

基于硬件损伤与离散相移的IRS辅助MU-MISO通信系统鲁棒能效优化算法

熊迎香¹, 徐勇军^{1*}, 陈前斌¹, 黄崇文²

(1. 重庆邮电大学通信与信息工程学院, 重庆400065; 2. 浙江大学信息与电子工程学院, 浙江杭州310027)

摘要: 针对现有工作仅考虑理想信道状态信息(Channel State Information, CSI)与硬件调控能力导致在实际系统中用户传输中断过高的问题, 该文综合考虑不完美CSI、有限相移调控、硬件损伤的影响, 提出了一种基于智能反射面(Intelligent Reflecting Surface, IRS)辅助的鲁棒能效优化算法。考虑基站最大发射功率与IRS离散相移约束及差异化用户传输速率需求, 基于高斯CSI误差模型和加性硬件损伤模型, 将基站主动波束成形与IRS被动相移优化问题建模为含不确定性参数的多变量耦合能效最大化问题。考虑波束向量与相移矩阵的耦合性, 利用交替优化策略将原问题转化为主动波束子问题和离散相移子问题。利用伯恩斯坦不等式、丁克尔巴赫方法及连续凸近似将波束子问题转化为凸优化问题求解; 基于求解的主动波束向量, 利用罚函数法和投影定理求解离散相移子问题。仿真结果表明, 与传统非鲁棒算法相比, 所提算法能效性能提升15.8%, 平均中断概率间隙达86.7%。

关键词: 智能反射面; 能效优化; 鲁棒性

基金项目: 国家自然科学基金(No. U23A20279, No. 62271094); 重庆市自然科学基金(No. CSTB2022NSCQ-LZX0009, No. CSTB2022NSCQ-LZX0025); 重庆市教委科学技术研究(No. KJZD-K202200601)

中图分类号: TN929.5

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112(2024)06-1832-10

电子学报URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.12263/DZXB.20230485

Robust Energy-Efficient Optimization Algorithm for Intelligent Reflecting Surface-Aided MU-MISO Communication Systems with Hardware Impairments and Discrete Phases

XIONG Ying-xiang¹, XU Yong-jun^{1*}, CHEN Qian-bin¹, HUANG Chong-wen²

(1. School of Communications and Information Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China;

2. College of Information Science & Electronic Engineering, Zhejiang University, Hangzhou, Zhejiang 310027, China)

Abstract: Aiming at the problem that most of the existing works only consider the ideal channel state information (CSI) and hardware regulation capability, leading to high user transmission outages in real systems, considering the impact of imperfect CSI, limited phase-shift modulation and hardware impairments (HWIs), a robust energy-efficient (EE) optimization algorithm with the help of intelligent reflecting surface (IRS) was proposed in this paper. Taking the constraints of the maximum transmit power of the base station (BS), the discrete phase of the IRS, and the diverse transmission rate requirements of users into account, a joint optimization problem of the active beamforming of the BS and the passive beamforming of the IRS based on Gaussian CSI error models and additive HWI models was formulated as a multivariate and coupled energy-efficient maximization problem with uncertain parameters. Considering the coupled relationship between beamforming vectors and phase-shift matrices, the original problem was transformed into an active beamforming subproblem and a discrete phase-shift subproblem via an alternating optimization strategy. The former was converted into a convex problem by using Bernstein's inequality, Dinkelbach's method, and successive convex approximation. Then, the discrete phase-shift subproblem with the solved active beamforming vectors was resolved by applying the penalty function method and the projection theorem. Simulation results showed that the EE was improved by 15.8% and the outage gap reached 86.7%, compared to the traditional non-robust algorithm.

Key words: intelligent reflecting surface; energy-efficient optimization; robustness

Foundation Item(s): National Natural Science Foundation of China (No.U23A20279, No.62271094); Natural Science Foundation of Chongqing (No.CSTB2022NSCQ-LZX0009, No.CSTB2022NSCQ-LZX0025); Science and Technology Research Program of Chongqing Municipal Education Commission (No.KJZD-K202200601)

1 引言

随着 5G 商用与 6G 快速部署,越来越多的通信终端和传感器通过无线方式接入到通信网络中.但通信质量易受到障碍物阻挡导致性能急剧下降^[1,2].智能反射面(Intelligent Reflecting Surface, IRS)因成本低、功耗低、可主动改变传播路径等优势已成为解决上述问题的一种新范式^[3,4].而 IRS 引入使得原系统性能提升的同时,也给资源分配(如,波束成形、功率控制等)带来了巨大挑战.目前,学术界已从蜂窝通信^[5]、毫米波通信^[6]、认知无线电^[7]、高空平台通信^[8]、太赫兹通信^[9]等方面对 IRS 资源分配进行了研究.

在完美信道状态信息(Channel State Information, CSI)条件下,文献[10]研究了 IRS 辅助无人机通信系统能效优化问题,利用丁克尔巴赫与交替迭代方法求解基站被动波束成形与无人机轨迹的解.文献[11]将问题扩展到 IRS 辅助多点协作通信系统中,通过子载波分配、功率分配和 IRS 相移优化使得系统能效最大化.为了提高无线供电通信系统频谱效率,文献[12]引入 IRS 来增强无线能量信号传输,利用凸差分法和连续凸近似方法来优化 IRS 相移、能量发射机波束、设备发射功率和能量收集时间,使得系统能效最大化.为了提高谱效、允许更多设备接入,文献[13]研究了 IRS 辅助非正交多址接入(Non-Orthogonal Multiple Access, NOMA)通信系统能效最大化问题,通过交替迭代方法来求解基站与 IRS 波束成形.此外,能效优化在 IRS 辅助去蜂窝通信系统^[14]和 IRS 辅助无线携能通信系统^[15]也备受关注.

上述工作都假设 CSI 是完美已知的,由于 IRS 是被动低功耗器件、信号处理能力有限,且系统受到信道时延、量化误差等因素影响,完美 CSI 假设过于理想.在实际系统中,现有算法可能会导致系统性能偏离预定要求.因此,基于不完美 CSI 的资源分配问题近年来受到关注.基于不完美 CSI,文献[16]研究了 IRS 辅助多蜂窝毫米波通信系统最小信干噪比最大化问题,提出了一种低复杂度的鲁棒波束成形算法.考虑最小收集能量、每个用户服务质量及相移约束,文献[17]基于有界 CSI 误差模型研究 IRS 辅助无线供电通信网络鲁棒能效优化问题.文献[18]研究了含窃听者的 IRS 辅助多输入单输出(Multiple-Input Single-Output, MISO)系统能效优化问题,结合有界 CSI 误差模型与半定规划来求解该问题,但单用户场景过于理想.基于相同网络场景,文献[19]利用斯坦伯格博弈论研究了 IRS 辅助多用

户 MISO 系统传输功率最小化问题,所提算法具有较低的中断概率.基于有界 CSI 误差模型,文献[20]研究了具有透射与反射功能 IRS 辅助 NOMA 网络的安全能效问题,但仅考虑单用户场景.为解决频谱共享导致的强干扰问题,文献[21]研究了 IRS 辅助认知无线网络在 NOMA 下的能效与谱效平衡问题,提出了一种基于块坐标下降的波束成形算法.与上述有界不确定性模型不同,文献[22]针对 IRS 辅助无线供电通信网络时延非敏感型业务传输需求,基于统计 CSI 误差模型研究了基于中断约束的能效最大化问题.

然而,以上工作并未考虑硬件损伤(Hardware Impairment, HWI)带来的影响,同时也无法直接应用于本文所考虑的系统模型中.针对硬件老化所带来的 HWI 问题,文献[23]研究了非理想 HWI 条件下 IRS 辅助无线通信系统性能极限问题,结果表明 HWI 会降低数据传输速率,并使得接收信号发生畸变.文献[24]研究了收发机 HWI 对 IRS 辅助安全通信系统能效的影响,建立了一个含 HWI 的能效最大化资源分配问题.但文献[23,24]都假设系统具有完美 CSI.

综上所述,为了提高蜂窝通信系统的信号覆盖质量、传输鲁棒性以及克服 HWI 的能力,本文研究了收发机 HWI 和非理想 CSI 下的鲁棒能效优化问题,提出了基于迭代的鲁棒主被动波束成形算法,从而减小传输中断概率的同时提高系统能效.基于统计 CSI 不确定性模型与加性 HWI 模型,考虑用户中断概率、IRS 离散相移与基站最大发射功率约束,构建了联合优化基站主动波束与 IRS 被动波束的混合鲁棒资源分配模型,使得系统整体能效最大化.首先,利用伯恩斯坦不等式和丁克尔巴赫方法分别将中断概率约束和分式目标函数转化为确定性和易处理形式;然后,基于泰勒级数展开、半定松弛和高斯随机化方法将上述问题转化为关于波束向量的凸优化问题;接着,针对 IRS 引起的离散变量约束问题,利用交替优化方法将原问题缩放为连续相移进行波束求解;最后基于罚函数法和投影定理获得 IRS 离散相移的解析解.仿真结果表明,与传统非鲁棒算法相比,所提算法能效性能提升 15.8%,平均中断概率间隙达 86.7%,具有较高的能效与较好的鲁棒性.

