

文章编号:1007-5321(2025)05-0136-08

DOI:10.13190/j.jbupt.2024-129

分布式 IRS 辅助 MIMO 系统用户选择和波束赋形技术研究

邢智童¹, 程祖钊¹, 吴广富^{1,2}, 李云^{1,2}, 梁吉申^{1,3}

(1. 重庆邮电大学 通信与信息工程学院, 重庆 400065; 2. 重庆邮电大学 计算机科学与技术学院, 重庆 400065;

3. 陆军工程大学 通信士官学校, 重庆 400035)

摘要: 在第6代移动通信(6G)系统中,智能反射面(IRS)通过实时调整无线传输环境提高无线传输效率。在分布式 IRS 辅助多输入多输出(MIMO)系统中,当用户数量远大于基站(BS)的天线数量时,如何联合优化用户选择和波束赋形以降低 BS 的发送功率,对绿色通信发挥重要作用。为此,在满足用户服务质量的前提下,联合优化用户选择、BS 波束赋形向量和分布式 IRS 的相移矩阵,以 BS 发送功率最小化为优化目标建立模型。为简化该模型,将其解耦成2个迭代的子问题,以逼近原问题的最优解。首先,利用人工蜂群(ABC)算法和2阶锥规划(SOCP)求解最优用户选择策略和 BS 波束赋形向量。然后,采用半正定松弛(SDR)方法优化 IRSs 的相移矩阵。仿真结果表明,所提算法不仅具有很好的收敛性,而且能有效降低 BS 的发射功率。

关键词: 智能反射面; 多输入多输出; 波束赋形

中图分类号: TN929.5

文献标志码: A

Research on Cooperative User Selection and Beamforming Techniques in Distributed IRS Assisted MIMO Systems

XING Zhitong¹, CHENG Zuzhao¹, WU Guangfu^{1,2}, LI Yun^{1,2}, LIANG Jishen^{1,3}

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

2. School of Computer Science and Technology, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China;

3. Communication Cadet Cops, Army Engineering University, Chongqing 400035, China)

Abstract: In the sixth generation (6G) mobile communication system, intelligent reflecting surfaces (IRS) enhance wireless transmission efficiency by dynamically adjusting the wireless propagation environment. In distributed IRS-assisted multiple-input multiple-output (MIMO) systems, when the number of users significantly exceeds the number of antennas at the base station (BS), the joint optimization of user selection and beamforming is crucial for reducing BS transmission power and promoting green communication. To address this, a model is established with the objective of minimizing BS transmission power by jointly optimizing user selection, BS beamforming vectors, and phase shift matrices of distributed IRSs while ensuring user quality of service (QoS). To simplify the model, it is decoupled into two subproblems that are iteratively optimized to approximate the optimal solution of the

收稿日期: 2024-06-12

基金项目: 国家自然科学基金项目(62301100); 重庆市教委科学技术研究计划项目青年项目(KJQN202200606, KJQN202300638); 重庆市自然科学基金项目(CSTB2024NSCQ-MSX0210, CSTB2024NSCQ-QCXMX0063, CSTC2024YJCJH-BGZXM003)

作者简介: 邢智童(1992—), 男, 讲师, 硕士生导师。

通信作者: 李云(1974—), 男, 教授, 博士生导师, 邮箱: liyun@cqupt.edu.cn。

original problem. First, the artificial bee colony (ABC) algorithm and second-order cone programming (SOCP) are employed to determine the optimal user selection strategy and BS beamforming vectors. Then, the phase shift matrices of the IRSs are optimized using the semidefinite relaxation (SDR) method. Simulation results demonstrate that the proposed algorithm not only achieves good convergence but also effectively reduces the transmission power of the BS.

Key words: intelligent reflecting surface; multiple-input multiple-output; beamforming

随着人们对通信质量要求和用户体验的不断提高,针对第 6 代移动通信(6G, sixth generation)的研究也正在如火如荼的展开。相对于 5G 通信系统,6G 可以提供海量设备接入、超高流量、超低时延和超高可靠性等服务^[1]。虽然现代无线通信新技术,如超密集网络(UDN, ultra-dense network)、大规模多输入多输出(MIMO, multiple-input multiple-output)和毫米波(mmWave, millimeter wave)技术都可以有效提高系统吞吐量,但是这些技术仍然受到硬件成本和能耗的制约。例如,密集部署基站(BS, base station)不仅增加了硬件支出和维护成本,也加剧了网络干扰。大规模 MIMO 技术需要在 BS 端配备大量的天线和有源射频(RF, radio frequency)链来实现更高的频谱效率,从而增加了能耗和硬件成本。此外,毫米波更容易被室内家具、墙壁等阻碍。同时,毫米波通信系统需要更复杂混合预编码的射频链。智能反射面(IRS, intelligent reflecting surface)辅助无线通信被认为是解决上述问题最有前景的关键性技术。IRS 是一种低成本的无源人造超表面,具有可编程电磁特性,通过实时调控大量的移相器获得理想的无线传播环境,从而达到改善无线通信质量、提升网络频谱效率、能源效率和覆盖范围等目的^[2]。此外,多个 IRS 可以很容易地安装在建筑物的墙壁和天花板上,并易与蜂窝 MIMO 系统集成。相比 5G 网络技术,IRS 具有体积小、能耗低、易于布置等显著优势而受到广泛关注^[3]。

IRS 作为一种无源设备,其大规模部署产生的能耗有望低于使用大规模 MIMO 天线、中继等有源设备。目前,已有不少关于 IRS 辅助的无线系统的低功耗研究。Bai 等^[4]研究了一种 IRS 辅助绿色多用户下行通信系统,同时优化 IRS 位置、BS 的主动波束赋形和 IRS 的被动波束赋形以最小化 BS 的总发射功率,提出了一种离线-在线混合信道状态信息(CSI, channel state information)的优化框架来解决上述问题。Zhou 等^[5]将信道建模为随机过程,在满足用户服务质量(QoS, quality of service)以及所

