



考虑硬件损耗的可重构智能表面辅助的 MIMO 通信系统

张驰亚^{1,2}, 刘莹洁^{3*}, 李兴泉⁴, 陈文字³, 何春龙^{3,5*}

1. 哈尔滨工业大学电子与信息工程学院, 深圳 518055

2. 鹏城实验室, 深圳 518055

3. 深圳大学广东省智能信息处理重点实验室, 深圳 518060

4. 深圳信息职业技术学院微电子学院, 深圳 518000

5. 东南大学移动通信国家重点实验室, 南京 211189

* 通信作者. E-mail: 2070436158@email.szu.edu.cn, hclong@szu.edu.cn

收稿日期: 2022-06-27; 修回日期: 2022-09-15; 接受日期: 2022-12-02; 网络出版日期: 2023-07-05

深圳市基础研究计划 (批准号: 20200812112423002, JCYJ20190808122409660, JCYJ20220531103008018)、广东省基础研究计划 (批准号: 2019A1515110358, 2021A1515012097, 2020ZDZX1037, 2020ZDZX10210)、国家自然科学基金 (批准号: 62101161) 和东南大学实验室国家移动通信开放研究基金 (批准号: 2021D16, 2022D02) 资助

摘要 可重构智能表面技术在实现低功耗、高效通信的“绿色通信”上具有重要意义, 已成为下一代无线通信的关键技术. 硬件损耗产生的损耗失真会影响通信系统的性能, 本文在可重构智能表面辅助的多输入多输出无线通信系统中考虑硬件损耗, 优化目标是最大化系统中用户的加权和速率. 由于优化问题的多变量耦合效应, 采用块坐标下降算法把原问题解耦成两个子问题, 分别对发射预编码矩阵和反射相移矩阵交替优化. 仿真结果证明了在波束成形优化中考虑硬件损耗的必要性以及将可重构智能表面引入多输入多输出系统的有效性.

关键词 可重构智能表面, 多输入多输出, 硬件损耗, 块坐标下降算法, 最大最小化算法

1 引言

随着移动通信设备的快速增长, 多样化的数据流, 应用和通信需求都给无线通信带来了巨大的挑战^[1]. 复杂的通信环境和通信需求需要多种通信技术结合来提高通信系统性能, 易于与现有通信系统结合的技术成为第六代 (6th generation, 6G) 及未来无线通信的主要研究方向^[2]. 可重构智能表面 (reconfigurable intelligent surface, RIS) 技术作为未来 6G 通信中可能采用的前沿技术之一, 可以有效应对 6G 无线通信中出现的挑战^[3].

引用格式: 张驰亚, 刘莹洁, 李兴泉, 等. 考虑硬件损耗的可重构智能表面辅助的 MIMO 通信系统. 中国科学: 信息科学, 2023, 53: 1423–1437, doi: 10.1360/SSI-2022-0071
Zhang C Y, Liu Y J, Li X Q, et al. Reconfigurable intelligent surface assisted MIMO communication system considering hardware impairments (in Chinese). Sci Sin Inform, 2023, 53: 1423–1437, doi: 10.1360/SSI-2022-0071

RIS 可以被简单地看作是由大量反射单元组成的无源平面阵列, 每个反射单元都能实时调控途经信号的相位变化, 通过智能地调整 RIS 的相移角矩阵, 特定用户的期望信号可以通过直射和反射链路实现多流增强, 其干扰信号也能得到有效的抑制^[4]. Wu 等^[5] 联合优化了基站 (base station, BS) 的发射波束成形和 RIS 的反射波束成形矩阵, 以最小化 BS 的总发射功率. Shen 等^[6] 联合优化了源传输协方差矩阵和 RIS 相移矩阵, 以最大化 RIS 辅助的多天线系统的保密率 (secrecy rate, SR). 文献 [7] 将 RIS 引入到设备到设备 (device-to-device, D2D) 通信系统中, 以提高 D2D 网络的吞吐量. 文献 [8] 将 RIS 整合到无线供电通信网络 (wireless-powered communication network, WPCN) 中, 以协助能量和信息的传输. 文献 [9] 则在功率和单位模约束下联合优化了 BS 处的预编码矩阵和 RIS 处的反射系数, 目标是最大化所有多播组. 为了实现更高的数据传输速率, 大量的研究工作致力于多输入多输出 (multiple-input multiple-output, MIMO) 技术的研究. Pan 等^[10] 表明在小区边界部署 RIS 可以减轻小区内和小区间的干扰, 并能提高小区边缘用户的数据传输速率. 文献 [11] 证实通过将 RIS 部署到 MIMO 无线携能通信 (simultaneous wireless information and power transfer, SWIPT) 系统中, 可以提高多个物联网 (Internet of Things, IoT) 设备的能量收集和数据传输能力. 文献 [12] 联合优化了 BS 处的发射预编码矩阵 (transmit precoding matrix, TPM)、人工噪声的协方差矩阵以及 RIS 的相移, 在发射功率和单位模约束下最大化 SR. Zhang 等^[13] 则联合优化了次级用户发射机的 TPM 和 RIS 的相移, 在次级用户发射机的总功率, 次级用户对主要用户的干扰和单位模约束下最大化次级用户的可实现加权和 (weighted sum rate, WSR).

然而, 以上所有提到的研究工作基本都是基于 RIS 辅助的无线通信系统的收发器是完美的, 没有任何损耗的情形下进行的, 而在实际应用中发射和接收信号都不可避免地受到硬件损耗的影响产生损耗失真, 产生的损耗失真会降低无线通信系统的性能增益^[14]. 有几项工作分析了硬件损耗对各种 MIMO 系统的影响^[15, 16]. 最近的一些工作开始研究硬件损耗对 RIS 辅助的无线通信系统的影响. 文献 [17] 关注了存在收发器硬件损耗的 RIS 辅助的多天线通信系统, 为了最大限度地提高接收信噪比 (signal-to-interference-plus-noise ratio, SINR), 作者首先推导了 BS 发射波束成形矢量的一个闭式解, 然后对 RIS 反射单元相移角的单位模约束进行优化, 通过求解单个凸问题得到最优目标值的上界. Zhou 等^[18] 研究了 RIS 辅助的安全通信系统在存在收发器硬件损耗的情况下的鲁棒传输设计, 目标是在保证 BS 最大发送功率约束和 RIS 被动波束成形的单位模数约束的同时最大限度地提高 SR. 硬件损耗下的 RIS 辅助多用户全双工通信系统已经在文献 [19] 中得到了研究, 文献 [20] 则考虑使用遗传算法 (genetic algorithm, GA) 在考虑硬件损耗和 RIS 相位噪声的情形下最大化 RIS 辅助 MIMO 通信系统的总速率.

本文在考虑硬件损耗的 MIMO 通信系统中引入 RIS, 在 BS 的总功率和单位模约束下联合优化 BS 的 TPM 和 RIS 的相移, 目标是最大化所有用户的 WSR. 由于优化问题的多变量耦合效应, 采用块坐标下降 (block coordinate descent, BCD) 算法把原问题解耦成两个子问题, 分别对 TPM 和相移交替优化. 具体地说, 采用拉格朗日 (Lagrange) 乘子法求得 TPM 的最优解, 采用最大最小化 (maximization minimization, MM) 算法将原问题分解为一系列更易于处理的子问题来进行优化从而求得 RIS 相移角矩阵的最优解.

本文的其余部分内容安排如下. 第 2 节给出了系统模型和问题公式. 在第 3 节, 原始问题被重新表述为一个更易于处理的问题, 然后使用 BCD 算法交替优化了 TPM 和相移. 第 4 节提供了仿真结果以量化在波束成形优化中考虑硬件损耗的必要性以及将 RIS 引入 MIMO 系统的有效性. 最后, 在第 5 节对论文进行了总结.

注意. 粗体小写字母和粗体大写字母分别代表向量和矩阵. $\mathbb{C}^{N \times 1}$ 表示 $N \times 1$ 维的复向量集.

