 而非 βT ,这是因为用户 k 在 τ_k 时隙内工作在反向散射通信模式。式(2)所收集的能量将会作为用户 k 在 τ_k 和 t_k 时隙内反向散射通信和 HTT 的耗能。

在时隙 τ_k 中,用户 k 通过反向散射通信技术向网关传输信息,此时网关收到用户 k 反射信号的瞬时功率^[10,12]为

$$P_{\tau_k}(P_0) = 4P_0|h_k|^2|g_k|^2\varepsilon^2\frac{(\Gamma_0 - \Gamma_1)^2}{\pi^2} \quad (3)$$

其中, ε 表示反向散射通信模块的散射效率, g_k 表示用户 k 到网关的信道系数, Γ_0 和 Γ_1 表示反射系数。

根据式(3)和香农信道容量公式,用户 k 在时隙

τ_k 完成的吞吐量如式(4)所示。

$$C_{\tau_k}^{\text{Back}}(\tau_k, P_0) = B_0 \tau_k \text{lb} \frac{1 + \xi P_{\tau_k}(P_0)}{\sigma^2} \quad (4)$$

其中, B_0 表示信道带宽, σ^2 表示噪声功率。由于反向散射通信采用简单的调制方式, 其信道容量小于传统通信模式。本文采用与文献[12]一样的方法来刻画这种信道容量的差异, 即将信号接收信噪比乘以一个实数 ξ , 其中 $0 < \xi < 1$ 。

在 $(1-\beta)T$ 中, 用户 k 在时隙 t_k 内采用传统通信模式给网关传输数据, 因此用户 k 所能完成的吞吐量为

$$C_{t_k}^{\text{HTT}}(t_k, P_{t_k}) = B_0 t_k \text{lb} \frac{1 + P_{t_k} |g_k|^2}{\sigma^2} \quad (5)$$

其中, P_{t_k} 表示用户 k 在时隙 t_k 内的发射功率。

因此整个时隙 T 内用户 k 所能完成的总吞吐量为

$$C_k^{\text{total}}(\tau_k, t_k, P_{t_k}, P_0) = B_0 \tau_k \text{lb} \left(\frac{1 + \xi P_{\tau_k}(P_0)}{\sigma^2} \right) + B_0 t_k \text{lb} \left(\frac{1 + P_{t_k} |g_k|^2}{\sigma^2} \right) \quad (6)$$

由文献[19]的式(18)可知, 用户能效等于用户所参与完成的吞吐量与用户所消耗的能量之比。式(6)已经给出了用户 k 在整个时隙所能完成的总吞吐量, 接下来, 本文分析用户 k 在整个时隙所消耗的能量, 并进一步得到相应用户的能效表达式。

在整个时隙 T 内, 用户 k 仅需要在时隙 τ_k 和 t_k 内消耗能量。在时隙 τ_k 内, 由于用户 k 将自身信息调制到接收的射频信号 (即能量源发射的射频信号) 上, 自身不需要产生载波, 因此仅存在电路损耗。在时隙 t_k 内, 用户采用传统通信模式来传输数据, 因此其能量消耗包括 2 个部分: 发射功率消耗的能量与电路损耗的能量。因此, 用户 k 消耗的能量可以通过式(7)来计算。

$$E_k^{\text{total}}(\tau_k, t_k, P_{t_k}) = p_{k,c}^{\text{Back}} \tau_k + (p_{k,c}^{\text{HTT}} + P_{t_k}) t_k \quad (7)$$

其中, $p_{k,c}^{\text{Back}}$ 表示用户 k 在反向散射通信模式工作时的电路损耗, $p_{k,c}^{\text{HTT}}$ 表示用户 k 在传统通信模式工作时的电路损耗, P_{t_k} 表示用户 k 的在时隙 t_k 内的发射功率。

结合式(6)和式(7), 用户 k 的能效为

$$\eta_k(\tau_k, t_k, P_{t_k}, P_0) = \frac{C_k^{\text{total}}(\tau_k, t_k, P_{t_k}, P_0)}{E_k^{\text{total}}(\tau_k, t_k, P_{t_k})} \quad (8)$$

3 基于最大最小准则的用户能效公平性资源分配方法

3.1 问题建模

最大最小准则是一种能够有效保障用户公平性的有效手段^[20-22], 因此保障传感节点间用户能效公平性的资源分配方法可通过式(9)~式(16)所示优化问题的目标函数来解决, 即

$$\max_{\{\tau_k\}, \{t_k\}, \{P_{t_k}\}, P_0, \beta, \tau_0} \min_k \eta_k(\tau_k, t_k, P_{t_k}, P_0) \quad (9)$$

$$\text{s.t. } \tau_0 + \sum_{k=1}^K \tau_k \leq \beta T \quad (10)$$

$$\sum_{k=1}^K t_k \leq (1-\beta)T \quad (11)$$

$$p_{k,c}^{\text{Back}} \tau_k + (p_{k,c}^{\text{HTT}} + P_{t_k}) t_k \leq \Phi_k^{\text{total}}(P_0, \beta, \tau_k), \forall k \quad (12)$$

$$0 \leq P_{t_k} \leq P_k^{\text{max}}, \forall k \quad (13)$$

$$C_k^{\text{total}}(\tau_k, t_k, P_{t_k}, P_0) \geq C_k^{\text{min}}, \forall k \quad (14)$$

$$0 \leq P_0 \leq P_0^{\text{max}} \quad (15)$$

$$\tau_0 > 0, \tau_k \geq 0, t_k \geq 0, \forall k \quad (16)$$

其中, 式(12)保证了用户 k 收集到的能量大于其所消耗的能量; 式(13)约束了用户 k 工作在传统信息传输模式时的最大发射功率; 式(14)表示在整个时隙 T 内用户 k 所完成的吞吐量不能小于给定的最小值, 即保障了用户 k 的通信服务质量; 式(15)约束了专用能量站的最大发射功率。

从式(9)所示目标函数可以看出, 用户 k 完成的能效 η_k 呈分式形式且含有多个耦合变量, 如用户 k 的发射功率 P_{t_k} 和 t_k ; 其次, 由于采用了最大最小准则, 本文需要优化整数变量 k , 因此式(9)~式(16)所示的优化问题是一个混合整数非凸分式规划优化问题, 无法利用现有的凸优化工具获得原问题的最优解。