有可能的信道误差的前提下最小化 BS 的发射功率。Vaishali 等^[6]主要研究 IRS 辅助的 MIMO 太赫兹通信系统性能,提出基于压缩感知(CS, compressed sensing)的接收机设计,利用 IRS 信号匹配测量矩阵降低接收机复杂度和功耗,推导出平均符号错误率表达式。仿真结果表明,该非对角结构矩阵性能优于现有矩阵,并且系统对信道状态信息误差具有鲁棒性,可提升通信距离和能量效率。Huang 等^[7]研究了 IRS 辅助 MIMO 系统的能量效率最大化问题,引入了特定场景下 IRS 系统的功率开销模型,这种功率开销来源于 IRS 本身对反射单元调节所产生的功率消耗。在此基础上,提出了一种交替优化方法来解决能效最大化问题,其中分别使用梯度下降(GD, gradient descent)和分式规划(FP, fractional programming)来求解 IRS 的相移系数和 BS 的功率分配。仿真结果表明,IRS 辅助下的系统能效要远好于传统有源中继参与下的通信系统。

另外,随着全球移动互联网的快速发展,移动宽带用户数量呈现爆发式增长,海量通信设备接入网络,需要解决的主要技术挑战就是如何有效管理网络资源。现有研究工作大多考虑 BS 位于小区中心,并且 BS 能同时服务小区内所有用户。然而,当小区边缘区域存在大量用户时,且用户数量远远大于 BS 端天线数量,则 BS 不可能在相同的时频资源下服务所有用户。因此,应根据 BS 端天线数量适当选择用户,以最大限度地提高系统性能。尽管许多研究人员已经在没有 IRS^[8]的蜂窝网络中进行了 BS 波束赋形和用户选择的联合设计,但这些算法不可能应用于 IRS 辅助的网络,因为对于选定的用户,可以通过控制 IRS 元素的幅值和相位来重新配置信道。由于 BS 波束赋形、IRS 相移和用户选择在优化问题中是耦合的,因此联合优化 BS 波束赋形、IRS 相移和用户选择是具有挑战性的。Wei 等^[9]提出一种多 IRS 辅助多用户通信中简化被动波束成形的优化方案,通过选择信道条件最佳的用户作为唯一活动发射机,将问题简化为单用户被动波束成形,采用

基于半正定松弛法(SDR, semidefinite relaxation)的联合优化和交替优化方法,通过蒙特卡罗仿真验证了该方案的优越性。Ai-Hilo 等^[10]基于深度强化学习(DRL, deep reinforcement learning)的优化框架优化 IRS 辅助车辆通信系统中的用户选择、时间资源分配和 IRS 相移。根据已有文献的调研,目前有关 IRS 辅助通信系统中,特别是多 IRS 辅助通信系统,联合优化用户选择和波束赋形技术的研究较少。因此,研究分布式 IRS 辅助 MIMO 通信系统联合用户选择和波束赋形技术是十分必要的,笔者基于分布式 IRS 辅助 MIMO 系统,研究了边缘热点区域的用户选择和波束赋形技术,主要工作如下。

1) 针对热点区域中,小区边缘用户数量远远大于 BS 端的天线数量情况,探索一种符合 IRS 网络的用户选择策略和波束赋形优化方法。考虑用户的 QoS 约束,IRSs 相移约束,通过联合优化 BS 波束赋形向量、IRSs 相移矩阵和用户选择策略,最小化 BS 的发射功率,建立分布式 IRS 辅助 MIMO 系统的下行用户选择模型。

2) 原问题是一个 BS 波束赋形向量、IRSs 相移矩阵和用户选择向量耦合的非凸优化问题,很难直接对其进行求解。为了求解该问题,利用交替优化的方法将该优化问题解耦成 2 个子问题,首先固定 IRSs 相移,利用人工蜂群算法和 2 阶锥规划(SOCP, second-order cone programming)求解用户选择策略和 BS 波束赋形向量;然后再固定用户选择向量和波束赋形向量,采用半正定松弛方法求解 IRSs 相移矩阵,直至目标函数收敛。

3) 仿真结果表明,笔者提出的算法具有很好的收敛性。与基准算法相比,所提出的算法实现了更低的发射功率,能有效提升系统性能。

1 系统模型

考虑分布式 IRS 辅助的多用户下行链路系统,其中部署 L 个 IRS 辅助从 BS 到 1 组 K 个单天线用户的通信,BS 配备 M 根天线,每个 IRS 配备 N 个反射单元。每个 IRS 应该部署在合理位置,使得其与 BS 和用户之间存在视距(LoS, line of sight)路径,以便更好地辅助通信,系统模型如图 1 所示。

假设一个拥挤的热点场景,存在许多小区边缘用户,其数量远远大于 BS 端天线的数量,即 $K \gg M$,其中每个 IRS 都通过 1 个控制器与 BS 相连。定义 IRS 集合为 $\forall l \in \mathcal{L} \triangleq \{1, 2, \dots, L\}$,用户集合为 $\forall k \in$