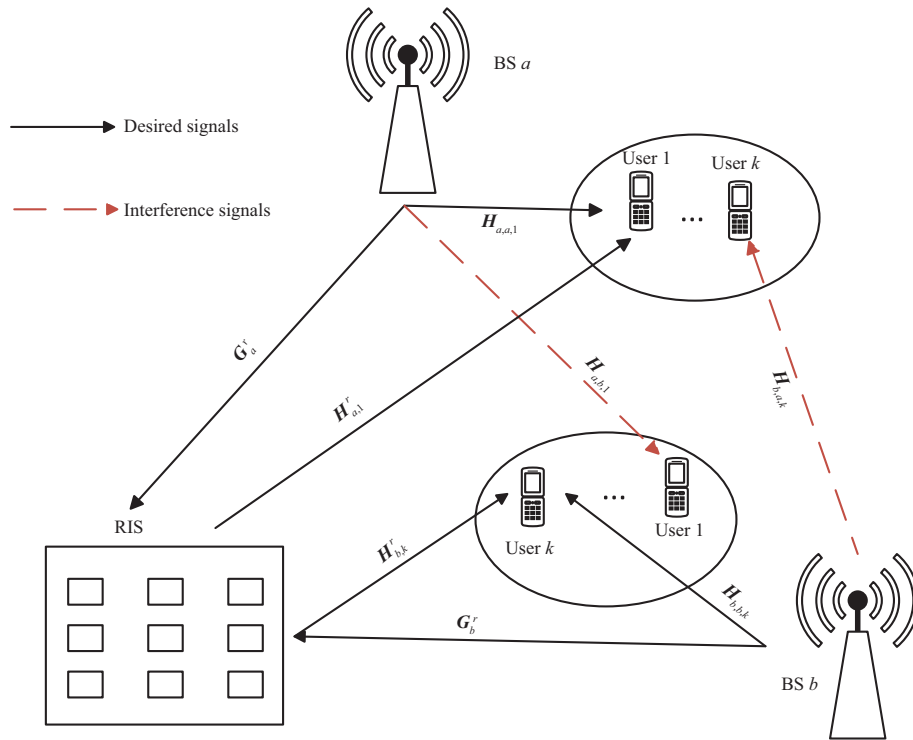


图 1 (网络版彩图) 可重构智能表面辅助 MIMO 系统

Figure 1 (Color online) Reconfigurable intelligent surface assisted MIMO system

$\mathcal{CN}(0, \mathbf{I})$ 表示服从零均值, 协方差矩阵为单位阵的高斯 (Gauss) 随机向量. $\text{diag}(\mathbf{v})$ 表示以向量 \mathbf{v} 为主对角元素的对角方阵, $\widetilde{\text{diag}}(\mathbf{M})$ 表示以 \mathbf{M} 的对角元素为主对角元素的对角矩阵. $(\cdot)^*$, $(\cdot)^T$, $(\cdot)^H$ 分别表示共轭、转置和共轭转置运算. $E\{\cdot\}$ 表示期望操作. $|\mathbf{A}|$, $\text{Tr}(\mathbf{A})$ 和 $\|\mathbf{A}\|_F$ 分别表示 \mathbf{A} 的行列式, 迹运算和 Frobenius 范数. $\mathbf{A} \odot \mathbf{B}$ 表示 \mathbf{A} 和 \mathbf{B} 的哈达玛积 (Hadamard product). 对于复数值 a , $\text{Re}\{a\}$ 表示 a 的实部. $\arg\{\cdot\}$ 表示提取复数的角度. $\nabla_{f_{\mathbf{x}}}(\mathbf{x})$ 表示函数 f 相对于向量 \mathbf{x} 的梯度.

2 系统模型和优化问题

2.1 系统模型

本文考虑一个由 RIS 辅助的下行链路 MIMO 无线通信系统, 其中包含 $M \geq 2$ 个 BS, 每个 BS 服务于 $K \geq 1$ 个用户. 每个 BS 和用户分别配置 $A_t \geq 1$ 个发射天线和 $A_r \geq 1$ 个接收天线. 如图 1 所示, 每个用户都接收到其服务 BS 提供的信号和相邻 BS 的越区干扰信号, 通过在系统中部署具有 N 个反射单元的 RIS 来减轻这些干扰. 第 m 个 BS 的传输信号可以建模为

$$\mathbf{t}_m = \sum_{k=1}^K \mathbf{F}_{m,k} \mathbf{x}_{m,k} + \mathbf{z}_B, \tag{1}$$

其中 $\mathbf{t} \in \mathbb{C}^{A_t \times 1}$, $\mathbf{F} \in \mathbb{C}^{A_t \times s}$. 我们采用文献 [14] 中的硬件损耗模型, 将收发器的硬件损耗建模为互不相关的高斯随机变量. 硬件损耗与未失真信号的增益有关, 其方差与收发器对应的平均信号功率成正比. 因此第 m 个 BS 的硬件损耗可以建模为 $\mathbf{z}_B \sim \mathcal{CN}(0, \mu_B \sum_{k=1}^K \widetilde{\text{diag}}(\mathbf{F}_{m,k} \mathbf{F}_{m,k}^H))$, 其方差与第 m

个 BS 的发射功率成正比. $\mu_B \in [0, 1]$ 表示 BS 的硬件损耗系数, 是反映 BS 硬件损耗严重程度的参数. 本文假设所有 BS 具有相同的硬件损耗系数. $\mathbf{x}_{m,k}$ 是传输给第 m 个 BS 服务的第 k 个用户的 $s \times 1$ 维数据流, 满足 $E\{\mathbf{x}_{m,k}\mathbf{x}_{m,k}^H\} = \mathbf{I}_s$ 和 $E\{\mathbf{x}_{m,k}\mathbf{x}_{i,j}^H\} = 0$, 其中 $\{m,k\} \neq \{i,j\}$. 第 m 个 BS 服务的第 k 个用户的接收信号向量由下式给出:

$$\mathbf{y}_{m,k} = \bar{\mathbf{y}}_{m,k} + \mathbf{z}_U, \quad (2)$$

类似地, $\mathbf{z}_U \sim \mathcal{CN}(0, \mu_U E\{|\bar{\mathbf{y}}_{m,k}|^2\})$ 为第 m 个 BS 服务的第 k 个用户的硬件损耗随机变量, $\mu_U \in [0, 1]$ 表示用户的硬件损耗系数, 是反映用户硬件损耗严重程度的参数^[14], 我们同样假设所有用户都具有相同的硬件损耗系数. $\mathbf{H}_{l,m,k} \in \mathbb{C}^{A_r \times A_t}$, $\mathbf{H}_{m,k}^r \in \mathbb{C}^{A_r \times N}$ 和 $\mathbf{G}_l^r \in \mathbb{C}^{N \times A_t}$ 分别表示从第 l 个 BS 到由第 m 个 BS 服务的第 k 个用户的信道, 从 RIS 到第 m 个 BS 服务的第 k 个用户的信道, 以及从第 l 个 BS 到 RIS 的信道. $\Phi = \text{diag}([e^{j\theta_1}, \dots, e^{j\theta_n}, \dots, e^{j\theta_N}])$ 为 RIS 的相移角矩阵, $\theta_n \in [0, 2\pi]$ 为第 n 个反射单元的相移角度. $\bar{\mathbf{y}}_{m,k}$ 可以表示为

$$\bar{\mathbf{y}}_{m,k} = \sum_{l=1}^M \mathbf{H}_{l,m,k} \mathbf{t}_l + \sum_{l=1}^M \mathbf{H}_{m,k}^r \Phi \mathbf{G}_l^r \mathbf{t}_l + \mathbf{n}_{m,k}, \quad (3)$$

其中 $\mathbf{n}_{m,k}$ 是满足 $\mathcal{CN}(0, \sigma^2 \mathbf{I})$ 的噪声向量. 具体地,

$$\bar{\mathbf{y}}_{m,k} = \sum_{l=1}^M \bar{\mathbf{H}}_{l,m,k} \mathbf{t}_l + \mathbf{n}_{m,k} \quad (4a)$$

$$\begin{aligned} &= \bar{\mathbf{H}}_{m,m,k} (\mathbf{F}_{m,k} \mathbf{x}_{m,k} + \mathbf{z}_B) + \sum_{n=1, n \neq k}^K \bar{\mathbf{H}}_{m,m,k} (\mathbf{F}_{m,n} \mathbf{x}_{m,n} + \mathbf{z}_B) \\ &+ \sum_{l=1, l \neq m}^M \sum_{n=1}^K \bar{\mathbf{H}}_{l,m,k} (\mathbf{F}_{l,n} \mathbf{x}_{l,n} + \mathbf{z}_B) + \mathbf{n}_{m,k}. \end{aligned} \quad (4b)$$

式 (4b) 中的相加项从左到右依次是第 m 个 BS 服务的第 k 个用户的期望信号, 其余小区用户对此用户的干扰, 小区内其余用户对其的干扰, 噪声向量. 其中 $\bar{\mathbf{H}}_{l,m,k} = \mathbf{H}_{l,m,k} + \mathbf{H}_{m,k}^r \Phi \mathbf{G}_l^r$. 那么, 由第 m 个 BS 服务的第 k 个用户的可达到的数据速率可以写为

$$R_{m,k}(\mathbf{F}, \boldsymbol{\theta}) = \log \left| \mathbf{I} + \bar{\mathbf{H}}_{m,m,k} \mathbf{F}_{m,k} \mathbf{F}_{m,k}^H \bar{\mathbf{H}}_{m,m,k}^H \mathbf{T}_{m,k}^{-1} \right|, \quad (5)$$

