

IRS 辅助 CR-SWIPT 系统中基于交替优化的安全能效最大化传输策略

许晓荣, 李玉民, 杨硕, 刘兆霆, 包建荣
(杭州电子科技大学通信工程学院, 浙江 杭州 310018)

摘要: 针对多窃听器场景下智能反射面 (IRS) 辅助认知无线携能通信 (CR-SWIPT) 系统的安全能效 (SEE) 优化问题, 设计了引入人工噪声 (AN) 并结合非线性能量收集模型的联合传输策略, 通过交替优化方法联合优化发射波束、IRS 相移矩阵和 AN 协方差矩阵。在能量采集、安全速率和相移约束下, 采用惩罚函数驱动的半定规划与二阶锥规划求解非凸优化问题。仿真结果表明, 所提方案在提升系统能效的同时, 可实现对窃听干扰的有效抑制, 较无 IRS 方案的 SEE 提升显著, 具备较强的通信安全性与能效平衡能力。

关键词: 智能反射面; 认知无线携能通信; 交替优化; 安全能效; 人工噪声

中图分类号: TN929

文献标志码: A

DOI: 10.11959/j.issn.1000-436x.2025204

Alternating optimization based secure energy efficiency maximization transmission strategy in IRS-assisted CR-SWIPT systems

XU Xiaorong, LI Yumin, YANG Shuo, LIU Zhaoting, BAO Jianrong
School of Communication Engineering, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China

Abstract: To optimize secure energy efficiency (SEE) in intelligent reflecting surface (IRS)-assisted cognitive radio simultaneous wireless information and power transfer (CR-SWIPT) systems under multiple eavesdroppers, a joint transmission strategy was designed by introducing artificial noise (AN) and adopting a nonlinear energy harvesting model. An alternating optimization method was applied to jointly optimize the transmit beamforming, IRS phase shifts, and AN covariance matrix. The non-convex optimization problem was solved using a penalty-based method combining semidefinite programming and second-order cone programming under energy harvesting, secrecy rate, and phase shift constraints. Simulation results show that the proposed scheme enhances systems' energy efficiency while effectively suppressing eavesdropping interference. Compared with the scheme without IRS, the SEE improvement is significant. The scheme demonstrates a strong balance between communication security and energy efficiency.

Keywords: IRS, CR-SWIPT, alternating optimization, secure energy efficiency, artificial noise

0 引言

智能反射面 (IRS, intelligent reflecting surface) 和无线携能通信 (SWIPT, simultaneous wireless in-

formation and power transfer) 已成为提升未来 B5G/6G 无线网络能量效率的关键技术, 尤其适用于低功耗的物联网设备^[1]。SWIPT 使设备能够同时收集

收稿日期: 2025-08-07; 修回日期: 2025-11-12

通信作者: 包建荣, baojr@hdu.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.62371174); 浙江省自然科学基金资助项目 (No.LZ24F010005)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No.62371174), Zhejiang Provincial Natural Science Foundation (No.LZ24F010005)

能量并接收信息,这对于物联网系统尤为适用。由于信道衰减受距离影响较大,SWIPT 在能量收集器 (EH, energy harvesting) 距离接入点较近且存在较强的视距 (LoS, line of sight) 链路时效果更好。IRS 在 SWIPT 中起到了关键作用,通过调整其被动反射单元的相移,以极小的能耗自适应地控制信号传播。认知无线网络 (CRN, cognitive radio network) 作为一种能够有效提高频谱效率的技术^[2],在常见的低负载 CRN 中,不会显著影响主用户 (PU, primary user) 的服务质量 (QoS, quality of service),且认知用户 (SU, secondary user) 能够利用分配给 PU 的频谱。在引入 IRS 的 CRN 和 SWIPT 相结合 (CR-SWIPT) 系统中,认知无线网络的信息传输和收集能量均得到了增强,同时显著提高了系统的频谱利用率^[3]。

为了充分发挥 IRS 在 CR-SWIPT 系统中的优势,目前多种资源分配策略侧重于不同的优化目标,如功率最大化、能量最小化和总速率最大化,特别是认知发射机 (ST, secondary transmitter) 到 SU 的直接链路被阻塞的情况。通过联合优化 ST 的发射波束成形和 IRS 处的反射波束成形来减少 PU 和窃听者 (Eve) 接收到的信号功率。现有文献已经证明了将 IRS 引入无线通信系统带来的优势。例如,通过联合设计基站的发射波束成形和 IRS 处的反射波束成形,能有效地优化能量效率^[4-5]、信道容量或接收信号功率^[6-7]、安全速率^[8]等性能。

本文研究重点在于提升 IRS 辅助的 CR-SWIPT 系统的安全能效 (SEE, secure energy efficiency)^[4],即在安全通信约束下最大化系统整体能效,从而灵活满足不同用户对于不同安全等级的需求^[5-6]。为了增强系统的安全性。本文在传输信号中引入了人工噪声 (AN, artificial noise),并采用非线性能量收集模型。优化过程涉及联合优化波束成形向量、AN 协方差矩阵和 IRS 相移矩阵。本文主要研究工作如下。

1) 建立了 IRS 辅助 CR-SWIPT 系统的 SEE 模型。通过联合优化 ST 的发射波束成形、AN 协方差矩阵和 IRS 处的反射波束成形来最大化系统 SEE,优化问题受限于 ST 的最大发射功率、PU 的最大可容忍干扰功率约束、能量收集约束和 IRS 每个反射单元的相移秩 1 约束目标函数变量之间的耦合性和约束条件的非凸性,使求解该问题具有挑战性。

2) 提出了一种迭代交替优化 (AO, alternating optimization) 算法来解决这一非凸问题。在每次迭代交替过程中,为了优化 IRS 的反射波束成形,本文引入辅助变量并将原始非凸问题转换为带有秩 1 约束的半定规划 (SDP, semidefinite programming) 问题,随后提出了一种基于惩罚函数的迭代算法来实现最优的反射波束成形。在放松秩 1 约束后,本文使用凸函数差分方法将等价减法形式的目标函数转换为凸优化函数,为了降低计算复杂度,将对数函数转化为线性函数,提供了一种二阶锥规划 (SOCP, second order cone programming) 近似方法。

3) 仿真结果表明,优化 IRS 和 AN 可以显著提高系统的安全能效。因此,本文策略可以实现安全速率和能耗之间的良好平衡,给出了其在提升未来低功耗物联网设备性能中的应用潜力。

1 系统模型

考虑存在多窃听用户的 IRS 辅助 CR-SWIPT 系统场景如图 1 所示。主用户网络由一个主发射机 (PT, primary transmitter) 和一个单天线的 PU 组成。认知用户网络由一个天线数 $M_l > 1$ 的认知发射机 ST、一个智能反射面 IRS、 K_E 个单天线的能量收集器接收节点 SR_{EH_j} ($j \in \mathcal{K}_E \triangleq \{1, 2, \dots, K_E\}$)、一个单天线的信息解码接收节点 SR_{ID} 和 K_I 个单天线的窃听用户 Eve_i ($i \in \mathcal{K}_I \triangleq \{1, 2, \dots, K_I\}$) 组成。令 $\phi_l \in [0, 2\pi)$ 为 IRS 第 l 个反射阵源相移角 ($l \in \mathcal{L} \triangleq \{1, 2, \dots, L\}$), 令 $\boldsymbol{\theta} = [\theta_1, \dots, \theta_L]^T$ (第 l 个反射阵源相移 $\theta_l = \beta e^{j\phi_l}$) 和 $\boldsymbol{\Theta} = \text{diag}(\boldsymbol{\theta})$ 分别是 IRS 反射相移向量和相移矩阵。考虑 CR-SWIPT 系统中的所有信道为准静态平坦衰落, ST 利用分配给 PU 的频谱通过 IRS 与 SR_{ID} 通信, $\mathbf{H}_{SI} \in \mathbb{C}^{L \times M_l}$ 、 $\mathbf{g}_{S_j} \in \mathbb{C}^{1 \times M_l}$ 和 $\mathbf{f}_{SP} \in \mathbb{C}^{1 \times M_l}$ 分别表示从 ST 到 IRS 的信道矩阵、ST 到 SR_{EH_j} 的信道矩阵和 ST 到 PU 的信道矩阵。从 IRS 到 SR_{ID} 、 SR_{EH_j} 、 Eve_i 和 PU 的信道矩阵分别表示为 $\mathbf{h}_{ID} \in \mathbb{C}^{1 \times L}$ 、 $\mathbf{g}_{I_j} \in \mathbb{C}^{1 \times L}$ 、 $\mathbf{h}_{IE_i} \in \mathbb{C}^{1 \times L}$ 和 $\mathbf{f}_{IP} \in \mathbb{C}^{1 \times L}$ 。考虑到级联信道中信号的多次反射 (如 ST \rightarrow IRS \rightarrow SU \rightarrow IRS 的二次反射) 会引入显著路径损耗,此类高阶反射的功率可忽略不计^[7]。此外,将 Eve 建模为内部不可信合法用户,其按接入协议参与导频训练/信道状态信息

