可重构智能表面赋能的下一代全双工网络系统

Yingyang Chen、Yuncong Li、Miaowen Wen、Duoying Zhang、
Bingli Jiao、Zhiguo Ding、TheodorosA. Tsiftsis 和 H. Vincent Poor

arXiv:2305.01341v1 [cs.IT] 2 May 2023

摘要—**全双工（FD）无线电凭借其同时间同频率收发能力受到广泛关注。然而，全双工无线电带来的潜在增益与自干扰（SI）的管理密切相关，这对自干扰消除（SIC）技术提出了很高、甚至极为严格的要求。当全双工部署扩展至下一代移动网络时，自干扰问题会变得更加复杂，从而显著限制其潜在增益。本文提出一种多小区全双工网络方案，在小区边界部署可重构智能表面（RIS），以主动配置无线电环境。为充分发挥系统潜力，我们通过联合优化全双工基站（BS）和用户的发射预编码（TPC）矩阵以及RIS的相移矩阵，最大化多个小区的和速率（SR）。由于原始问题是非凸的，我们利用和速率与最小均方误差（MMSE）之间的关系，将其重新表述并分解为两个子问题。TPC矩阵的最优解可通过闭式形式获得；对于相移矩阵，则开发了基于复圆流形（CCM）和逐次凸近似（SCA）的算法，以求得次优解。仿真结果表明，在全双工组网系统中引入RIS，不仅能显著提高整体和速率，还能显著改善小区边缘性能。更重要的是，我们验证了采用优化相移的RIS部署能够降低对串行干扰消除（SIC）的要求，并减少基站天线数量，进而降低硬件成本和功耗，尤其是在反射单元数量充足时。因此，利用RIS可使原本繁复的全双工组网系统变得高效且实用。**

索引词—**全双工（FD）、移动网络、可重构智能表面（RIS）、自干扰消除（SIC）、和速率（SR）。**

I. 引言

A. 研究动机

Y. Chen、Y. Li 和 D. Zhang 就职于中国广州 510632 暨南大学电子工程系、信息科学与技术学院（电子邮箱：{chenyy; JingcongLi;zhangduoying}@jnu.edu.cn）。

M. Wen 就职于中国广州 510640 华南理工大学电子与信息工程学院（电子邮箱：eemwwen@scut.edu.cn）。

B. Jiao 就职于北京大学电子与计算机科学学院（电子邮箱：jiaobl@pku.edu.cn）。

Z. Ding 任职于英国曼彻斯特 M13 9PL 的曼彻斯特大学电气与电子工程学院（电子邮箱：zhiguo.ding@manchester.ac.uk）。

T. A. Tsiftsis 任职于中国珠海 519070 的暨南大学智能系统科学与工程学院（电子邮箱：theotsiftsis@jnu.edu.cn）。

H. V. Poor 任职于美国新泽西州普林斯顿市普林斯顿大学电气与计算机工程系，邮编 08544（电子邮箱：poor@princeton.edu）。

鉴于HE数据需求型应用持续爆发式增长，无线通信面临着极高的要求。然而，受限于频谱资源，通过传统的半双工（半双工）通信提高通信速率十分困难。为解决这一限制，业界将目光投向了若干新兴技术，例如毫米波（mmWave）通信、大规模多输入多输出（MIMO）和全双工（全双工）通信 [1]。其中，与半双工相比，全双工具有诱人的频谱效率（SE）以及同时同频收发能力，因此备受关注，人们希望充分发挥其潜力。

与半双工模式不同，在全双工通信中，两个或更多终端可以在同一频段上同时交换信息。因此，从理论上讲，全双工无线电有望将频谱效率提高一倍 [2], [3]。然而，在同频同时间分配发射信号和接收信号的机制不可避免地会引入严重的干扰问题。其中，影响最大的是从发射天线到接收天线的自干扰（SI），其强度远高于接收信号。如果自干扰未得到充分消除，上行链路（UL）速率将遭受巨大损失。因此，大量研究工作致力于自干扰消除（SIC）技术 [4], [5], ，这些技术推动了全双工部署的实用化，尤其是在单小区通信中 [6], [7]。

