



# 非完美 CSI 条件下 IRS 辅助的 NOMA 系统安全速率最大化算法

王正强<sup>1</sup>, 何鲁娜<sup>1</sup>, 樊自甫<sup>1</sup>, 万晓榆<sup>1</sup>, 徐勇军<sup>1\*</sup>, 多滨<sup>2</sup>

1. 重庆邮电大学通信与信息工程学院, 重庆 400065

2. 成都理工大学计算机与网络安全学院, 成都 610059

\* 通信作者. E-mail: xuyj@cqupt.edu.cn

收稿日期: 2023-09-15; 修回日期: 2023-11-16; 接受日期: 2023-12-13; 网络出版日期: 2024-06-12

国家自然科学基金 (批准号: U23A20279, 62271094)、重庆市自然科学基金创新发展联合基金重点项目 (批准号: CSTB2022NSCQ-LZX0009)、重庆市教委科学技术研究项目 (批准号: KJZD-K202200601) 和四川省区域创新合作项目 (批准号: 2022YFQ0017) 资助

**摘要** 本文针对智能反射面 (intelligent reflecting surface, IRS) 辅助的非正交多址接入系统的物理层安全问题, 考虑窃听信道为非完美信道状态信息, 基站在 IRS 的辅助下给合法用户传输数据. 在基站最大发射功率、IRS 相移和连续干扰消除解码顺序约束下, 建立了一个联合优化基站波束成形向量、IRS 相移的系统安全速率最大化问题. 首先, 基于合法用户的组合信道增益来确定连续干扰消除解码顺序, 然后将优化问题解耦为两个子问题交替优化, 利用基于惩罚的连续凸逼近、松弛变量、一阶泰勒展开等方法将目标函数和约束进行转化, 再利用 S-procedure 方法处理窃听信道的不确定性, 将子问题转化为凸优化问题并求解. 仿真结果表明, 本文所提方案与集中部署 IRS、随机相移、无 IRS 方案对比, 能够有效提高系统的安全速率.

**关键词** 智能反射面, 非正交多址接入, 物理层安全, 非完美信道状态信息, 波束成形

## 1 引言

非正交多址接入技术 (non-orthogonal multiple access, NOMA) 具有提高频谱效率和支持大规模连接的优势, 被认为是解决未来第六代网络的海量连接、高数据速率、高频谱效率的要求的一项有前途的技术<sup>[1,2]</sup>. 与传统的正交多址接入技术不同, NOMA 允许多个用户共享相同的时频码资源, 根据用户信道增益差异分配不同的信号功率, 并在接收端采用连续干扰消除 (successive interference cancellation, SIC) 进行解码来区分不同信号<sup>[3,4]</sup>. 然而, 由于复杂的无线环境、网络基础设施的复杂性、无线信道的广播特性使得信息高速率传输的安全性受到严重威胁, 因此物理层安全 (physical layer security, PLS)

**引用格式:** 王正强, 何鲁娜, 樊自甫, 等. 非完美 CSI 条件下 IRS 辅助的 NOMA 系统安全速率最大化算法. 中国科学: 信息科学, 2024, 54: 1487–1501, doi: 10.1360/SSI-2023-0265  
Wang Z Q, He L N, Fan Z F, et al. Security rate maximization algorithm for IRS assisted NOMA systems under imperfect CSI (in Chinese). Sci Sin Inform, 2024, 54: 1487–1501, doi: 10.1360/SSI-2023-0265

日益成为研究的重点<sup>[5,6]</sup>. 智能反射面 (intelligent reflecting surface, IRS) 由于其在实现绿色通信和增强 PLS 方面的突出能力, 这一新型物理层技术在工业界和学术界得到了广泛关注<sup>[7]</sup>. 具体来说, IRS 的表面配备了大量低成本的无源反射元件, 仅反射信号而不造成发射功率的放大, 无需专门的能源供应便可以稳定工作. 此外, IRS 通过对反射元件的振幅和相移自适应地进行配置, 可以改变入射信号的传播并重构一个有利的智能无线电环境<sup>[8]</sup>, 从而提高所需接收信号的强度, 或在窃听者上进行破坏性抑制干扰以减少信息泄漏<sup>[9]</sup>. 因此, IRS 可以显著提高合法用户的物理层安全. 特别是, 由于 IRS 可以人为地在合法用户的组合信道增益之间产生差异, 将 IRS 引入到 NOMA 网络中在提高频谱利用率、平衡系统吞吐量和用户公平性方面极具有吸引力<sup>[10,11]</sup>.

目前, 关于 IRS 辅助的无线网络安全通信中, 大多学者一般假设基站 (base station, BS) 完全已知窃听信道的信道状态信息 (channel state information, CSI) 条件下研究的. 文献 [12] 研究了 IRS 辅助的上行链路 NOMA 系统, 通过加入人工噪声干扰窃听者, 以最大化系统的最小安全速率. 文献 [13] 考虑外部和内部窃听场景, 在满足不可信用户的服务质量需求、解码顺序约束和 IRS 相移的单位模约束下, 以最大化系统的安全速率. 文献 [14] 考虑多个窃听者存在的情况下, 联合优化了波束形成向量、IRS 相移和放大系数以及信道带宽分配系数, 来最大化合法用户的和速率. 文献 [15] 在总功率和 IRS 离散相移单元模约束下, 最大化系统安全速率, 并提出了一种基于旋转的粒子群优化算法, 以实现全局最优和局部最优的平衡. 文献 [16] 研究了 IRS 辅助的 NOMA 无人机系统, 通过联合优化无人机位置、SIC 解码顺序、IRS 相移和无人机发射功率来最大化系统的安全速率, 但只考虑了单个窃听者. 以上文献 [11, 13~16] 均是假设窃听信道为完美 CSI 的条件下研究的. 然而, 在实际窃听场景中, 窃听者通常是在保持沉默的情况下窃取合法用户的信息, 因此较难获取窃听信道的完美 CSI. 文献 [17, 18] 是针对窃听信道为非完美 CSI 条件下研究的. 文献 [17] 研究了 IRS 辅助的多用户系统, 将窃听信道完美 CSI 拓展到非完美 CSI, 考虑多天线接入点到合法用户之间无视距链路, 利用逐次凸逼近 (successive convex approximation, SCA)、半正定松弛、惩罚函数等方法最大化系统的和速率. 文献 [18] 针对存在单个窃听者、两个合法用户的 IRS 辅助的 NOMA 系统, 利用人工噪声来减少窃听者的信息泄漏量, 同时最大限度地减少对合法用户信息接收质量的影响, 通过联合优化波束形成向量、IRS 相移以最小化系统的发射功率. 目前, 在 IRS 辅助的 NOMA 网络资源分配研究中, 主要集中在对合法用户的和速率与发射功率进行性能优化, 然而在安全速率方面, 忽略了多个窃听者存在且窃听信道为非完美 CSI 情况下对系统安全速率进行算法设计和优化.

因此, 为了提高 IRS 辅助的 NOMA 系统安全性能, 本文在已有研究的基础上, 提出了一种非完美 CSI 条件下 IRS 辅助的 NOMA 系统最大化安全速率算法, 主要研究工作如下:

(1) 构建了 IRS 辅助的 NOMA 系统模型, 考虑存在多个窃听者且窃听信道为非完美 CSI 情况下, 提出了联合优化波束形成向量、IRS 相移的最坏情况下安全速率最大化问题;

(2) 将优化问题分为两个阶段进行求解: 具体地, 第 1 阶段利用半正定松弛方法, 基于合法用户的组合信道增益来确定 SIC 解码顺序; 在第 2 阶段, 将优化问题解耦为两个子问题交替优化. 第 1 个为波束形成向量的优化问题, 第 2 个为 IRS 相移的优化问题, 利用松弛变量、SCA、S-procedure 等方法将目标函数和约束进行转化, 将子问题转换为凸优化问题并求解; 仿真结果表明, 与基准方案的相比, 所提出的算法能够有效提高系统安全速率.

符号定义. 粗体大小写字母分别表示向量、矩阵,  $\mathbb{C}^{N \times M}$  表示  $N \times M$  维的复数矩阵.  $(\cdot)^*$ ,  $(\cdot)^T$ ,  $(\cdot)^H$ ,  $\text{Tr}(\cdot)$ ,  $\text{Rank}(\cdot)$ ,  $\|\cdot\|_F$  分别表示共轭、转置、共轭转置、迹、秩、Frobenius 范数,  $\mathbf{I}_M$  表示  $M$  维的单位阵,  $\mathbf{0}_{M \times M}$  表示  $M \times M$  维的零矩阵.  $\text{diag}(\mathbf{x})$  表示对角矩阵, 其对角元素是向量  $\mathbf{x}$  中的对应元素.  $\text{blkdiag}(\mathbf{X}_1, \dots, \mathbf{X}_T)$  表示块对角矩阵, 其对角分量为  $\mathbf{X}_1, \dots, \mathbf{X}_T$ .  $\mathbb{E}\{\cdot\}$  表示期望,  $\mathcal{CN}(0, \sigma^2)$  表示均

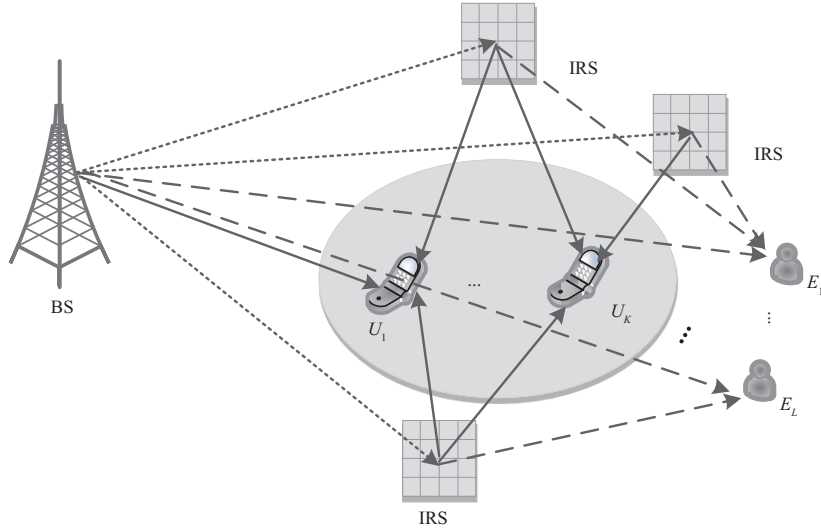


图 1 系统模型图

Figure 1 System model

值为 0 方差为  $\sigma^2$  的圆对称复高斯 (Gaussian) 分布,  $[x]^+$  表示  $\max\{x, 0\}$ ,  $\text{Re}(\cdot)$  表示复数值的实部.

