# 多标签无线供电反向散射通信网络能效优化算法

徐勇军<sup>\*①②</sup>杨浩克<sup>①</sup>李国军<sup>③</sup>陈前斌<sup>①</sup> <sup>①</sup>(重庆邮电大学通信与信息工程学院重庆 400065) <sup>②</sup>(重庆金美通信有限责任公司 重庆 400030) <sup>③</sup>(超视距可信信息传输研究所 重庆 400065)

摘要:为了提高物联网(IoT)节点的运行周期和能量利用率,该文提出一种多标签无线供电反向散射通信网络能效最大化资源分配算法。考虑传输速率约束、能量收集约束以及发射功率约束,建立了基于系统能效最大化的资源分配模型。利用Dinkelbach理论、2次变换以及变量替换法,将原分式非凸问题转化为可求解的凸优化问题。通过拉格朗日对偶理论求得优化问题的全局最优解。仿真结果表明,该算法具有较好的收敛性和能效。
 关键词:无线供电通信;反向散射通信;资源分配;能效优化
 中图分类号:TN929.5
 文献标识码:A
 文章编号:1009-5896(2022)10-3492-07
 DOI: 10.11999/JEIT210772

# Energy-efficient Optimization Algorithm in Multi-tag Wireless-powered Backscatter Communication Networks

XU Yongjun<sup>1)2</sup> YANG Haoke<sup>1)</sup> LI Guojun<sup>3)</sup> CHEN Qianbin<sup>1)</sup>

 ${}^{(1)}(School \ of \ Communication \ and \ Information \ Engineering, \ Chongqing \ University \ of \ Posts$ 

and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

<sup>(2)</sup>(Chongqing Jinmei Communication Co. Ltd., Chongqing 400030, China)

<sup>(3)</sup>(Laboratory of Beyond LOS Reliable Information Transmission, Chongqing 400065, China)

Abstract: To improve the operation cycle and energy utilization of Internet of Things (IoT) nodes, an energyefficient maximization resource allocation algorithm is proposed for a multi-tag wireless-powered backscatter communication network. Specifically, a resource allocation model is developed to maximize the system energy efficiency under the transmission rate constraints, energy harvesting constraints, and transmit power constraints. The original fractional non-convex problem is transformed into a solvable convex optimization problem by using Dinkelbach's theory, a quadratic transformation method, and the variable substitution method. The globally optimal solutions of the considered problem are obtained by using Lagrange dual theory. Simulation results show that the proposed algorithm has better convergence and energy efficiency.

**Key words**: Wireless-powered communication; Backscatter communication; Resource allocation; Energy efficiency optimization

# 1 引言

随着通信技术的飞速发展以及无线设备的迅猛

收稿日期: 2021-08-02; 改回日期: 2022-03-04; 网络出版: 2022-03-18 \*通信作者: 徐勇军 xuyj@cqupt.edu.cn 增长,大量传感器节点或终端设备将会接入到物联 网中,如何维持节点的传输效率和解决无线供能将 会成为制约物联网大规模部署的关键问题。近年 来,学者提出了反向散射通信这一技术用来解决上 述问题<sup>[1]</sup>。反向散射通信通过反向散射设备反射和 调制入射的射频波以此进行数据传输,因此,反向 散射设备不需要产生主动射频信号以及进行模数转 换,从而减小了能量消耗<sup>[2]</sup>。

资源分配技术通过对发射功率、传输时间以及 载波分配等因子进行动态的调整,实现对无线通信 资源的合理调度,从而使得系统性能最优,同时满 足每个用户的服务质量<sup>[3,4]</sup>。目前,对反向散射通

基金项目:国家自然科学基金(61601071,62071078),国家自然科学基金重点项目(U21A20448),国家重点研发计划(2019YFC1511300), 重庆市自然科学基金面上项目(cstc2019jcyj-xfkxX0002)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61601071, 62071078), The Key Program of the National Natural Science Foundation of China (U21A20448), The National Key Research and Development Program (2019YFC1511300), The Natural Science Foundation of Chongqing (cstc2019jcyj-xfkxX0002)