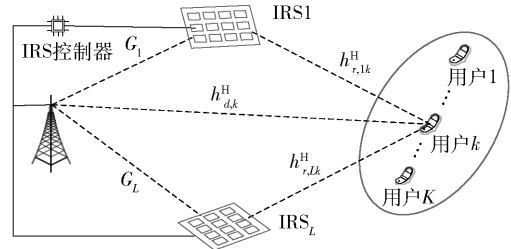


图1 分布式 IRS 辅助热点区域系统模型

$\mathcal{K} \triangleq \{1, 2, \dots, K\}$, 每个 IRS 的反射单元集合为 $\forall n \in \mathcal{N} \triangleq \{1, 2, \dots, N\}$, 定义 $\Theta_l = \text{diag}(\theta_{l,1}, \theta_{l,2}, \dots, \theta_{l,N})$ 为第 l 个 IRS 的相移矩阵, 其中 $\theta_{l,n} = e^{j\phi_{l,n}}$, $\phi_{l,n} \in [0, 2\pi)$ 表示第 l 个 IRS 的第 n 个反射单元相移。 $G_l \in \mathbb{C}^{N \times M}$, $\mathbf{h}_{d,l,k}^H \in \mathbb{C}^{1 \times M}$ 和 $\mathbf{h}_{r,l,k}^H \in \mathbb{C}^{1 \times N}$ 分别表示 BS 到第 l 个 IRS、BS 到第 k 个用户和第 l 个 IRS 到第 k 个用户的信道。考虑准静态平坦衰落模型,信道在相干时间内保持不变。为了获得空间复用增益,BS 需要在天线数量的范围内选择用户。因为 $K \gg M$,为了充分利用系统的时频资源,假设 BS 在每个时频资源块内只能为 K 个通信用户中的 M 个用户提供服务。为此,定义满足条件的 2 元选择向量 $\mathbf{c} = \{\mathbf{c}_1, \mathbf{c}_2, \dots, \mathbf{c}_K\}^T$ 为

$$\mathbf{c}_k = \begin{cases} 1, & \text{用户 } k \text{ 被选择} \\ 0, & \text{用户 } k \text{ 未被选择} \end{cases} \quad (1)$$

并且满足

$$\sum_{k \in \mathcal{K}} \mathbf{c}_k = M \quad (2)$$

第 k 个用户收到的信号 y_k 可以表示为

$$y_k = \left(\mathbf{h}_{d,k}^H + \sum_{l=1}^L \mathbf{h}_{r,l,k}^H \Theta_l G_l \right) \sum_{k=1}^K \mathbf{c}_k \mathbf{w}_k s_k + n_k \quad (3)$$

其中 s_k 是 BS 发送给第 k 个用户的信息,其满足均值为 0,方差为 1。 $\mathbf{w}_k \in \mathbb{C}^{M \times 1}$ 是第 k 个用户的波束赋形向量, $n_k \sim \text{CN}(0, \sigma_k^2)$ 表示用户接收机的加性高斯白噪声。基于式(3),可以得到第 k 个用户的信干噪比(SINR, signal to interference plus noise ratio)为

$$S_{\text{INR}k} = \frac{\mathbf{c}_k \left| \left(\mathbf{h}_{d,k}^H + \sum_{l=1}^L \mathbf{h}_{r,l,k}^H \Theta_l G_l \right) \mathbf{w}_k \right|^2}{\sum_{j=1, j \neq k}^K \mathbf{c}_j \left| \left(\mathbf{h}_{d,k}^H + \sum_{l=1}^L \mathbf{h}_{r,l,k}^H \Theta_l G_l \right) \mathbf{w}_j \right|^2 + \sigma_k^2} \quad (4)$$

通过联合优化 BS 发射波束赋形向量、IRSs 的相移矩阵和用户选择策略,使 BS 的总发射功率最小,并且满足每个用户的信干噪比约束。因此,分布

式 IRS 辅助多用户的用户选择模型可以建模为

$$\text{P1} \min_{\mathbf{c}_k, \boldsymbol{\theta}_l, \mathbf{w}_k} \sum_{k=1}^K \mathbf{c}_k \|\mathbf{w}_k\|^2 \quad (5)$$

$$\text{s. t. } S_{\text{INR}k} \geq \gamma_k, \forall k \in \mathcal{K} \quad (5a)$$

$$|\theta_{l,n}| = 1, \forall l \in \mathcal{L}, \forall n \in \mathcal{N} \quad (5b)$$

$$\mathbf{c}_k \in \{0, 1\} \quad (5c)$$

$$\sum_{k \in \mathcal{K}} \mathbf{c}_k = M \quad (5d)$$

其中:式(5a)是用户的最小信干噪比约束,式(5b)是分布式 IRS 的相移约束,式(5c)和式(5d)是用户选择向量约束。

2 用户选择和波束赋形算法设计

上述优化问题的优化变量之间高度耦合,并且包括复杂的 0-1 规划和恒模非凸约束条件,很难直接使用现有算法来获得该优化问题的全局最优解,因此采用交替迭代优化求解该问题。具体思路如下:先固定 IRSs 相移 $\boldsymbol{\theta}_l, \forall l$,通过人工蜂群算法和 2 阶锥规划推导出最优用户选择策略和 BS 波束赋形向量;再固定用户选择向量 \mathbf{c}_k 和 BS 波束赋形向量 \mathbf{w}_k ,利用半正定松弛的方法得到 IRSs 的相移,重复上述步骤,直至目标函数收敛。

2.1 在给定 $\boldsymbol{\theta}_l, \forall l$ 的情况下优化 \mathbf{c}_k 和 \mathbf{w}_k

首先,当给定 IRSs 相移 $\boldsymbol{\theta}_l, \forall l$,此时优化问题变为

$$\text{P2} \min_{\mathbf{w}_k, \mathbf{c}_k} \sum_{k=1}^K \mathbf{c}_k \|\mathbf{w}_k\|^2 \quad (6)$$

$$\text{s. t. } (5a), (5c) - (5d)$$

上述问题仍是一个复杂的 0-1 优化问题,基于人工蜂群算法可以求解最优用户选择向量。在人工蜂群算法的过程中,需要计算蜜源的适应值,蜜源是符合优化问题的可行解,蜜源的适应值是指 BS 选择该蜜源后,满足所选用户 QoS 约束的 BS 最小发射功率的倒数。当选择该蜜源后,BS 的最小发射功率优化问题可以表示为

$$\text{P3} \min_{\mathbf{w}_k} \sum_{k=1}^{K^{\text{opt}}} \|\mathbf{w}_k\|^2 \quad (7)$$

$$\text{s. t. } \frac{|\mathbf{h}_k^H \mathbf{w}_k|^2}{\sum_{j=1, j \neq k}^{K^{\text{opt}}} |\mathbf{h}_k^H \mathbf{w}_j|^2 + \sigma_k^2} \geq \gamma_k, \forall k = 1, 2, \dots, K^{\text{opt}} \quad (7a)$$