## 2 系统模型

本文考虑一个 IRS 辅助的 NOMA 系统模型, 如图 1 所示. 系统中有一个配备  $M$  根天线的 BS,  $K$  个单天线合法用户,  $L$  个单天线窃听者,  $T$  个 IRS, 以确保 IRS 为附近的每个合法用户提供服务. 在该系统中, 只考虑第 1 次的反射信号, 因为多次的反射信号会遭到严重的路径损耗可以忽略<sup>[19]</sup>. 定义合法用户集合为  $\forall k \in \mathcal{K} \triangleq \{1, 2, \dots, K\}$ , 窃听者集合为  $\forall l \in \mathcal{L} \triangleq \{1, 2, \dots, L\}$ , IRS 集合为  $\forall t \in \mathcal{T} \triangleq \{1, 2, \dots, T\}$ ,  $T$  个 IRS 共有  $\sum_{t=1}^T N_t = N$  个反射元件, 其中  $N_t$  为第  $T$  个 IRS 的反射元件个数. 定义 BS 与合法用户  $U_k$ , BS 与窃听者  $E_l$ , BS 与 IRS  $t$ , IRS  $t$  与  $U_k$ , IRS  $t$  与  $E_l$  之间的信道增益分别为  $\mathbf{h}_{B,k}^H \in \mathbb{C}^{1 \times M}$ ,  $\mathbf{h}_{B,l}^H \in \mathbb{C}^{1 \times M}$ ,  $\mathbf{G}_t \in \mathbb{C}^{N_t \times M}$ ,  $\mathbf{h}_{t,r,k}^H \in \mathbb{C}^{1 \times N_t}$ ,  $\mathbf{h}_{t,r,l}^H \in \mathbb{C}^{1 \times N_t}$ . IRS  $t$  的反射矩阵  $\Theta_t = \text{diag}([\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_{N_t}]^T) \in \mathbb{C}^{N_t \times N_t}$ ,  $\varphi_{n_t} = \beta_{n_t} e^{j\alpha_{n_t}}$ ,  $\beta_{n_t} \in [0, 1]$  和  $\alpha_{n_t} \in [0, 2\pi)$  分别为 IRS  $t$  第  $n_t$  个反射元件的振幅系数和相移, 通常设置  $\beta_{n_t} = 1$ , 以获得最大的反射幅度.

在 BS 处向合法用户发出的叠加信号为  $\mathbf{x} = \sum_{k=1}^K \mathbf{w}_k s_k$ , 其中  $\mathbf{w}_k$  为  $U_k$  的波束形成向量,  $s_k$  为 BS 发送给  $U_k$  的信号, 且满足  $\text{E}\{s_k s_k^H\} = 1$ . 合法用户  $U_k$  与窃听者  $E_l$  接收到的信号为

$$y_k = \left( \sum_{t=1}^T \mathbf{h}_{t,r,k}^H \Theta_t \mathbf{G}_t + \mathbf{h}_{B,k}^H \right) \sum_{k=1}^K \mathbf{w}_k s_k + n_k = (\mathbf{h}_{r,k}^H \Theta \mathbf{G} + \mathbf{h}_{B,k}^H) \sum_{k=1}^K \mathbf{w}_k s_k + n_k, \quad (1)$$

$$y_l = \left( \sum_{t=1}^T \mathbf{h}_{t,r,l}^H \Theta_t \mathbf{G}_t + \mathbf{h}_{B,l}^H \right) \sum_{k=1}^K \mathbf{w}_k s_k + n_l = (\mathbf{h}_{r,l}^H \Theta \mathbf{G} + \mathbf{h}_{B,l}^H) \sum_{k=1}^K \mathbf{w}_k s_k + n_l, \quad (2)$$

其中  $\mathbf{h}_{r,k}^H = [\mathbf{h}_{1,r,k}^H, \dots, \mathbf{h}_{T,r,k}^H]$ ,  $\Theta = \text{blkdiag}(\Theta_1, \dots, \Theta_T)$ ,  $\mathbf{G} = [\mathbf{G}_1, \dots, \mathbf{G}_T]^T$ ,  $\mathbf{h}_{r,l}^H = [\mathbf{h}_{1,r,l}^H, \dots, \mathbf{h}_{T,r,l}^H]$ ,  $n_k \sim \mathcal{CN}(0, \sigma_k^2)$  和  $n_l \sim \mathcal{CN}(0, \sigma_l^2)$  分别表示合法用户  $U_k$ 、窃听者  $E_l$  处的噪声.

在 IRS 辅助的 NOMA 下行通信中, 合法用户接收端处采用 SIC 技术来消除干扰, 定义  $s(k)$  表示合法用户  $U_k$  的解码顺序,  $s(k) = i$  表示  $U_k$  在接收端处为第  $i$  个信号被解码,  $U_k$  解码自身信号的可达

传输速率为

$$R_k = \log_2 \left( 1 + \frac{|(\mathbf{h}_{r,k}^H \Theta \mathbf{G} + \mathbf{h}_{B,k}^H) \mathbf{w}_k|^2}{\sum_{s(n) > s(k)} |(\mathbf{h}_{r,k}^H \Theta \mathbf{G} + \mathbf{h}_{B,k}^H) \mathbf{w}_n|^2 + \sigma_k^2} \right). \quad (3)$$

设  $s(k) < s(j)$ , 对于  $U_j$ , 首先要解码  $U_k$  信号将其去除, 再解码自己的信号,  $U_j$  解码  $U_k$  信号的可达速率为

$$R_{j \rightarrow k} = \log_2 \left( 1 + \frac{|(\mathbf{h}_{r,j}^H \Theta \mathbf{G} + \mathbf{h}_{B,j}^H) \mathbf{w}_k|^2}{\sum_{s(n) > s(k)} |(\mathbf{h}_{r,j}^H \Theta \mathbf{G} + \mathbf{h}_{B,j}^H) \mathbf{w}_n|^2 + \sigma_j^2} \right). \quad (4)$$

为保证  $U_j$  能够成功解码  $U_k$  的信号, 要满足  $R_{j \rightarrow k} \geq R_k$ .

对于窃听者  $E_l$ , 在物理层安全分析中采用最坏情况时的假设, 即  $E_l$  完全知道合法用户的解码顺序及预编码的向量信息, 从而可以采用 SIC 技术解码出与  $U_k$  相同的目标信号<sup>[20]</sup>, 因此  $E_l$  解码  $U_k$  信号的窃听速率为

$$R_{l,k} = \log_2 \left( 1 + \frac{|(\mathbf{h}_{r,l}^H \Theta \mathbf{G} + \mathbf{h}_{B,l}^H) \mathbf{w}_k|^2}{\sum_{s(n) > s(k)} |(\mathbf{h}_{r,l}^H \Theta \mathbf{G} + \mathbf{h}_{B,l}^H) \mathbf{w}_n|^2 + \sigma_l^2} \right). \quad (5)$$

考虑到  $L$  个窃听者窃听  $U_k$  信号的最坏情况时的  $U_k$  安全速率为  $R_{S,k} = [R_k - \max_{1 \leq l \leq L} \{R_{l,k}\}]^+$ .

假设 BS 完全已知合法用户信道的 CSI, 这可以通过基于导频的信道估计等方法来获得<sup>[21]</sup>, 然而窃听者的完美 CSI 基站很难获得, 这是因为窃听者通常在保持沉默的情况下窃取合法用户的信息. 在这种情况下, BS 可以利用窃听者本地振荡器功率泄漏来估计窃听者的 CSI, 但这样获取的 CSI 是非完美的<sup>[17]</sup>. 因此采用椭球形有界不确定信道模型来建模窃听信道 CSI 的不确定性:

$$\begin{aligned} \mathbf{h}_{B,l} &= \hat{\mathbf{h}}_{B,l} + \Delta \mathbf{h}_{B,l}, \quad \mathbf{h}_{r,l} = \hat{\mathbf{h}}_{r,l} + \Delta \mathbf{h}_{r,l}, \\ \Phi_l &= \{\|\Delta \mathbf{h}_{B,l}\|_F \leq \varepsilon_{B,l}, \|\Delta \mathbf{h}_{r,l}\|_F \leq \varepsilon_{r,l}\}, \quad \forall l \in \mathcal{L}, \end{aligned} \quad (6)$$

其中  $\hat{\mathbf{h}}_{B,l}$  和  $\hat{\mathbf{h}}_{r,l}$  表示估计信道增益,  $\Delta \mathbf{h}_{B,l}$  和  $\Delta \mathbf{h}_{r,l}$  表示信道增益估计误差,  $\varepsilon_{B,l} > 0$  和  $\varepsilon_{r,l} > 0$  表示信道增益估计误差的范围.

