

基于智能反射面辅助的无线供电通信网络鲁棒能效最大化算法

徐勇军^{①②} 高正念^① 王茜竹^① 周继华^{*③} 黄东^④

^①(重庆邮电大学通信与信息工程学院 重庆 400065)

^②(重庆邮电大学移动通信重点实验室 重庆 400065)

^③(航天新通科技有限公司 重庆 401332)

^④(贵州大学现代制造技术教育部重点实验室 贵阳 550025)

摘要：为了解决能量收集效率易受到障碍物阻挡和信道不确定性影响的问题，该文提出一种基于智能反射面(IRS)辅助的无线供电通信网络鲁棒能效(EF)最大化算法。首先，考虑最小收集能量、IRS相移、最小吞吐量等约束，基于有界信道不确定性，建立一个联合优化能量波束、相移、传输时间的多变量耦合非线性资源分配模型。然后，利用最坏准则、变量替换和S-Procedure等方法，将原非凸问题转换为确定性凸优化问题，同时，提出一种基于迭代的鲁棒能效最大化算法进行求解。仿真结果表明，与现有算法比较，该文算法具有较好的能效和鲁棒性。
关键词：无线供电通信网络；智能反射面；能效最大化；鲁棒性

中图分类号：TN929.5

文献标识码：A

文章编号：1009-5896(2021)00-0001-08

DOI: 10.11999/JEIT210714

Robust Energy Efficiency Maximization Algorithm for Intelligent Reflecting Surface-aided Wireless Powered-Communication Networks

XU Yongjun^{①②} GAO Zhengnian^① WANG Qianzhu^①

ZHOU Jihua^③ HUANG Dong^④

^①(School of Communication and Information Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

^②(Key Laboratory of Mobile Communication Technology, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

^③(Aerospace New Generation Communications Co., Ltd, Chongqing 401332, China)

^④(Key Laboratory of Advanced Manufacturing Technology of the Ministry of Education, Gui Zhou University, Guiyang 550025, China)

Abstract: To resolve the effect of channel uncertainties and low energy transfer efficiency caused by obstacles, a robust Energy Efficiency (EE) maximization algorithm for an Intelligent Reflecting Surface (IRS)-assisted Wireless-powered Communication Network is proposed. Firstly, considering the constraint of the minimum energy harvesting, the constraint of the phase-shift, and the constraint of the minimum throughput, a multi-variable coupling nonlinear resource allocation model that jointly optimizing the energy beamforming, the phase shifts, and the transmission time is established based on the bounded channel uncertainties. Then, the original non-convex problem is transformed into a deterministic convex optimization problem by using the worst-case approach, the variable substitution and S-Procedure methods. At the same time, a robust EE maximization algorithm based on iteration is proposed to solve the problem. The simulation results show that the proposed

收稿日期：2021-07-15

*通信作者：周继华 E-mail: jhzhou@ict.ac.cn

基金项目：国家自然科学基金(61601071, 62071078)，国家重点研发计划(2019YFC1511300)，重庆市自然科学基金面上项目(cstc2019jcyj-xfkxX0002)，重庆市研究生科研创新项目(CYS21292, CYS21294)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61601071, 62071078), National Key Research and Development Program (2019YFC1511300), Natural Science Foundation of Chongqing (cstc2019jcyj-xfkxX0002), Graduate Scientific Research Innovation Project of Chongqing (CYS21292, CYS21294)

algorithm has better EE and robustness by comparing it with the existing algorithms.

Key words: Wireless-powered communication networks; Intelligent Reflecting Surface(IRS); Energy Efficiency (EE) maximization; Robustness

1 引言

未来物联网为了实现万物智能互联需要部署大规模无线设备以感知周围环境信息,然而无线设备面临能量受限的问题^[1]。为了解决这个问题,无线供电通信网络(Wireless-Powered Communication Network, WPCN)^[2-4]被提出。WPCN的基本思想是在无线设备附近部署专用能量站,并让能量站按需给能量受限设备提供能量,而无线设备则利用收集的能量传输信息。

无线资源分配是实现WPCN能量调度、信息传输的关键技术,从而受到学术界、产业界的广泛关注。具体来说,文献[5]研究了单天线WPCN中的最大化最小速率资源分配问题。文献[6]通过联合优化能量收集时间和发射功率,提出了一种多用户加权和速率最大化资源分配算法。针对多天线WPCN,文献[7]通过联合优化能量波束、传输时间和功率使得系统和速率最大化。文献[8]考虑能量收集、传输时间和用户服务质量等约束,提出了一种系统能效最大化资源分配算法。考虑不完美信道状态信息,文献[9]研究了和速率最大化的鲁棒资源分配问题。上述网络性能容易受到障碍物阻挡的影响,导致性能下降。

智能反射面(Intelligent Reflecting Surface, IRS)作为一种低功耗、高能效的新兴技术受到广泛关注^[10]。具体而言,IRS集成了大规模无源反射单元可以独立调节接收信号的相移和幅度,从而改变反射信号的传输方向。同时,IRS易灵活部署在建筑物表面、室内墙面和天花板等地方,有助于消除WPCN的覆盖盲区,增大网络连接性^[11]。为了解决WPCN系统性能容易受到障碍物阻挡的问题,将IRS融入到现有的WPCN中是一种有效的解决方案。基于IRS辅助的WPCN,文献[12]通过联合优

化传输时间和IRS无源波束成形矩阵使得和速率最大。文献[13]针对用户协作场景研究了加权和速率最大化资源分配问题。针对IRS辅助的多天线WPCN,文献[14]考虑用户能量收集、传输时间和发射功率约束,研究了系统和吞吐量最大化问题。

