

# 基于耦合相移 STAR-RIS 的认知无线电系统资源分配算法

李国权<sup>1,2</sup>, 熊豪<sup>1</sup>, 谢宗霖<sup>1</sup>, 林金朝<sup>1,2</sup>

(1. 重庆邮电大学通信与信息工程学院, 重庆 400065; 2. 光电信息感测与微系统重庆市重点实验室, 重庆 400065)

**摘要:** 针对频谱资源紧缺和通信质量受限等问题, 建立了一种相移耦合的同时透射与反射可重构智能表面 (STAR-RIS) 辅助的多输入单输出 (MISO) 认知无线电系统并提出了一种认知基站发射功率最小化的资源分配算法。首先在满足次用户服务质量 (QoS) 以及主用户干扰约束的情况下, 构建了认知基站波束成形向量和 STAR-RIS 系数联合优化问题来实现认知基站发射功率的最小化; 然后通过块坐标下降 (BCD) 法将其转化为主动波束成形向量和 STAR-RIS 系数 2 个子问题进行变量解耦, 并基于惩罚对偶分解 (PDD) 框架分别利用半正定松弛 (SDR) 和连续凸近似 (SCA) 算法交替优化求解。仿真结果表明, 所提算法收敛性好, 建立的系统方案可使认知基站具有更低的功率消耗。

**关键词:** 认知无线电; 同时透射与反射可重构智能表面; 资源分配; 波束成形; 功率最小化

**中图分类号:** TN92

**文献标志码:** A

**DOI:** 10.11959/j.issn.1000-436x.2024263

## Resource allocation algorithm for cognitive radio systems based on STAR-RIS with coupled phase shifts

LI Guoquan<sup>1,2</sup>, XIONG Hao<sup>1</sup>, XIE Zonglin<sup>1</sup>, LIN Jinzhao<sup>1,2</sup>

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

2. Chongqing Key Laboratory of Optoelectronic Information Sensing and Microsystems, Chongqing 400065, China

**Abstract:** To address the issues of spectrum resource scarcity and limited communication quality, a scheme for a coupled phase-shift-based simultaneous transmitting and reflecting reconfigurable intelligent surface (STAR-RIS)-assisted multiple-input single-output (MISO) cognitive radio system was proposed. Additionally, a resource allocation algorithm aimed at minimizing the transmission power of the cognitive base station was introduced. First, under the constraints of the quality of service (QoS) for secondary users and interference limitation to primary users, a joint optimization problem was formulated to minimize the transmission power of the cognitive base station by jointly optimizing the beamforming vectors of the cognitive base station and the coefficients of the STAR-RIS. Then, it was transformed into two sub-optimization problems of active beamforming vectors and STAR RIS coefficients by the block coordinate descent (BCD) method to decoupling variables. Subsequently, based on the penalty dual decomposition (PDD) framework, the semidefinite relaxation (SDR) and the successive convex approximation (SCA) algorithms were used to optimize them alternately and seek the final solution. Simulation results show that the proposed algorithm converges well, and the proposed system scheme can achieve lower power consumption at the cognitive base station.

**Keywords:** cognitive radio, STAR-RIS, resource allocation, beamforming, power minimization

收稿日期: 2024-07-10; 修回日期: 2024-10-29

通信作者: 李国权, ligq@cqupt.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No. U21A20447); 重庆市自然科学基金资助项目 (No. cstc2020jcyj-cxttX0002, CSTB2023NSCQ-LZX0105)

**Foundation Items:** The National Natural Science Foundation of China (No. U21A20447), The Natural Science Foundation of Chongqing (No. cstc2020jcyj-cxttX0002, CSTB2023NSCQ-LZX0105)

## 0 引言

随着无线通信和物联网设备的应用快速增长,传统的将频谱分配给特定用户的分配方法已经不能够满足用户频谱需求<sup>[1]</sup>。作为解决频谱稀缺问题的方案之一,认知无线电(CR, cognitive radio)允许次用户(SU, secondary user)在频谱没有被主用户(PU, primary user)使用时动态接入频谱来提高频谱利用率<sup>[2]</sup>,然而,SU的频谱使用效率受限于对PU的干扰约束,即增强SU信号强度可能增加对PU的干扰。

中继通信通过解码后再转发的方式,有效提升了无线信号的覆盖范围,因此在CR系统中被广泛应用<sup>[3-5]</sup>。然而,由于中继设备需要对接收到的信号进行解码和重新发送,这种方案会显著增加系统功耗。相比之下,仅反射型可重构智能表面(RIS, reconfigurable intelligent surface)<sup>[6]</sup>直接通过反射信号实现通信,具有低功耗和高性能的特点。近年来,其在无线通信系统中的应用逐步增多<sup>[7-11]</sup>,并被验证了实际效果。文献[7]提出了多输入单输出系统的鲁棒波束成形算法,通过优化基站主动波束成形和RIS相移来增强用户保密率。文献[8]通过设计资源分配优化算法,提高了无线供能RIS辅助移动边缘计算系统的能量效率。文献[9]通过对增强毫米波非正交多址接入(NOMA, non-orthogonal multiple access)系统的资源分配进行联合优化,提高了系统的和速率。文献[10-11]将RIS引入CR系统中,通过大量的仿真验证了在多个RIS或者单个RIS的情况下,RIS可以有效地减弱施加在PU上的干扰信号,并且能够明显地提高SU的信号强度。受RIS反射特性的限制,如果发送器和接收器部署在RIS的不同侧,则RIS的存在并不能辅助它们之间的通信,甚至可能成为障碍。

为克服这一缺陷,文献[12]提出了同时透射与反射可重构智能表面(STAR-RIS, simultaneous transmitting and reflecting reconfigurable intelligent surface)技术,该技术基于同时支持电极化和磁化电流的元件,也被称为智能全平面<sup>[13]</sup>。STAR-RIS通过同时反射和穿透信号,实现360°的信号覆盖,并通过优化反射和透射信号的振幅与相移,为通信性能提供额外自由度。文献[14]研究了STAR-RIS在下行链路通信中的应用,提出了多种运行协议并比较了它们的发射功率性能。文献[15-

16]则将STAR-RIS应用于NOMA系统,通过凸优化提升和速率或保密率。文献[17]则提出在STAR-RIS辅助的全双工通信系统中降低总发射功率。文献[18]提出了一种基于时间切换协议的STAR-RIS辅助CR系统来降低认知基站的发射功率,能够实现反射和透射系数的独立控制,但时间同步要求非常严格,硬件复杂度高。总体来说,上述STAR-RIS的研究基本都假设无源且每个元件的反射和透射系数都能独立调整,但实际上很难实现,而易于实现的无源无损的STAR-RIS模型因反射和透射系数存在耦合<sup>[19]</sup>,使得问题分析和优化求解困难。

针对上述问题,本文建立了一个易于实现的无源无损的耦合相移STAR-RIS辅助的下行CR系统,并提出了一种反射与透射系数、认知基站波束成形向量的联合优化算法,在保证SU服务质量(QoS, quality of service)和PU干扰约束的情况下,有效减小了认知基站发射功率。本文主要贡献如下。

1) 建立了一个无源无损的耦合相移STAR-RIS辅助的下行CR系统及系统模型,在莱斯衰落条件下构建了联合优化透射和反射系数、认知基站的波束成形向量实现系统发射功率最小化的优化问题。该问题是一个复杂的多变量耦合非凸问题,难以直接求解。

