

# 分布式 IRS 辅助毫米波 MU-MISO 系统联合波束成形设计

李中捷, 熊吉源, 高伟, 韦金迎

(中南民族大学电子信息工程学院, 湖北 武汉 430074)

**摘要:** 为解决非视距场景下毫米波多用户多输入单输出 (MU-MISO) 系统下行链路的可靠性通信问题, 提出一种分布式智能反射表面 (IRS) 辅助多用户通信的联合波束成形设计方案。考虑功率和恒模约束, 以用户加权和速率最大为目标, 将基站有源波束成形和多个 IRS 无源波束成形联合建模为非凸优化问题。利用闭式分式规划技术解耦该联合优化问题为易于求解的等价问题。根据近似线性规则和分布式连续凸近似规则, 采用非凸块坐标下降算法分别交替优化有源波束成形和无源波束成形矩阵, 并给出了所提算法的收敛性证明和复杂度分析。仿真结果表明, 所提算法可以快速收敛, 并且与 2 种基线算法相比, 在降低复杂度的情况下能有效地提高系统传输速率。

**关键词:** 智能反射表面; 毫米波通信; 波束成形; 交替优化

**中图分类号:** TN929.5

**文献标志码:** A

**DOI:** 10.11959/j.issn.1000-436x.2022058

## Joint beamforming design for distributed IRS assisted millimeter wave MU-MISO system

LI Zhongjie, XIONG Jiyuan, GAO Wei, WEI Jinying

School of Electronic Engineering, South-Central Minzu University, Wuhan 430074, China

**Abstract:** A joint beamforming design scheme for distributed intelligent reflecting surface (IRS) assisted multi-user communication was proposed to solve the reliable communication problem in the downlink of millimeter-wave multi user-multiple input single output (MU-MISO) system in non line of sight scenarios. Considering the power and constant-mode constraints, the active beamforming of the base station and passive beamforming of multiple IRS were modeled as a joint non-convex optimization problem with the objective of user weighting and sum rate maximization. A closed-form fractional programming technique was used to decouple this joint optimization problem into an easily solvable equivalent problem. A non-convex block coordinate descent algorithm was used to alternately optimize the active beamforming and passive beamforming matrices according to the prox-linear rule and the distributed successive convex approximation rule. The convergence proof and complexity analysis of the proposed algorithm were also given. The simulation results demonstrate that the algorithm can converge fast, and can effectively improve the system transmission rate with reduced complexity compared with the two baseline algorithms.

**Keywords:** intelligent reflecting surface, millimeter wave communication, beamforming, alternating optimization

## 0 引言

后 5G 及 6G 无线通信是未来智慧数字社会的

关键推动力之一, 能够提供优质的通信服务, 如超高数据速率、高能源效率、大范围全球覆盖和高度安全等<sup>[1]</sup>。为了满足这些要求, 近年来, 提出各种

收稿日期: 2021-11-25; 修回日期: 2022-02-22

通信作者: 熊吉源, 2019120219@mail.scuec.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.61379028, No.61671483); 湖北省自然科学基金资助项目 (No.2016CFA089); 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目 (No.CZY19003)

**Foundation Items:** The National Natural Science Foundation of China (No.61379028, No.61671483), The Natural Science Foundation of Hubei Province (No.2016CFA089), The Fundamental Research Funds for the Central Universities (No.CZY19003)

技术,如毫米波(mmWave, millimeter wave)通信、大规模多输入多输出(mMIMO, massive multiple input multiple output)和无蜂窝网络等。尽管这些技术能够在一定程度上提高无线网络的覆盖范围和容量,但是毫米波通信极易受到阻碍影响,并且系统中大量部署的大规模天线和有源节点通常会导致硬件成本和能源消耗的增加<sup>[2]</sup>。因此,未来移动通信技术在成本和能效等方面仍然存在巨大的挑战<sup>[3]</sup>。

智能反射表面(IRS, intelligent reflecting surface)以低成本和低能耗实现无线通信系统中智能和可重构的传播环境而受到众多关注<sup>[3-5]</sup>。IRS是一个由大量无源反射元件组成的平面,其中每个元件都能够独立地调整入射信号的相位变化。通过在无线网络中部署IRS,并协调IRS反射信号,使发射器和接收器之间的无线信道可以被灵活地重组,从根本上解决无线信道衰减和干扰问题。

综上所述,通过引入智能反射表面和波束成形技术,可以解决毫米波无线通信系统中信号易受阻碍和衰落较快的问题。IRS辅助多输入多输出(MIMO, multiple input multiple output)系统需要联合优化基站(BS, base station)处的有源波束成形(ABF, active beamforming)和IRS处的无源波束成形(PBF, passive beamforming)矩阵。文献[6]提出将联合优化问题分解为2个子问题,通过半正定松弛技术解决BS处的功率最小化和IRS相移矩阵优化问题。文献[7-8]提出一种基于能源效率最大化的资源分配算法,以提高系统能源效率和信息安全。文献[9]提出联合优化BS处的ABF和IRS处的PBF矩阵,使用户加权和速率(WSR, weighted sum rate)最大化。文献[10]提出基于智能反射表面辅助无线供电传感器网络,与没有IRS方案相比,实验结果表明所提方案实现了几乎100%的总吞吐量。文献[11]提出基于智能反射表面辅助的物联网系统中安全波束成形设计方案。文献[12]提出利用深度强化学习优化多IRS下基站发射波束成形矩阵和IRS相移矩阵。文献[13]提出联合优化IRS相移矩阵和BS功率分配方案。文献[14]提出将IRS波束成形设计问题扩展到IRS相移矩阵量化。文献[15]提出毫米波正交频分复用系统下多IRS辅助传输方案,并推导出下行速率的解析表达式,证明下行速率随IRS反射元件的平方数呈对数增加。文献[16]提出多IRS辅助MISO系统最大化接收信号功率的问题,通过IRS创建有效的虚拟视距路径提高用户接收功率。

文献[17]提出双IRS辅助单用户系统的协作波束成形问题,通过位于BS和用户附近的2个IRS双反射链路为用户提供服务。然而,上述研究工作仅考虑单IRS或分布式IRS带来的性能增益情况,并未考虑IRS数量、分布和相移矩阵量化对分布式多IRS辅助毫米波通信的性能影响。

本文提出一种分布式IRS辅助毫米波多用户多输入单输出(MU-MISO, multi user-multiple input single output)通信系统的联合波束成形设计方案。该方案通过部署多个IRS辅助基站到多个用户的毫米波通信,实现非视距(NLOS, non line of sight)场景下的毫米波通信。在考虑功率和恒模约束的前提下,以多用户WSR最大化为目标,联合优化BS的ABF矩阵和多个IRS的PBF矩阵。该优化问题与MIMO系统混合预编码的WSR最大化问题类似<sup>[18-19]</sup>,区别在于IRS只具备控制和优化无线环境的能力,没有抑制用户间干扰的能力。因此,BS的ABF矩阵和IRS的PBF矩阵优化是深度耦合的。为了解决该问题,本文提出一种利用闭式分式规划(FP, fractional programming)方案<sup>[20]</sup>,引入辅助变量将原问题分解为不相干块,采用非凸块坐标下降(BCD, block coordinate descent)算法交替优化求解<sup>[21]</sup>。该方案基于辅助变量的最优解,分别采用近似线性规则更新基站的ABF和分布式连续凸近似(SCA, successive convex approximation)<sup>[22]</sup>规则更新多个IRS的PBF。本文给出了BCD算法详细的收敛性证明和复杂度分析。通过仿真实验分析IRS相移量化、IRS位置分布、IRS数量、IRS反射单元个数、发射功率和不同用户优先级权重等因素对算法性能的影响。仿真结果表明,所提算法能够快速收敛,并且在降低复杂度的情况下性能优于2种基线算法。