信的研究已取得了许多有价值的成果[5-13]。文献[5] 通过联合优化时间分配和功率分配比,最大化数据 传输速率。文献[6]考虑在发射功率约束和传输时间 的约束下,通过优化时间分配和波束成形向量,提 出了基于块坐标下降法的吞吐量最大化算法。文献[7] 考虑反向散射通信网络场景,联合优化反向散射设 备的传输时间和功率反射系数,提出了基于连续凸 近似的次优迭代算法。文献[8]针对认知反向散射通 信网络场景,在保证主系统最低速率的需求下,使 得反向散射设备的吞吐量最大化。文献[9]通过联合 优化时间调度、功率分配和能量波束向量最大化系 统加权和速率。文献[10]提出了一种时间分配和反 射系数选择的策略以最大化系统的吞吐量。文献[5-10] 主要集中在对系统传输速率的研究,忽略了能耗问 题,并且大部分交替迭代算法只能获得次优解。为 了实现传输速率与系统能耗之间的平衡关系, 文献[11.12] 研究了无线供电反向散射通信网络能效优化问题, 但单标签场景过于理想。文献[13]将上述问题拓展 到多用户系统,然而没有考虑时间分配,无法满足 5G差异化业务需求。

为了解决上述问题,本文针对多标签无线供电 反向散射通信网络,研究系统能效最大化的最优功 率分配、反射系数及能量收集时间求解问题,主要 贡献如下:

(1)建立了多标签无线供电反向散射通信网络 系统模型。在传输速率约束、能量收集约束、反射 系数约束、发射功率约束以及传输时间的约束下, 通过对发射功率、反射系数和传输时间的联合优 化,提出了多变量耦合的非凸分式能效最大化资源 分配问题。

(2)为求解上述非凸问题,利用Dinkelbach方 法将原问题转化为函数相减的形式;然后利用2次 变换方法和变量替换法,将上述问题进一步转化为 凸优化问题;最后,通过拉格朗日对偶原理求得全 局最优解。

(3) 仿真结果表明,与现有算法对比,所提算 法具有较好的收敛性和能效。

### 2 系统模型

本文考虑由1个基站、*K*个标签和1个网关组成 的无线供电反向散射通信网络,如图1所示。基站、 标签及网关都配备单天线,所有标签具有反向散射 电路模块,标签集合定义为 $\forall k \in \mathcal{K} = \{1, 2, \dots, K\}$ 。 在时隙*T*内,基站通过时分多址接入方式给每个标 签传输信息,每个标签的传输时间为 $\tau_k$ 且满足  $\sum_{k=1}^{K} \tau_k \leq T, \tau_k \geq 0, \forall k$ 。在传输时间 $\tau_k$ 内,标签 通过天线阻抗将接收到的信号分成两部分,一部分 反射到网关,另一部分用于标签的自身供能<sup>[14]</sup>;反 射信号通过反射信道与网关建立联系,收集的能量 信号用于标签自身的供电。假设所有信道满足块衰 落信道,即在一个小的时间帧内保持不变,在整个 时间过程是时变。

假设基站到标签*k*的信道增益定义为*h<sub>k</sub>*,那么标签*k*的接收信号可以描述为

$$y_k(\tau_k) = \sqrt{P_k h_k} s_k(\tau_k) + n_k \tag{1}$$

其中,  $P_k$ 表示基站发送给标签k的发射功率;  $s_k(\tau_k)$ 表示在时隙 $\tau_k$ 基站发送给标签k的信号,且满 足 $\mathbb{E}\{|s_k(\tau_k)|^2\} = 1; n_k \sim CN(0, \sigma_k^2)$ 表示标签k处服 从均值为零方差为 $\sigma_k^2$ 的加性高斯白噪声。因此,此 时网关的接收信号为

 $y_k^{\text{R}}(\tau_k) = \sqrt{\alpha_k g_k} y_k(\tau_k) c_k(\tau_k) + \sqrt{P_k h s_k(\tau_k)} + n$  (2) 其中,  $\alpha_k$ 表示标签k的反射系数;  $g_k$ 表示标签k到网 关的信道增益;  $c_k(\tau_k)$ 表示标签k自身的反射信号, 且满足 $\mathbb{E}\{|c_k(\tau_k)|^2\} = 1; n \sim C\mathcal{N}(0, \sigma^2)$ 表示网关处 服从均值为零方差为 $\sigma^2$ 的加性高斯白噪声; h表示