3.2 问题转化

对于式(9)~式(16)所示的混合整数非凸分式规划问题, 本文分 3 步来获取其最优解。首先利用广义分式理论将非凸分式规划问题转化为一个等价的混合整数非凸减式优化问题; 然后通过引入松弛变量来消除最大最小函数带来的整数规划问题, 即将混合整数非凸减式优化问题转化为等价的非凸优化问题; 最后通过反证法及引入辅助变量的方法将减式问题转化为等价的凸问题。具体的处理步骤阐述如下。

令变量 Q 表示式(9)~式(16)所示优化问题的目标函数值, 即最大最小能效。根据广义分式理论可知^[23], 获得最优解的充要条件是式(17)成立。

$$\begin{aligned} & \max_{\{\tau_k\}, \{t_k\}, \{P_k\}, P_0, \beta, \tau_0} \min_k C_k^{\text{total}}(\tau_k, t_k, P_k, P_0) - QE_k^{\text{total}}(\tau_k, t_k, P_k) = \\ & \min_k [C_k^{\text{total}}(\tau_k^*, t_k^*, P_k^*, P_0^*) - QE_k^{\text{total}}(\tau_k^*, t_k^*, P_k^*)] = 0 \end{aligned} \quad (17)$$

s.t. 式(10)~式(16)

其中, “*” 表示最优值。因此可以通过解决式(17)所示优化问题来获得式(9)~式(16)所示问题的最优解。然而在实际中, Q^* 往往是未知的。根据文献[20-23]可知, 可以通过不断更新 Q 值来获取 Q^* , 其具体步骤如算法 1 所示。

算法 1 用户能效公平性资源分配方法

步骤 1 给定任意一个大于零的 Q , 求解式(18)所示优化问题的最优解;

步骤 2 将步骤 1 中求解得到的最优解代入式(9)~式(16)所示优化问题的目标函数来更新 $Q^{(0)}$;

步骤 3 判断 Q 是否收敛, 如未收敛, 令 $Q=Q^{(0)}$ 并重复步骤 1; 反之, 则令 $Q^*=Q^{(0)}$ 且在步骤 1 得到的最优解即式(9)~式(16)所示优化问题的最优解。

根据算法 1 可知, 求解式(9)~式(16)所示优化问题的主要难点是求解式(18)所示的优化问题。

$$\begin{aligned} & \max_{\{\tau_k\}, \{t_k\}, \{P_k^{(2)}\}, P_0, \beta, \tau_0} \min_k C_k^{\text{total}}(\tau_k, t_k, P_k, P_0) - QE_k^{\text{total}}(\tau_k, t_k, P_k) \\ & \text{s.t. 式(10)~式(16)} \end{aligned} \quad (18)$$

由于式(18)所示优化问题的目标函数和约束条件含有耦合变量, 因此该优化问题仍是一个混合整数非凸优化问题。其求解过程具体如下。

引入一个松弛变量 θ , 将式(18)转化为式(19)~式(21)所示的优化问题。

$$\max_{\{\tau_k\}, \{t_k\}, \{P_k\}, P_0, \beta, \tau_0} \theta \quad (19)$$

$$\text{s.t. 式(10)~式(16)} \quad (20)$$

$$C_k^{\text{total}}(\tau_k, t_k, P_k, P_0) - QE_k^{\text{total}}(\tau_k, t_k, P_k) \geq \theta, \forall k \quad (21)$$

在式(19)~式(21)所示的优化问题中, 优化目标是一个线性函数, 式(10)、式(11)、式(13)、式(15)和式(16)所示约束条件是线性约束, 但式(12)、式(14)和式(21)所示约束条件均为非凸约束, 因此式(19)~式(21)所示的优化问题是一个非凸问题。观察 3 个非凸约束条件可以看出, P_0 与多个变量耦合, 因此本文通过引入引理 1 来求解 P_0 的最优值。

引理 1 式(19)~式(21)所示的优化问题达到

最优时式(22)必然成立。

$$P_0^* = P_0^{\text{max}} \quad (22)$$

证明 具体过程见附录 1。

引理 1 说明了为最大化每一个用户能效, 专用能量站应该采用最大的发射功率。当用户在反向散射通信模式工作时, 专用能量站增加发射功率有利于增加用户反向散射信号的功率, 从而增加网关接收的信噪比。另一方面, 随着专用能量站发射功率的增加, 用户所能吸收的能量也就越多, 这使用户工作在 HTT 模式时有更大的空间去调节发射功率, 从而增加用户能效。

根据引理 1, 式(19)~式(21)所示优化问题可以转化为

$$\max_{\{\tau_k\}, \{t_k\}, \{P_k\}, \beta, \tau_0} \theta \quad (23)$$

$$\text{s.t. 式(10)、式(11)、式(13)和式(16)} \quad (24)$$

$$p_{k,c}^{\text{Back}} \tau_k + (p_{k,c}^{\text{HTT}} + P_k) t_k \leq \Phi_k^{\text{total}}(P_0^{\text{max}}, \beta, \tau_k), \forall k \quad (25)$$

$$C_k^{\text{total}}(\tau_k, t_k, P_k, P_0^{\text{max}}) \geq C_k^{\text{min}}, \forall k \quad (26)$$

$$C_k^{\text{total}}(\tau_k, t_k, P_k, P_0^{\text{max}}) - QE_k^{\text{total}}(\tau_k, t_k, P_k) \geq \theta, \forall k \quad (27)$$