然而上述工作没有考虑能效优化问题,基于此,文献[15]针对IRS辅助的多用户无线通信网络,考虑最小速率约束、传输功率约束和反射相移约束,研究了系统能效最大化问题。该工作为研究IRS系统能效优化问题提供了有价值的指导,但其资源分配机制不能直接应用到WPCN网络。此外,上述工作忽略了信道不确定性的影响。因此,为了减少能量消耗同时提高传输速率和系统鲁棒性^[16],本文提出一种更贴近实际应用需求的高能量收集效率WPCN系统架构和鲁棒波束成形算法,主要贡献如下:

(1) 考虑系统能量消耗,基于有界信道不确定性,建立了一个联合优化能量波束、IRS相移、传输时间和发送功率的多变量耦合非线性资源分配问题。该问题是一个含参数摄动的非凸分式规划问题,很难直接求解。

(2) 为了求解该问题,利用最坏准则和S-Procedure方法将含参数摄动的鲁棒约束条件转化成确定性的约束;在此基础上,利用广义分式规划理论和变量替换方法将非凸问题转化成确定性凸优化问题。最后提出一种基于迭代的鲁棒能效资源分配算法。

(3) 仿真结果表明,本文算法具有较好的收敛性、能效和鲁棒性。

2 系统模型及问题描述

本文考虑1个IRS辅助的下行传输WPCN如图1所示,该网络可以缓解障碍物阻挡情况下能量收集效率低的问题。网络中含有1个 M 根天线的能量站,1个含 N 个反射单元的IRS,1个单天线的信息

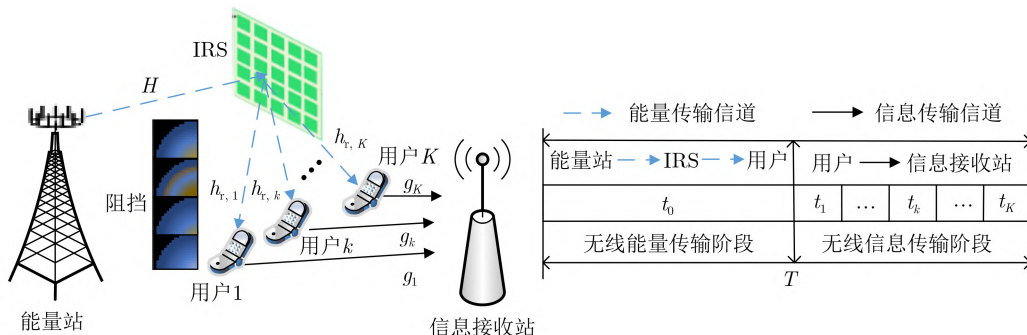


图1 IRS辅助多用户WPCN

接收站和 K 个单天线用户。能量站通过IRS为 K 个用户提供无线能量， K 个用户利用收集的能量通过时分多址接入的方式将无线信息传给信息接收站。定义用户和反射单元集合分别为 $\forall k \in \mathcal{K} \triangleq \{1, 2, \dots, K\}$, $\forall n \in \mathcal{N} \triangleq \{1, 2, \dots, N\}$ 。定义总传输时长为 T ，能量传输时间为 t_0 ，第 k 个用户的信息传输时间为 t_k ，则满足 $t_0 + \sum_{k=1}^K t_k \leq T$ 。定义 $\mathbf{W} \in \mathbb{C}^{M \times M}$ 为能量站的波束成形矩阵，且 $\mathbf{W} = \mathbb{E}[\mathbf{s}_E \mathbf{s}_E^H]$ 。其中 $\mathbf{s}_E \in \mathbb{C}^{M \times 1}$ 为能量信号。定义 P^{\max} 为能量站的最大发射功率，且满足 $\text{Tr}(\mathbf{W}) \leq P^{\max}$ 。定义 $\mathbf{H} \in \mathbb{C}^{N \times M}$ 和 $\mathbf{h}_{r,k} \in \mathbb{C}^{N \times 1}$ 分别为能量站到IRS和IRS到第 k 个用户的信道系数。定义 $\boldsymbol{\Theta} = \text{diag}(e^{j\theta_1}, e^{j\theta_2}, \dots, e^{j\theta_N})$ 为IRS的相移矩阵；其中 $\theta_n \in [0, 2\pi)$ 代表第 n 个反射单元的相移。则第 k 个用户收集的能量为

$$E_k^{\text{EH}} = \eta t_0 \text{Tr} \left\{ \mathbf{W} (\mathbf{h}_{r,k}^H \boldsymbol{\Theta} \mathbf{H})^H (\mathbf{h}_{r,k}^H \boldsymbol{\Theta} \mathbf{H}) \right\} \quad (1)$$

其中， $0 \leq \eta \leq 1$ 为能量转换效率^[17]。定义 p_k 为第 k 个用户的发射功率， g_k 为第 k 个用户到信息接收站的信道增益，则用户 k 的吞吐量为

$$R_k = t_k \log_2 \left(1 + \frac{p_k g_k}{\delta^2} \right) \quad (2)$$

其中， δ^2 表示噪声功率，那么系统总吞吐量为

$$\begin{aligned} & \max_{\mathbf{W}, t_0, t_k, p_k, v} \frac{R}{Q^{\text{total}}} \\ \text{s.t. } & \text{C1: } p_k t_k + p_k^C (t_0 + t_k) \leq E_k^{\text{EH}}, \\ & \text{C3: } t_0 + \sum_{k=1}^K t_k \leq T, t_0 \geq 0, t_k \geq 0, \\ & \text{C5: } |v_n| = 1, \end{aligned}$$

其中，C1和C2分别为用户能量收集和服务质量约束，C3为总传输时间约束，C4为能量站发送功率约束，C5为反射相移约束。与现有工作类似^[12-15]，设置每个反射单元的幅度为1是为了最大化反射效率，通过相移优化来改变信号传输方向。C6为不确定性参数集合。由于目标函数和不确定性约束条件，问题式(7)是一个含不确定性参数扰动的多变量耦合分式规划问题，难以直接求解。