2 系统模型

图 1 描述了一个 IRS 辅助的多用户蜂窝通信下行传输系统.一个含 M 根天线的基站通过一个含 L 个反

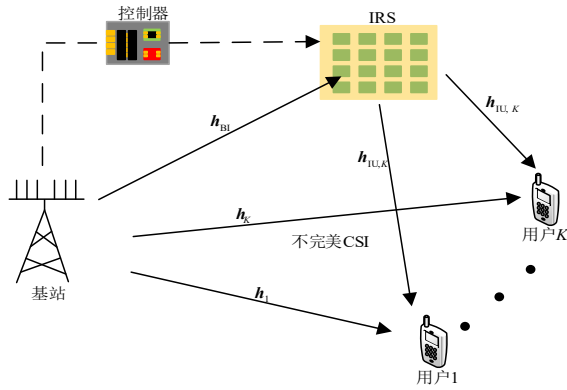


图1 系统模型图

射单元的 IRS 为 K 个单天线用户进行数据传输, IRS 在无遮挡情况下提供信号增强, 在有遮挡时改善用户接收信号质量. 定义用户与 IRS 单元集合分别为 $\mathcal{K} \triangleq \{1, 2, \dots, K\}$ 和 $\mathcal{L} \triangleq \{1, 2, \dots, L\}$, $\Theta \triangleq \text{diag}(\theta_1, \dots, \theta_l, \dots, \theta_L)$ 为 IRS 的相移矩阵, 其中 θ_l 是第 l 个单元的相移, 且连续相移模型为 $|\theta_l| = 1, \forall l \in \mathcal{L}^{[4]}$. 在实际系统中, IRS 控制器无法提供连续相移, 因此假设每个 θ_l 只能取 d 个值, 且在范围 $[0, 2\pi)$ 中等距分布^[11], 即 $\mathcal{F} \triangleq \{\theta | \theta = e^{j\frac{2\pi}{d}b}\}$, $d = 2^b$ 是相移电平的数量, $b = 0, 1, \dots, d-1$ 为量化阶数. 基于此, 基站的发射信号为

$$\mathbf{x} = \sum_{k=1}^K \mathbf{v}_k s_k + \mathbf{n}_t \quad (1)$$

其中, $\mathbf{v}_k \in \mathbb{C}^M$ 是基站向用户 k 发射的波束成形向量, s_k 表示基站向用户 k 发送的信息. $\mathbf{n}_t \in \mathbb{C}^M$ 表示基站处 HWI 畸变噪声向量, 且与该天线处信号功率成比例^[24, 25], $\mathbf{n}_t \sim \mathcal{CN}(0, \Phi)$, $\Phi = \rho_t \text{diag}(q_1, q_2, \dots, q_M)$ 为基站处 HWI 噪声协方差矩阵^[26]. $\rho_t > 0$ 为 HWI 程度比例系数. \mathbf{H} 为共轭转置. q_1, q_2, \dots, q_M 表示基站发射协方差矩阵 \mathbf{Q} 的主对角线元素, 其中 $\mathbf{Q} = \mathbb{E}\{\|\sum_{k=1}^K \mathbf{v}_k s_k\|^2\} = \sum_{k=1}^K \mathbf{v}_k \mathbf{v}_k^H$, $\mathbb{E}\{\cdot\}$ 表示期望. 基于图 1 与式 (1), 用户 k 接收信号为

$$\begin{aligned} y_k &= (\mathbf{h}_k^H + \mathbf{h}_{IU,k}^H \Theta \mathbf{h}_{BI}) \left(\sum_{k=1}^K \mathbf{v}_k s_k + \mathbf{n}_t \right) + n_{R,k} + n_k \quad (2) \\ &\triangleq \tilde{y}_k + n_{R,k} \end{aligned}$$

其中, $\mathbf{h}_{BI} \in \mathbb{C}^{L \times M}$ 和 $\mathbf{h}_k \in \mathbb{C}^M$ 分别表示基站到 IRS 和用户 k 的信道系数, $\mathbf{h}_{IU,k} \in \mathbb{C}^L$ 为 IRS 到用户 k 的信道系数. $n_{R,k}$ 为用户 k 处的畸变噪声, 均值为零方差为 $n_{r,k}$, $n_{r,k} = \rho_{r,k} \mathbb{E}\{\tilde{y}_k^2\}$, $n_{R,k} \sim \mathcal{CN}(0, n_{r,k})$, $\rho_{r,k} > 0$ 表示用户 k 的 HWI 比例系数, n_k 是均值为零方差 σ_k^2 的热噪声, $n_k \sim \mathcal{CN}(0, \sigma_k^2)$. 在完美 CSI 下, 基于式 (2), 第 k 个用户的信干噪比为

$$\gamma_k = \frac{|\tilde{\mathbf{h}}_k^H \mathbf{v}_k|^2}{\tilde{\mathbf{h}}_k^H \mathbf{U} \tilde{\mathbf{h}}_k^H + (1 + \rho_{r,k}) \sigma_k^2} \quad (3)$$

其中, $\tilde{\mathbf{h}}_k = \mathbf{h}_k^H + \mathbf{h}_{IU,k}^H \Theta \mathbf{h}_{BI}$, $\mathbf{V} = [\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_K] \in \mathbb{C}^{M \times K}$, $\mathbf{U} = \mathbf{V}_{-k} \mathbf{V}_{-k}^H + \rho_{r,k} \mathbf{V} \mathbf{V}^H + (1 + \rho_{r,k}) \rho_t \text{diag}(\mathbf{V} \mathbf{V}^H)$, $\mathbf{V}_{-k} = [\mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_{k-1}, \mathbf{v}_{k+1}, \dots, \mathbf{v}_{K-1}, \mathbf{v}_K]$, 用户 k 的速率为 $R_k = W \log_2(1 + \gamma_k)$, W 为带宽. 考虑电路功耗, 系统总功耗为

$$P^{\text{total}} = \zeta \sum_{k=1}^K \|\mathbf{v}_k\|^2 + P_C \quad (4)$$

其中, ζ 和 P_C 分别是功率放大器系数和电路功耗. 为了最大化系统能效与传输鲁棒性, 保证每个用户的最小传输速率需求, 能效最大化问题可描述为

$$\begin{aligned} \max_{\mathbf{v}_k, \theta} & \quad \sum_{k=1}^K R_k \\ \text{s.t. C1:} & \quad \Pr\{R_k \geq R_k^{\min}\} \geq 1 - \tau_k \quad (5) \\ \text{C2:} & \quad \theta_l \in \mathcal{F}, \forall l \in \mathcal{L} \\ \text{C3:} & \quad \zeta \sum_{k=1}^K \|\mathbf{v}_k\|^2 + P_C \leq P^{\max} \end{aligned}$$

其中, $\tau_k \in [0, 1]$ 为中断概率门限, P^{\max} 为基站最大发射功率门限, R_k^{\min} 是每个用户的最小传输速率门限. C1 能够保证不同信道状态下每个用户的服务质量, C2 是 IRS 离散相移约束, C3 表示基站最大发射功率约束. 问题 (5) 是一个多变量耦合、离散变量约束及随机扰动约束的非凸优化问题, 很难直接求解. 从问题 (5) 可知, 该模型是一个通过优化基站的波束成形向量 \mathbf{v}_k 和 IRS 相移 θ 的资源优化问题, 可以满足多用户 MISO 通信系统在信号被阻挡时的传输需求.

3 鲁棒波束成形算法设计

基于随机信道模型^[27], 基站到用户与 IRS 反射级联信道不确定性可建模为

$$\begin{cases} \mathbf{h}_k = \hat{\mathbf{h}}_k + \Delta \mathbf{h}_k, \Delta \mathbf{h}_k \sim \mathcal{CN}(0, \mathbf{a}_k) \\ \mathbf{G}_k = \hat{\mathbf{G}}_k + \Delta \mathbf{G}_k, \text{vec}(\Delta \mathbf{G}_k) \sim \mathcal{CN}(0, \boldsymbol{\beta}_k) \end{cases} \quad (6)$$

其中, $\mathbf{G}_k = \text{diag}(\mathbf{h}_{IU,k}^H) \mathbf{h}_{BI} \in \mathbb{C}^{L \times M}$ 为 IRS 到用户 k 的级联信道, $\hat{\mathbf{h}}_k$ 和 $\hat{\mathbf{G}}_k$ 分别为信道 \mathbf{h}_k 和 \mathbf{G}_k 的信道估计值, $\Delta \mathbf{h}_k$ 和 $\Delta \mathbf{G}_k$ 分别为其所对应的信道估计误差, 且满足均值为零方差为 $\mathbf{a}_k \geq \mathbf{0}$ 和 $\boldsymbol{\beta}_k \geq \mathbf{0}$ 的复高斯分布. $\text{vec}(\mathbf{X})$ 表示将矩阵 \mathbf{X} 进行列向量化. C1 可重新描述为

$$\begin{aligned} \Pr\{R_k \geq R_k^{\min}\} &= \Pr\{\log_2(1 + \gamma_k) \geq \bar{R}_k^{\min}\} \\ &= \Pr\{(\mathbf{h}_k^H + \boldsymbol{\theta}^H \mathbf{G}) \mathbf{A} (\mathbf{G}^H \boldsymbol{\theta} + \mathbf{h}_k) - (1 + \rho_{r,k}) \sigma_k^2 \geq 0\} \quad (7) \end{aligned}$$