相比于式(19)~式(21)所示的优化问题, 式(23)~式(27)所示的转换后的问题虽然少了一个优化变量, 但约束条件式(25)~式(27)仍存在变量耦合及多个变量联合非凸的情况。具体而言, 在式(25)和式(27)中, 变量 P_k 和变量 t_k 耦合; 在式(26)和式(27)中, $t_k \text{ lb} \frac{1 + P_k |g_k|^2}{\sigma^2}$ 联合非凸。为了解决上述问题, 本文引入辅助变量 $x_k = P_k t_k$, 将其代入式(23)~式(27)可以得到式(28)~式(33)所示的等价优化问题, 即

$$\max_{\{\tau_k\}, \{t_k\}, \{x_k\}, \beta, \tau_0} \theta \quad (28)$$

$$\text{s.t. 式(10)、式(11)、式(16)} \quad (29)$$

$$p_{k,c}^{\text{Back}} \tau_k + p_{k,c}^{\text{HTT}} t_k + x_k \leq \Phi_k^{\text{total}}(P_0, \beta, \tau_k), \forall k \quad (30)$$

$$0 \leq x_k \leq P_k^{\text{max}} t_k \quad (31)$$

$$B_0 \tau_k \text{ lb} \frac{1 + \xi P_{\tau_k}(P_0^{\text{max}})}{\sigma^2} + B_0 t_k \text{ lb} \frac{1 + x_k |g_k|^2}{\sigma^2} \geq C_k^{\text{min}}, \forall k \quad (32)$$

$$\begin{aligned} & B_0 \tau_k \text{ lb} \frac{1 + \xi P_{\tau_k}(P_0^{\text{max}})}{\sigma^2} + B_0 t_k \text{ lb} \frac{1 + x_k |g_k|^2}{t_k \sigma^2} - \\ & Q(p_{k,c}^{\text{Back}} \tau_k + p_{k,c}^{\text{HTT}} t_k + x_k) \geq \theta, \forall k \end{aligned} \quad (33)$$

引理 2 式(28)~式(33)所示的优化问题是一个凸问题。

证明 具体过程见附录 2。

根据引理 2, 可以利用凸优化工具去获得式(28)~式(33)所示优化问题的最优解。为了更好地理解最优参数的特征及降低算法复杂度, 本文利用库恩塔克 (KKT, Karush-Kuhn-Tucker) 条件^[24]来分析优化变量取值, 同时还结合拉格朗日对偶法^[24], 提出了一种迭代算法来获得式(28)~式(33)所示优化问题的最优解。

3.3 迭代算法设计

3.3.1 拉格朗日函数分析

式(28)~式(33)所示优化问题对应的拉格朗日函数为

$$\begin{aligned}
 L(\tau_k, t_k, \tau_0, x_k, \beta, \theta, \lambda_0, \lambda_1, \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{v}, \boldsymbol{\omega}, \boldsymbol{\delta}) = & \\
 \lambda_0(\beta T - \tau_0 - \sum_{k=1}^K \tau_k) + \lambda_1((1-\beta)T - \sum_{k=1}^K t_k) + & \\
 \sum_{k=1}^K \omega_k B_0 \tau_k \text{lb} \frac{1 + \xi P_{\tau_k}(P_0^{\max})}{\sigma^2} + \theta + & \\
 \sum_{k=1}^K \omega_k B_0 t_k \text{lb} \frac{1 + x_k |g_k|^2}{t_k \sigma^2} - \omega_k C_k^{\min} - & \\
 \sum_{k=1}^K \mu_k (p_{k,c}^{\text{Back}} \tau_k + p_{k,c}^{\text{HTT}} t_k + x_k) + \sum_{k=1}^K v_k (P_k^{\max} t_k - x_k) + & \\
 \sum_{k=1}^K \mu_k \frac{(1 - \exp(-a P_0^{\max} |h_k|^2)) E_{\max}}{1 + \exp(-a P_0^{\max} |h_k|^2 + ab)} (\beta T - \tau_k) + & \\
 \sum_{k=1}^K \delta_k B_0 \tau_k \text{lb} \frac{1 + \xi P_{\tau_k}(P_0^{\max})}{\sigma^2} + \sum_{k=1}^K \delta_k B_0 t_k \text{lb} \frac{1 + x_k |g_k|^2}{t_k \sigma^2} - & \\
 \sum_{k=1}^K \delta_k (Q(p_{k,c}^{\text{Back}} \tau_k + p_{k,c}^{\text{HTT}} t_k + x_k) + \theta) & \quad (34)
 \end{aligned}$$

其中, $\lambda_0, \lambda_1, \boldsymbol{\mu}=[\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_K], \boldsymbol{v}=[v_1, v_2, \dots, v_K], \boldsymbol{\omega}=[\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_K]$ 和 $\boldsymbol{\delta}=[\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_K]$ 均表示拉格朗日乘子且为非负实数。

引理 3 拉格朗日函数是关于 $\tau_k, \beta, \theta, \tau_0$ 和 t_k 的线性函数, 且当给定拉格朗日乘子时, 可以得到节点 k 最优发射功率 P_k^* 的闭合表达式, 即

$$P_k^* = \frac{x_k}{t_k} = \frac{B_0 |g_k|^2 (\delta_k + \omega_k) - \sigma^2 (\mu_k + v_k + \delta_k Q) \ln 2}{|g_k|^2 (\mu_k + v_k + \delta_k Q) \ln 2} \quad (35)$$

证明 具体过程见附录 3。

由于拉格朗日函数是关于 $\tau_k, \beta, \theta, \tau_0$ 和 t_k 的线性函数, 因此这些优化变量的最优值总是可以在约束

条件的边界处取得。从式(35)可以看出, P_k^* 随着 $|g_k|^2$ 的增加而增加, 其物理含义如下。为了最大化用户 k 的能效, 当用户 k 到网关的信道条件变好时, 用户 k 应该采用较大的发射功率来传输信息。

为了更好地理解式(28)~式(33)所示优化问题最优解之间的关系, 下面分析其他优化变量的一阶偏导数 (一阶偏导数均已在附录 3 中)。由 $\frac{\partial L}{\partial \theta} = 0$ 和

$\frac{\partial L}{\partial \tau_0} = 0$ 可知, $\sum_{k=1}^K \delta_k = 1$ 和 $\lambda_0 = 0$ 均成立。 $\sum_{k=1}^K \delta_k = 1$ 意味着至少存在一个 δ_k 是非零的, 将以上结果代入 $\frac{\partial L}{\partial \tau_k} = 0$ 可以推断出如下结论: 至少存在一个 k 使