## 1 系统及信道模型

### 1.1 分布式IRS辅助毫米波MU-MISO通信系统

图1为非视距场景下的分布式IRS辅助毫米波MU-MISO通信系统,其中多个IRS用来辅助基站到多个用户的通信。该系统由配备 $M$ 个均匀线性阵列(ULA, uniform linear array)天线的BS、 $G$ 个IRS和 $K$ 个单天线用户组成。每个IRS有 $N = N_x N_y$ 个反射元件,其中水平方向元件数为 $N_x$ ,垂直方向元件数为 $N_y$ 。根据S-V(Saleh-Valenzuela)信道模型<sup>[13,23]</sup>,第 $g$ 个IRS定义为 $IRS_g$ ,则BS到 $IRS_g$

和  $\text{IRS}_g$  到用户  $k$  的基带等效信道分别为  $\mathbf{H}_{b,g} \in \mathbb{C}^{N \times M}$  和  $\mathbf{h}_{g,k} \in \mathbb{C}^{N \times 1}$ 。

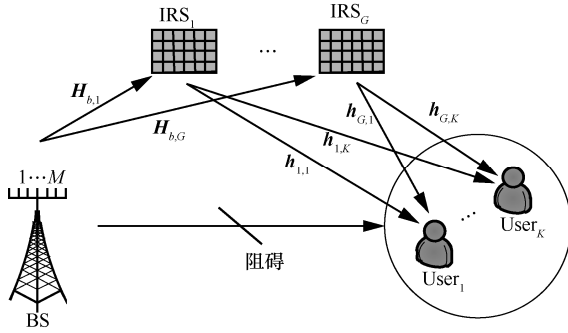


图 1 非视距场景下的分布式 IRS 辅助毫米波 MU-MISO 通信系统

假设  $\varphi_{g,n} \in [0, 2\pi)$  表示  $\text{IRS}_g$  上第  $n$  个无源元件的相移，则  $\text{IRS}_g$  的 PBF 矩阵定义为

$$\boldsymbol{\Theta}_g = \text{diag}(\theta_{g,1}, \dots, \theta_{g,N}) \quad (1)$$

$\text{IRS}_g$  上第  $n$  个元件的反射信号等价于入射信号与  $\theta_{g,n} = e^{j\varphi_{g,n}}$  相乘。假设信号功率反射无损，采用恒模约束，即  $|\theta_{g,n}| = 1, \forall g = 1, \dots, G, \forall n = 1, \dots, N$ 。BS 向多个用户发送的符号为  $\mathbf{s} = [s_1, s_2, \dots, s_K]^T \in \mathbb{C}^K$ 。在下行链路通信中，符号  $s_k$  首先在基站通过 ABF 矩阵  $\mathbf{w}_k \in \mathbb{C}^{M \times 1}$  处理，即处理后的符号为

$$\sum_{k=1}^K \mathbf{w}_k s_k, \text{ 则用户 } k \text{ 接收信号为}^{[24]}$$

$$y_k = \left( \sum_{g=1}^G \mathbf{h}_{g,k}^H \boldsymbol{\Theta}_g \mathbf{H}_{b,g} \right) \sum_{k=1}^K \mathbf{w}_k s_k = \underbrace{\sum_{g=1}^G \mathbf{h}_{g,k}^H \boldsymbol{\Theta}_g \mathbf{H}_{b,g} \mathbf{w}_k s_k}_{\text{期望信号}} + \underbrace{\left( \sum_{g=1}^G \mathbf{h}_{g,k}^H \boldsymbol{\Theta}_g \mathbf{H}_{b,g} \right) \sum_{j=1, j \neq k}^K \mathbf{w}_j s_j + u_k}_{\text{来自其他用户干扰}} \quad (2)$$

其中， $u_k$  遵循  $\mathcal{CN}(0, \sigma_u^2)$  的循环对称复高斯噪声。用户  $k$  将其他用户的信号（即  $s_1, \dots, s_{k-1}, s_{k+1}, \dots, s_K$ ）视为干扰，因此，式(2)中第一项为基站发送给用户  $k$  的期望信号，第二项为来自其他用户的干扰，则用户  $k$  的 SINR 为

$$\gamma_k = \frac{\left| \left( \sum_{g=1}^G \mathbf{h}_{g,k}^H \boldsymbol{\Theta}_g \mathbf{H}_{b,g} \right) \mathbf{w}_k \right|^2}{\sum_{j=1, j \neq k}^K \left| \left( \sum_{g=1}^G \mathbf{h}_{g,k}^H \boldsymbol{\Theta}_g \mathbf{H}_{b,g} \right) \mathbf{w}_j \right|^2 + \sigma_u^2} \quad (3)$$

此外，BS 的发射功率约束为

$$\sum_{k=1}^K \|\mathbf{w}_k\|^2 \leq P_T \quad (4)$$

## 1.2 信道模型

考虑毫米波信道的稀疏散射特性，参考文献[13]和文献[23]采用广泛使用的 S-V 毫米波信道建模，其中基站处采用 ULA 天线阵列，考虑 IRS 的二维平面性质，IRS 处采用均匀矩形阵列 (URA, uniform rectangular array)。因此， $\mathbf{H}_{b,g}$  表示为

$$\mathbf{H}_{b,g} = \sqrt{MN} \sum_{l=0}^L v^{(l)} \mathbf{a}_B(\mathcal{G}_B^l) \mathbf{a}_G^H(\mathcal{G}_I^l, \phi_I^l) \quad (5)$$

其中， $L$  为路径数， $v^{(l)}$  为第  $l$  条路径的复合增益，

$$\mathbf{a}_B(\mathcal{G}_B) = \frac{1}{\sqrt{M}} \left[ e^{-j\frac{2\pi d}{\lambda} g_B^i} \right]_{i \in \mathcal{I}(M)}$$

为基站的 ULA 天线阵列响应， $\mathcal{G}_B^l$  为第  $l$  条路径基站的方位角， $\lambda$  为毫米波信号波长， $d$  为天线间距， $\mathcal{I}(M) = \{n - \frac{M-1}{2}, n = 0, 1, \dots, M-1\}$ ，

$\mathbf{a}_G(\mathcal{G}_I^l, \phi_I^l) = \mathbf{a}_G^x(\mathcal{G}_I^l) \otimes \mathbf{a}_G^y(\phi_I^l)$  为 IRS 的天线阵列响应， $\phi_I^l$  和  $\mathcal{G}_I^l$  分别为第  $l$  条路径 IRS 的仰角和方位角，其中  $\mathbf{a}_G^x(\mathcal{G}_I^l)$  和  $\mathbf{a}_G^y(\phi_I^l)$  的定义与  $\mathbf{a}_B$  相同。

考虑 IRS 到用户大概率率为视距路径，并且由于毫米波和 IRS 多跳路径损耗严重，可以忽略两次或两次以上的反射<sup>[1,5]</sup>。因此  $\mathbf{h}_{g,k}$  可以表示为

$$\mathbf{h}_{g,k} = \sqrt{N} v_k \sigma_r \sigma_t \mathbf{a}_t(\mathcal{G}_k) \quad (6)$$

其中， $v_k$  为信道增益， $\sigma_r$  和  $\sigma_t$  分别为接收和发射天线增益， $\mathbf{a}_t$  为 IRS 和第  $k$  个用户之间的天线阵列响应，定义与  $\mathbf{a}_B$  相同。本文假设所有涉及信道状态信息可以基于一些 IRS 辅助毫米波系统信道估计方法进行完美估计<sup>[25-26]</sup>。

## 2 联合 ABF 和 PBF 交替优化算法

本文首先通过闭式 FP 技术引入辅助变量，解耦 ABF 和 PBF 矩阵；然后根据非凸块坐标下降算法，交替优化 ABF 矩阵、PBF 矩阵和辅助变量。辅助变量可以得到最优解，ABF 矩阵和 PBF 矩阵分别利用近似线性规则和分布式 SCA 规则更新。

