

文章编号:1007-5321(2022)05-0023-07

DOI:10.13190/j.jbupt.2021-203

# 基于 PSO 算法的 RIS-MIMO 联合波束成形方案

郑 凤, 杨 立

(北京邮电大学 信息与通信工程学院, 北京 100876)

**摘要:** 在可重构智能表面(RIS)辅助的多输入多输出(MIMO)系统中,为了最大化系统的频谱效率,波束成形需要联合考虑基站的主动波束成形和 RIS 的相移设计。对此,提出了一种基于改进粒子群(PSO)算法的波束成形方案。首先,利用交替优化思想,将联合波束成形问题分解为基站处的有源波束成形和 RIS 处的相移设计。然后,利用注水功率分配和改进的 PSO 算法分别对这两个问题进行交替优化求解。最后,将所提方案推广到实用相移模型的 RIS 中。实验结果表明,所提方案可以有效地解决此波束成形问题,并能大幅提升系统的频谱效率。

**关键词:** 波束成形; 群智能算法; 可重构智能表面; 粒子群算法; 多输入多输出

中图分类号: TN911.5

文献标志码: A

## Joint Beamforming Scheme Based on PSO Algorithm for RIS-MIMO System

ZHENG Feng, YANG Li

(School of Information and Communication Engineering, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China)

**Abstract:** To maximize the spectral efficiency of the multiple-input multiple-output (MIMO) system assisted by reconfigurable intelligent surface (RIS), the active beamforming of base station and the phase shift design of RIS have to be considered jointly. Therefore, a beamforming scheme based on the improved particle swarm optimization (PSO) algorithm is proposed. First, the joint beamforming problem is decomposed into active beamforming at the base station and phase shift design at RIS by using an alternating optimization algorithm. Then, the two problems are solved alternately by the water-filling algorithm and improved PSO algorithm. Finally, the proposed scheme is extended to the RIS of the practical phase-shift model. The experimental results show that the beamforming problem can be effectively solved by the proposed scheme, and the spectral efficiency of the system is greatly improved.

**Key words:** beamforming; swarm intelligence algorithm; reconfigurable intelligent surface; particle swarm optimization algorithm; multiple input multiple output

近年来,由于射频微电子机械系统的迅速发展以及超表面的广泛应用,通过可编程电磁材料来控制无线信道环境的概念得到了通信界的广泛关注<sup>[1]</sup>。可重构智能表面(RIS, reconfigurable intelligent surface)正是基于这个概念而产生的,具

体而言,RIS 的不同单元可以通过控制其振幅或相位来独立地反射入射信号,从而协同地实现用于定向信号增强的被动波束成形。与中继器等传统的有源反射器不同的是,RIS 具有较低的硬件复杂度,同时由于 RIS 近乎无源的被动结构,不会对接收端产

生额外的干扰和功耗<sup>[2]</sup>。因此, RIS 将有望实现智能无线电环境,从而极大地提高无线通信系统的性能<sup>[3]</sup>。

已经有很多学者致力于解决 RIS 处相移设计和基站 (BS, base station) 处有源波束成形的联合优化问题。对于单用户多输入单输出 (MISO, multiple input single output) 系统, 系统模型较简单, BS 处的最优波束成形矢量可通过最大比合并的方式获得, 而 RIS 处无源波束成形可以使用半定松弛技术<sup>[4]</sup>、分支定界算法<sup>[5]</sup>等获得近乎最优的性能。对于多用户 MISO 系统, 目前针对联合优化问题的主要解决方案是对 BS 和 RIS 处的波束成形进行交替优化<sup>[6-7]</sup>, 与单用户系统相比, 多用户非凸信干噪比约束增加了问题求解难度。Yang 等<sup>[8]</sup>利用连续凸逼近算法, 研究了 RIS 相移矩阵、正交频分多址时频资源块以及功率分配的联合优化, 以最大化用户的公共 (最小) 速率。Feng 等<sup>[9]</sup>在给定 BS 有源波束成形矢量情况下, 利用分数规划结合流形优化框架, 最大化用户和速率, 但该方案复杂度较大。因此, 提出了一种子载波增益最大化准则近似和速率来降低求解复杂度。这些研究表明, 使用无源波束成形可以使 RIS 反射的信号和通过直接链路传播的信号在接收机处构造性地组合, 从而显著地增强接收信号功率。

对于更具挑战性的 RIS 辅助的多输入多输出 (MIMO, multiple input multiple output) 系统的联合波束成形设计, 虽然现有工作较少, 但仍可以得到上述结论。Pan 等<sup>[10]</sup>提出了一种基于块坐标下降算法来最大化频谱效率的方案, 该方案虽然可以保证获得局部最优解, 但复杂度过高。Ning 等<sup>[11]</sup>通过和路径增益来近似频谱效率, 仿真结果表明, 该方案可以获得近乎最优的解, 但复杂度仍然较高。然而, 以上 2 种方案仅能在理想相移模型中使用, 无法扩展到实用相移中。