其中 $\boldsymbol{\theta} = [\theta_1, \dots, \theta_N]$, $\mathbf{T}_{m,k}$ 可以被表述为

$$\begin{aligned} \mathbf{T}_{m,k} &= (1 + \mu_U) \left(\sum_{n=1, n \neq k}^K \bar{\mathbf{H}}_{m,m,k} (\mathbf{F}_{m,n} \mathbf{F}_{m,n}^H + \mu_B \widehat{\text{diag}}(\mathbf{F}_{m,n} \mathbf{F}_{m,n}^H)) \bar{\mathbf{H}}_{m,m,k}^H \right. \\ &+ \sum_{l=1, l \neq m}^M \sum_{n=1}^K \bar{\mathbf{H}}_{l,m,k} (\mathbf{F}_{l,n} \mathbf{F}_{l,n}^H + \mu_B \widehat{\text{diag}}(\mathbf{F}_{l,n} \mathbf{F}_{l,n}^H)) \bar{\mathbf{H}}_{l,m,k}^H \\ &\left. + \mu_B \bar{\mathbf{H}}_{m,m,k} \widehat{\text{diag}}(\mathbf{F}_{m,k} \mathbf{F}_{m,k}^H) \bar{\mathbf{H}}_{m,m,k}^H + \sigma^2 \mathbf{I}_{A_r} \right) + \mu_U \bar{\mathbf{H}}_{m,m,k} \mathbf{F}_{m,k} \mathbf{F}_{m,k}^H \bar{\mathbf{H}}_{m,m,k}^H. \end{aligned} \quad (6)$$

2.2 优化问题

基于所考虑的系统模型, 我们旨在通过联合优化 BS 处的 TPM \mathbf{F} 和 RIS 处的相移 $\boldsymbol{\theta}$ 来最大化

所有用户的 WSR. WSR 最大化问题可以写成

$$(\mathbf{P1}) : \max_{\mathbf{F}, \boldsymbol{\theta}} \sum_{m=1}^M \sum_{k=1}^K w_{m,k} R_{m,k}(\mathbf{F}, \boldsymbol{\theta}), \quad (7a)$$

$$\text{s.t.} \quad \sum_{k=1}^K (1 + \mu_B) \|\mathbf{F}_{m,k}\|_{\mathbb{F}}^2 \leq P_{m,\max}, \quad (7b)$$

$$0 \leq \theta_n \leq 2\pi, \quad (7c)$$

其中 $w_{m,k}$ 表示加权因子, 代表对应用户的优先级, $P_{m,\max}$ 表示第 m 个 BS 的最大总发射功率.

3 块坐标下降算法优化方案

由于优化问题的多变量耦合效应, 采用 BCD 算法将原问题分解为对 TPM 和相移角分别进行优化的两个子问题.

3.1 原问题的重构

为了将原始问题重新表述为更易于处理的形式, 考虑一个线性解码矩阵, 第 k 个用户解码后的数据流向量可以写为

$$\hat{\mathbf{x}}_{m,k} = \mathbf{D}_{m,k}^H \mathbf{y}_{m,k}, \quad (8)$$

其中 $\mathbf{D}_{m,k} \in \mathbb{C}^{A_r \times s}$ 是第 m 个 BS 服务的第 k 个用户的解码矩阵. 然后, 每个用户的均方误差矩阵由下式给出:

$$\begin{aligned} \mathbf{E}_{m,k} &= \mathbb{E} \left[(\hat{\mathbf{x}}_{m,k} - \mathbf{x}_{m,k}) (\hat{\mathbf{x}}_{m,k} - \mathbf{x}_{m,k})^H \right] \\ &= (\mathbf{D}_{m,k}^H \bar{\mathbf{H}}_{m,m,k} \mathbf{F}_{m,k} - \mathbf{I}) (\mathbf{D}_{m,k}^H \bar{\mathbf{H}}_{m,m,k} \mathbf{F}_{m,k} - \mathbf{I})^H + \mathbf{D}_{m,k}^H \mathbf{T}_{m,k} \mathbf{D}_{m,k}. \end{aligned} \quad (9)$$

通过引入一组辅助矩阵 $\mathbf{A} = \{\mathbf{A}_{m,k} \succeq 0\}$ 并定义 $\bar{P}_{m,\max} = \frac{P_{m,\max}}{1+\mu_B}$, (P1) 可以重新表述如下 [21, 22]:

$$(\mathbf{P2}) : \max_{\mathbf{F}, \boldsymbol{\theta}, \mathbf{D}, \mathbf{A}} \sum_{l=1}^M \sum_{k=1}^K w_{m,k} h_{m,k}(\mathbf{F}, \boldsymbol{\theta}, \mathbf{D}, \mathbf{A}), \quad (10a)$$

$$\text{s.t.} \quad \sum_{k=1}^K \|\mathbf{F}_{m,k}\|_{\mathbb{F}}^2 \leq \bar{P}_{m,\max}, \quad (10b)$$

$$0 \leq \theta_n \leq 2\pi, \quad n = 1, \dots, N, \quad (10c)$$

其中

$$h_{m,k}(\mathbf{F}, \boldsymbol{\theta}, \mathbf{D}, \mathbf{A}) = \log |\mathbf{A}_{m,k}| - \text{Tr}(\mathbf{A}_{m,k} \mathbf{E}_{m,k}) + d, \quad (11)$$

d 为常数, 在后续推导中可忽略不计. 对于给定的 \mathbf{F} , $\boldsymbol{\theta}$ 和 \mathbf{A} , 将 $h_{m,k}(\mathbf{F}, \boldsymbol{\theta}, \mathbf{D}, \mathbf{A})$ 相对于 $\mathbf{D}_{m,k}$ 的一阶导数设置为零. 那么最优的 $\mathbf{D}_{m,k}$ 可以通过下式获得:

$$\mathbf{D}_{m,k} = (\bar{\mathbf{H}}_{m,m,k} \mathbf{F}_{m,k} \mathbf{F}_{m,k}^H \bar{\mathbf{H}}_{m,m,k}^H + \mathbf{T}_{m,k})^{-1} \bar{\mathbf{H}}_{m,m,k} \mathbf{F}_{m,k}. \quad (12)$$

对于给定的 \mathbf{F} , $\boldsymbol{\theta}$ 和 \mathbf{D} , 将 $h_{m,k}(\mathbf{F}, \boldsymbol{\theta}, \mathbf{D}, \mathbf{A})$ 相对于 $\mathbf{A}_{m,k}$ 的一阶导数设置为零, 最优辅助矩阵 $\mathbf{A}_{m,k}$ 可求得为

$$\mathbf{A}_{m,k} = \mathbf{E}_{m,k}^{-1}, \quad (13)$$

其中 $\mathbf{E}_{m,k}$ 在 (9b) 中给出.

3.2 传输预编码矩阵 \mathbf{F} 的优化

在本小节中, 固定 $\boldsymbol{\theta}$, \mathbf{D} 和 \mathbf{A} 以优化 TPM \mathbf{F} . 通过将 $\mathbf{E}_{m,k}$ 代入式 (11) 并去掉常数项, 第 m 个 BS 的 TPM 优化问题可以表示为

$$(\mathbf{P3}) : \min_{\mathbf{F}_{m,k}} \mathbf{Y} - \sum_{k=1}^K w_{m,k} \text{Tr}(\mathbf{A}_{m,k} \mathbf{D}_{m,k}^H \bar{\mathbf{H}}_{m,m,k} \mathbf{F}_{m,k}) - \sum_{k=1}^K w_{m,k} \text{Tr}(\mathbf{A}_{m,k} \mathbf{F}_{m,k}^H \bar{\mathbf{H}}_{m,m,k}^H \mathbf{D}_{m,k}), \quad (14a)$$

$$\text{s.t.} \quad \sum_{k=1}^K \|\mathbf{F}_{m,k}\|_{\text{F}}^2 \leq \bar{P}_{m,\max}, \quad (14b)$$

其中 $\mathbf{Y} = (1 + \mu_{\text{U}}) \sum_{l=1}^M \sum_{n=1}^K \text{Tr}(\mathbf{A}_{l,n} \mathbf{D}_{l,n}^H \bar{\mathbf{H}}_{m,l,n} \sum_{k=1}^K (\mathbf{F}_{m,k} \mathbf{F}_{m,k}^H + \mu_{\text{B}} \widetilde{\text{diag}}(\mathbf{F}_{m,k} \mathbf{F}_{m,k}^H)) \bar{\mathbf{H}}_{m,l,n}^H \mathbf{D}_{l,n})$.

