双RIS辅助多用户MIMO通信：公共反射模式与联合波束成形设计

张萍萍、龚世奇和马少丹，*IEEE*高级会员

arXiv:2303.00258v1 [cs.IT] 1 Mar 2023

摘要——**可重构智能表面（RIS）能够通过动态构建无线信道来提升未来无线通信系统的性能，因此作为一项具有广阔前景的技术已进入公众视野。在本文中，我们研究了双RIS辅助的下行多用户多输入多输出（MIMO）通信系统。我们通过联合优化有源发射波束成形、接收均衡器以及每个RIS处的无源波束成形，研究均方误差（MSE）最小化问题。不同于以往工作，为了同时降低通信开销和信号处理复杂度，我们假设两个RIS采用公共反射模式。在这一假设下，变量之间的耦合更加紧密，从而使优化问题更难求解。为有效解决这一问题，我们提出了一种基于主化最小化（MM）的交替优化（AO）算法。数值结果表明，在高信噪比（SNR）区域，采用公共反射模式的双RIS能够实现与采用独立反射模式时几乎相同的性能，而其复杂度仅为后者的一半。因此，针对所研究的系统，我们提出的设计在性能与实现复杂度之间实现了有效折中。**

索引词—**双RIS、多用户MIMO系统、均方误差、公共反射模式。**

I. 引言

作为未来一代无线系统的一项关键使能技术，可重构智能表面（RIS）能够自适应地重构无线通信环境，从而提升能源效率和频谱效率 [1],[2]。通常，RIS 是由大量无源反射元件构成的智能超表面。每个元件都能独立调节输入电磁（EM）信号的幅度和相位 [3]。与传统的多输入多输出（MIMO）中继通信相比 [4], , RIS 能以更低的功耗提供更高的波束成形增益。此外，凭借易于部署、环境友好、兼容性高和成本低等优势 [5],, RIS 已广泛应用于无线通信系统。

大多数现有研究仅考虑了单RIS场景下的无源波束成形设计 [6]–[8]。例如，[6] 针对单个RIS辅助的单用户MIMO通信系统，研究信道容量最大化问题，并联合设计发射协方差矩阵和RIS反射模式矩阵。文献 [7] 提出了针对单一 RIS 辅助的单用户和多用户 MIMO 通信系统，提出了一种通用的收发器设计框架。为进一步探索 RIS 在提升无线通信性能方面的潜力，一些研究将单 RIS 场景扩展至多 RIS 场景。例如，[9] 研究了在多个非协作 RIS 辅助的 MIMO 系统中，通过联合优化 RIS 相移、发射波束成形和接收均衡器来最小化均方误差（MSE）的问题。[10]旨在针对采用视距（LoS）信道的协作双 RIS 增强型单用户 MIMO 系统，最大化信道容量； [11]则进一步将上述研究扩展至协作双 RIS 辅助的多用户 MIMO 系统。作者联合优化接收波束成形和两个 RIS 的协作反射系数，以最大化所有用户中的最差信干噪比（SINR）。

在本文中，针对大规模可重构智能表面（RIS）所引起的高通信开销和信号处理复杂度问题，我们研究了采用公共反射模式的协作双 RIS 辅助下行多用户 MIMO 通信系统。通过联合优化有源发射波束成形矩阵、接收均衡器和公共RIS反射模式，我们以最小化所有数据信号符号的平均总均方误差为目标。由于优化变量之间存在强耦合，所构建的优化问题通常比采用独立反射模式的对应问题更难求解。为解决这一困难问题，我们提出了一种基于主化最小化（MM）的交替优化（AO）算法。数值仿真结果表明，与单一方案RIS系统相比，所提出的算法具有更好的性能；同时还显示，在高信噪比区域，所提出的算法能够达到采用独立反射模式的双 RIS 系统的最佳性能。

II. 问题建模与系统模型

如图1所示，我们考虑一个由 K 个用户组成的双可重构智能表面辅助下行 MIMO 通信系统，其中每个用户配备 $N_{r,\ k}$ 根天线，基站配备 N_t 根天线。假设两个分布式 RIS（即 RIS 1 和 RIS 2）分别靠近基站和用户，从而最大限度地降低双 RIS 级联信道的有效路径损耗 [10]。由于两个 RIS 使用公共反射模式，假设它们具有相同数量的反射单元，记为 M。由于存在遮挡，忽略基站与用户之间的直达信道。

张萍萍和马少丹任职于智慧城市物联网国家重点实验室及澳门大学电机及电脑工程学系，澳门，中国（电子邮箱：yc17433@um.edu.mo；shaodanma@um.edu.mo）。

S. Gong 任职于中国北京 100081 北京理工大学网络空间科学与技术学院（电子邮箱：shiqigong@bit.edu.cn）。

令$\mathbf{T}_l \in \mathbb{C}^{M\times N_t}$、$\mathbf{S} \in \mathbb{C}^{M\times M}$和$\mathbf{R}_{l,k} \in \mathbb{C}^{N_{r,k}\times M}$分别表示基站 → RIS l、RIS 1 →RIS 2以及 RIS l → 用户 k 链路的信道矩阵，其中 $l=1,2$ 和 $k=1,2,\ldots K$。两个 RIS 的公共反射系数表示为 $\boldsymbol{\Theta}=\text{diag}\{\theta_1,\cdots,\theta_M\}$，其中假设每个单元的幅度均为 1。在上述设定下，基站与第 k 个用户之间的有效级联信道表示为

$$\mathbf{H}_k=\mathbf{R}_{1,k}\boldsymbol{\Theta}\mathbf{T}_1+\mathbf{R}_{2,k}\boldsymbol{\Theta}\mathbf{T}_2+\mathbf{R}_{2,k}\boldsymbol{\Theta}\mathbf{S}\boldsymbol{\Theta}\mathbf{T}_1. \quad (1)$$