3 优化问题转换

3.1 不确定性问题转换

为了处理 Q^{total} 中的信道不确定性，引入松弛变量 χ_k 且满足 $\chi_k \leq \min_{\Delta \mathbf{G}_k} E_k^{\text{EH}}$ ，则式(4)变为

$$\begin{aligned} \tilde{Q}^{\text{total}} = & t_0 (P_B^C + N P_e^C) + \sum_{k=1}^K (t_0 + t_k) p_k^C + t_0 \text{Tr}(\mathbf{W}) \\ & - \sum_{k=1}^K \chi_k + \sum_{k=1}^K t_k p_k + \sum_{k=1}^K t_k P_D^C \end{aligned} \quad (8)$$

$R = \sum_{k=1}^K R_k$ 。定义 p_k^C 为第 k 个用户的电路功耗，那么用户 k 收集的总能量应满足

$$p_k^C (t_0 + t_k) + p_k t_k \leq E_k^{\text{EH}} \quad (3)$$

定义 P_B^C 和 P_D^C 分别为能量站和信息接收站的电路功耗，系统消耗的总能量可表示为

$$\begin{aligned} Q^{\text{total}} = & t_0 (P_B^C + N P_e^C) + \sum_{k=1}^K (t_0 + t_k) p_k^C + t_0 \text{Tr}(\mathbf{W}) \\ & - \sum_{k=1}^K E_k^{\text{EH}} + \sum_{k=1}^K t_k p_k + \sum_{k=1}^K t_k P_D^C \end{aligned} \quad (4)$$

其中， P_e^C 为每个反射单元的电路功耗。考虑有界信道不确定性模型^[18]，则有

$$\begin{aligned} \mathfrak{R}_G = & \{ \Delta \mathbf{G}_k | \mathbf{G}_k = \bar{\mathbf{G}}_k + \Delta \mathbf{G}_k, \|\Delta \mathbf{G}_k\|_F \leq \omega_k \}, \\ \mathfrak{R}_g = & \{ \Delta g_k | g_k = \bar{g}_k + \Delta g_k, |\Delta g_k| \leq \sigma_k \} \end{aligned} \quad (5)$$

其中， $\mathbf{G}_k = \text{diag}(\mathbf{h}_{r,k}^H \mathbf{H})$ ， $\bar{\mathbf{G}}_k$ 和 \bar{g}_k 表示对应的信道估计值， $\Delta \mathbf{G}_k$ 和 Δg_k 表示信道估计误差， ω_k 和 σ_k 表示不确定性参数上界。定义 $\mathbf{v} = [e^{j\theta_1}, e^{j\theta_2}, \dots, e^{j\theta_N}]^H$ ，那么 $\mathbf{h}_{r,k}^H \boldsymbol{\Theta} \mathbf{H} = \mathbf{v}^H \mathbf{G}_k$ 。式(1)变为

$$E_k^{\text{EH}} = \eta t_0 \text{Tr} \left\{ \mathbf{W} (\mathbf{v}^H \mathbf{G}_k)^H (\mathbf{v}^H \mathbf{G}_k) \right\} \quad (6)$$

基于式(3)–式(6)，鲁棒能效最大化资源分配问题可描述为

$$\begin{aligned} & \text{C2: } t_k \log_2 \left(1 + \frac{p_k g_k}{\delta^2} \right) \geq R_k^{\min} \\ & \text{C4: } \text{Tr}(\mathbf{W}) \leq P^{\max} \\ & \text{C6: } \Delta \mathbf{G}_k \in \mathfrak{R}_G, \Delta g_k \in \mathfrak{R}_g \end{aligned} \quad (7)$$

基于 $p_k t_k + p_k^C (t_0 + t_k) \leq \min_{\Delta \mathbf{G}_k} E_k^{\text{EH}}$ 和 $\chi_k \geq p_k t_k + p_k^C (t_0 + t_k)$ ，C1可转化为

$$p_k t_k + p_k^C (t_0 + t_k) \leq \chi_k \quad (9)$$

为了处理 $\chi_k \leq \min_{\Delta \mathbf{G}_k} E_k^{\text{EH}}$ 中的不确定性则有

$$\begin{aligned} & \min_{\|\Delta \mathbf{G}_k\|_F^2 \leq \omega_k^2} \text{Tr} \{ \Delta \mathbf{G}_k \eta t_0 \mathbf{W} \Delta \mathbf{G}_k^H \mathbf{v} \mathbf{v}^H \} \\ & + 2 \text{Re} \{ \text{Tr} (\bar{\mathbf{G}}_k \eta t_0 \mathbf{W} \Delta \mathbf{G}_k^H \mathbf{v} \mathbf{v}^H) \} \\ & + \text{Tr} (\bar{\mathbf{G}}_k \eta t_0 \mathbf{W} \bar{\mathbf{G}}_k^H \mathbf{v} \mathbf{v}^H) \geq \chi_k \end{aligned} \quad (10)$$

为了处理式(10)中的信道不确定性，接下来利用引理1中的S-Procedure方法将其转化为确定性表达式。

引理1 S-Procedure方法^[18]：定义 $f_i(\mathbf{x}) = \mathbf{x}^H \mathbf{A}_i \mathbf{x} + 2 \text{Re} \{ \mathbf{b}_i^H \mathbf{x} \} + c_i, i \in \{1, 2\}$ ，其中 $\mathbf{x} \in \mathbb{C}^{N \times 1}$ ， $\mathbf{A}_i \in \mathbb{C}^{N \times N}$ ， $\mathbf{b}_i \in \mathbb{C}^{N \times 1}$ ， $c_i \in \mathbb{R}$ ，则表达式 $f_1(\mathbf{x}) \leq 0 \Rightarrow f_2(\mathbf{x}) \leq 0$ 成立的条件是，当且仅当辅助变量 $a \geq 0$ ，使得式(11)的不等式成立

$$a \begin{bmatrix} \mathbf{A}_1 & \mathbf{b}_1 \\ \mathbf{b}_1^H & c_1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \mathbf{A}_2 & \mathbf{b}_2 \\ \mathbf{b}_2^H & c_2 \end{bmatrix} \succcurlyeq \mathbf{0} \quad (11)$$