然而，当移动部署演进为下一代全双工网络时，接收机将遭受更多额外干扰，这些干扰不仅来自自身的发射机，也来自相邻小区，从而极大限制了全双工技术的潜在收益 [8]。为了应对网络中复杂的无线电环境，通常会提出采用天线阵列进行主动波束成形，以形成定向波束并将信号对准目标接收机[9]。然而，为了进一步提升系统性能，需要更多天线和射频（RF）链，这要求采用复杂的信号处理技术，并进一步导致能效（EE）降低、硬件成本升高。尽管可以采用混合波束成形来降低RF链成本，但为避免性能下降，仍会带来较高的复杂度。因此，由于上述问题，全双工无线电在无线网络中的应用仍面临挑战。

随着微机电系统和可编程超材料的发展，可重构智能表面（RIS）近来受到了广泛关注，因为

它们能够以较低成本同时提升频谱效率（SE）和能效（EE）[10]。具体而言，可重构智能表面由近乎无源的反射单元阵列组成，每个反射单元都可以独立对入射信号施加相移，从而为无线传输设计出有利的信道。通过精细调整可重构智能表面的相移矩阵，可以使反射链路在目标接收机处实现相长叠加，或在非目标终端处实现相消叠加。因此，近期一些研究将可重构智能表面引入无线通信系统，以消除严重干扰，并证明了其在全双工双向通信系统[11], 、无人机（UAV）辅助通信[12], 、感知与通信一体化（ISAC）[13],以及无线边缘缓存[14]等应用中的有效性。因此，可重构智能表面技术有望通过主动塑造无线传播环境，为干扰受限系统提供高效解决方案，并可作为提升全双工组网系统性能的可行途径。为充分发挥可重构智能表面的优势，应对其相移矩阵进行适当优化，并与全双工收发机的有源波束成形联合设计。

B. 相关工作

1) 无线网络中的全双工：由于发射天线到接收天线之间存在泄漏信号，串行干扰消除是全双工部署中的关键技术[15]–[18]。在[15]中，作者回顾了现有的自干扰抑制技术，并通过硬件原型验证了衰减水平。在[16]中，研究了基于光域（OD）的模拟串行干扰消除，以降低空间占用和成本。在[17], 中，Islam等人探索了一种基于截断奇异值分解（TSVD）的数字串行干扰消除方法，重点关注残余自干扰的主要项，从而减少了待估参数。在[18], 中，作者提出了一种混合波束成形方法，以防止残余自干扰信号在硬件条件下达到饱和。受全双工无线电带来的显著频谱效率增益启发，大量研究探讨了全双工与其他新兴技术之间的相互作用，例如无人机[19], 、无线边缘缓存[20], 、反向散射通信[21], 、无线供能通信网络（WPCN）[22],和 ISAC [23]。具体而言，Zhu等人 [19] 提出部署配备大型天线阵列的全双工无人机中继，以增强毫米波信道。在[20], 中，全双工中继被融入内容命中和检索过程。推导出的成功概率验证了，在具备一定串行干扰消除能力的条件下，全双工能够使无线缓存系统受益。Jafari等人[21] 研究了在全双工认知反向散射通信网络中实现总吞吐量最大化的最优时间和能量分配。在[22], 中，作者研究了全双工接入点的发射波束成形和接收合并，以及无线供能通信网络中的用户设备（UEs）调度，以克服双重近远效应。此外，Xiao等人[23] 将全双工无线电应用于 ISAC，充分利用传统脉冲雷达的等待时间来传输通信信号。研究验证，当串行干扰消除能力超过某一阈值时，通信和感知性能均会提升。**根据上述研究，我们由此可推断，全双工无线电带来的潜在增益与自干扰管理密切相关，而这对自干扰消除能力提出了很高甚至极为严苛的要求。**