我们假设基站向所有 K 个用户发送总计 N 条数据流，并将 $\mathbf{x}\triangleq[\mathbf{x}_1^{\mathrm{H}},\cdots,\mathbf{x}_K^{\mathrm{H}}]^{\mathrm{H}}\in\mathbb{C}^{N\times 1}$定义为发送数据符号向量，其中 $\mathbf{x}_k\in\mathbb{C}^{N_k\times 1}$是第 k 个用户的数据符号，服从高斯分布，即 $\mathbf{x}_k\sim\mathcal{CN}(\mathbf{0},\mathbf{I}_{N_k})$，且 $\sum_{k=1}^K N_k=N$。$\mathbf{F}\triangleq[\mathbf{F}_1,\cdots,\mathbf{F}_K]\in\mathbb{C}^{N_t\times N}$定义为发射波束成形器，其中 $\mathbf{F}_k\in\mathbb{C}^{N_t\times N_k}$ 是第 k 个用户的波束成形器。为简单起见，我们假设基站完全掌握系统全局信道状态信息（CSI）。第 k 个用户端的接收信号 $\mathbf{y}_k\in\mathbb{C}^{N_{r,k}\times 1}$ 可表示为

$$\mathbf{y}_k=\mathbf{H}_k\mathbf{F}\mathbf{x}+\mathbf{z}_k, \quad (2)$$

其中，$\mathbf{z}_k\sim\mathcal{CN}(\mathbf{0},\sigma^2\mathbf{I}_{N_{r,k}})$ 为加性高斯白噪声（AWGN）。对于第 k 个用户，接收到 $\mathbf{y}_k$ 后，使用均衡器 $\mathbf{G}_k\in\mathbb{C}^{N_k\times N_{r,k}}$ 解码发送信号，即 $\hat{\mathbf{x}}_k=\mathbf{G}_k\mathbf{y}_k$。相应地，估计信号 $\hat{\mathbf{x}}_k$ 的均方误差矩阵表示为

$$\begin{aligned}&\boldsymbol{\Psi}_{\mathrm{MSE},k}(\mathbf{F}_k,\mathbf{G}_k,\boldsymbol{\Theta})\\&=\mathbb{E}\left\{(\mathbf{x}_k-\hat{\mathbf{x}_k})^{\mathrm{H}}(\mathbf{x}_k-\hat{\mathbf{x}_k})\right\}\\&=\mathbf{G}_k\mathbf{H}_k\mathbf{F}(\mathbf{G}_k\mathbf{H}_k\mathbf{F})^{\mathrm{H}}-2\Re(\mathbf{G}_k\mathbf{H}_k\mathbf{F}_k)+\sigma_n^2\mathbf{G}_k\mathbf{G}_k^{\mathrm{H}}+\mathbf{I}_{N_k}.\end{aligned} \quad (3)$$

本文旨在通过联合设计基站发射波束成形矩阵 $\{\mathbf{F}_k\}_{k=1}^K$、线性接收均衡器$\{\mathbf{G}_k\}_{k=1}^K$ 和公共RIS反射模式 $\boldsymbol{\Theta}$，在满足基站总发射功率约束以及所有RIS反射单元的单位模约束的条件下，最小化所有数据信号符号的平均总均方误差。相应的优化问题可表述为

$$\begin{aligned}(\text{P1})\quad &\min_{\{\mathbf{F}_k,\mathbf{G}_k\}_{k=1}^K,\boldsymbol{\Theta}}\ \sum_{k=1}^K\mathrm{tr}(\boldsymbol{\Psi}_{\mathrm{MSE},k}(\mathbf{F}_k,\mathbf{G}_k,\boldsymbol{\Theta})) && (4a)\\&\text{s.t. } \mathrm{tr}(\mathbf{F}\mathbf{F}^{\mathrm{H}})\le P, && (4b)\\&\quad\boldsymbol{\Theta}=\mathrm{diag}\{\theta_1,\cdots,\theta_M\}, && (4c)\\&\quad|\theta_i|=1,\quad i\in\{1,\cdots,M\}, && (4d)\end{aligned}$$

其中，P 为基站的最大发射功率。可以看出，由于目标函数（4a）中的变量强耦合，以及（4d）中的非凸约束，问题（P1）难以求解。此外，采用公共RIS反射模式会使目标函数（4a）中出现难以处理的四阶项，与独立反射模式的情形相比，这也大大增加了求解问题（P1）的难度。接下来，我们提出一种基于MM的AO算法，以解耦变量并

处理由公共反射模式引起的难以处理的高阶项。

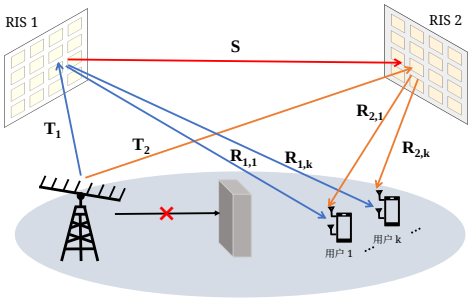


图1. 双可重构智能表面辅助多用户多输入多输出系统。

III. 提出的基于MM的AO算法

本节提出一种基于MM的AO算法来求解具有挑战性的问题（P1），该算法在保持其他优化变量不变的同时更新每个优化变量。通过利用MM技术，每个子问题都有闭式最优解。

A. 均衡器和发射波束成形优化

首先，在固定$\{\mathbf{F}_k\}_{k=1}^K$ 和 $\boldsymbol{\Theta}$的情况下，我们推导出最优均衡器 $\mathbf{G}_k$。此时，很容易发现，关于$\mathbf{G}_k$ 的问题（P1）是一个无约束凸问题。根据LMMSE准则，最优 $\mathbf{G}_k^{\mathrm{opt}}$ 可推导为

$$\mathbf{G}_k^{\mathrm{opt}}=\mathbf{F}_k{}^{\mathrm{H}}\mathbf{H}_k{}^{\mathrm{H}}(\mathbf{H}_k\mathbf{F}\mathbf{F}^{\mathrm{H}}\mathbf{H}_k{}^{\mathrm{H}}+\mathbf{R}_{\mathbf{z}_k})^{-1}. \quad (5)$$

其次，在固定 $\{\mathbf{G}_k\}_{k=1}^K$ 和 $\boldsymbol{\Theta}$ 后，我们优化有源发射波束成形 $\mathbf{F}_k$。我们将问题（P1）重新表述为

$$\begin{aligned}(\text{P2})\quad &\min_{\mathbf{F}_k}\ \sum_{k=1}^K\mathrm{tr}(\boldsymbol{\Psi}_{\mathrm{MSE},k}(\mathbf{F}_k)), && (6a)\\&\text{s.t. } \mathrm{tr}(\mathbf{F}\mathbf{F}^{\mathrm{H}})\le P. && (6b)\end{aligned}$$

容易发现，问题（P2）关于 $\mathbf{F}_k$ 是一个二次凸问题。因此，可以利用 Karush-Kuhn-Tucker（KKT）条件求得最优的 $\mathbf{F}_k$。具体而言，定义 μ 为拉格朗日乘子，则问题（P2）的拉格朗日函数可表示为

$$L(\mathbf{F}_k,\mu)=\sum_{k=1}^K\mathrm{tr}(\boldsymbol{\Psi}_{\mathrm{MSE},k}(\mathbf{F}_k))+\mu(\mathrm{tr}\left\{\mathbf{F}\mathbf{F}^{\mathrm{H}}\right\}-P). \quad (7)$$