### 2.1 问题描述

根据式(4)定义的发射功率约束和 IRS 的 PBF 矩阵恒模约束，联合优化 BS 的 ABF 矩阵  $\mathbf{W} = [\mathbf{w}_1, \mathbf{w}_2, \dots, \mathbf{w}_K] \in \mathbb{C}^{M \times K}$  和多个 IRS 的 PBF 矩阵  $\boldsymbol{\Phi} = [\boldsymbol{\Theta}_1, \boldsymbol{\Theta}_2, \dots, \boldsymbol{\Theta}_G] \in \mathbb{C}^{N \times G}$ ，使多用户的 WSR 最大。加权速率和最大化问题定义为

$$\max_{\mathbf{W}, \Phi} f_1(\mathbf{W}, \Phi) = \max_{\mathbf{W}, \Phi} \sum_{k=1}^K \omega_k \log(1 + \gamma_k) = \max_{\mathbf{W}, \Phi} \left\{ \sum_{k=1}^K \omega_k \cdot \log \left[ 1 + \frac{\left| \left( \sum_{g=1}^G \mathbf{h}_{g,k}^H \Theta_g \mathbf{H}_{b,g} \right) \mathbf{w}_k \right|^2}{\sum_{j=1}^K \left| \left( \sum_{g=1}^G \mathbf{h}_{g,k}^H \Theta_g \mathbf{H}_{b,g} \right) \mathbf{w}_j \right|^2 + \sigma_u^2} - \left| \left( \sum_{g=1}^G \mathbf{h}_{g,k}^H \Theta_g \mathbf{H}_{b,g} \right) \mathbf{w}_k \right|^2} \right] \right\}$$

s.t.  $\theta_{g,n} \in \mathcal{F}_c, \forall g, \forall n$

$$\sum_{k=1}^K \|\mathbf{w}_k\|^2 \leq P_T \quad (7)$$

其中, 权重  $\omega_k$  为用户  $k$  的优先级,  $P_T$  为发射功率,  $\theta_{g,n}$  为连续相移, 可行集定义为  $\mathcal{F}_c = \{\theta_{g,n} = e^{j\varphi_{g,n}} \mid \varphi_{g,n} \in [0, 2\pi)\}$ 。

由于 BS 的 ABF 和 IRS 的 PBF 矩阵深度耦合, 本文引入闭式 FP 技术进行解耦合, 将  $f_1$  定义的对数比之和的问题等价转化为更容易解决的方式。

## 2.2 闭式 FP 方法

闭式 FP 方法是文献[20]提出解决对数比之和的问题的, 可表示为

$$\max \left\{ \sum_{k=1}^K \log \left( 1 + \frac{|A_k(x)|^2}{B_k(x) - |A_k(x)|^2} \right) \right\} \quad (8)$$

在概念上, 闭式 FP 方法有 2 个关键步骤。1) 拉格朗日对偶变换。对任意  $k$  而言,  $B_k(x) > |A_k(x)|^2$ 。通过引入辅助变量  $\alpha_k$ , 式(8)中的对数问题可以根据式(9)处理, 即

$$\max \left\{ \log \left( 1 + \frac{|A_k(x)|^2}{B_k(x) - |A_k(x)|^2} \right) \right\} = \max \left\{ \log(1 + \alpha_k) - \alpha_k + (1 + \alpha_k) \frac{|A_k(x)|^2}{B_k(x)} \right\}$$

s.t.  $\alpha_k \geq 0$  (9)

因此, 根据式(8)和式(9), 式(7)可以等价转换为

$$\max_{\mathbf{W}, \Phi, \alpha} f_2(\mathbf{W}, \Phi, \alpha) = \max_{\mathbf{W}, \Phi, \alpha} \sum_{k=1}^K \left\{ \omega_k \log(1 + \alpha_k) - \omega_k \alpha_k + \right.$$

$$\left. \omega_k (1 + \alpha_k) \frac{\left| \left( \sum_{g=1}^G \mathbf{h}_{g,k}^H \Theta_g \mathbf{H}_{b,g} \right) \mathbf{w}_k \right|^2}{\sum_{j=1}^K \left| \left( \sum_{g=1}^G \mathbf{h}_{g,k}^H \Theta_g \mathbf{H}_{b,g} \right) \mathbf{w}_j \right|^2 + \sigma_u^2} \right\}$$

s.t.  $\alpha_k \geq 0, \forall k = 1, \dots, K$

$\theta_{g,n} \in \mathcal{F}_c, \forall g, \forall n$

$$\sum_{k=1}^K \|\mathbf{w}_k\|^2 \leq P_T \quad (10)$$

其中,  $\alpha = [\alpha_1, \dots, \alpha_K]^T$ 。对  $\mathbf{W}$ 、 $\Phi$ 、 $\alpha$  进行交替迭代优化求解式(10)等价于求解式(7)。式(10)是关于  $\alpha_k$  的凸优化问题, 因此, 令  $f_2$  对  $\alpha_k$  的偏导  $\frac{\partial f_2}{\partial \alpha_k}$  为零, 可以得到  $\alpha_k$  的最优解  $\hat{\alpha}_k = \gamma_k$ 。当给定  $\mathbf{W}$  和  $\Phi$  时, 可以在每次迭代过程中通过式(3)得出  $\alpha_k$  的确定解。

2) 二次变换。式(10)中的  $\alpha_k$  给定后, 求解式(10)

中的比之和的问题, 即

$$\max \left\{ \sum_{k=1}^K \frac{\sqrt{\omega_k (1 + \alpha_k)} \left| \left( \sum_{g=1}^G \mathbf{h}_{g,k}^H \Theta_g \mathbf{H}_{b,g} \right) \mathbf{w}_k \right|^2}{\sum_{j=1}^K \left| \left( \sum_{g=1}^G \mathbf{h}_{g,k}^H \Theta_g \mathbf{H}_{b,g} \right) \mathbf{w}_j \right|^2 + \sigma_u^2} \right\} \quad (11)$$

通过引入辅助变量  $\beta_k$ , 式(11)等价地转化为

$$\max \left\{ \sum_{k=1}^K \left\{ 2\sqrt{\omega_k (1 + \alpha_k)} \operatorname{Re} \left\{ \beta_k^* \left( \sum_{g=1}^G \mathbf{h}_{g,k}^H \Theta_g \mathbf{H}_{b,g} \right) \mathbf{w}_k \right\} - |\beta_k|^2 \sum_{j=1}^K \left| \left( \sum_{g=1}^G \mathbf{h}_{g,k}^H \Theta_g \mathbf{H}_{b,g} \right) \mathbf{w}_j \right|^2 + \sigma_u^2 \right\} \right\} \quad (12)$$

根据闭式 FP 方法的拉格朗日对偶变换和二次变换, 式(10)可以等价转换为

$$\max_{\mathbf{W}, \Phi, \alpha, \beta} f_3(\mathbf{W}, \Phi, \alpha, \beta) = \max_{\mathbf{W}, \Phi, \alpha, \beta} \left\{ \sum_{k=1}^K \left\{ \omega_k \log(1 + \alpha_k) - \omega_k \alpha_k + \right. \right.$$

$$\left. \left. \left\{ 2\sqrt{\omega_k (1 + \alpha_k)} \operatorname{Re} \left\{ \beta_k^* \left( \sum_{g=1}^G \mathbf{h}_{g,k}^H \Theta_g \mathbf{H}_{b,g} \right) \mathbf{w}_k \right\} - \right. \right. \right.$$



$$\arg \min_{\boldsymbol{\varphi}_g} f_{4,g}(\boldsymbol{\varphi}_g) = \arg \min_{\boldsymbol{\varphi}_g} \left\{ \left( \mathbf{e}^{j\boldsymbol{\varphi}_g} \right)^H \left\{ \sum_{k=1}^K \left| \beta_k \right|^2 \right. \right.$$

$$\left. \left. \sum_{j=1}^K \left\{ \text{diag} \left( \mathbf{h}_{g,k}^H \mathbf{H}_{b,g} \right) \mathbf{w}_j \left( \text{diag} \left( \mathbf{h}_{g,k}^H \mathbf{H}_{b,g} \right) \mathbf{w}_j \right)^H \right\} \right\} \right\} \mathbf{e}^{j\boldsymbol{\varphi}_g} - 2 \text{Re} \left\{ \left( \mathbf{e}^{j\boldsymbol{\varphi}_g} \right)^H \left\{ \sum_{k=1}^K \left\{ \sqrt{\omega_k (1 + \bar{\alpha}_k)} \beta_k^* \text{diag} \left( \mathbf{h}_{g,k}^H \mathbf{H}_{b,g} \right) \mathbf{w}_k \right\} \right\} \right\}$$

s.t.  $\theta_{g,n} \in \mathcal{F}_c, \forall g, \forall n$  (22)