综上所述, 本文的目标是在 IRS 相移、BS 最大发射功率和 SIC 解码约束下, 通过联合优化波束形成向量和 IRS 相移以最大化系统的安全速率, 优化问题为

$$\begin{aligned} P: \max_{\Theta, \mathbf{w}_k} \quad & \min_{\Delta \mathbf{h}_{B,l}, \Delta \mathbf{h}_{r,l}} \sum_{k=1}^K R_{S,k} \\ \text{s.t.} \quad & C_1: \alpha_n \in [0, 2\pi), \quad n = 1, 2, \dots, N, \\ & C_2: \sum_{k=1}^K \|\mathbf{w}_k\|^2 \leq P_{\max}, \\ & C_3: R_k \leq R_{j \rightarrow k}, \quad s(k) < s(j), \\ & C_4: s(k) \in \Omega, \end{aligned} \quad (7)$$

其中, 约束  $C_1$  为 IRS 相移约束; 约束  $C_2$  为 BS 最大发射功率约束,  $P_{\max}$  为 BS 最大发射功率; 约束  $C_3$  确保合法用户 SIC 能够成功解码; 约束  $C_4$  中  $\Omega$  为 SIC 解码顺序集合. 问题  $P$  目标函数含有窃听

信道的不确定性, 优化变量耦合使目标函数及约束  $C_3$  为非凸的, 且 SIC 解码顺序不确定. 因此, 问题  $P$  是一个非凸优化问题, 难以直接求解, 故将目标优化问题分为两个阶段进行求解. 具体地, 第 1 阶段基于合法用户的组合信道增益来确定 SIC 解码顺序; 在第 2 阶段, 根据第 1 阶段确定的解码顺序, 将问题解耦为两个子问题交替优化求解, 第 1 个子问题为固定 IRS 相移, 优化波束形成向量, 第 2 个子问题为固定波束形成向量, 优化 IRS 相移.

### 3 安全速率优化算法设计

#### 3.1 SIC 解码顺序确定算法

在 IRS 辅助的 NOMA 系统中, 合法用户的信道增益不仅来自基站的直接链路还来自 IRS 反射链路, 所以合法用户的 SIC 解码顺序是由合法用户的组合信道增益决定的. 通过优化相移来最大化 BS 到所有合法用户的组合信道增益, 将所有合法用户组合信道增益进行排序来确定 SIC 解码顺序<sup>[22]</sup>. 最大化所有合法用户组合信道增益的和优化问题为

$$P_{1.1} : \max_{\Theta} \sum_{k=1}^K \left| \mathbf{h}_{r,k}^H \Theta \mathbf{G} + \mathbf{h}_{B,k}^H \right|^2 \quad (8)$$

s.t.  $\alpha_n \in [0, 2\pi), n = 1, 2, \dots, N,$

其中  $\Theta = \text{diag}(e^{j\alpha_1}, e^{j\alpha_2}, \dots, e^{j\alpha_N})$ , 令  $\mathbf{u} = [e^{j\alpha_1}, \dots, e^{j\alpha_N}]^H$ ,  $\bar{\mathbf{u}} = [\mathbf{u}; 1]$ ,  $\mathbf{U} = \bar{\mathbf{u}}\bar{\mathbf{u}}^H$ ,  $\mathbf{g}_k = \text{diag}(\mathbf{h}_{r,k}^H) \mathbf{G}$ ,  $\mathbf{P}_k = [\mathbf{g}_k; \mathbf{h}_{B,k}^H]$ , 且  $\mathbf{U} \succeq \mathbf{0}$ ,  $\text{Rank}(\mathbf{U}) = 1$ , 则目标函数可重写为  $\left| \mathbf{u}^H \mathbf{g}_k + \mathbf{h}_{B,k}^H \right|^2 = \text{Tr}(\mathbf{P}_k \mathbf{P}_k^H \mathbf{U})$ , 由于秩一约束导致其是非凸的, 采用半正定松弛 (semidefinite relaxation, SDR) 方法放缩这个约束, 转化为

$$P_{1.2} : \max_{\mathbf{U}} \sum_{k=1}^K \text{Tr}(\mathbf{P}_k \mathbf{P}_k^H \mathbf{U}) \quad (9)$$

s.t.  $\mathbf{U}_{n,n} = 1, n = 1, 2, \dots, N + 1,$   
 $\mathbf{U} \succeq \mathbf{0}.$

优化问题  $P_{1.2}$  是一个半正定规划 (semi-definite programming, SDP) 问题, 可以用 CVX 工具箱来求解. 若最优解不满足秩一约束, 可采用高斯随机化的方法来降低高秩解<sup>[22]</sup>. 根据确定的 SIC 解码顺序, 分配给每个合法用户的功率应与其信道增益成反比, 从而避免了信道增益较强用户占用大部分无线资源<sup>[23]</sup>, 因此将问题  $P$  中约束  $C_3$  重新转化为

$$\left| (\mathbf{h}_{r,k}^H \Theta \mathbf{G} + \mathbf{h}_{B,k}^H) \mathbf{w}_n \right|^2 \leq \left| (\mathbf{h}_{r,k}^H \Theta \mathbf{G} + \mathbf{h}_{B,k}^H) \mathbf{w}_j \right|^2, \forall k, n, j \in \mathcal{K}, s(n) > s(j). \quad (10)$$

#### 3.2 波束成形向量优化

给定 IRS 相移矩阵  $\Theta$ , 优化波束形成向量  $\mathbf{w}_k$ , 优化问题为

$$P_{2.1} : \max_{\mathbf{w}_k} \min_{\Delta \mathbf{h}_{B,l}, \Delta \mathbf{h}_{r,l}} \sum_{k=1}^K R_{S,k} \quad (11)$$

s.t. (10),  $\sum_{k=1}^K \|\mathbf{w}_k\|^2 \leq P_{\max}.$

由于优化问题  $P_{2.1}$  中目标函数为非凸的且含有窃听信道的不确定性, 难以直接求解, 需将转化为可处理的形式. 首先将目标函数中  $R_k$  用其下界  $R_k^{\text{lp}}$  代替, 令  $\mathbf{h}_k^{\text{H}} = \mathbf{u}^{\text{H}} \mathbf{g}_k + \mathbf{h}_{B,k}^{\text{H}}$ ,  $(\mathbf{h}_k^{\text{H}})^t = (\mathbf{u}^t)^{\text{H}} \mathbf{g}_k + \mathbf{h}_{B,k}^{\text{H}}$ ,  $a_k(\mathbf{w}, \mathbf{u}) = \sum_{s(j) > s(k)} |\mathbf{h}_k^{\text{H}} \mathbf{w}_j|^2 + \sigma_k^2$ ,  $a_k(\mathbf{w}^t, \mathbf{u}^t) = \sum_{s(j) > s(k)} |(\mathbf{h}_k^{\text{H}})^t \mathbf{w}_j^t|^2 + \sigma_k^2$ .

当  $0 \leq y \leq |x|^2$  时, 对函数  $f(x, y) = \log_2(1 + \frac{|x|^2}{y})$  取其下界可得到 [24]

$$\log_2 \left( 1 + \frac{|x|^2}{y} \right) \geq \log_2 \left( 1 + \frac{|x^t|^2}{y^t} \right) + \frac{2 \operatorname{Re}(x^t x)}{y^t \ln 2} - \frac{|x^t|^2}{y^t (y^t + |x^t|^2) \ln 2} (y + |x|^2) - \frac{|x^t|^2}{y^t \ln 2}. \quad (12)$$

将  $x = \mathbf{h}_k^{\text{H}} \mathbf{w}_k$ ,  $y = a_k(\mathbf{w}, \mathbf{u})$ ,  $x^t = (\mathbf{h}_k^{\text{H}})^t \mathbf{w}_k^t$ ,  $y^t = a_k(\mathbf{w}^t, \mathbf{u}^t)$  代入, 得到

$$\begin{aligned} R_k^{\text{lp}} = & \log_2 \left( 1 + \frac{|(\mathbf{h}_k^{\text{H}})^t \mathbf{w}_k^t|^2}{a_k(\mathbf{w}^t, \mathbf{u}^t)} \right) + \frac{2 \operatorname{Re}((\mathbf{h}_k^{\text{H}})^t \mathbf{w}_k^t \mathbf{h}_k^{\text{H}} \mathbf{w}_k)}{a_k(\mathbf{w}^t, \mathbf{u}^t) \ln 2} \\ & - \frac{|(\mathbf{h}_k^{\text{H}})^t \mathbf{w}_k^t|^2}{a_k(\mathbf{w}^t, \mathbf{u}^t) (a_k(\mathbf{w}^t, \mathbf{u}^t) + |(\mathbf{h}_k^{\text{H}})^t \mathbf{w}_k^t|^2) \ln 2} \left( a_k(\mathbf{w}, \mathbf{u}) + |\mathbf{h}_k^{\text{H}} \mathbf{w}_k|^2 \right) \\ & - \frac{|(\mathbf{h}_k^{\text{H}})^t \mathbf{w}_k^t|^2}{a_k(\mathbf{w}^t, \mathbf{u}^t) \ln 2}. \end{aligned} \quad (13)$$

式 (13) 若给定  $\mathbf{w}$ ,  $R_k^{\text{lp}}$  是关于  $\mathbf{u}$  的凹函数; 若给定  $\mathbf{u}$ ,  $R_k^{\text{lp}}$  是关于  $\mathbf{w}$  的凹函数.