随后可推导出 KKT 条件：

$$\begin{aligned}&\mathbf{F}_k=(\sum_{i=1}^K\mathbf{H}_i^H\mathbf{G}_i^H\mathbf{G}_i\mathbf{H}_i+\mu\mathbf{I}_{Nt})^{-1}\mathbf{H}_k^{\mathrm{H}}\mathbf{G}_k^{\mathrm{H}}, && (8a)\\&\mu(\mathrm{tr}\{\mathbf{F}\mathbf{F}^{\mathrm{H}}\}-P)=0,\ \mu\ge 0, && (8b)\\&\mathrm{tr}\{\mathbf{F}\mathbf{F}^{\mathrm{H}}\}-P\le 0. && (8c)\end{aligned}$$

由 (8a) 可知，最优的 $\mathbf{F}_k$ 取决于拉格朗日乘子 μ。具体而言，若 $\mathrm{tr}(\mathbf{F}\mathbf{F}^{\mathrm{H}})\le P$ 且 $\mu=0$，则有 $\mathbf{F}_k=(\sum_{i=1}^K\mathbf{H}_i^H\mathbf{G}_i^H\mathbf{G}_i\mathbf{H}_i)^{-1}\mathbf{H}_k^{\mathrm{H}}\mathbf{G}_k^{\mathrm{H}}$。若 $\mu>0$，则有 $\mathrm{tr}\{\mathbf{F}\mathbf{F}^{\mathrm{H}}\}=P$。令 $\sum_{i=1}^K\mathbf{H}_i^H\mathbf{G}_i^H\mathbf{G}_i\mathbf{H}_i=\mathbf{U}\boldsymbol{\Lambda}\mathbf{U}^H$，其中 $\boldsymbol{\Lambda}=\mathrm{diag}\{\lambda_1,\ldots,\lambda_M\}$ 为由 $\sum_{i=1}^K\mathbf{H}_i^H\mathbf{G}_i^H\mathbf{G}_i\mathbf{H}_i$的特征值构成的对角矩阵。将此分解代入

(8a) 后，基站发射功率随 μ 单调递减，如下所示：

$$\begin{aligned}\mathrm{tr}(\mathbf{F}\mathbf{F}^H) =&\mathrm{tr}[\sum_{k=1}^{K}(\sum_{i=1}^{K}\mathbf{H}_i^H\mathbf{G}_i^H\mathbf{G}_i\mathbf{H}_i+\mu\mathbf{I}_{Nt})^{-2}\mathbf{H}_k^H\mathbf{G}_k^H\mathbf{G}_k\mathbf{H}_k]\\ =&\mathrm{tr}[(\mathbf{\Lambda}+\mu\mathbf{I}_N)^{-2}\mathbf{R}]=\sum_{i=1}^{N}\frac{[\mathbf{R}]_{i,i}}{(\lambda_i+\mu)^{-2}},\end{aligned} \tag{9}$$

其中 $\mathbf{R}\triangleq\mathbf{U}^H(\sum_{k=1}^{K}\mathbf{H}_k^H\mathbf{G}_k^H\mathbf{G}_k\mathbf{H}_k)\mathbf{U}$。因此，可以通过一维搜索方法（例如二分搜索 [12]）高效地求得最优μ 。随后，可由式（8a）得到最优的 $\mathbf{F}_k$ 。

B. 公共反射模式优化

在获得 $\{\mathbf{F}_k\}_{k=1}^K$ 和 $\{\mathbf{G}_k\}_{k=1}^K$后，我们旨在优化公共RIS反射模式 $\mathbf{\Theta}$。与采用独立反射模式的传统双 RIS 系统不同，公共反射模式使目标函数变得更加复杂且阶数更高。我们不直接求解该问题，而是利用其内在结构来简化问题。具体而言，省略无关的常数后，目标函数可写为

$$\begin{aligned}&f_{\mathrm{Obj}}(\mathbf{\Theta})\\ =&\sum_{k=1}^{K}[\mathrm{tr}(\sum_{i=1}^{2}\sum_{j=1}^{2}\mathbf{G}_k\mathbf{R}_{i,k}\mathbf{\Theta}\mathbf{T}_i\mathbf{F}\mathbf{F}^{\mathrm{H}}\mathbf{T}_j^{\mathrm{H}}\mathbf{\Theta}^{\mathrm{H}}\mathbf{R}_{j,k}^{\mathrm{H}}\mathbf{G}_k^{\mathrm{H}}\\ &+\sum_{i=1}^{2}(\mathbf{G}_k\mathbf{R}_{i,k}\mathbf{\Theta}\mathbf{T}_i\mathbf{F}\mathbf{F}^{\mathrm{H}}\mathbf{T}_1^{\mathrm{H}}\mathbf{\Theta}^{\mathrm{H}}\mathbf{S}^{\mathrm{H}}\mathbf{\Theta}^{\mathrm{H}}\mathbf{R}_{2,k}^{\mathrm{H}}\mathbf{G}_k^{\mathrm{H}}\\ &+\mathbf{G}_k\mathbf{R}_{2,k}\mathbf{\Theta}\mathbf{S}\mathbf{\Theta}\mathbf{T}_1\mathbf{F}\mathbf{F}^{\mathrm{H}}\mathbf{T}_i^{\mathrm{H}}\mathbf{\Theta}^{\mathrm{H}}\mathbf{R}_{i,k}^{\mathrm{H}}\mathbf{G}_k^{\mathrm{H}})\\ &+\mathbf{G}_k\mathbf{R}_{2,k}\mathbf{\Theta}\mathbf{S}\mathbf{\Theta}\mathbf{T}_1\mathbf{F}\mathbf{F}^{\mathrm{H}}\mathbf{T}_1^{\mathrm{H}}\mathbf{\Theta}^{\mathrm{H}}\mathbf{S}^{\mathrm{H}}\mathbf{\Theta}^{\mathrm{H}}\mathbf{R}_{2,k}^{\mathrm{H}}\mathbf{G}_k^{\mathrm{H}})\\ &-2\Re(\mathrm{tr}(\sum_{i=1}^{2}\mathbf{G}_k\mathbf{R}_{i,k}\mathbf{\Theta}\mathbf{T}_i\mathbf{F}+\mathbf{G}_k\mathbf{R}_{2,k}\mathbf{\Theta}\mathbf{S}\mathbf{\Theta}\mathbf{T}_1\mathbf{F}))].\end{aligned} \tag{10}$$

