

基于用户窃听的MU-MISO反向散射通信系统鲁棒资源分配算法

徐勇军*^{①②} 徐然^① 周继华^② 陈量^② 黄东^③

^①(重庆邮电大学通信与信息工程学院 重庆 400065)

^②(重庆金美通信有限责任公司 重庆 400030)

^③(贵州大学现代制造技术教育部重点实验室 贵阳 550025)

摘要: 针对反向散射通信系统信道估计不准、信息容易被窃听等问题, 该文提出一种基于用户窃听的多用户-多输入单输出(MU-MISO)反向散射通信系统鲁棒资源分配算法, 以提高系统传输鲁棒性与信息安全性。首先, 考虑基站最大功率、时间分配、信道不确定性、能量收集和保密率等约束, 建立一个MU-MISO的反向散射通信系统鲁棒资源分配问题。其次, 基于非线性能量收集模型和有界球形信道不确定性模型, 利用变量松弛法和S过程将原NP-hard问题转化为确定性问题, 随后利用连续凸近似、半正定松弛与块坐标下降法将其转化为凸优化问题求解。仿真结果表明, 与传统非鲁棒算法对比, 所提算法具有较高的系统容量和较低的中断概率。

关键词: 反向散射通信; 物理层安全; 非线性能量收集; 鲁棒资源分配

中图分类号: TN929

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2024)01-0204-09

DOI: 10.11999/JEIT221508

Robust Resource Allocation Algorithm in MU-MISO Backscatter Communication Systems with Eavesdroppers

XU Yongjun^{①②} XU Ran^① ZHOU Jihua^② CHEN Liang^② HUANG Dong^③

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

^②(Chongqing Jinmei Communication Co. LTD., Chongqing 400030, China)

^③(Key Laboratory of Advanced Manufacturing Technology of Ministry of Education, GuiZhou University, Guiyang 550025, China)

Abstract: Focusing on the problems of inaccurate channel estimation and easy eavesdropping of information in backscatter communication systems, a robust resource allocation algorithm for Multi-User Multi-Input Single-Output (MU-MISO) backscatter communication systems based on user eavesdropping is proposed to improve the transmission robustness and information security of the systems. Firstly, considering the constraints on the maximum power of the base station, time allocation, channel uncertainties, energy collection, and security rate, a robust resource allocation problem for MU-MISO backscatter communication systems is established. Secondly, based on the nonlinear energy harvesting model and the bounded spherical uncertainty model, the original NP-hard problem is transformed into a deterministic one by using the variable relaxation and S-Procedure methods, and then it is transformed into a convex optimization problem by using successive convex approximation, semi-positive definite relaxation and block coordinate descent methods. Simulation results show that the proposed algorithm has higher system capacity and lower outage probability compared with the traditional non-robust algorithm.

Key words: Backscatter communication; Physical layer security; Nonlinear energy harvesting model; Robust resource allocation

收稿日期: 2022-12-05; 改回日期: 2023-09-24; 网络出版: 2023-10-18

*通信作者: 徐勇军 xuyj@cqupt.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金(62271094), 重庆市教委科学技术研究项目(KJZD-K202200601), 重庆市自然科学基金创新发展联合基金重点项目(CSTB2022NSCQ-LZX0009)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (62271094), The Scientific and Technological Research Program of Chongqing Municipal Education Commission (KJZD-K202200601), The Key Fund of Natural Science Foundation of Chongqing (CSTB2022NSCQ-LZX0009)

1 引言

为满足低功耗物联网技术产业发展需求，反向散射通信技术作为一种新兴技术引起学术界和工业界的广泛关注与研究^[1,2]。反向散射通信以其低功耗、低成本部署等特点而著称，其中反向散射通信与物联网技术的结合能够显著提升系统性能。在基于反向散射通信的物联网系统中，反射节点能够利用环境电磁波信号进行能量收集且同时实现接收信号的反射传输^[3]。

为了最大化系统资源利用率与保证用户服务质量，资源分配被认为是解决该问题的关键。近些年，大量学者做了有关反向散射通信系统资源分配方面的研究^[4-12]。文献[4]将无线供能与全双工反向散射通信网络结合，通过综合考虑资源分配和保密吞吐量需求，制定了一个最大化最小收获能量的优化问题，但是没有考虑反向散射装置的反射效率问题。然而与文献[4]不同的是，文献[5]考虑了无线供能技术，通过联合优化功率站传输功率和反向散射反射系数最大化反向散射链路中的最小链路能效，但是其没有考虑全双工模式来最大化效率。文献[6]在相同的网络场景下，提出将反向散射系统作为主单元系统的底层，主接入点可以通过全双工通信同时发送主信号和接收反向散射信号，以此最大化系统和吞吐量。文献[7]研究了混合无线携能模式和反向散射模式的双模式系统，针对预编码器的设计和用户的时间分配问题，提出了基于两种模式的资源分配策略。文献[8]在考虑能效资源分配问题的同时，利用反向散射装置调制来自功率站的射频信号并将信息反射到接收器，与此同时收集能量为其电路供电。然而，文献[9]考虑移动边缘计算的反向散射网络的辅助作用，在考虑反向散射装置的电路功耗、无线设备的计算能力和任务的最大延迟的约束下，最小化无线设备的总能耗。文献[10]引入功率域非正交多址接入技术到认知反向散射网络中，系统次级发射机可以通过采用先能量收集后主动传输的模式，可以最大限度地增大系统容量与系统性能。文献[11]构建了一种双时隙的传播模式，在第1个时隙内，设备接收功率站的信号用于反向散射传输和能量收集；在第2个时隙内，吸收功率用于主动传输和电路供电。这种双时隙的传播模式极大地利用了系统资源。文献[12]在系统速率、能量与功率约束的前提下，且保证了用户公平性对系统资源分配的影响，通过联合优化系统的反向散射时间、反射系数和发射功率，使系统的最小吞吐量最大化。

尽管上述工作对反向散射通信资源分配技术的发展起到了极大的推动作用，但部分工作仅仅考虑

了单天线信号传输，无法像多天线技术一样能够进一步提升系统容量；此外，由于反射信号的被动特性，容易受到网络攻击或用户窃听，使得上述系统信息安全性大打折扣；最后，由于信道反馈时延、反射节点非线性电路等因素的影响，基于完美信道状态信息下的资源分配过于理想，有可能产生较大的中断事件^[13]。