粒子群 (PSO, particle swarm optimization) 算法是一种群智能算法, 可处理多种非凸约束条件。因此, 提出了一种使用 PSO 算法对 RIS 的相移矩阵进行设计的方案, 该方案不仅可以对理想相移模型下的 RIS 进行优化, 也可以扩展到非理想模型。所提方案针对 RIS-MIMO 通信系统的联合波束成形问题, 利用交替优化的思想, 将原非凸问题转化为 BS 波束成形与 RIS 相移矩阵设计两个子问题。首先, 固定相移矩阵, BS 波束成形优化问题

为一个凸问题, 可通过注水功率分配得到最优解; 接着, 固定 BS 波束成形矩阵, RIS 的非凸单位模约束使优化问题难以求解, 利用 PSO 算法可解决该问题。由于标准 PSO 算法易陷入局部最优的问题, 利用自适应参数以及多种群协同优化策略, 对 PSO 算法进行了改进, 在提高算法求解精度的同时, 使 RIS 模型可以从理想模型扩展到实用模型。

## 1 信号模型和问题规划

时分双工 (TDD, time division duplex) 点对点 MIMO 系统如图 1 所示, 其中 BS 处配备  $N_b$  个天线, 通过具有  $N$  个反射单元的 RIS, 与具有  $N_u$  个天线的用户进行通信。

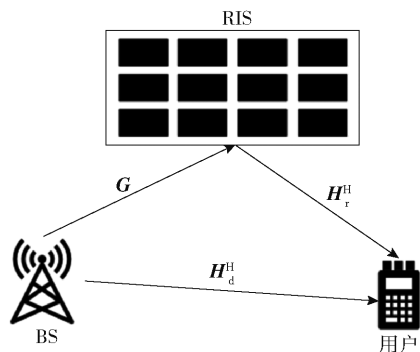


图 1 RIS-MIMO 系统模型

假设 BS 处的发射信号为  $\mathbf{S} \in \mathbb{C}^{N_s \times 1} \sim \mathcal{CN}(0, \mathbf{I}_{N_s})$ ,  $N_s$  为发射数据流数,  $\mathbf{I}_{N_s}$  为  $N_s \times N_s$  的单位矩阵, BS 处的波束成形矩阵为  $\mathbf{F} \in \mathbb{C}^{N_b \times N_s}$ , 其中  $N_s \leq N_b$ 。  $\mathbf{H}_d^H \in \mathbb{C}^{N_u \times N_b}$ ,  $\mathbf{G} \in \mathbb{C}^{N \times N_b}$  和  $\mathbf{H}_r^H \in \mathbb{C}^{N_u \times N}$  分别为从 BS 到用户、从 BS 到 RIS 和从 RIS 到用户的信道, 由于 TDD 信道的互易性, 所有信道状态信息在 BS 处是完全已知的。这可以通过文献 [12] 中的信道估计方法获得, 考虑直射和 RIS 反射两条路径, 接收信号为

$$\mathbf{y} = (\mathbf{H}_r^H \mathbf{\Theta} \mathbf{G} + \mathbf{H}_d^H) \mathbf{F} \mathbf{S} + \mathbf{n} \quad (1)$$

其中:  $\mathbf{\Theta}$  为 RIS 的相移矩阵且  $\mathbf{\Theta} = \text{diag}(\mathbf{Q})$ ,  $\mathbf{Q} = (\beta_1 e^{j\theta_1}, \beta_2 e^{j\theta_2}, \dots, \beta_n e^{j\theta_n}, \dots, \beta_N e^{j\theta_N})$  为 RIS 各单元的反射系数,  $\beta_n$  和  $\theta_n$  分别为 RIS 单元的振幅和相移,  $\mathbf{n} \sim \mathcal{CN}(0, \sigma_n^2 \mathbf{I}_{N_u})$  为零均值加性高斯噪声。假设 RIS 具有理想相移模型<sup>[4]</sup>, 即  $\beta_n = 1$ ,  $\theta_n = [0, 2\pi)$ , 定义 BS 到用户的整体信道为  $\mathbf{H}_{\text{all}}^H = \mathbf{H}_r^H \mathbf{\Theta} \mathbf{G} + \mathbf{H}_d^H$ , 则该系统的频谱效率为

$$R = \text{lb}(\det[\mathbf{I}_{N_u} + \mathbf{H}_{\text{all}}^H \mathbf{F} \mathbf{F}^H \mathbf{H}_{\text{all}}] / \sigma_n^2) \quad (2)$$