(CSI, channel state information) 反馈, ST 因而可获得窃听链路的估计 $\bar{\mathbf{h}}_E$ 并据此优化传输策略^[9]。需指出, 在实际系统中 $\bar{\mathbf{h}}_E$ 可能受导频污染/拒报等影响而不完美, 甚至不可得。此时可采用鲁棒/保守的保密设计或按复合/无发射端关于窃听信道的信道状态信息 (ECSIT, eavesdropper channel state information at the transmitter) 建模获取保守保密率。训练期亦可结合歧视性导频与人工噪声来缓解对抗性干扰^[8]。对于被动 Eve, 这是最严峻也是最实际的窃听场景, 即窃听器完全被动, 不与网络进行任何交互, 导致 ST 无法通过导频等方式获取其 CSI。在这种情况下, 通常无法进行确定性的波束成形优化。应对被动窃听的策略通常基于信道的统计特性, 其安全性能度量指标也转变为安全中断概率 (SOP, secrecy outage probability)。为了更好地描述 IRS 辅助的 CR-SWIPT 系统性能限制, 假设系统通过信道估计获取各信道的 CSI。基于此, ST 可通过导频信号估计方式获取窃听链路的 CSI^[8]。

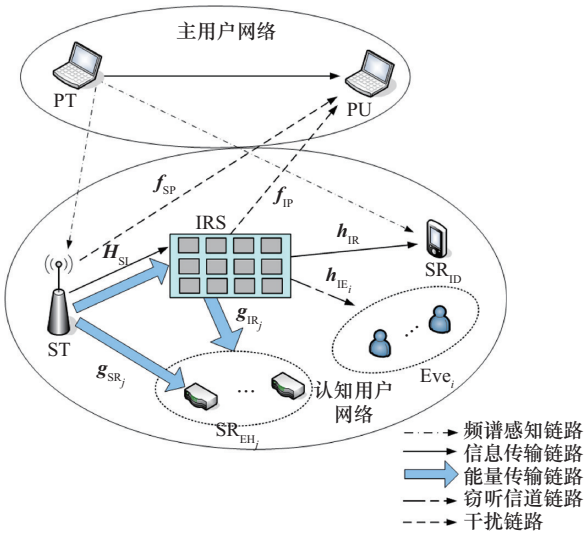


图1 存在多窃听用户的 IRS 辅助 CR-SWIPT 系统场景

考虑在级联信道中忽略 IRS 二次以上反射信号功率, 通过设计每个元素来最大化信号反射^[10-12]。IRS 在最大反射无损失条件下, SR_{ID} 和第 i 个 Eve 接收到的信号为

$$y_v = \bar{\mathbf{h}}_v \mathbf{x} + n_v, v \in \{SR_{ID}, Eve_i\} \quad (1)$$

其中, $\bar{\mathbf{h}}_v \triangleq \mathbf{h}_{Iv} \mathbf{O} \mathbf{H}_{SI}$, $\mathbf{x} = \mathbf{w} s + \mathbf{z}$, $\mathbf{w} \in \mathbb{C}^{M_t \times 1}$ 表示 ST 的发射波束成形向量, ST 发送信号 s 均为均值为 0 和方差为 1 的循环对称复高斯信号, $\mathbf{z} \sim \mathcal{CN}(\mathbf{0}, \mathbf{Z} \geq \mathbf{0})$ 为人工噪声信号, n_v 为 SR_{ID} 和

Eve _{i} 接收到的加性白高斯噪声 (AWGN, additive white Gaussian noise), 其服从均值为 0 和方差为 σ_v^2 的循环对称复高斯分布。 SR_{ID} 和 Eve _{i} 处的可达信息速率为

$$R_{ID}(\mathbf{w}, \mathbf{\Theta}) = \text{lb} \left(1 + \frac{|\bar{\mathbf{h}}_{ID} \mathbf{w}|^2}{\bar{\mathbf{h}}_{ID}^H \mathbf{Z} \bar{\mathbf{h}}_{ID} + \sigma_{ID}^2} \right) \quad (2)$$

假设存在 K_I 个相互合作的窃听用户, 该设定等价于把多名 Eve 视为联合处理的“等效多天线窃听端”, 属于更严苛/保守的“最坏情形”建模。ST 发送的信号在 Eve _{i} 处的可达信息速率和 SR_{ID} 处的安全速率分别为

$$R_E^{\text{coop}}(\mathbf{w}, \mathbf{\Theta}) = \text{lb} \left(1 + \sum_{i=1}^{K_I} \frac{|\bar{\mathbf{h}}_{Ei} \mathbf{w}|^2}{\bar{\mathbf{h}}_{Ei}^H \mathbf{Z} \bar{\mathbf{h}}_{Ei} + \sigma_{Ei}^2} \right), i \in \mathcal{K}_I \quad (3)$$

$$R_{\text{sec}}(\mathbf{w}, \mathbf{\Theta}) = \min [R_{ID}(\mathbf{w}, \mathbf{\Theta}) - R_E^{\text{coop}}(\mathbf{w}, \mathbf{\Theta})]^+ \quad (4)$$

对于非合作窃听的情况, 各 Eve 独立解码, 可达信息速率和安全速率分别为

$$R_E^{\text{non}}(\mathbf{w}, \mathbf{\Theta}) = \max \text{lb} \left(1 + \frac{|\bar{\mathbf{h}}_{Ei} \mathbf{w}|^2}{\bar{\mathbf{h}}_{Ei}^H \mathbf{Z} \bar{\mathbf{h}}_{Ei} + \sigma_{Ei}^2} \right), i \in \mathcal{K}_I \quad (5)$$

$$R_{\text{sec}}(\mathbf{w}, \mathbf{\Theta}) = \min [R_{ID}(\mathbf{w}, \mathbf{\Theta}) - R_E^{\text{non}}(\mathbf{w}, \mathbf{\Theta})]^+ \quad (6)$$

非合作窃听和合作窃听, 两者只是 R_{sec} 的聚合形式不同, 因此在下面的计算中本文采用合作窃听的安全速率进行计算, 从而设计出更具鲁棒性的安全传输策略。

系统的总功耗包括 ST 消耗的能量和 IRS 消耗的能量, 其中, ST 消耗的能量包括发射功率和电路功率 P_{ST} 。ST 需满足对 PU 的干扰限制以确保其服务质量。小型 IRS 的功率近似为维持其基本电路运行所需的静态功率, 表示为 P_{IRS} , 所以系统的总功耗^[13]为

$$P_{\text{tot}} = \|\mathbf{w}\|^2 + \text{Tr}(\mathbf{Z}) + P_{ST} + P_{IRS} \quad (7)$$

其中, \mathbf{Z} 为人工噪声协方差矩阵, P_{ST} 和 P_{IRS} 分别为 ST 和 IRS 的电路功率。

第 j 个 SR_{EH_j} 获得的功率表示为

$$P_j = \eta \bar{\mathbf{g}}_{Ej} (\mathbf{W} + \mathbf{Z}) \mathbf{g}_{Ej}^H, j \in \mathcal{K}_E \quad (8)$$

其中, $\mathbf{W} = \mathbf{w} \mathbf{w}^H$, $\bar{\mathbf{g}}_{Ej} = \mathbf{g}_{Ij} \mathbf{O} \mathbf{H}_{SI} + \mathbf{g}_{Sj}$, η 表示能量收集效率。一方面, 为了精确表征收集到的能量,

采用基于实际的非线性 EH 模型^[8,14], 其中 SR_{EH_j} 处收集的能量^[14-15]建模为

$$\Psi(P_j) = \left(\frac{\varphi}{X(1 + \exp(-a(P_j - b)))} - Y \right) \quad (9)$$

其中, φ 为最大输出直流 (DC, direct current) 功率, a 为斜率系数, b 为与特定电路规格相关的常数, $X = \frac{\exp(ab)}{1 + \exp(ab)}$, $Y = \frac{\varphi}{\exp(ab)}$ 。另一方面, 认知用户网络信息传输对主用户网络中的 PU 造成干扰必须低于特定的阈值 I_p^{th} , 以确保 PU 的 QoS, 即

$$I_p = |\bar{\mathbf{f}}_p \mathbf{w}|^2 \leq I_p^{\text{th}} \quad (10)$$

其中, $\bar{\mathbf{f}}_p = (\mathbf{f}_{\text{IP}} \boldsymbol{\Theta} \mathbf{H}_{\text{SI}} + \mathbf{f}_{\text{SP}})$ 。基于上述描述, 在保证 SR_{ID} 的安全传输要求和认知发射功率的前提下, 建立了 SEE 最大化问题, 在预定义阈值下限制 PU 的泄漏干扰、能量收集约束以及 IRS 的单位秩 1 约束, 即

$$\begin{aligned} \text{P1: } & \max_{\mathbf{W}, \boldsymbol{\Theta}, \mathbf{Z} \geq 0} \frac{R_{\text{sec}}(\mathbf{W}, \boldsymbol{\Theta})}{P_{\text{tot}}} \\ & \text{s.t. } C_1: \text{Tr}(\mathbf{W}) + \text{Tr}(\mathbf{Z}) \leq P_{\text{max}} \\ & C_2: \text{Tr}(\bar{\mathbf{f}}_p \mathbf{W} \bar{\mathbf{f}}_p^{\text{H}}) \leq I_p^{\text{th}} \\ & C_3: P_j \geq \Psi^{-1}(p_j), j \in \mathcal{K}_{\varepsilon} \\ & C_4: |\theta_l| = 1, l \in \mathcal{L} \end{aligned} \quad (11)$$