基于引理1, 令 $\mathbf{A}_1 = \mathbf{I}$, $\mathbf{b}_1 = \mathbf{0}$, $c_1 = -\omega_k^2$, $\mathbf{A}_2 = -(\mathbf{v}\mathbf{v}^H \otimes \eta t_0 \mathbf{W})$, $\mathbf{b}_2 = -\text{vec}(\bar{\mathbf{G}}_k)^H(\mathbf{v}\mathbf{v}^H \otimes \eta t_0 \mathbf{W})$, $c_2 = -\text{vec}(\bar{\mathbf{G}}_k)^H(\mathbf{v}\mathbf{v}^H \otimes \eta t_0 \mathbf{W})\text{vec}(\bar{\mathbf{G}}_k) + \chi_k$, 式(10)可转化为如式(12)的半正定约束形式

$$\begin{bmatrix} a_k \mathbf{I} + (\mathbf{v}\mathbf{v}^H \otimes \eta t_0 \mathbf{W}) & \text{vec}(\bar{\mathbf{G}}_k)^H(\mathbf{v}\mathbf{v}^H \otimes \eta t_0 \mathbf{W}) \\ (\mathbf{v}\mathbf{v}^H \otimes \eta t_0 \mathbf{W})^H \text{vec}(\bar{\mathbf{G}}_k) & \text{vec}(\bar{\mathbf{G}}_k)^H(\mathbf{v}\mathbf{v}^H \otimes \eta t_0 \mathbf{W})\text{vec}(\bar{\mathbf{G}}_k) - \chi_k - a_k \omega_k^2 \end{bmatrix} \succcurlyeq \mathbf{0} \quad (12)$$

其中, $a_k \geq 0$ 为松弛变量。

基于最坏准则方法^[14], 吞吐量表达式可变为

$$\min_{\Delta g_k} t_k \log_2 \left(1 + \frac{p_k g_k}{\delta^2} \right) = \min_{|\Delta g_k| \leq \sigma_k} t_k \log_2 \left(1 + \frac{p_k(\bar{g}_k + \Delta g_k)}{\delta^2} \right) \geq t_k \log_2 \left(1 + \frac{p_k(\bar{g}_k - \sigma_k)}{\delta^2} \right) \quad (13)$$

因此C2可转化为

$$t_k \log_2 \left(1 + \frac{p_k \tilde{g}_k}{\delta^2} \right) \geq R_k^{\min} \quad (14)$$

其中, $\tilde{g}_k = \bar{g}_k - \sigma_k$ 。基于式(12)和式(14), 问题(7)可转换为

$$\begin{aligned} & \max_{\mathbf{W}, t_0, t_k, p_k, v, \chi_k, a_k} \frac{\sum_{k=1}^K t_k \log_2 \left(1 + \frac{p_k \tilde{g}_k}{\delta^2} \right)}{t_0(P_B^C + NP_e^C) + \sum_{k=1}^K (t_0 + t_k)p_k^C + t_0 \text{Tr}(\mathbf{W}) - \sum_{k=1}^K \chi_k + \sum_{k=1}^K t_k p_k + \sum_{k=1}^K t_k P_D^C} \\ \text{s.t. } & \text{C7: } \begin{bmatrix} a_k \mathbf{I} + (\mathbf{v}\mathbf{v}^H \otimes \eta t_0 \mathbf{W}) & \text{vec}(\bar{\mathbf{G}}_k)^H(\mathbf{v}\mathbf{v}^H \otimes \eta t_0 \mathbf{W}) \\ (\mathbf{v}\mathbf{v}^H \otimes \eta t_0 \mathbf{W})^H \text{vec}(\bar{\mathbf{G}}_k) & \text{vec}(\bar{\mathbf{G}}_k)^H(\mathbf{v}\mathbf{v}^H \otimes \eta t_0 \mathbf{W})\text{vec}(\bar{\mathbf{G}}_k) - \chi_k - a_k \omega_k^2 \end{bmatrix} \succcurlyeq \mathbf{0} \\ & \bar{\text{C1}}: p_k t_k + p_k^C(t_0 + t_k) \leq \chi_k, \quad \bar{\text{C2}}: t_k \log_2 \left(1 + \frac{p_k \tilde{g}_k}{\delta^2} \right) \geq R_k^{\min} \\ & \text{C3}: t_0 + \sum_{k=1}^K t_k \leq T, t_0 \geq 0, t_k \geq 0, \quad \text{C4}: \text{Tr}(\mathbf{W}) \leq P^{\max} \\ & \text{C5}: |\mathbf{v}_n| = 1 \end{aligned} \quad (15)$$

3.2 凸优化问题转换

利用广义分式规划理论^[8], 问题(15)中的目标函数可转化为

$$\max_{\mathbf{W}, t_0, t_k, p_k, v, \chi_k, a_k} \sum_{k=1}^K t_k \log_2 \left(1 + \frac{p_k \tilde{g}_k}{\delta^2} \right) - q \left(t_0(P_B^C + NP_e^C) + \sum_{k=1}^K (t_0 + t_k)p_k^C + t_0 \text{Tr}(\mathbf{W}) - \sum_{k=1}^K \chi_k + \sum_{k=1}^K t_k p_k + \sum_{k=1}^K t_k P_D^C \right) \quad (16)$$