引入松弛辅助变量  $\tau_k^{\text{max}}$  和  $\gamma_{l,k}$ , 令  $\mathbf{h}_l^{\text{H}} = \mathbf{h}_{r,l}^{\text{H}} \Theta \mathbf{G} + \mathbf{h}_{B,l}^{\text{H}}$ , 将窃听速率  $R_{l,k}$  转化为

$$\mathbf{h}_l^{\text{H}} \mathbf{w}_k \mathbf{w}_k^{\text{H}} \mathbf{h}_l \leq \gamma_{l,k} (2^{\tau_k^{\text{max}}} - 1), \quad \Phi_l, \quad \forall k \in \mathcal{K}, \quad \forall l \in \mathcal{L}, \quad (14)$$

$$\sum_{s(j) > s(k)} |\mathbf{h}_l^{\text{H}} \mathbf{w}_j|^2 + \sigma_l^2 \geq \gamma_{l,k}, \quad \Phi_l, \quad \forall k \in \mathcal{K}, \quad \forall l \in \mathcal{L}. \quad (15)$$

对式 (14) 中非凸项  $\gamma_{l,k} 2^{\tau_k^{\text{max}}}$  利用一阶泰勒 (Taylor) 展开, 在第  $t$  次迭代中给定可行点  $(\gamma_{l,k}^t, (2^{\tau_k^{\text{max}}})^t)$  处的上界为

$$(\gamma_{l,k} (2^{\tau_k^{\text{max}}})^{\text{up}})^{\text{up}} = (2^{\tau_k^{\text{max}}})^t \gamma_{l,k} + (2^{\tau_k^{\text{max}}})^t \gamma_{l,k}^t (\tau_k^{\text{max}} - (\tau_k^{\text{max}})^t) \ln 2. \quad (16)$$

利用舒尔补定理 [25], 式 (14) 等价于

$$\begin{bmatrix} (\gamma_{l,k} (2^{\tau_k^{\text{max}}})^{\text{up}})^{\text{up}} & \mathbf{h}_l^{\text{H}} \mathbf{w}_k \\ \mathbf{w}_k^{\text{H}} \mathbf{h}_l & 1 \end{bmatrix} \succeq \mathbf{0}, \quad \|\Delta \mathbf{h}_{B,l}\|_F \leq \varepsilon_{B,l}, \quad \|\Delta \mathbf{h}_{r,l}\|_F \leq \varepsilon_{r,l}, \quad (17)$$

其中  $\mathbf{h}_l^{\text{H}} = \mathbf{u}^{\text{H}} \mathbf{g}_l + \mathbf{h}_{B,l}^{\text{H}}$ , 将  $\mathbf{g}_l$  重写为  $\mathbf{g}_l = \operatorname{diag}(\mathbf{h}_{r,l}^{\text{H}}) \mathbf{G} = \operatorname{diag}(\hat{\mathbf{h}}_{r,l}^{\text{H}}) \mathbf{G} + \operatorname{diag}(\Delta \mathbf{h}_{r,l}^{\text{H}}) \mathbf{G}$ .

式 (17) 进一步转化为

$$\begin{aligned} & \begin{bmatrix} (\gamma_{l,k} (2^{\tau_k^{\text{max}}})^{\text{up}})^{\text{up}} & \left( \mathbf{u}^{\text{H}} \operatorname{diag}(\hat{\mathbf{h}}_{r,l}^{\text{H}}) \mathbf{G} + \hat{\mathbf{h}}_{B,l}^{\text{H}} \right) \mathbf{w}_k \\ \mathbf{w}_k^{\text{H}} \left( \mathbf{u}^{\text{H}} \operatorname{diag}(\hat{\mathbf{h}}_{r,l}^{\text{H}}) \mathbf{G} + \hat{\mathbf{h}}_{B,l}^{\text{H}} \right)^{\text{H}} & 1 \end{bmatrix} \\ & + \begin{bmatrix} 0 & \left( \mathbf{u}^{\text{H}} \operatorname{diag}(\Delta \mathbf{h}_{r,l}^{\text{H}}) \mathbf{G} + \Delta \mathbf{h}_{B,l}^{\text{H}} \right) \mathbf{w}_k \\ \mathbf{w}_k^{\text{H}} \left( \mathbf{u}^{\text{H}} \operatorname{diag}(\Delta \mathbf{h}_{r,l}^{\text{H}}) \mathbf{G} + \Delta \mathbf{h}_{B,l}^{\text{H}} \right)^{\text{H}} & 0 \end{bmatrix} \succeq \mathbf{0}, \quad (18) \\ & \|\Delta \mathbf{h}_{B,l}\|_F \leq \varepsilon_{B,l}, \quad \|\Delta \mathbf{h}_{r,l}\|_F \leq \varepsilon_{r,l}. \end{aligned}$$

式 (18) 中第 2 项等价于

$$\begin{aligned} & \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{1 \times M} \\ \mathbf{w}_k^H \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta \mathbf{h}_{B,l} & \mathbf{0}_{M \times 1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \Delta \mathbf{h}_{B,l}^H \\ \mathbf{0}_{1 \times M} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{M \times 1} & \mathbf{w}_k \end{bmatrix} \\ & + \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{1 \times N} \\ \mathbf{w}_k^H \mathbf{G}^H \end{bmatrix} \text{diag}(\Delta \mathbf{h}_{r,l}) \begin{bmatrix} \mathbf{u} & \mathbf{0}_{N \times 1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{u}^H \\ \mathbf{0}_{1 \times N} \end{bmatrix} \text{diag}(\Delta \mathbf{h}_{r,l}^H) \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{N \times 1} & \mathbf{G} \mathbf{w}_k \end{bmatrix}. \end{aligned} \quad (19)$$

为处理式 (19) 中不确定参数, 采用引理 1 进行处理.

**引理 1** (General sign-definiteness<sup>[26]</sup>) 给定矩阵  $\mathbf{B}$  和  $\{\mathbf{C}_i, \mathbf{D}_i\}_{i=1}^I$ , 且  $\mathbf{B} = \mathbf{B}^H$ , 线性矩阵不等式 (linear matrix inequality, LMI)  $\mathbf{B} \succeq \sum_{i=1}^I \mathbf{C}_i^H \mathbf{x}_i \mathbf{D}_i + \mathbf{D}_i^H \mathbf{x}_i^H \mathbf{C}_i, \forall i, \|\mathbf{x}_i\|_F \leq \varepsilon_i$  成立, 当且仅当存在  $v_i \geq 0, \forall i \in \{1, 2, \dots, I\}$  时, 则有

$$\begin{bmatrix} \mathbf{B} - \sum_{i=1}^I v_i \mathbf{D}_i^H \mathbf{D}_i & -\varepsilon_1 \mathbf{C}_1^H & \cdots & -\varepsilon_I \mathbf{C}_I^H \\ -\varepsilon_1 \mathbf{C}_1 & v_1 \mathbf{I} & \cdots & \mathbf{0} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ -\varepsilon_I \mathbf{C}_I & \mathbf{0} & \cdots & v_I \mathbf{I} \end{bmatrix} \succeq \mathbf{0}. \quad (20)$$

应用引理 1, 引入辅助变量  $v_{k,l}^B \geq 0, v_{k,l}^r \geq 0$ , 令  $\mathbf{C}_1 = -[\mathbf{0}_{M \times 1}, \mathbf{w}_k], \mathbf{C}_2 = -[\mathbf{0}_{N \times 1}, \mathbf{G} \mathbf{w}_k], \mathbf{D}_1 = \mathbf{I}, \mathbf{D}_2 = [\mathbf{u}, \mathbf{0}_{N \times 1}], \mathbf{x}_1 = [\Delta \mathbf{h}_{B,l}, \mathbf{0}_{M \times 1}], \mathbf{x}_2 = \text{diag}(\Delta \mathbf{h}_{r,l}), \delta_{l,k} = (\mathbf{u}^H \text{diag}(\hat{\mathbf{h}}_{r,l}^H) \mathbf{G} + \hat{\mathbf{h}}_{B,l}^H) \mathbf{w}_k, e_{l,k} = (\gamma_{l,k} (2^{\tau_k^{\max}}))^{\text{up}} - v_{k,l}^B - v_{k,l}^r N$ . 式 (14) 可转化为半正定 LMI 形式:

$$\begin{bmatrix} e_{l,k} & \delta_{l,k} & \mathbf{0}_{1 \times M} & \mathbf{0}_{1 \times N} \\ \delta_{l,k}^H & 1 - v_{k,l}^B & \varepsilon_{B,l} \mathbf{w}_k^H & \varepsilon_{r,l} \mathbf{w}_k^H \mathbf{G}^H \\ \mathbf{0}_{M \times 1} & \varepsilon_{B,l} \mathbf{w}_k & v_{k,l}^B \mathbf{I}_M & \mathbf{0}_{M \times N} \\ \mathbf{0}_{N \times 1} & \varepsilon_{r,l} \mathbf{G} \mathbf{w}_k & \mathbf{0}_{N \times M} & v_{k,l}^r \mathbf{I}_N \end{bmatrix} \succeq \mathbf{0}. \quad (21)$$

式 (15) 左侧在第  $t$  次迭代的可行点  $\mathbf{w}_j^t$  处一阶泰勒展开, 得到其下界, 可重写为

$$\begin{aligned} & 2 \text{Re} \left\{ (\mathbf{h}_{r,l}^H \boldsymbol{\Theta} \mathbf{G} + \mathbf{h}_{B,l}^H) \sum_{s(j) > s(k)} \mathbf{w}_j^t \mathbf{w}_j^H (\mathbf{h}_{r,l}^H \boldsymbol{\Theta} \mathbf{G} + \mathbf{h}_{B,l}^H)^H \right\} \\ & - (\mathbf{h}_{r,l}^H \boldsymbol{\Theta} \mathbf{G} + \mathbf{h}_{B,l}^H) \sum_{s(j) > s(k)} \mathbf{w}_j^t (\mathbf{w}_j^t)^H (\mathbf{h}_{r,l}^H \boldsymbol{\Theta} \mathbf{G} + \mathbf{h}_{B,l}^H)^H + \sigma_l^2 \geq \gamma_{l,k}. \end{aligned} \quad (22)$$

对于式 (22) 进一步转化为

$$\begin{aligned} & (\hat{\mathbf{h}}_{r,l}^H \boldsymbol{\Theta} \mathbf{G} + \hat{\mathbf{h}}_{B,l}^H) \boldsymbol{\varpi} (\hat{\mathbf{h}}_{r,l}^H \boldsymbol{\Theta} \mathbf{G} + \hat{\mathbf{h}}_{B,l}^H)^H + 2 \text{Re} \left\{ (\hat{\mathbf{h}}_{r,l}^H \boldsymbol{\Theta} \mathbf{G} + \hat{\mathbf{h}}_{B,l}^H) \boldsymbol{\varpi} (\Delta \mathbf{h}_{r,l}^H \boldsymbol{\Theta} \mathbf{G} + \Delta \mathbf{h}_{B,l}^H)^H \right\} \\ & + (\Delta \mathbf{h}_{r,l}^H \boldsymbol{\Theta} \mathbf{G} + \Delta \mathbf{h}_{B,l}^H) \boldsymbol{\varpi} (\Delta \mathbf{h}_{r,l}^H \boldsymbol{\Theta} \mathbf{G} + \Delta \mathbf{h}_{B,l}^H)^H + \sigma_l^2 \geq \gamma_{l,k}, \|\Delta \mathbf{h}_{B,l}\|_F \leq \varepsilon_{B,l}, \|\Delta \mathbf{h}_{r,l}\|_F \leq \varepsilon_{r,l}, \quad (23) \\ & \forall k \in \mathcal{K}, \forall l \in \mathcal{L}, \end{aligned}$$

其中  $\boldsymbol{\varpi} = \sum_{s(j) > s(k)} (\mathbf{w}_j^t \mathbf{w}_j^H + (\mathbf{w}_j^t \mathbf{w}_j^H)^* - \mathbf{w}_j^t (\mathbf{w}_j^t)^H)$ .