2) 提出了一种基于块坐标下降(BCD, block coordinate descent)的算法来将原问题分解为认知基站主动波束成形优化和STAR-RIS参数优化2个子问题。首先应用惩罚对偶(PDD, penalty dual decomposition)框架<sup>[20]</sup>解决STAR-RIS相移耦合约束问题并通过连续凸近似(SCA, successive convex approximation)对非凸问题转化之后,通过CVX工具箱求解,得到参数近似最优解,然后利用半正定松弛(SDR, semidefinite relaxation)来优化主动波束成形,并利用奇异值分解来解决问题中由SDR造成的变量转化问题。

3) 针对建立的系统和提出的算法性能进行了仿真。结果表明,相对于传统RIS辅助CR系统的优化算法,该系统采用所提出的优化算法能够在不同的认知基站天线数量、STAR-RIS元件数量、SU QoS约束情况下具有更低的认知基站发射功率。

### 1 系统模型

本文考虑了一个耦合相移 STAR-RIS 辅助的 MISO 认知无线电下行广播通信网络, 如图 1 所示, 其中 STAR-RIS 被安装在建筑物表面, 用来支持室内室外传输。假设反射区域分布有  $Q$  个 SU 和  $P$  个 PU, 透射区域分布有  $K$  个 SU, 认知基站到反射区域与透射区域用户的直射通信链路均被建筑物遮挡。令  $\mathcal{M} = \{1, \dots, M\}$ 、 $\mathcal{K} = \{1, \dots, K\}$ 、 $\mathcal{Q} = \{1, \dots, Q\}$ 、 $\mathcal{P} = \{1, \dots, P\}$  分别表示 STAR-RIS 反射和透射元件的集合、透射区域 SU 的集合、反射区域 SU 的集合、反射区域 PU 的集合,  $\mathbf{G} \in \mathbb{C}^{M \times N}$  表示认知基站到 STAR-RIS 的信道,  $\mathbf{h}_{\text{TS},k} \in \mathbb{C}^{1 \times M}$  表示 STAR-RIS 到透射区域第  $k$  ( $k \in \mathcal{K}$ ) 个 SU 的信道,  $\mathbf{h}_{\text{RS},q} \in \mathbb{C}^{1 \times M}$  表示 STAR-RIS 到反射区域第  $q$  ( $q \in \mathcal{Q}$ ) 个 SU 的信道,  $\mathbf{h}_{\text{RP},p} \in \mathbb{C}^{1 \times M}$  表示 STAR-RIS 到反射区域第  $p$  ( $p \in \mathcal{P}$ ) 个 PU 的信道,  $v_m^r = \sqrt{\beta_m^r} e^{j\theta_m^r}$  和  $v_m^t = \sqrt{\beta_m^t} e^{j\theta_m^t}$  分别表示 STAR-RIS 中第  $m$  个元件的反射系数和透射系数。其中,  $\beta_m^r \in [0,1]$  与  $\beta_m^t \in [0,1]$  是 STAR-RIS 第  $m$  个元件的反射与透射系数的幅度,  $\theta_m^r \in [0,2\pi)$  与  $\theta_m^t \in [0,2\pi)$  是 STAR-RIS 第  $m$  个元件的反射与透射系数的相移。此外, 该模型采用 STAR-RIS 的能量分割协议<sup>[14]</sup>, 其中所有元件可以同时透射和反射状态下运行。

设  $s$  为认知基站发射信号,  $\boldsymbol{\omega} \in \mathbb{C}^{N \times 1}$  为主动波束成形向量, 透射区域的第  $k$  个 SU、反射区域第  $q$  个 SU、反射区域第  $p$  个 PU 接收到的信号可以分别表示为

$$y_k^{\text{TS}} = \mathbf{h}_{\text{TS},k}^H \boldsymbol{\Theta}_t \mathbf{G} \boldsymbol{\omega} s + n_{\text{TS},k} \quad (1)$$

$$y_q^{\text{RS}} = \mathbf{h}_{\text{RS},q}^H \boldsymbol{\Theta}_r \mathbf{G} \boldsymbol{\omega} s + n_{\text{RS},q} \quad (2)$$

$$y_p^{\text{RP}} = \mathbf{h}_{\text{RP},p}^H \boldsymbol{\Theta}_r \mathbf{G} \boldsymbol{\omega} s + n_{\text{RP},p} \quad (3)$$

其中,  $n_{\text{RS},k} \sim \text{CN}(0, \sigma_k^2)$ 、 $n_{\text{RS},q} \sim \text{CN}(0, \sigma_q^2)$  和  $n_{\text{RP},p} \sim \text{CN}(0, \sigma_p^2)$  分别表示第  $k$  个 SU 处、第  $q$  个 SU 处和第  $p$  个 PU 处的加性白高斯噪声;  $\boldsymbol{\Theta}_r = \text{diag}(v_1^r, v_2^r, \dots, v_m^r)$  和  $\boldsymbol{\Theta}_t = \text{diag}(v_1^t, v_2^t, \dots, v_m^t)$  分别表示 STAR-RIS 的反射和透射系数矩阵。因此, 透射区域第  $k$  个 SU、反射区域第  $q$  个 SU 的信息速率可表示为

$$R_k^{\text{TS}} = \text{lb} \left( 1 + \frac{|\mathbf{h}_{\text{TS},k}^H \boldsymbol{\Theta}_t \mathbf{G} \boldsymbol{\omega}|^2}{\sigma_{\text{TS},k}^2} \right) \quad (4)$$

$$R_q^{\text{RS}} = \text{lb} \left( 1 + \frac{|\mathbf{h}_{\text{RS},q}^H \boldsymbol{\Theta}_r \mathbf{G} \boldsymbol{\omega}|^2}{\sigma_{\text{RS},q}^2} \right) \quad (5)$$

第  $p$  个 PU 的信道增益为

$$\Pi_p = |\mathbf{h}_{\text{RP},p}^H \boldsymbol{\Theta}_r \mathbf{G} \boldsymbol{\omega}|^2 \quad (6)$$

为了在满足用户 QoS 需求的情况下尽可能降低认知基站的功耗, 本文的目标是在保证 SU QoS 和认知基站信号对 PU 干扰约束下, 通过联合优化发射波束矢量  $\boldsymbol{\omega}$ 、反射系数矩阵  $\boldsymbol{\Theta}_r$  和透射系数矩阵  $\boldsymbol{\Theta}_t$  来最小化认知基站的发射功率。为描述方便, 令  $\mathbf{v}_r = [v_1^r, \dots, v_M^r]^T$ ,  $\mathbf{v}_t = [v_1^t, \dots, v_M^t]^T$ , 则优化问题可表示为