$\mu_k, \delta_k > 0$ 。将 $\sum_{k=1}^K \mu_k > 0$ 和 $\lambda_0 = 0$ 代入 $\frac{\partial L}{\partial \beta} = 0$ 可知 $\lambda_1 > 0$ 必然成立。另一方面, 根据 KKT 定理可知, 式(28)~式(33)所示优化问题的最优解必然满足以下 3 个互补松弛条件, 即

$$\begin{aligned}
 \lambda_1((1-\beta)T - \sum_{k=1}^K t_k) = 0 & \\
 \frac{\mu_k(1 - \exp(-a P_0^{\max} |h_k|^2)) E_{\max}}{1 + \exp(-a P_0^{\max} |h_k|^2 + ab)} (\beta T - \tau_k) - & \\
 \mu_k (p_{k,c}^{\text{Back}} \tau_k + p_{k,c}^{\text{HTT}} t_k + x_k) = 0 & \\
 \delta_k B_0 \tau_k \text{lb} \frac{1 + \xi P_{\tau_k}(P_0^{\max})}{\sigma^2} + \delta_k B_0 t_k \text{lb} \frac{1 + x_k |g_k|^2}{t_k \sigma^2} - & \\
 \delta_k (Q(p_{k,c}^{\text{Back}} \tau_k + p_{k,c}^{\text{HTT}} t_k + x_k) + \theta) = 0 &
 \end{aligned}$$

因此可以得到以下几个结论: 1) $(1-\beta)T = \sum_{k=1}^K t_k^*$ 必然成立, 这意味着为了最大最小用户能效, 在 $(1-\beta)T$

时间全部用于用户到网关的信息传输; 2) 至少存在一个 k 使约束条件式(12)和式(21)等号同时成立, 且式(12)和式(21)等号同时成立的用户 k 将会用完收集到的能量。本文将满足这种条件的用户集合称为 Ψ , 则 η^* 等于集合 Ψ 中用户所能完成能效的最小值。

将结论 1) 和式(35)代入式(28)~式(33)所示的优化问题, 可以得到

$$\max_{\{\tau_k\}, \{t_k\}, \tau_0} \theta \quad (36)$$

$$\text{s.t. } \tau_0 + \sum_{k=1}^K \tau_k + \sum_{k=1}^K t_k \leq T \quad (37)$$

$$p_{k,c}^{\text{Back}} \tau_k + p_{k,c}^{\text{HTT}} t_k + P_{t_k}^* t_k \leq (T - \tau_k - \sum_{k=1}^K t_k) \cdot \frac{(1 - \exp(-aP_0 |h_k|^2)) E_{\max}}{1 + \exp(-aP_0 |h_k|^2 + ab)}, \forall k \quad (38)$$

$$B_0 \tau_k \text{lb} \left(\frac{1 + \xi P_{\tau_k} (P_0^{\max})}{\sigma^2} \right) + B_0 t_k \text{lb} \left(\frac{1 + P_{t_k}^* |g_k|^2}{\sigma^2} \right) \geq C_k^{\min}, \forall k \quad (39)$$

$$B_0 \tau_k \text{lb} \left(\frac{1 + \xi P_{\tau_k} (P_0^{\max})}{\sigma^2} \right) + B_0 t_k \text{lb} \left(\frac{1 + P_{t_k}^* |g_k|^2}{\sigma^2} \right) - Q(p_{k,c}^{\text{Back}} \tau_k + p_{k,c}^{\text{HTT}} t_k + P_{t_k}^* t_k) \geq \theta, \forall k \quad (40)$$

可以看出, 式(36)~式(40)所示的优化问题是一个线性规划问题, 因此可以通过单纯形法^[24]来获得其最优解。

3.3.2 拉格朗日乘子更新

在给定拉格朗日乘子时, 通过 3.3.1 节可以得到优化变量的值, 本节中采用梯度下降法来更新拉格朗日乘子, 具体更新如式(41)~式(46)所示。

$$v_k(i+1) = [v_k(i) - \Delta_0 (P_{t_k}^{\max} t_k - x_k)]^+ \quad (41)$$

$$\lambda_0(i+1) = [\lambda_0(i) - \Delta_1 (\beta T - \tau_0 - \sum_{k=1}^K \tau_k)]^+ \quad (42)$$

$$\lambda_1(i+1) = [\lambda_1(i) - \Delta_2 ((1 - \beta)T - \sum_{k=1}^K t_k)]^+ \quad (43)$$

$$\mu_k(i+1) = [\mu_k(i) - \Delta_3 (\Phi_k^{\text{total}}(P_0^{\max}, \beta, \tau_k) - p_{k,c}^{\text{Back}} \tau_k - p_{k,c}^{\text{HTT}} t_k - x_k)]^+ \quad (44)$$

$$\omega_k(i+1) = [\omega_k(i) - \Delta_4 (C_{\tau_k}^{\text{Back}}(\tau_k, P_0^{\max}) + C_{t_k}^{\text{HTT}}(t_k, P_{t_k}^*) - C_k^{\min})]^+ \quad (45)$$

$$\delta_k(i+1) = [\delta_k(i) - \Delta_5 (C_{\tau_k}^{\text{Back}}(\tau_k, P_0^{\max}) - \theta - Q(p_{k,c}^{\text{Back}} \tau_k + p_{k,c}^{\text{HTT}} t_k + x_k) + C_{t_k}^{\text{HTT}}(t_k, P_{t_k}^*))]^+ \quad (46)$$

其中, i 表示迭代次数, $\{\Delta_n, n=0,1,\dots,5\}$ 表示步长, $[x]^+ = \max\{0, x\}$ 。

结合 3.3.1 节和 3.3.2 节, 本文设计了迭代算法来获得式(28)~式(33)所示优化问题的最优解, 具体步骤如算法 2 所示。

算法 2 求解式(28)~式(33)所示优化问题的迭代算法

步骤 1 初始化拉格朗日乘子。

步骤 2 根据式(35)计算得到 $P_{t_k}^*$ 。

步骤 3 解决式(36)~式(40)所示优化问题获得 $\{\tau_k\}, \{t_k\}, \tau_0, \theta$ 的最优值。

步骤 4 根据 $(1 - \beta^*)T = \sum_{k=1}^K t_k^*$ 求得 β^* 。

步骤 5 根据式(41)~式(46)更新拉格朗日乘子。

步骤 6 判断拉格朗日乘子是否收敛, 如收敛则输出最优解; 否则返回步骤 1。

由于式(18)所示优化问题与式(28)~式(33)所示优化问题等价, 因此算法 2 求解得到的最优解与式(18)所示优化问题的最优解一样。基于此, 算法 1 可以重新描述为如下内容, 如算法 3 所示。