考虑 BS 的最大发射功率约束和 RIS 反射单

元的单位模约束, RIS-MIMO 联合预编码问题建模为

$$\max_{\mathbf{F}, \mathbf{Q}} \text{lb}(\det|\mathbf{I}_{N_b} + \mathbf{H}_{\text{all}}^H \mathbf{F} \mathbf{F}^H \mathbf{H}_{\text{all}} / \sigma_n^2|) \quad (3)$$

$$\text{s. t.} \quad \mathbf{H}_{\text{all}}^H = \mathbf{H}_r^H \mathbf{\Theta} \mathbf{G} + \mathbf{H}_d^H \quad (4)$$

$$\text{tr}(\mathbf{F} \mathbf{F}^H) \leq P_{\max} \quad (5)$$

$$\mathbf{\Theta} = \text{diag}(\mathbf{Q}) \quad (6)$$

$$|\mathbf{Q}(n)| = 1, \quad n = 1, 2, \dots, N \quad (7)$$

其中:  $P_{\max}$  为 BS 最大发射功率,  $\mathbf{Q}(n)$  为向量  $\mathbf{Q}$  中的第  $n$  个元素。由于式(3)中的目标函数对于  $\mathbf{Q}$  是非凸的, 且式(7)为恒模约束, 也是非凸的, 该问题难以求解。

## 2 联合波束成形设计

针对  $\mathbf{F}$  和  $\mathbf{Q}$  在目标函数中耦合的问题, 可通过交替优化技术对  $\mathbf{F}$  和  $\mathbf{Q}$  进行解耦, 该技术可有效用于联合波束成形设计<sup>[11]</sup>。

### 2.1 BS 波束成形设计

显然, 在  $\mathbf{Q}$  给定的情况下, 当 BS 发射功率最大时, 可以获得最优解, 即  $\text{tr}(\mathbf{F} \mathbf{F}^H) = P_{\max}$ 。同时为了获得最大的频谱效率, 考虑  $N_s = \text{rank}(\mathbf{H}_{\text{all}})$ 。通过奇异值分解(SVD, singular value decomposition)和注水功率分配<sup>[11]</sup>可将式(2)转化为

$$\mathbf{R} = \sum_{i=1}^{N_s} \text{lb} \left( 1 + \frac{p_i \lambda_i^2}{\sigma_n^2} \right) \quad (8)$$

其中:  $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_{N_s}$  为  $\mathbf{H}_{\text{all}}^H$  的奇异值, 对于任意给定的  $\mathbf{H}_{\text{all}}^H$ , 最佳预编码矩阵为  $\mathbf{F}^* = \mathbf{V} \mathbf{\Gamma}^{1/2}$ , 其中  $\mathbf{V}$  为  $\mathbf{H}_{\text{all}}^H$  的左奇异值矩阵,  $\mathbf{\Gamma} \triangleq \text{diag}(\mathbf{p})$  为  $N_s \times N_s$  功率分配矩阵,  $\mathbf{p} = (p_1, p_2, \dots, p_{N_s})$ ,  $p_i \geq 0$  表示分配给第  $i$  个数据流的发射功率,  $i = 1, 2, \dots, N_s$ , 可通过注水功率分配获得, 且  $\sum_{i=1}^{N_s} p_i = P_{\max}$ 。得到  $\mathbf{F}$  后, 式(3)转化为

$$\max_{\mathbf{Q}} \sum_{i=1}^{N_s} \text{lb} \left( 1 + \frac{p_i \lambda_i^2}{\sigma_n^2} \right) \quad (9)$$

$$|\mathbf{Q}(n)| = 1, \quad n = 1, 2, \dots, N \quad (10)$$

### 2.2 RIS 相移设计

在式(9)中, 由于  $\mathbf{Q}$  和  $\lambda$  之间的隐式关系, 该式仍然难以求解。将  $\mathbf{Q}(n) = e^{j\theta_n}$  带入式(9), 为

$$\max_{\mathbf{Q}} \sum_{i=1}^{N_s} \text{lb} \left( 1 + \frac{p_i \lambda_i^2}{\sigma_n^2} \right) \quad (11)$$

$$\text{s. t.} \quad 0 \leq \theta_n < 2\pi, \quad n = 1, 2, \dots, N \quad (12)$$

式(11)是一个对于连续变量  $\theta_n$  的优化问题, 可

以使用 PSO 算法进行求解。

#### 2.2.1 标准 PSO 算法

PSO 算法是通过粒子间地相互合作来搜索最优解的, 每个粒子都具有记忆性并能够与其他粒子之间进行信息传递。在 PSO 算法中, 每个粒子都有速度和位置两个属性, 位置是自变量的取值, 而速度表示自变量的变化情况。粒子位置的好坏通过适应度函数即目标函数来评估<sup>[13]</sup>。