其中, P_{max} 是 ST 的最大发射功率, p_j 是 SR_{EH_j} 处的最小能量收集要求, $\Psi^{-1}(x)$ 是 $\Psi(x)$ 的逆函数, 其

中 $\Psi^{-1}(x) = b - \frac{\ln\left(\frac{\varphi}{(x+Y)X} - 1\right)}{a}$ 。 C_1 表示 ST 的最大发射功率约束, C_2 表示 PU 的最大可容忍干扰功率约束, C_3 表示能量收集约束, C_4 表示 IRS 每个

反射单元的相移秩 1 约束。

采用安全速率作为核心优化目标, 旨在最大化系统的安全吞吐量。然而, 为了更全面地评估系统在物理层的安全性能, 引入窃听信号与干扰加噪声比 (SINR, signal to interference plus noise ratio) 抑制比 (ESR, eavesdropper suppression ratio) 作为辅助分析指标, 表示为

$$\text{ESR} = \frac{\text{SINR}_{\text{ID}}}{\text{SINR}_{\text{E}}} \quad (12)$$

$$\text{其中, } \text{SINR}_{\text{ID}} = \frac{|\bar{\mathbf{h}}_{\text{ID}} \mathbf{w}|^2}{\bar{\mathbf{h}}_{\text{ID}}^{\text{H}} \mathbf{Z} \bar{\mathbf{h}}_{\text{ID}} + \sigma_{\text{ID}}^2}, \text{SINR}_{\text{E}} = \sum_{i=1}^{K_I} \frac{|\bar{\mathbf{h}}_{\text{E}_i} \mathbf{w}|^2}{\bar{\mathbf{h}}_{\text{E}_i}^{\text{H}} \mathbf{Z} \bar{\mathbf{h}}_{\text{E}_i} + \sigma_{\text{E}_i}^2}.$$

与安全速率关注于可达信息速率的差值不同, ESR 直接从信号质量层面量化了系统对窃听信道的抑制能力。在后续的仿真分析中, 本文将利用 ESR 指标来直观地验证所提方案在不同系统参数下的安全性能。

由于目标函数中安全速率与总功耗的耦合性, 以及 IRS 相移秩 1 约束、非线性能量收集模型的非线性, 问题 P1 属于非凸优化问题, 故直接求解困难。

2 安全能效最大化传输策略

考虑到变量间的耦合特性, 本文采用 AO 策略将原问题分解为波束成形与相移矩阵的迭代优化子问题, 通过松弛技术与凸近似方法逐步逼近最优解。该策略通过分阶段优化降低问题的复杂度, 同时利用 SDP 和 SOCP 保证算法可行性, 为非凸问题提供高效求解路径。其中, SDP 首先用于处理 \mathbf{W} 和 $\boldsymbol{\Theta}$ 引起的非凸性, 然后, 采用 AO 波束成形和相移矩阵。因此, 问题 P1 可解耦为 2 个子问题。首先, 问题 P1 可以等价表示为

$$\begin{aligned} & \max_{\mathbf{W}, \mathbf{Q}, \mathbf{Z}} \frac{\text{lb}\left(1 + \frac{\text{Tr}(\mathbf{Q} \tilde{\mathbf{H}}_{\text{ID}} \mathbf{W} \tilde{\mathbf{H}}_{\text{ID}}^{\text{H}})}{\text{Tr}(\mathbf{Q} \tilde{\mathbf{H}}_{\text{ID}} \mathbf{Z} \tilde{\mathbf{H}}_{\text{ID}}^{\text{H}}) + \sigma_{\text{ID}}^2}\right) - \text{lb}\left(1 + \sum_{i=1}^{K_I} \frac{\text{Tr}(\mathbf{Q} \tilde{\mathbf{H}}_{\text{E}_i} \mathbf{W} \tilde{\mathbf{H}}_{\text{E}_i}^{\text{H}})}{\text{Tr}(\mathbf{Q} \tilde{\mathbf{H}}_{\text{E}_i} \mathbf{Z} \tilde{\mathbf{H}}_{\text{E}_i}^{\text{H}}) + \sigma_{\text{E}_i}^2}\right)}{\text{Tr}(\mathbf{W}) + \text{Tr}(\mathbf{Z}) + P_{\text{ST}} + P_{\text{IRS}}} \\ & \text{s.t. } C_1: \mathbf{W}, \mathbf{Z}, \mathbf{Q} \geq 0, \text{rank}(\mathbf{W}) = 1, \text{rank}(\mathbf{Q}) = 1, \mathbf{Q}_{m,m} = 1, \forall m = 1, \dots, L + 1 \\ & C_2: \text{Tr}(\mathbf{W}) + \text{Tr}(\mathbf{Z}) \leq P_{\text{max}} \\ & C_3: \text{Tr}(\mathbf{Q} \tilde{\mathbf{F}} \mathbf{W} \tilde{\mathbf{F}}^{\text{H}}) \leq I_p^{\text{th}} \\ & C_4: \eta \text{Tr}(\mathbf{Q} \tilde{\mathbf{G}} (\mathbf{W} + \mathbf{Z}) \tilde{\mathbf{G}}^{\text{H}}) \geq \Psi^{-1}(p_j), j \in \mathcal{K}_{\varepsilon} \end{aligned} \quad (13)$$

其中, $\mathbf{Q} = \tilde{\mathbf{q}}\tilde{\mathbf{q}}^H$, $\tilde{\mathbf{q}} = [\mathbf{q}; 1]$, $\mathbf{q} = [\xi_1 e^{j\theta_1}, \dots, \xi_L e^{j\theta_L}]^H$, $\theta_L \in (0, 2\pi]$, $\tilde{\mathbf{H}}_{\text{ID}} = [\text{diag}(\mathbf{h}_{\text{IR}})\mathbf{H}_{\text{SI}}; 0]$, $\tilde{\mathbf{F}} = [\text{diag}(\mathbf{f}_{\text{IP}})\mathbf{H}_{\text{SI}}; \mathbf{f}_{\text{SP}}]$, $\tilde{\mathbf{G}} = [\text{diag}(\mathbf{g}_{1,j})\mathbf{H}_{\text{SI}}; \mathbf{g}_{\text{S},j}]$ 。由于变量之间的耦合特性, 问题 P1 仍然是非凸的。然而, 在固定 $\{\mathbf{W}, \mathbf{Z}\}$ 和 \mathbf{Q} 其一的情况下, 所得问题变得更易处理, 这为设计基于 AO 的算法奠定了基础。

2.1 子问题 1: 固定 $\{\mathbf{W}, \mathbf{Z}\}$, 优化 \mathbf{Q}

该子问题改写为

$$\begin{aligned} \max_{\mathbf{Q}} \quad & \text{lb} \left(1 + \frac{\text{Tr}(\mathbf{Q}\tilde{\mathbf{H}}_{\text{ID}}\mathbf{W}\tilde{\mathbf{H}}_{\text{ID}}^H)}{\text{Tr}(\mathbf{Q}\tilde{\mathbf{H}}_{\text{ID}}\mathbf{Z}\tilde{\mathbf{H}}_{\text{ID}}^H) + \sigma_{\text{ID}}^2} \right) - \\ & \text{lb} \left(1 + \sum_{i=1}^{K_i} \frac{\text{Tr}(\mathbf{Q}\tilde{\mathbf{H}}_{\text{Ei}}\mathbf{W}\tilde{\mathbf{H}}_{\text{Ei}}^H)}{\text{Tr}(\mathbf{Q}\tilde{\mathbf{H}}_{\text{Ei}}\mathbf{Z}\tilde{\mathbf{H}}_{\text{Ei}}^H) + \sigma_{\text{Ei}}^2} \right) \\ \text{s.t.} \quad & \mathbf{Q} \succeq 0, \text{rank}(\mathbf{Q}) = 1, \mathbf{Q}_{m,m} = 1, \forall m = 1, \dots, L + 1 \\ & \mathbf{C}_3, \mathbf{C}_4 \end{aligned} \quad (14)$$

然后, 通过引入 2 个变量 t 和 a , 半正定矩阵 \mathbf{A} 满足 $\mathbf{A} = a\mathbf{Q}$, 并使用 Charnes-Cooper 变换^[16], 将子问题 1 转换为 SDP 问题, 如式(15)所示。