基于此，本文研究基于用户窃听的多用户-多输入单输出(Multi-User Multi-Input Single-Output, MU-MISO)反向散射通信系统鲁棒资源分配问题，以提升系统的吞吐量、安全性及鲁棒性，主要贡献如下：

(1) 提出一个考虑用户窃听的MU-MISO反向散射通信系统传输模型。考虑基站最大功率、时间分配、能量收集、信道不确定性以及保密率等约束，建立了波束成形、人工噪声与时间分配多优化变量耦合的吞吐量最大化资源分配问题。随后考虑实际传输场景中完美信道状态信息难以获取的影响，引入有界球形信道不确定性模型，使原问题变为无限维不确定性优化问题，且该问题属于一个NP-hard非凸优化问题，难以直接求解。

(2) 为了求解此问题，利用变量松弛法和S-过程将无限维不确定性问题转化为确定性优化问题，再利用连续凸近似、半正定松弛和块坐标下降法将非凸问题转化为凸优化问题进行求解。随后提出一种基于块坐标下降的鲁棒资源分配算法，利用凸优化工具箱直接求解。

(3) 仿真结果表明，本文所提算法与传统非鲁棒算法相比具有较高的系统容量、保密吞吐量和较低的中断概率。

符号定义： $(\cdot)^H$ 表示矩阵或向量的共轭转置， $\|\cdot\|$ 表示欧氏范数， $|\cdot|$ 表示复数的模， $\mathcal{CN}(\mu, \sigma^2)$ 表示一个均值为 μ 和方差为 σ^2 的复高斯分布， $\mathbb{C}^{M \times N}$ 表示 $M \times N$ 维复数矩阵， $\text{Tr}(\cdot)$ 和 $\text{Rank}(\cdot)$ 分别表示矩阵的迹和秩， $\mathbf{X} \succeq \mathbf{0}$ 表示矩阵 \mathbf{X} 为半正定矩阵。

2 系统模型与问题建模

本文考虑一个基于用户窃听的MU-MISO反向散射通信物理层安全网络，如图1(a)所示。网络中含有一个 M 根天线的基站服务一个单天线接收机，且有 K 个反向散射装置辅助传输， $\mathcal{K} = \{1, 2, \dots, K\}$ ($\forall k \in \mathcal{K}$)；网络中存在一个位置不确定的单天线窃听器，通过窃听基站传输信号获取信息。假设 K 个反向散射装置部署在信息接收端附近，且窃听器与反向散射装置之间存在障碍物遮挡，窃听器接收到的反向散射信号微弱，因此窃听器处的反向散射信

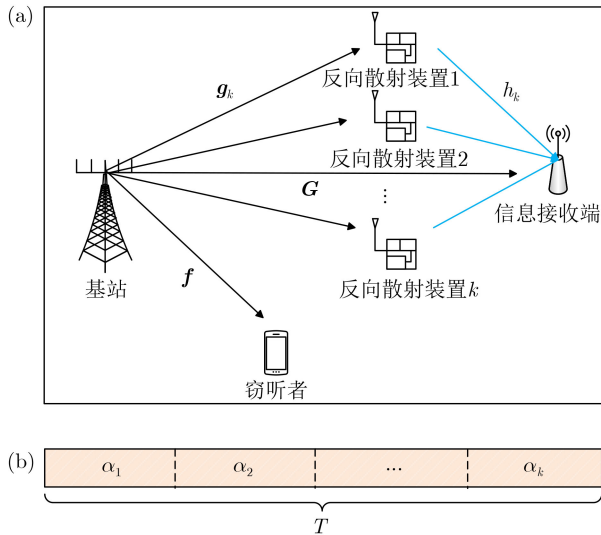


图1 反向散射通信物理层安全网络

号可以忽略不计^[14]。 K 个反向散射装置通过基站传输的信号赋能，同时通过时分多址接入的方式将无线信息反射至信息接收端。定义系统的传输时间帧为 T ，如图1(b)所示，第 k 个反向散射装置的反向散射时间为 α_k ，则能量收集的时间为 $(1 - \alpha_k)$ ，总的传输时长满足 $\sum_{k=1}^K \alpha_k \leq T$ 。

基站以时分多址的形式发送波束信息，且每个时隙的信号包含 N 个符号周期。因此，系统时间帧内的发射信号可以表示为

$$\mathbf{x}(n) = \sum_{k=1}^K \mathbf{w}_k b(n) + \mathbf{z} \quad (1)$$

其中， $\mathbf{w}_k \in \mathbb{C}^{M \times 1}$ 和 $\mathbf{z} \sim \mathcal{CN}(0, \mathbf{Z})$ 分别表示基站的第 k 个信息波束成形矢量和人工噪声矢量，且人工噪声矢量满足均值为0、方差为 \mathbf{Z} 的复高斯分布， $b(n)$ 表示携带机密信息的符号周期流^[15]， $\mathcal{N} = \{1, 2, \dots, N\}$ ($\forall n \in \mathcal{N}$)。因此，基站发送至第 k 个反向散射装置的信号为 $\mathbf{w}_k b(n) + \mathbf{z}$ 。

由于反向散射装置的传输速率比射频源低得多，在不丧失一般性的情况下，假设反向散射装置的符号周期是基站信号的 N 倍。假设 c 为反向散射装置在 N 个射频源符号周期内的传输信号，且是一个随机变量，满足均值为零，单位方差。则信息接收端与窃听者在第 k 个时隙的接收信号可以分别表示为^[16]

$$R_k = \alpha_k r_k = \alpha_k \log_2 \left(1 + \frac{(\sqrt{h_k \beta_k} \mathbf{g}_k + \mathbf{G})^H \mathbf{W}_k (\sqrt{h_k \beta_k} \mathbf{g}_k + \mathbf{G})}{(\sqrt{h_k \beta_k} \mathbf{g}_k + \mathbf{G})^H \mathbf{Z} (\sqrt{h_k \beta_k} \mathbf{g}_k + \mathbf{G}) + \sigma_k^2} \right) \quad (6)$$

$$R_k^E = \alpha_k r_k^E = \alpha_k \log_2 \left(1 + \frac{\mathbf{f}^H \mathbf{W}_k \mathbf{f}}{\mathbf{f}^H \mathbf{Z} \mathbf{f} + \sigma_{k,E}^2} \right) \quad (7)$$