基站到网关的信道增益。从而标签k传输时, 网关接收到的信噪比为 $\gamma_k^{\text{R}} = \frac{\alpha_k g_k h_k P_k}{\alpha_k g_k \sigma_k^2 + P_k h + \sigma^2}$ 。其中,分母的第1项为标签自身噪声干扰影响,因为该噪声非常小,在现有文献中经常被忽略<sup>[5-8]</sup>。因此,网关信噪比可以重新表示为

$$\bar{\gamma}_k^{\rm R} = \frac{\alpha_k g_k h_k P_k}{P_k h + \sigma^2} \tag{3}$$

因此网关的瞬时速率为 $R_k^{\mathrm{R}} = \log_2(1 + \bar{\gamma}_k^{\mathrm{R}})$ 。

系统的总能耗为

$$E^{\text{total}} = \sum_{k=1}^{K} \tau_k [P_k + E_k^{\text{C}} - (1 - \alpha_k)\eta_k P_k h_k] \qquad (4)$$

其中, $E_k^{\text{C}}$ 表示标签k的电路功耗; $\eta_k \in [0,1]$ 表示标 签k的能量转换因子。

考虑在传输速率约束、能量收集约束以及传输 时间约束下,建立了能效最大化资源分配问题为

$$\begin{array}{c}
\sum_{\substack{k=1\\\alpha_{k},\tau_{k},P_{k}}}^{K} \tau_{k}R_{k}^{\mathrm{R}} \\
\underset{\alpha_{k},\tau_{k},P_{k}}{\max} \quad \frac{\sum_{\substack{k=1\\E^{\mathrm{total}}}}^{K} \tau_{k}R_{k}^{\mathrm{R},\mathrm{min}} \\
\text{s.t. } \mathrm{C1}: R_{k}^{\mathrm{R}} \geq R_{k}^{\mathrm{R},\mathrm{min}} \\
\mathrm{C2}: (1-\alpha_{k})\eta_{k}P_{k}h_{k} \geq E_{k}^{\mathrm{C},\mathrm{min}} \\
\mathrm{C3}: 0 \leq \alpha_{k} \leq 1 \\
\mathrm{C4}: \sum_{\substack{k=1\\k=1}}^{K} P_{k} \leq P_{\mathrm{max}}, P_{k} \geq 0 \\
\mathrm{C5}: \sum_{\substack{k=1\\k=1}}^{K} \tau_{k} \leq T, \tau_{k} \geq 0
\end{array}$$

$$(5)$$

其中, C1表示最小瞬时速率约束,  $R_k^{\text{R,min}}$ 表示最小 速率门限; C2表示标签k收集的能量大于其消耗的 能量,  $E_k^{\text{C,min}}$ 为最小能量收集门限; C3表示反射系 数 $\alpha_k$ 约束; C4表示发射功率约束,  $P_{\text{max}}$ 表示基站的 最大发射功率门限; C5表示传输时间约束。式(5) 为多变量耦合的分式非凸规划问题, 难以求解。

### 3 最优资源分配算法

基于Dinkelbach方法<sup>[15]</sup>,目标函数可以转化为

$$f(\eta_{\rm EE}) = \bar{R}^{\rm total} - \eta_{\rm EE} E^{\rm total} \tag{6}$$

其中,  $\eta_{\text{EE}} \ge 0$ 是辅助变量;  $\bar{R}^{\text{total}} = \sum_{k=1}^{K} \tau_k R_k^{\text{R}}$ 。 当 $\eta_{\text{EE}}$ 趋近于无穷大时,  $f(\eta_{\text{EE}}) < 0$ 成立, 否则  $f(\eta_{\text{EE}}) \ge 0$ 。因此,  $f(\eta_{\text{EE}})$ 是关于 $\eta_{\text{EE}}$ 的严格递减的 凸函数。当 $\tau_k^*$ ,  $\alpha_k^*$ ,  $P_k^*$ 为最优解时

因此,式(5)可以重新表述为

$$\max_{\alpha_k,\tau_k,P_k} \sum_{k=1}^{K} \left\{ \tau_k \{ \log_2 \left( 1 + \frac{\alpha_k g_k h_k P_k}{P_k h + \sigma^2} \right) - \eta_{\text{EE}} [P_k + E_k^{\text{C}} - (1 - \alpha_k) \eta_k P_k h_k] \} \right\}$$

$$\text{s.t.C1} \sim \text{C5}$$

$$(8)$$

由式(8)可知,传输时间τ<sub>k</sub>仅与约束条件C5有 关。因此,首先求出传输时间τ<sub>k</sub>的最优解,然后通 过2次变换以及变量替换方法将非凸问题转化为凸 优化问题,最后使用拉格朗日对偶理论进行求解。