其中, $\bar{R}_k^{\min} = R_k^{\min}/W$, $\mathbf{A} = \frac{1}{2\bar{R}_k^{\min} - 1} \mathbf{v}_k \mathbf{v}_k^H - \mathbf{V}_{-k} \mathbf{V}_{-k}^H - \rho_{r,k} \mathbf{V} \mathbf{V}^H - (1 + \rho_{r,k}) \rho_t \text{diag}(\mathbf{V} \mathbf{V}^H)$. 基于式 (6), 可得

$$\begin{aligned} & \Pr\{(\mathbf{h}_k^H + \boldsymbol{\theta}^H \mathbf{G}_k) \mathbf{A} (\mathbf{G}_k^H \boldsymbol{\theta} + \mathbf{h}_k) - (1 + \rho_{r,k}) \sigma_k^2 \geq 0\} \\ & = \Pr\{(\Delta \mathbf{h}_k^H + \boldsymbol{\theta}^H \Delta \mathbf{G}_k) \mathbf{A} (\Delta \mathbf{G}_k^H \boldsymbol{\theta} + \Delta \mathbf{h}_k) \\ & \quad + 2\text{Re}\{(\mathbf{h}_k + \boldsymbol{\theta}^H \widehat{\mathbf{G}}_k) \mathbf{A} (\Delta \mathbf{G}_k^H \boldsymbol{\theta} + \Delta \mathbf{h}_k)\} \\ & \quad + (\widehat{\mathbf{h}}_k^H + \boldsymbol{\theta}^H \widehat{\mathbf{G}}_k) \mathbf{A} (\widehat{\mathbf{h}}_k + \widehat{\mathbf{G}}_k^H \boldsymbol{\theta}) - (1 + \rho_{r,k}) \sigma_k^2 \geq 0\} \end{aligned} \quad (8)$$

定义 $\bar{\boldsymbol{\theta}} = \boldsymbol{\theta} \boldsymbol{\theta}^H$, 式(8)中的第一项可重写为

$$\begin{aligned} & (\Delta \mathbf{h}_k^H + \boldsymbol{\theta}^H \Delta \mathbf{G}_k) \mathbf{A} (\Delta \mathbf{G}_k^H \boldsymbol{\theta} + \Delta \mathbf{h}_k) \\ & = L_k + 2\text{Re}\{\text{Tr}\{\boldsymbol{\theta}^T \Delta \mathbf{G}_k^* \mathbf{A}^T \Delta \mathbf{h}_k^*\}\} + \text{Tr}\{\bar{\boldsymbol{\theta}}^T \Delta \mathbf{G}_k^* \mathbf{A}^T \Delta \mathbf{G}_k^T\} \\ & \stackrel{(a)}{=} L_k + 2\text{Re}\{\Delta \mathbf{h}_k^H (\mathbf{A} \otimes \boldsymbol{\theta}^T) \text{vec}(\Delta \mathbf{G}_k^*)\} \\ & \quad + \text{vec}^T(\Delta \mathbf{G}_k) (\mathbf{A} \otimes \bar{\boldsymbol{\theta}}^T) \text{vec}(\Delta \mathbf{G}_k^*) \\ & \stackrel{(b)}{=} \zeta_{h,k}^2 \mathbf{e}_{h,k}^H \mathbf{A} \mathbf{e}_{h,k} + 2\text{Re}\{\zeta_{h,k} \zeta_{g,k} \mathbf{e}_{h,k}^H (\mathbf{A} \otimes \boldsymbol{\theta}^T) \mathbf{e}_{g,k}^*\} \\ & \quad + \zeta_{g,k}^2 \mathbf{e}_{g,k}^T (\mathbf{A} \otimes \bar{\boldsymbol{\theta}}^T) \mathbf{e}_{g,k}^* = \mathbf{e}^H \bar{\mathbf{M}} \mathbf{e} \end{aligned} \quad (9)$$

其中, $L_k = \Delta \mathbf{h}_k^H \mathbf{A} \Delta \mathbf{h}_k$, (a)表示利用矩阵迹的相关性质保持相等, (b)是因为引入信道估计误差保持不变. \mathbf{X}^* , \mathbf{X}^T 和 \mathbf{X}^H 分别表示对 \mathbf{X} 的共轭、转置和共轭转置. \otimes 为 Kronecker 积. $\mathbf{e}_{h,k}$ 和 $\mathbf{e}_{g,k}$ 是复高斯随机向量, $\zeta_{h,k}$ 和 $\zeta_{g,k}$ 是不确定性大小的常数, $\Delta \mathbf{h}_k = \zeta_{h,k} \mathbf{e}_{h,k} \sim \mathcal{CN}(0, \zeta_{h,k}^2 \mathbf{I}_{(M,M)})$, $\text{vec}(\Delta \mathbf{G}_k) = \zeta_{g,k} \mathbf{e}_{g,k} \sim \mathcal{CN}(0, \zeta_{g,k}^2 \mathbf{I}_{(L \times M \times L \times M, 1)})$. 式(9)的 \mathbf{e} 和 $\bar{\mathbf{M}}$ 分别为 $\mathbf{e} = [\mathbf{e}_{h,k}^H \quad \mathbf{e}_{g,k}^T]^H$,

$$\bar{\mathbf{M}} = \begin{bmatrix} \zeta_{h,k}^2 \mathbf{A} & \zeta_{h,k} \zeta_{g,k} (\mathbf{A} \otimes \boldsymbol{\theta}^T) \\ \zeta_{h,k} \zeta_{g,k} (\mathbf{A} \otimes \boldsymbol{\theta}^*) & \zeta_{g,k}^2 (\mathbf{A} \otimes \bar{\boldsymbol{\theta}}^T) \end{bmatrix} \quad (10)$$

同理, 式(8)中的第二项重写为

$$\begin{aligned} & 2\text{Re}\{(\widehat{\mathbf{h}}_k^H + \boldsymbol{\theta}^H \widehat{\mathbf{G}}_k) \mathbf{A} (\Delta \mathbf{G}_k^H \boldsymbol{\theta} + \Delta \mathbf{h}_k)\} \\ & = 2\text{Re}\{\zeta_{h,k} (\widehat{\mathbf{h}}_k^H + \boldsymbol{\theta}^H \widehat{\mathbf{G}}_k) \mathbf{A} \mathbf{e}_{h,k}\} \\ & \quad + \text{Tr}\{(\boldsymbol{\theta} (\widehat{\mathbf{h}}_k + \boldsymbol{\theta}^H \widehat{\mathbf{G}}_k) \mathbf{A})^T \Delta \mathbf{G}_k^*\} \\ & \stackrel{(c)}{=} 2\text{Re}\{\zeta_{h,k} (\widehat{\mathbf{h}}_k^H + \boldsymbol{\theta}^H \widehat{\mathbf{G}}_k) \mathbf{A} \mathbf{e}_{h,k}\} \\ & \quad + \zeta_{g,k} \text{vec}^T(\boldsymbol{\theta} (\widehat{\mathbf{h}}_k + \boldsymbol{\theta}^H \widehat{\mathbf{G}}_k) \mathbf{A}) \mathbf{e}_{g,k}^* \\ & = 2\text{Re}\{\bar{\mathbf{m}}^H \mathbf{e}\} \end{aligned} \quad (11)$$

其中, $\bar{\mathbf{m}} = [\zeta_{h,k} (\widehat{\mathbf{h}}_k^H + \boldsymbol{\theta}^H \widehat{\mathbf{G}}_k) \mathbf{A}, \zeta_{g,k} \text{vec}^T(\boldsymbol{\theta} (\widehat{\mathbf{h}}_k + \boldsymbol{\theta}^H \widehat{\mathbf{G}}_k) \mathbf{A})]^H$, (c)是利用矩阵迹的相关性质保持相等, 则问题(5)的中断概率约束可以简化为

$$\Pr\{\mathbf{e}^H \bar{\mathbf{M}} \mathbf{e} + 2\text{Re}\{\bar{\mathbf{m}}^H \mathbf{e}\} + \bar{m} \geq 0\} \geq 1 - \tau_k \quad (12)$$

其中, $\bar{m} = (\widehat{\mathbf{h}}_k^H + \boldsymbol{\theta}^H \widehat{\mathbf{G}}_k) \mathbf{A} (\widehat{\mathbf{G}}_k^H \boldsymbol{\theta} + \widehat{\mathbf{h}}_k) - (1 + \rho_{r,k}) \sigma_k^2$. 然后, 利用引理 1 进一步处理约束(12).