将 RIS 反射系数的对角元素 $\mathbf{\Theta}$ 和一般矩阵 $\mathbf{P}$ 分别堆叠到向量 $\boldsymbol{\theta}\triangleq\mathrm{diag}(\mathbf{\Theta})$ 和 $\mathbf{p}\triangleq\mathrm{diag}(\mathbf{P})$ 中，并利用恒等式 $\mathrm{tr}(\mathbf{XYZW})=\mathrm{vec}(\mathbf{X}^{\mathrm{H}})^{\mathrm{H}}(\mathbf{W}^{\mathrm{T}}\otimes\mathbf{Y})\mathrm{vec}(\mathbf{Z})$ 和 $\mathrm{tr}(\mathbf{\Theta}\mathbf{P})=\boldsymbol{\theta}^{\mathrm{H}}\mathbf{p}^*$，可得

$$\begin{aligned}&f_{\mathrm{Obj}}(\mathbf{\Theta})\\ =&\mathrm{vec}(\mathbf{\Theta})^{\mathrm{H}}\mathbf{A}\mathrm{vec}(\mathbf{\Theta})+\mathrm{vec}(\mathbf{\Theta})^{\mathrm{H}}\mathbf{B}\mathrm{vec}(\mathbf{\Theta}\mathbf{S}\mathbf{\Theta})+\mathrm{vec}(\mathbf{\Theta}\mathbf{S}\mathbf{\Theta})^{\mathrm{H}}\mathbf{B}^{\mathrm{H}}\mathrm{vec}(\mathbf{\Theta})\\ &+\mathrm{vec}(\mathbf{\Theta}\mathbf{S}\mathbf{\Theta})^{\mathrm{H}}\mathbf{C}\mathrm{vec}(\mathbf{\Theta}\mathbf{S}\mathbf{\Theta})-2\Re(\boldsymbol{\theta}^{\mathrm{H}}\mathbf{p}^*+\mathrm{vec}(\mathbf{\Theta}^{\mathrm{H}})^{\mathrm{H}}\mathbf{D}\mathrm{vec}(\mathbf{\Theta})),\end{aligned} \tag{11}$$

其中

$$\begin{aligned}\mathbf{A}=&\sum_{i=1}^{2}\sum_{j=1}^{2}((\mathbf{T}_i\mathbf{F}\mathbf{F}^{\mathrm{H}}\mathbf{T}_j^{\mathrm{H}})^{\mathrm{T}}\otimes\sum_{k=1}^{K}\mathbf{R}_{j,k}^{\mathrm{H}}\mathbf{G}_k^{\mathrm{H}}\mathbf{G}_k\mathbf{R}_{i,k}),\\ \mathbf{B}=&\sum_{i=1}^{2}(\mathbf{T}_1\mathbf{F}\mathbf{F}^{\mathrm{H}}\mathbf{T}_i^{\mathrm{H}})^{\mathrm{T}}\otimes\sum_{k=1}^{K}\mathbf{R}_{i,k}^{\mathrm{H}}\mathbf{G}_k^{\mathrm{H}}\mathbf{G}_k\mathbf{R}_{2,k},\\ \mathbf{C}=&(\mathbf{T}_1\mathbf{F}\mathbf{F}^{\mathrm{H}}\mathbf{T}_1^{\mathrm{H}})^{\mathrm{T}}\otimes\sum_{k=1}^{K}\mathbf{R}_{2,k}^{\mathrm{H}}\mathbf{G}_k^{\mathrm{H}}\mathbf{G}_k\mathbf{R}_{2,k},\\ \mathbf{D}=&\sum_{k=1}^{K}(\mathbf{T}_1\mathbf{F}\mathbf{G}_k\mathbf{R}_{2,k})^{\mathrm{T}}\otimes\mathbf{S},\mathbf{P}=\sum_{k=1}^{K}(\sum_{i=1}^{2}\mathbf{T}_i\mathbf{F}_k\mathbf{G}_k\mathbf{R}_{i,k}).\end{aligned} \tag{12}$$

得益于 $\mathrm{vec}(\mathbf{\Theta})$ 的稀疏结构，目标函数 (11) 可以进一步简化。具体而言，令 $\mathbf{A}_0\in\mathbb{C}^{M\times M}$ 和 $\mathbf{D}_0\in\mathbb{C}^{M\times M}$ 分别由$\mathbf{A}$ 和$\mathbf{D}$ 中第 $[(m-1)M+m]$ 列与第$[(n-1)M+n]$ 行交点处的所有元素组成，其中 $m,n=1,\ldots,M$。$\mathbf{B}$ 的第$[(q-1)M+q], q=1,\ldots,M$列中的所有元素构成$\mathbf{B}_0$ ，而 $\mathbf{C}_0=$则由$\mathbf{C}$组成。定义$\mathbf{v}\triangleq\mathrm{vec}(\mathbf{\Theta}\mathbf{S}\mathbf{\Theta})=(\mathbf{\Theta}^{\mathrm{T}}\otimes\mathbf{\Theta})\mathrm{vec}(\mathbf{S})$。则关于公共RIS反射模式的子问题可表示为

$$\begin{aligned}\text{(P3)}\ \min_{\boldsymbol{\theta}}\ &\boldsymbol{\theta}^{\mathrm{H}}\mathbf{A}_0\boldsymbol{\theta}+\boldsymbol{\theta}^{\mathrm{H}}\mathbf{B}_0\mathbf{v}+\mathbf{v}^{\mathrm{H}}\mathbf{B}_0^{\mathrm{H}}\boldsymbol{\theta}+\mathbf{v}^{\mathrm{H}}\mathbf{C}_0\mathbf{v}-2\Re(\boldsymbol{\theta}^{\mathrm{H}}\mathbf{p}^*+\boldsymbol{\theta}^{\mathrm{H}}\mathbf{D}_0^*\boldsymbol{\theta}^*)\\ \text{s.t. }&\mathbf{v}=(\mathbf{\Theta}^{\mathrm{T}}\otimes\mathbf{\Theta})\mathrm{vec}(\mathbf{S}),\\ &\mathbf{\Theta}=\mathrm{diag}\{\theta_1,\cdots,\theta_M\},\\ &|\theta_i|=1,\quad i\in\{1,\cdots,M\}.\end{aligned} \tag{13}$$