其中， r_k 和 r_k^E 分别表示在第 k 个时隙内信息接收端与窃听者的速率。因此，在第 k 个时隙内的保密率为

$$y_k(n) = \left(\sqrt{h_k \beta_k} \mathbf{g}_k \right)^H (\mathbf{w}_k b(n) + \mathbf{z}) c + \mathbf{G}^H (\mathbf{w}_k b(n) + \mathbf{z}) + n_k(n) \quad (2)$$

$$y_k^E(n) = \mathbf{f}^H (\mathbf{w}_k b(n) + \mathbf{z}) + n_k^E(n) \quad (3)$$

其中， $\mathbf{g}_k \in \mathbb{C}^{M \times 1}$ ， $\mathbf{G} \in \mathbb{C}^{M \times 1}$ 和 $\mathbf{f} \in \mathbb{C}^{M \times 1}$ 分别表示基站到第 k 个反向散射装置，基站到信息接收端和基站到窃听器间的信道向量， h_k 表示第 k 个反向散射装置到信息接收端的信道增益。 β_k 表示第 k 个反向散射装置处的功率反射系数， $n_k(n) \sim \mathcal{CN}(0, \sigma_k^2)$ 表示在第 k 个时隙信息接收端服从均值为0、方差为 σ_k^2 的加性高斯白噪声， $n_k^E(n) \sim \mathcal{CN}(0, \sigma_{k,E}^2)$ 表示第 k 个时隙窃听器处服从均值为0、方差为 $\sigma_{k,E}^2$ 的加性高斯白噪声。

反向散射链路通常比主要链路经历更多的衰减，因此，根据SIC的解码策略，信息接收端首先对 $b(n)$ 进行解码，然后在检测 c 之前从收到的信号中去除 $b(n)$ 。因此，信息接收端在第 k 个时隙内检测到的信号为^[17]

$$\bar{y}_k(n) = v_s y_k(n) = v_s \left(\sqrt{h_k \beta_k} \mathbf{g}_k + \mathbf{G} \right)^H \times (\mathbf{w}_k b(n) + \mathbf{z}) + v_s n_k(n) \quad (4)$$

其中， v_s 是信息接收端关于 $b(n)$ 的组合系数。对于检测而言，传输信号 $b(n)$ 可以被视为通过一个等效信道 $(\sqrt{h_k \beta_k} \mathbf{g}_k + \mathbf{G})^H$ ，由于未知的 c ，信息接收端不知道关于等效信道的信息，因此，非相干检测被用于检测 $b(n)$ 。在解码 c 的前提下，可以得到第 k 个时隙信息接收端关于 $b(n)$ 的信干噪比为

$$\text{SINR}_k = \frac{\left| v_s (\sqrt{h_k \beta_k} \mathbf{g}_k + \mathbf{G})^H \mathbf{w}_k \right|^2}{\left| v_s (\sqrt{h_k \beta_k} \mathbf{g}_k + \mathbf{G})^H \mathbf{z} \right|^2 + \sigma_k^2} \quad (5)$$

在不丧失一般性的情况下，假设组合系数是归一化的，即 $\|v_s\|^2 = 1$ 。在信道为块状衰减且传输长度足够大的情况下，非相干检测的容量与相干检测的容量是一致的。定义 $\mathbf{W}_k = \mathbf{w}_k \mathbf{w}_k^H$ 为波束成形矢量的协方差矩阵，且满足 $\text{Rank}(\mathbf{W}_k) = 1$ ，对于慢速变化的信道和足够大的 N ，可以将信息接收端与窃听者在第 k 个时隙的可实现吞吐量表示为

$$r_k - r_k^E = \left\{ \log_2 \left(1 + \frac{(\sqrt{h_k \beta_k} \mathbf{g}_k + \mathbf{G})^H \mathbf{W}_k (\sqrt{h_k \beta_k} \mathbf{g}_k + \mathbf{G})}{(\sqrt{h_k \beta_k} \mathbf{g}_k + \mathbf{G})^H \mathbf{Z} (\sqrt{h_k \beta_k} \mathbf{g}_k + \mathbf{G}) + \sigma_k^2} \right) - \log_2 \left(1 + \frac{\mathbf{f}^H \mathbf{W}_k \mathbf{f}}{\mathbf{f}^H \mathbf{Z} \mathbf{f} + \sigma_{k,E}^2} \right) \right\}^+ \quad (8)$$

反向散射装置同时利用反向散射时间和反向散射后的时间进行能量收集，文本考虑基于非线性能量收集模型，则第 k 个反向散射装置处的吸收功率为

$$P_k^{\text{EH}}(P_k^{\text{IN}}) = \frac{\frac{B}{1 + e^{-\kappa(P_k^{\text{IN}} - \mu)}} - \frac{B}{1 + e^{\kappa\mu}}}{1 - \frac{1}{1 + e^{\kappa\mu}}} \quad (9)$$

其中， B 表示能量收集电路的最大吸收功率， κ 和 μ 表示能量收集电路的特性，如电阻和二极管接通电压， P_k^{IN} 表示第 k 个反向散射装置处的接收功率。定义第 k 个反向散射装置在反向散射时隙和反向散射空余时间内的接收功率分别为 $P_{1,k}^{\text{IN}}$ 和 $P_{2,k}^{\text{IN}}$ ，即

$$P_{1,k}^{\text{IN}} = (1 - \beta_k) \mathbf{g}_k^H (\mathbf{W}_k + \mathbf{Z}) \mathbf{g}_k \quad (10)$$

$$P_{2,k}^{\text{IN}} = \mathbf{g}_k^H (\mathbf{W}_k + \mathbf{Z}) \mathbf{g}_k \quad (11)$$

定义 E_k^C 为第 k 个反向散射装置处的电路能耗，那么第 k 个反向散射装置在时间帧内收集的能量应大于电路能耗，即

$$\alpha_k P_k^{\text{EH}}(P_{1,k}^{\text{IN}}) + (1 - \alpha_k) P_k^{\text{EH}}(P_{2,k}^{\text{IN}}) \geq E_k^C \quad (12)$$