引理 1 (Bernstein 型不等式^[27]): 假定 $\mathbf{a}^H \mathbf{M} \mathbf{a} + 2\text{Re}\{\mathbf{m}^H \mathbf{a}\} + u$, 其中 $\mathbf{M} \in \mathbb{H}^{N \times N}$, $\mathbf{m} \in \mathbb{C}^N$, $u \in \mathbb{R}$ 和 $\mathbf{a} \in \mathbb{C}^N \sim \mathcal{CN}(0, \mathbf{I})$. 对于任意 $\tau_k \in (0, 1]$, x 和 y 为松弛变量, 有以下关系

$$\begin{aligned} & \Pr\{\mathbf{a}^H \mathbf{M} \mathbf{a} + 2\text{Re}\{\mathbf{m}^H \mathbf{a}\} + u \geq 0\} \geq 1 - \tau_k \\ & \Rightarrow \begin{cases} \text{Tr}\{\mathbf{M}\} - \sqrt{2\ln(1/\tau_k)} x + \ln(\tau_k) y + u \geq 0 \\ \|\text{vec}(\mathbf{M})\|_2 \leq x \\ \|\sqrt{2} \mathbf{m}\|_2 \leq y \\ \mathbf{y} \mathbf{I} + \mathbf{M} \geq \mathbf{0}, y \geq 0 \end{cases} \end{aligned} \quad (13)$$

其中, x 和 y 为非负的松弛变量. 基于引理 1, 式(12)可转化为

$$\begin{cases} \text{Tr}\{\bar{\mathbf{M}}\} - \sqrt{2\ln(1/\tau_k)} a + \ln(\tau_k) b + \bar{m} \geq 0 \\ \|\text{vec}(\bar{\mathbf{M}})\|_2 \leq a \\ \|\sqrt{2} \bar{\mathbf{m}}\|_2 \leq b \\ b \mathbf{I} + \bar{\mathbf{M}} \geq \mathbf{0}, b \geq 0 \end{cases} \quad (14)$$

其中, a 和 b 是为非负松弛变量. 式(14)中 $\text{Tr}\{\bar{\mathbf{M}}\}$,

$\|\bar{\mathbf{M}}\|_F$ 和 $\|\bar{\mathbf{m}}\|_2^2$ 进一步简化为

$$\begin{aligned} & \text{Tr}\{\bar{\mathbf{M}}\} = \text{Tr}\left\{ \begin{bmatrix} \zeta_{h,k}^2 \mathbf{A} & \zeta_{h,k} \zeta_{g,k} (\mathbf{A} \otimes \boldsymbol{\theta}^T) \\ \zeta_{h,k} \zeta_{g,k} (\mathbf{A} \otimes \boldsymbol{\theta}^*) & \zeta_{g,k}^2 (\mathbf{A} \otimes \bar{\boldsymbol{\theta}}^T) \end{bmatrix} \right\} \\ & = (\zeta_{h,k}^2 + \zeta_{g,k}^2 L) \text{Tr}\{\mathbf{A}\} \\ & \|\text{vec}(\bar{\mathbf{M}})\|_2 = \|\bar{\mathbf{M}}\|_F = (\zeta_{h,k}^2 + \zeta_{g,k}^2 L) \|\mathbf{A}\|_F \\ & = (\zeta_{h,k}^2 + \zeta_{g,k}^2 L) \|\text{vec}(\mathbf{A})\|_2 \\ & \|\bar{\mathbf{m}}\|_2^2 = \zeta_{h,k}^2 \left\| (\widehat{\mathbf{h}}_k^H + \boldsymbol{\theta}^H \widehat{\mathbf{G}}_k) \mathbf{A} \right\|_2^2 + \zeta_{g,k}^2 \left\| \text{vec}^T(\boldsymbol{\theta} (\widehat{\mathbf{h}}_k + \boldsymbol{\theta}^H \widehat{\mathbf{G}}_k) \mathbf{A}) \right\|_2^2 \\ & = (\zeta_{h,k}^2 + \zeta_{g,k}^2 L) \left\| (\widehat{\mathbf{h}}_k + \boldsymbol{\theta}^H \widehat{\mathbf{G}}_k) \mathbf{A} \right\|_2^2 \end{aligned} \quad (15)$$

基于式(5)和式(15), 可得

$$\begin{aligned} & \max_{\mathbf{v}_k, \boldsymbol{\theta}, a, b} \frac{\sum_{k=1}^K R_k}{P^{\text{total}}} \\ & \text{s.t. C1: } (\zeta_{h,k}^2 + \zeta_{g,k}^2 L) \text{Tr}\{\mathbf{A}\} - \sqrt{2\ln(1/\tau_k)} a \\ & \quad + \ln(\tau_k) b + \bar{m} \geq 0 \\ & \quad \text{C2: } \left\| \begin{matrix} (\zeta_{h,k}^2 + \zeta_{g,k}^2 L) \text{vec}(\mathbf{A}) \\ \sqrt{2(\zeta_{h,k}^2 + \zeta_{g,k}^2 L)} \mathbf{A} (\widehat{\mathbf{h}}_k + \widehat{\mathbf{G}}_k^H \boldsymbol{\theta}) \end{matrix} \right\|_2 \leq a \\ & \quad \text{C3: } b \mathbf{I} + (\zeta_{h,k}^2 + \zeta_{g,k}^2 L) \mathbf{A} \geq \mathbf{0}, b \geq 0 \\ & \quad \text{C4: } \boldsymbol{\theta}_l \in \mathcal{F}, \forall l \in \mathcal{L} \\ & \quad \text{C5: } \zeta \sum_{k=1}^K \|\mathbf{v}_k\|^2 + P_C \leq P^{\text{max}} \end{aligned} \quad (16)$$

由于问题(16)中目标函数非凸, C4的离散相移以及 \mathbf{v}_k 和 $\boldsymbol{\theta}$ 耦合, 问题(16)仍然很难求解. 基于此, 利用 Dinkelbach 方法^[10], 问题(16)可以转化为

$$\begin{aligned}
& \max_{\mathbf{v}_k, \boldsymbol{\theta}, a, b} \sum_{k=1}^K R_k(\mathbf{v}_k, \boldsymbol{\theta}) - \eta P^{\text{total}}(\mathbf{v}_k) \\
& \text{s.t. C1: } (\zeta_{h,k}^2 + \zeta_{g,k}^2 L) \text{Tr}\{\mathbf{A}\} - \sqrt{2\ln(1/\tau_k)} a \\
& \quad + \ln(\tau_k) b + \bar{m} \geq 0 \\
& \text{C2: } \left\| \begin{array}{c} (\zeta_{h,k}^2 + \zeta_{g,k}^2 L) \text{vec}(\mathbf{A}) \\ \sqrt{2(\zeta_{h,k}^2 + \zeta_{g,k}^2 L)} \mathbf{A} \begin{pmatrix} \widehat{\mathbf{h}}_k^H + \widehat{\mathbf{G}}_k^H \boldsymbol{\theta} \end{pmatrix} \end{array} \right\|_2 \leq a \quad (17) \\
& \text{C3: } b\mathbf{I} + (\zeta_{h,k}^2 + \zeta_{g,k}^2 L)\mathbf{A} \geq \mathbf{0}, b \geq 0 \\
& \text{C4: } \theta_l \in \mathcal{F}, \forall l \in \mathcal{L} \\
& \text{C5: } \zeta \sum_{k=1}^K \|\mathbf{v}_k\|^2 + P_C \leq P^{\text{max}}
\end{aligned}$$

其中, $\eta > 0$ 是辅助变量. 由于问题(17)中目标函数的不平滑性, 求解起来仍具有挑战性. 利用变量替换法, 将问题(17)等价于

$$\begin{aligned}
& \max_{\mathbf{v}_k, \boldsymbol{\theta}, a, b, t} t \\
& \text{s.t. C1} \sim \text{C5} \\
& \text{C6: } \sum_{k=1}^K R_k(\mathbf{v}_k, \boldsymbol{\theta}) - \eta P^{\text{total}}(\mathbf{v}_k) \geq t \quad (18)
\end{aligned}$$

其中, $t > 0$ 是松弛变量. 由于 $R_k(\mathbf{v}_k, \boldsymbol{\theta})$ 中 \mathbf{v}_k 和 $\boldsymbol{\theta}$ 耦合, 基于连续凸近似方法^[28]可得

$$\frac{\bar{\alpha}_k}{\bar{\beta}_k} \leq 2^{r_k} - 1 \quad (19)$$

$$\left| \tilde{\mathbf{h}}_k \mathbf{v}_k \right|^2 \geq \alpha_k \quad (20)$$

$$\tilde{\mathbf{h}}_k [\mathbf{V}_{-k} \mathbf{V}_{-k}^H + \rho_{r,k} \mathbf{V} \mathbf{V}^H + Q \rho_t \text{diag}(\mathbf{V} \mathbf{V}^H)] \tilde{\mathbf{h}}_k^H + Q \sigma_k^2 \leq \beta_k \quad (21)$$

其中, $Q = 1 + \rho_{r,k}$, $\bar{\alpha}_k$ 和 $\bar{\beta}_k$ 为松弛变量, 式(19)仍然是非凸的. 基于泰勒级数展开, 式(19)可转化为

$$\begin{aligned}
& \bar{\alpha}_k \geq e^{x_k^{(1)}} x_k^{(1)} - x_k^{(2)} \geq x_k^{(3)} \\
& \bar{\beta}_k \leq e^{\bar{x}_k^{(2)}} (x_k^{(2)} - \bar{x}_k^{(2)} + 1) \\
& 2^{r_k} - 1 \leq e^{\bar{x}_k^{(3)}} (x_k^{(3)} - \bar{x}_k^{(3)} + 1)
\end{aligned} \quad (22)$$

式中, $x_k^c (c \in \{1, 2, 3\})$ 为松弛变量. $\bar{x}_k^{(2)}$ 和 $\bar{x}_k^{(3)}$ 分别是 $x_k^{(2)}$ 和 $x_k^{(3)}$ 上一次迭代. 问题(16)可转为

$$\begin{aligned}
& \max_{\mathbf{v}_k, \boldsymbol{\theta}, \Xi} t \\
& \text{s.t. C1} \sim \text{C5, C7: (19), (20), (21)} \\
& \bar{\text{C6:}} \sum_{k=1}^K r_k - \eta P^{\text{total}}(\mathbf{v}_k) \geq t \quad (23)
\end{aligned}$$