#### 3.1 求解最优传输时间 $\tau_k^*$

根据式(8)分解出关于传输时间<sub>7k</sub>的子问题为

$$\max_{\tau_{k}} \sum_{k=1}^{K} \left\{ \tau_{k} \{ \log_{2}(1 + \frac{\alpha_{k}g_{k}h_{k}P_{k}}{P_{k}h + \sigma^{2}}) - \eta_{\text{EE}}[P_{k} + E_{k}^{\text{C}} - (1 - \alpha_{k})\eta_{k}P_{k}h_{k}] \} \right\}$$
(9)  
s.t.C5 : 
$$\sum_{k=1}^{K} \tau_{k} \leq T, \tau_{k} \geq 0$$

显然,式(9)为线性规划问题,可以通过线性规划求解方法求出最优的传输时间*τ*<sub>k</sub>。

#### 3.2 求解最优发射功率 $P_k^*$

根据变量替换方法,定义 $\beta_k = \alpha_k P_k$ ,式(8)可以重新表示为

$$\max_{\beta_{k},P_{k}} \sum_{k=1}^{K} \left\{ \tau_{k} \left[ \log_{2} \left( 1 + \frac{\beta_{k}g_{k}h_{k}}{P_{k}h + \sigma^{2}} \right) - \eta_{\text{EE}} \left( P_{k} + E_{k}^{\text{C}} - P_{k}h_{k}\eta_{k} + \beta_{k}h_{k}\eta_{k} \right) \right] \right\}$$
s.t.  $\bar{\text{C}}1 : \beta_{k}g_{k}h_{k} \ge \left(2^{R_{k}^{\text{R,min}}} - 1\right)\left(P_{k}h + \sigma^{2}\right)$ 
 $\bar{\text{C}}2 : h_{k}\eta_{k}\left(P_{k} - \beta_{k}\right) \ge E_{k}^{\text{C,min}}$ 
 $\bar{\text{C}}3 : 0 \le \beta_{k} \le P_{k}$ 
 $\bar{\text{C}}4 : \sum_{k=1}^{K} P_{k} \le P_{\text{max}}, P_{k} \ge 0$ 

$$(10)$$

由于目标函数是非凸的,式(10)仍为非凸优化 问题,难以求得最优解。根据2次变换方法<sup>[16,17]</sup>, 式(10)可以重新描述为

$$\max_{\substack{\beta_k, P_k, x_k \\ \beta_k, P_k, x_k}} \sum_{k=1}^{K} \left\{ \tau_k [f_k(\beta_k, P_k, x_k) \\ -\eta_{\text{EE}}(P_k + E_k^{\text{C}} - P_k h_k \eta_k + \beta_k h_k \eta_k)] \right\}$$
(11)
s.t.  $\bar{\text{C}}1 \sim \bar{\text{C}}4$ 

其中,  $x_k$ 是辅助变量;  $f_k(\beta_k, P_k, x_k) = \log_2[1 + 2x_k]$  $\sqrt{\beta_k g_k h_k} - x_k^2 (P_k h + \sigma^2)]$ 。 $x_k$ 的最优值 $x_k^* = \frac{2\sqrt{\beta_k g_k h_k}}{P_k h + \sigma^2}$ 。 因此,式(11)可以重新表示为

$$\max_{\beta_k, P_k} \sum_{k=1}^{K} \left\{ \tau_k [f_k(\beta_k, P_k, x_k^*) - \eta_{\text{EE}}(P_k + E_k^{\text{C}} - P_k h_k \eta_k + \beta_k h_k \eta_k)] \right\}$$
(12)  
s.t.  $\bar{\text{C1}} \sim \bar{\text{C4}}$ 

式(12)为凸优化问题,可以通过拉格朗日对偶理论 对其进行求解。定义 $Y_k = \{\beta_k, P_k, \mu_k, \omega_k, \varepsilon_k, \nu\},$ 式(12) 的拉格朗日函数为

$$L(Y_{k}) = \sum_{k=1}^{K} \tau_{k} [f_{k}(\beta_{k}, P_{k}, x_{k}^{*}) - \eta_{\text{EE}}(P_{k} + E_{k}^{\text{C}} - P_{k}h_{k}\eta_{k} + \beta_{k}h_{k}\eta_{k})] + \sum_{k=1}^{K} \varepsilon_{k}(P_{k} - \beta_{k}) + \nu \left(P_{\max} - \sum_{k=1}^{K} P_{k}\right) + \sum_{k=1}^{K} \mu_{k} [\beta_{k}g_{k}h_{k} - (2^{R_{k}^{\text{R,\min}}} - 1)(P_{k}h + \sigma^{2})] + \sum_{k=1}^{K} \omega_{k} [h_{k}\eta_{k}(P_{k} - \beta_{k}) - E_{k}^{\text{C,\min}}]$$
(13)