其中, $q > 0$ 为系统能效。为解耦 \mathbf{W} 和 \mathbf{v} , 基于交替优化方法^[14], 关于 $\{\mathbf{W}, t_0, t_k, p_k\}$ 的子优化问题为

$$\begin{aligned} & \max_{\mathbf{W}, t_0, t_k, p_k, \chi_k, a_k} \sum_{k=1}^K t_k \log_2 \left(1 + \frac{p_k \tilde{g}_k}{\delta^2} \right) - q \left(t_0(P_B^C + NP_e^C) + \sum_{k=1}^K (t_0 + t_k)p_k^C + t_0 \text{Tr}(\mathbf{W}) - \sum_{k=1}^K \chi_k + \sum_{k=1}^K t_k p_k + \sum_{k=1}^K t_k P_D^C \right) \\ \text{s.t. } & \bar{\text{C1}}, \bar{\text{C2}}, \text{C3}, \text{C4}, \text{C7} \end{aligned} \quad (17)$$

定义 $\bar{\mathbf{W}} = t_0 \mathbf{W}$ 和 $\bar{p}_k = t_k p_k$, 问题(17)可等价于

$$\begin{aligned} & \max_{\bar{\mathbf{W}}, t_0, t_k, \bar{p}_k, \chi_k, a_k} \sum_{k=1}^K t_k \log_2 \left(1 + \frac{\bar{p}_k \tilde{g}_k}{t_k \delta^2} \right) - q \left(t_0(P_B^C + NP_e^C) + \sum_{k=1}^K (t_0 + t_k)p_k^C + \text{Tr}(\bar{\mathbf{W}}) - \sum_{k=1}^K \chi_k + \sum_{k=1}^K \bar{p}_k + \sum_{k=1}^K t_k P_D^C \right) \\ \text{s.t. } & \tilde{\text{C7}}: \begin{bmatrix} a_k \mathbf{I} + (\mathbf{v}\mathbf{v}^H \otimes \eta \bar{\mathbf{W}}) & \text{vec}(\bar{\mathbf{G}}_k)^H(\mathbf{v}\mathbf{v}^H \otimes \eta \bar{\mathbf{W}}) \\ (\mathbf{v}\mathbf{v}^H \otimes \eta \bar{\mathbf{W}})^H \text{vec}(\bar{\mathbf{G}}_k) & \text{vec}(\bar{\mathbf{G}}_k)^H(\mathbf{v}\mathbf{v}^H \otimes \eta \bar{\mathbf{W}})\text{vec}(\bar{\mathbf{G}}_k) - \chi_k - a_k \omega_k^2 \end{bmatrix} \succcurlyeq \mathbf{0} \\ & \tilde{\text{C1}}: \bar{p}_k + p_k^C(t_0 + t_k) \leq \chi_k, \quad \tilde{\text{C2}}: t_k \log_2 \left(1 + \frac{\bar{p}_k \tilde{g}_k}{t_k \delta^2} \right) \geq R_k^{\min} \\ & \text{C3}: t_0 + \sum_{k=1}^K t_k \leq T, t_0 \geq 0, t_k \geq 0, \quad \tilde{\text{C4}}: \text{Tr}(\bar{\mathbf{W}}) \leq t_0 P^{\max} \end{aligned} \quad (18)$$

问题(18)是一个凸优化问题，可利用CVX工具箱直接求解^[13]。同理，关于 \mathbf{v} 的子优化问题为

$$\begin{aligned} \max_{\mathbf{v}, \chi_k, a_k} \quad & \sum_{k=1}^K \chi_k \\ \text{s.t.} \quad & \bar{\text{C1}}: p_k t_k + p_k^C(t_0 + t_k) \leq \chi_k, \quad \bar{\text{C5}}: |\mathbf{v}_n| = 1 \\ & \bar{\text{C7}}: \begin{bmatrix} a_k \mathbf{I} + (\mathbf{v} \mathbf{v}^H \otimes \eta t_0 \mathbf{W}) & \text{vec}(\bar{\mathbf{G}}_k)^H (\mathbf{v} \mathbf{v}^H \otimes \eta t_0 \mathbf{W}) \\ (\mathbf{v} \mathbf{v}^H \otimes \eta t_0 \mathbf{W})^H \text{vec}(\bar{\mathbf{G}}_k) & \text{vec}(\bar{\mathbf{G}}_k)^H (\mathbf{v} \mathbf{v}^H \otimes \eta t_0 \mathbf{W}) \text{vec}(\bar{\mathbf{G}}_k) - \chi_k - a_k \omega_k^2 \end{bmatrix} \succcurlyeq \mathbf{0} \end{aligned} \quad (19)$$

问题(19)仍然是一个非凸优化问题，无法直接求解。定义 $\mathbf{V} = \mathbf{v} \mathbf{v}^H$ 且满足 $\text{Rank}(\mathbf{V}) = 1, \mathbf{V} \succcurlyeq \mathbf{0}$ ，并利用半正定凸松弛方法^[13]，问题(19)可以转化为

$$\begin{aligned} \max_{\mathbf{V}, \chi_k, a_k} \quad & \sum_{k=1}^K \chi_k \\ \text{s.t.} \quad & \widehat{\text{C1}}: p_k t_k + p_k^C(t_0 + t_k) \leq \chi_k, \quad \widehat{\text{C5}}: \mathbf{V}_{n,n} = 1, \mathbf{V} \succcurlyeq \mathbf{0} \\ & \widehat{\text{C7}}: \begin{bmatrix} a_k \mathbf{I} + (\mathbf{V} \otimes \eta t_0 \mathbf{W}) & \text{vec}(\bar{\mathbf{G}}_k)^H (\mathbf{V} \otimes \eta t_0 \mathbf{W}) \\ (\mathbf{V} \otimes \eta t_0 \mathbf{W})^H \text{vec}(\bar{\mathbf{G}}_k) & \text{vec}(\bar{\mathbf{G}}_k)^H (\mathbf{V} \otimes \eta t_0 \mathbf{W}) \text{vec}(\bar{\mathbf{G}}_k) - \chi_k - a_k \omega_k^2 \end{bmatrix} \succcurlyeq \mathbf{0} \end{aligned} \quad (20)$$