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{A} \succeq 0, a \geq 0} \quad & t \\ \text{s.t.} \quad & \mathbf{C}_5: a + \frac{\text{Tr}(\mathbf{A}\tilde{\mathbf{H}}_{\text{ID}}\mathbf{W}\tilde{\mathbf{H}}_{\text{ID}}^H)}{\text{Tr}(\mathbf{A}\tilde{\mathbf{H}}_{\text{ID}}\mathbf{Z}\tilde{\mathbf{H}}_{\text{ID}}^H) + \sigma_{\text{ID}}^2} \geq 1 \\ & \mathbf{C}_6: a + \sum_{i=1}^{K_i} \frac{\text{Tr}(\mathbf{A}\tilde{\mathbf{H}}_{\text{Ei}}\mathbf{W}\tilde{\mathbf{H}}_{\text{Ei}}^H)}{\text{Tr}(\mathbf{A}\tilde{\mathbf{H}}_{\text{Ei}}\mathbf{Z}\tilde{\mathbf{H}}_{\text{Ei}}^H) + \sigma_{\text{Ei}}^2} \leq t \\ & \mathbf{C}_7: \text{Tr}(\mathbf{A}\tilde{\mathbf{F}}\mathbf{W}\tilde{\mathbf{F}}^H) \leq a t_p^{\text{th}} \\ & \mathbf{C}_8: \eta \text{Tr}(\mathbf{A}\tilde{\mathbf{G}}(\mathbf{W} + \mathbf{Z})\tilde{\mathbf{G}}^H) \geq a \Psi^{-1}(p_j), j \in \mathcal{K}_\varepsilon \\ & \mathbf{C}_9: \text{rank}(\mathbf{A}) = 1, \mathbf{A}_{m,m} = a, \forall m = 1, \dots, L + 1 \end{aligned} \quad (15)$$

其中, t 为 Charnes-Cooper 变换中引入的标量变量, a 为非负缩放因子, \mathbf{A} 为半正定矩阵。

式(15)完全等价于式(14), 由于 $\mathbf{Q}^* = \frac{\mathbf{A}^*}{a^*}$, 所以式(14)和式(13)的解是相同的。很明显, 约束 $\text{rank}(\mathbf{A}) = 1$ 使优化问题难以解决。在传统的 SDP 方法中, 通常通过忽略该约束来简化问题, 随机生成的秩 1 可行解中的最优解通常被视为近似解。然而, 在随机空间中, 即使初始 SDP 问题存在最优解, 选择的秩 1 可行解很可能次优, 且与最优解存在较大偏差。考虑到上述问题, 可以将该约束改写

为 $\text{Tr}(\mathbf{A}) - \lambda_{\max}(\mathbf{A}) \leq 0$, 其中 $\lambda_{\max}(\mathbf{A})$ 是 \mathbf{A} 的最大特征值。然后, 约束问题式(15)可以重新表示为

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{A} \succeq 0, a \geq 0} \quad & t \\ \text{s.t.} \quad & \mathbf{C}_5 \sim \mathbf{C}_8, \mathbf{A}_{m,m} = a, \forall m = 1, \dots, L + 1 \\ & \text{Tr}(\mathbf{A}) - \lambda_{\max}(\mathbf{A}) \leq 0 \end{aligned} \quad (16)$$

为了使 $\text{Tr}(\mathbf{A}) - \lambda_{\max}(\mathbf{A})$ 尽可能小 (接近 0)。使用惩罚项方法可得到

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{A} \succeq 0, a \geq 0, t} \quad & t + \rho(\text{Tr}(\mathbf{A}) - \lambda_{\max}(\mathbf{A})) \\ \text{s.t.} \quad & \mathbf{C}_5 \sim \mathbf{C}_8, \mathbf{A}_{m,m} = a, \forall m = 1, \dots, L + 1 \end{aligned} \quad (17)$$

其中, ρ 为惩罚系数。为了使 $\text{Tr}(\mathbf{A}) - \lambda_{\max}(\mathbf{A})$ 最小, ρ 应该足够大。式(15)的目标函数是凹的, 该问题是凸集上的凹函数最小化问题, 即凹规划问题。此外, 考虑到 $\lambda_{\max}(\mathbf{A})$ 是一个非光滑函数, 可以采用非光滑函数的次梯度, 定义为 $\partial \lambda_{\max}(\mathbf{X}) = \mathbf{x}_{\max} \mathbf{x}_{\max}^H$, 由文献[17]可得

$$\lambda_{\max}(\mathbf{X}) - \lambda_{\max}(\mathbf{A}) \geq \langle \mathbf{a}_{\max} \mathbf{a}_{\max}^H, \mathbf{X} - \mathbf{A} \rangle, \forall \mathbf{X} \succeq 0 \quad (18)$$

其中, \mathbf{a}_{\max} 是对应 \mathbf{A} 最大特征值的特征向量。通过使用最大特征值和相应的单位特征向量 $\mathbf{a}^{(n)}$ 来初始化满足式(15)所有约束的可行解 $\mathbf{A}^{(n)}$, SDP 问题可以写为

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{A} \succeq 0, a \geq 0, t} \quad & t + \rho(\text{Tr}(\mathbf{A}) - \langle \mathbf{a}^{(n)} \mathbf{a}^{(n)H}, \mathbf{A} \rangle) \\ \text{s.t.} \quad & \mathbf{C}_5 \sim \mathbf{C}_8, \mathbf{A}_{m,m} = a, \forall m = 1, \dots, L + 1 \end{aligned} \quad (19)$$

优化问题式(19)可以为 $\mathbf{A}^{(n+1)}$ 提供最优解, 该问题目标函数解的目标值小于 $\mathbf{A}^{(n)}$ 产生的目标值^[18]。因此, 可以通过 CVX 快速求解获得式(19)的最优解。子问题 1 的算法步骤如算法 1 所示。

算法 1 子问题 1

- 1) 初始化 $i = 0, t^{(n)} = 0, \rho = 10, \varepsilon = 10^{-4}$
- 2) 计算 $\mathbf{A}^{(0)}$
- 3) repeat
- 4) CVX 求解式(16)获得最优解 $\mathbf{A}^{(n+1)}, a^{(n+1)}, t^{(n+1)}$
- 5) 如果 $\mathbf{A}^{(n+1)} \approx \mathbf{A}^{(n)}$, 则 $\rho = 2\rho$
- 6) 否则 $i = i + 1$
- 7) until $\left| \left(\text{Tr}(\mathbf{A}^{(n)}) - \lambda_{\max}(\mathbf{A}^{(n)}) \right) \right| \leq \varepsilon$
- 8) 计算 $\mathbf{Q}^* = \frac{\mathbf{A}^{(n)}}{a^{(n)}}$

2.2 子问题 2: 固定 \mathbf{Q} , 优化 $\{\mathbf{W}, \mathbf{Z}\}$

该子问题可以引入辅助变量表示为

$$\begin{aligned}
& \max_{\mathbf{W}, \mathbf{Z} \geq 0, \zeta \geq 1} \frac{\text{lb} \left(1 + \frac{\text{Tr}(\mathbf{Q}\tilde{\mathbf{H}}_{\text{ID}}\mathbf{W}\tilde{\mathbf{H}}_{\text{ID}}^{\text{H}})}{\text{Tr}(\mathbf{Q}\tilde{\mathbf{H}}_{\text{ID}}\mathbf{Z}\tilde{\mathbf{H}}_{\text{ID}}^{\text{H}}) + \sigma_{\text{ID}}^2} \right) - \text{lb}(\zeta)}{\text{Tr}(\mathbf{W}) + \text{Tr}(\mathbf{Z}) + P_{\text{ST}} + P_{\text{IRS}}} \\
& \text{s.t. } C_{10}: 1 + \sum_{i=1}^{K_i} \frac{\text{Tr}(\mathbf{Q}\tilde{\mathbf{H}}_{\text{Ei}}\mathbf{W}\tilde{\mathbf{H}}_{\text{Ei}}^{\text{H}})}{\text{Tr}(\mathbf{Q}\tilde{\mathbf{H}}_{\text{Ei}}\mathbf{Z}\tilde{\mathbf{H}}_{\text{Ei}}^{\text{H}}) + \sigma_{\text{Ei}}^2} - \zeta \leq 0 \\
& C_{11}: \text{Tr}(\mathbf{W}) + \text{Tr}(\mathbf{Z}) \leq P_{\text{max}} \\
& C_{12}: \text{Tr}(\mathbf{Q}\tilde{\mathbf{F}}\mathbf{W}\tilde{\mathbf{F}}^{\text{H}}) \leq I_{\text{P}}^{\text{th}} \\
& C_{13}: \eta \text{Tr}(\mathbf{Q}\tilde{\mathbf{G}}(\mathbf{W} + \mathbf{Z})\tilde{\mathbf{G}}^{\text{H}}) \geq \Psi^{-1}(p_j), j \in \mathcal{K}_{\varepsilon} \\
& C_{14}: \text{rank}(\mathbf{W}) = 1 \quad (20)
\end{aligned}$$

其中, ζ 为辅助变量, 用于将对数项和分式约束等价转换为凸约束。

式(20)的目标函数是分数形式, 使式(20)是非凸的。为了解决这个困难, 本文使用 Dinkelbach 方法^[19], 将式(20)转换为

$$\begin{aligned}
& \max_{\mathbf{W}, \mathbf{Z} \geq 0, \zeta \geq 1} \text{lb} \left(1 + \frac{\text{Tr}(\mathbf{Q}\tilde{\mathbf{H}}_{\text{ID}}\mathbf{W}\tilde{\mathbf{H}}_{\text{ID}}^{\text{H}})}{\text{Tr}(\mathbf{Q}\tilde{\mathbf{H}}_{\text{ID}}\mathbf{Z}\tilde{\mathbf{H}}_{\text{ID}}^{\text{H}}) + \sigma_{\text{ID}}^2} \right) - \text{lb}(\zeta) - \\
& \quad \mu(\text{Tr}(\mathbf{W}) + \text{Tr}(\mathbf{Z}) + P_{\text{ST}} + P_{\text{IRS}}) \\
& \text{s.t. } C_{10} \sim C_{14} \quad (21)
\end{aligned}$$