式中, $\Xi \triangleq \{a, b, t, r_k, \alpha_k, \beta_k, x_k^c\}$. 定义半正定矩阵 $\mathbf{V}_k = \mathbf{v}_k \mathbf{v}_k^H$, $\text{Rank}(\mathbf{V}_k) = 1$, $\tilde{\mathbf{h}}_k = \widehat{\mathbf{h}}_k + \boldsymbol{\theta}^H \widehat{\mathbf{G}}_k$ 和 $\bar{\mathbf{H}}_k = \tilde{\mathbf{h}}_k \tilde{\mathbf{h}}_k^H$, 可得到

$$\begin{aligned}
\mathbf{A} &= \frac{1}{2^{R_k^{\text{min}} - 1}} \mathbf{V}_k - \sum_{i=1, i \neq k}^K \mathbf{V}_i - \rho_{r,k} \sum_{k=1}^K \mathbf{V}_k \\
& \quad - (1 + \rho_{r,k}) \rho_t \text{diag} \left(\sum_{k=1}^K \mathbf{V}_k \right)
\end{aligned} \quad (24)$$

$$\mathbf{B} = \sum_{i=1, i \neq k}^K \mathbf{V}_i + \rho_{r,k} \sum_{k=1}^K \mathbf{V}_k + (1 + \rho_{r,k}) \rho_t \text{diag} \left(\sum_{k=1}^K \mathbf{V}_k \right)$$

基于交替优化, 固定 $\boldsymbol{\theta}$ 求 \mathbf{v}_k , 问题(23)可改写为

$$\begin{aligned}
& \max_{\mathbf{V}_k, \Xi} t \\
& \text{s.t. C1} \sim \text{C3, C5} \\
& \bar{\text{C6:}} \sum_{k=1}^K r_k - \eta P^{\text{total}}(\mathbf{V}_k) \geq t \quad (25) \\
& \bar{\text{C7:}} \text{Tr}(\bar{\mathbf{H}}_k \mathbf{V}_k) \geq \bar{\alpha}_k, \text{Tr}(\bar{\mathbf{H}}_k \mathbf{B}) + (1 + \rho_{r,k}) \sigma_k^2 \leq \bar{\beta}_k, \\
& \text{C8: } \mathbf{V}_k \geq \mathbf{0}, \text{C9: Rank}(\mathbf{V}_k) = 1
\end{aligned}$$

根据半定松弛方法松弛掉 C9, 问题(25)转变为了一个凸优化问题, 利用 CVX 可以求解^[22]. 当 C9 存在时, 利用高斯随机化方法^[24]从 \mathbf{V}_k 中获得次优解 \mathbf{v}_k^* . 然后, 固定 \mathbf{v}_k , 求解 $\boldsymbol{\theta}$. 定义 $\widehat{\boldsymbol{\theta}} = [\boldsymbol{\theta}^H \mathbf{1}]^H$ 与 $\widehat{\boldsymbol{\Theta}} = \widehat{\boldsymbol{\theta}} \widehat{\boldsymbol{\theta}}^H$, 问题(16)中的 C1 可转化为

$$\bar{\text{C1:}} (\zeta_{h,k}^2 + \zeta_{g,k}^2 L) \text{Tr}\{\mathbf{A}\} - \sqrt{2\ln(1/\tau_k)} a + \ln(\tau_k) b + \bar{m}_\theta \geq 0 \quad (26)$$

其中, $\bar{m}_\theta = \text{Tr}\{\mathbf{C} \widehat{\boldsymbol{\Theta}}\} + \widehat{\mathbf{h}}_k^H \mathbf{A} \widehat{\mathbf{h}}_k - (1 + \rho_{r,k}) \sigma_k^2$ 和 $\mathbf{C} = \begin{bmatrix} \widehat{\mathbf{G}}_k \mathbf{A} \widehat{\mathbf{G}}_k^H & \widehat{\mathbf{G}}_k \mathbf{A} \widehat{\mathbf{h}}_k \\ \widehat{\mathbf{h}}_k^H \mathbf{A} \widehat{\mathbf{G}}_k^H & \mathbf{0} \end{bmatrix}$. 同理, C2 可转化为

$$\bar{\text{C2:}} (\zeta_{h,k}^2 + \zeta_{g,k}^2 L)^2 \|\mathbf{A}\|_F^2 + 2(\zeta_{h,k}^2 + \zeta_{g,k}^2 L) (\text{Tr}\{\mathbf{D} \widehat{\boldsymbol{\Theta}}\} + \widehat{\mathbf{h}}_k^H \mathbf{A} \widehat{\mathbf{h}}_k) \leq a^2 \quad (27)$$

其中, $\mathbf{D} = \begin{bmatrix} \widehat{\mathbf{G}}_k \mathbf{A} \widehat{\mathbf{A}}^H \widehat{\mathbf{G}}_k^H & \mathbf{G} \mathbf{A} \widehat{\mathbf{h}}_{\text{BU},k}^H \\ \widehat{\mathbf{h}}_{\text{BU},k}^H \mathbf{A} \widehat{\mathbf{A}}^H \widehat{\mathbf{G}}_k^H & \mathbf{0} \end{bmatrix}$. 由于 $\bar{\text{C2}}$ 仍然是

非凸的, 基于一阶线性近似方法, $\bar{\text{C2}}$ 可转化为

$$\bar{\text{C2:}} (\zeta_{h,k}^2 + \zeta_{g,k}^2 L)^2 \|\mathbf{A}\|_F^2 + 2(\zeta_{h,k}^2 + \zeta_{g,k}^2 L) (\text{Tr}\{\mathbf{D} \widehat{\boldsymbol{\Theta}}\} + \widehat{\mathbf{h}}_k^H \mathbf{A} \widehat{\mathbf{h}}_k) \leq 2a^{(n)} a - |a^{(n)}|^2 \quad (28)$$

其中, $a^{(n)}$ 表示第 n 次迭代中的可行解. 当离散相移放缩为连续相移, 原优化问题可以重写为

$$\begin{aligned}
& \max_{\boldsymbol{\theta}, a, b, \bar{\alpha}_k, \bar{\beta}_k, x_k^c} J(\widehat{\boldsymbol{\Theta}}) \\
& \text{s.t. } \bar{\text{C1}}, \bar{\text{C2}}, \bar{\text{C4:}} \text{Rank}(\widehat{\boldsymbol{\Theta}}) = 1 \\
& \bar{\text{C7:}} \text{Tr}(\mathbf{E} \widehat{\boldsymbol{\Theta}}) + \widehat{\mathbf{h}}_k^H \mathbf{V}_k \widehat{\mathbf{h}}_k \geq \bar{\alpha}_k, \\
& \text{Tr}(\mathbf{F} \widehat{\boldsymbol{\Theta}}) + \widehat{\mathbf{h}}_k^H \boldsymbol{\Omega} \widehat{\mathbf{h}}_k + (1 + \rho_{r,k}) \sigma_k^2 \leq \bar{\beta}_k, \\
& \text{C10: } \widehat{\boldsymbol{\Theta}} \geq \mathbf{0}, \left[\widehat{\boldsymbol{\Theta}} \right]_{l,l} = 1,
\end{aligned} \quad (29)$$

其中, $\boldsymbol{\Omega} = \mathbf{V}_{-k} \mathbf{V}_{-k}^H + \rho_{r,k} \mathbf{V} \mathbf{V}^H + (1 + \rho_{r,k}) \rho_t \text{diag}(\mathbf{V} \mathbf{V}^H)$,

$$\mathbf{E} = \begin{bmatrix} \widehat{\mathbf{G}}_k \mathbf{V}_k \widehat{\mathbf{G}}_k^H & \widehat{\mathbf{G}}_k \mathbf{V}_k \widehat{\mathbf{h}}_k \\ \widehat{\mathbf{h}}_k^H \mathbf{V}_k \widehat{\mathbf{G}}_k^H & \mathbf{0} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{F} = \begin{bmatrix} \widehat{\mathbf{G}}_k \boldsymbol{\Omega} \widehat{\mathbf{G}}_k^H & \widehat{\mathbf{G}}_k \boldsymbol{\Omega} \widehat{\mathbf{h}}_k \\ \widehat{\mathbf{h}}_k^H \boldsymbol{\Omega} \widehat{\mathbf{G}}_k^H & \mathbf{0} \end{bmatrix},$$

$J(\hat{\Theta}) = \sum_{k=1}^K r_k / P^{\text{total}}$. 对于 C10 来讲, $\hat{\Theta}$ 是半正定矩阵, $\lambda_l(\hat{\Theta}) \geq 0, \forall l=1, 2, \dots, L+1$. 因为 $\text{Tr}(\hat{\Theta}) = \sum_{l=1}^{L+1} \lambda_l(\hat{\Theta})$, 则 $\text{Tr}(\hat{\Theta}) \geq \lambda_{\max}(\hat{\Theta}), \lambda_{\max}(\cdot)$ 为最大特征值. 若存在 $\text{Tr}(\hat{\Theta}) = \lambda_{\max}(\hat{\Theta})$, 则 $\text{Rank}(\hat{\Theta}) = 1$, C4 可重写为

$$\tilde{\text{C4}}: \text{Tr}(\hat{\Theta}) - \lambda_{\max}(\hat{\Theta}) = 0 \quad (30)$$