由于 (P3) 的优化问题难以求解, 使用以下不等式^[23] 求其次优解

$$\begin{aligned} & \text{Tr}(\mathbf{A}_{l,n} \mathbf{D}_{l,n}^H \bar{\mathbf{H}}_{m,l,n} \widetilde{\text{diag}}(\mathbf{F}_{m,k} \mathbf{F}_{m,k}^H) \bar{\mathbf{H}}_{m,l,n}^H \mathbf{D}_{l,n}) \\ & \geq \text{Tr}[\mathbf{F}_{m,k}^H ((\bar{\mathbf{H}}_{m,l,n}^H \mathbf{D}_{l,n}) \odot \mathbf{I}_{A_t \times s}) ((\mathbf{A}_{l,n} \mathbf{D}_{l,n}^H \bar{\mathbf{H}}_{m,l,n}) \odot \mathbf{I}_{s \times A_t}) \mathbf{F}_{m,k}]. \end{aligned} \quad (15)$$

那么, TPM 的优化问题可以转化为

$$(\mathbf{P4}) : \min_{\mathbf{F}_{m,k}} \sum_{k=1}^K \text{Tr}(\mathbf{F}_{m,k}^H (\mathbf{C}_m + \dot{\mathbf{C}}_m) \mathbf{F}_{m,k}) - \sum_{k=1}^K w_{m,k} \text{Tr}(\mathbf{A}_{m,k} \mathbf{D}_{m,k}^H \bar{\mathbf{H}}_{m,m,k} \mathbf{F}_{m,k} + \mathbf{A}_{m,k} \mathbf{F}_{m,k}^H \bar{\mathbf{H}}_{m,m,k}^H \mathbf{D}_{m,k}), \quad (16a)$$

$$\text{s.t.} \quad \sum_{k=1}^K \|\mathbf{F}_{m,k}\|_{\text{F}}^2 \leq \bar{P}_{m,\max}, \quad (16b)$$

其中

$$\mathbf{C}_m = (1 + \mu_{\text{U}}) \sum_{l=1}^M \sum_{n=1}^K w_{l,n} \mathbf{H}_{m,l,n}^H \mathbf{D}_{l,n} \mathbf{A}_{l,n} \mathbf{D}_{l,n}^H \bar{\mathbf{H}}_{m,l,n}, \quad (17)$$

$$\dot{\mathbf{C}}_m = (1 + \mu_{\text{U}}) \mu_{\text{B}} \sum_{l=1}^M \sum_{n=1}^K w_{l,n} ((\bar{\mathbf{H}}_{m,l,n}^H \mathbf{D}_{l,n}) \odot \mathbf{I}_{A_t \times s}) ((\mathbf{A}_{l,n} \mathbf{D}_{l,n}^H \bar{\mathbf{H}}_{m,l,n}) \odot \mathbf{I}_{s \times A_t}). \quad (18)$$

使用拉格朗日乘子法来求 TPM 的近似最优闭式表达式, P4 的拉格朗日函数可以表示为

$$\begin{aligned} \Gamma(\mathbf{F}_{m,k}, \lambda_m) &= \sum_{k=1}^K \text{Tr}(\mathbf{F}_{m,k}^H (\mathbf{C}_m + \lambda_m \mathbf{I}_{A_t} + \dot{\mathbf{C}}_m) \mathbf{F}_{m,k}) - \sum_{k=1}^K w_{m,k} \text{Tr}(\mathbf{A}_{m,k} \mathbf{D}_{m,k}^H \bar{\mathbf{H}}_{m,m,k} \mathbf{F}_{m,k} \\ &+ \mathbf{A}_{m,k} \mathbf{F}_{m,k}^H \bar{\mathbf{H}}_{m,m,k}^H \mathbf{D}_{m,k}) - \lambda_m \bar{P}_{m,\max}, \end{aligned} \quad (19)$$

其中 $\lambda_m \geq 0$ 是与第 m 个 BS 的功率约束相关联的拉格朗日乘数. 通过将 $\Gamma(\mathbf{F}_{m,k}, \lambda_m)$ 关于 $\mathbf{F}_{m,k}$ 的一阶导数设置为零, $\mathbf{F}_{m,k}$ 的最优解可以通过下式得到:

$$\mathbf{F}_{m,k}(\lambda_m) = w_{m,k} (\mathbf{C}_m + \lambda_m \mathbf{I}_{A_t} + \dot{\mathbf{C}}_m)^\dagger \mathbf{H}_{m,m,k}^H \mathbf{D}_{m,k} \mathbf{A}_{m,k}, \quad (20)$$

其中 $(\cdot)^\dagger$ 表示矩阵伪逆. λ_m 的值应该满足以下功率约束的互补松弛条件:

$$\lambda_m \left(\sum_{k=1}^K \|\mathbf{F}_{m,k}(\lambda_m)\|_{\text{F}}^2 - \bar{P}_{m,\max} \right) = 0. \quad (21)$$

下面, 详细说明如何在两种情况下获得最优的 λ_m :

(1) \mathbf{C}_m 是满秩正定矩阵, 可以分解为 $\mathbf{C}_m = \mathbf{Q}_m \mathbf{\Lambda}_m \mathbf{Q}_m^H$, 其中 $\mathbf{Q}_m \mathbf{Q}_m^H = \mathbf{Q}_m^H \mathbf{Q}_m = \mathbf{I}_{A_t}$, $\mathbf{\Lambda}_m$ 是对角线元素为正数的对角矩阵. 那么, 有

$$f_m(\lambda_m) = \sum_{k=1}^K \text{Tr}(\mathbf{F}_{m,k}(\lambda_m)^H \mathbf{F}_{m,k}(\lambda_m)) \quad (22a)$$

$$= \text{Tr}((\mathbf{\Lambda}_m + \lambda_m \mathbf{I}_{A_t} + \mathbf{C}'_m)^{-2} \mathbf{Z}_m) \quad (22b)$$

$$= \sum_{i=1}^{A_t} \frac{[\mathbf{Z}_m]_{i,i}}{([\mathbf{\Lambda}_m]_{i,i} + \lambda_m + [\mathbf{C}'_m]_{i,i})^2}, \quad (22c)$$

其中 $\mathbf{Z}_m = \sum_{k=1}^M w_{m,k}^2 \mathbf{Q}_m^H \bar{\mathbf{H}}_{m,m,k}^H \mathbf{U}_{m,k} \mathbf{W}_{m,k} \mathbf{W}_{m,k}^H \mathbf{U}_{m,k}^H \bar{\mathbf{H}}_{m,m,k} \mathbf{Q}_m$, $[\mathbf{Z}_m]_{i,i}$, $[\mathbf{\Lambda}_m]_{i,i}$ 和 $[\mathbf{C}'_m]_{i,i}$ 分别表示矩阵 \mathbf{Z}_m , $\mathbf{\Lambda}_m$ 和 \mathbf{C}'_m 的第 i 个对角元素. 由式 (22) 可知, $f_m(\lambda_m)$ 是单调递减的函数. 如果 $f_m(0) \leq \bar{P}_{m,\max}$, 最佳 TPM 由 $\mathbf{F}_{m,k}^{\text{opt}} = \mathbf{F}_{m,k}(0)$ 给出. 在其他情况下, 可以通过二分法找到以下方程的解来获得最优的 λ_m :

$$f_m(\lambda_m) = \sum_{i=1}^{A_t} \frac{[\mathbf{Z}_m]_{i,i}}{([\mathbf{\Lambda}_m]_{i,i} + \lambda_m + [\mathbf{C}'_m]_{i,i})^2} = \bar{P}_{m,\max}. \quad (23)$$

(2) \mathbf{C}_m 不是满秩矩阵. \mathbf{C}_m 可以被分解成 $\mathbf{C}_m = [\mathbf{Q}_{m_1}, \mathbf{Q}_{m_2}] \mathbf{\Lambda}_m [\mathbf{Q}_{m_1}, \mathbf{Q}_{m_2}]^H$, 其中 $\mathbf{\Lambda}_m$ 表示包含 r_{m_1} 个正特征值和 $A_t - r_{m_1}$ 个零值特征值的对角矩阵. \mathbf{Q}_{m_1} 表示与 r_{m_1} 正特征值对应的前 r_{m_1} 个奇异向量. \mathbf{Q}_{m_2} 包含对应于 $A_t - r_{m_1}$ 个零值特征值的后 $A_t - r_{m_1}$ 个奇异向量. 通过应用与 (1) 类似的步骤, 可以找到这种情况下 λ_m 的最优值.