其中, 参数 $\mu \geq 0$ 为 Dinkelbach 方法中的参数, 表示当前迭代时的安全能效估计值, 通过迭代更新 μ 直至收敛。首先处理非凸约束 C_{14} , 因为式(21)的最优解总是满足秩 1 条件。因此, 可以将式(21)改写为

$$\begin{aligned}
& \max_{\mathbf{W}, \mathbf{Z} \geq 0, \zeta \geq 1} f_1(\mathbf{W}, \mathbf{Z}, \mu) - f_2(\zeta) \\
& \text{s.t. } C_{10} \sim C_{13} \quad (22)
\end{aligned}$$

其中, $f_1(\mathbf{W}, \mathbf{Z}, \mu) = \text{lb} \left(1 + \frac{\text{Tr}(\mathbf{Q}\tilde{\mathbf{H}}_{\text{ID}}\mathbf{W}\tilde{\mathbf{H}}_{\text{ID}}^{\text{H}})}{\text{Tr}(\mathbf{Q}\tilde{\mathbf{H}}_{\text{ID}}\mathbf{Z}\tilde{\mathbf{H}}_{\text{ID}}^{\text{H}}) + \sigma_{\text{ID}}^2} \right) - \mu(\text{Tr}(\mathbf{W}) + \text{Tr}(\mathbf{Z}) + P_{\text{ST}} + P_{\text{IRS}})$, $f_2(\zeta) = \text{lb}(\zeta)$, 考虑到 $f_1(\mathbf{W}, \mathbf{Z}, \mu)$ 和 $f_2(\zeta)$ 是 2 个凹函数, 使用差分凸凹优化方法可以将式(22)的目标函数等价转化为凸函数^[20]。对 $f_2(\zeta)$ 应用泰勒级数展开以线性形式逼近, 可以得到

$$f_2(\zeta) \leq f_2(\bar{\zeta}) + \frac{\zeta - \bar{\zeta}}{\bar{\zeta} \ln 2} \quad (23)$$

其中, $\bar{\zeta}$ 表示迭代过程给定点, 为了解决式(22)的非线性问题, 本文引入辅助变量提出了一种 SOCP 形式重新表述式(22), 式(22)的最优解迭代过程如式(24)所示。

$$\begin{aligned}
& (\mathbf{W}^i, \mathbf{Z}^i, \bar{\zeta}^{i+1}) = \\
& \max_{\mathbf{W}, \mathbf{Z} \geq 0, \bar{\zeta} \geq 1} x - \mu(\text{Tr}(\mathbf{W}) + \text{Tr}(\mathbf{Z}) + P_{\text{ST}} + P_{\text{IRS}}) - \\
& \text{lb}(\bar{\zeta}^i) - \frac{\bar{\zeta} - \bar{\zeta}^i}{\bar{\zeta}^i \ln 2} \\
& \text{s.t. } C_{15}: \ln \left(1 + \frac{\text{Tr}(\mathbf{Q}\tilde{\mathbf{H}}_{\text{ID}}\mathbf{W}\tilde{\mathbf{H}}_{\text{ID}}^{\text{H}})}{\text{Tr}(\mathbf{Q}\tilde{\mathbf{H}}_{\text{ID}}\mathbf{Z}\tilde{\mathbf{H}}_{\text{ID}}^{\text{H}}) + \sigma_{\text{ID}}^2} \right) \geq x \ln 2 \\
& C_{10} \sim C_{13} \quad (24)
\end{aligned}$$

采用一系列二阶锥约束来近似代替约束 C_{15} ^[21], 将式(24)近似地转换为 SOCP 形式, 可以写为

$$\begin{aligned}
& (\mathbf{W}^i, \mathbf{Z}^i, \bar{\zeta}^{i+1}) = \\
& \max_{\mathbf{W}, \mathbf{Z} \geq 0, \bar{\zeta} \geq 1} x - \mu(\text{Tr}(\mathbf{W}) + \text{Tr}(\mathbf{Z}) + P_{\text{ST}} + P_{\text{IRS}}) - \\
& \text{lb}(\bar{\zeta}^i) - \frac{\bar{\zeta} - \bar{\zeta}^i}{\bar{\zeta}^i \ln 2} \\
& \text{s.t. } 1 + \frac{\text{Tr}(\mathbf{Q}\tilde{\mathbf{H}}_{\text{ID}}\mathbf{W}\tilde{\mathbf{H}}_{\text{ID}}^{\text{H}})}{\text{Tr}(\mathbf{Q}\tilde{\mathbf{H}}_{\text{ID}}\mathbf{Z}\tilde{\mathbf{H}}_{\text{ID}}^{\text{H}}) + \sigma_{\text{ID}}^2} \geq s_{N+4} \\
& C_{10} \sim C_{13} \quad (25)
\end{aligned}$$

其中, s_{N+4} 表示辅助变量, N 表示近似精度。与非线性优化问题式(22)不同, 式(25)是线性的, 可以减少求解优化问题的时间。子问题 2 的算法步骤如算法 2 所示。

算法 2 子问题 2

- 1) 初始化 $i = 0, j = 0, \mu^0 = 0, \varepsilon = 10^{-4}$
- 2) repeat
- 3) repeat
- 4) 为式(22)找到一个可行解 $(\mathbf{W}^0, \mathbf{Z}^0, \zeta^1)$ 并计算 $f^0 = f_1(\mathbf{W}^0, \mathbf{Z}^0, \mu) - f_2(\zeta^1)$
- 5) CVX 求解式(22)获得 $(\mathbf{W}^{j+1}, \mathbf{Z}^{j+1}, \zeta^{j+2})$
- 6) 计算 $f^{j+1} = f_1(\mathbf{W}^{j+1}, \mathbf{Z}^{j+1}, \mu) - f_2(\zeta^{j+2})$
- 7) $j = j + 1$
- 8) until $|f^{n+1} - f^n| \leq \varepsilon$
- 9) 使用 CVX 求解最优解 $(\mathbf{W}^*, \mathbf{Z}^*, \zeta^*) = (\mathbf{W}^j, \mathbf{Z}^j, \zeta^{j+1})$ 并更新 μ^{i+1}
- 10) $i = i + 1$
- 11) until $|\mu^{i+1} - \mu^i| \leq \varepsilon$
- 12) 获得最大 SEE μ^* 和最优解 \mathbf{W}^*

当窃听用户没有合作时, 对于子问题 1 仍是以同样的 SDR+惩罚框架处理秩 1 约束并求解 SDP 问题, 只是将涉及的迹项替换为涉及的 t 线性约

束, 算法与收敛性论证不变。对于子问题 2 仍通过 Dinkelbach 方法把分式目标转化, 再配合 SOCP 近似方法求解。把求和项替换成变量 t 后, 约束集合仅多了一组不等式, SOCP 形式与求解流程保持一致。这种条件下 SEE 最大化问题的关键求解过程与合作窃听用户的场景相同。因此, 本文策略可以扩展到不合作窃听用户的场景。本文提出了一种迭代交替优化算法来寻找可行解中式(11)的最优解, 将算法 1 和算法 2 结合成一个整体呈现流动性的算法。

3 仿真与性能分析

3.1 策略的收敛性与复杂度分析

首先对 2 个子问题的收敛性进行分析, 进而证明整体 AO 算法的收敛性。本文将系统 SEE 目标函数记为 $\eta_{\text{SEE}}(\mathbf{W}, \mathbf{Z}, \mathbf{Q})$ 。在第 k 次迭代中, 算法交替执行以下两步^[22]。

1) 给定 $(\mathbf{W}^{(k)}, \mathbf{Z}^{(k)})$, 优化 \mathbf{Q} 。在第 $k+1$ 次迭代的第一步, 保持发射波束成形矩阵 $\mathbf{W}^{(k)}$ 和人工噪声协方差矩阵 $\mathbf{Z}^{(k)}$ 固定, 通过求解子问题 1 (式(19)) 得到更新后 IRS 相移矩阵 $\mathbf{Q}^{(k+1)}$ 。根据最优解的定义, 更新后的解必然会使目标函数值不劣于更新前的值, 即

$$\eta_{\text{SEE}}(\mathbf{W}^{(k)}, \mathbf{Z}^{(k)}, \mathbf{Q}^{(k+1)}) \geq \eta_{\text{SEE}}(\mathbf{W}^{(k)}, \mathbf{Z}^{(k)}, \mathbf{Q}^{(k)}) \quad (26)$$