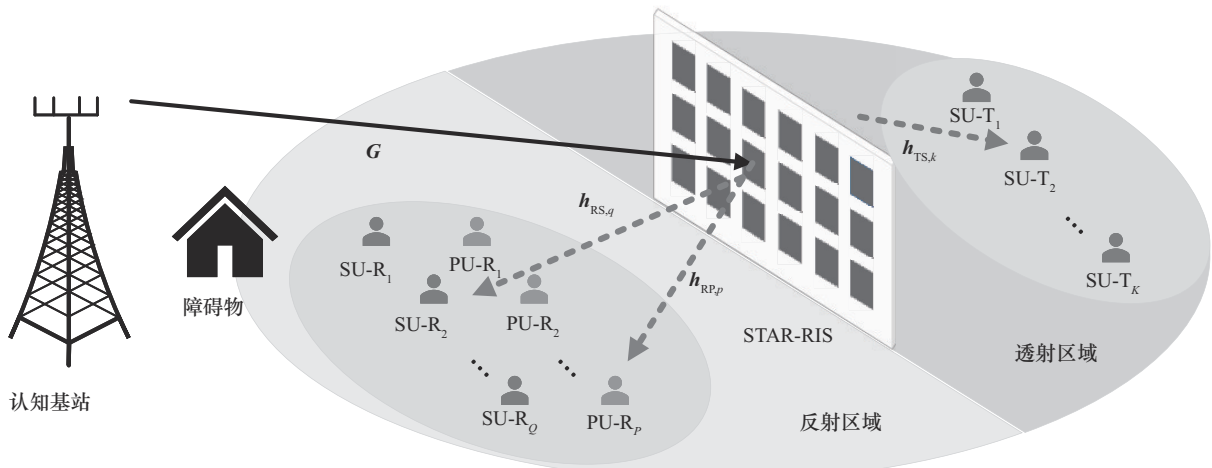


图 1 STAR-RIS 辅助的认知无线电通信系统模型

$$\begin{aligned}
 & \min_{\omega, \mathbf{v}_r, \mathbf{v}_t} \|\omega\|^2 \\
 \text{s.t. } & \text{C1: } R_q^{\text{RS}} \geq R_{\min}^s, q \in \mathcal{Q} \\
 & \text{C2: } R_k^{\text{TS}} \geq R_{\min}^s, k \in \mathcal{K} \\
 & \text{C3: } \Gamma_p \leq \Gamma_{\max}, p \in \mathcal{P} \\
 & \text{C4: } 0 \leq \beta_m^r, \beta_m^t \leq 1, m \in \mathcal{M} \\
 & \text{C5: } 0 \leq \theta_m^r, \theta_m^t < 2\pi, m \in \mathcal{M} \\
 & \text{C6: } \beta_m^r + \beta_m^t = 1, m \in \mathcal{M} \\
 & \text{C7: } \cos(\theta_m^r - \theta_m^t) = 0, m \in \mathcal{M} \quad (7)
 \end{aligned}$$

其中, C1、C2中 $R_{\min}^s$ 是反射与透射区域SU的QoS最小约束, C3中 $\Gamma_{\max}$ 是PU的信道增益干扰约束, C4是每个STAR-RIS元件反射和透射幅度系数的约束, C5为STAR-RIS反射和透射相相移的约束, 由无源STAR-RIS的工作特性<sup>[19]</sup>可知, C6是无源STAR-RIS在信号传输时反射和透射信号遵守能量守恒定律的约束, C7是无源STAR-RIS相移耦合的条件。由于C1和C2中存在耦合变量, 即STAR-RIS的反射和透射系数 $\mathbf{v}_r$ 、 $\mathbf{v}_t$ 及主动波束成形向量 $\omega$ , 并且由于同一个STAR-RIS的反射元件的相移耦合, C7的约束很难处理, 因此问题式(7)是一个复杂的存在变量耦合的非凸优化问题, 很难得到全局最优解。

## 2 算法设计

### 2.1 整体算法设计

整体算法流程如图2所示。由于问题式(7)是一个十分复杂的耦合非凸问题, 因此需要对耦合变量进行去耦, 并采用迭代优化完成问题的求解。首先利用PDD框架引入辅助变量 $\tilde{\mathbf{v}}_r$ 和 $\tilde{\mathbf{v}}_t$ , 然后将约束C7当作惩罚项写到目标函数中使得绝对相移差收敛于 $\frac{\pi}{2}$ 或者 $\frac{3\pi}{2}$ 。对于PDD框架的收敛性, 文献[20]已通过理论推导进行了证明。由于C1和C2中有很多耦合变量, 因此通过BCD将变量 $\{\tilde{\mathbf{v}}_r, \tilde{\mathbf{v}}_t, \mathbf{v}_r, \mathbf{v}_t, \omega\}$ 解耦为 $\{\tilde{\mathbf{v}}_r, \tilde{\mathbf{v}}_t, \mathbf{v}_r, \mathbf{v}_t\}$ 和 $\{\omega\}$ 2个块进行交替优化。在STAR-RIS参数优化中, 将 $\{\tilde{\mathbf{v}}_r, \tilde{\mathbf{v}}_t, \mathbf{v}_r, \mathbf{v}_t\}$ 分为反射与透射系数 $\{\mathbf{v}_r, \mathbf{v}_t\}$ 和辅助变量 $\{\tilde{\mathbf{v}}_r, \tilde{\mathbf{v}}_t\}$ 2个块。其中,  $\{\mathbf{v}_r, \mathbf{v}_t\}$ 可以通过SCA进行优化, 而给定 $\{\mathbf{v}_r, \mathbf{v}_t\}$ 之后即可计算获得优化的辅助变量 $\{\tilde{\mathbf{v}}_r, \tilde{\mathbf{v}}_t\}$ 。对于 $\{\omega\}$ , 利用SDR进行优化即可。

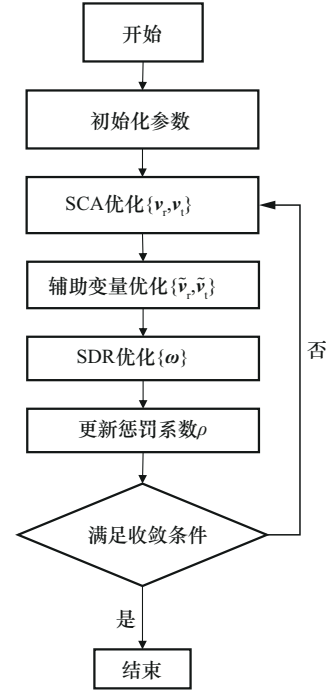


图2 整体算法流程

### 2.2 PDD算法设计

为了解决STAR-RIS约束C7所导致的非凸性, 本文引入辅助变量 $\tilde{\mathbf{v}}_r = [\tilde{v}_1^r, \dots, \tilde{v}_M^r]^T$ 和 $\tilde{\mathbf{v}}_t = [\tilde{v}_1^t, \dots, \tilde{v}_M^t]^T$ 。其中,  $\tilde{v}_m^r = \sqrt{\tilde{\beta}_m^r} e^{j\tilde{\theta}_m^r}$ ,  $\tilde{v}_m^t = \sqrt{\tilde{\beta}_m^t} e^{j\tilde{\theta}_m^t}$ ,  $m \in \mathcal{M}$ ,  $\tilde{\beta}_m^r$ 和 $\tilde{\beta}_m^t$ 表示STAR-RIS反射和透射的能量分割比,  $\tilde{\theta}_m^r$ 和 $\tilde{\theta}_m^t$ 表示STAR-RIS反射和透射的相移。所以问题式(7)可以重新表述为

$$\begin{aligned}
 & \min_{\omega, \mathbf{v}_r, \mathbf{v}_t, \tilde{\mathbf{v}}_r, \tilde{\mathbf{v}}_t} \|\omega\|^2 \\
 \text{s.t. } & \text{C1} \sim \text{C6} \\
 & \text{C8: } \tilde{\mathbf{v}}_r = \mathbf{v}_r, \tilde{\mathbf{v}}_t = \mathbf{v}_t \\
 & \text{C9: } \tilde{\beta}_m^r + \tilde{\beta}_m^t = 1, m \in \mathcal{M} \\
 & \text{C10: } \cos(\tilde{\theta}_m^r - \tilde{\theta}_m^t) = 0, m \in \mathcal{M} \quad (8)
 \end{aligned}$$

为了解决式(8)中的等式约束C8, 本文利用PDD框架, 通过将等式约束作为惩罚项移动到目标函数, 将式(8)转化为增广拉格朗日问题, 具体问题如下

$$\begin{aligned}
 & \min_{\omega, \mathbf{v}_r, \mathbf{v}_t, \tilde{\mathbf{v}}_r, \tilde{\mathbf{v}}_t} \|\omega\|^2 + \frac{1}{2\rho} \sum_{l \in \{r,t\}} \|\tilde{\mathbf{v}}_l - \mathbf{v}_l + \rho\lambda_l\|^2 \\
 \text{s.t. } & \text{C1} \sim \text{C6, C9, C10} \quad (9)
 \end{aligned}$$