由于 $\mathbf{\Theta}$ 与向量 $\mathbf{v}$ 中的 $\mathbf{S}$ 相互耦合，问题 (P3) 仍然难以求解。接下来，我们尝试将它们分离。定义 $\mathbf{B}_0\triangleq[\mathbf{B}0,1,\ldots,\mathbf{B}0,_M]\in\mathbb{C}^{M\times M^2}$，其中 $\mathbf{B}0,_p\in\mathbb{C}^{M\times M}$ 是由 $\mathbf{B}_0$的第 $[(p-1)M+1]$ 列至第 $[pM]$ 列组成的分块矩阵，其中 p=1,. . ., M。$\mathbf{C}_0$的定义类似，即 $\mathbf{C}_0\triangleq\begin{bmatrix}\mathbf{C}0,1,1\ldots\mathbf{C}0,1,_M\ldots\ldots\ldots\mathbf{C}0,_M,1\ldots\mathbf{C}0,_M,_M\end{bmatrix}$，

其中$\mathbf{C}_{0,\ j,\ l}\in\mathbb{C}^{M\times M}$ 是一个分块矩阵，由$\mathbf{C}_0$的第$[(j-1)M+1]$行至第 $[jM]$行，以及第 $[(l-1)M+1]$列至第 $[lM]$列组成，其中 j，l=1，.....，M。于是有

$$\boldsymbol{\theta}^{\mathrm{H}}\mathbf{B}_0\mathbf{v}=\sum_{i=1}^{M}\boldsymbol{\theta}^{\mathrm{H}}\mathbf{B}_{0,i}\mathrm{diag}(\mathbf{s}_i)\theta_i\boldsymbol{\theta}=\boldsymbol{\theta}^{\mathrm{H}}\tilde{\mathbf{B}}(\boldsymbol{\theta}\otimes\boldsymbol{\theta}), \tag{14}$$

$$\begin{aligned}\mathbf{v}^{\mathrm{H}}\mathbf{C}_0\mathbf{v}=&\sum_{l=1}^{M}\boldsymbol{\theta}^{\mathrm{H}}\sum_{j=1}^{M}\theta_j^{\mathrm{H}}\mathrm{diag}(\mathbf{s}_j^{\mathrm{H}})\mathbf{C}_{0,j,l}\mathrm{diag}(\mathbf{s}_l)\theta_l\boldsymbol{\theta}\\ =&(\boldsymbol{\theta}\otimes\boldsymbol{\theta})^{\mathrm{H}}\tilde{\mathbf{C}}(\boldsymbol{\theta}\otimes\boldsymbol{\theta}),\end{aligned} \tag{15}$$

~其中$\mathbf{s}_i$是$\mathbf{S}$的第 i列，$\mathbf{B}=[\mathbf{B}0,1\mathrm{diag}(\mathbf{s}_1).....,\mathbf{B}0,_M\mathrm{diag}(\mathbf{s}_M)]$和 $\tilde{\mathbf{C}}=[\tilde{\mathbf{C}}_1\mathrm{diag}(\mathbf{s}_1)\ .....,\mathbf{C}_M\mathrm{diag}(\mathbf{s}_M)]$其中 ~$\mathbf{C}_l=[\mathrm{diag}(\mathbf{s}_1^{\mathrm{H}})\mathbf{C}_{0,\ 1,\ l},\ .....,\ \mathrm{diag}(\mathbf{s}_M^{\mathrm{H}})\mathbf{C}_{0,\ M,\ l}]^{\mathrm{T}}$。根据上述定义，(P3)可写为

$$\begin{aligned}\text{(P4)}\quad\min_{\boldsymbol{\theta}}\ &\tilde{\boldsymbol{\theta}}^{\mathrm{H}}\tilde{\mathbf{W}}\tilde{\boldsymbol{\theta}}-2\Re(\boldsymbol{\theta}^{\mathrm{H}}\mathbf{p}^*+\boldsymbol{\theta}^{\mathrm{H}}\mathbf{D}_0^*\boldsymbol{\theta}^*)\\ \text{s.t. }&|\theta_i|=1,\ i\in\{1,\cdots,M\},\end{aligned} \tag{16}$$

其中 $\tilde{\boldsymbol{\theta}}=[\boldsymbol{\theta},\boldsymbol{\theta}\otimes\boldsymbol{\theta}]^{\mathrm{T}}$，~$\mathbf{W}=\begin{bmatrix}\mathbf{A}_0 & \tilde{}\mathbf{B}\\ \tilde{}\mathbf{B}^{\mathrm{H}} & \tilde{}\mathbf{C}\end{bmatrix}$。显然可知~$\mathbf{W}$ 是厄米矩阵。然后，为了获得闭式解，可以通过 MM 技术构造一个更易处理的替代函数。假设第 t次迭代时的最优$\boldsymbol{\theta}_t$ ，关于 $\tilde{\boldsymbol{\theta}}$的 $\tilde{\boldsymbol{\theta}}^{\mathrm{H}}$ ~$\mathbf{W}\tilde{\boldsymbol{\theta}}$ 替代函数可推导为 [13]

$$\tilde{\boldsymbol{\theta}}^{\mathrm{H}}\tilde{\mathbf{W}}\tilde{\boldsymbol{\theta}}\le\tilde{\boldsymbol{\theta}}^{\mathrm{H}}\mathbf{\Lambda}\tilde{\boldsymbol{\theta}}+2\Re\left(\tilde{\boldsymbol{\theta}}^{\mathrm{H}}\left(\tilde{\mathbf{W}}-\mathbf{\Lambda}\right)\tilde{\boldsymbol{\theta}}_t\right)+\tilde{\boldsymbol{\theta}}_t^{\mathrm{H}}\left(\tilde{\mathbf{W}}-\mathbf{\Lambda}\right)\tilde{\boldsymbol{\theta}}_t, \tag{17}$$

~其中 $\mathbf{\Lambda}=\lambda_{max}(\mathbf{W})\mathbf{I}_{M^2+M}$。为避免对$\mathbf{W}$进行特征值分解所带来的高复杂度，即$\mathcal{O}($$M^2+M\ ^3$，$\mathbf{\Lambda}=$ $_{M^2+M}=$ $_0$ $_M+$)，我们选择 $\mathrm{tr}($ ~$\mathbf{W})\mathrm{Itr}(\mathbf{A})\mathrm{Itr}(\mathbf{C})\mathbf{I}_{M^2}$ 作为另一个高效的辅助参数。此外，利用 RIS 反射系数的单位模特性