2) 给定 $\mathbf{Q}^{(k+1)}$, 优化 (\mathbf{W}, \mathbf{Z}) 。在迭代第二步, 保持第一步得到的 IRS 相移矩阵 $\mathbf{Q}^{(k+1)}$ 固定, 通过求解子问题 2 (式(25)) 得到更新后的发射波束成形矩阵 $\mathbf{W}^{(k+1)}$ 和人工噪声协方差矩阵 $\mathbf{Z}^{(k+1)}$ 。同样, 根据最优解的定义, 可得

$$\eta_{\text{SEE}}(\mathbf{W}^{(k+1)}, \mathbf{Z}^{(k+1)}, \mathbf{Q}^{(k+1)}) \geq \eta_{\text{SEE}}(\mathbf{W}^{(k)}, \mathbf{Z}^{(k)}, \mathbf{Q}^{(k+1)}) \quad (27)$$

将式(26)和式(27)结合, 本文可以得到在整个第 $(k+1)$ 次迭代前后目标函数值的关系, 即

$$\eta_{\text{SEE}}(\mathbf{W}^{(k+1)}, \mathbf{Z}^{(k+1)}, \mathbf{Q}^{(k+1)}) \geq \eta_{\text{SEE}}(\mathbf{W}^{(k)}, \mathbf{Z}^{(k)}, \mathbf{Q}^{(k)}) \quad (28)$$

式(28)表明, 在每次迭代更新后, 系统 SEE 是单调不减的。

此外, 由于 ST 的总发射功率受最大功率约束 $\text{Tr}(\mathbf{W}) + \text{Tr}(\mathbf{Z}) \leq P_{\text{max}}$ 的限制, 系统的安全速率 R_{sec} 必然存在一个上界。同时, 系统总功耗 P_{tot} 存在一个由电路静态功耗 $P_{\text{ST}} + P_{\text{IRS}}$ 决定的正下界。因此, 目标函数 η_{SEE} 是有界的。根据单调有界收敛

原理, 该序列必然收敛。尽管由于原问题的非凸性无法保证收敛到全局最优点, 但该算法能确保收敛到一个局部最优点。仿真结果也验证了该算法在 15 次迭代内快速收敛的有效性^[23-24]。

本文策略总的计算复杂度为 $\mathcal{O}(K[L^6 + \text{lb}(\frac{1}{\varepsilon})M_t^3])$, 其中, L^6 为子问题 1 中 SDP 求解的矩阵运算复杂度, M_t^3 为子问题 2 中 SOCP 求解的矩阵运算复杂度, ε 为收敛精度阈值, K 为交替迭代的次数。

3.2 信道模型拓展与适用性

在频率选择性/多径场景下, 跨载波的即时安全速率可表示为

$$R_s = \sum_{n \in S} [\text{lb}(1 + \gamma_{b,n}) - \text{lb}(1 + \gamma_{e,n})]^+ \quad (29)$$

其中, S 表示正交频分复用 (OFDM, orthogonal frequency division multiplexing) 子载波集合 ($|S| = N_{\text{sc}}$), $\gamma_{b,n}$ 和 $\gamma_{e,n}$ 分别表示第 n 个子载波在合法用户接收端与窃听端的后合成 SINR。

IRS 的相位向量 θ 在现有无源硬件下通常难以随频率独立配置, 因此工程上常采用元素分组/共相位策略^[25-26]: 将 M 个单元划分为 K 组, 组内共享相位 $\{e^{j\phi_s}\}$, 以显著降低训练与优化维度; 或者采用两阶段/两时间尺度设计^[27]: 慢时标基于统计 CSI 优化 θ , 快时标在给定 θ 下仅更新发射波束与功率, 从而在频选或快衰场景中兼顾性能与开销, 上述做法均可与本文 AO 框架无缝对接 (仅将速率/功耗由单载波扩展为跨子载波求和, 或在外层增加慢/快交替)。

当信道随时间变化或存在 CSI 失配时, 可将干扰/速率约束改写为最坏情形 (S-procedure) 或机会约束 (Bernstein 近似) 的保守凸形式, 保持求解架构不变^[28]。

在阻塞/非视距环境 (如毫米波) 下, IRS 可绕射形成 “虚拟 LoS” 扩展覆盖。若直达链路或级联链路受人/物遮挡、Rician 分布 K 较低或主瓣漂移, 可采用分布式/多 IRS 部署以提升稳健性, 并结合 AN 配合反射波束以抑制未知或靠近 IRS 一侧的窃听者增益峰值, 上述策略在多窃听用户与覆盖增强场景中已被证明有效且与本文设计相容^[29]。

3.3 安全能效性能分析

图 2 给出了存在多窃听用户情况下 IRS 辅助 CR-SWIPT 系统的三维场景。若 ST、IRS、SR_{ID}、

SR_{EH}、PU 和 Eve 的三维坐标分别设置为(0, 0, 0)、(20, 20, 0)、(0, 100, 0)、(0, 20, 0)、(0, -100, 0)和(10, 100, 0)。大尺度衰落模型表示为 $PL = PL_0 \left(\frac{d_u}{d_0}\right)^{-\beta_u}$ 。其中, PL_0 为参考距离 d_0 处的路径损耗, β_u 分别对应 ST-IRS、IRS-SR_{ID}、IRS-Eve、ST-SR_{EH}、IRS-SR_{EH}、ST-PU 和 IRS-PU 链路之间的路径损耗指数, d_u 为第 u 条链路的距离。此外, 在小尺度衰落模型中, ST-IRS、ST-SR_{EH} 和 IRS-SR_{EH} 3 条链路的小尺度衰落服从莱斯分布^[4], 其他链路的小尺度衰落服从瑞利分布^[19]。仿真参数设置如下: $K_I = K_E = 2$, $M_I = 4$, $\sigma_v^2 = -100$ dBm, $P_{\max} = 38$ dBm, $P_j = -28$ dBm^[7], $P_{ST} = 23$ dBm, $P_{IRS} = 20$ dBm, $I_p^{\text{th}} = 7$ dBm^[18], IRS 的反射阵源数 $L = 30$ 。在图 2 的场景模型基础上, 进一步考虑窃听器数量对系统性能的影响。假设窃听器均匀分布在接收端 SR_{ID} 附近半径为 10 m 的圆形区域内, 窃听器数量 K 从 2 增加至 15, 采用蒙特卡罗仿真获得平均 SEE^[30]。在式(9)所示的 Sigmoid 型 EH 模型中, 其中, φ 为最大输出直流功率, a 为斜率系数, b 为与特定电路规格相关的常数参数, 都来源于对整流电路实测曲线的拟合, 本文取 $\varphi = 20$ mW, $a = 6400$, $b = 0.003$ ^[14]。考虑以下 3 个策略: 1) 上界, 不采用二阶锥规划求解式(22)获得 SEE; 2) 无人工噪声情况; 3) 无 IRS 情况。

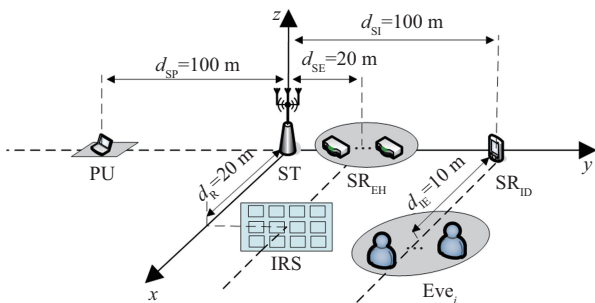


图2 多窃听用户情况下IRS辅助CR-SWIPT系统的三维场景

图 3 给出了当认知 SWIPT 发射机最大发射功率 $P_{\max} = 40$ dBm 时本文策略的收敛性能。由图 3 可知, 从近似 SOCP 形式的式(25)求解得到的平均 SEE 随着迭代次数的增加而增加, 最终达到稳定值。结果表明, 经过 15 次迭代后, 平均 SEE 收敛至最优, 这证明了本文策略的有效性^[23-24]。当 IRS

反射阵元数 L 较少 ($L < 30$) 时, 系统能耗增长较慢, 随着 IRS 反射阵元数增加, 收敛时的 SEE 值更大。然而, 随着 IRS 反射阵元数的增加, 优化变量也随之增加, 更多的 IRS 反射阵源将带来计算复杂度, 表现为更多相位偏移情况下收敛速度变慢。此外, 当主用户干扰功率门限 I_p^{th} 从 -7 dB 增加到 7 dB 时, 平均 SEE 也随之增加。对于主用户干扰功率 I_p^{th} 的提高, ST 和 IRS 的波束成形设计将有更大的自由度来改善 SEE 性能。

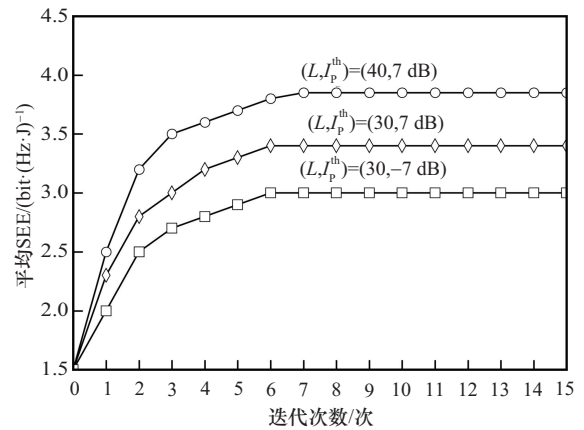


图3 本文策略的收敛性能

图 4 给出了在不同策略下, 平均 SEE 与反射阵源数 L 之间的关系。由图 4 可知, 系统平均 SEE 随着 L 的增加先上升后下降。究其原因, 当 L 较小时, 系统通过从 ST 接收更多的阵列增益和通过 IRS 的反射波束成形增益, 提高了系统信息速率。然而, 当 L 较大时, 尽管系统信息速率继续增加, 但额外的 L 导致能量消耗增加。因此, 增加 IRS 的 L 并不能无限制地提高系统平均 SEE, 即存在一个使平均 SEE 最大的最优 L 值。