其中,  $\rho > 0$ 表示惩罚违反约束C7的惩罚因子,  $\lambda_l, \forall l \in \{r,t\}$ 表示拉格朗日对偶变量。为了解决C1中导致问题非凸的变量耦合问题, 利用BCD算法将其分为 $\{\omega\}$ 和 $\{\tilde{\mathbf{v}}_r, \tilde{\mathbf{v}}_t, \mathbf{v}_r, \mathbf{v}_t\}$ 2个块, 然后利用SCA

和文献[21]中提出的命题对  $\{\tilde{\mathbf{v}}_r, \tilde{\mathbf{v}}_t, \mathbf{v}_r, \mathbf{v}_t\}$  进行优化, 利用 SDR 对  $\{\omega\}$  进行优化, 并通过交替优化得到一个近似的最优解。

### 2.3 STAR-RIS 相移耦合与系数优化

给定  $\omega$ , 对于块  $\{\tilde{\mathbf{v}}_r, \tilde{\mathbf{v}}_t, \mathbf{v}_r, \mathbf{v}_t\}$  的内部优化, 问题式(9)可以表示为

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{v}_r, \mathbf{v}_t, \tilde{\mathbf{v}}_r, \tilde{\mathbf{v}}_t} \frac{1}{2\rho} \sum_{l \in \{r,t\}} \|\tilde{\mathbf{v}}_l - \mathbf{v}_l + \rho\lambda_l\|^2 \\ \text{s.t. C1} \sim \text{C6, C9, C10} \end{aligned} \quad (10)$$

#### 2.3.1 相移 $\{\mathbf{v}_r, \mathbf{v}_t\}$ 优化

给定辅助变量  $\{\tilde{\mathbf{v}}_r, \tilde{\mathbf{v}}_t\}$ , 问题式(10)可以改写为

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{v}_r, \mathbf{v}_t} \frac{1}{2\rho} \sum_{l \in \{r,t\}} \|\tilde{\mathbf{v}}_l - \mathbf{v}_l + \rho\lambda_l\|^2 \\ \text{s.t. C1} \sim \text{C6} \end{aligned} \quad (11)$$

为了避免一阶泰勒展开后公式过于复杂, 这里对公式进行简化, 令  $\mathbf{h}_{RS,q}^H \boldsymbol{\Theta}_r \mathbf{G} \boldsymbol{\omega} = \mathbf{h}_{RS,q}^H \text{diag}(\mathbf{G} \boldsymbol{\omega}) \mathbf{v}_r$ ,  $\mathbf{r}_{RS,q}^H = \mathbf{h}_{RS,q}^H \text{diag}(\mathbf{G} \boldsymbol{\omega})$ ,  $\mathbf{h}_{TS,k}^H \boldsymbol{\Theta}_t \mathbf{G} \boldsymbol{\omega} = \mathbf{h}_{TS,k}^H \text{diag}(\mathbf{G} \boldsymbol{\omega}) \mathbf{v}_t$ ,  $\mathbf{r}_{TS,k}^H = \mathbf{h}_{TS,k}^H \text{diag}(\mathbf{G} \boldsymbol{\omega})$ 。为解决 C1 中耦合变量  $\{\mathbf{v}_r, \mathbf{v}_t\}$  导致的上述问题非凸, 利用 SCA 方法对  $R_q^{\text{RS}}$ 、 $R_k^{\text{TS}}$  和  $\Pi_p$  一阶泰勒展开分别得到其下界, 展开结果可写为  $\tilde{R}_q^{\text{RS}} =$

$$\text{lb} \left[ 1 + \frac{|\mathbf{r}_{RS,q}^H \mathbf{v}_r^{(x)}|^2 + 2\text{Re} \left\{ \left( \mathbf{v}_r^{(x)} \right)^H \mathbf{r}_{RS,q} \mathbf{r}_{RS,q}^H \left( \mathbf{v}_r - \mathbf{v}_r^{(x)} \right) \right\}}{\sigma_{RS,q}^2} \right] \quad (12)$$

$$\tilde{R}_k^{\text{TS}} = \text{lb} \left[ 1 + \frac{|\mathbf{r}_{TS,k}^H \mathbf{v}_t^{(x)}|^2 + 2\text{Re} \left\{ \left( \mathbf{v}_t^{(x)} \right)^H \mathbf{r}_{TS,k} \mathbf{r}_{TS,k}^H \left( \mathbf{v}_t - \mathbf{v}_t^{(x)} \right) \right\}}{\sigma_{TS,k}^2} \right] \quad (13)$$

$$\Pi_p = |\mathbf{r}_{RP,p}^H \mathbf{v}_r^{(x)}|^2 + 2\text{Re} \left\{ \left( \mathbf{v}_r^{(x)} \right)^H \mathbf{r}_{RP,p} \mathbf{r}_{RP,p}^H \left( \mathbf{v}_r - \mathbf{v}_r^{(x)} \right) \right\} \quad (14)$$

其中,  $\mathbf{v}_r^{(x)}, \mathbf{v}_t^{(x)}$  表示 SCA 方法第  $x$  次迭代之后的可行点, 则问题式(11)可以改写为

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{v}_r, \mathbf{v}_t} \frac{1}{2\rho} \sum_{l \in \{r,t\}} \|\tilde{\mathbf{v}}_l - \mathbf{v}_l + \rho\lambda_l\|^2 \\ \text{s.t. } \overline{\text{C1}}: \tilde{R}_q^{\text{RS}} \geq R_{\min}^s, q \in \mathcal{Q} \\ \overline{\text{C2}}: \tilde{R}_k^{\text{TS}} \geq R_{\min}^s, k \in \mathcal{K} \\ \overline{\text{C3}}: \tilde{\Pi}_p \leq \Pi_{\min}^p, p \in \mathcal{P} \\ \text{C4} \sim \text{C6} \end{aligned} \quad (15)$$

可以看出, 问题式(15)属于凸问题, 可以用

CVX 工具箱解决。

#### 2.3.2 辅助变量 $\{\tilde{\mathbf{v}}_r, \tilde{\mathbf{v}}_t\}$ 优化

对于给定的  $\{\mathbf{v}_r, \mathbf{v}_t\}$ , 问题式(10)可以写为

$$\begin{aligned} \min_{\tilde{\mathbf{v}}_r, \tilde{\mathbf{v}}_t} \frac{1}{2\rho} \sum_{l \in \{r,t\}} \|\tilde{\mathbf{v}}_l - \mathbf{v}_l + \rho\lambda_l\|^2 \\ \text{s.t. C9, C10} \end{aligned} \quad (16)$$

在接下来的优化过程中, 所有的反射与透射系数都存在于  $\tilde{\mathbf{v}}_r$  和  $\tilde{\mathbf{v}}_t$  中, 这并不影响求解问题的目标最优解。为了解决上述问题, 令  $\tilde{\boldsymbol{\beta}}_l = \left[ \sqrt{\tilde{\beta}_l^r}, \dots, \sqrt{\tilde{\beta}_l^t} \right]^T$ ,

$\tilde{\boldsymbol{\varphi}}_l = \left[ e^{j\tilde{\theta}_l^r}, \dots, e^{j\tilde{\theta}_l^t} \right]^T$ ,  $\tilde{\mathbf{v}}_l = \text{diag}(\tilde{\boldsymbol{\beta}}_l) \tilde{\boldsymbol{\varphi}}_l = \text{diag}(\tilde{\boldsymbol{\varphi}}_l) \tilde{\boldsymbol{\beta}}_l, l \in \{r,t\}$ 。