根据式(30)与惩罚因子 μ , 问题(29)可转化为

$$\begin{aligned} \min_{\hat{\Theta}, a, b, \alpha_k, \beta_k, x_k^i} & -J(\hat{\Theta}) + \mu(\text{Tr}(\hat{\Theta}) - \lambda_{\max}(\hat{\Theta})) \\ \text{s.t.} & \tilde{\text{C1}}, \tilde{\text{C2}}, \tilde{\text{C7}} \end{aligned} \quad (31)$$

$$\text{C10: } \hat{\Theta} \succeq 0, [\hat{\Theta}]_{l,l} = 1,$$

当 $\mu \rightarrow \infty$ 时, 可获得满足 $\hat{\Theta}$ 秩一的解. 由于 $\lambda_{\max}(\hat{\Theta})$ 是非凸函数, 使得问题(30)目标函数为非凸函数, 基于文献[29], 任意 t 次迭代有

$$\begin{aligned} \text{Tr}(\hat{\Theta}^{(t+1)}) - (\mathbf{w}_{\max}^{(t)})^H \hat{\Theta}^{(t+1)} \mathbf{w}_{\max}^{(t)} & \geq \text{Tr}(\hat{\Theta}^{(t+1)}) - \lambda_{\max}(\hat{\Theta}^{(t+1)}) \geq 0 \end{aligned} \quad (32)$$

$$\begin{aligned} \min_{\hat{\Theta}, a, b, \alpha_k, \beta_k, x_k^i} & -J(\hat{\Theta}) + \mu^{(t+1)}(\text{Tr}(\hat{\Theta}^{(t+1)}) - (\mathbf{w}_{\max}^{(t)})^H \hat{\Theta}^{(t+1)} \mathbf{w}_{\max}^{(t)}) \\ \text{s.t.} & \tilde{\text{C1}}, \tilde{\text{C2}}, \tilde{\text{C7}}, \text{C10} \end{aligned} \quad (33)$$

由于 $\mu^{(t+1)} = k\mu^{(t)} (k > 1)$ 不断增大, 惩罚函数相应变小, 罚函数下界可由式(32)得到. 因此, 通过迭代更新惩罚系数 μ , 目标函数能够收敛, 并且当目标函数趋于收敛时可得到

$$\hat{\Theta} \approx \lambda_{\max}(\hat{\Theta}) \mathbf{w}_{\max} \mathbf{w}_{\max}^H \quad (34)$$

则可得到 $\bar{\theta} = \sqrt{\lambda_{\max}(\hat{\Theta})} \mathbf{w}_{\max}$, 并且 θ 的解为

$$\theta^* = -\arg\left([\bar{\theta}/\bar{\theta}_{L+1}]_{(1:L)}\right) \quad (35)$$

其中, $[a]_{(1:L)}$ 代表向量 a 的前 L 个取值, $\bar{\theta}_{L+1}$ 是 $\bar{\theta}$ 的第 $L+1$ 个值. 通过投影定理可求解 IRS 离散相移最终解为

$$\tilde{\theta} = \arg \min_{\theta_i \in \mathcal{F}} |\theta^* - \theta_i| \quad (36)$$

因此, 基于交替迭代的鲁棒能效优化算法如算法 1 所示. 总体方案流程如图 2 所示.

算法复杂度分析: 问题(24)优化变量数为 $n_1 = KM^2$, 有 $7K$ 个 M 维线性矩阵不等式约束, $6K$ 个 1 维线性不等式, 定义 ε_1 为问题(24)的迭代精度, 其计算复杂度为

$$\mathcal{O}_V = \mathcal{O}\left(\ln(1/\varepsilon_1) \sqrt{7KM^2 + 6K} (n_1 m_1 + n_1^2 m_2 + n_1^3)\right) \quad (37)$$

其中, $m_1 = 7KM^3 + 6K$ 和 $m_2 = 7KM^2 + 6K$. 问题(31)优化

算法 1 交替迭代的鲁棒能效最大化算法

初始化系统参数: $M, L, K, W, \hat{\mathbf{h}}_{h,k}^H, \mathbf{G}_k, P^{\max}, P_C, \zeta, R_k^{\min}, \psi_{h,k}^2, \psi_{g,k}^2, \rho_{\tau,k}, \rho_{\tau,k}, \sigma_k^2, \bar{x}_k^2, \bar{x}_k^3, \mathbf{v}_k^{(n-1)}, \theta^{(n-1)}, \eta^{(n-1)}$; 设置收敛精度 $\varpi \geq 0$, 最大迭代次数 N_{\max} , 设置 $n \geq 1$; 定义问题(25)和(31)的第 n 次迭代目标函数值为 $F_1^{(n)}$ 和 $F_2^{(n)}$.

(1) WHILE $|F_1^{(n)}| > \varpi$ & $|F_2^{(n)}| > \varpi$ 或 $n < N_{\max}$ DO

(2) 设置迭代次数 $n = n + 1$;

(3) 给定 $\theta^{(n-1)}$, 根据式(25)计算 $\mathbf{v}_k^{(n)}, \eta_1^{(n)}, F_1^{(n)}$;

(4) 固定 $\mathbf{v}_k^{(n)}$, 根据式(31)计算 $\eta_2^{(n)}, F_2^{(n)}$;

(5) 根据式(36)计算 $\theta^{(n)}$;

(6) 更新能效, $\eta^{(n)} = \min\{\eta_1^{(n)}, \eta_2^{(n)}\}$;

END WHILE

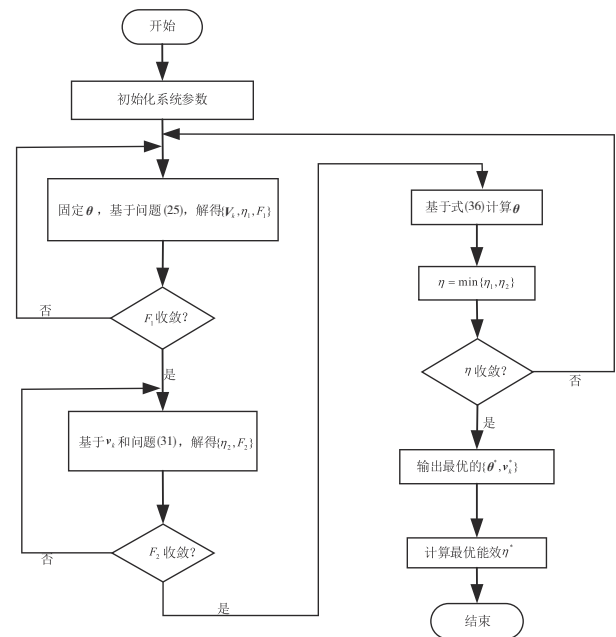


图 2 所提方法流程图

变量数为 $a_1 = (L+1)^2$, 同时有 $5K$ 个 $L+1$ 维线性矩阵不等式约束, $4K$ 个 1 维线性不等式, 定义 ε_2 为问题(31)的迭代精度, 其计算复杂度为

$$\mathcal{O}_\theta = \mathcal{O}\left(\ln(1/\varepsilon_2) \sqrt{5K(L+1) + 4K} (a_1 b_1 + a_1^2 b_2 + a_1^3)\right) \quad (38)$$

其中, $b_1 = 5K(L+1)^3 + 4K$ 和 $b_2 = 5K(L+1)^2 + 4K$. 因此, 所提算法总复杂度为 $\mathcal{O}_V \mathcal{O}_\theta / \varpi^2 \log_2(N_{\max})$, 其中, $1/\varpi^2 \log_2(N_{\max})$ 为 Dinkelbach 的计算复杂度.

4 仿真分析

为了验证所提算法有效性, 将通过不同算法对比来说明其性能, 如表 1 所示. 假设信道包含大尺度衰落和小尺度衰落, 大尺度衰落为 $\text{PL} = -30 - 10\alpha \lg(d) \text{dB}$ [30], 其中 α 是路径损耗指数, d 是距离(m). 假设 $\{\mathbf{h}_k, \mathbf{G}_k\}_{\forall k \in K}$ 中的小尺度衰落服从 Rayleigh 分布 [18, 19], $\text{vec}(\Delta \mathbf{G}) \Delta \mathbf{h}_{\text{BU}}$ 的方差分

别为 $\zeta_{g,k}^2 = \psi_{g,k}^2 \left\| \text{vec}(\widehat{\mathbf{G}}_k) \right\|_2^2$ 和 $\zeta_{h,k}^2 = \psi_{h,k}^2 \left\| \widehat{\mathbf{h}}_k \right\|_2^2$, 其中 $\psi_{g,k}^2 \in [0, 1)$ 和 $\psi_{h,k}^2 \in [0, 1)$ 表示 CSI 不确定性的相对量. 基站坐标为 (0, 0), IRS 坐标为 (50, 10), 用户 1 和用户 2 坐标分别为 (70, 10) 和 (70, 5), 基站到 IRS 和用户的路损指数分别为 $\alpha_{\text{BI}} = 2.2$ 和 $\alpha_{\text{BU}} = 4$, IRS 到用户路损指数为 $\alpha_{\text{IU}} = 2$, 其他参数为^[30]: $M=4, L=4, K=2, P^{\max}=30$ dBm, $\sigma^2=-100$ dBm, $\tau_k=0.05$, $R_k^{\min}=10$ Kbit/s, $W=10$ kHz, $\rho_t \in [0, 0.15^2]$, $\rho_{r,k} \in [0, 0.15^2]$, $\zeta = 1, P_C=20$ dBm, $\varpi = 10^{-8}, N_{\max} = 10^4$.