其中: $\mathbf{h}_k^H = \mathbf{h}_{d,k}^H + \sum_{l=1}^L \mathbf{h}_{r,lk}^H \boldsymbol{\theta}_l \mathbf{G}_l$, K^{opt} 为该蜜源选择的用户数。上述问题可以采用基于 SOCP 有效求

解^[11]。具体来说,优化问题 P3 中,目标函数(7)是凸函数,只需对 QoS 约束式(7a)进行变形为凸约束即可,由于 SINR 中需要取绝对值,因此 \mathbf{w}_k 加入相位旋转 $e^{j\theta_k} \mathbf{w}_k$ 后对 SINR 没有影响,因此可以使用该技巧,将内积 $\mathbf{h}_k^H \mathbf{w}_k$ 通过相位旋转为正实数,即 $\sqrt{|\mathbf{h}_k^H \mathbf{w}_k|^2} = \mathbf{h}_k^H \mathbf{w}_k \geq 0$, 因此有

$$\begin{aligned} |\mathbf{h}_k^H \mathbf{w}_k|^2 &\geq \sum_{j=1, j \neq k}^{K^{\text{opt}}} \gamma_k |\mathbf{h}_k^H \mathbf{w}_j|^2 + \gamma_k \sigma_k^2 \Rightarrow \\ \frac{1}{\gamma_k \sigma_k^2} |\mathbf{h}_k^H \mathbf{w}_k|^2 &\geq \sum_{j=1, j \neq k}^{K^{\text{opt}}} \frac{1}{2} |\mathbf{h}_k^H \mathbf{w}_j|^2 + 1 \Rightarrow \\ \frac{1}{\sqrt{\gamma_k \sigma_k^2}} R(\mathbf{h}_k^H \mathbf{w}_k) &\geq \sqrt{\sum_{j=1, j \neq k}^{K^{\text{opt}}} \frac{1}{2} |\mathbf{h}_k^H \mathbf{w}_j|^2 + 1} \end{aligned} \quad (8)$$

将 QoS 约束转化为 1 个 2 阶锥约束,问题 P3 可以用 Matlab 的凸优化工具箱 (CVX, convex optimization toolbox) 求解。对于每一个蜜源,都可以通过求解优化问题 P3 得到相应 BS 的发射功率,将功率的倒数作为该蜜源的适应值。另外,假设蜜源数量的总数为 N_s ,在得到蜜源的适应值集合 $\{f_1, f_2, \dots, f_{N_s}\}$ 后,每个观察蜂阶段,需要以一定的概率选择 1 个蜜源。假设蜜源 $x \in \{1, 2, \dots, N_s\}$ 被选中的概率为

$$P_{r,x} = \frac{f_x}{\sum_{m=1}^{N_s} f_m} \quad (9)$$

BS 执行人工蜂群算法的步骤如下。

步骤 1 对于 BS,本算法随机生成蜜源矩阵 $\text{nec_source} \in J^{N_s \times K}$ 。其中, $J \in \{0, 1\}$ 表示蜜源矩阵中元素的定义域。当蜜源矩阵中的元素取 0 时,表示 BS 不选择该用户进行数据传输;当蜜源矩阵中的元素取 1 时,表示 BS 选择该用户进行数据传输。

步骤 2 在初始化阶段,根据给定的 IRSs 相移 $\boldsymbol{\theta}_l, \forall l$,信道矩阵和每个蜜源的用户选择情况,对初始化的蜜源进行计算,得到适应值的集合。根据每个蜜源的用户选择情况,对优化问题 P3 进行求解,得到满足当前用户信干噪比约束的波束赋形向量,并求得功率的倒数,即计算出蜜源的适应值,并找到最小适应值及其对应的蜜源位置。

步骤 3 在雇佣蜂阶段,每只雇佣蜂都会随机产生 1 个新的蜜源。对优化问题 P3 进行求解,得到满足当前用户信干噪比的波束赋形向量,并求得功率的倒数,计算出新的蜜源的适应值。如果新蜜源

的适应值大于原始蜜源适应值的最小值,那么用新蜜源替换原先适应值最小的蜜源。

步骤 4 在观察蜂阶段,每只观察蜂根据式(9)计算的概率选择 1 个蜜源。在选定的蜜源中,随机选择 1 个值为 1 和 1 个值为 0 的元素进行改变,将值为 1 的元素改为 0,将值为 0 的元素改为 1。根据优化问题 P3 求解出新蜜源的适应值,并与原蜜源的适应值进行比较。如果新蜜源的适应值大于原蜜源的适应值,则用新蜜源替换原蜜源。如果新蜜源的适应值小于原蜜源的适应值,则不进行替换。如果某个蜜源经过 Limit 次选择后仍未被替换,那么将该蜜源丢弃,并随机生成 1 个新的蜜源。

步骤 5 在所有过程完成后,将选择具有最大适应值的蜜源作为输出值。

2.2 在给定 c_k 和 w_k 的情况下优化 $\Theta_l, l \in \mathcal{L}$

令 $\mathbf{h}_{d,k}^H + \sum_{l=1}^L \mathbf{h}_{r,lk}^H \Theta_l \mathbf{G}_l = \mathbf{h}_{d,k}^H + \mathbf{h}_{r,k}^H \Theta \mathbf{G}$, 其中 $\mathbf{h}_{r,k} = [\mathbf{h}_{r,1k}^H, \mathbf{h}_{r,2k}^H, \dots, \mathbf{h}_{r,Lk}^H] \in \mathbb{C}^{1 \times NL}$, $\Theta = \text{bd}(\Theta_1, \Theta_2, \dots, \Theta_L) \in \mathbb{C}^{NL \times NL}$ 为对角分块矩阵。 $\mathbf{G} = [\mathbf{G}_1^H, \mathbf{G}_2^H, \dots, \mathbf{G}_L^H]^H \in \mathbb{C}^{NL \times M}$ 。对于给定的 c_k 和 w_k , 优化问题可以表示为