在约束条件 C9 成立的条件下, 本文首先将目标函数重新表述为

$$\begin{aligned} \sum_{l \in \{r,t\}} \|\tilde{\mathbf{v}}_l - \mathbf{v}_l + \rho\lambda_l\|^2 &= \sum_{l \in \{r,t\}} \|\tilde{\mathbf{v}}_l + \boldsymbol{\varphi}_l\|^2 = \\ \sum_{l \in \{r,t\}} \left( \tilde{\mathbf{v}}_l^H \tilde{\mathbf{v}}_l + \boldsymbol{\varphi}_l^H \boldsymbol{\varphi}_l + 2\text{Re} \left\{ \boldsymbol{\varphi}_l^H \tilde{\mathbf{v}}_l \right\} \right) &= \\ N + \sum_{l \in \{r,t\}} \boldsymbol{\varphi}_l^H \boldsymbol{\varphi}_l + \sum_{l \in \{r,t\}} 2\text{Re} \left\{ \boldsymbol{\varphi}_l^H \text{diag}(\tilde{\boldsymbol{\beta}}_l) \tilde{\boldsymbol{\varphi}}_l \right\} \end{aligned} \quad (17)$$

式(17)中的  $N + \sum_{l \in \{r,t\}} \boldsymbol{\varphi}_l^H \boldsymbol{\varphi}_l$  的和是固定值, 因此

式(16)可以转化为

$$\begin{aligned} \min_{\tilde{\boldsymbol{\beta}}_l, \tilde{\boldsymbol{\varphi}}_l, \tilde{\theta}_l} \sum_{l \in \{r,t\}} 2\text{Re} \left\{ \boldsymbol{\varphi}_l^H \text{diag}(\tilde{\boldsymbol{\beta}}_l) \tilde{\boldsymbol{\varphi}}_l \right\} \\ \text{s.t. C9, C10} \end{aligned} \quad (18)$$

为解决上述问题, 本文引入以下 2 个命题<sup>[21-22]</sup>。

**命题 1** 给定幅度向量, 最优相移为

$$\begin{aligned} \left( \tilde{\theta}_m^r \right)^* &= \pi - \arg(\psi_m^r + j\psi_m^t), \left( \tilde{\theta}_m^t \right)^* = \tilde{\theta}_m^r + \frac{1}{2}\pi \\ \left( \tilde{\theta}_m^r \right)^* &= \pi - \arg(\psi_m^r - j\psi_m^t), \left( \tilde{\theta}_m^t \right)^* = \tilde{\theta}_m^r - \frac{1}{2}\pi \end{aligned} \quad (19)$$

其中,  $\boldsymbol{\psi}_l = \text{diag}(\tilde{\boldsymbol{\beta}}_l^H) \boldsymbol{\varphi}_l = [\psi_l^r, \dots, \psi_l^t]^H, l \in \{r,t\}$ ,  $m \in \mathcal{M}$ 。由于最优相移有 2 种解, 最终选择一种使目标函数值较小的作为最优解。

**命题 2** 给定  $\{\mathbf{v}_r, \mathbf{v}_t\}$ , 最优幅度可以由  $\sqrt{(\tilde{\beta}_m^r)^*} =$

$\sin(\omega_m)$  和  $\sqrt{(\tilde{\beta}_m^t)^*} = \cos(\omega_m)$  给定。其中, 有

$$\omega_m = \begin{cases} -\frac{1}{2}\pi - \zeta_m, & \zeta_m \in \left[ -\pi, -\frac{\pi}{2} \right) \\ 0, & \zeta_m \in \left[ -\frac{\pi}{4}, \frac{\pi}{4} \right) \\ \frac{1}{2}\pi, & \text{其他} \end{cases} \quad (20)$$

其中,  $\bar{\psi}_l = \text{diag}(\tilde{\varphi}_l^H)\tilde{\varphi} = [\bar{\psi}_1^l, \dots, \bar{\psi}_M^l]^H, l \in \{r, t\}$ ,  
 $a_m^r = \text{Re}\{\tilde{\psi}_m^r\}$ ,  $a_m^t = \text{Re}\{\tilde{\psi}_m^t\}$ ,  $\zeta_m = \text{sgn}(a_m^t)\arccos$   
 $\left(\frac{a_m^r}{\sqrt{(a_m^r)^2 + (a_m^t)^2}}\right), m \in \mathcal{M}$ 。

### 2.4 主动波束成形优化

对于给定的  $\{\tilde{\mathbf{v}}_r, \tilde{\mathbf{v}}_t, \mathbf{v}_r, \mathbf{v}_t\}$ , 优化问题可以表示为

$$\begin{aligned} & \min_{\omega} \|\omega\|^2 \\ & \text{s.t. C1} \sim \text{C3} \end{aligned} \quad (21)$$

为了处理式(21)的非凸性, 令  $\mathbf{W} = \omega\omega^H$ ,  $\mathbf{W} \in \mathbb{C}^{N \times N}$ , 其中  $\mathbf{W}$  是一个半正定矩阵, 而且  $\mathbf{W}$  的秩为 1。为了简化约束条件, 令  $\mathbf{e}_{\text{RS},k}^H = \mathbf{h}_{\text{RS},k}^H \boldsymbol{\Theta}_l \mathbf{G}$ ,  $\mathbf{E}_{\text{RS},k}^H = \mathbf{e}_{\text{RS},k}^H \mathbf{e}_{\text{RS},k}^H$ ,  $\mathbf{e}_{\text{RP},k}^H = \mathbf{h}_{\text{RP},k}^H \boldsymbol{\Theta}_l \mathbf{G}$ ,  $\mathbf{E}_{\text{RP},k}^H = \mathbf{e}_{\text{RP},k}^H \mathbf{e}_{\text{RP},k}^H$ , 则式(21)可以转化成

$$\begin{aligned} & \min_{\mathbf{W}} \text{Tr}(\mathbf{W}) \\ & \text{s.t. C1: } \text{lb}\left(1 + \frac{\text{Tr}(\mathbf{E}_{\text{RS},q}^H \mathbf{W})}{\sigma_{\text{RS},q}^2}\right) \geq R_{\min}^s, q \in \mathcal{Q} \\ & \text{C2: } \text{lb}\left(1 + \frac{\text{Tr}(\mathbf{E}_{\text{TS},k}^H \mathbf{W})}{\sigma_{\text{TS},k}^2}\right) \geq R_{\min}^s, k \in \mathcal{K} \\ & \text{C3: } \text{Tr}(\mathbf{E}_{\text{RP},p}^H \mathbf{W}) \leq \Pi_{\min}, p \in \mathcal{P} \\ & \text{C11: } \mathbf{W} \geq 0 \end{aligned} \quad (22)$$

问题式(22)是一个半正定规划 (SDP, semidefinite program) 问题, 可以通过 CVX 工具箱求解。根据文献[23], 可以证明  $\mathbf{W}$  的最优解总是秩 1 的, 所以后面的求解运算中将  $\mathbf{W}$  通过奇异值分解的方法<sup>[22]</sup>可以求解出  $\omega$ 。

### 2.5 算法整体框架

设  $c$  为惩罚因子变化速度, 算法 1 中的对偶变量  $\{\lambda_r, \lambda_t\}$  和惩罚因子  $\rho$  可以按照 PDD 框架进行更新, 随着迭代次数的增加, 惩罚因子  $\rho$  会变得越来越小。