算法 3 用户能效公平性资源分配方法的新描述。

步骤 1 给定任意一个大于 0 的 Q , 利用算法 2 得到式(28)~式(33)所示优化问题的最优解。

步骤 2 将步骤 1 中求解得到的最优解代入式(9)~式(16)所示优化问题的目标函数来更新 $Q^{(0)}$ 。

步骤 3 判断 Q 是否收敛, 如未收敛则令 $Q=Q^{(0)}$ 并重复步骤 1; 反之, 则令 $Q^*=Q^{(0)}$, 且在步骤 1 求解的最优解即为式(9)~式(16)所示优化问题的最优解。

4 仿真分析

本节将通过实验仿真来验证所提迭代算法的有效性; 此外, 还通过与用户总能效最大化的方案比较来证明所提基于最大最小准则的保障用户能效公平性资源分配方法的优势。如无特殊说明, 本节采用如表 1 所示的参数。

表 1 仿真参数描述

| 参数名称 | 取值 |
|--|---------------------------|
| 用户数 K | 3 |
| 专用能量站最大发射功率/W | 3 |
| 整个传输时隙 T /s | 1 |
| 带宽/kHz | 10 |
| 噪声功率/dBm | -80 |
| 用户 k 最小速率约束/ (kbit·s ⁻¹) | 10 |
| 反向散射通信模式时的电路损耗/ μ W | 500 |
| 用户 k 最大发射功率/mW | 10 |
| HTT 模式发送信息的电路损耗/mW | 1 |
| 反射系数 | $\Gamma_0=1, \Gamma_1=-1$ |
| 反向散射通信模块的散射效率 ϵ /dB | -1.1 |

此外, 假设网关与专用能量站的距离为 50 m,

3 个用户距离专用能量站的距离分别是 2 m、1.8 m 和 1.6 m。根据文献[8-12]，采用弗里斯传输公式来

$$\text{模拟信道增益, 即 } |h_k|^2 = \frac{G_p G_h \lambda^2}{(4\pi d_{0,k})^2}, |g_k|^2 = \frac{G_h G_r \lambda^2}{(4\pi d_{1,k})^2},$$

其中, λ 表示波长, G_p 、 G_h 、 G_r 分别表示专用能量站、用户和网关的天线增益; $d_{0,k}$ 和 $d_{1,k}$ 分别表示专用能量站到用户 k 即用户 k 到网关的距离。

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为 6 dBi, 每个用户的天线增益为 1.8 dBi。假设载波频率为 915 MHz。

图 3 描述了本文所提迭代算法 (即算法 1) 所能完成能效与迭代次数的关系曲线。从图 3 中可以看出, 本文所提迭代算法大致经过 3~4 次迭代之后就能收敛到某一个常数, 这一结果验证了算法 1 的快速收敛性。其次, 可以看出, ξ 对迭代算法收敛得到的用户能效 (也成为了最优最大最小能效) 有着重要的影响。对比不同的 ξ , 可以发现最优最大最小能效随着 ξ 的增大而增大。这是因为当给定通信资源环境时, 环境反向散射通信所能完成的信息传输速率随着 ξ 的增加而增加, 从而增加了用户能效。

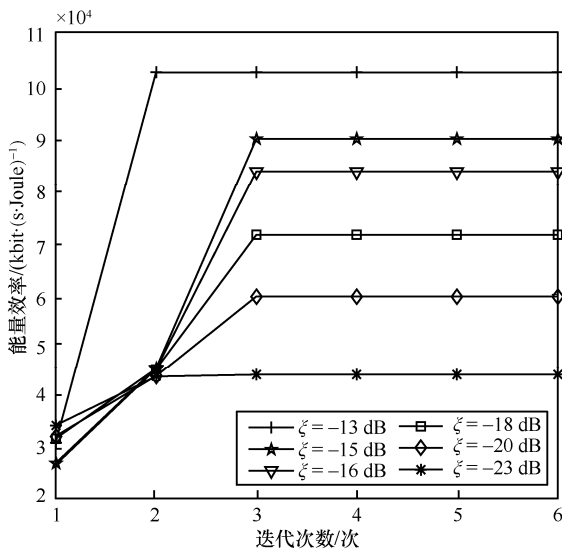


图 3 本文所提迭代算法 1 的收敛结果

图 4 比较了本文所提资源分配方法和 3 种资源分配方法所能完成的最大最小用户能效。3 种资源分配方法分别为反向散射通信模式下最大最小用户能效、HTT 模式下最大最小用户能效、反向散射辅助的无线供能网络下用户速率最大化 (即吞吐量最

大化方案)。从图 4 中可以看出, 无论 ξ 为何值, 本文所提资源分配方法完成的最大最小用户能效均不差于这 3 种资源分配方法, 特别地, 当 $\xi = -20$ dB, 本文所提资源分配方法完成的最大最小用户能效分别是 HTT 模式和吞吐量最大化这 2 种方案的 1.42 倍和 1.92 倍。然而反向散射模式无法达到最小速率的约束, 因此其相应的优化问题无解, 此时将其所能完成的最大最小用户能量人为地设置为 0。理由如下: 相比于反向散射通信模式和 HTT 模式下的最大最小用户能效, 本文所提资源分配方法是适用于反向散射辅助的无线供能网络且可通过自身参数的调整退化为这 2 种传输模式, 也就是说, 这 2 种传输模式是本文所研究资源分配方法的一种特例。此外, 由于反向散射辅助的无线供能网络下用户速率最大化的优化目标并未考虑能效的问题, 因此其所完成的最大最小能效也是低于本文所提资源分配方法。另一方面, 在本文所提资源分配方法中, 反向散射通信模式与 HTT 模式存在权衡关系。具体来说, 当 $\xi \leq -23$ dB 时, 本文所提资源分配方法所完成的最大最小能效与 HTT 模式下最大最小能效相同。虽然反向散射通信的耗能低于 HTT 模式, 但由于较小的 ζ 在很大程度上减少了反向散射通信所能完成的信息速率, 从而使采用反向散射通信模式无法满足最小速率约束, 即无法满足用户的 QoS, 因此本文所提资源分配方法退化为 HTT 模式下的最大最小能效。当 -23 dB $< \xi < -19$ dB, 本文所提资源分配方法使得用户在一个完整的传输时隙中既要工作在反向散射通信模式也要工作在 HTT 模式; 当 $\xi > -19$ dB 时, 本文所提资源分配方法所能完成的最大最小能效与反向散射通信模式下的最大最小能效一致, 这意味着当 ξ 较大时, 所提资源分配方法就退化为反向散射通信模式。这也说明了当反向散射通信的信道容量慢慢逼近香农公式时, 分配通信资源给 HTT 模式将会降低用户能效。通过上述分析可知, 反向散射辅助的无线供能通信网络确实可以同时具有反向散射通信网络和无线供能通信网络的优点, 使其能够在复杂的通信需求中自适应地调节参数来符合人为设定的通信目标。