其中, $\mu_k, \omega_k, \varepsilon_k, \nu$ 表示非负的拉格朗日乘子。式(13) 可以重新表示为

$$L(Y_k) = \sum_{k=1}^{K} L_k(Y_k) + \nu P_{\max}$$
(14)

其中

$$L_{k}(Y_{k}) = \tau_{k}[f_{k}(\beta_{k}, P_{k}, x_{k}^{*}) - \eta_{\mathrm{EE}}(P_{k} + E_{k}^{\mathrm{C}} - P_{k}h_{k}\eta_{k} + \beta_{k}h_{k}\eta_{k})] + \varepsilon_{k}(P_{k} - \beta_{k}) - \nu P_{k} + \mu_{k}[\beta_{k}g_{k}h_{k} - (2^{R_{k}^{\mathrm{R,min}}} - 1)(P_{k}h + \sigma^{2})] + \omega_{k}[h_{k}\eta_{k}(P_{k} - \beta_{k}) - E_{k}^{\mathrm{C,min}}]$$
(15)

对于给定的能效 $\eta_{\text{EE}}$ ,式(14)的对偶问题为

$$\left. \begin{array}{l} \min_{\mu_k,\omega_k,\varepsilon_k,\nu} D(\mu_k,\omega_k,\varepsilon_k,\nu) \\ \text{s.t. } \mu_k \ge 0, \omega_k \ge 0, \varepsilon_k \ge 0, \nu \ge 0 \end{array} \right\}$$
(16)

其中,对偶函数为

$$D(\mu_k, \omega_k, \varepsilon_k, \nu) = \max_{\beta_k, P_k} L(Y_k)$$
(17)

根据卡罗需-库恩-塔克(Karush-Kuhn-Tucker, KKT)条件<sup>[18]</sup>,可以得到如式(18)和式(19)的闭式解

$$P_{k}^{*} = \left[\frac{\tau_{k}}{\ln 2[\nu + \mu_{k}h(2^{R_{k}^{\text{R,min}}} - 1) - \varepsilon_{k} - \omega_{k}h_{k}\eta_{k} + \tau_{k}\eta_{\text{EE}} - \tau_{k}\eta_{\text{EE}}h_{k}\eta_{k}]} + \frac{1 + 2\sqrt{\beta_{k}g_{k}h_{k}}}{x_{k}^{*}h} - \frac{\sigma^{2}}{h}\right]^{+}$$
(18)  
$$\beta_{k}^{*} = \left[\frac{\tau_{k}}{\ln 2(\eta_{\text{EE}}h_{k} + \omega_{k}\eta_{k}h_{k} + \varepsilon_{k} - \mu_{k})} + \frac{x_{k}^{*}(P_{k}h + \sigma^{2}) - 1}{2\sqrt{g_{k}h_{k}}}\right]^{+}$$
(19)

其中, [x]<sup>+</sup> = max(0,x)。基于梯度下降方法, 拉格 朗日乘子更新表达式为

$$\mu_k^{l+1} = \left[\mu_k^l - \Delta\mu_k \times \frac{\partial L_k(Y_k)}{\partial\mu_k}\right]^+ \tag{20}$$

$$\omega_k^{l+1} = \left[\omega_k^l - \Delta\omega_k \times \frac{\partial L_k(Y_k)}{\partial\omega_k}\right]^+ \tag{21}$$

$$\varepsilon_k^{l+1} = \left[\varepsilon_k^l - \Delta \varepsilon_k \times \frac{\partial L_k(Y_k)}{\partial \varepsilon_k}\right]^+ \tag{22}$$

$$\nu^{l+1} = \left[\nu^l - \Delta\nu \times \frac{\partial L_k(Y_k)}{\partial\nu}\right]^+ \tag{23}$$