问题(20)是标准的凸半正定规划问题^[13]，可利用CVX工具箱求解。由于在问题(20)中松弛了 $\text{Rank}(\mathbf{V}) = 1$ 的约束，意味着问题(20)获得的最优解仅是问题(19)的上界。因此利用高斯随机化方法构造 \mathbf{V} 的唯一解^[14]。

假设通过问题(20)获得的解为 \mathbf{V}^* ，若 $\text{Rank}(\mathbf{V}^*) = 1$ ，则采用特征值分解得到 \mathbf{v}^* ；若 $\text{Rank}(\mathbf{V}^*) \neq 1$ ，则对 \mathbf{V}^* 进行特征值分解为 $\mathbf{V}^* = \mathbf{U} \mathbf{\Lambda} \mathbf{U}^H$ ，其中， $\mathbf{U} \in C^{N \times N}$ 和 $\mathbf{\Lambda} \in C^{N \times N}$ 分别为酉矩阵和对角矩阵。则次优解可以表示为 $\bar{\mathbf{v}} = \mathbf{U} \mathbf{\Lambda}^{1/2} \mathbf{r}$ ，其中 $\mathbf{r} \in C^{N \times 1}$ 为 $\mathbf{r} \sim \mathcal{CN}(\mathbf{0}, \mathbf{I})$ 的圆对称高斯随机变量。因此问题(19)的最优解为所有随机变量中使问题(19)的目标函数最大的一个。因此，可设计如表1所示的基于迭代的鲁棒能效最大化算法。

4 仿真结果与分析

本节通过仿真来验证本文所提算法的有效性。假设路径损耗模型为 $\Gamma(d) = \Gamma_0(d/d_0)^{-\alpha}$ ，其中， $\Gamma_0 = -20$ dBm表示在参考距离 $d_0 = 1$ m时的路径损耗， d 表示发射机与信息接收机之间的距离， α 为路损因子，小尺度衰落服从瑞利衰落^[14]。能量站到IRS的距离为5 m，路损因子为2；IRS位于(2,2)处，用户随机分布在圆心为(1,0)，半径为1 m的圆内，IRS到用户的路损因子为2；信息接收机位于(30,0)处，用户到信息接收机的路损因子为2.8。其他仿真参数为： $M = 2, N = 16, K = 2, T = 1$ s, $\eta = 0.8, \omega_k = 0.2, \sigma_k = 0.2, P^{\max} = 40$ dBm, $P_B^C = 10$ dBm, $P_e^C = 1$ dBm, $P_D^C = 10$ dBm, $p_k^C = 5$ dBm, $R_k^{\min} = 1.5$ bits/Hz, $\delta^2 = -80$ dBm, $L_{\max} = 10^5, \varepsilon = 10^{-5}$ 。

表 1 基于迭代的鲁棒能效最大化算法

初始化系统参数： $M, N, K, T, P_B^C, P_e^C, p_k^C, P_D^C, \bar{\mathbf{G}}_k, \bar{g}_k, \omega_k, \sigma_k, R_k^{\min}, \eta, P^{\max}, q^{(0)}, \mathbf{v}^{(0)}$ ；设置收敛精度 $\varepsilon \geq 0$ ，最大迭代次数 L_{\max} ，初始化 $l \geq 0$ ；

- 1) **While** $|q^{(l)} - q^{(l-1)}| \geq \varepsilon$ 或 $l \leq L_{\max}$ **do**
- 2) 设置迭代次数 $l = l + 1$;
- 3) 固定 $\mathbf{v}^{(l-1)}$ ，根据式(18)计算 $\{\mathbf{W}^{(l)}, t_0^{(l)}, t_k^{(l)}, p_k^{(l)}\}$;
- 4) 固定 $\{\mathbf{W}^{(l)}, t_0^{(l)}, t_k^{(l)}, p_k^{(l)}\}$ ，根据式(20)计算 $\mathbf{V}^{(l)}$;
- 5) 特征值分解 $\mathbf{V}^{(l)} = \mathbf{U} \mathbf{\Lambda} \mathbf{U}^H, \mathbf{v}^{(l)} = \mathbf{U} \mathbf{\Lambda}^{1/2} \mathbf{r}$;
- 6) 更新能效 $q^{(l)} = \frac{\sum_{k=1}^K t_k \log_2 \left(1 + \frac{p_k \bar{g}_k}{\delta^2} \right)}{t_0(P_B^C + N P_e^C) + \sum_{k=1}^K (t_0 + t_k) p_k^C + t_0 \text{Tr}(\mathbf{W}) - \sum_{k=1}^K \chi_k + \sum_{k=1}^K t_k p_k + \sum_{k=1}^K t_k P_D^C}$;
- 7) **End While**

图2给出了系统能效收敛图。从图2中可看出, 本文算法在经过几次迭代后达到收敛, 说明所提算法具有较好的收敛性。且随着天线数 M 和反射单元数 N 的增加, 系统能效增大。因为增加天线数量和反射单元数量均可增强能量传输效率, 使得更多的能量信号被反射到用户处进行收集。一方面, 减少了第1阶段的能量传输损耗; 另一方面, 增大了用户用于数据传输的发射功率可行域。

图3给出了系统能效与 P^{\max} 之间的关系。从图3中可看出, 随着 P^{\max} 增加, 系统能效随之增加; 随着用户数 K 增大, 系统能效上升。因为增加 P^{\max} 可增加用户收集的能量, 从而为第2阶段的数据速率提升提供有利条件, 从而使得系统能效增大。此外, 增加用户数量可以增加第1阶段的能量收集总量, 且在第2阶段可以提升系统总吞吐量, 进而带来系统能效的提升。