表 1 不同场景对比算法

场景一	场景二
所提算法 $\psi_{h,k}^2 = 0.04$	所提算法 $\psi_{h,k}^2 = 0.05$
非鲁棒算法 $\psi_{h,k}^2 = 0.04$	非鲁棒算法 $\psi_{h,k}^2 = 0.05$

图 3 给出了系统能效与 IRS 单元个数的关系. 随着 L 的增加, 系统能效增加, 且能较快地收敛. 因为增加反射单元数量可使得更多信号能够被反射到用户接收机, 从而能够有效提高信噪比, 系统能效随之提升.

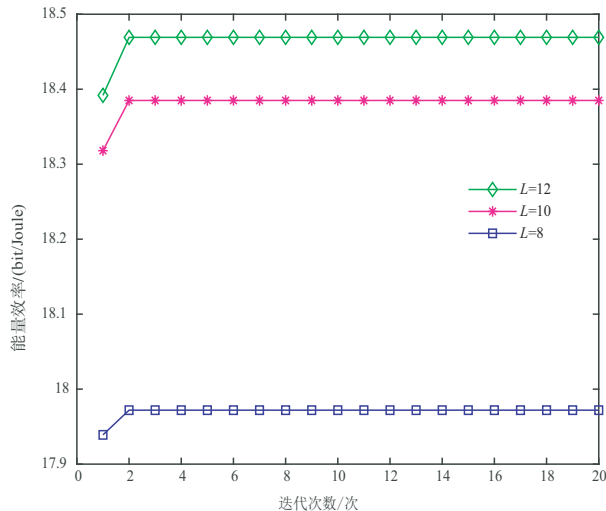


图 3 系统能效与 IRS 反射单元个数的关系

图 4 给出了不同用户数量下系统能效性能. 随着 K 的增大, 系统总能效提升. 从式(5)能效表达式可以看出, 传输速率是关于能效的增函数, 因此用户数量增大能提升系统能效. 随着基站 P^{\max} 的增大, 系统能效先提升随后趋于平稳. 因为从 C3 可以发现, 随着 P^{\max} 增大, 增大了基站波束成形解空间, 可以为用户提供更多的分集增益, 从而提升了系统能效. 当 P^{\max} 增大到一定程度时, 系统能效不再增加. 因为 P^{\max} 进一步增大, 会增加基站的能源开销, 系统最终趋于稳定状态.

图 5 给出了系统能效与信道估计误差的关系. 随着 $\psi_{g,k}^2$ 和 $\psi_{h,k}^2$ 的增大, 系统能效逐渐降低. 由于存在信道估计误差, 结合式(3)和问题(17)可以看出, 信道估计误差引入的干扰项可以看作附加的噪声, $\psi_{g,k}^2$ 和 $\psi_{h,k}^2$

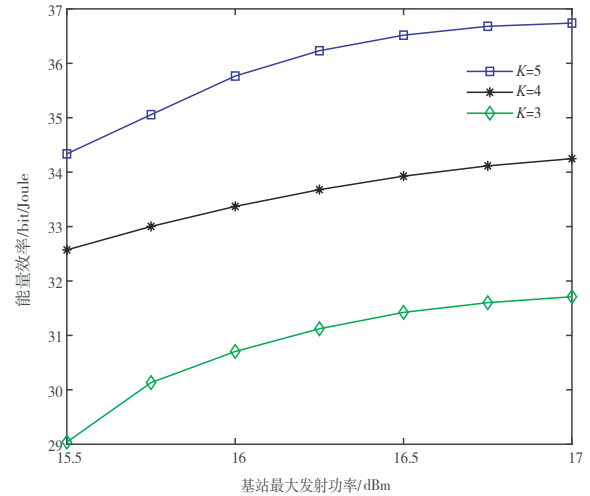


图 4 不同用户数量下系统能效性能

越大, 相应的附加噪声越大, 会造成系统性能恶化, 通信速率降低, 能量效率降低.

图 6 显示了系统能效与 P^{\max} 的关系. 在相同 P^{\max} 下, 非鲁棒算法的系统能效略高于所提算法的系统能效. 因为所提算法提前考虑了信道不确定性的影响, 从问题(17)中 C2 可以看出, 代表不确定性大小参数 $\zeta_{h,k}^2, \zeta_{g,k}^2$ 增大会使得关于基站波束向量 \mathbf{v}_k 的隐函数 \mathcal{A} 减小, 从而使得系统需要一部分功率对抗信道不确定性. 信道不确定性越大, 所提算法系统能效和非鲁棒算法的系统能效差距越大. 然而, 随着 P^{\max} 越大, 所提算法的系统能效和非鲁棒算法的系统能效差距越来越小. 因为 P^{\max} 增大, 能效提升趋于饱和. 因为从式(5)的目标函数可知, 发射功率增大使得目标函数分母变大, 也会增大功率消耗.

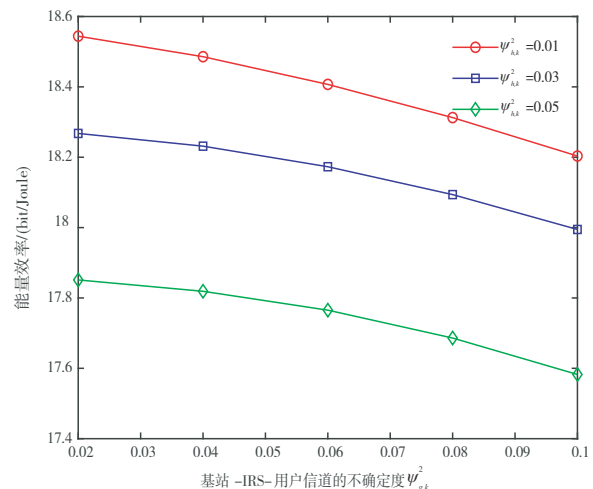
图 5 系统能效与 $\psi_{g,k}^2$ 的关系图

图 7 给出了实际中断概率与基站-IRS-用户的级联信道不确定性 $\psi_{g,k}^2$ 之间的关系. 在相同的 $\psi_{h,k}^2$ 下, 中断

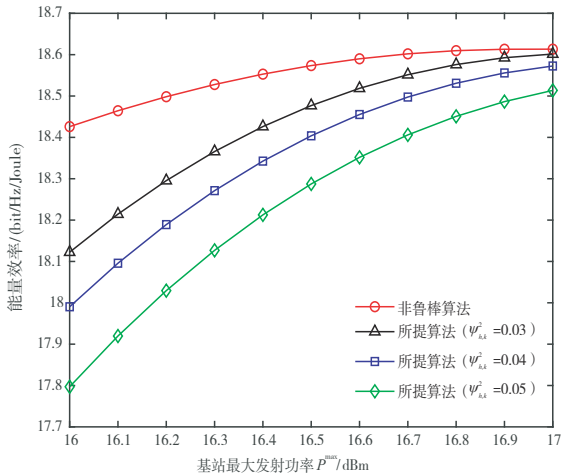


图 6 系统能效与 P^{\max} 的关系图

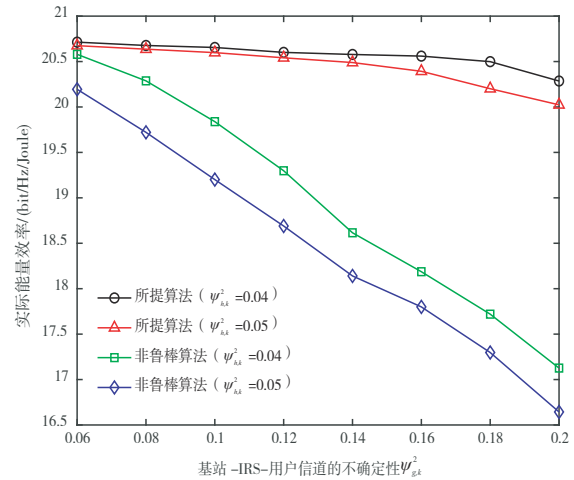


图 8 实际能量效率与 $\psi^2_{g,k}$ 的关系图

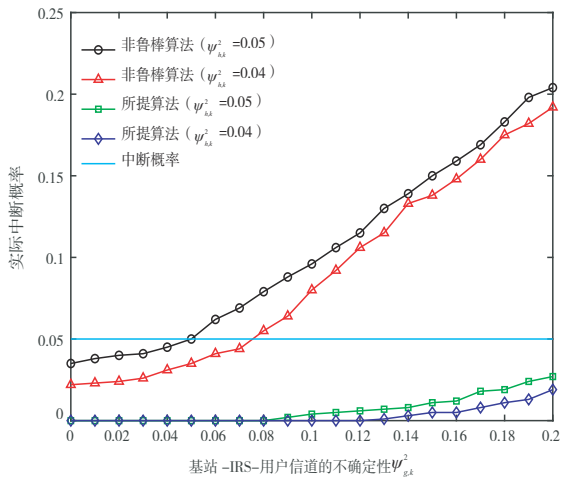


图 7 实际中断概率与 $\psi^2_{g,k}$ 的关系图

率随着级联信道不确定性 $\psi^2_{g,k}$ 增加而逐渐增大. 在相同的 $\psi^2_{g,k}$ 和 $\psi^2_{h,k}$ 下, 所提算法的实际中断概率低于非鲁棒算法. 因为从式 (6) 可以看出, 信道不确定性 $\psi^2_{g,k}$ 增大, 意味着信道估计值 $\hat{\mathbf{h}}_k$ 与实际值 \mathbf{h}_k 偏差增大, 通信环境更恶劣, 从问题 (5) 中的 C1 和式 (7) 可以看出, 对系统扰动增加, 使得实际数据速率 R_k 小于速率门限 R_k^{\min} 较多, 因此中断概率增加. 且随着不确定性的增大, 中断概率也随之增大, 所提算法与传统非鲁棒算法的最大中断概率间隙达 86.7%.