由于无线通信系统固有的随机性和信道反馈时延，部分链路完美的信道状态信息难以获得。基站、反向散射装置和信息接收端之间由于位置固定，基于信道估计理论，假设可以获得基站到反向散射装置、基站到信息接收端和反向散射装置到信息接收端链路的完美信道状态信息。对于窃听链路，由于窃听用户位置不固定且位置状态随机出现，本文为了克服信道不确定性的影响，考虑基站与窃听者之间信道链路的信道不确定性。本文考虑有界球形信道不确定模型^[18]

$$\mathcal{R}_f = \{\Delta \mathbf{f} \mid \mathbf{f} = \bar{\mathbf{f}} + \Delta \mathbf{f} : \|\Delta \mathbf{f}\| \leq \varepsilon\} \quad (13)$$

其中， $\bar{\mathbf{f}}$ 表示信道系数的估计值， $\Delta \mathbf{f}$ 表示信道系数的估计误差， \mathcal{R}_f 表示不确定信道集合。

本文目标是在基站最大发射功率约束、时间分配约束、反向散射装置的能量约束以及保密率约束下，最大化信息接收端的吞吐量。因此，在不完美信道状态信息下，此优化问题可以通过联合优化波束成形矩阵、人工噪声矢量协方差矩阵和时间因子来表示。因此，可以表述为如式(14)不确定性优化问题

$$\left. \begin{aligned} & \text{P1: } \max_{\mathbf{W}_k, \mathbf{Z}, \alpha_k} \sum_{k=1}^K R_k \\ & \text{s.t. C1: } \sum_{k=1}^K \text{Tr}(\mathbf{W}_k) + \text{Tr}(\mathbf{Z}) \leq P^{\max} \\ & \quad \quad \quad \sum_{k=1}^K \alpha_k \leq T, \alpha_k \geq 0 \\ & \text{C3: } \alpha_k P_k^{\text{EH}}(P_{1,k}^{\text{IN}}) + (1 - \alpha_k) P_k^{\text{EH}}(P_{2,k}^{\text{IN}}) \geq E_k^C \\ & \text{C4: } r_k - \max_{\Delta \mathbf{f}} r_k^E \geq r_k^{\min} \\ & \text{C5: } \mathbf{W}_k \succeq 0, \mathbf{Z} \succeq 0 \\ & \text{C6: } \text{Rank}(\mathbf{W}_k) = 1 \\ & \text{C7: } \Delta \mathbf{f} \in \mathcal{R}_f \end{aligned} \right\} \quad (14)$$

其中， P^{\max} 为系统最大发送功率门限， r_k^{\min} 表示最小保密速率门限。约束C1为基站的最大发射功率约束；C2为时间约束；C3为反向散射装置处的能量约束，装置收集的能量要大于电路的消耗能量；C4为最小保密率约束；C5为矩阵半正定约束；C6为秩一约束；C7包含不确定参数集合。由于目标函数、C3和C4中存在耦合变量，并且C4中存在不确定性，C6为非凸秩一约束。因此P1是一个非凸的不确定性优化问题，难以获得解析解。

3 鲁棒资源分配算法

3.1 确定性问题转化

对于含有不确定性的约束C4和非凸目标函数，基于变量松弛法，进一步得到不等式

$$\frac{v_k}{\theta_k} \geq 2^{\gamma_k} - 1 \quad (15)$$

$$\frac{\omega_k}{\chi_k} \leq 2^{\gamma_k^E} - 1 \quad (16)$$

$$v_k \leq (\sqrt{h_k \beta_k} \mathbf{g}_k + \mathbf{G})^H \mathbf{W}_k (\sqrt{h_k \beta_k} \mathbf{g}_k + \mathbf{G}) \quad (17)$$

$$\theta_k \geq (\sqrt{h_k \beta_k} \mathbf{g}_k + \mathbf{G})^H \mathbf{Z} (\sqrt{h_k \beta_k} \mathbf{g}_k + \mathbf{G}) + \sigma_k^2 \quad (18)$$

$$\omega_k \geq \max_{\Delta \mathbf{f}} \mathbf{f}^H \mathbf{W}_k \mathbf{f} \quad (19)$$

$$\chi_k \leq \min_{\Delta \mathbf{f}} \mathbf{f}^H \mathbf{Z} \mathbf{f} + \sigma_{k,E}^2 \quad (20)$$

其中， $v_k, \theta_k, \gamma_k, \omega_k, \chi_k$ 和 γ_k^E 为松弛变量。因此，约束C4可以松弛为 $\gamma_k - \gamma_k^E \geq r_k^{\min}$ ，目标函数可以等价于 $\sum_{k=1}^K \alpha_k \gamma_k$ 。

显然，式(15)与式(16)依然为非凸约束，通

过连续凸近似法^[19]与1阶泰勒展开式, 式(15)可近似为

$$\left. \begin{aligned} v_k &\geq e^{x_k^1}, x_k^1 - x_k^2 \geq x_k^3 \\ \theta_k &\leq e^{\bar{x}_k^2} (x_k^2 - \bar{x}_k^2 + 1) \\ 2^{\gamma_k} - 1 &\leq e^{\bar{x}_k^3} (x_k^3 - \bar{x}_k^3 + 1) \end{aligned} \right\} \quad (21)$$

其中, x_k^1 , x_k^2 和 x_k^3 为松弛变量。 \bar{x}_k^2 和 \bar{x}_k^3 分别为 x_k^2 和 x_k^3 上一次迭代的值。同理, 式(16)可以近似为

$$\left. \begin{aligned} \chi &\geq e^{y^2}, y_k^1 - y_k^2 \leq y_k^3 \\ \omega_k &\leq e^{\bar{y}_k^1} (y_k^1 - \bar{y}_k^1 + 1) \\ 2^{\bar{\gamma}_k^E} [(\gamma_k^E - \bar{\gamma}_k^E) \ln 2 + 1] - 1 &\geq e^{y_k^3} \end{aligned} \right\} \quad (22)$$

其中, y_k^1 , y_k^2 和 y_k^3 为松弛变量。 \bar{y}_k^1 和 $\bar{\gamma}_k^E$ 分别为 y_k^1 和 γ_k^E 上一次迭代的值。