$$\text{P4 Find } \Theta \quad (10)$$

$$\text{s. t. } \frac{|(\mathbf{h}_{d,k}^H + \mathbf{h}_{r,k}^H \Theta \mathbf{G}) \mathbf{w}_k|^2}{\sum_{j=1, j \neq k}^{K^{\text{opt}}} |(\mathbf{h}_{d,k}^H + \mathbf{h}_{r,k}^H \Theta \mathbf{G}) \mathbf{w}_j|^2 + \sigma_k^2} \geq \gamma_k, \quad \forall k = 1, 2, \dots, K^{\text{opt}} \quad (10a)$$

$$|\theta_{l,n}| = 1, \forall l \in \mathcal{L}, \forall n \in \mathcal{N} \quad (10b)$$

令 $\mathbf{h}_{d,k}^H \mathbf{w}_j = b_{k,j}$, $\mathbf{v} = [\theta_{1,1}, \theta_{1,2}, \dots, \theta_{L,N}]^H \in \mathbb{C}^{NL \times 1}$, $\mathbf{a}_{k,j} = \text{diag}(\mathbf{h}_{r,k}^H) \mathbf{G} \mathbf{w}_j \in \mathbb{C}^{NL \times 1}$, 因此可以得到 $\mathbf{h}_{r,k}^H \Theta \mathbf{G} \mathbf{w}_j = \mathbf{v}^H \mathbf{a}_{k,j}$, 故优化问题可以转化为

$$\text{P5 Find } \mathbf{v} \quad (11)$$

$$\text{s. t. } \frac{|b_{k,k} + \mathbf{v}^H \mathbf{a}_{k,k}|^2}{\sum_{j=1, j \neq k}^{K^{\text{opt}}} |b_{k,j} + \mathbf{v}^H \mathbf{a}_{k,j}|^2 + \sigma_k^2} \geq \gamma_k, \quad \forall k = 1, 2, \dots, K^{\text{opt}} \quad (11a)$$

$$|\mathbf{v}_n| = 1, \forall n = 1, 2, \dots, NL \quad (11b)$$

上述问题可以看作要找 1 个满足约束条件的 \mathbf{v} 就可以了。可以通过 SDR 技术求解,具体来讲,上述问题可以展开为

$$\text{P6 Find } \bar{\mathbf{v}} \quad (12)$$

$$\text{s. t. } \bar{\mathbf{v}}^H \mathbf{R}_{k,k} \bar{\mathbf{v}} + |b_{k,k}|^2 \geq \gamma_k \sum_{j=1, j \neq k}^{K^{\text{opt}}} \bar{\mathbf{v}}^H \mathbf{R}_{k,j} \bar{\mathbf{v}} +$$

$$\gamma_k \left(\sum_{j=1, j \neq k}^{K^{\text{opt}}} |b_{k,k}|^2 + \sigma_k^2 \right), \forall k = 1, 2, \dots, K^{\text{opt}} \quad (12a)$$

$$|\bar{\mathbf{v}}_n| = 1, \forall n = 1, 2, \dots, NL + 1 \quad (12b)$$

其中: $\mathbf{R}_{k,j} = \begin{bmatrix} \mathbf{a}_{k,j} \mathbf{a}_{k,j}^H & \mathbf{a}_{k,j} b_{k,j}^H \\ \mathbf{a}_{k,j}^H b_{k,j} & 0 \end{bmatrix}$, $\bar{\mathbf{v}} = \begin{bmatrix} \mathbf{v} \\ t \end{bmatrix}$, $t \in \{1, -1\}$, 是 1 个常数标量。进一步地,引入辅助变量 $\mathbf{V} = \bar{\mathbf{v}} \bar{\mathbf{v}}^H$, 将上述优化问题转换为

$$\text{P7 Find } \mathbf{V} \quad (13)$$

$$\text{s. t. } \text{tr}(\mathbf{R}_{k,k} \mathbf{V}) + |b_{k,k}|^2 \geq \gamma_k \sum_{j=1, j \neq k}^{K^{\text{opt}}} \text{tr}(\mathbf{R}_{k,j} \mathbf{V}) +$$

$$\gamma_k \left(\sum_{j=1, j \neq k}^{K^{\text{opt}}} |b_{k,k}|^2 + \sigma_k^2 \right), \forall k = 1, 2, \dots, K^{\text{opt}} \quad (13a)$$

$$\mathbf{V}_{n,n} = 1, \forall n = 1, 2, \dots, NL + 1 \quad (13b)$$

$$\mathbf{V} \geq 0 \quad (13c)$$

$$\text{rank}(\mathbf{V}) = 1 \quad (13d)$$

显然,除了式(13d)这个约束以外,整个问题是一个凸优化问题。因此,可以通过先松弛掉秩为 1 这个约束条件,然后通过凸优化工具箱 CVX 求解 \mathbf{V} , 进一步通过高斯随机化的方法从 \mathbf{V} 中得到原问题的可行解^[12]。

算法的总体复杂度主要是对子优化问题求解。对于 w_k 的计算,迭代次数为 $\sqrt{2M}$, 每次迭代的复杂度为 $O(M^4)$; 根据文献[13], 基于 SDR 更新 Θ_l 复杂度为 $O(NL)^{3.5}$; 人工蜂群算法的复杂度主要取决于蜜源、雇佣蜂、侦察蜂的数量和循环的次数。因此,所提算法总体的复杂度为 $O((R(N_s + N_{rb} + N_{hb})M^{3.5} + (NL)^{3.5})I)$, 其中 N_s, N_{hb} 和 N_{rb} 分别为蜂群算法的蜜源、雇佣蜂和侦察蜂的数量, R 为人工蜂群算法的循环次数, I 表示交替优化的迭代次数。