除了自干扰外，全双工无线电还会带来其他有待解决的干扰。通常，已有许多研究探讨了单小区中的全双工运行（见 [6], [24], [25]）。当全双工技术应用于更实际的部署场景，通常是多小区多用户网络时，将面临更加复杂的无线电环境。具体而言，在全双工蜂窝网络中，小区间干扰会变得十分突出。为解决这一问题，已有许多研究进行了探索 [1],[9], [26]–[30]。在 [1],中，作者针对全双工基站和半双工用户（在 [27]中发展为全双工终端）设计了波束成形，以抑制多小区网络中的小区内干扰和小区间干扰。Bai 等 [9] 刻画了多小区全双工网络的遍历速率性能，并表明当基站天线数量趋于无穷时，全双工可带来双重增益。Zou 等 [26]提出了全双工基站的协同波束成形，以应对基站-基站干扰，同时通过用户调度抑制用户设备间干扰。**然而，配备大规模天线阵列的波束成形虽然能够实现更好的干扰管理，却需要付出结构复杂、功耗高以及硬件成本高的代价**。作为替代方案，[28] 中的作者针对全双工毫米波多小区系统提出了一种鲁棒混合波束成形设计。然而，该设计假设采用理想自干扰消除，并要求移相器具备合格的量化分辨率。[29] 中的作者提出了一种两步混合波束成形方法，以进一步消除残余自干扰并补偿频谱效率损失，但该方法要求所有收发机升级为混合模式。Ma 等 [30] 开发了全双工组网系统原型，在每个全双工基站采用分布式收发天线阵列，以抑制自干扰和基站-基站干扰。然而，这种双基地部署增加了硬件成本，且所提出的两步波束成形设计只能实现有限的性能。**如何在全双工组网系统中高效管理干扰环境，仍有待进一步探索**。

2）*RIS*赋能无线网络：从可重构智能表面的角度出发，大量研究致力于充分发挥其潜力[31]–[36]。由于可重构智能表面缺乏信号处理能力，且拥有大量反射单元，因此需要高效的信道估计方法。具体而言，在[31],中，选取一名具备全双工功能的参考用户作为锚点，以估计公共的可重构智能表面—基站信道，从而减少所需的训练开销。Zhang等人 [32]假设若干单元组成一组并共享相同的信道，并利用深度学习进行估计，进一步降低了开销。此外，[33]和 [34]的研究分别探讨了可重构智能表面的最优朝向和位置，以获得额外的自由度并扩展覆盖范围。鉴于可重构智能表面辅助链路存在两次大尺度衰落，[35] 中的作者提出了一种有源可重构智能表面模型，该模型能够放大反射的入射信号，以抵消双重路径损耗。同时，一些研究聚焦于将可重构智能表面融入其他新兴主题[12], [13], [37]–[40]。[12] 中的作者提出了

一种可重构智能表面辅助的全双工无人机通信方案，利用可重构智能表面缓解来自上行用户的同信道干扰，同时将残余自干扰视为噪声。Wang 等人 [13] 设计了一种可重构智能表面辅助的通感一体化系统，以最小化多用户干扰（MUI）。Zaghdoud 等人 [37] 提出利用可重构智能表面增强全双工设备发射的干扰信号，以及发往目标接收机的合法信号。为兼得可重构智能表面和协作中继的优势， [38] 中的作者提出将两者应用于多用户多输入单输出（MISO）下行链路系统。研究证明，在存在中继的情况下，可重构智能表面能够更有效地发挥作用。 [39] 和 [40],还分别研究了信道状态信息（CSI）不完美及存在硬件损伤情况下可重构智能表面辅助系统的鲁棒性。

此外，许多研究致力于利用RIS增强传统无线通信网络 [11], [36], [41]–[44]。文献[41], 研究了一种仅包含反射链路的RIS辅助点对点通信系统，其中两个设备以全双工模式通信。结果表明，当串行干扰消除能力足够强时，与半双工模式下运行的方案相比，所提方案最多可降低三分之二的发射功率。此外，文献 [42]考虑了直达链路和反射链路，并对连续和离散相移进行了优化。Guo 等 [43] 最大化了RIS辅助多用户MISO下行链路通信系统的加权和速率（SR）。文献 [11],研究了一种多用户全双工双向通信系统，其中，首先将所建立的非凸问题解耦，然后使用块坐标下降（BCD）和最小化-最大化（MM）算法求解。然而，全双工收发机进行干扰消除所产生的残余噪声被简化为纯加性高斯白噪声（AWGN），未能反映SIC能力的影响。Nguyen等 [36] 研究了一种由多个RIS辅助的双向全双工通信系统。其分析得到的中断概率和遍历容量结果表明，增大RIS的尺寸可以减小自干扰的影响。不同于上述考虑单小区的研究，文献 [44] 设计了一种多小区RIS辅助半双工通信网络，在下行链路数据传输中充分考虑了小区内和小区间干扰。然而，