通过与总能效最大化资源分配方法对比来说明本文所提资源分配方法的优越性, 如图 5 所示。2 种资源分配方法最大的差别在于目标函数, 总能效最大化资源分配方法的目标函数是 K 个用户完成的速率之和与 K 个用户的能耗之和的比值。从图 5

中可以看出,使用本文所提资源分配方法,最好用户和最差用户所能完成的能效差异明显小于总能效最大化资源分配方法。当用户间信道差异较小时,使用本文所提资源分配方法得到的用户平均能效略微低于总能效最大化资源分配方法得到的用户平均能效,但最好用户和最差用户所能完成的能效的差异却明显低于总能效最大化资源分配方法。当用户间信道差异较大时,可以看到使用总能效最大化资源分配方法将会导致最好用户的能效是最差用户能效的 2 倍,然而使用本文所提资源分配方法,最好用户能效是最差用户能效的 1.2 倍左右,这有效地保障了用户间获取资源的公平性。

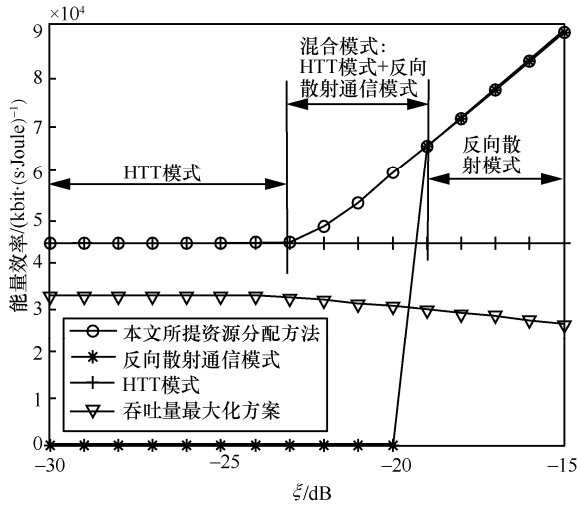


图 4 4 种资源分配方法的性能比较

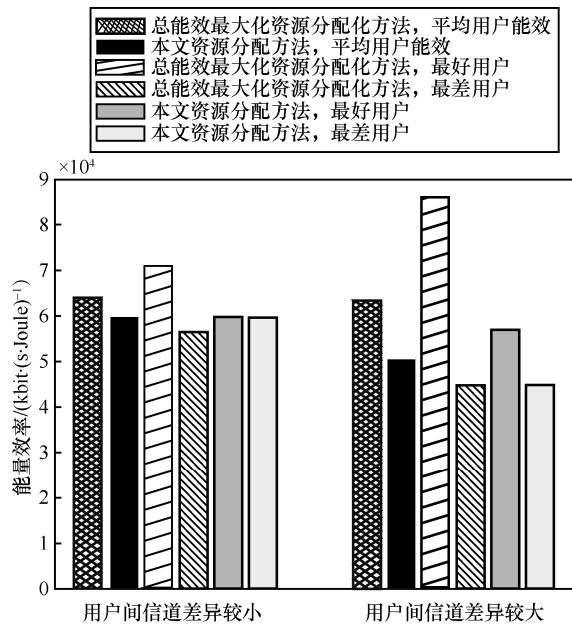


图 5 2 种资源分配方法公平性比较

5 结束语

本文面向反向散射通信辅助的无线供能通信网络提出了一种保障用户能效公平性的资源分配方法。考虑用户最小速率约束及能量因果关系,以最大最小用户能效为优化目标,将优化问题建模为一个时-功两维资源联合优化的混合整数非凸分式规划问题。通过引入广义分式理论、松弛变量、反证法和辅助变量,将其转化为一个等价的凸问题,并设计了一种迭代算法来求解所提资源分配方法的最优参数。最后通过仿真验证以下 3 个结论: 1) 所提迭代算法能够快速收敛到最优值; 2) 所提资源分配方法能够有效保障用户能效的公平性; 3) 在所提资源分配方法中,反向散射通信模式与 HTT 模式存在权衡关系。

附录 1 引理 1 的证明

本文采用反证法来证明引理 1 成立。假设式(19)~式(21)所示优化问题的最优解为 $(\tau_k^*, t_k^*, P_{t_k}^*, P_0^*, \beta^*)$, 该最优解同时满足约束条件式(20)和式(21)及 $P_0^* < P_0^{\max}$, 那么最大的 θ 可通过式(47)计算得到, 即

$$\theta^* = \max \{ C_k^{\text{total}}(\tau_k^*, t_k^*, P_{t_k}^*, P_0^*) - Q E_k^{\text{total}}(\tau_k^*, t_k^*, P_{t_k}^*), k = 1, 2, \dots, K \} \quad (47)$$

构造另一个解 $(\tau_k^+, t_k^+, P_{t_k}^+, P_0^+, \beta^+)$ 且满足 $\tau_k^+ = \tau_k^*$, $t_k^+ = t_k^*$, $P_{t_k}^+ = P_{t_k}^*$, $\beta^+ = \beta^*$ 和 $P_0^+ = P_0^{\max}$, 将其代入式(19)~式(21), 可以发现该解满足所有的约束条件, 因此 $(\tau_k^+, t_k^+, P_{t_k}^+, P_0^+, \beta^+)$ 也在式(19)~式(21)所示优化问题的可行域中。将 $(\tau_k^+, t_k^+, P_{t_k}^+, P_0^+, \beta^+)$ 代入式(19)~式(21)所示优化问题, 目标函数的值可以由式(48)确定, 即

$$\theta^+ = \max \{ C_k^{\text{total}}(\tau_k^+, t_k^+, P_{t_k}^+, P_0^+) - Q E_k^{\text{total}}(\tau_k^+, t_k^+, P_{t_k}^+), k = 1, 2, \dots, K \} \quad (48)$$