对于不确定性约束式(19)和式(20), 接下来利用引理1中的S-过程法^[20]将其转化为确定性矩阵线性不等式。

引理1 S-过程(S-Procedure): 定义 $f_i(\mathbf{x}) \triangleq \mathbf{x}^H \mathbf{A}_i \mathbf{x} + 2\text{Re}\{\mathbf{b}_i^H \mathbf{x}\} + c_i, i = 1, 2$, 其中 $\mathbf{A}_i \in \mathbb{C}^{N \times N}$ 为厄米矩阵, $\mathbf{b}_i \in \mathbb{C}^{N \times 1}$, $\mathbf{x} \in \mathbb{C}^{N \times 1}$, 并且 $c_i \in \mathbb{R}$ 。可以从 $f_1(\mathbf{x}) \leq 0 \Rightarrow f_2(\mathbf{x}) \leq 0$, 当且仅当存在 $\lambda \geq 0$ 使得如下线性矩阵不等式成立

$$\lambda \begin{bmatrix} \mathbf{A}_1 & \mathbf{b}_1 \\ \mathbf{b}_1^H & c_1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \mathbf{A}_2 & \mathbf{b}_2 \\ \mathbf{b}_2^H & c_2 \end{bmatrix} \succcurlyeq \mathbf{0} \quad (23)$$

基于引理1, 不确定性约束式(19)和式(20)可以分别转化为

$$\begin{bmatrix} \lambda_1 \mathbf{I} - \mathbf{W}_k & -\mathbf{W}_k \bar{\mathbf{f}} \\ -(\bar{\mathbf{f}})^H \mathbf{W}_k & -(\bar{\mathbf{f}})^H \mathbf{W}_k \bar{\mathbf{f}} + \omega_k - \lambda_1 \varepsilon^2 \end{bmatrix} \succcurlyeq \mathbf{0} \quad (24)$$

$$\begin{bmatrix} \lambda_2 \mathbf{I} + \mathbf{Z} & \mathbf{Z} \bar{\mathbf{f}} \\ (\bar{\mathbf{f}})^H \mathbf{Z} & (\bar{\mathbf{f}})^H \mathbf{Z} \bar{\mathbf{f}} - \chi_k - \lambda_2 \varepsilon^2 + \sigma_{k,E}^2 \end{bmatrix} \succcurlyeq \mathbf{0} \quad (25)$$

其中, λ_1 和 λ_2 为松弛变量。

定义 $\Lambda \triangleq \{\lambda_1, \lambda_2, x_k^1, x_k^2, x_k^3, y_k^1, y_k^2, y_k^3\}$ 和 $\Theta \triangleq \{v_k, \theta_k, \omega_k, \chi_k, \gamma_k, \bar{\gamma}_k^E\}$, 基于上述转化, 可以得到以下确定性优化问题

$$\left. \begin{aligned} \text{P2: } &\max_{\mathbf{W}_k, \mathbf{Z}, \alpha_k, \Lambda, \Theta} \sum_{k=1}^K \alpha_k \gamma_k \\ \text{s.t. } &\text{C1, C2, C3, C5, C6} \\ &\bar{\text{C4}}: \gamma_k - \bar{\gamma}_k^E \geq r_k^{\min}, (17), (18), \\ &\quad (21), (22), (24), (25) \end{aligned} \right\} \quad (26)$$

P2依然是一个非凸的优化问题, 目标函数和C3中依然存在耦合变量, 并且C6中存在非凸秩一约束, 因此依然难以求解。

3.2 资源分配算法设计

对于确定性优化问题P2, 依然无法直接通过凸优化工具箱求解。基于对交替优化理论^[21]的研究, 本文提出一种基于块坐标下降法的鲁棒资源分配迭代算法。P2可以分解为两个子问题, 分别为: (1)波束成形与人工噪声优化问题; (2)时间优化问题。

通过固定时间因子, 可以得到子问题

$$\left. \begin{aligned} \text{P2-A: } &\max_{\mathbf{W}_k, \mathbf{Z}, \Lambda, \Theta} \sum_{k=1}^K \alpha_k \gamma_k \\ \text{s.t. } &\text{C1, C3, } \bar{\text{C4}}, \text{C5, C6} \end{aligned} \right\} \quad (27)$$

可知上述子问题依然是非凸的, 基于半正定松弛方法, C6可以被松弛, 从而得到式(27)的松弛版本, 并且可以通过CVX工具箱^[22]进行求解。如果获得的最优波束成形矩阵满足 $\text{Rank}(\mathbf{W}_k) = 1$, 可以通过特征值分解获得最优波束成形向量 \mathbf{w}_k^* ; 如果不满足秩一约束, 可以通过高斯随机化法^[23]获得可行解。

通过固定波束成形与人工噪声矢量协方差矩阵, 时间优化问题可以表示为

$$\left. \begin{aligned} \text{P2-B: Find } &\alpha_k \\ \text{s.t. } &\text{C2, C3} \end{aligned} \right\} \quad (28)$$

P2-B是一个凸优化问题, 可以直接通过CVX工具箱求解。可设计如算法1所示的基于块坐标下降法的鲁棒资源分配迭代算法。

3.3 收敛性分析

本小结验证所提算法的收敛性能。定义 l 为迭代次数, $R(\mathbf{W}_k^{(l)}, \mathbf{Z}^{(l)}, \alpha_k^{(l)})$ 为经历 l 次迭代后P2的目标函数。根据所提算法的第3步, 通过给定 $\alpha_k^{(l-1)}$, 可以求解得到 $\mathbf{W}_k^{(l)}, \mathbf{Z}^{(l)}$, 因此可以得到

$$R(\mathbf{W}_k^{(l-1)}, \mathbf{Z}^{(l-1)}, \alpha_k^{(l-1)}) \leq R(\mathbf{W}_k^{(l)}, \mathbf{Z}^{(l)}, \alpha_k^{(l-1)}) \quad (29)$$

根据所提算法的第4步, 通过给定 $\mathbf{W}_k^{(l)}, \mathbf{Z}^{(l)}$, 可以求解得到 $\alpha_k^{(l)}$, 因此可以得到

$$R(\mathbf{W}_k^{(l)}, \mathbf{Z}^{(l)}, \alpha_k^{(l-1)}) \leq R(\mathbf{W}_k^{(l)}, \mathbf{Z}^{(l)}, \alpha_k^{(l)}) \quad (30)$$

基于式(29)和式(30), 最终可以得到

$$R(\mathbf{W}_k^{(l-1)}, \mathbf{Z}^{(l-1)}, \alpha_k^{(l-1)}) \leq R(\mathbf{W}_k^{(l)}, \mathbf{Z}^{(l)}, \alpha_k^{(l)}) \quad (31)$$