其中,  $\boldsymbol{\varphi}_g = [\varphi_{g,1}, \dots, \varphi_{g,N}]^T$ 。由于式(22)是关于  $\boldsymbol{\varphi}_g$  的非凸问题, 很难得到最优解。但文献[27]提出利用 SCA 技术, BCD 算法仍然会收敛到一个固定的解。具体来说,  $f_{4,g}(\boldsymbol{\varphi}_g)$  可以通过  $f_{5,g}(\boldsymbol{\varphi}_g, \bar{\boldsymbol{\varphi}}_g)$  表示, 由于  $f_{4,g}(\boldsymbol{\varphi}_g)$  连续可微, 因此, 需要  $f_{5,g}(\boldsymbol{\varphi}_g, \bar{\boldsymbol{\varphi}}_g)$  满足  $f_{5,g}(\bar{\boldsymbol{\varphi}}_g, \bar{\boldsymbol{\varphi}}_g) = f_{4,g}(\bar{\boldsymbol{\varphi}}_g)$  和  $f_{5,g}(\boldsymbol{\varphi}_g, \bar{\boldsymbol{\varphi}}_g) \geq f_{4,g}(\boldsymbol{\varphi}_g)$  这 2 个约束条件, 才能通过二阶泰勒公式<sup>[28]</sup>构造  $f_{5,g}(\boldsymbol{\varphi}_g, \bar{\boldsymbol{\varphi}}_g)$ , 即

$$f_{5,g}(\boldsymbol{\varphi}_g, \bar{\boldsymbol{\varphi}}_g) = \frac{2 \text{Re} \left\{ -j \bar{\boldsymbol{\Theta}}_g^* \circ \left\{ \sum_{k=1}^K \left\{ \left| \beta_k \right|^2 \sum_{j=1}^K \left\{ \text{diag} \left( \mathbf{h}_{g,k}^H \mathbf{H}_{b,g} \right) \mathbf{w}_j \left( \text{diag} \left( \mathbf{h}_{g,k}^H \mathbf{H}_{b,g} \right) \mathbf{w}_j \right)^H \right\} \right\} \right\} \bar{\boldsymbol{\Theta}}_g - \left\{ \sum_{k=1}^K \left\{ \sqrt{\omega_k (1 + \bar{\alpha}_k)} \beta_k^* \text{diag} \left( \mathbf{h}_{g,k}^H \mathbf{H}_{b,g} \right) \mathbf{w}_k \right\} \right\} \right\}}{\kappa} + \frac{\kappa}{2} \left\| \boldsymbol{\varphi}_g - \bar{\boldsymbol{\varphi}}_g \right\|^2$$

(25)

考虑 IRS 实际应用系统, 本文引入量化相移投影法对所求  $\boldsymbol{\Phi}$  进行量化处理<sup>[10,29]</sup>。设置量化相移集合  $\mathcal{F}_d = \left\{ \theta_{g,n} = \mathbf{e}^{j\varphi_{g,n}} \mid \varphi_{g,n} \in \left\{ \frac{2\pi i}{2^B} \right\}_{i=0}^{2^B-1} \right\}$ , 其中  $B$  为量化位数。综上所述, 本文所提联合 ABF 和 PBF 优化算法如算法 1 所示。

**算法 1** 联合优化算法

- 1) 初始化  $\mathbf{W}$  和  $\boldsymbol{\Phi}$
- 2) 求解式(3)以获得辅助变量  $\alpha_k$  最优解, 更新  $\boldsymbol{\alpha}$
- 3) 求解式(14)获得辅助变量  $\beta_k$  最优解, 更新  $\boldsymbol{\beta}$
- 4) 并行求解式(25)获得  $\boldsymbol{\varphi}_g$  更新无源波束成形

矩阵  $\boldsymbol{\Phi}$

- 5) 求解式(19)获得  $\mathbf{w}_k$  更新有源波束成形矩阵  $\mathbf{W}$

阵  $\mathbf{W}$

- 6) 对  $\boldsymbol{\Phi}$  进行量化

- 7) 重复迭代步骤 1)~步骤 6), 直到满足

$|f_3^{t+1} - f_3^t| \leq \tau$  准则, 其中  $t$  为迭代次数,  $\tau$  为阈值, 本文取  $\tau = 0.001$

$$f_{5,g}(\boldsymbol{\varphi}_g, \bar{\boldsymbol{\varphi}}_g) = f_{4,g}(\bar{\boldsymbol{\varphi}}_g) + \nabla f_{4,g}(\bar{\boldsymbol{\varphi}}_g)^T (\boldsymbol{\varphi}_g - \bar{\boldsymbol{\varphi}}_g) + \frac{\kappa}{2} \left\| \boldsymbol{\varphi}_g - \bar{\boldsymbol{\varphi}}_g \right\|^2$$

(23)

将式(22)的梯度  $\nabla f_{4,g}(\bar{\boldsymbol{\varphi}}_g)$  代入式(23)可得

$$f_{5,g}(\boldsymbol{\varphi}_g, \bar{\boldsymbol{\varphi}}_g) = f_{4,g}(\bar{\boldsymbol{\varphi}}_g) + 2 \text{Re} \left\{ -j \bar{\boldsymbol{\Theta}}_g^* \circ \left\{ \sum_{k=1}^K \left\{ \left| \beta_k \right|^2 \right. \right. \right. \left. \left. \left. \sum_{j=1}^K \left\{ \text{diag} \left( \mathbf{h}_{g,k}^H \mathbf{H}_{b,g} \right) \mathbf{w}_j \left( \text{diag} \left( \mathbf{h}_{g,k}^H \mathbf{H}_{b,g} \right) \mathbf{w}_j \right)^H \right\} \right\} \right\} \bar{\boldsymbol{\Theta}}_g - \left\{ \sum_{k=1}^K \left\{ \sqrt{\omega_k (1 + \bar{\alpha}_k)} \beta_k^* \text{diag} \left( \mathbf{h}_{g,k}^H \mathbf{H}_{b,g} \right) \mathbf{w}_k \right\} \right\} \right\}^T (\boldsymbol{\varphi}_g - \bar{\boldsymbol{\varphi}}_g) + \frac{\kappa}{2} \left\| \boldsymbol{\varphi}_g - \bar{\boldsymbol{\varphi}}_g \right\|^2$$

(24)

其中,  $\bar{\boldsymbol{\Theta}}_g$  和  $\bar{\boldsymbol{\varphi}}_g$  分别为前一次的迭代结果,  $\circ$  为哈达玛乘积,  $\kappa$  为满足上述约束条件的值,  $\boldsymbol{\varphi}_g$  由

$f_{5,g}(\boldsymbol{\varphi}_g, \bar{\boldsymbol{\varphi}}_g)$  的最小值更新。令  $\frac{\partial f_{5,g}(\boldsymbol{\varphi}_g, \bar{\boldsymbol{\varphi}}_g)}{\partial \boldsymbol{\varphi}_g} = 0$  可得

通过算法 1, 可获得 PBF 矩阵  $\boldsymbol{\Phi}$  和 ABF 矩阵  $\mathbf{W}$  的次优解, 再由式(7)求解得到多用户 WSR。