3 仿真实验结果与分析

仿真场景如图 2 所示,在仿真实例中包括 1 个 BS、 L 个 IRS 和 K 个用户,对分布式 IRS 辅助 MIMO 系统中所有参数进行初始化。

仿真场景考虑 1 个 3 维坐标的单小区网络系统,其中 BS 位于网络的中心,坐标为 (0 m, 0 m, 25 m)。为了减少用户之间的干扰,每个 IRS 应当部署在相对于 BS 的不同方向上。第 l 个 IRS 的坐标为 $(d_1 \left(\cos \left(\frac{2\pi l}{L} \right) \right), d_1 \left(\sin \left(\frac{2\pi l}{L} \right) \right), 10 \text{ m})$, d_1

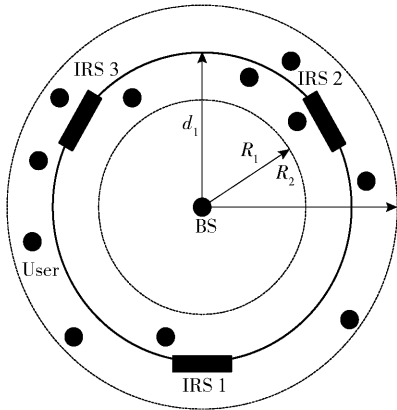


图 2 分布式 IRS 辅助 MIMO 系统仿真场景

为 BS 到 IRS 的水平距离。 K 个用户随机分布在半径为 $[R_1, R_2]$ 的环形区域内, 所有用户的高度设为 0 m 。除非特别声明, 仿真初始化参数 $L = 3, K = 30, d_1 = 80\text{ m}, R_1 = 60\text{ m}, R_2 = 100\text{ m}$, IRSs 反射单元个数 $N = 30$, BS 端的天线数量 $M = 8$, 用户的信干噪比约束 $\gamma_k = 20\text{ dB}, k \in K$ 。

考虑小尺度衰落, 所有信道采用以下信道模型:

$$\mathbf{G} = \sqrt{\frac{\beta}{1+\beta}}\mathbf{G}^{\text{LoS}} + \sqrt{\frac{1}{1+\beta}}\mathbf{G}^{\text{NLoS}} \quad (14)$$

其中: β 是 Rician 因子, 控制视距分量和非视距 (NLoS, non line of sight) 分量的大小关系, 其中 BS 到用户信道的 Rician 因子 $\beta_{\text{BU}} = 0\text{ dB}$, BS 到 IRSs 信道的 Rician 因子 $\beta_{\text{BI}} = 3\text{ dB}$, IRSs 到用户信道的 Rician 因子 $\beta_{\text{IU}} = 3\text{ dB}$ 。 \mathbf{G}^{LoS} 和 \mathbf{G}^{NLoS} 分别是确定性的 LoS 分量和 NLoS 分量。考虑路径损耗, 设路径损耗模型为

$$L(d) = C_0 \left(\frac{d}{D_0}\right)^{-\alpha} \quad (15)$$

其中: $C_0 = -30\text{ dB}$ 为参考距离 $D_0 = 1\text{ m}$ 时的路径损耗, d 为链路距离, α 为路径损耗因子。BS 到 IRSs 路径损耗因子 $\alpha_{\text{BI}} = 2.2$, IRSs 到用户路径损耗因子 $\alpha_{\text{IU}} = 2.2$, BS 到用户路径损耗因子 $\alpha_{\text{AU}} = 3.5$, 噪声功率 $\sigma^2 = -80\text{ dBm}$ 。

本算法的迭代次数和 BS 的发射功率之间的关系如图 3 所示。从仿真结果可以看出, 随着迭代次数的增加, BS 的发射功率逐渐降低并趋于稳定, 证明了笔者所提算法具有较快的收敛性。

图 4 是本算法和无 IRS 情况下的用户选择情况。设置每个 IRS 的反射单元数量为 $N = 30$ 和 $N = 240$, 天线数量 $M = 4$, 用户数量 $K = 12, L = 3$ 。如图 4(a) 所示, 在网络中没有部署 IRSs 时, BS 更倾向于

选择具有直接信道增益更大的用户; 如图 4(b) 所示, 在网络中部署少量 IRSs 的情况下, BS 更倾向于选择直接信道增益或反射信道增益更大的用户; 当网络中部署大量 IRSs 时, 如图 4(c) 所示, BS 更倾向于选择 IRSs 附近的用户, 因为靠近 IRS 的用户更容易通过反射链路提高接收信号功率和降低用户间干扰。为了验证本算法的性能, 在仿真结果中与以下几种算法进行对比。随机选择用户: 从 K 个用户中随机选择 M 个用户, 其中选中的用户的 BS 的波束赋形和 IRSs 相移仍采用上述 SOCP 和 SDR 联合优化。集中式 IRS: 保持单个 IRS 的总反射单元数和多个 IRS 的总反射单元数量相同, 其他条件不变。无 IRS: 在没有 IRS 的情况下, 用户选择 BS 和波束赋形进行优化。随机相移: 将每个 IRS 的相移元素随机设置在 $(0, 2\pi]$, 用户选择和 BS 波束赋形仍是基于表 1 所提的算法进行优化。迫零 (ZF, zero-forcing) 预编码: BS 采用 ZF 预编码, 人工蜂群算法进行用户选择。

图 5 表示 BS 的发射功率和用户端信干噪比之间的关系。从仿真结果可以看出, 随着用户端信干噪比的增大, BS 的发射功率也有所增大。对比网络中无 IRS 的情况, 在网络中部署集中式 IRS, BS 的发射功率能有效降低 $2 \sim 3\text{ dBm}$; 采用分布式部署 IRS, BS 的发射功率能有效降低 $3 \sim 4\text{ dBm}$ 。这说明, 在网络中加入 IRS 可以有效地提高系统性能, 原因在于 IRS 实质上通过调整反射系数发挥被动波束赋形的作用, 以此对于信道中分散能量进行集中。相对于集中式 IRS 系统, 分布式 IRS 的优势更加明显, 这是因为分布式 IRS 系统的覆盖范围更广, 能更加灵活地优化信号传播路径、抑制干扰和优化资源利用。