从以上不等式可以看出, 每次迭代后的目标函数的值是非减的, 可以观察到两个子问题的所有约束都是有界的, 这使得目标函数的值也是有界的。因此, 本文迭代算法具有单调性和有界性, 且保持收敛^[24]。

3.4 复杂度分析

本小结分析所提算法的复杂度。可知, 经典内点法的计算复杂度为

算法1 基于块坐标下降法的鲁棒资源分配迭代算法

1. 初始化系统参数: $K, M, \beta_k, E_k^C, \sigma_k^2, \sigma_e^2, T, \bar{x}_k^2, \bar{x}_k^3, \bar{y}_k^1, \bar{y}_k^E, \alpha_k^{(0)}, R^{\text{sum}(0)}$; 阈值: r_k^{\min}, P^{\max} ; 估计误差上界: ε ; 收敛精度: ϖ ; 初始化迭代次数: $l = 1$ 。
2. Repeat
3. 固定 $\alpha_k^{(0)}$, 求解子问题1, 获得 $\mathbf{W}_k^{(l)*}, \mathbf{Z}^{(l)*}$ 。
 if $\mathbf{W}_k^{(l)*}$ 满足 $\text{Rank}(\mathbf{W}_k^{(l)*}) = 1$, 可以通过特征值分解获得最优波束向量, 即 $\mathbf{W}_k^{(l)*} = \mathbf{w}_k^{(l)*} \mathbf{w}_k^{(l)*H}$ 。
 else if $\mathbf{W}_k^{(l)*}$ 的秩大于1, 可以通过高斯随机化获得最优向量。
4. 固定 $\mathbf{W}_k^{(l)*}, \mathbf{Z}^{(l)*}$, 求解子问题2, 获得 $\alpha_k^{(l)*}$ 。
5. 计算 $R^{\text{sum}(l)}$, 并且更新迭代次数 $l = l + 1$ 。
6. Until $|R^{\text{sum}(l)} - R^{\text{sum}(l-1)}| \leq \varpi$ 。
7. Return $\mathbf{w}_k^{\text{opt}} = \mathbf{w}_k^{(l)*}, \mathbf{Z}^{\text{opt}} = \mathbf{Z}^{(l)*}, \alpha_k^{\text{opt}} = \alpha_k^{(l)*}, R^{\text{sum}} = R^{\text{sum}(l)}$ 。

$$\mathcal{O}\left(\sqrt{\beta(\kappa)} C \ln\left(\frac{1}{\varpi}\right)\right) \quad (32)$$

其中, $\beta(\kappa) = \sum_{t=1}^p c_t + 2(d-p)$ 是障碍参数, $C = e \sum_{t=1}^p c_t^3 + e^2 \sum_{t=1}^p c_t^2 + e \sum_{t=p+1}^d q_t^2 + e^3$ 代表每次迭代的支出, ϖ 为结果精度, p 和 $(d-p)$ 分别表示为半正定约束和2阶锥约束的数量, c_t 为第 t 个半正定约束的维数, q_t 为第 t 个2阶锥约束的维数, e 表示目标变量的数量。

定义 $\beta_A(\kappa), \beta_B(\kappa), C_A, C_B$ 和 ϖ_A, ϖ_B 分别为 P2-A 和 P2-B 的障碍参数, 每次迭代的支出和结果精度, $\mathcal{O}(D_A)$ 和 $\mathcal{O}(D_B)$ 分别表示 P2-A 和 P2-B 两个子问题的复杂度。因此, 可得本文算法的计算复杂度可以表示为

$$\mathcal{O}\left(\frac{1}{\varpi^2} \log(L_{\max}) \sqrt{(3M+16)K+1} C_A \ln\left(\frac{1}{\varpi_A}\right) \sqrt{3K} C_B \ln\left(\frac{1}{\varpi_B}\right)\right) \quad (33)$$

其中, $C_A = d_A m_1 + d_A^2 m_2 + d_A^3, C_B = 3K^2 + 4K^3, d_A = M^2 K + 14K + 1, m_1 = (M+1)^2 2K + M^3 K + 14K + 1, m_2 = (M+1)^2 2K + M^2 K + 14K + 1$ 。

4 仿真结果与分析

本节通过仿真结果来验证算法的收敛性和有效性。假设系统中存在一个基站, 两个反向散射装置, 一个信息接收端与一个窃听器。基站位于原点, 信息接收端位于 $(10 \text{ m}, 0)$ 处, 两个反向散射装置位于距离以信息接收端为圆心 7 m 的圆上, 假设窃听器位于 $(-5 \text{ m}, 0)$ 处。系统信道衰落模型考虑大尺度衰落, 假设系统每条信道衰落模型独立, 且满足 $Q = \zeta d_i^{-\alpha}$ 分布, $\zeta = -30 \text{ dB}$ 表示路径损耗, 路径损耗指数 α 为 3 , d_i 表示任意 2 个设备间的距离。假设信道不确定性的上界为 $[0, 0.09]$ ^[25], 且信息接收端与窃听器

处的噪声功率都相等 $\sigma_k^2 = \sigma_{k,E}^2$, 为了验证本文算法的优越性, 将本文算法与传统非鲁棒算法进行对比, 其他参数为: $K = M = 2, P^{\max} = 1 \text{ W}, E_k^C = 0.1 \text{ J}, \beta_k = 0.2, \varpi = 10^{-4}, r_k^{\min} = 0.1, \sigma_k^2 = \sigma_{k,E}^2 = 10^{-4} \text{ W}, T = 1 \text{ s}$ 。

图2给出本文算法的收敛性能。可以看出在经历6次迭代后收敛, 因此本文算法具有良好的收敛性能。并且系统和吞吐量随着基站最大发射功率门限的增大而增大, 且具有较高的和吞吐量, 因为最大发射功率门限的增大会使约束C1中的可行域增大。

图3给出了系统最大发射功率和反射系数对系统和吞吐量的影响。从图中可以看出, 随着最大发射功率门限增大, 系统功耗不变的情况下, 系统和吞吐量增大。因为随着最大发射功率门限增大, 基站可以分配更多的功率给每个反向散射装置和信息接收端, 使系统呈现较高的吞吐量。另一方面, 考虑相同的最大发射功率门限, 系统的和吞吐量会随着反向散射系数的增大而增大。因为随着反向散射系数的增大, 反向散射装置的反射效率会相应提高, 因此系统和吞吐量会增大。