其中,  $\partial L_k(Y_k)/\partial \omega_k = h_k \eta_k (P_k - \beta_k) - E_k^{C,min}$ ,  $\partial L_k(Y_k)/\partial \nu = -P_k$ ,  $\partial L_k(Y_k)/\partial \varepsilon_k = P_k - \beta_k$ ,  $\partial L_k(Y_k)/\partial \mu_k = \beta_k g_k h_k - (2^{R_k^{R,min}} - 1)(P_k h + \sigma^2)$ , l表示迭代次数,  $\Delta \mu_k$ ,  $\Delta \omega_k$ ,  $\Delta \varepsilon_k$ ,  $\Delta \nu$ 为大于0的迭 代步长。根据 $P_k^* = \beta_k^*$ 的关系,可以计算出最优的反 射系数 $\alpha_k^* = \beta_k^*/P_k^*$ 。因此,基于迭代的能效最大 化资源分配算法如表1所示。

#### 3.3 复杂度分析

假设外层能效和内层拉格朗日法的最大迭代次 数分别为*T*<sub>max</sub>和*L*<sub>max</sub>。根据梯度下降法,更新μ<sub>k</sub>,  $\omega_k, \varepsilon_k, \nu$ 需要 $\mathcal{O}(K)$ 和 $\mathcal{O}(1)$ 次运算,拉格朗日乘子更 新的计算复杂度为 $\mathcal{O}(K+1)$ 。内层迭代次数 $L_{\text{max}}$ 是  $\mathcal{O}((K+1)L_{\text{max}})$ 的多项式函数;外循环使用Dinkelbach方法求解能效的计算复杂度是 $\mathcal{O}(\log_2(T_{\text{max}})/\omega^2)^{[19]}$ 。因此,本文算法的计算复杂度为 $\mathcal{O}\{\ln(1/\tilde{\vartheta})$  $(K+1)L_{\text{max}}\log_2(T_{\text{max}})/\omega^2\}$ ,其中, $\tilde{\vartheta}$ 表示解的精度。

#### 4 仿真结果与分析

在本节中,通过仿真分析验证所提算法的有效 性。假设网络中有1个基站、5个标签和1个网关, 其中,基站到5个标签的距离分别为4 m, 5 m, 5.5 m, 6 m, 6.5 m, 2个标签到网关的距离分别为 3 m, 3.5 m, 4 m, 4.5 m, 5 m 。信道模型为 $d_i^{-\chi}$ , 其 中 $d_i$ 是基站、标签和网关之间的距离,  $\chi = 3$ 表示路 径损耗指数<sup>[20]</sup>。T = 1 s,  $\sigma^2 = 10^{-8}$  W,  $R_k^{\text{R,min}} =$ 0.6 bit/Hz,  $\eta_k = 0.7$ ,  $\varpi = 10^{-6}$ ,  $T_{\text{max}} = 10^4$ ,  $L_{\text{max}} = 10^4$ <sup>[21]</sup>。

图2描述了本文所提算法的系统能效与迭代次数之间的关系曲线。从图2可以看出,所提算法在经过较少的迭代后趋于收敛。基站到网关之间的距离增大时,系统能效随之增大。这是因为距离增

大,基站到网关之间的信道增益h减小,从式(3)可 以看出,系统受到的干扰变小。

图3比较了在不同的发射功率门限下的性能。 从图3可以看出,随着发射功率门限的增加,系统 能效首先增加,随后保持不变。这是因为更大的发 射功率门限允许基站具有更大的发射功率,从而提 高了系统能效,当发射功率门限Pmax=1W,1.5W 和2W时,系统能效将会趋于收敛。

图4描述了不同发射功率门限下系统能效与标 签个数关系。从图4可看出,随着标签个数的增加,

表 1 基于迭代的能效最大化资源分配算法

初始化系统参数 $K, h_k, g_k, h, \sigma^2, T, P_{\max}, R_k^{R,\min}, E_k^C, E_k^{C,\min};$ 给定初始化能效 $\eta_{EE}$ , 外层迭代次数t = 0;定义算法收敛精度 $\varpi$ , 外层最大迭代次数为 $T_{\max};$ (1) while  $\left|\frac{R(t)}{E^{\text{total}}(t)} - \eta_{EE}(t-1)\right| > \varpi$ 或 $t \leq T_{\max}, do$ (2) 初始化迭代步长和拉格朗日乘子, 内层最大迭代次数 $L_{\max}, dr$ 