**2.5 算法收敛性证明和复杂度分析**

本节首先对算法 1 的收敛性进行证明。假设  $\mathbf{W}^{(t-1)}$ 、 $\boldsymbol{\Phi}^{(t-1)}$ 、 $\boldsymbol{\alpha}^{(t-1)}$ 、 $\boldsymbol{\beta}^{(t-1)}$  是第  $t-1$  次迭代的解。

根据式(9)变换关系, 原问题  $f_1$  等价于

$$f_1(\mathbf{W}^{(t-1)}, \boldsymbol{\Phi}^{(t-1)}) = f_2(\mathbf{W}^{(t-1)}, \boldsymbol{\Phi}^{(t-1)}, \boldsymbol{\alpha}^{(t-1)}) = \sum_{k=1}^K \left\{ \omega_k \log(1 + \alpha_k^{(t-1)}) - \omega_k \alpha_k^{(t-1)} + f_6(\mathbf{W}^{(t-1)}, \boldsymbol{\Phi}^{(t-1)}, \boldsymbol{\alpha}^{(t-1)}) \right\}$$

(26)

其中,  $f_6(\mathbf{W}, \boldsymbol{\Phi}, \boldsymbol{\alpha})$  定义为

$$f_6(\mathbf{W}, \boldsymbol{\Phi}, \boldsymbol{\alpha}) = \omega_k (1 + \alpha_k) \frac{\left| \left( \sum_{g=1}^G \mathbf{h}_{g,k}^H \boldsymbol{\Theta}_g \mathbf{H}_{b,g} \right) \mathbf{w}_k \right|^2}{\sum_{j=1}^K \left| \left( \sum_{g=1}^G \mathbf{h}_{g,k}^H \boldsymbol{\Theta}_g \mathbf{H}_{b,g} \right) \mathbf{w}_j \right|^2} + \sigma_u^2$$

(27)

当其他变量固定时, 式(3)中  $\gamma_k$  的更新使  $f_2$  最大。根据文献[20]引理 2 给出的拉格朗日对偶变换

收敛性和式(26), 可得

$$\sum_{k=1}^K \left\{ \omega_k \log(1 + \alpha_k^{(t-1)}) - \omega_k \alpha_k^{(t-1)} + f_6(\mathbf{W}^{(t-1)}, \Phi^{(t-1)}, \alpha^{(t-1)}) \right\} \leq \sum_{k=1}^K \left\{ \omega_k \log(1 + \alpha_k^t) - \omega_k \alpha_k^t + f_6(\mathbf{W}^{(t-1)}, \Phi^{(t-1)}, \alpha^t) \right\} \quad (28)$$

根据式(11)变换关系, 式(28)中  $f_6$  等价

$$f_6(\mathbf{W}^{(t-1)}, \Phi^{(t-1)}, \alpha^{(t-1)}) = \sum_{k=1}^K \left\{ \omega_k \log(1 + \alpha_k^t) - \omega_k \alpha_k^t + f_7(\mathbf{W}^{(t-1)}, \Phi^{(t-1)}, \alpha^t, \beta^{(t-1)}) \right\} \quad (29)$$

其中,  $f_7(\mathbf{W}, \Phi, \alpha, \beta)$  定义为

$$f_7(\mathbf{W}, \Phi, \alpha, \beta) = \sum_{k=1}^K \left\{ 2\sqrt{\omega_k(1 + \alpha_k)} \operatorname{Re} \left\{ \beta_k^t \left( \sum_{g=1}^G \mathbf{h}_{g,k}^H \Theta_g \mathbf{H}_{b,g} \right) \mathbf{w}_k \right\} - |\beta_k|^2 \sum_{j=1}^K \left[ \left( \sum_{g=1}^G \mathbf{h}_{g,k}^H \Theta_g \mathbf{H}_{b,g} \right) \mathbf{w}_j \right]^2 + \sigma_u^2 \right\} \quad (30)$$

当其他变量固定时, 根据式(14)中  $\beta$  的更新、文献[20]引理 2 给出的二次变换收敛性和式(28)、式(29), 可得

$$\sum_{k=1}^K \left\{ \omega_k \log(1 + \alpha_k^t) - \omega_k \alpha_k^t + f_7(\mathbf{W}^{(t-1)}, \Phi^{(t-1)}, \alpha^t, \beta^{(t-1)}) \right\} \leq \sum_{k=1}^K \left\{ \omega_k \log(1 + \alpha_k^t) - \omega_k \alpha_k^t + f_7(\mathbf{W}^{(t-1)}, \Phi^{(t-1)}, \alpha^t, \beta^t) \right\} \quad (31)$$

目标函数  $f_7$  是关于 ABF 矩阵  $\mathbf{w}_k$  的强凸问题, 并且具有 KL (Kurdyka Lojasiewicz) 性质<sup>[9]</sup>, 根据文献[21]中引理 2.2 近似线性更新规则的收敛性, 目标函数  $f_7$  去掉不相干项转换为的式(22)是关于 PBF 矩阵  $\phi_g$  的非凸问题, 文献[27]中定理 1 证明了利用 SCA 技术的收敛性, 即

$$\sum_{k=1}^K \left\{ \omega_k \log(1 + \alpha_k^t) - \omega_k \alpha_k^t + f_7(\mathbf{W}^{(t-1)}, \Phi^{(t-1)}, \alpha^t, \beta^t) \right\} \leq \sum_{k=1}^K \left\{ \omega_k \log(1 + \alpha_k^t) - \omega_k \alpha_k^t + f_7(\mathbf{W}^t, \Phi^t, \alpha^t, \beta^t) \right\} = f_3(\mathbf{W}^t, \Phi^t, \alpha^t, \beta^t) = f_2(\mathbf{W}^t, \Phi^t, \alpha^t) = f_1(\mathbf{W}^t, \Phi^t) \quad (32)$$

结合上述方程, 可以得出

$$f_1(\mathbf{W}^{(t-1)}, \Phi^{(t-1)}) \leq f_1(\mathbf{W}^t, \Phi^t) \quad (33)$$

因此, 目标函数  $f_1$  在每次迭代后都是单调非递减的。由于  $f_1$  的值存在上界, 因此算法必然收敛。在收敛时, 算法达到经过 FP 变换后目标函数  $f_3$  的局部最优解。

接下来, 对本文所提算法进行复杂度分析。本文算法中通过交替优化  $\mathbf{W}$ 、 $\alpha$ 、 $\beta$  和  $\Phi$  变量迭代更新达到该系统 WSR 最大化。辅助变量  $\alpha$  和  $\beta$  根据式(3)

和式(14)更新, 主要取决于  $\sum_{j=1}^K \left[ \left( \sum_{g=1}^G \mathbf{h}_{g,k}^H \Theta_g \mathbf{H}_{b,g} \right) \mathbf{w}_j \right]^2$

项, 因此时间复杂度分别为  $\mathcal{O}(KNMG)$  和  $\mathcal{O}(KNMG)$ 。ABF 矩阵  $\mathbf{W}$  更新根据式(19), 此时  $\alpha$ 、 $\beta$  和  $\Phi$  变量已知, 因此, 时间复杂度取决于式(19)中的  $\lambda$ 。由式(20)中  $\lambda$  的定义, 时间复杂度为  $\mathcal{O}(KM^2)$ 。

PBF 矩阵  $\Phi$  中每个 IRS 根据式(25)更新, 主要取决于  $\sum_{k=1}^K \left\{ \sum_{j=1}^K |\beta_k|^2 \left[ \operatorname{diag}(\mathbf{h}_{g,k}^H \mathbf{H}_{b,g}) \mathbf{w}_j \left( \operatorname{diag}(\mathbf{h}_{g,k}^H \mathbf{H}_{b,g}) \mathbf{w}_j \right)^H \right] \right\}$  项, 因此,  $G$  个 IRS 的时间复杂度为  $\mathcal{O}(K^2N^2G)$ 。