定义窃听器  $E_l$  的估计信道和信道估计误差矩阵为

$$\hat{\mathbf{H}}_l^H = [\hat{\mathbf{h}}_{r,l}^H, \hat{\mathbf{h}}_{B,l}^H], \quad \Delta \mathbf{H}_l^H = [\Delta \mathbf{h}_{r,l}^H, \Delta \mathbf{h}_{B,l}^H]. \quad (24)$$

联合波束形成矩阵定义为

$$\mathbf{A}_k = \begin{bmatrix} \Theta \mathbf{G} \varpi \mathbf{G}^H \Theta^H & \Theta \mathbf{G} \varpi \\ \varpi \mathbf{G}^H \Theta^H & \varpi \end{bmatrix}, \quad \forall k \in \mathcal{K}. \quad (25)$$

结合式 (24) 和 (25), 得到

$$\Delta \mathbf{H}_l^H \mathbf{A}_k \Delta \mathbf{H}_l + 2 \operatorname{Re}(\hat{\mathbf{H}}_l^H \mathbf{A}_k \Delta \mathbf{H}_l) + \hat{\mathbf{H}}_l^H \mathbf{A}_k \hat{\mathbf{H}}_l + \sigma_l^2 - \gamma_{l,k} \geq 0. \quad (26)$$

由于信道估计误差的存在, 式 (26) 仍有无限个 LMI, 采用 S-procedure 方法<sup>[27]</sup> 将式 (26) 转化为有限 LMI. 根据窃听信道估计误差范围得到

$$f_1(x) = \varepsilon_{B,l}^2 - \Delta \mathbf{H}_l^H \mathbf{X}_1 \Delta \mathbf{H}_l \geq 0, \quad f_2(x) = \varepsilon_{r,l}^2 - \Delta \mathbf{H}_l^H \mathbf{X}_2 \Delta \mathbf{H}_l \geq 0, \quad (27)$$

其中

$$\mathbf{X}_1 = \begin{bmatrix} \mathbf{0}_N & \mathbf{0}_{N \times M} \\ \mathbf{0}_{M \times N} & \mathbf{I}_M \end{bmatrix}, \quad \mathbf{X}_2 = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_N & \mathbf{0}_{N \times M} \\ \mathbf{0}_{M \times N} & \mathbf{0}_{M \times M} \end{bmatrix}.$$

引入辅助变量  $\lambda_{k,l}^B, \lambda_{k,l}^r \geq 0$ , 应用 S-procedure, 将式 (26) 转化为有限 LMI:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{A}_k + \lambda_{k,l}^B \mathbf{X}_1 + \lambda_{k,l}^r \mathbf{X}_2 & \mathbf{A}_k^H \hat{\mathbf{H}}_l \\ \hat{\mathbf{H}}_l^H \mathbf{A}_k & C_{k,l} \end{bmatrix} \succeq \mathbf{0}, \quad \forall k \in \mathcal{K}, \quad \forall l \in \mathcal{L}, \quad (28)$$

其中  $C_{k,l} = \hat{\mathbf{H}}_l^H \mathbf{A}_k \hat{\mathbf{H}}_l + \sigma_l^2 - \gamma_{l,k} - \lambda_{k,l}^B \varepsilon_{B,l}^2 - \lambda_{k,l}^r \varepsilon_{r,l}^2$ .

对优化问题  $P_{2.1}$  中非凸约束式 (10), 在第  $t$  次迭代的可行点  $\mathbf{w}_j^t$  处一阶泰勒展开, 近似线性化化为凸约束:

$$\left| \mathbf{h}_k^H \mathbf{w}_n \right|^2 \leq 2 \operatorname{Re} \left( (\mathbf{h}_k^H)^t \mathbf{w}_j^t \mathbf{w}_j^H \mathbf{h}_k \right) - \operatorname{Re} \left( (\mathbf{h}_k^H)^t \mathbf{w}_j^t (\mathbf{w}_j^t)^H (\mathbf{h}_k^H)^t \right), \quad \forall k, n, j \in \mathcal{K}, \quad s(n) > s(j). \quad (29)$$

基于上述分析, 优化问题  $P_{2.1}$  可以转化为如下优化问题:

$$\begin{aligned} P_{2.2} : \max_{\chi} & \sum_{k=1}^K \left( R_k^{\text{lp}} - \tau_k^{\text{max}} \right) \\ \text{s.t.} & (21), (28), (29), \\ & \sum_{k=1}^K \|\mathbf{w}_k\|^2 \leq P_{\text{max}}, \\ & v_{k,l}^B, v_{k,l}^r, \lambda_{k,l}^B, \lambda_{k,l}^r > 0, \end{aligned} \quad (30)$$

其中  $\chi = \{\mathbf{w}_k, \tau_k^{\text{max}}, \gamma_{l,k}, v_{k,l}^B, v_{k,l}^r, \lambda_{k,l}^B, \lambda_{k,l}^r\}$  为优化变量集合, 优化问题  $P_{2.2}$  是一个 SDP 问题, 可以利用 CVX 工具箱求解.



### 3.3 IRS 相移优化

给定波束形成向量  $\mathbf{w}_k$ , 优化 IRS 相移  $\Theta$ , 优化问题为

$$\begin{aligned}
 P_{3.1} : \max_{\chi} & \sum_{k=1}^K \left( R_k^{\text{lp}} - \tau_k^{\text{max}} \right) \\
 \text{s.t.} & (21), (28), (29), \\
 & \alpha_n \in [0, 2\pi), n = 1, 2, \dots, N, \\
 & v_{k,l}^B, v_{k,l}^r, \lambda_{k,l}^B, \lambda_{k,l}^r > 0,
 \end{aligned} \tag{31}$$

其中  $\chi = \{\Theta, \tau_k^{\text{max}}, \gamma_{l,k}, v_{k,l}^B, v_{k,l}^r, \lambda_{k,l}^B, \lambda_{k,l}^r\}$ , 优化问题  $P_{3.1}$  中约束式 (28) 是非凸的, 需转化为凸 LMI 形式.

首先将  $\mathbf{A}_k$  重写为

$$\mathbf{Z}_k = \begin{bmatrix} \Theta \mathbf{G} \sum_{s(j)>s(k)} \mathbf{W}_j \mathbf{G}^H \Theta^H & \Theta \mathbf{G} \sum_{s(j)>s(k)} \mathbf{W}_j \\ \sum_{s(j)>s(k)} \mathbf{W}_j \mathbf{G}^H \Theta^H & \sum_{s(j)>s(k)} \mathbf{W}_j \end{bmatrix}, \quad \forall k \in \mathcal{K}, \tag{32}$$

其中  $\sum_{s(j)>s(k)} \mathbf{W}_j = \sum_{s(j)>s(k)} \mathbf{w}_j \mathbf{w}_j^H$ , 然后将常数项  $\mathbf{G} \sum_{s(j)>s(k)} \mathbf{W}_j \mathbf{G}^H$  进行奇异值分解  $\mathbf{G} \sum_{s(j)>s(k)} \mathbf{W}_j \mathbf{G}^H = \sum_i \mathbf{s}_i \mathbf{v}_i$ , 从而将非凸项  $\Theta \mathbf{G} \sum_{s(j)>s(k)} \mathbf{W}_j \mathbf{G}^H \Theta^H$  转化为

$$\Theta \mathbf{G} \sum_{s(j)>s(k)} \mathbf{W}_j \mathbf{G}^H \Theta^H = \sum_i \text{diag}(\mathbf{s}_i) \mathbf{u} \mathbf{u}^H \text{diag}(\mathbf{v}_i) = \sum_i \mathbf{S}_i \bar{\mathbf{u}} \bar{\mathbf{u}}^H \mathbf{V}_i = \sum_i \mathbf{S}_i \mathbf{U} \mathbf{V}_i, \tag{33}$$

其中  $\mathbf{S}_i = [\text{diag}(\mathbf{s}_i), \mathbf{0}_{N \times 1}]$ ,  $\mathbf{V}_i = [\text{diag}(\mathbf{v}_i); \mathbf{0}_{1 \times N}]$ .

进一步将  $\mathbf{Z}_k$  重写为

$$\bar{\mathbf{Z}}_k = \begin{bmatrix} \sum_i \mathbf{S}_i \mathbf{U} \mathbf{V}_i & \text{diag}(\bar{\mathbf{u}}_{N+1,1:N}^H) \mathbf{G} \sum_{s(j)>s(k)} \mathbf{W}_j \\ \sum_{s(j)>s(k)} \mathbf{W}_j \mathbf{G}^H \text{diag}(\mathbf{u}_{N+1,1:N}) & \sum_{s(j)>s(k)} \mathbf{W}_j \end{bmatrix}, \quad \forall k \in \mathcal{K}, \tag{34}$$

$$\mathbf{U} = \bar{\mathbf{u}} \bar{\mathbf{u}}^H, \tag{35}$$

其中  $\bar{\mathbf{u}}_{N+1,1:N} = [\bar{u}_{N+1,1}, \dots, \bar{u}_{N+1,N}]$ .

同理, 引入辅助变量  $\bar{\lambda}_{k,l}^B, \bar{\lambda}_{k,l}^r \geq 0$ , 应用 S-procedure 方法, 式 (28) 化为

$$\begin{bmatrix} \bar{\mathbf{Z}}_k + \bar{\lambda}_{k,l}^B \mathbf{X}_1 + \bar{\lambda}_{k,l}^r \mathbf{X}_2 & \bar{\mathbf{Z}}_k^H \hat{\mathbf{H}}_l \\ \hat{\mathbf{H}}_l^H \bar{\mathbf{Z}}_k & \bar{C}_{k,l} \end{bmatrix} \succeq \mathbf{0}, \quad \forall k \in \mathcal{K}, \forall l \in \mathcal{L}, \tag{36}$$

其中  $\bar{C}_{k,l} = \hat{\mathbf{H}}_l^H \bar{\mathbf{Z}}_k \hat{\mathbf{H}}_l + \sigma_l^2 - \gamma_{l,k} - \bar{\lambda}_{k,l}^B \varepsilon_{B,l}^2 - \bar{\lambda}_{k,l}^r \varepsilon_{r,l}^2$ .