图 8 显示了能量效率与信道不确定性 $\psi^2_{g,k}$ 之间的关系. 当信道不确定性增大时, 不同算法实际能量效率减小, 所提算法能效高于非鲁棒算法. 因为 $\psi^2_{g,k}$ 增大, 信道不确定性对系统扰动增加, 系统能效下降. 由于非鲁棒算法发生中断, 系统能效降低, 其能效偏差相比于所提算法达 15.8% (在不确定性 $\psi^2_{g,k} = 0.04$ 条件下). 所提算法考虑了信道不确定性的影响, 需要较大的发射

功率克服信道不确定性的影响.

5 结论

本文研究了基于硬件损伤与离散相移的 IRS 辅助 MU-MISO 通信系统鲁棒能效优化问题. 为了克服障碍物遮挡和信道不确定性的影响, 考虑中断概率、IRS 离散相移及基站最大发射约束, 提出了一种联合基站波束成形与 IRS 离散相移优化算法. 仿真结果表明, 所提算法能够显著提高系统能效和鲁棒性.

参考文献

- [1] XU Y J, XIE H, WU Q Q, et al. Robust max-min energy efficiency for IRS-aided HetNets with distortion noises[J]. IEEE Transactions on Communications, 2022, 70(2): 1457-1471.
- [2] WU Q Q, ZHANG S W, ZHENG B X, et al. Intelligent reflecting surface-aided wireless communications: A tutorial[J]. IEEE Transactions on Communications, 2021, 69(5): 3313-3351.
- [3] 刘志新, 赵松晗, 杨毅, 等. 智能反射面辅助的无人机无线携能通信网络吞吐量最大化算法研究[J]. 电子与信息学报, 2022, 44(7): 2325-2331.
LIU Z X, ZHAO S H, YANG Y, et al. Throughput maximization algorithm for intelligent reflecting surface-aided unmanned aerial vehicle communication networks with wireless energy transfer[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2022, 44(7): 2325-2331. (in Chinese)
- [4] WU Q Q, ZHANG R. Intelligent reflecting surface enhanced wireless network via joint active and passive beamforming[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2019, 18(11): 5394-5409.

- [5] ZHOU G, PAN C H, REN H, et al. A framework of robust transmission design for IRS-aided MISO communications with imperfect cascaded channels[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2020, 68: 5092-5106.
- [6] ZHOU G, PAN C H, REN H, et al. Stochastic learning-based robust beamforming design for RIS-aided millimeter-wave systems in the presence of random blockages[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2021, 70(1): 1057-1061.
- [7] YUAN J, LIANG Y C, JOUNG J, et al. Intelligent reflecting surface-assisted cognitive radio system[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2021, 69(1): 675-687.
- [8] XU S, LIU J J, RODRIGUES T K, et al. Robust multiuser beamforming for IRS-enhanced near-space downlink communications coexisting with satellite system[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2022, 9(16): 14900-14912.
- [9] HAO W, SUN G, ZENG M, et al. Robust design for intelligent reflecting surface-assisted MIMO-OFDMA terahertz IoT networks[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2021, 8(16): 13052-13064.
- [10] SU Y H, PANG X W, CHEN S Z, et al. Spectrum and energy efficiency optimization in IRS-assisted UAV networks[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2022, 70(10): 6489-6502.
- [11] CHEN J, XIE Y H, MU X D, et al. Energy efficient resource allocation for IRS assisted CoMP systems[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2022, 21(7): 5688-5702.
- [12] MI Y, SONG Q H. Energy efficiency maximization for IRS-aided WPCNs[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2021, 10(10): 2304-2308.
- [13] FANG F, XU Y Q, PHAM Q V, et al. Energy-efficient design of IRS-NOMA networks[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2020, 69(11): 14088-14092.
- [14] JIN S N, YUE D W, CHEN Y L, et al. Energy efficiency maximization in IRS-aided cell-free massive MIMO system[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2023, 12(10): 1652-1656.
- [15] TANG J, PENG Z Y, DANIEL K C, et al. Energy efficiency optimization for a multiuser IRS-aided MISO system with SWIPT[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2023, 71(10): 5950-5962.
- [16] SONG Y X, XU S Y. Robust beamforming for IRS-aided multi-cell mmWave communication systems[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2023, 72(7): 9189-9205.
- [17] GAO Z, XU Y, WANG Q, et al. Outage-constrained energy efficiency maximization for RIS-assisted WPCNs[J]. *IEEE Communications Letters*, 2021, 25(10): 3370-3374.
- [18] WANG Q, ZHOU F, HU R Q, et al. Energy efficient robust beamforming and cooperative jamming design for IRS-assisted MISO networks[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2021, 20(4): 2592-2607.
- [19] SUN Y F, ZHU Y G, AN K, et al. Robust design for RIS-assisted anti-jamming communications with imperfect angular information: A game-theoretic perspective[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2022, 71(7): 7967-7972.
- [20] WANG W, NI W L, TIAN H, et al. Safeguarding NOMA networks via reconfigurable dual-functional surface under imperfect CSI[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2022, 16(5): 950-966.
- [21] WU Y H, ZHOU F H, WU W, et al. Multi-objective optimization for spectrum and energy efficiency tradeoff in IRS-assisted CRNs with NOMA[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2022, 21(8): 6627-6642.
- [22] 徐勇军, 高正念, 王茜竹, 等. 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[J]. *电子与信息学报*, 2022, 44(7): 2317-2324.
- XU Y J, GAO Z N, WANG Q Z, et al. Robust energy efficiency maximization algorithm for intelligent reflecting surface-aided wireless powered-communication networks[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2022, 44(7): 2317-2324. (in Chinese)
- [23] CHEN C Q, WANG M L, XIA B, et al. Performance analysis and optimization of IRS-aided covert communication with hardware impairments[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2023, 72(4): 5463-5467.
- [24] 高俊鹏, 周继华, 赵涛, 等. 基于硬件损伤的智能反射面辅助安全通信系统能效优化算法[J]. *电子与信息学报*, 2022, 44(7): 2349-2357.
- GAO J P, ZHOU J H, ZHAO T, et al. Energy-efficient algorithm for intelligent reflecting surface-aided secure communication systems with hardware impairments[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2022, 44(7): 2349-2357. (in Chinese)
- [25] 徐勇军, 谢豪, 陈前斌, 等. 基于硬件损伤的MIMO异构网络波束成形算法[J]. *电子与信息学报*, 2021, 43(12): 3572-3579.
- XU Y J, XIE H, CHEN Q B, et al. Beamforming algorithm for MIMO-based heterogeneous networks with hardware impairments[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2021, 43(12): 3572-3579.

mation Technology, 2021, 43(12): 3572-3579. (in Chinese)

- [26] PENG Z, CHEN Z, PAN C, et al. Robust transmission design for IRS-aided communications with both transceiver hardware impairments and imperfect CSI[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2022, 11(3): 528-532.
- [27] WANG K Y, SO A M C, CHANG T H, et al. Outage constrained robust transmit optimization for multiuser MISO downlinks: Tractable approximations by conic optimization[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(21): 5690-5705.
- [28] XU Y J, XIE H, LI D, et al. Energy-efficient beamforming for heterogeneous industrial IoT networks with phase and distortion noises[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2022, 18(11): 7423-7434.
- [29] QI Q, CHEN X, NG D W K. Robust beamforming for NOMA-based cellular massive IoT with SWIPT[C]// IEEE Transactions on Signal Processing. Piscataway: IEEE, 2019: 211-224.
- [30] ZHOU G, PAN C, REN H, et al. Outage constrained transmission design for IRS-aided communications with imperfect cascaded channels[C]//IEEE Global Communications Conference. Piscataway: IEEE, 2020: 1-6.



黄崇文 男, 1986 年出生于安徽省阜阳市, 现为浙江大学研究员、博士生导师, 主要研究方向为智能超表面技术、新一代 6G 无线通信关键技术研究等. 中国电子学会会员编号: E190030237M.

E-mail: chongwenhuang@zju.edu.cn

作者简介



熊迎香 女, 1997 年生于广西省桂林市, 现为重庆邮电大学博士研究生, 主要研究方向为资源分配等.

E-mail: xiongyx913@163.com



徐勇军 男, 1986 年生于湖北省赤壁市, 现为重庆邮电大学教授、博士生导师, 中国电子学会高级会员, 中国电子学会通信分会青年委员, 主要研究方向为智能超表面技术、鲁棒资源分配. 中国电子学会会员编号: E190026793S.

E-mail: xuyj@cqupt.edu.cn



陈前斌 男, 1967 年生于四川省南充. 现为重庆邮电大学教授、博士生导师, 主要研究方向为无线通信与网络. 中国电子学会会员编号: E190000713S.

E-mail: chenqb@cqupt.edu.cn