综上所述, 本文算法的总时间复杂度为  $\mathcal{O}(I_0(2KNMG + KM^2 + K^2N^2G))$ , 其中  $I_0$  为迭代次数。对比相同参数设置下文献[9]算法的总时间复杂度  $\mathcal{O}(I_0(2KNMG + KM^2 + K^2N^2G^2))$ , 本文算法降低了  $I_0K^2N^2G(G-1)$ 。

### 3 仿真实验及分析

本节通过蒙特卡罗方法进行仿真实验。图 2 所示的分布式 IRS 辅助毫米波 MU-MISO 下行链路通信场景中, 单天线用户随机分布在以 (180 m, 0 m) 为中心、以 8 m 为半径的圆内, 3 个 IRS 不考虑位置影响情况下的坐标分别为 (160 m, 20 m)、(170 m, 20 m) 和 (180 m, 20 m), 基站天线和 IRS 在同一水平位置。BS 与 IRS 及 IRS 与用户之间的信道分别由式(5)和式(6)得到<sup>[10,15]</sup>, 信道增益为  $\nu_k \sim \mathcal{CN}(0, 10^{-0.1\text{PL}(r)})$ ,  $\text{PL}(r) = \varrho_a + 10\varrho_b \lg(r) + \xi$ , 其中,  $r$  为距离,  $\xi \sim \mathcal{N}(0, \sigma_\xi^2)$ <sup>3</sup>,  $\varrho_a = 61.4$ ,  $\varrho_b = 2$ ,  $\sigma_\xi = 5.8$  dB。若无特别说明, 天线增益分别为  $\sigma_r = 0$ 、 $\sigma_t = 9.82$  dBi, 路径数为  $L=2$ , 噪声方差  $\sigma_u^2 = -85$  dBm。为了保证每个用户的公平性, 设置权重  $\omega_k = 1$ 。本文通过对比 3 种基线算法来评估所提算法的性能。所有仿真中蒙特卡罗随机次数均为 3 000。

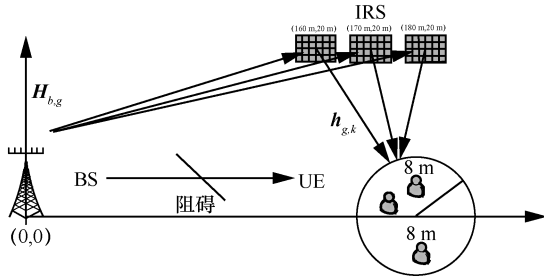


图 2 分布式 IRS 辅助毫米波 MU-MISO 下行链路通信场景

基线 1 算法 (分布式 IRS 随机 PBF): 首先, 通过加权最小均方误差 (WMMSE, weighted minimum mean square error) 算法优化  $W$  (省略迭代过程); 然后, 随机生成  $\Phi$  矩阵; 最后, 代入式(7)得出多用户 WSR。

基线 2 算法 (单 IRS): 文献[9]所提算法 1。

基线 3 (最优解): Karush-Kuhn-Tucker 条件是解优化问题最优解的必要条件, 因此, 可以在随机初始化的情况下运行基线 1 足够的次数, 那么最大输出值的解会很好地逼近最优解。

图 3 给出了本文算法、基线 1、基线 2 及本文算法考虑信道估计误差下的 WSR 随着迭代次数的变化情况。设置发射功率  $P_T$  为 30 dBm、IRS 数量  $G$  为 3, 且每个 IRS 反射单元数量  $N$  为 50, BS 天线数量  $M$  为 16, 用户数量  $K$  为 4 (位置坐标分别为 (171.0 m, 2.3 m), (176.7 m, 9.9 m), (187.9 m, -1.6 m), (186.2 m, -2.4 m))。

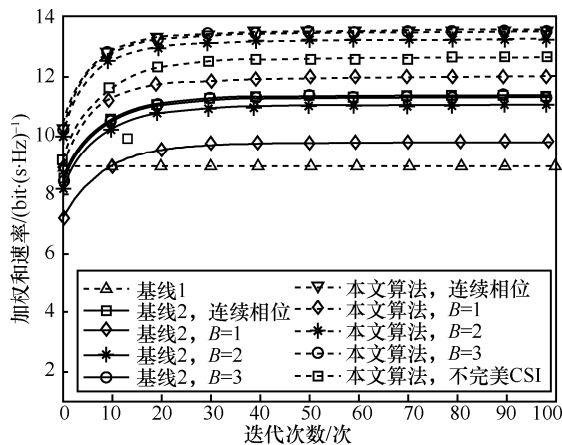


图 3 本文算法、基线 1、基线 2 及本文算法考虑信道估计误差下的 WSR 随着迭代次数的变化情况

由图 3 可知, 本文提出的算法 WSR 优于 2 种基线算法, 且收敛所需迭代次数相近。此外, 所提算法采用 1 bit 量化 PBF 矩阵时, 性能即可优于 2 种基线算法, 当采用 2 bit 或 3 bit 量化 PBF 矩

阵, 用户的 WSR 显著增加, 接近于 PBF 连续相位情况, 表明本文所提算法实现高空间复用增益的可行性。为了考虑不完美信道状态信息对本文算法的影响, 通过引入归一化均方误差 (NMSE, normalized mean squared error) 衡量信道估计所带来的误差影响<sup>[15]</sup>, 定义为  $NMSE = \frac{\|H - \bar{H}\|_F^2}{\|H\|_F^2}$ 。在

NMSE=0.2 情况下, WSR 高于本文算法  $B=1$  情况下 0.61 bit/(s·Hz) 和基线 2 连续相位情况下 1.25 bit/(s·Hz), 表明本文算法在不完美信道状态信息情况下仍能够收敛。

图 4 给出了 WSR 随着 IRS 反射单元数量  $N$  的变化情况, 其他参数设置为  $P_T = 30$  dBm,  $G = 3$ ,  $M = 16$ ,  $K = 4$ 。由图 4 可知, 随着  $N$  从 10 增加到 250, 基线 2 和本文算法的 WSR 分别提升了 6.08 bit/(s·Hz) 和 5.31 bit/(s·Hz), 表明 PBF 优化能够显著提高系统性能, 其主要原因为  $N$  的增大导致 IRS 所获得的空间分集增益增大。其次, 基线 2 算法  $N = 130$  时所达到的性能与本文算法  $N = 40$  (累计共  $40 \times 3$  个反射单元) 时相似, 这是因为多 IRS 可以在几何上分开部署能够提供更稳健的数据传输, 同时也能提供多条路径, 提高接收信号 WSR, 从而解决毫米波易衰落问题。最后可以发现, 当  $N$  增大时, 采用 2 bit 量化 PBF 矩阵, 用户 WSR 仍能够接近 PBF 连续相位, 该实验结论与文献[30]指出 2 bit 量化可以在 IRS 尺寸足够大时实现接近连续相移的速率性能结论相同。

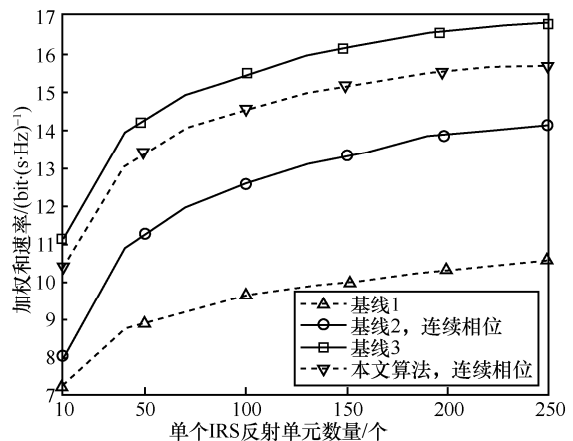


图 4 WSR 随着 IRS 反射单元数量  $N$  的变化情况

图 5 给出了 WSR 随着发射功率的变化情况, 其他参数设置为  $G = 3$ ,  $N = 50$ ,  $M = 16$ ,  $K = 4$ 。由图 5 可知, 随着发射功率的增加, 本文算法和基线算法