，$\tilde{\boldsymbol{\theta}}^H \boldsymbol{\Lambda} \tilde{\boldsymbol{\theta}}$可转换为 tr($\tilde{\mathbf{W}}$)($M + M^2$)，这是与优化变量无关的常数项。$\tilde{\boldsymbol{\theta}}_t^{\mathrm{H}} \left(\tilde{\mathbf{W}} - \boldsymbol{\Lambda} \right) \tilde{\boldsymbol{\theta}}_t$ 也是常数，因为在第 t 次迭代时，$\tilde{\boldsymbol{\theta}}_t$ 已知。因此，问题 (P4) 中的目标函数可简化为

$$\begin{aligned} &2\Re\left(\tilde{\boldsymbol{\theta}}^{\mathrm{H}} \left(\tilde{\mathbf{W}} - \boldsymbol{\Lambda}\right) \tilde{\boldsymbol{\theta}}_t\right) - 2\Re(\boldsymbol{\theta}^{\mathrm{H}} \mathbf{p}^* - \boldsymbol{\theta}^{\mathrm{H}} \mathbf{D}_0^* \boldsymbol{\theta}^*) \\ =&2\Re(\boldsymbol{\theta}^{\mathrm{H}} \tilde{\mathbf{u}}_t + (\boldsymbol{\theta}^{\mathrm{H}} \otimes \boldsymbol{\theta}^{\mathrm{H}}) \mathbf{V}_t - \boldsymbol{\theta}^{\mathrm{H}} \mathbf{D}_0^* \boldsymbol{\theta}^*) \\ =&2\Re(\boldsymbol{\theta}^{\mathrm{H}} \tilde{\mathbf{u}}_t + \boldsymbol{\theta}^{\mathrm{H}} \tilde{\mathbf{V}}_t \boldsymbol{\theta}^*), \end{aligned} \tag{18}$$

其中 $\tilde{\mathbf{u}}_t = (\mathbf{A}_0 - \lambda_{max}(\mathbf{W})\mathbf{I})\boldsymbol{\theta}_t + \mathbf{B}(\boldsymbol{\theta}_t \otimes \boldsymbol{\theta}_t)$ p*，$\mathbf{V}\mathbf{B}^{\mathrm{H}}\tilde{\boldsymbol{\theta}}_t + (\mathbf{C} - \lambda_{max}(\mathbf{W})\mathbf{I}_{M^2})(\tilde{\boldsymbol{\theta}}_t \otimes \tilde{\boldsymbol{\theta}}_t)$，以及$\mathbf{V}_t = \hat{\mathbf{V}}_t - \mathbf{D}_0^*$。$\hat{\mathbf{V}}_t$是$\mathbf{V}_t$的重塑版本，即$\mathbf{V}_t = \mathrm{vec}(\hat{\mathbf{V}}_t)$。于是，问题(P4)等价地转化为

$$\begin{aligned} (\mathrm{P5}) \quad &\min_{\boldsymbol{\theta}} \ 2\Re(\boldsymbol{\theta}^{\mathrm{H}} \tilde{\mathbf{u}}_t + \boldsymbol{\theta}^{\mathrm{H}} \tilde{\mathbf{V}}_t \boldsymbol{\theta}^*) \\ &\text{s.t. } |\theta_i| = 1, \quad i \in \{1, \cdots, M\}. \end{aligned} \tag{19}$$

使用MM算法，我们将原始的四阶问题(P4)转化为二阶问题(P5)。这一过程大大降低了解决该问题的难度和复杂度。然而，问题(P5)仍然是非凸的。为了获得解，我们考虑再次使用MM算法来寻找一个更易处理的替代函数。具体而言，定义 $\boldsymbol{\theta} \triangleq [\Re\{\boldsymbol{\theta}^T\}\ \Im\{\boldsymbol{\theta}^T\}]^T$ 以及 $\begin{bmatrix} \Re\{\tilde{\mathbf{V}}_t\} & \Im\{\tilde{\mathbf{V}}_t\} \\ \Im\{\tilde{\mathbf{V}}_t\} & -\Re\{\tilde{\mathbf{V}}_t\} \end{bmatrix}$ $\Re\{\boldsymbol{\theta}^{\mathrm{H}} \tilde{\mathbf{V}}_t \boldsymbol{\theta}^*\}$ $\mathbf{V}\mathbf{V}\mathbf{V}\mathbf{V}\mathbf{V}$。实函数$\mathbf{V}$可表示为 $\boldsymbol{\theta}^{\mathrm{T}}\mathbf{V}\boldsymbol{\theta}$。然后，基于二阶泰勒展开，得到 $\boldsymbol{\theta}^{\mathrm{T}}\mathbf{V}\boldsymbol{\theta}$ （即$\Re\{\boldsymbol{\theta}^{\mathrm{H}} \tilde{\mathbf{V}}_t \boldsymbol{\theta}^*\}$）的凸替代函数，如式14所示

$$\begin{aligned} &\{\tilde{\mathbf{V}}_t\}) \qquad [\ ] \\ &\overline{\boldsymbol{\theta}}^{\mathrm{T}}\overline{\mathbf{V}}\overline{\boldsymbol{\theta}} \le \overline{\boldsymbol{\theta}}_t^{\mathrm{T}}\overline{\mathbf{V}}_t\overline{\boldsymbol{\theta}}_t + \overline{\boldsymbol{\theta}}_t^{\mathrm{T}}(\overline{\mathbf{V}}_t + \overline{\mathbf{V}}_t^{\mathrm{T}})(\overline{\boldsymbol{\theta}} - \overline{\boldsymbol{\theta}}_t) + \frac{\lambda}{2}(\overline{\boldsymbol{\theta}} - \overline{\boldsymbol{\theta}}_t)^{\mathrm{T}}(\overline{\boldsymbol{\theta}} - \overline{\boldsymbol{\theta}}_t) \\ &\quad = \Re\{\boldsymbol{\theta}^{\mathrm{H}}\mathbf{U}\overline{\mathbf{v}}_t\} + c, \end{aligned} \tag{20}$$