式(11)的解空间具有  $N$  个维度, 每个粒子都是一个  $N$  维的向量, 则第  $j$  个粒子位置表示为  $\mathbf{x}_j = (x_{j,1}, x_{j,2}, \dots, x_{j,N})$ , 每个  $\mathbf{x}_j$  即为一个具体的  $\mathbf{Q}$ , 同时第  $j$  个粒子的速度表示为  $\mathbf{v}_j = (v_{j,1}, v_{j,2}, \dots, v_{j,N})$ , 粒子每次会根据上次的速度、自身及种群的历史最优位置去更新自身的速度和位置。设第  $j$  个粒子的历史最优位置为  $\mathbf{x}_{j,f}$ , 即每个粒子所搜索到最优的  $\mathbf{Q}$ , 种群的历史最优位置为  $\mathbf{g}_f$ , 即整个种群所搜索到最优的  $\mathbf{Q}$ , 第  $j$  个粒子的速度和位置更新公式为

$$\mathbf{v}_j(t+1) = \omega_1 \mathbf{v}_j(t) + c_1 \text{rand}() \circ (\mathbf{x}_{j,f} - \mathbf{x}_j(t)) + c_2 \text{rand}() \circ (\mathbf{g}_f - \mathbf{x}_j(t)) \quad (13)$$

$$\mathbf{x}_j(t+1) = \mathbf{x}_j(t) + \mathbf{v}_j(t+1) \quad (14)$$

其中:  $j \in [1, M]$ ,  $M$  为粒子数量,  $t \in [1, T]$  为迭代次数,  $T$  为最大迭代次数,  $\omega_1$  为惯性权重,  $c_1$  和  $c_2$  分别为个体学习因子和群体学习因子,  $\circ$  为哈达玛积,  $\text{rand}()$  函数返回一个 0 到 1 之间的随机数, 该随机数服从均匀分布。

基于以上所述, PSO 算法在开始时会对种群中粒子的位置进行随机初始化, 初始速度为  $\mathbf{0}$ , 并保留初始时每个粒子的  $\mathbf{x}_{j,f}$  和种群的  $\mathbf{g}_f$ 。之后通过式(13)和式(14), 更新每个粒子的速度和位置并求更新后粒子的适应度值, 并保存更新后每个粒子的  $\mathbf{x}_{j,f}$  和种群的  $\mathbf{g}_f$ , 最后判断算法是否达到终止条件, 若是, 输出  $\mathbf{g}_f$  及其对应的适应度值, 否则继续更新搜索最优解。

#### 2.2.2 改进的 PSO 算法

由于 PSO 算法更新公式简单, 种群单一, 容易陷入局部最优, 需要对 PSO 算法进行改进。

##### 1) 惯性权重 $\omega_1$ 改进

由式(13)可知,  $\omega_1$  的大小决定了粒子对原速度的保留程度。惯性权重太小, 不利于粒子做全局搜索; 而惯性权重太大, 又会降低算法的局部搜索能力。因此使用了自适应惯性权重, 第  $j$  个粒子在第  $t$  次迭代中的惯性权重为

$$\omega_{1,j}(t) = \begin{cases} \omega_{\min} + (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \left( \frac{T-t}{T} \right)^2, & f_j \leq f_{av} \\ \omega_{\max} - (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \left( \frac{t}{T} \right)^2, & f_j > f_{av} \end{cases} \quad (15)$$

其中:  $f_j$  为该粒子的适应度值,  $f_{av}$  为平均适应度值,  $\omega_1 \in [\omega_{\min}, \omega_{\max}]$ ,  $\omega_{\min}$  和  $\omega_{\max}$  分别为  $\omega_1$  的最小值和最大值, 一般在 0.2 ~ 1.5 之间取值。由式 (15) 可知, 通过二次函数使  $\omega_1$  在前期较大, 粒子可以进行全局搜索; 在粒子迭代过程中,  $\omega_1$  逐渐下降, 使得粒子在后期得以收敛。除此之外, 式 (15) 将每个粒子进行分类, 对小于平均适应度值的粒子, 其所处位置较好, 使用较小的  $\omega_1$ , 有利于进行局部搜索, 反之, 使用较大的  $\omega_1$ , 使其进行全局搜索。