都呈现上升趋势。本文算法相比基线1和基线2算法分别可实现平均约20 dB和9 dB的性能增益,且本文算法通过更低的发射功率能够达到与基线算法相同的性能,这是因为多IRS打破了单一信道的约束,从而实现了高空间复用增益。

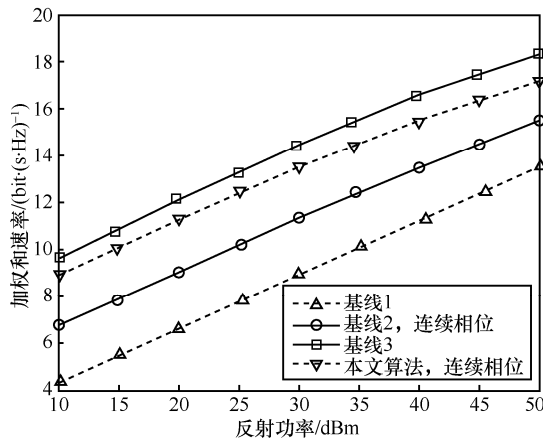


图5 WSR随着发射功率的变化情况

图6给出了随机生成的4个用户具有不同优先级情况下的性能对比,其中优先级权重固定为(1, 2, 3, 4),假设连续相移情况,其他参数设置为 $P_T = 30$  dBm,  $G = 3$ ,  $N = 50$ ,  $M = 16$ ,  $K = 4$ 。从图6中可以看出,所有算法都会牺牲优先级低的用户偏向优先级高的用户进行优化,使该用户得到更高的传输速率,这是因为优化算法会偏向优化权重较大的值。在实际情况中,可以根据用户的需求设置不同优先级权重。

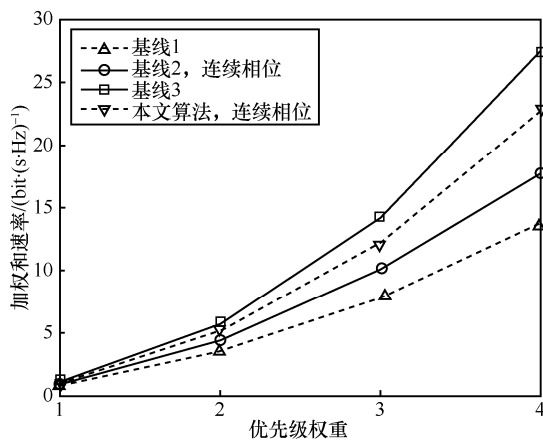


图6 随机生成的4个用户具有不同优先级情况下的性能对比

图7给出了WSR随着IRS数量的变化情况,其中,IRS数量为1且连续相位和 $B=1, 2, 3$ 时为基线2算法,其他参数设置为 $P_T=30$  dBm,  $G=3$ ,  $N=50$ ,  $M=16$ ,  $K=4$ 。由图7可知,WSR随着IRS数量的

增加而增大,当IRS数量为2和3时,相比基线2单IRS算法,WSR分别提升了1.64 bit/(s·Hz)和2.29 bit/(s·Hz)。当IRS数量由4个增加到11个时,WSR仅提升1.02 bit/(s·Hz),这是因为多个IRS虽然增加了系统传输的速率,但是也带来了不同IRS之间的干扰,因此在实际情况中,布置IRS时可选择低数量级布置,从而减少IRS之间的干扰所带来的不必开销。

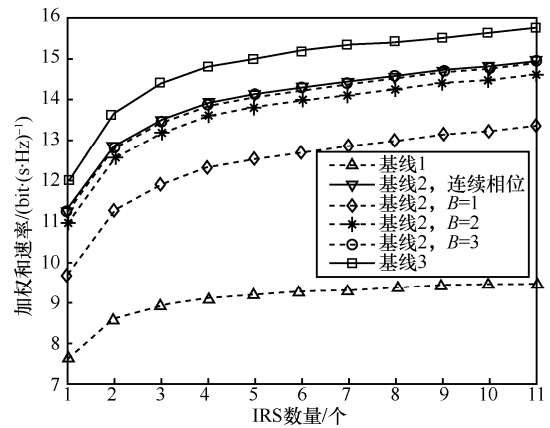


图7 WSR随着IRS数量的变化情况

图8给出了WSR随着IRS位置的变化情况,其他参数设置为 $P_T = 30$  dBm,  $G = 3$ ,  $N = 50$ ,  $M = 16$ ,  $K = 4$ 。IRS随机分布在中心点坐标半径为15 m的圆内,实验结果表明,IRS位置更倾向于放置在基站处和用户处,结论和文献[5,9]中单IRS最优位置靠近用户相同。当IRS分布中心点由(90 m, 20 m)移动至(15 m, 20 m)时,系统WSR会呈现提升趋势,这是因为IRS辅助链路的路径损耗是 $h_{g,k}$ 和 $H_{b,g}$ 路径损耗的乘积,因此即使传输距离的总和减少,但传播条件不一定会变好。

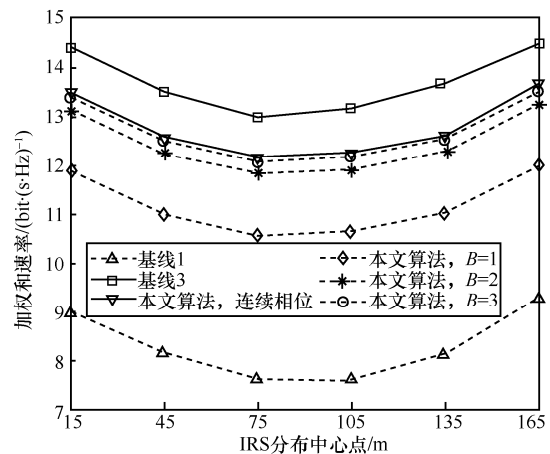


图8 WSR随着IRS位置的变化情况

图9给出了 WSR 随着用户数量的变化情况, 其他参数设置为  $P_T = 30$  dBm,  $G = 3$ ,  $N = 50$ ,  $M = 16$ 。为了考虑用户位置的影响, 设置用户位置随机产生。

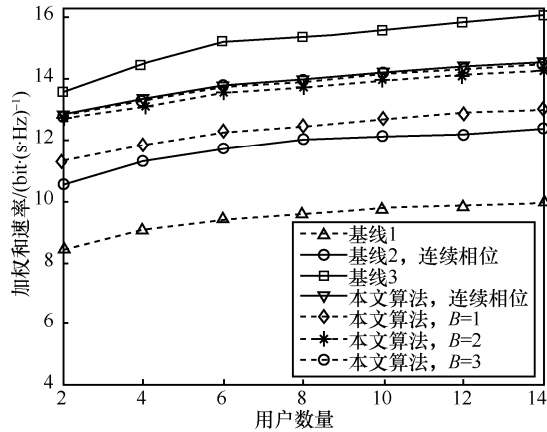


图9 WSR 随着用户数量的变化情况

由图9可知, 当用户数量增加时, 所有曲线都会上升。这是因为网络中用户越多, 网络资源的利用率就越高。相比于3种基线算法, 本文算法得益于多 IRS 和优化算法优于基线1和基线2算法, 但是与基线3差距逐步增加, 这是因为用户随机分配在半径为8m的单位圆内, 导致用户间干扰增加, 从而影响算法性能提升。在连续相移的情况下, 当用户数量为3时, 相比图5相同参数设置下的固定用户位置, WSR 差值仅为0.16 bit/(s·Hz), 表明本文算法性能和用户位置无关。