#### 算法 1 STAR-RIS 辅助的 CR 系统认知基站发射功率优化算法

初始化 信道参数, 用户位置, 辅助变量, 惩罚因子, 设置最大迭代次数和收敛精度

- 1) for outiter=1,2,...,outiter<sup>(max)</sup>
- 2) for miditer = 1,2,...,miditer<sup>(max)</sup>
- 3) for initer = 1,2,...,initer<sup>(max)</sup>
- 4) 求解问题式(15), 得到  $\mathbf{v}_r^{(\text{initer})}$  与  $\mathbf{v}_t^{(\text{initer})}$
- 5) 直到目标函数减少的值小于  $\varepsilon$

- 6) end for
- 7) 更新  $\mathbf{v}_r^{(\text{initer})}$ 、 $\mathbf{v}_t^{(\text{initer})}$
- 8) 通过式(19)更新  $\tilde{\varphi}_r$ 、 $\tilde{\varphi}_t$
- 9) 通过式(20)更新  $\tilde{\beta}_r$ 、 $\tilde{\beta}_t$
- 10) 求解问题式(22), 得到主动波束成形优化  $\mathbf{W}$  然后通过 SVD 求解出  $\omega$
- 11) 直到目标函数减少的值小于  $\varepsilon$
- 12) end for
- 13) 更新约束违反值  $\delta$ ,  $\delta = \max\{\|\tilde{\mathbf{v}}_r - \mathbf{v}_r\|_{\infty}, \|\tilde{\mathbf{v}}_t - \mathbf{v}_t\|_{\infty}\}$
- 14) if  $\delta \leq \eta$
- 15)  $\lambda_l = \lambda_l + \frac{(\tilde{v}_l - v_l)}{\rho}, l \in \{r, t\}$
- 16) else
- 17)  $\rho = c\rho$
- 18) end if
- 19)  $\eta = 0.9\delta$
- 20) 直到  $\delta$  小于  $\varepsilon$
- 21) end for

## 3 复杂度分析

参考文献[24]易得出 CVX 求解问题式(15)的时间复杂度为  $O\left(\sqrt{K+Q+P+N} \log\left(\frac{1}{\varepsilon}\right)\left(n_1(K+Q+P+N^3) + n_1^2(K+Q+P+N^2) + n_1^3\right)\right)$ , 求解问题式(22)的时间复杂度为  $O\left(\sqrt{K+Q+P+2M} \log\left(\frac{1}{\varepsilon}\right) \cdot \left(n_2(K+Q+P) + n_2^2(K+Q+P) + n_2^3\right)\right)$ , 其中,  $n_1 = N^2$ ,  $n_2 = K+Q+P+2M$ 。因此, 该算法的总体时间复杂度为  $O\left(I_1 I_2 \sqrt{K+Q+P+N} \log\left(\frac{1}{\varepsilon}\right) \cdot \left(n_1(K+Q+P+N^3) + n_1^2(K+Q+P+N^2) + n_1^3\right) + I_1 I_2 I_3 \sqrt{K+Q+P+2M} \log\left(\frac{1}{\varepsilon}\right) \cdot \left(n_2(K+Q+P) + n_2^2(K+Q+P) + n_2^3\right)\right)$ , 其中,  $I_1$  为用于更新惩罚因子和拉格朗日对偶变量的最外层循环次数,  $I_2$  为更新  $\{\tilde{\mathbf{v}}_r, \tilde{\mathbf{v}}_t, \mathbf{v}_r, \mathbf{v}_t\}$  和  $\omega$  这 2 个块的迭代次数,  $I_3$  为连续凸近似的内部迭代次数。由于需要解决约束条件  $\cos(\theta_m^r - \theta_m^t) = 0$ , 本文算法的复杂度相比独立相移优化算法<sup>[15]</sup>增加了  $I_1$ 、 $I_2$  这 2 个迭

代次数的因子。此外,随机相移和随机耦合相移的对比方案仅需采用 SDR 优化认知基站的波束成形向量,因此,其时间复杂度为  $O\left(\sqrt{K+Q+P+N} \log\left(\frac{1}{\varepsilon}\right)\left(n_1(K+Q+P+N^3)+(K+Q+P+N^2)+n_1^3\right)\right)$ 。

#### 4 仿真分析

为验证系统和算法的性能,本文进行了仿真及性能分析,如图 3 所示。用户随机分布在以 STAR-RIS 为圆心、半径为 5 m 的圆上,基站与 STAR-RIS 的距离为 40 m、角度为  $20^\circ$ 。

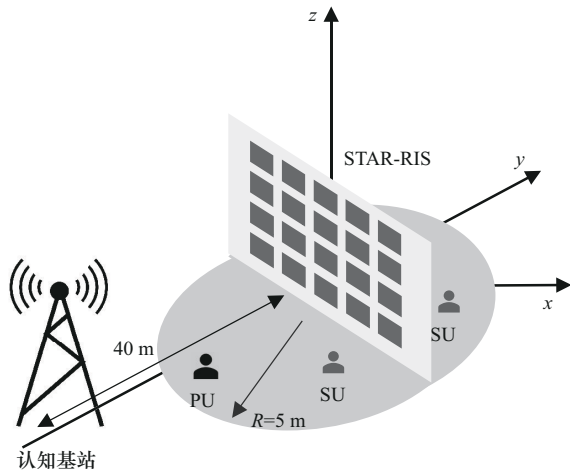


图 3 实验仿真

无线信道建模为  $\mathbf{h} = \sqrt{L_0 d^\alpha} \tilde{\mathbf{h}}$ , 其中,  $L_0$  表示  $d = 1 \text{ m}$  时的大尺度路径损耗,  $\alpha$  表示路径损耗系数,  $d$  表示发送端和接收端之间的距离,  $\tilde{\mathbf{h}}$  表示小尺度信道模型, 基站到 STAR-RIS 和 STAR-RIS 到所有用户之间的信道都遵循莱斯衰落。莱斯衰落信道可以建模为  $\tilde{\mathbf{h}} = \sqrt{\frac{\beta}{1+\beta}} \tilde{\mathbf{h}}^{\text{LoS}} + \sqrt{\frac{1}{1+\beta}} \tilde{\mathbf{h}}^{\text{NLoS}}$ , 其中,  $\beta \geq 0$  是莱斯因子,  $\tilde{\mathbf{h}}^{\text{LoS}}$  和  $\tilde{\mathbf{h}}^{\text{NLoS}}$  分别表示视距和非视距分量并为瑞利衰落。假设所有的信道信息已知, 具体参数设置<sup>[18,22,25]</sup>如表 1 所示。

为了考察本文算法的收敛性, 本文对  $N = 30$  时算法的迭代情况进行了仿真, 结果如图 4 所示。从图 4 可以看出, 经过多次迭代, 发射功率的值收敛到一个平稳点, 这证实了本文算法对各个信号模型的收敛效率。基站天线数量  $M = 4$  时所需的发射功率大于  $M = 8$  时所需的发射功率, 这是因为基站

天线的数量会影响波束成形的精确度, 即更多的天线会使得基站的主动波束成形效果更好。

表 1 仿真参数

参数	值
1 m 内的信号衰减/dB	30
噪声功率 $\sigma^2$ /dBm	-110
基站发射天线数目 $M$	8
莱斯因子 $\beta$	3
收敛精度 $\varepsilon$	$1 \times 10^{-4}$
惩罚因子 $\rho$	1
STAR-RIS 元件数量 $N$	20
惩罚因子变化速度 $c$	0.1
用户数量	3
SU 用户最低信噪比 $\tilde{r}_{\min}^s$ /dB	8
主用户所受干扰的极限 $\Gamma_{\min}$ /dB	-40
最大违规值 $\eta$	10
路径损耗系数 $\alpha$	2.2
最大迭代次数	30