### 2) 学习因子 $c_1$ 和 $c_2$ 改进

学习因子  $c_1$  和  $c_2$  分别决定了粒子本身经验信息和群体经验信息对粒子运动的影响。当  $c_1 < c_2$  时, 粒子的群体经验发挥作用更大, 容易早熟; 反之, 粒子本身经验作用更大, 使得算法不易收敛。基于此, 使用非线性函数对  $c_1$  和  $c_2$  进行动态调整, 使得在迭代前期,  $c_1$  较大,  $c_2$  较小, 粒子的全局搜索能力更强, 而在迭代后期, 局部搜索能力更强, 保证粒子可以向全局最优解靠近。

$$c_1 = c_3 \sin \left( \frac{\pi \left( \frac{T}{2} - t \right)}{T} \right) + c_4 \quad (16)$$

$$c_2 = c_3 \sin \left( \frac{\pi \left( t - \frac{T}{2} \right)}{T} \right) + c_4 \quad (17)$$

其中:  $c_3$  和  $c_4$  为预设的常数, 用来限制  $c_1$  和  $c_2$  的范围。

### 3) 多种群协同优化策略

将整个种群的  $M$  个粒子分成  $U$  个子种群, 前  $U-1$  个为基础种群。当  $t < \frac{9}{10}T$  时, 它们独立地使用 PSO 算法进行求解, 每个基础种群都有各自的最优解  $\mathbf{g}_{u,f}$ , 这样使得算法迭代前期, 粒子多样性得到了大幅提高, 降低了其陷入局部最优的概率, 最后一个种群为精英种群, 对所有基础种群中的最优粒子  $\mathbf{g}_f$  进行高斯随机扰动以增强其局部搜索能力, 并通过贪婪选择策略保留粒子位置, 高斯随机扰动公式为

$$\mathbf{x}_j(t+1) = \mathbf{g}_f + 0.1 \text{randn}() \quad (18)$$

其中  $\text{randn}()$  函数返回服从均值为 0, 方差为 1 的高

斯分布的随机数。当  $t \geq \frac{9}{10}T$  时, 各基础种群都开始

对各自的  $\mathbf{g}_{u,f}$  进行局部搜索。对于陷入局部最优的种群, 之后的迭代没有意义。因此, 令所有基础种群共用一个  $\mathbf{g}_f$ , 可以将已经陷入局部最优的种群解放出来, 使各种群协同地对  $\mathbf{g}_f$  附近区域进行搜索, 精英种群仍使用式 (18) 进行高斯随机扰动。改进后的 PSO 算法见算法 1。

#### 算法 1 改进后的 PSO 算法

输入: 总粒子数  $M$ , 最大迭代次数  $T$ , 子种群数量  $U$ , 主要算法参数:  $\omega_{\min}, \omega_{\max}, c_3, c_4$

输出:  $\mathbf{g}_f$

```

1  随机初始化每个粒子的位置及其适应度值
2  for  $t = 1 : T$  do:
3      根据式 (16) 和式 (17) 更新  $c_1, c_2$ 
4      for  $j = 1 : M$  do:
5          根据式 (15) 更新  $\omega_1$ 
6          if  $u < U$ 
7              if  $t < \frac{9}{10}T$ 
8                  根据式 (13) 更新  $\mathbf{v}_j$ 
9                  根据式 (14) 更新  $\mathbf{x}_j$ 
10             else
11                 根据式 (18) 更新  $\mathbf{x}_j$ 
12             end if
13         else
14             根据式 (18) 更新  $\mathbf{x}_j$ 
15         end if
16         更新  $\mathbf{x}_{j,f}, \mathbf{g}_{u,f}, \mathbf{g}_f$ 
17     end for
18 end for
19 return  $\mathbf{g}_f$ 
```

### 2.3 复杂度分析

对于 BS 的波束成形来说, 算法复杂度主要是由于 SVD 分解, 其复杂度为  $O(N_b N_u^2)$ 。对于 RIS 相移设计来说, 由式 (13)、式 (14) 和式 (18) 可知, PSO 算法中所有粒子的更新公式复杂度为  $O(N)$ 。每次迭代都需要求  $\mathbf{H}_{all}^H$ , 若直接进行矩阵乘法, 时间复杂度为  $O(N_b N^2 + N_b N N_u)$ , 由于  $\Theta$  为对角矩阵, 可将复杂度降为  $O(N_b N + N_b N N_u)$ 。因此, 在单次迭代中, 单个粒子的复杂度为  $O(N_b N + N_b N N_u + N)$ 。总计有  $M$  个粒子, 迭代  $T$  次。且每次计算粒子适应度时, 都需要进行 BS 波束成形。因此, 所提方案整体