3.3 相移 θ 的优化

本小节在优化相移 θ 的同时固定 \mathbf{A} , \mathbf{D} 和 \mathbf{F} . 相移优化问题可以被表述为

$$\begin{aligned} (\text{P5}) : \min_{\theta} & \sum_{m=1}^M \sum_{l=1}^M \sum_{n=1}^K w_{l,n} \text{Tr}(\mathbf{A}_{l,n} \mathbf{D}_{l,n}^H \bar{\mathbf{H}}_{m,l,n} \mathbf{F}_m \bar{\mathbf{H}}_{m,l,n}^H \mathbf{D}_{l,n}) - \sum_{m=1}^M \sum_{k=1}^K w_{m,k} \text{Tr}(\mathbf{A}_{m,k} \mathbf{D}_{m,k}^H \bar{\mathbf{H}}_{m,m,k} \mathbf{F}_{m,k}) \\ & - \sum_{m=1}^M \sum_{k=1}^K w_{m,k} \text{Tr}(\mathbf{A}_{m,k} \mathbf{F}_{m,k}^H \bar{\mathbf{H}}_{m,m,k}^H \mathbf{D}_{m,k}), \end{aligned} \quad (24a)$$

$$\text{s.t. } 0 \leq \theta_n \leq 2\pi, \quad n = 1, \dots, N, \quad (24b)$$

其中 $\mathbf{F}_m = (1 + \mu_U) \sum_{k=1}^K (\mathbf{F}_{m,k} \mathbf{F}_{m,k}^H + \mu_B \widetilde{\text{diag}}(\mathbf{F}_{m,k} \mathbf{F}_{m,k}^H))$. 通过重新引入 $\bar{\mathbf{H}}_{m,l,n} = \mathbf{H}_{m,l,n} + \mathbf{H}_{l,n}^r \Phi \mathbf{G}_m^r$, 去掉常数项, (P5) 可以转化为

$$(\text{P6}) : \min_{\theta} \text{Tr}(\Phi^H \mathbf{B} \Phi \mathbf{J}) + \text{Tr}(\Phi \mathbf{W}) + \text{Tr}(\Phi^H \mathbf{W}^H), \quad (25a)$$

$$\text{s.t. } 0 \leq \theta_n \leq 2\pi, \quad n = 1, \dots, N, \quad (25b)$$

其中 \mathbf{B} , \mathbf{J} 和 \mathbf{W} 分别为

$$\mathbf{B} = w_{l,n} \sum_{l=1}^M \sum_{n=1}^K \mathbf{H}_{l,n}^r \mathbf{D}_{l,n} \mathbf{A}_{l,n} \mathbf{D}_{l,n}^H \mathbf{H}_{l,n}^r, \quad (26a)$$

$$\mathbf{J} = \sum_{m=1}^M \mathbf{G}_m^r \mathbf{F}_m \mathbf{G}_m^{rH}, \quad (26b)$$

$$\mathbf{W} = \sum_{m=1}^M \sum_{l=1}^M \sum_{n=1}^K w_{l,n} \mathbf{G}_m^r \mathbf{F}_m^H \mathbf{H}_{m,l,n}^H \mathbf{D}_{l,n} \mathbf{A}_{l,n} \mathbf{D}_{l,n}^H \mathbf{H}_{l,n}^r - \sum_{m=1}^M \sum_{k=1}^K w_{m,k} \mathbf{G}_m^r \mathbf{F}_{m,k} \mathbf{A}_{m,k} \mathbf{D}_{m,k}^H \mathbf{H}_{m,k}^r, \quad (26c)$$

我们将 Φ 的对角元素集合定义为 $\phi = [e^{j\theta_1}, \dots, e^{j\theta_n}, \dots, e^{j\theta_N}]^T$, 并将 \mathbf{w} 定义为矩阵 \mathbf{W} 的对角元素集合, 表示为 $\mathbf{w} = [[\mathbf{W}]_{1,1}, \dots, [\mathbf{W}]_{N,N}]^T$. 通过使用如下矩阵变换^[23]:

$$\text{Tr}(\Phi^H \mathbf{B} \Phi \mathbf{J}) = \phi^H (\mathbf{B} \odot \mathbf{J}^T) \phi, \quad (27)$$

(P6) 可以改写为

$$(\mathbf{P7}) : \min_{\theta} \phi^H \gamma \phi + \phi^T \mathbf{w} + \mathbf{w}^H \phi^*, \quad (28a)$$

$$\text{s.t. } 0 \leq \theta_n \leq 2\pi, n = 1, \dots, N, \quad (28b)$$

其中 $\gamma = \mathbf{B} \odot \mathbf{C}^T$, 是一个半定矩阵. 因此 (P7) 可以等价地改写为

$$(\mathbf{P8}) : \min_{\phi} f(\phi) = \phi^H \gamma \phi + 2\text{Re}\{\phi^H \mathbf{w}^*\}, \quad (29a)$$

$$\text{s.t. } |\phi_n| = 1, n = 1, \dots, N. \quad (29b)$$

(P8) 是一个非凸优化问题, 这是由于 (29b) 中的单位模约束. 下面采用 MM 算法^[24] 来求解 (P8). 基本原理是将一个具有挑战性的问题转化成一系列更易于处理的子问题. 通过用 $f(\phi)$ 表示 (P8) 的目标函数, 在 $(t+1)$ 次迭代我们需找到目标上限, 表示为 $g(\phi | \phi^t)$, 它应该满足以下 3 个条件:

$$g(\phi^t | \phi^t) = f(\phi^t), \quad (30a)$$

$$\nabla_{\phi} g(\phi | \phi^t) |_{\phi=\phi^t} = \nabla_{\phi} f(\phi^t) |_{\phi=\phi^t}, \quad (30b)$$

$$g(\phi | \phi^t) \geq f(\phi), \quad (30c)$$

然后, 解决新目标函数 $g(\phi | \phi^t)$ 定义的近似子问题. 从文献 [25] 可以得出, 对于第 t 次迭代中的任何 ϕ^t 和任何可行的 ϕ 有

$$\phi^H \gamma \phi \leq \phi^H \mathbf{V} \phi - 2\text{Re}\{\phi^H (\mathbf{V} - \gamma) \phi^t\} + (\phi^t)^H (\mathbf{V} - \gamma) \phi^t = y(\phi | \phi^t), \quad (31)$$

其中 $\mathbf{V} = \lambda_{\max} \mathbf{I}_N$, λ_{\max} 是 γ 的最大特征值. 然后构造以下代理目标函数:

$$g(\phi | \phi^t) = y(\phi | \phi^t) + 2\text{Re}\{\phi^H \mathbf{w}^*\}, \quad (32)$$

其中 $y(\phi | \phi^t)$ 在式 (31) 中给出. 式 (32) 中给出的 $g(\phi | \phi^t)$ 满足 MM 算法的 3 个条件. 那么, 第 t 次迭代要解决的子问题由下式给出:

$$(\mathbf{P9}) : \min_{\phi} g(\phi | \phi^t), \quad (33a)$$

$$\text{s.t. } |\phi_n| = 1, n = 1, \dots, N. \quad (33b)$$

通过使用 $\phi^H \phi = X$, 可以得到 $\phi^H \mathbf{V} \phi = X \lambda_{\max}$, 去掉常量, (P9) 可以表示为

$$(\mathbf{P10}) : \max_{\phi} 2\text{Re}\{\phi^H \mathbf{b}^t\}, \quad (34a)$$

$$\text{s.t. } |\phi_n| = 1, n = 1, \dots, N, \quad (34b)$$

其中 $\mathbf{b}^t = (\lambda_{\max} \mathbf{I}_N - \gamma) \phi^t - \mathbf{w}^*$. 具体来说, 可以得到 (P10) 的最优解如下:

$$\phi^{t+1} = e^{j \arg(\mathbf{b}^t)}, \quad (35)$$

因此可以得到最优相移为 $\theta^* = \arg(\mathbf{b}^t)$.

3.4 求解 (P1) 的整体算法

基于上述讨论, 我们给出了求解 (P1) 的 BCD 算法详细步骤, 如算法 1 所示. 在步骤 9 中, 必须用到 3.2 小节中提到的拉格朗日乘子法和 3.3 小节中的 MM 算法处理 (P8) 才能得到相移 $\theta^{(n+1)}$. 由上述推导易知, MM 算法可以保证 (P8) 的值单调递减, 即 $f(\phi^{(n+1)}) < f(\phi^{(n)})$, 而由于功率约束, (P2) 的目标方程值在算法 1 中单调增加并有上界. 因此, 算法 1 是收敛的.