图4给出了不同算法系统能效与 P^{\max} 之间的关系。从图4中可看出, 随着 P^{\max} 增加, 不同算法系统能效随之增加, 其原因是 P^{\max} 增加意味着能量站可以发射更大功率的能量信号, 使得用户可以在短时间内收集足够的能量供给第2阶段数据传输, 使得系统总吞吐量提升, 从而提升系统能效。但当 P^{\max} 增大到一定值时, 吞吐量最大化算法的系统能效减小, 因为该算法的能量消耗程度比速率增长快。此外, 在相同 P^{\max} 取值下, 本文算法有更高的

系统能效。因为本文算法对能量收集约束和最小吞吐量约束均引入了鲁棒设计。

图5给出了不同算法系统能效与 R_k^{\min} 之间的关系。从图5中可看出, 随着 R_k^{\min} 增大, 不同算法系统能效先保持不变然后减小。因为当 R_k^{\min} 较小时, 用户的吞吐量时刻大于 R_k^{\min} , 因此最优资源分配策略不产生影响, 所以能效保持不变; 当 R_k^{\min} 继续增大, 需要增大发射功率以满足约束条件 C_2 , 从而增加系统功耗, 使得能效降低。

图6给出了不同算法系统能效与信道不确定性之间的关系。从图6中可看出, 随着信道不确定性增加, 不同算法系统能效减小; 且本文算法系统能效高于其他算法。因为增加信道不确定性会导致信道环境变差, 使得用户实际收集的能量和实际传输速率减小, 从而使得系统能效降低。而由于本文算法提前考虑了信道不确定性的影响, 对能量收集约束和最小吞吐量约束均进行了鲁棒设计, 使得系统可以发射更大的功率来克服信道不确定性影响, 从而缓解了信道不确定性对能效性能的影响。

图7给出了不同算法下中断概率与信道不确定性 Δg_k 之间的关系。从图7中可看出, 随着信道不确定性增大, 不同算法中断概率增加, 且本文算法中断概率低于其他算法。一方面, 信道不确定性 Δg_k 增加, 意味着信道估计值偏离实际值越大, 对系统扰动增加, 使得实际数据吞吐量小于最小吞吐

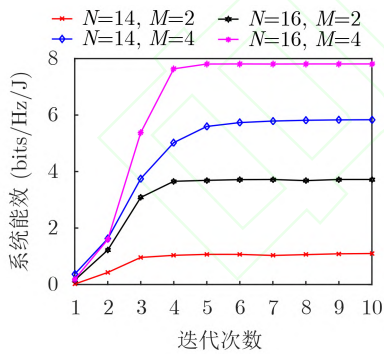


图2 系统能效收敛图

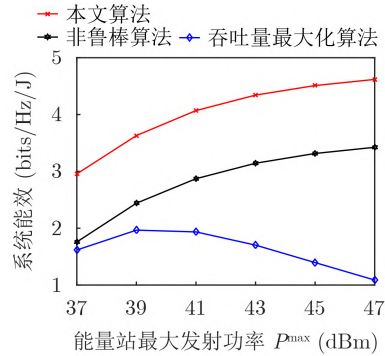


图4 系统能效与能量站最大发射功率在不同算法下的关系

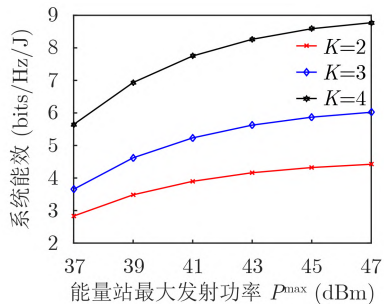


图3 系统能效与能量站最大发射功率在不同用户数下的关系

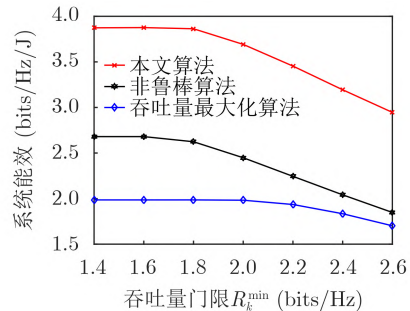


图5 系统能效与吞吐量门限在不同算法下的关系

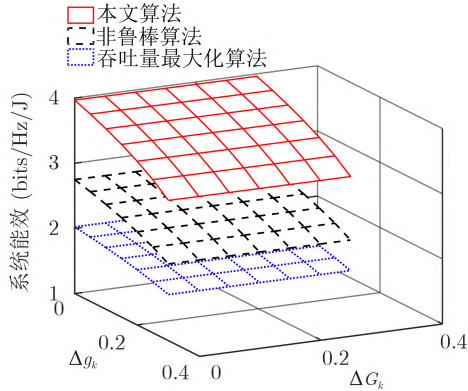


图6 系统能效与信道不确定性在不同算法下的关系

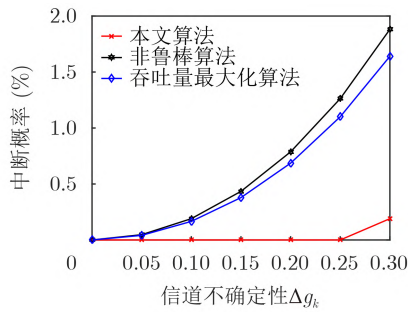


图7 中断概率与信道不确定性在不同算法下的关系

量门限, 因此中断概率增加。另一方面, 在相同不确定性条件下, 本文算法通过提前考虑了系统的鲁棒性, 使得用户发射功率大于其他算法, 因此能够在一定范围内克服信道不确定性引起的中断。

5 结论

本文针对IRS辅助的WPCN鲁棒能效资源分配问题进行研究。考虑能量收集和用户服务质量约束, 建立了一个多变量耦合的鲁棒能效最大化资源分配问题。利用最坏准则和S-procedure方法将原问题转换为确定性问题; 同时采用广义分式规划理论、交替优化和变量替换等方法将该问题转换为凸优化问题进行求解。仿真结果验证了本文算法具有较好的鲁棒性和能效。

参考文献

- [1] 徐勇军, 刘子健, 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](https://doi.org/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](https://doi.org/10.11999/JEIT200175).
- [2] XU Yongjun, GAO Zhengnian, WANG Zhengqiang, et al.