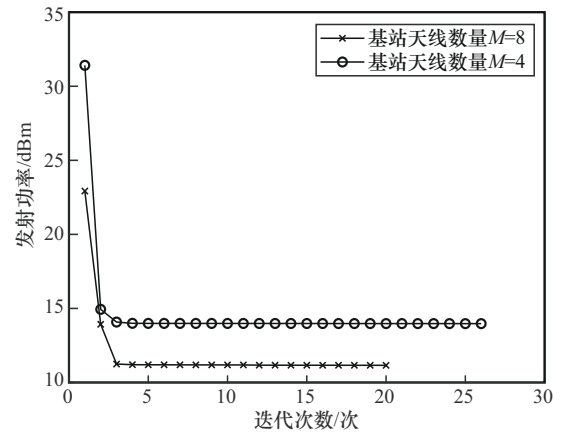


图 4 发射功率与迭代次数的关系

图 5 为绝对相移差与迭代次数的关系。其中, 不同曲线代表不同的 STAR-RIS 反射元件和透射元件的相移差。设定 STAR-RIS 的反射与透射元件对数量  $N = 30$  进行迭代, 可以看出, 绝对相移差收敛于  $\frac{\pi}{2}$  或  $\frac{3\pi}{2}$ , 即  $\cos(\hat{\theta}_m^t - \hat{\theta}_m^i) = 0$ , 证明优化得出的耦合相移满足约束要求。

为了对比分析本文系统和算法的性能, 本文考虑了 4 种基准方案, 在这些方案中, 除了本文提出的算法特定参数外, 其余参数均保持一致。1) 耦合

随机相移：该方案固定 STAR-RIS 反射和透射的幅值为  $\beta_m^r = \beta_m^t = 0.5$ ，随机生成耦合的相移，优化天线的波束成形向量  $\omega$ 。2)传统 RIS：保证传统 RIS 的元件数量与 STAR-RIS 的元件数量相同，每个元件都只能反射或者透射，其中，反射元件与透射元件各占一半，然后通过传统的算法对 RIS 的相移和天线的波束成形向量  $\omega$  进行优化<sup>[17]</sup>。3)独立随机相移：通过固定每个 STAR-RIS 元件反射和透射的幅值为  $\beta_m^r = \beta_m^t = 0.5$ ，独立随机地生成 STAR-RIS 反射和透射的相移，优化天线的波束成形向量  $\omega$ 。4)独立相移优化<sup>[15]</sup>：将 STAR-RIS 同一元件耦合的反射和透射相移看成独立的，通过凸优化方法交替优化天线的波束成形向量与反射面的参数得出近似最优解。5)时间切换协议<sup>[14]</sup>：STAR-RIS 利用时域，在不同的正交时隙中周期性地在透射模式和反射模式进行切换。

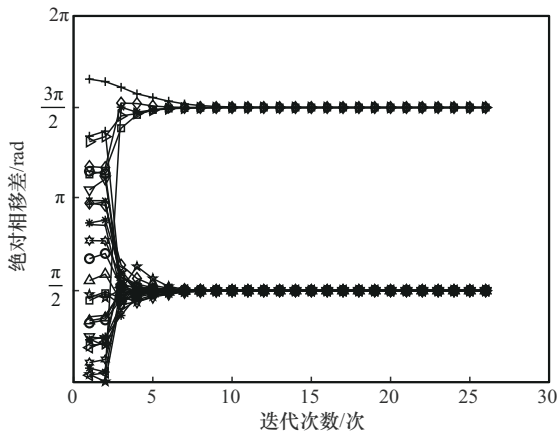


图 5 绝对相移差与迭代次数的关系

图 6~图 8 的仿真结果是通过 4 000 个随机信道实验得到的平均值。图 6 展示了天线数量  $M = 8$  时发射功率最小值随 STAR-RIS 元件数量的变化情况。从图 6 可以看出，当 STAR-RIS 元件数量增加时，所需发射功率减小，这是因为 STAR-RIS 元件数量的增多可以实现更多的反射和透射信道链路，从而增强信道增益。本文算法相对于传统 RIS 优化算法有明显的提升，这是因为 STAR-RIS 的相移和幅度可调整的自由度相对于传统 RIS 更高。对于时间切换协议方案，本文算法的性能也优于该方案，此外，从图 6 还可以看出，耦合随机相移模型获得了与独立随机相移模型几乎相同的性能，这是因为与独立随机相移模型相比，由于每个元件的相移差

必须为  $\frac{\pi}{2}$  或  $\frac{3\pi}{2}$  使得相移可改变的自由度受到了限制，从而降低了系统的性能。

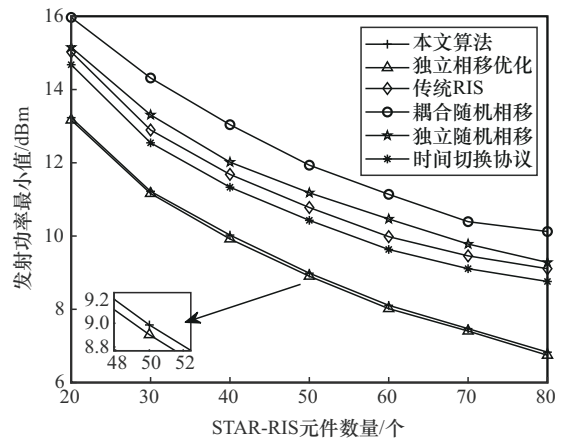


图 6 发射功率最小值随 STAR-RIS 元件数量的变化情况

发射功率最小值随 SU 用户所需 SNR 的变化情况如图 7 所示。结果印证了当 SU 用户对 SNR 的要求提高时，为了满足 SU 的 SNR 要求，则需要消耗更多的发射功率。与图 6 类似，在 SNR 要求一致的情况下，所提方案采用本文算法与传统 RIS 以及耦合随机相移和独立随机相移的方案相比具有更低的发射功率。

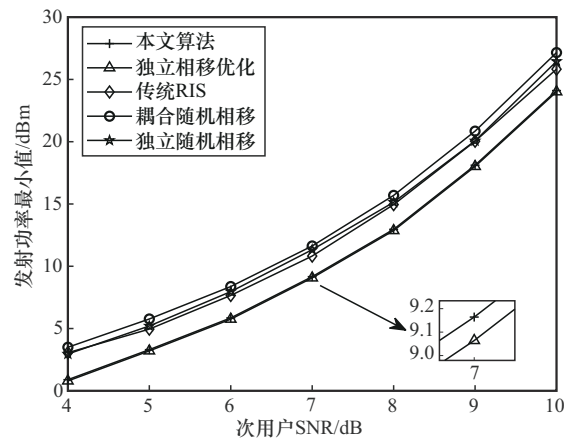


图 7 发射功率最小值随 SU 用户所需 SNR 的变化情况

图 8 显示的是发射功率最小值随基站天线数量的变化情况。从图 8 可以看出，增加天线数量  $M$ ，可以减小所需要的发射功率。这是因为增加发射天线的数量可以让信道数量增多，进而提高波束成形的精确度以获得更高的天线增益，从而提高传输效率。本文算法性能优于中继 CR 系统<sup>[26]</sup>，这是因为 STAR-RIS 的无源特性使得系统发射功率减小。同