接下来, 分析 BCD 算法的复杂度. 在步骤 6 中, 解码矩阵 $\mathbf{D}^{(n)}$ 的复杂度为 $\mathcal{O}(MKA_t^3)$. 在步骤 7 中, 计算辅助矩阵 $\mathbf{A}^{(n)}$ 的复杂度为 $\mathcal{O}(MKs^3)$. 式 (18) 中矩阵 $\{\hat{\mathbf{C}}_{m,k}, \forall m, k\}$ 和其 SVD (singular value decomposition) 解码矩阵的复杂度分别为 $\mathcal{O}(MKA_t^2s)$ 和 $\mathcal{O}(MA_t^3)$. 式 (20) 中 $\mathbf{F}_{m,k}$ 的复杂度为 $\mathcal{O}(MKA_t^3)$, 拉格朗日乘子 $\{\lambda_m, \forall m\}$ 可以忽略. 然后, 继续计算出 $\{\mathbf{Z}_m\}$ 的复杂度为 $\mathcal{O}(M^2A_t^2A_r)$. 因此, 可以计算出 $\mathbf{F}^{(n+1)}$ 的总体复杂度为 $\mathcal{O}(MKA_t^3) + \mathcal{O}(M^2A_t^2A_r)$. 在 MM 算法中, 需要计算 λ_{\max} 和 γ , 其相关复杂度为 $\mathcal{O}(N^3)$. 对于 MM 算法的每次迭代, 主要的复杂性在于计算 \mathbf{b}^t , 其复杂度为 $\mathcal{O}(N^2)$. 将 MM 算法收敛所需的迭代次数表示为 T , 可以计算出 $\theta^{(n+1)}$ 的最优复杂度为 $\mathcal{O}(N^3 + TN^2)$. 综上所述可得 BCD 算法的总体复杂度为 $\mathcal{O}(MKA_t^3) + \mathcal{O}(M^2A_t^2A_r) + \mathcal{O}(N^3 + TN^2)$.

Algorithm 1 BCD-MM algorithm

Input: $n = 1, \mathbf{F}^{(1)}, \theta^{(1)}, \varepsilon$;
1: $\text{Obj}(\mathbf{F}, \theta) = \sum_{m=1}^M \sum_{k=1}^K w_{m,k} R_{m,k}(\mathbf{F}, \theta)$;
2: **if** $n \geq n_{\max}$ or $|\text{Obj}(\mathbf{F}^{(n+1)}, \theta^{(n+1)}) - \text{Obj}(\mathbf{F}^{(n)}, \theta^{(n)})| / \text{Obj}(\mathbf{F}^{(n+1)}, \theta^{(n+1)}) < \varepsilon$ **then**
3: Terminate;
4: **else**
5: $n \leftarrow n + 1$;
6: Given $\mathbf{F}^{(n)}$ and $\theta^{(n)}$, and obtain $\mathbf{D}^{(n)}$ via (12);
7: Given $\mathbf{F}^{(n)}, \theta^{(n)}$, and $\mathbf{D}^{(n)}$, and obtain $\mathbf{A}^{(n)}$ via (13);
8: Given $\theta^{(n)}, \mathbf{D}^{(n)}$, and $\mathbf{A}^{(n)}$, and obtain $\mathbf{F}^{(n+1)}$ by solving (P3);
9: Given $\mathbf{D}^{(n)}, \mathbf{A}^{(n)}$ and $\mathbf{F}^{(n+1)}$, and obtain $\theta^{(n+1)}$ by solving (P8);
10: **end if**
Output: $\text{Obj}(\mathbf{F}^{(n+1)}, \theta^{(n+1)})$.

4 仿真实验结果

4.1 仿真场景设置

仿真场景设置如图 2 所示, 其中两个 BS 和 RIS 的位置分别设置为 (0, 0, 20), (500, 0, 20) 和 (250, 0, 6). RIS 所在的位置有效地增强了 BS 所服务小区边缘用户的信号, 并且有效地抑制了其余小区 BS 对用户的干扰. BS1 服务的用户分布在 xy 平面上一个以 (230, 0, 1) 为圆心, 半径 $r = 20$ m 的圆内.

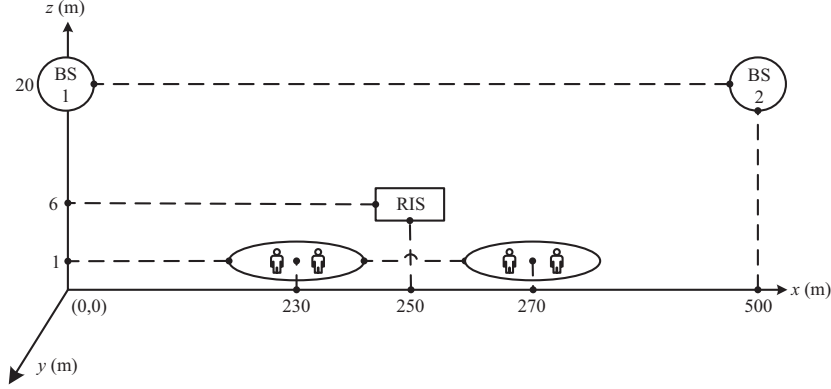


图 2 仿真设置

Figure 2 Simulation setup

BS2 服务的用户分布在 xy 平面上一个以 $(270, 0, 1)$ 为圆心, 半径 $r = 20$ m 的圆内, 均以 m 为单位. 以 dB 为单位的大尺度路径损耗可以建模为

$$PL = PL_0 - 10\alpha \log_{10} \left(\frac{d}{d_0} \right), \quad (36)$$

其中 PL_0 是参考距离 d_0 处的路径损耗, α 是链路的路径损耗系数, d 表示链路距离. 对于基站到用户的直接信道, 由于大量的散射假设小尺度衰落为 Rayleigh 衰落. 对于 RIS 相关信道, 小尺度衰落假设为 Rician 衰落. 具体来说, 小尺度信道由下式给出:

$$\tilde{\mathbf{H}} = \sqrt{\frac{\beta}{\beta+1}} \tilde{\mathbf{H}}^{\text{LoS}} + \sqrt{\frac{1}{\beta+1}} \tilde{\mathbf{H}}^{\text{NLoS}}, \quad (37)$$

其中 β 是 Rician 因子. $\tilde{\mathbf{H}}^{\text{LoS}}$ 是视距 (light of sight, LoS) 分量, 而 $\tilde{\mathbf{H}}^{\text{NLoS}}$ 是非视距 (non-light of sight, NLoS) 分量. LoS 分量 $\tilde{\mathbf{H}}^{\text{LoS}}$ 由 $\tilde{\mathbf{H}}^{\text{LoS}} = \mathbf{a}_{D_r}(\vartheta^{\text{AoA}}) \mathbf{a}_{D_t}^H(\vartheta^{\text{AoD}})$ 给出, 其中 $\mathbf{a}_{D_r}(\vartheta^{\text{AoA}})$ 和 $\mathbf{a}_{D_t}(\vartheta^{\text{AoD}})$ 分别被定义为

$$\mathbf{a}_{D_r}(\vartheta^{\text{AoA}}) = \left[1, e^{j\frac{2\pi d}{\lambda} \sin \vartheta^{\text{AoA}}}, \dots, e^{j\frac{2\pi d}{\lambda} (D_r-1) \sin \vartheta^{\text{AoA}}} \right]^T, \quad (38)$$

$$\mathbf{a}_{D_t}(\vartheta^{\text{AoD}}) = \left[1, e^{j\frac{2\pi d}{\lambda} \sin \vartheta^{\text{AoD}}}, \dots, e^{j\frac{2\pi d}{\lambda} (D_t-1) \sin \vartheta^{\text{AoD}}} \right]^T, \quad (39)$$

其中 D_r 和 D_t 分别代表接收端和发射端的天线/反射单元数量. ϑ^{AoD} 是离开角, ϑ^{AoA} 是到达角, 假设 ϑ^{AoD} 和 ϑ^{AoA} 在 $[0, 2\pi]$ 内随机分布. d 为天线间距, λ 为波长, 为简单起见, 我们设置 $d/\lambda = 1/2$. 除非特别说明, 仿真参数见表 1 所示.

4.2 仿真结果

图 3 显示了 BCD-MM 算法的收敛性. 我们设置 $N = 50$, 很明显, 随着 BCD-MM 迭代次数的增加, WSR 迅速增加, 然后逐渐达到收敛并保持在一个稳定的值. 此外, 从图 3 中可以看出, 即使在 μ_B, μ_U 都取值较小的情况下, 收发器的硬件损耗仍然对系统中用户的 WSR 有巨大影响. 与理想硬件 “ $\mu_B = \mu_U = 0$ ” 的方案相比, “ $\mu_B = 0.008, \mu_U = 0.01$ ” 方案下的 WSR 几乎降低了 18.9%, “ $\mu_B = 0.01, \mu_U = 0.008$ ” 方案下的 WSR 几乎降低了 19.5%, 这表明了在对此无线通信系统进行优化时考虑硬件损耗的必要性.