原假设: 由于 $(\tau_k^*, t_k^*, P_{t_k}^*, P_0^*, \beta^*)$ 是最优解, 因此 $\theta^+ > \theta^*$ 必然成立。

因为等式 $\tau_k^+ = \tau_k^*$, $t_k^+ = t_k^*$ 和 $P_{t_k}^+ = P_{t_k}^*$ 成立, 所以 $E_k^{\text{total}}(\tau_k^+, t_k^+, P_{t_k}^+) = E_k^{\text{total}}(\tau_k^*, t_k^*, P_{t_k}^*)$ 也成立。根据式(6)可知, $C_k^{\text{total}}(\tau_k, t_k, P_{t_k}, P_0)$ 是关于 P_0 单调递增的函数。因为 $P_0^+ = P_0^{\max} > P_0^*$, 所以不等式 $C_k^{\text{total}}(\tau_k^+, t_k^+, P_{t_k}^+, P_0^+) > C_k^{\text{total}}(\tau_k^*, t_k^*, P_{t_k}^*, P_0^*)$ 成立。通过上述分析不难发现, 对于任意 k 值, 不等式(49)均成立。结合式(47)和式(48)不难知道, $\theta^+ > \theta^*$ 也成立, 这明显与原假设相违背, 所以 $P_0^* = P_0^{\max}$ 成立。

$$C_k^{\text{total}}(\tau_k^+, t_k^+, P_{t_k}^+, P_0^+) - Q E_k^{\text{total}}(\tau_k^+, t_k^+, P_{t_k}^+) > C_k^{\text{total}}(\tau_k^*, t_k^*, P_{t_k}^*, P_0^*) - Q E_k^{\text{total}}(\tau_k^*, t_k^*, P_{t_k}^*) \quad (49)$$

综上，引理1得证。证毕。

附录2 引理2的证明

在式(28)~式(33)所示的优化问题中，目标函数、约束条件式(29)~式(31)是线性的，因此只需要证明约束条件式(32)和式(33)是凸约束。在式(32)和式(33)中， $B_0 \tau_k \ln\left(\frac{1 + \xi P_{\tau_k}(P_0)}{\sigma^2}\right)$ 和 $p_{k,c}^{\text{Back}} \tau_k + p_{k,c}^{\text{HTT}} t_k + x_k$ 是线性的，因此式(28)~式(33)所示优化问题是凸约束的充要条件是 $t_k \ln\left(\frac{1 + x_k |g_k|^2}{t_k \sigma^2}\right)$ 的黑塞矩阵是半负定矩阵。构建函数 $f = t_k \ln\left(\frac{1 + x_k |g_k|^2}{t_k \sigma^2}\right)$ 并将其黑塞矩阵表示为

$$\nabla f^2 = \begin{bmatrix} \frac{t_k |g_k|^4}{\sigma^4 \ln 2} \left(t_k + \frac{x_k |g_k|^2}{\sigma^2}\right)^{-2} & \frac{x_k |g_k|^4}{\sigma^4 \ln 2} \left(t_k + \frac{|g_k|^2 x_k}{\sigma^2}\right)^{-2} \\ \frac{x_k |g_k|^4}{\sigma^4 \ln 2} \left(t_k + \frac{|g_k|^2 x_k}{\sigma^2}\right)^{-2} & -\frac{x_k^2 |g_k|^4}{t_k \sigma^4 \ln 2} \left(t_k + \frac{x_k |g_k|^2}{\sigma^2}\right)^{-2} \end{bmatrix} \quad (50)$$

式(50)所示的黑塞矩阵的一阶行列式小于0，二阶行列式等于0，因此黑塞矩阵为半负定矩阵。所以约束条件式(32)和式(33)均是凸约束。

综上，引理2得证。证毕。

附录3 引理3的证明

对式(34)中每一个优化变量求偏导可以得到

$$\frac{\partial L}{\partial \tau_k} = \omega_k B_0 \ln\left(\frac{1 + \xi P_{\tau_k}(P_0^{\max})}{\sigma^2}\right) - \lambda_0 + \delta_k (B_0 \ln\left(\frac{1 + \xi P_{\tau_k}(P_0^{\max})}{\sigma^2}\right) - Q p_{k,c}^{\text{Back}}) - \mu_k \left(\frac{(1 - \exp(-a P_0^{\max} |h_k|^2)) E_{\max}}{1 + \exp(-a P_0^{\max} |h_k|^2 + ab)} + p_{k,c}^{\text{Back}}\right) \quad (51)$$

$$\frac{\partial L}{\partial \beta} = \sum_{k=1}^K \frac{\mu_k (1 - \exp(-a P_0^{\max} |h_k|^2)) E_{\max}}{1 + \exp(-a P_0^{\max} |h_k|^2 + ab)} T + \lambda_0 T - \lambda_1 T \quad (52)$$

$$\frac{\partial L}{\partial x_k} = \frac{B_0 t_k |g_k|^2 (\delta_k + \omega_k)}{(t_k \sigma^2 + x_k |g_k|^2) \ln 2} - \mu_k - \nu_k - \delta_k Q \quad (53)$$

$$\frac{\partial L}{\partial \theta} = 1 - \sum_{k=1}^K \delta_k, \quad \frac{\partial L}{\partial \tau_0} = -\lambda_0 \quad (54)$$

$$\frac{\partial L}{\partial t_k} = \nu_k P_k^{\max} + \omega_k B_0 \ln\left(\frac{1 + x_k |g_k|^2}{t_k \sigma^2}\right) - \frac{\omega_k B_0 x_k |g_k|^2}{(t_k \sigma^2 + x_k |g_k|^2) \ln 2} - \lambda_1 - \mu_k p_{k,c}^{\text{HTT}} + \delta_k B_0 \ln\left(\frac{1 + x_k |g_k|^2}{t_k \sigma^2}\right) - \delta_k Q p_{k,c}^{\text{HTT}} - \frac{\delta_k B_0 x_k |g_k|^2}{(t_k \sigma^2 + x_k |g_k|^2) \ln 2} \quad (55)$$