图4给出了信道不确定性与噪声功率门限对系统保密率的影响。可以看出, 在相同的噪声功率门

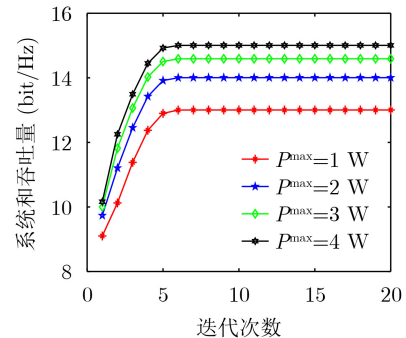


图2 本文算法收敛性能

限下，系统保密率随着信道不确定性的增大而降低。因为信道不确定性上界的增大会使相应信道的参数扰动增大，会导致更大的信道估计错误，从而使信道环境变差，因此使系统保密率降低。另一方面，在信道不确定固定的情况下，噪声功率门限增大会使系统保密率增大。因为从式(8)可以看出，噪声功率门限的增大会导致窃听速率降低，从而增大系统的保密率。

图5给出了反射系数与信道不确定性对保密吞吐量的影响。可以看出随着反射系数的增大，系统保密吞吐量增大。因为反射系数的增大会同时增大基站信号利用率和反向散射装置的反射效率，相应的保密吞吐量也会增大。另一方面，随着信道不确定性上界的增大，系统保密吞吐量降低，且在完美

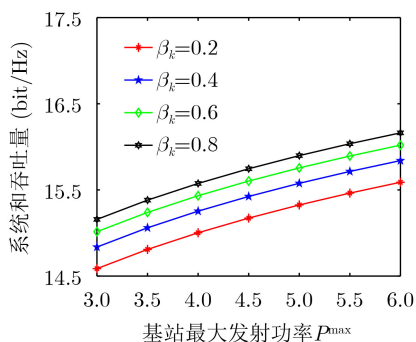


图3 最大发射功率和反射系数对吞吐量的影响

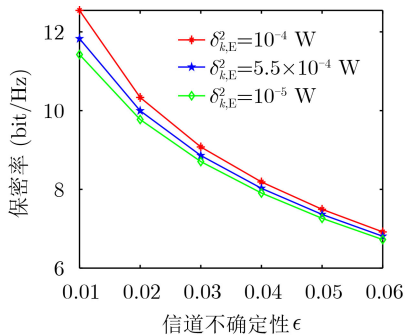


图4 信道不确定性与噪声功率对保密率的影响

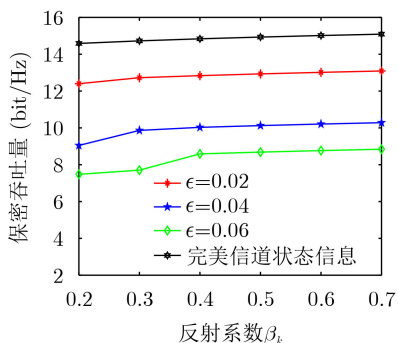


图5 反射系数与信道不确定性对保密吞吐量的影响

信道状态信息下，呈现较高的吞吐量。因为在完美信道状态信息下，系统可以完美估计信道状态信息，因此相比于非完美情况，呈现较好的信道环境，所以系统保密吞吐量最高。

图6给出了信道不确定性与反射系数对系统保密吞吐量的影响。随着信道不确定性的降低和反射系数的增大，两种算法的系统保密吞吐量呈现增大趋势。另一方面，本文算法的系统保密吞吐量要高于传统算法。因为本文算法充分考虑到实际传输过程中信道状态信息难以完美获取，并且将传输时间因子作为优化变量，极大地提高了系统保密吞吐量，因此与传统算法相比具有较高的优越性。

图7给出了信道不确定性对系统中断概率的影响。当信道不确定性较小时，本文算法与传统非鲁棒算法和基准算法相比的中断概率更接近于0，因为本文算法具有较高的自由度，并且消耗了更多的自由度以保证较强的鲁棒性。传统非鲁棒算法和基准算法没有考虑到反向散射装置的辅助作用与信道估计误差对系统保密吞吐量的影响，因此当信道不确定性增大时，传统非鲁棒算法和基准算法呈现较高的中断概率。间接证明了本文算法相比于传统非鲁棒算法具有较强的鲁棒性。

5 结束语

本文针对基于吞吐量最大的反向散射辅助的物理层安全网络鲁棒资源分配问题进行研究。考虑了信息接收端的保密率约束、基站最大发射功率约

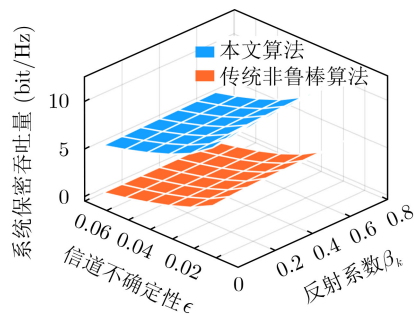


图6 信道不确定性与反射系数对保密吞吐量的影响

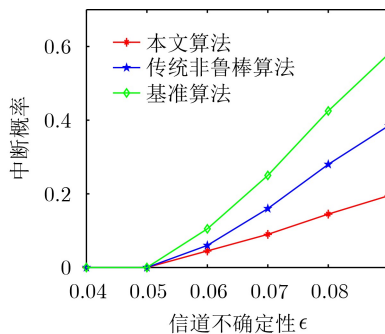


图7 信道不确定性对中断概率的影响

束、反向散射装置的能量约束以及时间资源分配约束，建立了包含非线性能量收集的吞吐量最大化鲁棒资源分配问题。由于不确定性非凸问题难以求解，采用S-过程和变量松弛法，将原问题转化为确定性非凸优化问题。随后提出一种基于块坐标下降的鲁棒资源分配迭代算法，结合连续凸近似和半正定松弛法将非凸问题转化为等价求解的凸优化问题。仿真结果表明本文算法具有较好的鲁棒性和较低的中断概率。