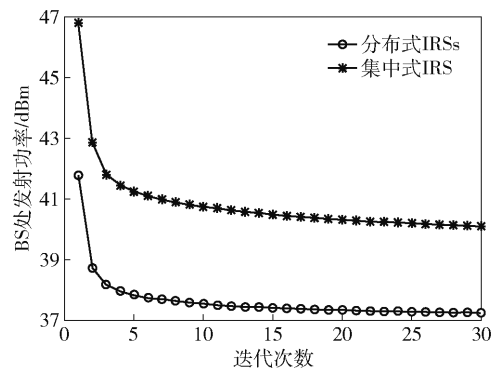


图 3 算法迭代次数和 BS 发射功率的关系

图 6 表示 BS 的发射功率和选中的用户数量之间的关系。在所提算法中, 假设最大选中的用户数

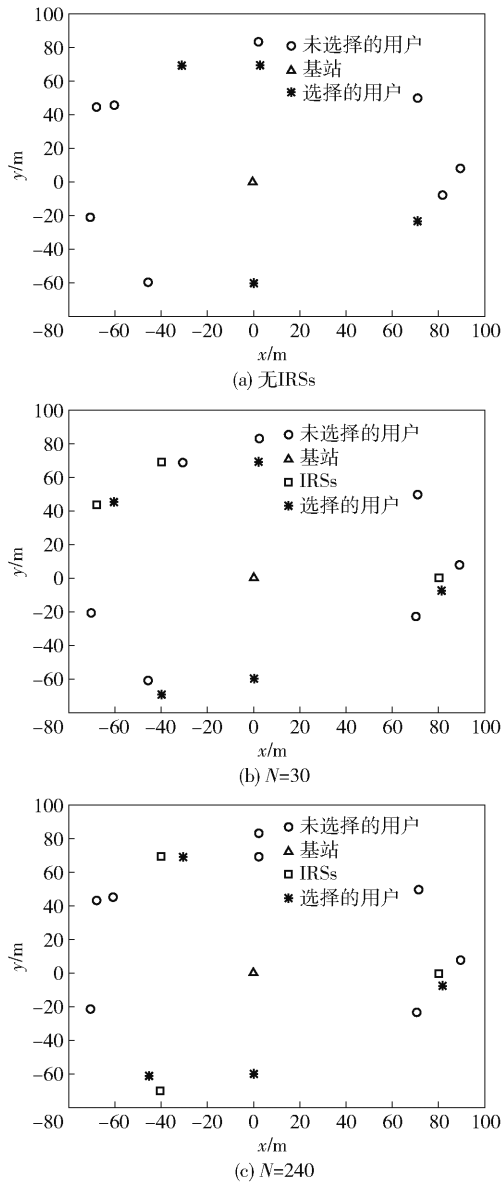


图 4 笔者算法和无 IRS 情况下的用户选择情况

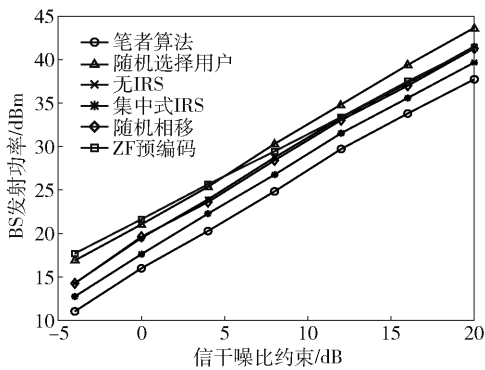


图 5 BS 发射功率和信干噪比的关系

量等于 BS 端天线的数量 M 。从图 6 中可以观察到, 所提算法 BS 的发射功率随着选择人数的增多而增

大。对比网络中无 IRS 的情况, 在相同的条件下, 当选择的用户数量较少时, 用户之间的干扰并不明显, BS 更倾向于选择信道增益更好的用户, 本算法的 BS 发射功率要比无 IRS 情况下的 BS 发射功率低 $0.8 \sim 1.0$ dBm; 当选择的用户数量较多时, 本算法的 BS 发射功率要比无 IRS 情况下的 BS 发射功率低 $1.5 \sim 2.2$ dBm。这是因为用户较多时, 用户间的干扰严重, 在多个 IRS 的帮助下, 可以有效地减小干扰, 提升系统性能。

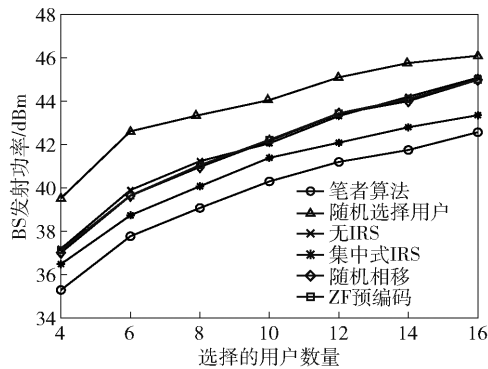


图 6 BS 发射功率和选择的用户数量之间的关系

图 7 表示 BS 发射功率和 IRS 反射单元数量之间的关系。从图 7 中可以看出, 除了随机相移、无 IRS 和采用 ZF 预编码的情况外, 随着 IRSs 反射单元数量的增加, 分布式 IRS 和集中式 IRS 的 BS 发射功率会下降。这是因为 IRSs 的反射单元数增加, 反射链路增益增大, 通过优化相移, 使得发射波束形成较大的增益, 从而降低 BS 的发射功率。相比较于集中式 IRS 系统, 在网络中部署分布式 IRS, BS 的发射功率能降低 $0.2 \sim 1.0$ dBm。并且随着 IRS 的反射单元数量的增多, 分布式 IRS 系统的优势愈发明显, 主要是因为随着总的 IRS 反射单元数量的增加, 分布式 IRS 的空间自由度变得更大, 使得 IRSs 的相移优化变得更加灵活, 从而获得了更高的增益。