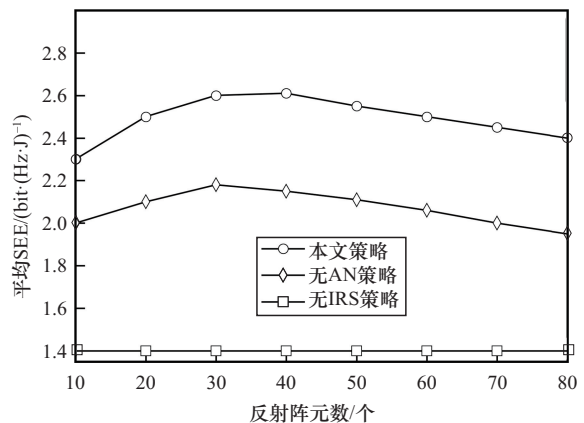


图4 不同策略下平均SEE与IRS反射阵元数的关系

由图5可知，平均安全速率随着 L 增加单调上升，但其边际收益递减，当 L 从10增加到80时，平均安全速率由约0.35 bit/(s·Hz)上升至0.81 bit/(s·Hz)。图6显示总功耗近似随 L 线性增长（由约225 mW增至380 mW）。结合图5和图6，当 L 由小规模到中等规模时，平均安全速率提升相对更快，因此图4中的平均SEE是提升的；但当 L 继续增大时，平均安全速率趋于饱和但总功耗仍在上升，因此SEE在 L 约为40时达到峰值后逐渐开始下降。此外，本文策略优于无AN策略和无IRS策略，表明通过使用IRS和优化AN能够显著提升系统SEE。值得注意的是，无AN策略比无IRS策略实现了更高的SEE。与AN相比，IRS对系统SEE性能的提升贡献更大。

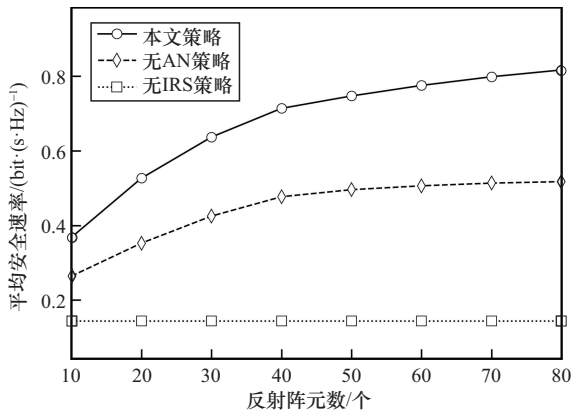


图5 平均安全速率与IRS反射阵元数的关系

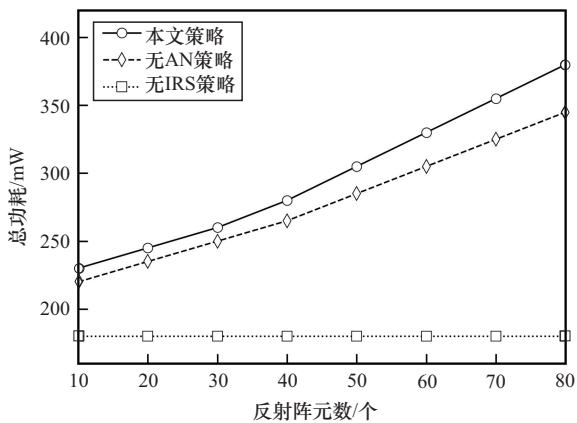


图6 总功耗与IRS反射阵元数的关系

由图7可知，随着 L 的增大，本文策略的ESR单调上升并趋于饱和，说明更多的IRS反射阵元数与相位优化有助于持续抑制最强窃听者的接收质量；无AN策略ESR显著低于本文策略，即验证了

人工噪声对抑制Eve的关键作用。由图8可知，随着 I_p^b 放宽，3条曲线呈凹增并趋于饱和趋势：约束越宽松，系统可分配更多的功率强化对Eve的抑制，但受限于总功率与信道增益的上限；本文策略在全区间保持最高ESR，说明在保证PU保护的同时仍能有效抑制窃听端。

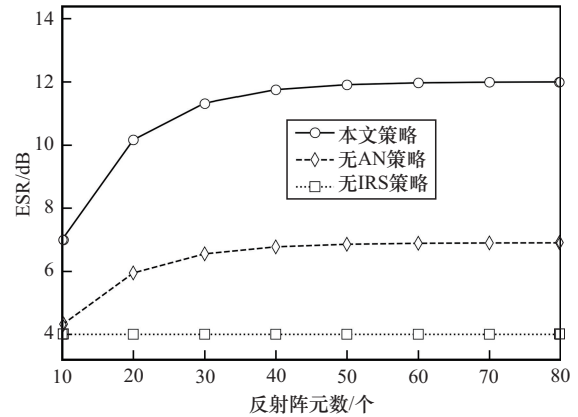


图7 ESR与IRS反射阵元数的关系

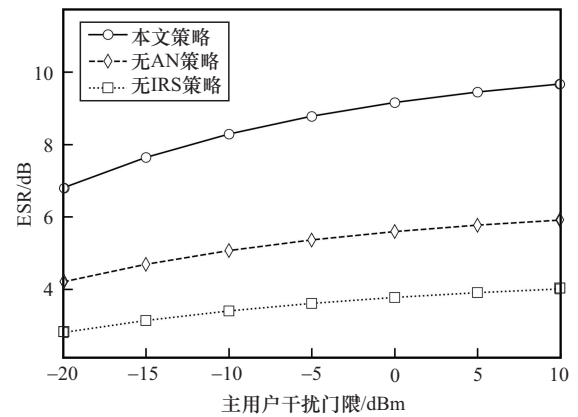


图8 ESR与主用户干扰门限的关系

由图9可知，随着窃听者数量 K 的增加，系统的平均SEE整体呈现下降趋势。这是因为当窃听者数量增加时，系统的安全速率受到更大威胁，而总功耗基本保持不变，从而导致安全能效逐渐降低。在3种对比策略中，本文策略始终保持最高的SEE性能，这是由于其通过联合设计发射波束成形、人工噪声协方差矩阵以及IRS反射相移矩阵，有效增强了合法用户信号并抑制了窃听链路。相比之下，无AN策略表现明显退化，说明人工噪声在抵抗多窃听者攻击中起到了重要作用。而无IRS策略性能最差，验证了IRS在提升系统安全性与能效方面的关键作用。IRS与人工噪声的联合优化在多窃听者

存在的场景下能够显著改善系统的安全能效, 随着窃听器数量的增加, 该优势更加突出。

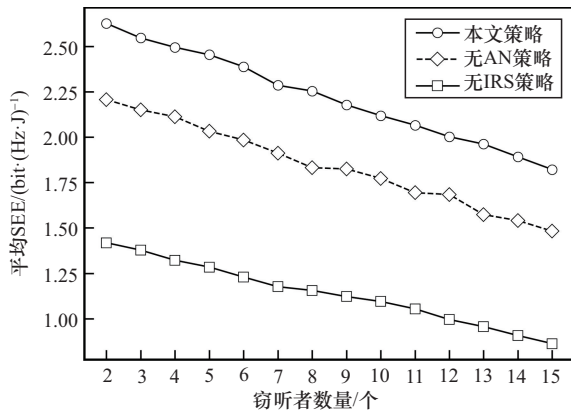


图9 平均安全能效与窃听器数量的关系

图 10 比较了 4 种策略在 ST 的电路功率 (P_{ST}) 和 IRS 的电路功率 (P_{IRS}) 下获得的平均 SEE。结果表明, 随着 P_{ST} 和 P_{IRS} 的增加, 平均 SEE 显著下降。究其原因, 随着 P_{ST} 和 P_{IRS} 的增加, 系统能耗也随之增加。此外, 在图 10(a) 和图 10(b) 中, 本文策略接近于 SEE 上界, 并且优于其他 2 种基准策略 (无 AN 策略和无 IRS 策略), 即本文策略在显著提高 SEE 的同时, 有效实现了系统安全速率与安全能效之间的平衡。