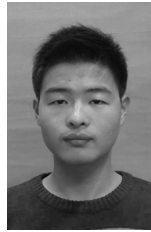
根据 KKT 条件可知，式(28)~式(33)所示优化问题得到最优解时，拉格朗日方程的所有一阶偏导数即式(51)~式(55)均等于0。根据 $\frac{\partial L}{\partial x_k} = 0$ 可以得到式(35)。将式(35)代入式(55)，可以得到 $\frac{\partial L}{\partial t_k}$ 与 t_k 无关。根据式(51)、式(52)、式(54)及 $\frac{\partial L}{\partial t_k}$ 与 t_k 无关这一结论可知，拉格朗日函数是关于 τ_k 、 β 、 θ 、 τ_0 和 t_k 的线性函数。引理3得证。证毕。

参考文献：

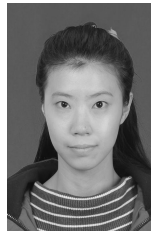
- [1] 张平, 牛凯, 田辉, 等. 6G 移动通信技术展望[J]. 通信学报, 2019, 40(1): 141-148.
ZHANG P, NIU K, TIAN H, et al. Technology prospect of 6G mobile communications[J]. Journal on Communications, 2019;40(1):141-148.
- [2] ZHANG L, LIANG Y, NIYATO D. 6G visions: mobile ultra-broadband, super Internet-of-things, and artificial intelligence[J]. China Communications, 2019, 16(8): 1-14.
- [3] CHOI K W, GINTING L, AZIZ A A, et al. Toward realization of long-range wireless-powered sensor networks[J]. IEEE Wireless Communications, 2019, 26(4): 184-192.
- [4] 徐勇军, 胡圆, 李国权, 等. 异构携能通信网络稳健资源分配算法[J]. 通信学报, 2019, 40(7): 186-196.
XU Y J, HU Y, LI G Q, et al. Robust resource allocation algorithm for heterogeneous wireless network with SWIPT[J]. Journal on Communications, 2019, 40(7): 186-196.
- [5] 王公仆, 熊轲, 刘铭, 等. 反向散射通信技术与物联网[J]. 物联网学报, 2017, 1(1): 67-75
WANG G P, XIONG K, LIU M, et al. Backscatter communication technology and Internet of things[J]. Chinese Journal on Internet of Things, 2017, 1(1): 67-75.
- [6] YE Y, SHI L, HU R, et al. Energy-efficient resource allocation for wirelessly powered backscatter communications[J]. IEEE Communications Letters, 2019, 23(8): 1418-1422.
- [7] HUYNH N V, HOANG D T, LU X, et al. Ambient backscatter communications: a contemporary survey[J]. IEEE Communications Surveys Tutorials, 2018, 20(4): 2889-2922.
- [8] HOANG D T, NIYATO D, WANG P, et al. Ambient backscatter: a new approach to improve network performance for RF-powered Cognitive Radio Networks[J]. IEEE Transactions on Communications, 2017, 65(9): 3659-3674.
- [9] 谢天怡, 吕斌, 杨真真. 反向散射通信辅助的认知无线能量通信网络的时间分配研究[J]. 信号处理, 2018, 34(1): 98-106.
XIE T Y, LYU B, YANG Z Z. Time allocation optimization in backscatter assisted cognitive wireless powered communication networks[J]. Journal of Signal Processing, 2018, 34(1): 98-106.
- [10] HOANG D T, NIYATO D, WANG P, et al. Optimal time sharing in RF-powered backscatter cognitive radio networks[C]//2017 IEEE International Conference on Communications. Piscataway: IEEE Press, 2017: 1-6.

- [11] LYU B, GUO H, YANG Z, et al. Throughput maximization for hybrid backscatter assisted cognitive wireless powered radio networks[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2018, 5(3): 2015-2024.
- [12] KIM S H, KIM D I. Hybrid backscatter communication for wireless-powered heterogeneous networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2017, 16(10): 6557-6570.
- [13] LU X, JIANG H, NIYATO D, et al. Wireless-powered device-to-device communications with ambient backscattering: performance modeling and analysis[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2018, 17(3): 1528-1544.
- [14] LU X, LI G, JIANG H, et al. Performance analysis of wireless-powered relaying with ambient backscattering[C]/2018 IEEE International Conference on Communications. Piscataway: IEEE Press, 2018: 1-6.
- [15] KISHORE R, GURUGOPINATH S, SOFOTASIOS P C, et al. Opportunistic ambient backscatter communication in RF-powered cognitive radio networks[J]. IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking, 2019, 5(2): 413-426.
- [16] POULLIE P, BOCEK T, STILLER B. A survey of the state-of-the-art in fair multi-resource allocations for data centers[J]. IEEE Transactions on Network and Service Management, 2018, 15(1): 169-183.
- [17] VALENTA C R, DURGIN G D. Harvesting wireless power: survey of energy-harvester conversion efficiency in far-field, wireless power transfer systems[J]. IEEE Microwave Magazine, 2014, 15(4): 108-120.
- [18] BOSHKOVSKA E, NG D W K, ZLATANOV N, et al. Practical non-linear energy harvesting model and resource allocation for SWIPT systems[J]. IEEE Communications Letters, 2015, 19(12): 2082-2085.
- [19] ISMAIL M, ZHUANG W, SERPEDIN E, et al. A survey on green mobile networking: from the perspectives of network operators and mobile users[J]. IEEE Communications Surveys Tutorials, 2015, 17(3): 1535-1556.
- [20] YANG H, YE Y, CHU X. Max-min energy-efficient resource allocation for wireless powered backscatter networks[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2020, 9(5): 688-692.
- [21] JIA Y, ZHAO M, ZHOU W. Joint user association and eCIC for max-min fairness in hetnets[J]. IEEE Communications Letters, 2016, 20(3): 546-549.
- [22] ZHENG L, CAI D W H, TAN C W. Max-min fairness rate control in wireless networks: optimality and algorithms by perron-frobenius theory[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2018, 17(1): 127-140.
- [23] DINKELBACH. On nonlinear fractional programming[J]. Manage, 1967, 13(7): 492-498.
- [24] BOYD S, VANDENBERGHE L. Convex optimization[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2004.

[作者简介]



叶迎晖（1991- ），男，浙江丽水人，博士，西安邮电大学副教授，主要研究方向为携能通信和边缘计算。



施丽琴（1993- ），女，安徽铜陵人，博士，西安邮电大学副教授，主要研究方向为边缘计算和无线供能网络。



卢光跃（1971- ），男，河南南阳人，博士，西安邮电大学教授、博士生导师，主要研究方向为认知无线电、携能通信和边缘计算等。