图 8 表示 BS 发射功率和 IRS 到 BS 的水平距离 d_1 之间的关系。保持 BS 到用户之间的距离为 80 m 不变, IRSs 到 BS 的水平距离 d_1 从 10 m 到 70 m 之间变化。从仿真结果可以看到, 由于随机相移、无 IRS 和采用 ZF 预编码这 3 种网络中无 IRS, 因此 BS 的发射功率保持不变。而在集中式 IRS 和分布式 IRS 的情况下, 随着 d_1 的增大, BS 的发射功率先增大后减小。这是因为在 BS 或者用户附近部署 IRS 时, 反射路径的路径损耗远低于在 BS 和用户之间部署 IRS 的路径损耗。因此, IRS 应当部署在 BS 或者用

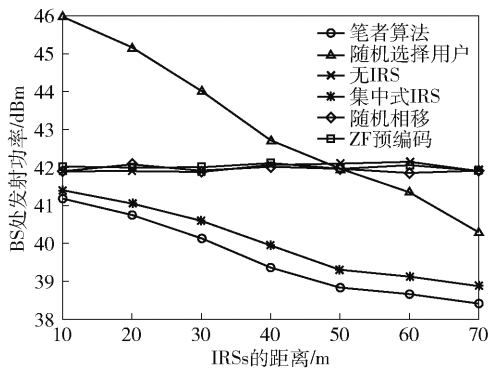
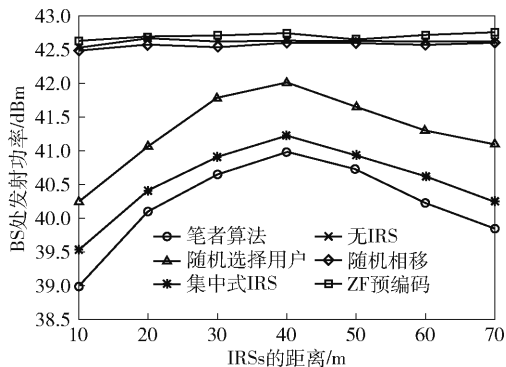


图7 BS 发射功率和 IRSs 反射单元数量的关系

户附近。在 BS 发射功率的需求方面,分布式 IRS 要比集中式 IRS 低 0.3 ~ 0.5 dBm,进一步说明了部署分布式 IRS 的优势。

图8 BS 发射功率和 IRS 的距离 d_1 之间的关系

4 结束语

笔者研究了基于分布式 IRS 辅助 MIMO 系统中用户选择策略和波束赋形设计。考虑绿色通信的原则,建立热点区域用户选择模型,在分布式 IRS 的辅助下,以最小化 BS 功率为目标,联合优化用户选择、BS 主动波束赋形向量和分布式 IRS 相移矩阵。利用交替优化方法将该优化问题解耦成 2 个子问题,并利用人工蜂群算法求解最优用户选择策略、SOCP 求解 BS 波束赋形向量和 SDR 方法优化 IRSs 的相移。仿真结果证明本算法的优越性,在满足用户 QoS 的约束下,笔者算法能有效降低 BS 的发射功率,提升系统性能。

参考文献:

[1] WALID S, MEHDI B, CHEN Z M. A vision of 6G wireless systems: Applications, trends, technologies, and open research problems [J]. IEEE Network, 2020, 34(3): 134-142.

[2] RENZO M, NTONIN 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] RENZO M, ZAPPONE A, DEBBAH M, et al. Smart radio environments empowered by reconfigurable intelligent surfaces: How it works, state of research, and road ahead [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2020, 38(11): 2450-2525.

[4] BAI J L, YAN Q L, WANG H M, et al. Intelligent reflecting surface aided green communication with deployment optimization [J]. IEEE Transactions on Communications, 2024, 72(8): 5130-5144.

[5] ZHOU G, PAN C, REN H, et al. Robust beamforming design for intelligent reflecting surface aided MISO communication systems [J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2020, 9(10): 1658-1662.

[6] VAISHALI S, DEEPAK K, SANJEEV S, et al. Performance of IRS-assisted MIMO THz system using compressed sensing-based measurement matrix [J]. IEEE Access, 2024(12): 144950-144964.

[7] HUANG C, ZAPPONE A, ALEXANDROPOULOS G, et al. Reconfigurable intelligent surfaces for energy efficiency in wireless communication [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2019, 18(8): 4157-4170.

[8] AMMAR H, ADVE R, SHAHBAZPANAH S, et al. Downlink resource allocation in multiuser cell-free MIMO networks with user-centric clustering [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2022, 21(3): 1482-1497.

[9] WEI J, HANS D S. User selection for simple passive beamforming in multi-RIS-aided multi-user communications [C] // 2023 IEEE 97th Vehicular Technology Conference (VTC2023-Spring), Florence, Italy, 2023: 1-6.

[10] AI-HILO A, SAMIR M, ELHATTAB M, et al. Reconfigurable intelligent surface enabled vehicular communication: Joint user scheduling and passive beamforming [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2022, 71(3): 2333-2345.

[11] BJÖRNSSON E, BENGTTSSON M, OTTERSTEN B. Optimal multiuser transmit beamforming: A difficult problem with a simple solution structure [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2014, 31(4): 142-148.

[12] WU Q, ZHANG R. Intelligent reflecting surface enhanced wireless network via joint active and passive beamforming [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2019, 18(11): 5394-5409.

[13] LUO Z Q, MA W K, ANTHONY M C S, et al. Semidefinite relaxation of quadratic optimization problems [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2010, 27(3): 20-34.