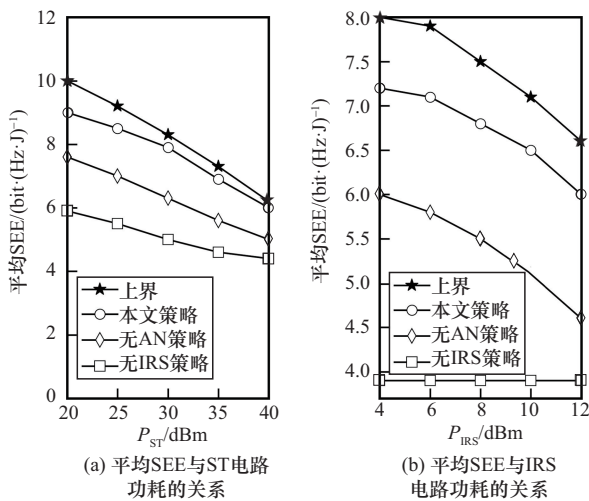


图 10 4 种策略的平均 SEE 与 ST 和 IRS 电路功耗之间的关系

4 结束语

针对 IRS 辅助的 CR-SWIPT 系统中存在多个窃听者的窃听威胁情况, 本文在传输信号中引入了人工噪声, 并对基于 IRS 辅助的认知 SWIPT 接收机实

际非线性能量收集模型进行优化。通过联合优化发射波束成形、人工噪声协方差矩阵和 IRS 反射相移矩阵, 提出了迭代交替优化策略, 在满足能量收集约束、干扰功率限制和 IRS 相移约束的条件下, 实现最大化系统安全能效。仿真结果表明, 本文策略在显著提高系统安全能效的同时, 有效实现了系统安全速率与安全能效之间的平衡, 在提升未来低功耗物联网设备性能中具有应用潜力。

参考文献:

- [1] YOU X H, WANG C X, HUANG J, et al. Towards 6G wireless communication networks: vision, enabling technologies, and new paradigm shifts[J]. Science China Information Sciences, 2020, 64(1): 110301.
- [2] WANG C, WANG H M. On the secrecy throughput maximization for MISO cognitive radio network in slow fading channels[J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2014, 9(11): 1814-1827.
- [3] DUY V T, KHA H H. Secrecy rate optimization for IRS-aided MIMO cognitive radio systems with SWIPT[C]//Proceedings of the 2022 IEEE Ninth International Conference on Communications and Electronics (ICCE). Piscataway: IEEE Press, 2022: 139-144.
- [4] YU H Y, GUO S T, YANG Y Y, et al. Secrecy energy efficiency optimization for downlink two-user OFDMA networks with SWIPT[J]. IEEE Systems Journal, 2019, 13(1): 324-335.
- [5] CAI Y X, WEI Z Q, LI R D, et al. Joint trajectory and resource allocation design for energy-efficient secure UAV communication systems[J]. IEEE Transactions on Communications, 2020, 68(7): 4536-4553.
- [6] LU Y, XIONG K, FAN P Y, et al. Robust transmit beamforming with artificial redundant signals for secure SWIPT system under non-linear EH model[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2018, 17(4): 2218-2232.
- [7] GUAN X R, WU Q Q, ZHANG R. Joint power control and passive beamforming in IRS-assisted spectrum sharing[J]. IEEE Communications Letters, 2020, 24(7): 1553-1557.
- [8] MUKHERJEE A, FAKOORIAN S A A, HUANG J, et al. Principles of physical layer security in multiuser wireless networks: a survey[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2014, 16(3): 1550-1573.
- [9] 朱政宇, 王梓暄, 徐金雷, 等. 智能反射面辅助的未来无线通信: 现状与展望[J]. 航空学报, 2022, 43(2): 198-212. ZHU Z Y, WANG Z X, XU J L, et al. Future wireless communication assisted by intelligent reflecting surface: state of art and prospects[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2022, 43(2): 198-212.
- [10] CUI T J, QI M Q, WAN X, et al. Coding metamaterials, digital metamaterials and programmable metamaterials[J]. Light: Science & Applications, 2014, 3(10): e218.
- [11] KAINA N, DUPRÉ M, LEROSEY G, et al. Shaping complex microwave fields in reverberating media with binary tunable metasurfaces[J]. Scientific Reports, 2014, 4: 6693.
- [12] NAYERI P, YANG F, ELSHERBENI A Z. Reflectarray antennas: theory, designs, and applications[M]. New York: John Wiley & Sons, 2018.
- [13] ZARGARI S, KHALILI A, ZHANG R. Energy efficiency maximiza-

- tion via joint active and passive beamforming design for multiuser MISO IRS-aided SWIPT[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2021, 10(3): 557-561.
- [14] BOSHKOVSKA E, NG D W K, ZLATANOV N, et al. Practical nonlinear energy harvesting model and resource allocation for SWIPT systems[J]. IEEE Communications Letters, 2015, 19(12): 2082-2085.
- [15] XIONG K, WANG B B, LIU K J R. Rate-energy region of SWIPT for MIMO broadcasting under nonlinear energy harvesting model[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2017, 16(8): 5147-5161.
- [16] CHARNES A, COOPER W W. Programming with linear fractional functionals[J]. Naval Research Logistics Quarterly, 1962, 9(3/4): 181-186.
- [17] HIRIART-URRUTY J B, LEMARÉCHAL C. Convex analysis and minimization algorithms I: fundamentals[M]. Heidelberg: Springer, 1993.
- [18] WU X W, MA J X, XING Z, et al. Secure and energy efficient transmission for IRS-assisted cognitive radio networks[J]. IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking, 2021, 8(1): 170-185.
- [19] LIU J X, XIONG K, LU Y, et al. Energy efficiency in secure IRS-aided SWIPT[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2020, 9(11): 1884-1888.
- [20] KHA H H, TUAN H D, NGUYEN H H. Fast global optimal power allocation in wireless networks by local D. C. programming[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2012, 11(2): 510-515.
- [21] NGUYEN K G, TRAN L N, TERVO O, et al. Achieving energy efficiency fairness in multicell MISO downlink[J]. IEEE Communications Letters, 2015, 19(8): 1426-1429.
- [22] 朱政宇, 徐金雷, 孙钢灿, 等. 基于 IRS 辅助的 SWIPT 物联网系统安全波束成形设计[J]. 通信学报, 2021, 42(4): 185-193.
- ZHU Z Y, XU J L, SUN G C, et al. Secure beamforming design for IRS-assisted SWIPT Internet of things system[J]. Journal on Communications, 2021, 42(4): 185-193.
- [23] TANG J, MA R Y, ZHANG X Y, et al. Energy-efficient RIS-assisted SWIPT system with electromagnetic-compliant model[C]//Proceedings of the 2024 4th International Conference on Electronics, Circuits and Information Engineering (ECIE). Piscataway: IEEE Press, 2024: 211-215.
- [24] ANJANA E N S S, SHARMA N, GAUTAM S. RIS-assisted OFDM-based SWIPT system[C]//Proceedings of the 2025 17th International Conference on COMMunication Systems and NETWORKS (COMSNETS). Piscataway: IEEE Press, 2025: 507-513.
- [25] YANG Y F, ZHENG B X, ZHANG S W, et al. Intelligent reflecting surface meets OFDM: protocol design and rate maximization[J]. IEEE Transactions on Communications, 2020, 68(7): 4522-4535.
- [26] ZHENG B X, ZHANG R. Intelligent reflecting surface-enhanced OFDM: channel estimation and reflection optimization[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2019, 9(4): 518-522.
- [27] ZHAO M M, WU Q Q, ZHAO M J, et al. Intelligent reflecting surface enhanced wireless networks: two-timescale beamforming optimization[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2020, 20(1): 2-17.
- [28] LI B, ZHANG R, NALLANATHAN A, et al. Robust chance-constrained secure transmission for satellite-terrestrial networks[J]. IEEE Transactions on Communications, 2015, 63(7): 2520-2533.
- [29] RAPPAPORT T S, HEATH R W, DANIELS R C, et al. Millimeter wave wireless communications[M]. New Jersey: Prentice Hall, 2015.
- [30] 杨杰, 季新生, 王飞虎, 等. 窃听者随机分布下智能反射面辅助的 MISO 系统物理层安全性能分析[J]. 电子与信息学报, 2022, 44(5): 1809-1818.
- YANG J, JI X S, WANG F H, et al. Performance analysis of physical layer security for IRS-aided MISO system with randomly distributed eavesdropping nodes[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2022, 44(5): 1809-1818.

[作者简介]



许晓荣 (1982-), 男, 浙江杭州人, 博士, 杭州电子科技大学副教授、硕士生导师, 主要研究方向为智能反射面通信、认知无线网络、可重构全息超表面、IRS-RHS 辅助的认知无线携能通信物理层安全传输等。



李玉民 (2002-), 男, 山东聊城人, 杭州电子科技大学硕士生, 主要研究方向为智能反射面通信、认知无线网络、IRS-RHS 辅助的认知携能通信安全传输方案等。



杨硕 (1999-), 男, 山东滨州人, 杭州电子科技大学硕士生, 主要研究方向为智能反射面通信、智能反射面辅助的认知 SWIPT 系统物理层安全技术等。



刘兆霆 (1975-), 男, 江西上饶人, 博士, 杭州电子科技大学副教授、硕士生导师, 主要研究方向为智能反射面通信、图信号低比特鲁棒感知和系统自校正理论与方法、图信号盲分离的理论与方法等。



包建荣 (1978-), 男, 浙江杭州人, 博士, 杭州电子科技大学教授、博士生导师, 主要研究方向为智能反射面通信、基于移动卫星星座系统的海洋通信、深空通信信道编码理论等。