为了解决非凸秩一约束式 (35), 利用基于惩罚的 SCA 方法<sup>[20]</sup>, 将  $\mathbf{U} = \bar{\mathbf{u}} \bar{\mathbf{u}}^H$  松弛为凸 LMI 形式, 即

$$\begin{bmatrix} 1 & \bar{\mathbf{u}} \\ \bar{\mathbf{u}}^H & \mathbf{U} \end{bmatrix} \succeq \mathbf{0}, \quad \mathbf{U}_{n,n} = 1, \quad n = 1, 2, \dots, N+1. \tag{37}$$

**Algorithm 1** Security rate maximization optimization algorithm based on alternating iteration

---

**Input:**  $\mathbf{w}^{(1)}, \mathbf{u}^{(1)}, (\tau_k^{\max})^{(1)}, \gamma_{l,k}^{(1)}, t = 1, m = 1, \zeta, \rho', T_{\max}, \varepsilon;$

- 1:  $\text{Obj}(\mathbf{w}, \Theta) = \sum_{k=1}^K (R_k^{\text{lp}} - \tau_k^{\max});$
- 2: Obtain the SIC decoding order  $\Omega$  by solving the SDP problem  $P_{1.2};$
- 3: **if**  $(\text{Obj}(\mathbf{w}^{(t+1)}, \Theta^{(t+1)}) - \text{Obj}(\mathbf{w}^{(t)}, \Theta^{(t)})) / \text{Obj}(\mathbf{w}^{(t+1)}, \Theta^{(t+1)}) \leq \varepsilon$  or  $t > T_{\max};$  **then**
- 4:    Terminate;
- 5: **else**
- 6:    Given  $\mathbf{w}^{(t)}, \Theta^{(t)} = \text{diag}(\mathbf{u}^{(t)}), \mathbf{u}^{(t)}, (\tau_k^{\max})^{(t)}, \gamma_{l,k}^{(t)},$  solve SDP the problem  $P_{2.2}$  and obtain  $\mathbf{w}^{(t+1)}, (\tau_k^{\max})^{(t+1)}, \gamma_{l,k}^{(t+1)};$
- 7:     $m = 1, (\tau_k^{\max})^{(m)} = (\tau_k^{\max})^{(t+1)}, \gamma_{l,k}^{(m)} = \gamma_{l,k}^{(t+1)}, \mathbf{u}^{(m)} = \mathbf{u}^{(t)};$
- 8:    **if**  $(\text{Obj}(\mathbf{w}^{(t+1)}, \Theta^{(m+1)}) - \text{Obj}(\mathbf{w}^{(t+1)}, \Theta^{(m)})) \leq \varepsilon$  and  $\rho < \rho';$  **then**
- 9:      Terminate;
- 10:    **else**
- 11:      Given  $\mathbf{w}^{(t+1)}, \mathbf{u}^{(m)}, (\tau_k^{\max})^{(m)}, \gamma_{l,k}^{(m)},$  solve the SDP problem  $P_{3.2}$  and obtain  $\mathbf{u}^{(m+1)}, (\tau_k^{\max})^{(m+1)}, \gamma_{l,k}^{(m+1)};$
- 12:       $m = m + 1;$
- 13:    **end if**
- 14:     $t = t + 1;$
- 15: **end if**

**Output:**  $\text{Obj}(\mathbf{w}, \Theta).$

---

为确保式 (35) 与 (37) 等价, 引入正惩罚项  $\rho \rightarrow 0$ , 得到模约束

$$|\bar{\mathbf{u}}_n|^2 \geq 1 - \rho, \quad n = 1, 2, \dots, N + 1. \quad (38)$$

然而, 式 (38) 仍是非凸的, 在第  $m$  次迭代的可行点  $\bar{\mathbf{u}}_n^m$  处一阶泰勒展开将其转化为

$$2 \text{Re}(\bar{\mathbf{u}}_n^m \bar{\mathbf{u}}_n^H) - |\bar{\mathbf{u}}_n^m|^2 \geq 1 - \rho, \quad n = 1, 2, \dots, N + 1. \quad (39)$$

优化问题  $P_{3.1}$  转化为

$$P_{3.2} : \max_{\chi} \sum_{k=1}^K (R_k^{\text{lp}} - \tau_k^{\max}) - \zeta \rho \quad (40)$$

s.t. (21), (29), (36), (37), (39),

$$v_{k,l}^B, v_{k,l}^r, \bar{\lambda}_{k,l}^B, \bar{\lambda}_{k,l}^r > 0,$$

其中  $\chi = \{\mathbf{U}, \bar{\mathbf{u}}, \tau_k^{\max}, \gamma_{l,k}, v_{k,l}^B, v_{k,l}^r, \bar{\lambda}_{k,l}^B, \bar{\lambda}_{k,l}^r, \rho\}$  为优化变量集合,  $\zeta > 0$  表示惩罚项的常数比例因子. 优化问题  $P_{3.2}$  是一个 SDP 问题, 可以利用 CVX 工具箱求解.

### 3.4 算法收敛性和复杂度分析

本文所提的基于交替迭代的安全速率最大化优化算法如算法 1 所示. 所提算法的收敛性主要体现在优化问题的第 2 阶段, 将第  $t$  次迭代后的解定义为  $\{\mathbf{w}^{(t)}, \mathbf{u}^{(t)}\}$ , 目标函数定义为  $\text{Obj}(\mathbf{w}^{(t)}, \mathbf{u}^{(t)})$ , 在第  $t + 1$  次迭代中, 给定  $\mathbf{u}^{(t)}$ , 求解问题  $P_{2.2}$ , 得到  $\mathbf{w}^{(t+1)}$ , 满足  $\text{Obj}(\mathbf{w}^{(t+1)}, \mathbf{u}^{(t)}) \geq \text{Obj}(\mathbf{w}^{(t)}, \mathbf{u}^{(t)})$ , 给定  $\mathbf{w}^{(t+1)}$ , 求解问题  $P_{3.2}$ , 得到  $\mathbf{u}^{(t+1)}$ , 满足  $\text{Obj}(\mathbf{w}^{(t+1)}, \mathbf{u}^{(t+1)}) \geq \text{Obj}(\mathbf{w}^{(t+1)}, \mathbf{u}^{(t)})$ . 由此看出, 每次迭代后目标函数值是非递减的, 由于最大发射功率的限制, 目标函数值存在上界, 从而保证了所提算法的收敛性.

下面分析所提算法的计算复杂度, 所有问题都可以通过凸优化内点算法求解. 令  $a_1 = M + N + 1$ ,  $a_2 = M + N + 2$ ,  $a_3 = N + 2$ ,  $b_1 = KL$ , 问题  $P_{2.2}$  与  $P_{3.2}$  中的 LMI 约束分析如表 1 所示, 线性约束个数分

表 1 优化问题中 LMI 约束的分析

Table 1 Analysis of LMI constraints in optimization problems

	(21)	(28)	(36)	(37)
LMI constraint dimension	$a_2$	$a_1$	$a_1$	$a_3$
Number of LMI constraints	$b_1$	$b_1$	$b_1$	1

表 2 仿真参数

Table 2 Simulation parameters

Parameter name	Value
Path loss at the reference distance of 1 meter	$\rho_0 = -30$ dB
Path loss exponents	$\beta_1 = 4.6$ [20], $\beta_2 = 2.2$ [18], $\beta_3 = 2.8$ [18]
Rician factor	$k = 5$ dB
Noise power	$\sigma_k^2 = \sigma_l^2 = -80$ dBm
Number of antennas and reflective elements	$M = 4, N = 10$
Number of legitimate users and eavesdroppers	$K = 4, L = 2$
Maximum transmission power of base station	$P_{\max} = 30$ dBm
Maximum number of iterations	$T_{\max} = 40$
Scaling factor, rank-one accuracy, convergence accuracy	$\zeta = 10, \rho' = 10^{-3}, \varepsilon = 10^{-3}$
Maximum normalized estimation error	$\xi_{B,l} = 0.1, \xi_{r,l} = 0.1$

别为  $\delta_1 = 4b_1 + 1 + (K^3 - K^2)/2$ ,  $\delta_2 = 4b_1 + N + 1 + (K^3 - K^2)/2$ , 优化变量个数分别为  $n_1 = MK + K + 5KL$ ,  $n_2 = (N + 1)^2 + N + K + 5KL + 2$ . 由文献 [28] 的分析可知问题  $P_{1.2}$  复杂度为  $\mathcal{O}(\log(1/\varepsilon)(N)^{3.5})$ , 问题  $P_{2.2}$  一次迭代复杂度为  $\mathcal{O}_w = \mathcal{O}(\sqrt{b_1(a_1 + a_2)} + \delta_1[n_1(b_1a_1^3 + b_1a_2^3 + \delta_1) + n_1^2(b_1a_1^2 + b_1a_2^2 + \delta_1) + n_1^3])$ , 问题  $P_{3.2}$  一次迭代复杂度为  $\mathcal{O}_\Theta = \mathcal{O}(\sqrt{b_1(a_1 + a_2 + a_3)} + \delta_2[n_2(b_1a_1^3 + b_1a_2^3 + b_1a_3^3 + \delta_2) + n_2^2(b_1a_1^2 + b_1a_2^2 + b_1a_3^2 + \delta_2) + n_2^3])$ . 因此, 本文所提算法的总体复杂度为  $\mathcal{O}(\log(1/\varepsilon)N^{3.5} + T_{\max}\log(1/\varepsilon)(\mathcal{O}_w + \mathcal{O}_\Theta))$ , 其中  $T_{\max}$  为算法 1 的最大迭代次数.