其中 $\boldsymbol{\theta}_t \triangleq [\Re\{\boldsymbol{\theta}_t^{\mathrm{T}}\}\ \Im\{\boldsymbol{\theta}_t^{\mathrm{T}}\}]^{\mathrm{T}}$，$\lambda \triangleq \lambda_{max}(\overline{\mathbf{V}}_t + \overline{\mathbf{V}}_t^{\mathrm{T}})$ 和 $\mathbf{v}_t \triangleq (\overline{\mathbf{V}}_t + \overline{\mathbf{V}}_t^{\mathrm{T}} - \lambda\mathbf{I}_{2M})\overline{\boldsymbol{\theta}}_t$。$c$ 是一个与 $\boldsymbol{\theta}$无关的常数。$\mathbf{U} \triangleq [\mathbf{I}_M\ j\mathbf{I}_M]$ 用于将实值函数转换回原始复值函数。因此，问题(P5)等价于

$$(\mathrm{P6}) \quad \min_{\boldsymbol{\theta}} \ 2\Re(\boldsymbol{\theta}^{\mathrm{H}}\mathbf{f}_t), \quad \text{s.t. } |\theta_i| = 1, \forall i, \tag{21}$$

其中 $\mathbf{f}_t = \tilde{\mathbf{u}}_t + \mathbf{U}\overline{\mathbf{v}}_t$。最优公共RIS反射系数为

$$\boldsymbol{\theta}^{\mathrm{opt}} = -e^{j\arg(\mathbf{f}_t)}. \tag{22}$$

总之，通过推导发射波束成形器 $\{\mathbf{F}_k\}_{k=1}^K$、接收均衡器$\{\mathbf{G}_k\}_{k=1}^K$ 和公共RIS反射模式 $\boldsymbol{\Theta}$的闭式解，整个优化过程总结于算法1中。*C.* 收敛性与计算复杂度分析

为分析所提出的基于MM的AO算法的收敛性，在第 t 次迭代中，我们首先将其涉及的三个子问题的最优解分别定义为 $\{\boldsymbol{G}_k^t\}_{k=1}^K$、$\{\boldsymbol{F}_k^t\}_{k=1}^K$ 和 $\boldsymbol{\Theta}^t$，如式（5）、（8a）和（22）所示。问题（P1）的相应目标值为$f(\{\boldsymbol{G}_k^t\}_{k=1}^K, \{\boldsymbol{F}_k^t\}_{k=1}^K, \boldsymbol{\Theta}^t)$。于是有

$$f(\{\boldsymbol{G}_k^{t+1}\}_{k=1}^K, \{\boldsymbol{F}_k^{t+1}\}_{k=1}^K, \boldsymbol{\Theta}^{t+1}) \le f(\{\boldsymbol{G}_k^t\}_{k=1}^K, \{\boldsymbol{F}_k^t\}_{k=1}^K, \boldsymbol{\Theta}^t), \tag{23}$$

算法1所提出的基于MM的AO算法

输入： $\mathbf{T}_1, \mathbf{T}_2, \mathbf{R}_{1,k}, \mathbf{R}_{2,k}, \mathbf{S}, P, \sigma_n^2$。

1: 初始化：$\boldsymbol{\Theta}^0 = \mathbf{I}_M$，$\mathbf{F}_k^{(0)} = [\mathbf{I}^{N_k}; \mathbf{0}_{(N_t - N_k) \times N_k}]$。

2: **重复**

3: 根据（5）更新$\{\boldsymbol{G}_k^{t+1}\}_{k=1}^K$。

4: 根据（8a）更新$\{\boldsymbol{F}_k^{t+1}\}_{k=1}^K$。

5: 根据 (22) 更新 $\boldsymbol{\theta}^{t+1}$。

6: **直到**满足收敛条件。

输出： $\{\boldsymbol{G}_k^{\mathrm{opt}}\}_{k=1}^K, \{\boldsymbol{F}_k^{\mathrm{opt}}\}_{k=1}^K, \boldsymbol{\Theta}^{\mathrm{opt}}$。

这是因为第 t次迭代中每个子问题的最优闭式解均可获得。由式（23）可知，问题（P1）的目标值在整个迭代过程中单调不增。此外，不难推知，问题（P1）的可达值下界为零。因此，我们可以得出结论：所提出的基于MM的AO算法最终收敛到问题（P1）的一个局部最优解 [15]。假设所需迭代次数为 I，则所提出算法的总复杂度为 $\mathcal{O}\big(I\ K\ N_k^3 + M^3 + N_{r\,k}^3 + 8M^3$ ((.)))。

IV. 数值结果

本节通过仿真展示基于MM的AO算法的性能。在三维笛卡尔坐标系中，假设基站、RIS 1 和 RIS 2 分别部署在 (1,0,5)m、(0,0,2)m 和 (0,50,2)m 处。两名用户随机分布在以 (1,50,0)m 为圆心的圆内。基站发射天线数和每个用户的接收天线数分别为 16 和 4。每个可重构智能表面包含 64 个反射单元。此外，假设向每个用户传输 2 个数据流。除非另有说明，噪声功率设为 -120dBm，基站最大发射功率为 $P = 0$dBm。假设所有相关信道均服从莱斯衰落，即 $\mathbf{H} = \sqrt{\beta}(\sqrt{\kappa}\mathbf{H}_{\mathrm{LoS}} + \sqrt{1-\kappa}\mathbf{H}_{\mathrm{NLoS}})$，其中 κ 为莱斯因子，设为 0.75；β 为基于距离的路径损耗，表示为 $\beta = \beta_0 d^{-\gamma}$。$\beta_0$ 表示参考路径损耗，其中 $d = 1$ m，取值为 -30dB。对于基站→ RIS 1 和 RIS $2 \rightarrow$ 用户 k 链路，路径损耗指数分别为 $\gamma_{T_1} = \gamma_{R_{2,k}} = 2.2$。对于其他信道，路径损耗指数为$\gamma_{T_2} = \gamma_{R_{1,k}} = \gamma_S = 3.6$。$\mathbf{H}_{\mathrm{NLoS}}$为小尺度衰落分量，服从瑞利分布，即 $\mathbf{H}_{\mathrm{NLoS}} \sim \mathcal{CN}(\mathbf{0}, \mathbf{I})$。此外，我们将所提出的算法与以下基准方案进行比较：(1) 单RIS（基站侧）：多用户MIMO系统中仅包含 RIS 1。(2) 单RIS（用户设备侧）：多用户MIMO系统中仅包含 RIS 2。(3) 双RIS分离方案：系统模型与图1相同，但两个可重构智能表面采用两组独立的反射系数。

首先，图2展示了基于MM的AO算法的收敛性。可以观察到，所提出的算法在不同初始化条件下均能在15次迭代内收敛，表现出优越的收敛行为。此外，所提出的算法在不同初始化方案下能够实现相同的性能。