表 1 仿真参数

Table 1 Simulation parameters

Parameter	Value
Channel bandwidth (B)	10 MHz
Noise power density	-174 dBm/Hz
Number of transmitting antennas (A_t)	8
Number of receiving antennas (A_r)	4
Number of data streams (s)	4
Error tolerance (ε)	10^{-7}
Weighting factor ($w_{m,k}, \forall m, k$)	1
Number of users served by each BS	2
Path loss (PL_0)	-30 dB
Path loss exponents of the BS-RIS link (α_{BI})	2.2
Path loss exponents of the RIS-user link (α_{IU})	2.2
Path loss exponents of the BS-RIS link (α_{BU})	3.75
Reference distance (d_0)	1 m

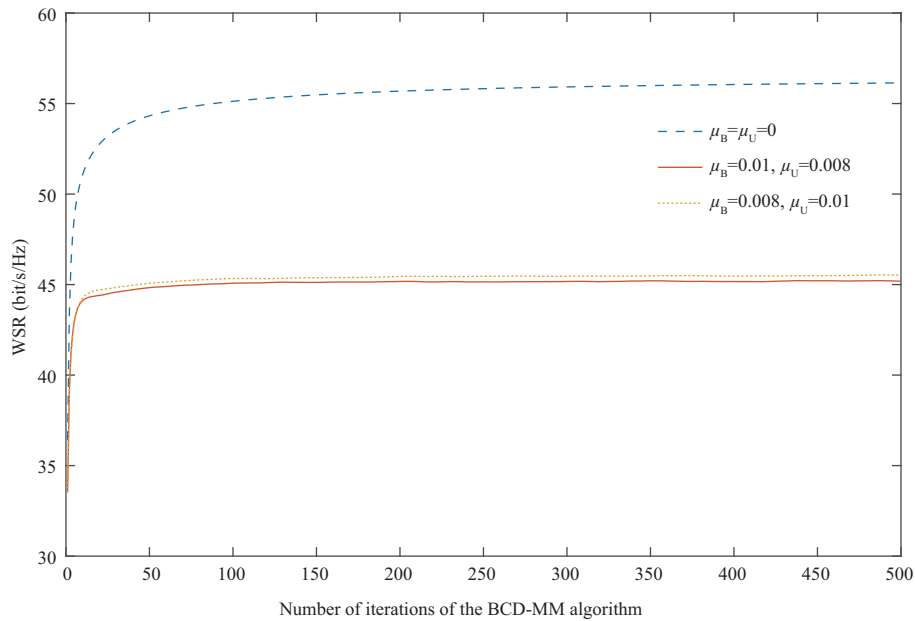


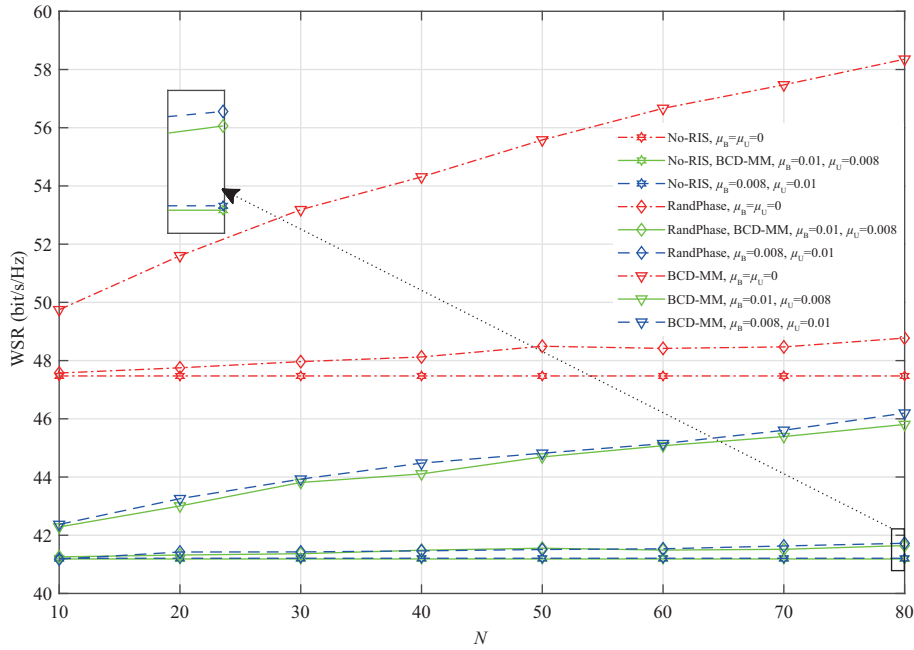
图 3 (网络版彩图) BCD-MM 算法的收敛性

Figure 3 (Color online) Convergence behaviour of the BCD-MM algorithm

为了进行比较, 考虑以下基准方案:

No-RIS. 将 RIS 相关信道矩阵设置为零矩阵, 即 $\mathbf{H}_{m,k}^r = 0$ 和 $\mathbf{G}_l^r = 0$. 然后, 通过删除 BCD-MM 算法中的相移更新步骤 9 获得最佳 TPM 矩阵.

RandPhase. 假设每个反射单元的相位是在 $[0, 2\pi]$ 内独立均匀生成的. 然后, 通过跳过 BCD-MM 算法中的相移更新步骤 9 获得最佳 TPM 矩阵.

图 4 (网络版彩图) 可实现的 WSR 与反射单元数量 N 的比较Figure 4 (Color online) Achievable WSR versus the number of reflecting elements N

BCD-MM. 本文提出的 BCD-MM 算法。

图 4 比较了不同情形下 WSR 性能与反射单元数量 N 之间的关系。因为用户接收到的反射信号的功率随着 N 的增加而增加, 所以“RandPhase”和“BCD-MM”方案的 WSR 随着 N 的增加而增加, 并且其 WSR 明显大于“No-RIS”方案, 这可以证实在此通信系统中加入 RIS 的有效性。相较于“No-RIS”和“RandPhase”方案, “BCD-MM”方案的高 WSR 证明了本文提出的算法的优越性。此外, 从图 4 中可以看出硬件损耗严重降低了系统中用户的 WSR, 且当用户的硬件损耗系数变大时, 用户的 WSR 比 BS 的硬件损耗系数变大时要小, 这是因为 BS 可以通过使用更多的发射功率来补偿硬件损耗的影响, 这表明用户比 BS 对硬件损耗更敏感, 需要仔细关注。

图 5 比较了 WSR 性能与硬件损耗系数 μ 之间的关系, 设置 $\mu_B = \mu_U = \mu$, 并设置反射单元数量为 $N = 50$ 。很明显, 在所有 3 个基准方案中, WSR 都随着 μ 的增加而显著下降。原因是硬件损耗引起的干扰随着 μ 的增加而增加了, 当 μ 从 0 增加到 0.5 时, “No-RIS”, “RandPhase”和“BCD-MM”方案的 WSR 分别下降了约 65.7%, 66.3% 和 67.9%, 证明了在波束成形优化中考虑硬件损耗的必要性。此外, 从图 5 中可以看出, 当收发器硬件损耗均大于 0.1 时, 仅部署 RIS, 但不进行相移优化已经不能体现 RIS 的优越性, 这体现了硬件损耗对无线通信系统的破坏性, 以及本文所提出的算法在考虑硬件损耗场景中的有效性。

5 总结

本文提出使用 BCD 算法在考虑硬件损耗的 RIS 辅助的 MIMO 系统中最大化所有用户的 WSR。通过联合优化 TPM 和相移, 可以有效地减轻同频干扰, 显著提高所有用户的 WSR。具体地说, 在优化 BS 的 TPM 时, 我们采用拉格朗日乘子法求解, 先引用了一个矩阵不等式变换, 随后结合二分法求