复杂度为  $O(TM(N_b N + N_b N N_u + N + N_b N_u^2))$ 。

### 3 扩展到实用相移

目前,大部分 RIS 波束成形的研究都假设理想相移模型情况,即  $\beta_n = 1, \theta_n = [0, 2\pi)$ ,然而这是难以实现的。本节考虑了文献[7]中所提出的实用相移模型,即  $\beta_n$  和  $\theta_n$  不能独立调节,两者满足:

$$\beta_n(\theta_n) = (1 - \beta_{\min}) \left( \frac{\sin(\theta_n - \phi) + 1}{2} \right)^\alpha + \beta_{\min} \quad (19)$$

其中:  $\beta_{\min} \geq 0, \phi \geq 0$  和  $\alpha \geq 0$  为与特定电路实现相关的常数。图2所示为不同参数的相移模型,给出了  $\alpha = 1.0, 1.5, 2.0$  时, RIS 单元相移  $\theta_n$  和振幅  $\beta_n$  的关系曲线图,  $\beta_{\min} = 0.2$  为最小振幅,  $\phi = 0.43\pi$  为  $-\pi/2$  到  $\beta_{\min}$  的水平距离,  $\alpha$  控制函数曲线的陡度。由图可知,随着  $\alpha$  的减小,曲线越来越陡。

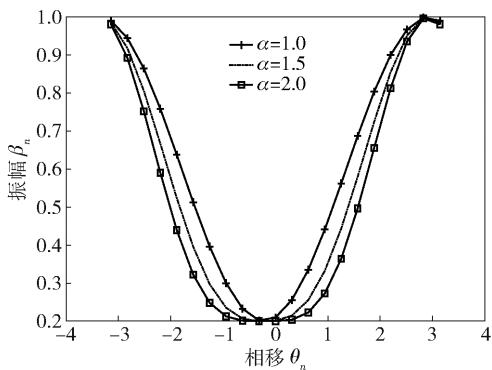


图2 不同参数下的相移模型

当  $\beta_{\min} = 1$  或  $\alpha = 0$  时,式(19)等效于理想相移模型。基于此,式(3)变为

$$\max_{F, Q} \text{lb}(\det|\mathbf{I}_{N_b} + \mathbf{H}_{\text{all}}^H \mathbf{F} \mathbf{F}^H \mathbf{H}_{\text{all}} / \sigma_n^2|) \quad (20)$$

$$\text{s. t.} \quad \mathbf{H}_{\text{all}}^H = \mathbf{H}_r^H \mathbf{\Theta} \mathbf{G} + \mathbf{H}_d^H \quad (21)$$

$$\text{tr}(\mathbf{F} \mathbf{F}^H) \leq P_{\max} \quad (22)$$

$$\mathbf{\Theta} = \text{diag}(\mathbf{Q}) \quad (23)$$

$$\mathbf{Q}(n) = \beta_n(\theta_n) e^{j\theta_n}, 0 \leq \theta_n < 2\pi \quad (24)$$

与式(3)相比,上述问题将 RIS 相移矩阵中的恒模约束替换为式(19),该问题仍然可以使用上述方案求解。

## 4 仿真分析

### 4.1 仿真参数设置

本节中所有仿真结果都是在 1 000 个不同信道实现下的平均值。其中 BS, RIS 和用户的坐标分别为  $(0, 0), (100, 0), (100, 30)$ 。设 BS-RIS 和 RIS-用

户的信道为莱斯衰落信道,莱斯因子均为 10, BS-用户的信道为瑞利衰落信道。设 BS 和用户所用天线均为线阵, RIS 为矩形阵列,天线间距为  $\lambda/2$ 。所用路径损耗模型为

$$L(d) = C_0 \left( \frac{d}{D_0} \right)^{-\gamma} \quad (25)$$

其中:  $C_0$  为参考距离  $D_0 = 1$  m 处的路径损耗,  $d$  为单个链路距离,  $\gamma$  为路径损耗指数。BS-用户、BS-RIS 以及 RIS-用户链路的路径损耗参数分别为  $\gamma_{\text{BU}} = 3.0, \gamma_{\text{BR}} = 2.0, \gamma_{\text{RU}} = 2.0$ 。其他系统参数设置为  $C_0 = -30$  dB,  $\sigma_n^2 = -80$  dBm,  $N_b = 4, N_u = 4, \phi = 0.43\pi, \alpha = 1.6$ 。相关算法参数设置为  $\omega_{\min} = 0.2, \omega_{\max} = 1.5, c_3 = 1.0, c_4 = 2.0, M = 100, U = 4$ , 种群中有 3 个为基础种群,基础种群中粒子数为 30,精英种群中粒子数为 10。

图3所示为  $N = 64$  且  $P_{\max} = 10$  dBm 时,基于 PSO 算法的波束成形方案的收敛曲线。由图可知,当  $T \geq 300$  时,频谱效率几乎不再变化,该方案收敛。因此,在下面的实验中取  $T = 300$ 。