图3展示了所考虑方案的均方误差性能随噪声功率的变化。与单一方案——

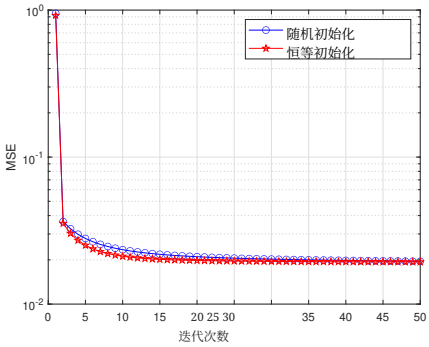
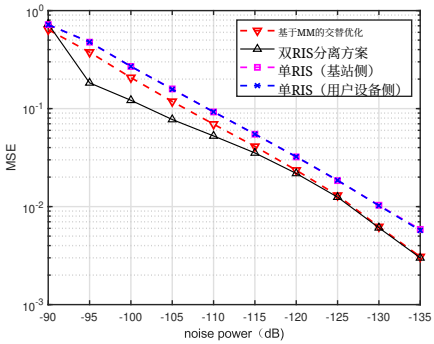
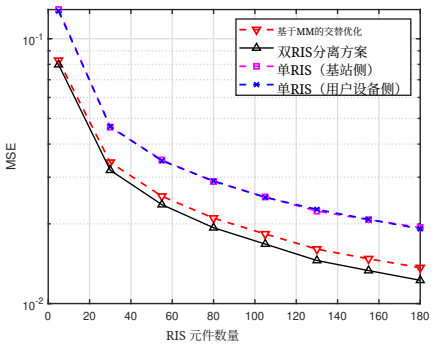


图2。 所提出的基于MM的交替优化算法的收敛行为 法。



不同方案比较下，均方误差性能随噪声功率的变化。

即单RIS（基站侧）和单RIS（用户设备侧）——相比，我们提出的算法以相同的信号处理开销实现了更低的均方误差。此外，可以观察到，即使信号处理开销仅为一半，我们提出的算法在高信噪比区域也能达到与双RIS分离方案几乎相同的性能。



不同方案比较下，均方误差性能随RIS 元件数量的变化。

图4展示了不同方案的均方误差性能随 RIS 元件数量的变化情况。所有方案的均方误差性能均随着 RIS 元件数量的增加而提升，这归因于自由度的增加。从图4可以看出，与单 RIS 系统相比，我们的系统仍具有更优性能；与采用独立反射模式的双 RIS 系统相比，性能损失则很小。这表明，所提出的算法能够在所考虑系统的均方误差性能与实现复杂度之间实现更好的权衡。

V. 结论

本文研究了一种协作式双 RIS 辅助多用户 MIMO 系统，其中考虑了能够降低通信开销和信号处理复杂度的公共 RIS 反射模式。我们通过研究平均总均方误差最小化问题，联合优化了基站处的有源发射波束成形、接收机处的均衡器以及 RIS 处的公共反射模式。为解决这一非凸问题，我们提出了一种基于 MM 的 AO 算法，将难以处理的原始问题分解为三个子问题。利用凸优化理论和 MM 技术，每个子问题均可得到闭式解。仿真结果表明，所提出算法具有良好的收敛行为。此外，结果还表明，采用公共反射模式的双 RIS 系统性能优于单 RIS 系统；在高信噪比区域，其性能与采用独立反射模式的双 RIS 系统几乎相同，而通信开销仅为后者的一半。这意味着，在实际应用中，可以在性能、实现复杂度和信号处理复杂度之间实现更优的权衡。

参考文献

[1] S. Gong 等，“通过主序理论实现统一的 IRS 辅助 MIMO 收发机设计”，IEEE 信号处理汇刊，第 69 卷，第 3016–3032 页，2021 年。[2] Q. Xue 等，“通过联邦强化学习实现超密集毫米波网络中的波束管理：一种智能且安全的方法”，IEEE 认知通信与网络汇刊，第 1–1 页，2022 年。[3] Q. Wu 等，“智能反射面辅助无线通信：教程”，IEEE 通信汇刊，第 69 卷，3351，2021 5，3313 no. pp. – 。[4] S. Gong 等，“用于双向放大转发 MIMO 中继网络的毫米波保密波束成形设计”，IEEE Trans. Veh. Technol.，第 66 卷，第 3 期，第 2059–2071 页，2016 年。[5] Y. Liu 等，“可重构智能表面：原理与机遇”，IEEE 通信调查与教程，第 23 卷，1577，2021 3，1546 no. pp. – 。[6] S. Zhang 等，“智能反射面辅助 MIMO 通信的容量表征”，IEEE 通信领域精选期刊，第 38 卷，第 8 期，第 1823–1838 页，2020 年。[7] X. Zhao 等，“IRS 辅助 MIMO 通信的联合收发机优化”，IEEE 通信汇刊，第 70 卷，3482，2022 5，3467 no. pp. – 。[8] M. Hua 等，“智能反射面辅助联合处理协作多点传输”，IEEE 通信汇刊，第 69 卷，第 3 期，第 1650–1665 页，2021 年。[9] K. Xu 等，“面向多 RIS 辅助多用户 MIMO 系统的统计鲁棒收发机设计”，IEEE 通信快报，2022 年。[10] Y. Han 等，“视距信道下的双 IRS 辅助 MIMO 通信：容量最大化与扩展”，IEEE 通信汇刊，第 70 卷，第 4 期，第 2820–2837 页，2022 年。[11] B. Zheng 等，“双 IRS 辅助多用户 MIMO：协作式无源波束成形设计”，IEEE 无线通信汇刊，第 20 卷，第 7 期，第 4513–4526 页，2021 年。[12] Q. Shi 等，“一种用于 MIMO 干扰广播信道分布式总效用最大化的迭代加权 MMSE 方法”，IEEE 信号处理汇刊，第 59 卷，第 9 期，第 4331–4340 页，2011 年。[13] Y. Sun 等，“信号处理、通信和机器学习中的主化最小化算法”，IEEE 信号处理汇刊，第 65 卷，第 3 期，第 794–816 页，2017 年。[14] R. Liu 等，“面向 RIS 辅助 DFRC 系统的联合发射波形与无源波束成形设计”，IEEE 信号处理精选主题期刊，第 16 卷，第 5 期，第 995–1010 页，2022 年。[15] M. Razaviyayn 等，“用于非光滑优化的块逐次最小化方法的统一收敛性分析”，SIAM 优化期刊，第 23 卷，第 2 期，第 1126–1153 页，2013 年。