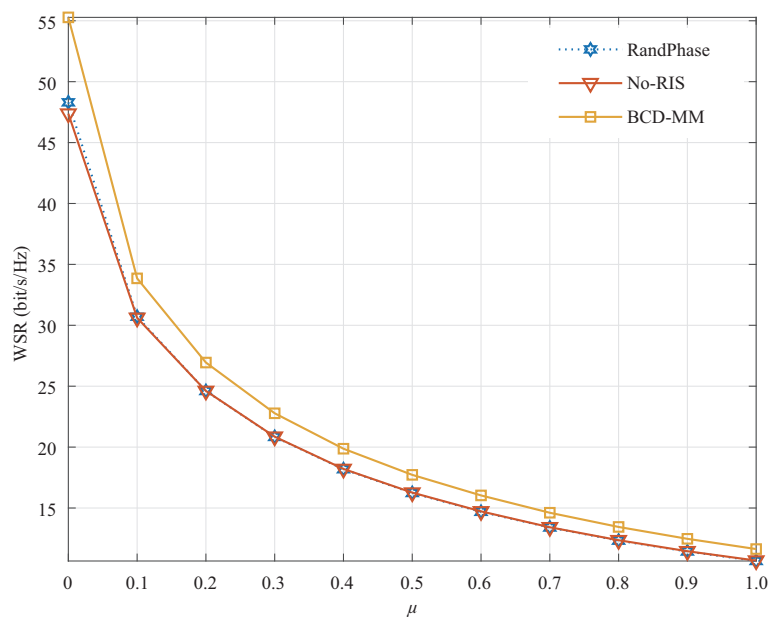


图 5 (网络版彩图) 可实现的 WSR 与硬件损耗系数 μ 的比较

Figure 5 (Color online) Achievable WSR versus the hardware impairment coefficient μ

得最佳的拉格朗日乘子, 最终得到 TPM 的上界闭式最优解. 在优化相移角矩阵时, 采用 MM 算法, 通过引入一系列更易于处理的子问题来代替原问题进行求解找到 RIS 相移角矩阵的最优解. 最终的仿真结果表明, 硬件损耗会严重降低 MIMO 系统的 WSR, 而这种不利影响可以通过部署 RIS 来缓解. 在考虑硬件损耗的 RIS 辅助的 MIMO 系统中, 本文在优化 BS 的 TPM 时所求最优解是经过不等式转换后的最优解, 是原始问题的次优解, 未来希望寻求更适应于解决硬件损耗问题的 TPM 优化算法, 不断逼近原始问题的最优解, 从而更好地解决考虑硬件损耗的通信场景中的优化问题.

参考文献

- Chettri L, Bera R. A comprehensive survey on Internet of Things (IoT) toward 5G wireless systems. *IEEE Int Things J*, 2020, 7: 16–32
- Vision K N, Requirements and challenges of sixth generation (6G) networks. In: *Proceedings of the 6th Iranian Conference on Signal Processing and Intelligent Systems (ICSPIS)*, 2020. 1–4
- Wu Q, Zhang R. Towards smart and reconfigurable environment: intelligent reflecting surface aided wireless network. *IEEE Commun Mag*, 2020, 58: 106–112
- Pan C, Ren H, Wang K, et al. Reconfigurable intelligent surfaces for 6G systems: principles, applications, and research directions. *IEEE Commun Mag*, 2021, 59: 14–20
- Wu Q, Zhang R. Intelligent reflecting surface enhanced wireless network via joint active and passive beamforming. *IEEE Trans Wireless Commun*, 2019, 18: 5394–5409
- Shen H, Xu W, Gong S, et al. Secrecy rate maximization for intelligent reflecting surface assisted multi-antenna communications. *IEEE Commun Lett*, 2019, 23: 1488–1492
- Zhang C, Chen W, He C, et al. Throughput maximization for intelligent reflecting surface-aided device-to-device communications system. *J Commun Inf Netw*, 2020, 5: 403–410
- Li X, Zhang C, He C, et al. Sum-rate maximization in IRS-assisted wireless power communication networks. *IEEE Int Things J*, 2021, 8: 14959–14970
- Zhou G, Pan C, Ren H, et al. Intelligent reflecting surface aided multigroup multicast MISO communication systems.

- IEEE Trans Signal Process, 2020, 68: 3236–3251
- 10 Pan C, Ren H, Wang K, et al. Multicell MIMO communications relying on intelligent reflecting surfaces. *IEEE Trans Wireless Commun*, 2020, 19: 5218–5233
 - 11 Pan C, Ren H, Wang K, et al. Intelligent reflecting surface aided MIMO broadcasting for simultaneous wireless information and power transfer. *IEEE J Sel Areas Commun*, 2020, 38: 1719–1734
 - 12 Hong S, Pan C, Ren H, et al. Artificial-noise-aided secure MIMO wireless communications via intelligent reflecting surface. *IEEE Trans Commun*, 2020, 68: 7851–7866
 - 13 Zhang L, Wang Y, Tao W, et al. Intelligent reflecting surface aided MIMO cognitive radio systems. *IEEE Trans Veh Technol*, 2020, 69: 11445–11457
 - 14 Bjornson E, Hoydis J, Kountouris M, et al. Massive MIMO systems with non-ideal hardware: energy efficiency, estimation, and capacity limits. *IEEE Trans Inform Theory*, 2014, 60: 7112–7139
 - 15 Singal A, Kedia D, Jaglan N, et al. Performance analysis of MIMO-OFDM system with transceiver hardware impairments. In: *Proceedings of the 4th International Conference on Signal Processing, Computing and Control (ISPCC)*, 2017. 102–105
 - 16 Zhu J, Ng D W K, Wang N, et al. Analysis and design of secure massive MIMO systems in the presence of hardware impairments. *IEEE Trans Wireless Commun*, 2017, 16: 2001–2016
 - 17 Shen H, Xu W, Gong S, et al. Beamforming optimization for IRS-aided communications with transceiver hardware impairments. *IEEE Trans Commun*, 2021, 69: 1214–1227
 - 18 Zhou G, Pan C, Ren H, et al. Secure wireless communication in RIS-aided MISO system with hardware impairments. *IEEE Wireless Commun Lett*, 2021, 10: 1309–1313
 - 19 Saeidi M A, Emadi M J, Masoumi H, et al. Weighted sum-rate maximization for multi-IRS-assisted full-duplex systems with hardware impairments. *IEEE Trans Cogn Commun Netw*, 2021, 7: 466–481
 - 20 Dai J, Zhu F, Pan C, et al. Statistical CSI-based transmission design for reconfigurable intelligent surface-aided massive MIMO systems with hardware impairments. *IEEE Wireless Commun Lett*, 2022, 11: 38–42
 - 21 Pan C, Zhu H, Gomes N J, et al. Joint precoding and RRH selection for user-centric green MIMO C-RAN. *IEEE Trans Wireless Commun*, 2017, 16: 2891–2906
 - 22 Shi Q J, Razaviyayn M, Luo Z Q, et al. An iteratively weighted MMSE approach to distributed sum-utility maximization for a MIMO interfering broadcast channel. In: *Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, Prague, 2011. 3060–3063
 - 23 Zhang X D. *Matrix Analysis and Applications*. Cambridge: Cambridge University Press, 2017
 - 24 Sun Y, Babu P, Palomar D P. Majorization-minimization algorithms in signal processing, communications, and machine learning. *IEEE Trans Signal Process*, 2017, 65: 794–816
 - 25 Song J, Babu P, Palomar D P. Sequence design to minimize the weighted integrated and peak sidelobe levels. *IEEE Trans Signal Process*, 2016, 64: 2051–2064

Reconfigurable intelligent surface assisted MIMO communication system considering hardware impairments

Chiya ZHANG^{1,2}, Yingjie LIU^{3*}, Xingquan LI⁴, Wenyu CHEN³ & Chunlong HE^{3,5*}

1. *School of Electronic and Information Engineering, Harbin Institute of Technology, Shenzhen 518055, China;*

2. *Peng Cheng Laboratory, Shenzhen 518055, China;*

3. *Guangdong Key Laboratory of Intelligent Information Processing, Shenzhen University, Shenzhen 518060, China;*

4. *School of Microelectronics, Shenzhen Institute of Information Technology, Shenzhen 518000, China;*

5. *National Mobile Communications Research Laboratory, Southeast University, Nanjing 211189, China*

* Corresponding author. E-mail: 2070436158@email.szu.edu.cn, hclong@szu.edu.cn

Abstract A reconfigurable intelligent surface has great significance in “green communication” with low power consumption and high energy-efficient communication, it has become a key technology for the next generation of communication. The loss distortion caused by hardware impairments affects the performance of the communication system. In this paper, we aim to maximize the weighted sum rate of all the users by considering hardware impairments in the reconfigurable intelligent surface-assisted multiple-input multiple-output system. Because of the multivariate coupling effect of the optimization problem, we adopt the block coordinate descent algorithm. This method helps decouple the original problem into two subproblems where the transmitting precoding matrix and phase shifts are alternately optimized. The simulation results demonstrate the necessity of considering hardware impairments in beamforming optimization and the effectiveness of introducing a reconfigurable intelligent surface into a multiple-input multiple-output system.

Keywords reconfigurable intelligent surface, multiple-input multiple-output, hardware impairments, block coordinate descent algorithm, majorization-minimization algorithm