#### 4 仿真结果分析

本节通过仿真结果来验证所提算法的性能. 系统中基站位于  $(20, 0)$  m, 合法用户随机分布在圆心为  $(20, 50)$  m 半径为 10 m 的圆内, 窃听者随机分布在圆心为  $(20, 70)$  m 半径为 5 m 的圆内, 考虑两个等效的 IRS 部署 [20], 即  $T = 2$ ,  $N_1 = N_2 = \frac{1}{2}N$ , 位置为  $(5, 50)$  m,  $(35, 50)$  m, 其他仿真参数如表 2 所示. BS 到合法用户、窃听者的信道建模为瑞利 (Rayleigh) 衰落 [22]:  $\mathbf{h}_{B,x}^H = \sqrt{\frac{\rho_0}{d_{B,x}^{\beta_1}}}$ , 其中  $x = \{k, l\}$ ,  $d_{B,x}$  为 BS 到合法用户、窃听者的距离. BS 到 IRS  $t$  的信道、IRS  $t$  到合法用户或窃听者的信道建模为莱斯 (Ricean) 信道 [22]:  $\mathbf{G}_t = \sqrt{\frac{\rho_0}{d_{B,I,t}^{\beta_2}}} \left( \sqrt{\frac{k}{k+1}} \mathbf{G}_t^{\text{LOS}} + \sqrt{\frac{1}{k+1}} \mathbf{G}_t^{\text{NLOS}} \right)$ ,  $\mathbf{h}_{t,r,x}^H = \sqrt{\frac{\rho_0}{d_{t,r,x}^{\beta_3}}} \left( \sqrt{\frac{k}{k+1}} \mathbf{h}_{t,r,x}^{\text{LOS}} + \sqrt{\frac{1}{k+1}} \mathbf{h}_{t,r,x}^{\text{NLOS}} \right)$ , 其中  $d_{B,I,t}$  和  $d_{t,r,x}$  分别为 BS 到 IRS  $t$ , IRS  $t$  到合法用户或窃听者的距离,  $\mathbf{G}_t^{\text{LOS}}$  与  $\mathbf{h}_{t,r,x}^{\text{LOS}}$  为视距分量,  $\mathbf{G}_t^{\text{NLOS}}$  与  $\mathbf{h}_{t,r,x}^{\text{NLOS}}$  为非视距分量. 窃听信道最大归一化误差定义为  $\xi_l^B = \frac{\varepsilon_{B,l}}{\|\mathbf{h}_{B,l}\|_F}$ ,  $\xi_l^r = \frac{\varepsilon_{r,l}}{\|\mathbf{h}_{r,l}\|_F}$ ,  $\forall l \in \mathcal{L}$ .

为验证所提算法的性能, 采用 4 种方案进行对比: 方案 1 为 “Perfect CSI”, 窃听信道为完美 CSI; 方案 2 为 “Centralized deployment”, 集中部署 IRS, 具有  $N$  个反射元件, 位于  $(5, 50)$  m 处; 方案 3 为

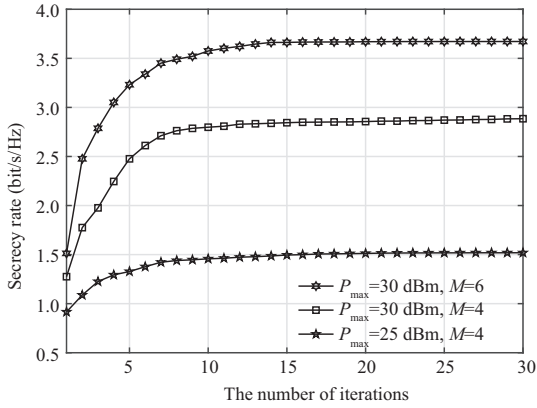


图 2 不同天线个数  $M$ , 最大发射功率  $P_{\max}$  下, 安全速率随迭代次数变化曲线

Figure 2 Secrecy rate versus the number of iterations for different numbers of antennas  $M$  and maximum transmit power  $P_{\max}$

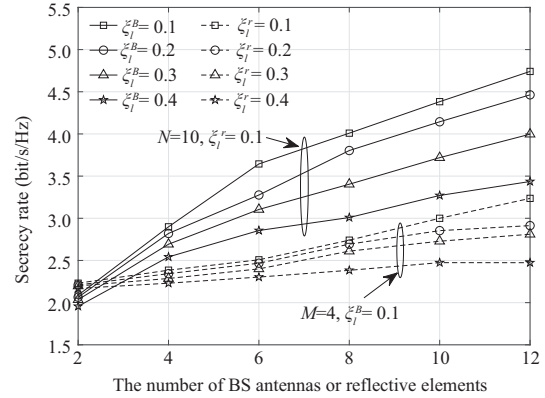


图 3 不同最大归一化估计误差下, 安全速率随天线个数  $M$  或反射元件个数  $N$  变化曲线

Figure 3 Secrecy rate versus the number of antennas  $M$  or the number of reflecting elements  $N$  for different maximum normalized estimation errors

“Random phase”, 只通过优化基站波束形成向量以最大化系统安全速率; 方案 4 为 “Without IRS”, 根据直接链路优化基站波束形成向量。

图 2 给出了本文所提算法在不同天线个数  $M$ , 最大发射功率  $P_{\max}$  下的收敛情况, 可以看出, 系统的安全速率随着迭代次数的增加而增加, 并在有限的迭代次数收敛到稳定值. 此外, 当  $P_{\max}$  等于 30 dBm 时,  $M$  等于 6 比  $M$  等于 4 情况下的系统安全速率提高 27.9%, 当  $M$  等于 4 时,  $P_{\max}$  等于 30 dBm 比  $P_{\max}$  等于 25 dBm 情况下的系统安全速率提高 89.7%, 因此, 可以通过提高  $P_{\max}$  或增加  $M$  可以提高系统的安全速率。

图 3 给出了安全速率在不同最大归一化估计误差下与天线个数  $M$  或反射元件个数  $N$  的关系. 从图中可以看出, 当固定  $N$  等于 10 或  $M$  等于 4, 在基站到窃听器信道归一化估计误差  $\xi_l^B$  或 IRS 到窃听器信道归一化估计误差  $\xi_l^r$  取值范围内, 系统安全速率均大于 1.95 bit/s/Hz 且随着  $M$  或  $N$  的增加而增大, 表明本文所提算法具有良好的稳健性。

从图 4(a) 可以看出, 不同方案的系统安全速率都会随着最大发射功率  $P_{\max}$  的增加而增大, 因为  $P_{\max}$  越大, 可供给合法用户分配功率就会越大, 进而安全速率增大. 此外, 在相同条件下, 与 “Perfect CSI” 方案对比, 可知本文所提方案的安全速率与理想安全速率上限的差距. 另外, 当  $P_{\max}$  等于 40 dBm 时, 所提方案相对于 “Centralized deployment”, “Random phase” 和 “Without IRS” 方案, 系统安全速率提高了 5%, 21.1% 和 155.4%. 从图 4(b) 可以看出, 不同方案的系统安全速率都会随着  $N$  的增加而增大, 这是因为通过增加反射元件个数, 可以提高合法用户的接收信号强度, 进而提高系统的安全性. 此外, 当  $N$  等于 20 时, 所提方案相对于 “Centralized deployment”, “Random phase” 和 “Without IRS” 方案, 系统安全速率提高了 12.5%, 42.1% 和 144.9%. 从图 4(c) 可以看出, 不同方案的系统安全速率都会随着  $M$  的增加而增大, 这是因为通过增加基站天线个数, 基站能更精准地控制波束形成, 提供更高的天线阵列增益, 进而提高系统的安全性. 此外, 当  $M$  等于 10 时, 所提方案相对于 “Centralized deployment”, “Random phase” 和 “Without IRS” 方案, 系统安全速率提高了 5.9%, 13.9% 和 46.4%。

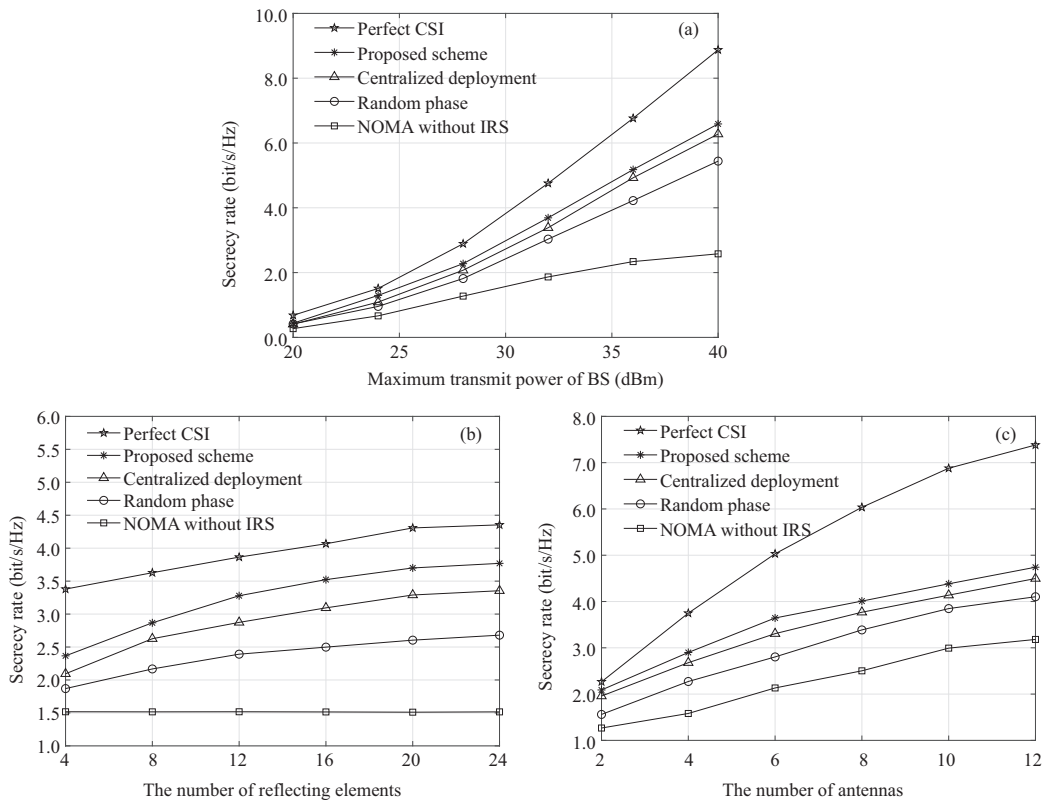


图 4 不同方案下 (a) 安全速率随最大发射功率  $P_{\max}$  变化曲线, (b) 安全速率随反射元件个数  $N$  变化曲线, (c) 安全速率随天线个数  $M$  变化曲线