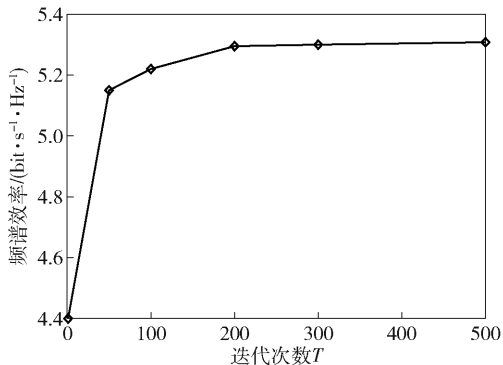


图3 改进 PSO 算法的收敛曲线

### 4.2 仿真结果分析

为了验证所提方案的性能,在理想相移情况下,采用 3 种基准方案进行对比:① 随机相移 RIS 方案,即  $\theta_n$  从  $[0, 2\pi)$  中随机选取;② 无 RIS 方案;③ 基于 SDR 的和路径增益最大化 (SPGM, sum-path-gain maximization) 方案<sup>[11]</sup>,即 SPGM-SDR 方案,该方案可以获得优异的性能增益,其复杂度主要与 RIS 单元数有关,SPGM-SDR 方案的时间复杂度为  $O(N^6)$ ,而所提方案的复杂度仅与  $N$  呈线性关系。

图4所示为 4 种方案在  $N = 64$  时,频谱效率与发射功率之间的关系。由图4可知,与无 RIS 方案相比,随机相移 RIS 方案对系统容量的增益几乎可以忽略,而使用所提方案可以大幅提高系统的频谱

效率,这证明了无源波束成形方案的有效性。同时,所提方案略高于 SPGM-SDR 方案的性能。在  $P_{\max} = 10 \text{ dBm}$  时,无 RIS 方案和使用随机相移方案的频谱效率为  $4.1 \text{ bit} \cdot \text{s}^{-1} \cdot \text{Hz}^{-1}$ ,而使用所提方案的频谱效率达到了  $5.3 \text{ bit} \cdot \text{s}^{-1} \cdot \text{Hz}^{-1}$ ,提升了约 30%。

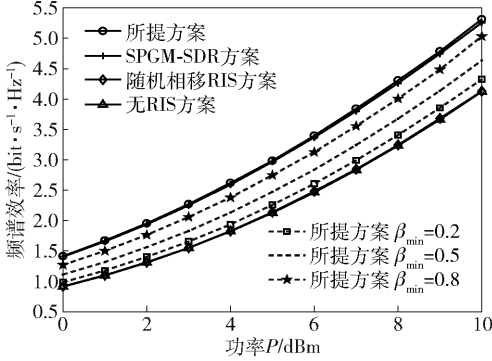


图 4 4 种方案在理想相移下及所提方案在不同  $\beta_{\min}$  实用相移下频谱效率随发射功率变化的对比

此外,将所提方案应用于  $\beta_{\min} = 0.8, 0.5$  和  $0.2$  的实用相移情况下,其频谱效率随发射功率变化也如图 4 所示。由图可知,实用相移会造成一定的性能损失,例如,  $P_{\max} = 10 \text{ dBm}$  时,随着  $\beta_{\min}$  的减小,频谱效率分别为  $5.0 \text{ bit} \cdot \text{s}^{-1} \cdot \text{Hz}^{-1}$ ,  $4.6 \text{ bit} \cdot \text{s}^{-1} \cdot \text{Hz}^{-1}$ ,  $4.3 \text{ bit} \cdot \text{s}^{-1} \cdot \text{Hz}^{-1}$ 。这是因为  $\beta_{\min}$  为最小反射振幅,该值越小,经过 RIS 反射后能量衰减越大,使得频谱效率下降。但与无 RIS 和随机相移 RIS 方案相比,所提方案仍能获得一定的性能增益。

为了更具一般性,图 5 所示为  $P_{\max} = 10 \text{ dBm}$  时,4 种方案在理想相移下及所提方案在不同  $\beta_{\min}$  实用相移下,频谱效率随 RIS 单元数  $N$  变化的趋势。由图 5 可知,不论是理想相移还是实用相移,随着  $N$  的增加,频谱效率也都在逐渐增大。这是因为  $N$  越大,聚集到接收端的信号能量越大,从而使得频谱效率增益变大。与无 RIS 方案和随机相移 RIS 方案相比,当  $N = 20$  时,所提方案的频谱效率增益仅为 10%,而当  $N = 80$  时,频谱效率增益上升到了 35%。此外,SPGM-SDR 方案使用了 SPGM 来近似频谱效率,使得该方案只能获得次优解,而所提方案通过 PSO 算法可以在整个可行域进行搜索,从而获得更优质的解。当  $N > 20$  时,即使在  $\beta_{\min} = 0.8, 0.5$  和  $0.2$  的实用相移的情况,与无 RIS 方案和随机相移 RIS 方案相比,所提方案仍可以获得明显的频谱效率增益。