- (2) 初始化运行少长和拉格的口来了,内层取入运行仍如2max初始化内层迭代次数l = 0;
- (3) while 所有拉格朗日乘子的收敛精度大于 $\varpi$ , do

(4) for k = 1:K
 (5) 根据式(18)计算最优功率P<sup>\*</sup><sub>k</sub>;

- (6) 根据式(19)计算 $\beta_k^*$ ;
- (7) 计算反射系数 $\alpha_k^*$ ;
- (8) 根据式(20)—式(23)更新拉格朗日乘子  $\mu_k, \omega_k, \varepsilon_k, \nu;$
- (9) end for
- (10) 更新*l* = *l* + 1;
- (11) until 收敛或 $l = L_{\max}$ ;
- (12) end while

(13) 更新
$$\eta_{\text{EE}}(t) = \frac{\sum_{k=1}^{K} \tau_k R(t-1)}{E^{\text{total}}(t-1)}$$
和 $t = t+1;$ 

(14) end while

(15) 输出所需优化变量 $P_k^*, \beta_k^*, \alpha_k^*$ 。





系统能效增加。因为,当标签个数增加时,系统的 有效传输速率将会提高,导致系统能效增加。当 *P*max提高时,系统能效增加。因为基站将会具有更 大的发射功率,使得系统能效增加。

图5描述了在不同的标签电路功耗下所提算法的性能。从图5可以看出,本文算法在经过较少的迭代后趋于收敛。随着标签电路功耗的增加,系统能效将会减少。这是因为功耗提高,导致能效降低。



图 3 不同发射功率门限下所提算法的收敛性能



图 4 不同标签个数下所提算法的收敛性能



图 5 不同电路功耗下所提算法的收敛性能

图6描述了在不同算法下系统能效与发射功率 门限之间的关系。本文算法的能效是要高于速率最 大算法以及能耗最小算法,并且随着发射功率门限 的增加,本文算法首先增长,然后趋于收敛,而速 率最大算法先增加再下降,这是因为能耗的增加要 高于速率的增加,从而导致系统能效降低。

图7描述了在不同算法下能量收集门限与系统 能效的关系。随着能量收集门限的增加,系统能效 会下降。本文算法考虑了速率与能耗之间的权衡, 并且以系统能效最大化为目标函数;速率最大算法 不包含能耗,能量收集门限对其影响较小;能耗最 小算法只考虑了能耗,忽略了传输速率这一指标, 因此本文算法的能效要高于另外两种算法。

#### 5 结论

本文研究了多标签无线供电反向散射通信网络 能效优化问题,考虑用户速率约束、能量收集约 束、反射系数约束、发射功率约束以及传输时间约 束,通过对反射系数、传输时间和发射功率的联合 优化,建立了基于系统能效最大化的资源分配模 型。针对所提优化问题,利用Dinkelbach理论、



图 6 不同算法下系统能效与基站功率门限之间的关系



图 7 不同算法下能量收集门限与系统能效的关系

2次变换及变量替换方法,将原分式非凸问题转化 为可求解的凸优化问题,通过拉格朗日对偶法求得 最优解。仿真结果表明,本文算法具有较好的能效 以及收敛性。

## 参考文献

- XU Yongjun, GU Bowen, and LI Dong. Robust energyefficient optimization for secure wireless-powered backscatter communications with a non-linear EH model[J]. *IEEE Communications Letters*, 2021, 25(10): 3209–3213. doi: 10.1109/LCOMM.2021.3097737.
- [2] VAN HUYNH N, HOANG D T, LU Xiao, et al. Ambient backscatter communications: A contemporary survey[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2018, 20(4): 2889–2922. doi: 10.1109/COMST.2018.2841964.
- [3] XU Yongjun, GUI Guan, GACANIN H, et al. A survey on resource allocation for 5G heterogeneous networks: Current research, future trends, and challenges[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2021, 23(2): 668-695. doi: 10.1109/COMST.2021.3059896.
- [4] 徐勇军,刘子腱,李国权,等.基于NOMA的无线携能D2D通 信鲁棒能效优化算法[J].电子与信息学报,2021,43(5): 1289-1297.doi: 10.11999/JEIT200175.
  XU Yongjun, LIU Zijian, LI Guoquan, et al. Robust energy efficiency optimization algorithm for NOMA-based D2D communication with simultaneous wireless information and power transfer[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2021, 43(5): 1289-1297.doi: 10.11999/ JEIT200175.
- [5] LIU Xiaolan, GAO Yue, and HU Fengye. Optimal time scheduling scheme for wireless powered ambient backscatter communications in IoT networks[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2019, 6(2): 2264–2272. doi: 10.1109/JIOT. 2018.2889700.
- [6] RAMEZANI P and JAMALIPOUR A. Optimal resource allocation in backscatter assisted WPCN with practical energy harvesting model[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2019, 68(12): 12406–12410. doi: 10. 1109/TVT.2019.2946690.
- [7] YANG Gang, XU Xinyue, and LIANG Yingchang. Resource allocation in NOMA-enhanced backscatter communication networks for wireless powered IoT[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2020, 9(1): 117–120. doi: 10.1109/ LWC.2019.2944369.
- [8] XIAO Sa, GUO Huayan, and LIANG Yingchang. Resource allocation for full-duplex-enabled cognitive backscatter networks[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2019, 18(6): 3222-3235. doi: 10.1109/ TWC.2019.2912203.
- [9] LYU Bin, HOANG D T, and YANG Zhen. User