- RIS-enhanced WPCNs: Joint radio resource allocation and passive beamforming optimization[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2021, 70(8): 7980–7991. doi: [10.1109/TVT.2021.3096603](https://doi.org/10.1109/TVT.2021.3096603).
- [3] 李国权, 徐勇军, 陈前斌. 基于干扰效率多蜂窝异构无线网络最优基站选择及功率分配算法[J]. 电子与信息学报, 2020, 42(4): 957–964. doi: [10.11999/JEIT190419](https://doi.org/10.11999/JEIT190419).
LI Guoquan, XU Yongjun, and CHEN Qianbin. Interference efficiency-based base station selection and power allocation algorithm for multi-cell heterogeneous wireless networks[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2020, 42(4): 957–964. doi: [10.11999/JEIT190419](https://doi.org/10.11999/JEIT190419).
- [4] 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](https://doi.org/10.1109/COMST.2021.3059896).
- [5] XIE Lifeng, XU Jie, and ZHANG Rui. Throughput maximization for UAV-enabled wireless powered communication networks[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2019, 6(2): 1690–1703. doi: [10.1109/JIOT.2018.2875446](https://doi.org/10.1109/JIOT.2018.2875446).
- [6] DI Xiaofei, XIONG Ke, FAN Pingyi, et al. Optimal resource allocation in wireless powered communication networks with user cooperation[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2017, 16(12): 7936–7949. doi: [10.1109/TWC.2017.2754494](https://doi.org/10.1109/TWC.2017.2754494).
- [7] CHU Zheng, ZHOU Fuhui, ZHU Zhengyu, et al. Energy beamforming design and user cooperation for wireless powered communication networks[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2017, 6(6): 750–753. doi: [10.1109/LWC.2017.2739148](https://doi.org/10.1109/LWC.2017.2739148).
- [8] WU Qingqing, TAO Meixia, NG D W K, et al. Energy-efficient resource allocation for wireless powered communication networks[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2016, 15(3): 2312–2327. doi: [10.1109/TWC.2015.2502590](https://doi.org/10.1109/TWC.2015.2502590).
- [9] BOSHKOVSKA E, NG D W K, ZLATANOV N, et al. Robust resource allocation for MIMO wireless powered communication networks based on a non-linear EH model[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2017, 65(5): 1984–1999. doi: [10.1109/TCOMM.2017.2664860](https://doi.org/10.1109/TCOMM.2017.2664860).
- [10] WU Qingqing and ZHANG Rui. Towards smart and reconfigurable environment: Intelligent reflecting surface aided wireless network[J]. *IEEE Communications Magazine*, 2020, 58(1): 106–112. doi: [10.1109/MCOM.001.1900107](https://doi.org/10.1109/MCOM.001.1900107).
- [11] GONG Shimin, LU Xiao, HOANG D T, et al. Toward smart wireless communications via intelligent reflecting surfaces: A contemporary survey[J]. *IEEE Communications*

- Surveys & Tutorials*, 2020, 22(4): 2283–2314. doi: [10.1109/COMST.2020.3004197](https://doi.org/10.1109/COMST.2020.3004197).
- [12] WU Qingqing, ZHOU Xiaobo, and SCHÖBER R. IRS-assisted wireless powered NOMA: Do we really need different phase shifts in DL and UL?[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2021, 10(7): 1493–1497. doi: [10.1109/LWC.2021.3072502](https://doi.org/10.1109/LWC.2021.3072502).
- [13] ZHENG Yuan, BI Suzhi, ZHANG Yingjun, *et al.* Intelligent reflecting surface enhanced user cooperation in wireless powered communication networks[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2020, 9(6): 901–905. doi: [10.1109/LWC.2020.2974721](https://doi.org/10.1109/LWC.2020.2974721).
- [14] ZHENG Yuan, BI Suzhi, ZHANG Y J A, *et al.* Joint beamforming and power control for throughput maximization in IRS-assisted MISO WPCNs[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2021, 8(10): 8399–8410. doi: [10.1109/JIOT.2020.3045703](https://doi.org/10.1109/JIOT.2020.3045703).
- [15] H U A N G C h o n g w e n , Z A P P O N E A , ALEXANDROPOULOS G C, *et al.* Reconfigurable intelligent surfaces for energy efficiency in wireless communication[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2019, 18(8): 4157–4170. doi: [10.1109/TWC.2019.2922609](https://doi.org/10.1109/TWC.2019.2922609).
- [16] XU Yongjun, ZHAO Xiaohui, and LIANG Yingchang. Robust power control and beamforming in cognitive radio networks: A survey[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2015, 17(4): 1834–1857. doi: [10.1109/COMST.2015.2425040](https://doi.org/10.1109/COMST.2015.2425040).
- [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](https://doi.org/10.1109/JIOT.2019.2941897).
- [18] XU Yongjun, XIE Hao, LIANG Chengchao, *et al.* Robust secure energy efficiency optimization in SWIPT-aided heterogeneous networks with a non-linear energy harvesting model[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2021. doi: [10.1109/JIOT.2021.3072965](https://doi.org/10.1109/JIOT.2021.3072965).
- 徐勇军: 男, 1986年生, 副教授, 硕士生导师, 研究方向为异构无线网络、智能反射面、鲁棒资源分配等。
- 高正念: 女, 1994年生, 硕士生, 研究方向为智能反射面, 资源分配。
- 王茜竹: 女, 1975年生, 正高级工程师, 硕士生导师, 研究方向为智能反射面、资源分配。
- 周继华: 男, 1979年生, 研究员, 博士生导师, 研究方向为移动网络、无线通信、5G/6G等。
- 黄 东: 男, 1981年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为智慧网络、移动通信系统等。

责任编辑: 余 蓉