#### 4 结束语

本文针对分布式 IRS 辅助毫米波 MU-MISO 多用户通信系统, 为解决非视距场景下可靠性通信问题, 在功率约束和恒模约束下, 提出一种分布式多智能反射表面联合优化 ABF 和 PBF 算法。首先, 通过闭式 FP 技术解决 ABF 和 PBF 深度耦合问题。然后, 通过非凸块坐标下降法, 交替优化辅助变量、ABF 和 PBF 矩阵, 其中, 得出辅助变量的最优解, 通过近似线性规则和分布式 SCA 规则分别更新 ABF 和 PBF。最后, 证明和详细分析了该算法的收敛性和复杂度。考虑实际通信系统情况引入信道估计误差、PBF 相移量化和用户优先级权重, 通过仿真实验分析 IRS 位置分布、IRS 数量、反射单元个数和发射功率等设置对算法性能的影响。仿真结果表明, 所提方案及算法能够快速收敛, 并且性能优

于2种基线算法。在后续的工作中, 将展开针对 IRS 间干扰、不完美信道状态信息、不同信号传输方式和天线设计的分析与研究。

#### 参考文献:

- [1] ZHANG Z Q, XIAO Y, MA Z, et al. 6G wireless networks: vision, requirements, architecture, and key technologies[J]. IEEE Vehicular Technology Magazine, 2019, 14(3): 28-41.
- [2] WU Q Q, LI G Y, CHEN W, et al. An overview of sustainable green 5G networks[J]. IEEE Wireless Communications, 2017, 24(4): 72-80.
- [3] WU Q Q, ZHANG R. Towards smart and reconfigurable environment: intelligent reflecting surface aided wireless network[J]. IEEE Communications Magazine, 2020, 58(1): 106-112.
- [4] LIANG Y C, LONG R Z, ZHANG Q Q, et al. Large intelligent surface/antennas (LISA): making reflective radios smart[J]. Journal of Communications and Information Networks, 2019, 4(2): 40-50.
- [5] HUANG C W, HU S, ALEXANDROPOULOS G C, et al. Holographic MIMO surfaces for 6G wireless networks: opportunities, challenges, and trends[J]. IEEE Wireless Communications, 2020, 27(5): 118-125.
- [6] WU Q 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.
- [7] LIU Q L, YANG J H, XU Y J, et al. Energy-efficient resource allocation for secure IRS networks with an active eavesdropper[C]//Proceedings of 2020 IEEE/CIC International Conference on Communications in China (ICCC). Piscataway: IEEE Press, 2020: 1-5.
- [8] HUANG C W, 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.
- [9] GUO H Y, LIANG Y C, CHEN J, et al. Weighted sum-rate maximization for reconfigurable intelligent surface aided wireless networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2020, 19(5): 3064-3076.
- [10] CHU Z, ZHU Z Y, ZHOU F H, et al. Intelligent reflecting surface assisted wireless powered sensor networks for Internet of things[J]. IEEE Transactions on Communications, 2021, 69(7): 4877-4889.
- [11] 朱政宇, 徐金雷, 孙钢灿, 等. 基于 IRS 辅助的 SWIPT 物联网系统安全波束成形设计[J]. 通信学报, 2021, 42(4): 185-193. ZHU Z Y, XU J L, SUN G C, et al. Secure beamforming design for IRS-assisted SWIPT Internet of things system[J]. Journal on Communications, 2021, 42(4): 185-193.
- [12] HUANG C W, MO R H, YUEN C. Reconfigurable intelligent surface assisted multiuser MISO systems exploiting deep reinforcement learning[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2020, 38(8): 1839-1850.
- [13] YANG Z H, XU W, HUANG C W, et al. Beamforming design for multiuser transmission through reconfigurable intelligent surface[J]. IEEE Transactions on Communications, 2021, 69(1): 589-601.

- [14] WU Q Q, ZHANG R. Beamforming optimization for intelligent reflecting surface with discrete phase shifts[C]//Proceedings of ICASSP 2019 - 2019 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Piscataway: IEEE Press, 2019: 7830-7833.
- [15] HE M X, XU W, SHEN H, et al. Cooperative multi-RIS communications for wideband mmWave MISO-OFDM systems[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2021, 10(11): 2360-2364.
- [16] WANG P L, FANG J, YUAN X J, et al. Intelligent reflecting surface-assisted millimeter wave communications: joint active and passive precoding design[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(12): 14960-14973.
- [17] HAN Y T, ZHANG S W, DUAN L J, et al. Cooperative double-IRS aided communication: beamforming design and power scaling[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2020, 9(8): 1206-1210.
- [18] 赵宏宇, 姚红艳. 毫米波 massive MIMO 系统中混合连接的混合预编码设计[J]. 通信学报, 2020, 41(3): 45-52.  
ZHAO H Y, YAO H Y. Design of hybridly-connected hybrid precoding in millimeter-wave massive MIMO system[J]. Journal on Communications, 2020, 41(3): 45-52.
- [19] 赵雄文, 刘瑶, 张钰, 等. 基于连续干扰消除和交替方向乘子法的混合预编码设计[J]. 通信学报, 2021, 42(5): 111-121.  
ZHAO X W, LIU Y, ZHANG Y, et al. Design of hybrid precoding with successive interference cancellation and alternating direction method of multipliers[J]. Journal on Communications, 2021, 42(5): 111-121.
- [20] SHEN K M, YU W. Fractional programming for communication systems—part II: uplink scheduling via matching[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2018, 66(10): 2631-2644.
- [21] XU Y Y, YIN W T. A block coordinate descent method for regularized multi-convex optimization with applications to nonnegative tensor factorization and completion[J]. SIAM Journal on Imaging Sciences, 2013, 6(3): 1758-1789.
- [22] LIU A, LAU V K N, ZHAO M J. Online successive convex approximation for two-stage stochastic nonconvex optimization[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2018, 66(22): 5941-5955.
- [23] ZHAO D, LU H C, WANG Y Z, et al. Joint passive beamforming and user association optimization for IRS-assisted mmWave systems[C]//Proceedings of GLOBECOM 2020 - 2020 IEEE Global Communications Conference. Piscataway: IEEE Press, 2020: 1-6.
- [24] ZHANG Z J, DAI L L. A joint precoding framework for wideband reconfigurable intelligent surface-aided cell-free network[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2021, 69: 4085-4101.
- [25] WANG P L, FANG J, DUAN H P, et al. Compressed channel estimation for intelligent reflecting surface-assisted millimeter wave systems[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2020, 27: 905-909.
- [26] LIU S C, GAO Z, ZHANG J, et al. Deep denoising neural network assisted compressive channel estimation for mmWave intelligent reflecting surfaces[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(8): 9223-9228.
- [27] RAZAVIYAYN M, HONG M Y, LUO Z Q. A unified convergence analysis of block successive minimization methods for nonsmooth optimization[J]. SIAM Journal on Optimization, 2013, 23(2): 1126-1153.
- [28] SUN Y, BABU P, PALOMAR D P. Majorization-minimization algorithms in signal processing, communications, and machine learning[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2017, 65(3): 794-816.
- [29] HAN Y, TANG W K, JIN S, et al. Large intelligent surface-assisted wireless communication exploiting statistical CSI[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(8): 8238-8242.
- [30] ZHANG H L, DI B Y, SONG L Y, et al. Reconfigurable intelligent surfaces assisted communications with limited phase shifts: how many phase shifts are enough?[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(4): 4498-4502.

## [作者简介]



李中捷 (1974—), 男, 湖北武汉人, 博士, 中南民族大学教授, 主要研究方向为无线网络的建模与分析、网络优化、通信理论等。



熊吉源 (1997—), 男, 河南信阳人, 中南民族大学硕士生, 主要研究方向为无线通信、IRS 波束成形、波束追踪等。

高伟 (1996—), 男, 江西景德镇人, 中南民族大学硕士生, 主要研究方向为无线通信等。

韦金迎 (1996—), 女, 壮族, 广西南宁人, 中南民族大学硕士生, 主要研究方向为无线通信等。