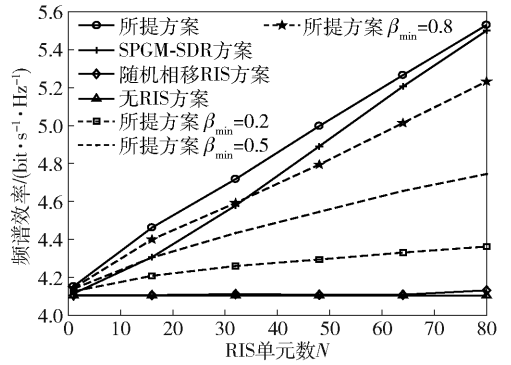


图 5 4 种方案在理想相移下及所提方案在不同  $\beta_{\min}$  实用相移下频谱效率随 RIS 单元数  $N$  变化的对比

## 5 结束语

提出了一种新的用于 RIS-MIMO 系统的联合波束成形方案,以最大化系统的频谱效率。该方案通过交替优化思想,将原问题分解为 BS 波束成形和 RIS 相移设计两个子问题。利用自适应参数和多种群协同优化策略对 PSO 算法进行改进,并将改进后的算法应用于 RIS 相移设计中,使得所提方案可以扩展到不同的 RIS 模型中。实验结果表明,无论是在理想相移还是实用相移情况下,使用所提方案都能有效地提升系统的频谱效率。

## 参考文献:

- [1] XIA S, CHEN X, YIN H. DFT based compression algorithm for configuration coefficients of reconfigurable intelligent surface [C] // 2021 13th International Conference on Wireless Communications and Signal Processing (WCSP). Piscataway, NJ: IEEE Press, 2021: 1-5.
- [2] DI RENZO M, NTONTIN K, SONG J, et al. Reconfigurable intelligent surfaces vs. relaying: differences, similarities, and performance comparison [J]. IEEE Open Journal of the Communications Society, 2020, 1: 798-807.
- [3] WANG J, LIANG Y C, JOUNG J, et al. Joint beamforming and reconfigurable intelligent surface design for two-way relay networks [J]. IEEE Transactions on Communications, 2021, 69(8): 5620-5633.
- [4] WU Q, ZHANG R. Intelligent reflecting surface enhanced wireless network: joint active and passive beamforming design [C] // 2018 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM). Piscataway, NJ: IEEE Press, 2018: 1-6.
- [5] YU X, XU D, SCHÖBER R. Optimal beamforming for MI-

- SO communications via intelligent reflecting surfaces[C]//2020 IEEE 21st International Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communications (SPAWC). Piscataway, NJ: IEEE Press, 2020: 1-5.
- [6] HUANG C, ZAPPONE A, ALEXANDROPOULOS G C, et al. Reconfigurable intelligent surfaces for energy efficiency in wireless communication[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2019, 18(8): 4157-4170.
- [7] ABEYWICKRAMA S, ZHANG R, WU Q, et al. Intelligent reflecting surface: practical phase shift model and beamforming optimization[J]. IEEE Transactions on Communications, 2020, 68(9): 5849-5863.
- [8] YANG Y, ZHANG S, ZHANG R. IRS-enhanced OFDMA: joint resource allocation and passive beamforming optimization[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2020, 9(6): 760-764.
- [9] FENG K, LI X, HAN Y, et al. Joint beamforming optimization for reconfigurable intelligent surface-enabled MISO-OFDM systems[J]. China Communications, 2021, 18(3): 63-79.
- [10] PAN C, REN H, WANG K, et al. Multicell MIMO communications relying on intelligent reflecting surfaces[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2020, 19(8): 5218-5233.
- [11] NING B, CHEN Z, CHEN W, et al. Beamforming optimization for intelligent reflecting surface assisted MIMO: a sum-path-gain maximization approach[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2020, 9(7): 1105-1109.
- [12] ZEGRAR S E, AFEF L, ARSLAN H. Reconfigurable intelligent surface (RIS): eigenvalue decomposition-based separate channel estimation[C]//2021 IEEE 32nd Annual International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications (PIMRC). Piscataway, NJ: IEEE Press, 2021: 1-6.
- [13] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization[C]//Proceedings of ICNN 95-International Conference on Neural Networks. New York: IEEE, 1995: 1942-1948.