Figure 4 (a) Secrecy rate versus maximum transmit power  $P_{\max}$ ; (b) secrecy rate versus the number of reflecting elements  $N$ ; (c) secrecy rate versus the number of antennas  $M$  for different schemes

## 5 结论

本文针对 IRS 辅助的 NOMA 系统, 提出了一种联合优化波束形成向量、IRS 相移的系统安全速率最大化问题. 考虑基站最大发射功率、IRS 相移和 SIC 解码顺序约束, 建立基于窃听信道为非完美 CSI 的系统安全速率最大化模型. 为求解该非凸优化问题, 首先基于合法用户的组合信道增益来确定 SIC 解码顺序, 然后将优化问题解耦为两个子问题, 利用松弛变量, SCA, S-procedure 等方法将原问题转换为凸优化问题并交替优化求解. 仿真结果表明, 本文所提算法与基准方案对比, 能够有效提高系统的安全速率. 本文考虑的收发机硬件系统为理想状态的情况, 未来将进一步考虑硬件损伤<sup>[29]</sup> 以及非完美 SIC<sup>[30,31]</sup> 等因素对通信系统物理层安全的影响.

## 参考文献

- 1 Dai L, Wang B, Yuan Y, et al. Non-orthogonal multiple access for 5G: solutions, challenges, opportunities, and future research trends. *IEEE Commun Mag*, 2015, 53: 74–81
- 2 Wang Z Q, Cheng Q, Fan Z F, et al. A survey of resource allocation in non-orthogonal multiple access systems. *Telecommun Sci*, 2018, 34: 136–146 [王正强, 成藁, 樊自甫, 等. 非正交多址系统资源分配研究综述. *电信科学*, 2018, 34: 136–146]
- 3 Dai L, Wang B, Ding Z, et al. A survey of non-orthogonal multiple access for 5G. *IEEE Commun Surv Tut*, 2018, 20:

- 2294–2323
- 4 Wang H, Liu C, Shi Z, et al. On power minimization for IRS-aided downlink NOMA systems. *IEEE Wireless Commun Lett*, 2020, 9: 1808–1811
  - 5 Nguyen V L, Lin P C, Cheng B C, et al. Security and privacy for 6G: a survey on prospective technologies and challenges. *IEEE Commun Surv Tut*, 2021, 23: 2384–2428
  - 6 Li X, Wang Q, Zeng M, et al. Physical-layer authentication for ambient backscatter-aided NOMA symbiotic systems. *IEEE Trans Commun*, 2023, 71: 2288–2303
  - 7 Wu Q Q, Zhang R. Towards smart and reconfigurable environment: intelligent reflecting surface aided wireless network. *IEEE Commun Mag*, 2020, 58: 106–112
  - 8 Di Renzo M, Zappone A, Debbah M, et al. Smart radio environments empowered by reconfigurable intelligent surfaces: how it works, state of research, and the road ahead. *IEEE J Sel Areas Commun*, 2020, 38: 2450–2525
  - 9 Liu Y, Liu X, Mu X, et al. Reconfigurable intelligent surfaces: principles and opportunities. *IEEE Commun Surv Tut*, 2021, 23: 1546–1577
  - 10 Liu Y, Mu X, Liu X, et al. Reconfigurable intelligent surface-aided multi-user networks: interplay between NOMA and RIS. *IEEE Wireless Commun*, 2022, 29: 169–176
  - 11 Li X, Xie Z, Chu Z, et al. Exploiting benefits of IRS in wireless powered NOMA networks. *IEEE Trans Green Commun Netw*, 2022, 6: 175–186
  - 12 Feng Y, Chen J, Xue X, et al. Max-min fair beamforming for IRS-aided secure NOMA systems. *IEEE Commun Lett*, 2022, 26: 234–238
  - 13 Han H, Cao Y, Sheng M, et al. IRS-aided secure NOMA networks against internal and external eavesdropping. *IEEE Trans Commun*, 2022, 70: 7536–7548
  - 14 Li Y D and Wang F. Rate maximization for active-IRS-aided secure communication networks. In: *Proceedings of the 5th International Conference on Communications, Signal Processing, and their Applications*, Cairo, 2022. 1–6
  - 15 Qi Y, Vaezi M. IRS-assisted physical layer security in MIMO-NOMA networks. *IEEE Commun Lett*, 2023, 27: 792–796
  - 16 Wang Z Q, Qing S Y, Wang X Y, et al. Secrecy rate maximization algorithm for IRS assisted NOMA-UAV networks. *J Electron Inf Technol*, 2023, 45: 4203–4210 [王正强, 青思雨, 万晓榆, 等. IRS 辅助的 NOMA 无人机网络安全速率最大化算法. *电子与信息学报*. 2023, 45: 4203–4210]
  - 17 Yu X, Xu D, Sun Y, et al. Robust and secure wireless communications via intelligent reflecting surfaces. *IEEE J Sel Areas Commun*, 2020, 38: 2637–2652
  - 18 Zhang Z, Lv L, Wu Q, et al. Robust and secure communications in intelligent reflecting surface assisted NOMA networks. *IEEE Commun Lett*, 2021, 25: 739–743
  - 19 Wu Q, Zhang R. Intelligent reflecting surface enhanced wireless network via joint active and passive beamforming. *IEEE Trans Wireless Commun*, 2019, 18: 5394–5409
  - 20 Zhang Z, Chen J, Wu Q, et al. Securing NOMA networks by exploiting intelligent reflecting surface. *IEEE Trans Commun*, 2022, 70: 1096–1111
  - 21 Zheng B, You C, Zhang R. Intelligent reflecting surface assisted multi-user OFDMA: channel estimation and training design. *IEEE Trans Wireless Commun*, 2020, 19: 8315–8329
  - 22 Li Z, Chen W, Wu Q, et al. Joint beamforming design and power splitting optimization in IRS-assisted SWIPT NOMA networks. *IEEE Trans Wireless Commun*, 2022, 21: 2019–2033
  - 23 Wu Y, Zhou F, Wu W, et al. Multi-objective optimization for spectrum and energy efficiency tradeoff in IRS-assisted CRNs with NOMA. *IEEE Trans Wireless Commun*, 2022, 21: 6627–6642
  - 24 Nasir A A, Tuan H D, Duong T Q, et al. Secrecy rate beamforming for multicell networks with information and energy harvesting. *IEEE Trans Signal Process*, 2017, 65: 677–689
  - 25 Boyd S, Vandenberghe L. *Convex Optimization*. Cambridge: Cambridge University Press, 2004. 67–113
  - 26 Zhou G, Pan C, Ren H, et al. A framework of robust transmission design for IRS-aided MISO communications with imperfect cascaded channels. *IEEE Trans Signal Process*, 2020, 68: 5092–5106
  - 27 Boyd S, Ghaoui E L, Feron E, et al. Linear matrix inequalities in system and control theory. In: *Proceedings Allerton Conference on Communication, Control and Computing*, 1993. 237–246
  - 28 Zhang W, Chen J, Kuo Y, et al. Transmit beamforming for layered physical layer security. *IEEE Trans Veh Technol*, 2019, 68: 9747–9760

- 29 Li X, Li J, Liu Y, et al. Residual transceiver hardware impairments on cooperative NOMA networks. *IEEE Trans Wireless Commun*, 2020, 19: 680–695
- 30 Wang H, Shi Z, Fu Y, et al. On intelligent reflecting surface-assisted NOMA uplinks with imperfect SIC. *IEEE Wireless Commun Lett*, 2022, 11: 1518–1522
- 31 Wang H, Liu C, Shi Z, et al. Power minimization for uplink RIS-assisted CoMP-NOMA networks with GSIC. *IEEE Trans Commun*, 2022, 70: 4559–4573

## Security rate maximization algorithm for IRS assisted NOMA systems under imperfect CSI

Zhengqiang WANG<sup>1</sup>, Luna HE<sup>1</sup>, Zifu FAN<sup>1</sup>, Xiaoyu WAN<sup>1</sup>, Yongjun XU<sup>1\*</sup> & Bin DUO<sup>2</sup>

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

2. *College of Computer Science and Cyber Security, Chengdu University of Technology, Chengdu 610059, China*

\* Corresponding author. E-mail: xuyj@cqupt.edu.cn

**Abstract** This paper focuses on the physical layer security of intelligent reflecting surface (IRS) assisted non-orthogonal multiple access technology systems, considering that the eavesdropping channel is imperfect, and the base station transmits data to legitimate users with the assistance of IRS. Under the constraints of maximum transmit power of the base station, the phase shift of the IRS and successive interference cancellation (SIC) decoding order, the security rate maximization problem for the systems is formulated by jointly optimizing the beamforming vector of the base station and the phase shift of the IRS. Firstly, SIC decoding order is determined based on the combined channel gain of legitimate users. Then, the optimization problem is decoupled into two sub-problems by using an alternating optimization approach, and the objective function and constraints are transformed by exploiting penalty based successive convex approximation, relaxation variables, and first-order Taylor expansion. Next, the S-procedure method is used to deal with the uncertainty of the eavesdropping channel, and the sub-problem is transformed into a convex optimization problem and solved. Simulation results show that the proposed scheme can effectively improve the security rate of the system compared with the schemes of centralized deployment of IRS, random phase shift, and without IRS.

**Keywords** intelligent reflective surface, non-orthogonal multiple access, physical layer security, imperfect channel state information, beamforming