参考文献

- [1] 徐勇军, 杨浩克, 叶迎晖, 等. 反向散射通信网络资源分配综述[J]. 物联网学报, 2021, 5(3): 56–69. doi: [10.11959/j.issn.2096-3750.2021.00215](https://doi.org/10.11959/j.issn.2096-3750.2021.00215).
- XU Yongjun, YANG Haoke, YE Yinghui, *et al.* A survey on resource allocation in backscatter communication networks[J]. *Chinese Journal on Internet of Things*, 2021, 5(3): 56–69. doi: [10.11959/j.issn.2096-3750.2021.00215](https://doi.org/10.11959/j.issn.2096-3750.2021.00215).
- [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](https://doi.org/10.1109/COMST.2018.2841964).
- [3] LONG Ruizhe, LIANG Yingchang, GUO Huayan, *et al.* Symbiotic radio: A new communication paradigm for passive internet of things[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2020, 7(2): 1350–1363. doi: [10.1109/JIOT.2019.2954678](https://doi.org/10.1109/JIOT.2019.2954678).
- [4] WANG Pu, YAN Zheng, WANG Ning, *et al.* Resource allocation optimization for secure multidevice wirelessly powered backscatter communication with artificial noise[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2022, 21(9): 7794–7809. doi: [10.1109/TWC.2022.3162137](https://doi.org/10.1109/TWC.2022.3162137).
- [5] 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](https://doi.org/10.1109/LWC.2020.2965942).
- [6] 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](https://doi.org/10.1109/TWC.2019.2912203).
- [7] KE Feng, PENG Yiming, PENG Yingru, *et al.* Resource allocation for MIMO full-duplex backscatter assisted wireless-powered communication network with finite alphabet inputs[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2021, 69(2): 1275–1289. doi: [10.1109/TCOMM.2020.3035233](https://doi.org/10.1109/TCOMM.2020.3035233).
- [8] 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](https://doi.org/10.1109/LCOMM.2019.2920834).
- [9] XU Yongjun, GU Bowen, HU R Q, *et al.* Joint computation offloading and radio resource allocation in MEC-based wireless-powered backscatter communication networks[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2021, 70(6): 6200–6205. doi: [10.1109/TVT.2021.3077094](https://doi.org/10.1109/TVT.2021.3077094).
- [10] ZHUANG Yuandong, LI Xi, JI Hong, *et al.* Optimal resource allocation for RF-powered underlay cognitive radio networks with ambient backscatter communication[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2020, 69(12): 15216–15228. doi: [10.1109/TVT.2020.3037152](https://doi.org/10.1109/TVT.2020.3037152).
- [11] 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](https://doi.org/10.1109/LWC.2020.2985010).
- [12] YANG Gang, YUAN Dongdong, LIANG Yingchang, *et al.* Optimal resource allocation in full-duplex ambient backscatter communication networks for wireless-powered IoT[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2019, 6(2): 2612–2625. doi: [10.1109/JIOT.2018.2872515](https://doi.org/10.1109/JIOT.2018.2872515).
- [13] LI Dong. Backscatter communication via harvest-then-transmit relaying[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2020, 69(6): 6843–6847. doi: [10.1109/TVT.2020.2991227](https://doi.org/10.1109/TVT.2020.2991227).
- [14] WANG Pu, YAN Zheng, and ZENG Kai. BCAuth: Physical layer enhanced authentication and attack tracing for backscatter communications[J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2022, 17: 2818–2834. doi: [10.1109/TIFS.2022.3195407](https://doi.org/10.1109/TIFS.2022.3195407).
- [15] LI Xinrui, WANG Wei, ZHANG Miao, *et al.* Robust secure beamforming for SWIPT-aided relay systems with full-duplex receiver and imperfect CSI[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2020, 69(2): 1867–1878. doi: [10.1109/TVT.2019.2961449](https://doi.org/10.1109/TVT.2019.2961449).
- [16] LI Dong. Backscatter communication powered by selective relaying[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2020, 69(11): 14037–14042. doi: [10.1109/TVT.2020.3029340](https://doi.org/10.1109/TVT.2020.3029340).
- [17] ZHOU Shaoqing, XU Wei, WANG Kezhi, *et al.* Ergodic rate analysis of cooperative ambient backscatter communication[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2019, 8(6): 1679–1682. doi: [10.1109/LWC.2019.2936196](https://doi.org/10.1109/LWC.2019.2936196).
- [18] 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).
- [19] XU Yongjun, XIE Hao, LIANG Chengchao, *et al.* Robust secure energy-efficiency optimization in SWIPT-aided

- heterogeneous networks with a nonlinear energy-harvesting model[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2021, 8(19): 14908–14919. doi: [10.1109/JIOT.2021.3072965](https://doi.org/10.1109/JIOT.2021.3072965).
- [20] WANG Shaohang and WANG Baoyun. Robust secure transmit design in MIMO channels with simultaneous wireless information and power transfer[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2015, 22(11): 2147–2151. doi: [10.1109/LSP.2015.2464791](https://doi.org/10.1109/LSP.2015.2464791).
- [21] WANG Feng, XU Jie, and DING Zhiguo. Multi-antenna NOMA for computation offloading in multiuser mobile edge computing systems[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2019, 67(3): 2450–2463. doi: [10.1109/TCOMM.2018.2881725](https://doi.org/10.1109/TCOMM.2018.2881725).
- [22] BOYD S and VANDENBERGHE L. *Convex Optimization*[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2004.
- [23] LUO Zhiquan, MA W K, SO A M C, *et al.* Semidefinite relaxation of quadratic optimization problems[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2010, 27(3): 20–34. doi: [10.1109/MSP.2010.936019](https://doi.org/10.1109/MSP.2010.936019).
- [24] BIBBY J. Axiomatisations of the average and a further generalisation of monotonic sequences[J]. *Glasgow Mathematical Journal*, 1974, 15(1): 63–65. doi: [10.1017/S0017089500002135](https://doi.org/10.1017/S0017089500002135).
- [25] LU Yang, XIONG Ke, FAN Pingyi, *et al.* Coordinated beamforming with artificial noise for secure SWIPT under non-linear EH model: Centralized and distributed designs[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2018, 36(7): 1544–1563. doi: [10.1109/JSAC.2018.2824759](https://doi.org/10.1109/JSAC.2018.2824759).
- 徐勇军: 男, 副教授, 博士生导师, 研究方向为反向散射通信、鲁棒资源分配.
- 徐 然: 男, 硕士生, 研究方向为反向散射、鲁棒资源分配.
- 周继华: 男, 研究员, 博士生导师, 研究方向为无线网络、资源分配等.
- 陈 量: 男, 正高级工程师, 研究方向为软件定义网络技术等.

责任编辑: 马秀强