cooperation in wireless-powered backscatter communication networks[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2019, 8(2): 632–635. doi: 10.1109/LWC.2018.2890642.

- [10] LYU Bin, YOU Changsheng, YANG Zhen, et al. The optimal control policy for RF-powered backscatter communication networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2018, 67(3): 2804–2808. doi: 10.1109/ TVT.2017.2768667.
- [11] YE Yinghui, SHI Liqin, HU R Q, et al. Energy-efficient resource allocation for wirelessly powered backscatter communications[J]. *IEEE Communications Letters*, 2019, 23(8): 1418–1422. doi: 10.1109/LCOMM.2019.2920834.
- [12] XU Yongjun, QIN Zhijin, GUI Guan, et al. Energy efficiency maximization in NOMA enabled backscatter communications with QoS guarantee[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2021, 10(2): 353–357. doi: 10. 1109/LWC.2020.3031042.
- [13] YANG Haohang, YE Yinghui, and CHU Xiaoli. Max-min energy-efficient resource allocation for wireless powered backscatter networks[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2020, 9(5): 688–692. doi: 10.1109/LWC.2020. 2965942.
- [14] 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. doi: 10.11959/j.issn.2096-3750.
   2017.00009.

WANG Gongpu, XIONG Ke, LIU Ming, et al. Backscatter communication technology and Internet of things[J]. Chinese Journal on Internet of Things, 2017, 1(1): 67–75. doi: 10.11959/j.issn.2096-3750.2017.00009.

- [15] DINKELBACH W. On nonlinear fractional programming[J]. Management Science, 1967, 13(7): 492–498. doi: 10.1287/ mnsc.13.7.492.
- [16] SHEN Kaiming and YU Wei. Fractional programming for

communication systems—Part I: Power control and beamforming[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2018, 66(10): 2616–2630. doi: 10.1109/TSP.2018.2812733.

- [17] XU Yongjun, LI Guoquan, YANG Yang, et al. Robust resource allocation and power splitting in SWIPT enabled heterogeneous networks: A robust minimax approach[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2019, 6(6): 10799–10811. doi: 10.1109/JIOT.2019.2941897.
- [18] BOYD S and VANDENBERGHE L. Convex Optimization[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2004.
- [19] ZAPPONE A and JORSWIECK E. Energy Efficiency in Wireless Networks via Fractional Programming Theory[M]. Boston-Delft: Now Foundations and Trends, 2015.
- [20] XU Yongjun and GUI Guan. Optimal resource allocation for wireless powered multi-carrier backscatter communication networks[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2020, 9(8): 1191-1195. doi: 10. 1109/LWC.2020.2985010.
- [21] GAO Zhengnian, XU Yongjun, WANG Qianzhu, et al. Outage-constrained energy efficiency maximization for RISassisted WPCNs[J]. *IEEE Communications Letters*, 2021, 25(10): 3370–3374. doi: 10.1109/LCOMM.2021.3101657.
- 徐勇军: 男,副教授,硕士生导师,研究方向为反向散射通信、异 构无线网络.
- 杨浩克: 男,硕士生,研究方向为反向散射通信、无线供电技术.
- 李国军: 男,教授,博士生导师,研究方向为反向散射通信、超视 距无线通信.
- 陈前斌:男,教授,博士生导师,研究方向为反向散射通信、下一 代移动通信.

责任编辑:余 蓉