样可以看出,所提方案采用本文算法相对于其他几种方案在发射功率消耗方面都有明显的提升效果,并且接近独立相移优化的方案,充分证明了所提方案及算法的优越性。

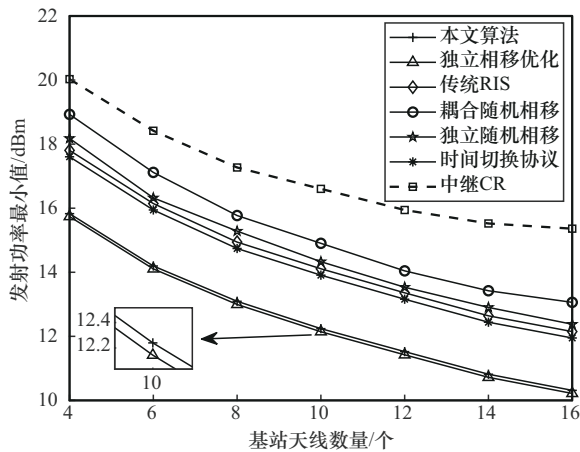


图8 发射功率最小值随基站天线数量的变化情况

## 5 结束语

为进一步提升无线通信系统的频谱利用率,本文建立了一种无源无损耗 STAR-RIS 辅助的认知无线电系统方案并在考虑次用户服务质量以及主用户干扰约束的条件下,构建了变量耦合的认知基站波束成形向量和 STAR-RIS 系数联合优化问题来最小化认知基站发射功耗。为求解此变量耦合的非凸优化问题,通过 BCD 将问题转化为主动波束成形向量和 STAR-RIS 系数 2 个子优化问题,并分别利用 SDR 和基于 PDD 框架的 SCA 算法进行非凸转化和变量解耦求解,最后通过交替优化完成原问题求解和不同条件下的性能仿真评估。在约束条件保持一致的情况下,相对于 RIS 辅助 CR 系统和独立随机相移、耦合随机相移等方案,采用本文算法的 STAR-RIS 辅助的 CR 系统具有更低的认知基站发射功率和更优的系统性能。后续可进一步研究评估存在硬件损伤与不完美信道状态信息情况下系统的性能。

## 参考文献:

[1] ALMEKHLAFI M, ARFAOUI M A, ASSI C, et al. A low complexity passive beamforming design for reconfigurable intelligent surface (RIS) in 6G networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2023, 72(5): 6309-6321.  
[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] LI Q Z, ZHANG Q, FENG R H, et al. Optimal relay selection and beamforming in MIMO cognitive multi-relay networks[J]. IEEE Communications Letters, 2013, 17(6): 1188-1191.  
[4] TAJER A, PRASAD N, WANG X D. Beamforming and rate allocation in MISO cognitive radio networks[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2010, 58(1): 362-377.  
[5] MOHJAZI L, AHMED I, MUHAIDAT S, et al. Downlink beamforming for SWIPT multi-user MISO underlay cognitive radio networks[J]. IEEE Communications Letters, 2017, 21(2): 434-437.  
[6] RENZO M D, ZAPPONE A, DEBBAH M, et al. Smart radio environments empowered by reconfigurable intelligent surfaces: how it works, state of research, and the road ahead[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2020, 38(11): 2450-2525.  
[7] 李国权, 党刚, 林金朝, 等. RIS 辅助的 MISO 系统安全鲁棒波束成形算法[J]. 电子与信息学报, 2023, 45(8): 2867-2875.  
LI G Q, DANG G, LIN J Z, et al. Secure and robust beamforming algorithm for RIS assisted MISO systems[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2023, 45(8): 2867-2875.  
[8] 唐冬, 黄翔蔚, 罗至威, 等. 无线供能智能反射面辅助移动边缘计算系统设计与优化[J]. 通信学报, 2023, 44(9): 79-92.  
TANG D, HUANG X W, LUO Z W, et al. Design and optimization for wireless-powered IRS-aided mobile edge computing system[J]. Journal on Communications, 2023, 44(9): 79-92.  
[9] 赵赛, 邹章晨, 黄高飞, 等. 智能反射面辅助毫米波 NOMA 系统的资源分配联合设计方案[J]. 通信学报, 2022, 43(12): 113-122.  
ZHAO S, ZOU Z C, HUANG G F, et al. Joint design scheme of resource allocation for intelligent reflecting surface assisted millimeter wave NOMA system[J]. Journal on Communications, 2022, 43(12): 113-122.  
[10] ZHANG L, WANG Y, TAO W G, et al. Intelligent reflecting surface aided MIMO cognitive radio systems[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(10): 11445-11457.  
[11] 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.  
[12] LIU Y W, MU X D, XU J Q, et al. STAR: simultaneous transmission and reflection for 360° coverage by intelligent surfaces[J]. IEEE Wireless Communications, 2021, 28(6): 102-109.  
[13] ZHANG H L, DI B Y. Intelligent omni-surfaces: simultaneous refraction and reflection for full-dimensional wireless communications[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2022, 24(4): 1997-2028.  
[14] MU X D, LIU Y W, GUO L, et al. Simultaneously transmitting and reflecting (STAR) RIS aided wireless communications[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2022, 21(5): 3083-3098.  
[15] ZUO J K, LIU Y W, DING Z G, et al. Joint design for simultaneously transmitting and reflecting (STAR) RIS assisted NOMA systems[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2023, 22(1): 611-626.  
[16] HAN H, CAO Y, DENG N, et al. Secure transmission for STAR-RIS aided NOMA against internal eavesdropping[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2023, 72(11): 15068-15073.  
[17] WANG Y R, GUAN P X, YU H K, et al. Transmit power optimization of simultaneous transmission and reflection RIS assisted full-duplex

communications[J]. IEEE Access, 2022, 10: 61192-61200.

- [18] WEN C C, ZUO J K, ZHAO P F. STAR-RIS enhanced cognitive radio networks[C]//Proceedings of the 2022 IEEE 22nd International Conference on Communication Technology (ICCT). Piscataway: IEEE Press, 2022: 231-235.
- [19] XU J Q, LIU Y W, MU X D, et al. STAR-RISs: a correlated T&R phase-shift model and practical phase-shift configuration strategies[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2022, 16(5): 1097-1111.
- [20] SHI Q J, HONG M Y. Penalty dual decomposition method for nonsmooth nonconvex optimization: Part I: algorithms and convergence analysis[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2020, 68: 4108-4122.
- [21] WANG Z L, MU X D, LIU Y W, et al. Coupled phase-shift STAR-RISs: a general optimization framework[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2023, 12(2): 207-211.
- [22] ZHOU C, LYU B, FENG Y H, et al. Transmit power minimization for STAR-RIS empowered symbiotic radio communications[J]. IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking, 2023, 9(6): 1641-1656.
- [23] HU S K, WEI Z Q, CAI Y X, et al. Robust and secure sum-rate maximization for multiuser MISO downlink systems with self-sustainable IRS[J]. IEEE Transactions on Communications, 2021, 69(10): 7032-7049.
- [24] 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.
- [25] WANG H, LIU C, SHI Z, et al. On power minimization for IRS-aided downlink NOMA systems[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2020, 9(11): 1808-1811.
- [26] FENG J, CHEN F J, ZHENG B X, et al. Intelligent reflecting surface-aided wireless relaying communication: active or passive? [J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2024, 13(5): 1374-1378.

### [作者简介]



李国权 (1980-), 男, 河南方城人, 博士, 重庆邮电大学教授、博士生导师, 主要研究方向为认知无线电、智能反射面优化等。



熊豪 (1998-), 男, 重庆人, 重庆邮电大学硕士生, 主要研究方向为认知无线电、波束成形等。



谢宗霖 (1991-), 男, 四川泸州人, 重庆邮电大学博士生, 主要研究方向为无线通信、智能反射面等。



林金朝 (1966-), 男, 四川蓬溪人, 博士, 重庆邮电大学教授、博士生导师, 主要研究方向为无线通信、信号处理等。