由于严重的基站间干扰，上行链路速率将大幅下降。**截至撰写本文时，关于将可重构智能表面应用于复杂的多小区全双工组网系统的研究成果仍然有限。**

C. 贡献与组织结构

在此背景下，本文的主要贡献可概括为三方面：

- 首先，这是对借助可重构智能表面增强多小区全双工组网系统的一项初步探索。我们将最大化所有小区和速率的问题表述为：在满足功率预算和单位模约束的前提下，同时优化全双工基站和半双工用户的有源波束成形，以及可重构智能表面的无源波束成形。由于发射预编码（TPC）矩阵与相移矩阵高度耦合，这一问题无法直接求解。

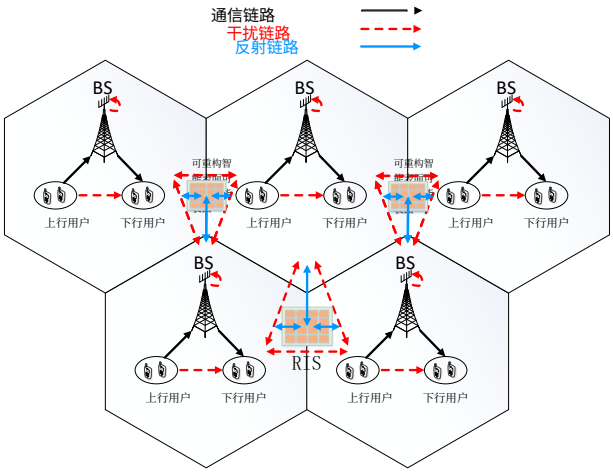


图 1：所提出的 RIS 辅助多用户多小区全双工移动网络系统。

- 其次，我们利用和速率与最小均方误差（MMSE）之间的关系，将原目标函数（OF）解耦，然后采用分块坐标下降（BCD）方式优化TPC矩阵和相移。固定相移矩阵后，我们通过拉格朗日乘子法和二分搜索，以闭式形式推导出TPC矩阵的最优解。针对相移优化，我们分别提出基于复圆流形（CCM）和逐次凸近似（SCA）的方法，以获得次优解；其中，后者经验证具有较低的复杂度。

- 最后，我们给出数值验证与评估。结果表明，与需要严格 SIC 能力的无 RIS 方案相比，RIS 赋能的全双工方案只需适中的 SIC 能力即可达到相同性能。同时，所提出的方案显著提升了小区边缘性能，并可缩小基站收发器的天线阵列尺寸，尤其是在反射单元数量充足时。上述结果均验证了部署可重构智能表面能够有效推动全双工无线电向移动网络发展。

同样，我们并非只是将可重构智能表面简单应用于全双工无线电，而是充分挖掘其潜力，以推动全双工网络的实际部署。本文其余部分安排如下：第二节介绍可重构智能表面赋能的全双工网络系统模型与优化问题。接着，第三节讨论全双工基站的 TPC 矩阵设计，第四节则给出两种优化相移的算法。第五节提供仿真结果与讨论。最后，第六节总结全文。为方便起见，现列出最常用的符号。

符号说明：大写和小写粗体字母分别表示矩阵和向量。$\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{M\times N}$ 表示维度为 $M \times N$的复数矩阵。$\mathbf{I}_N$ 表示 $N \times N$维单位矩阵。设$\mathbf{A}^H$，$\mathbf{A}^T$

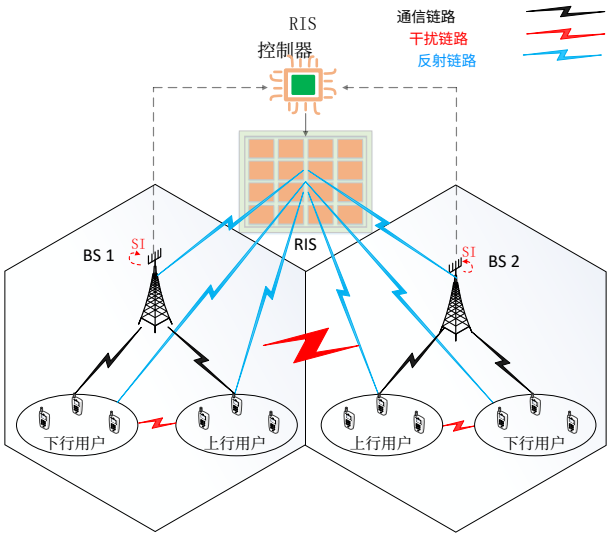


图 2：可重构智能表面辅助的两个小区间全双工通信系统示意图。

以及$\mathbf{A}^*$分别表示矩阵$\mathbf{A}$的厄米共轭、转置和共轭。哈达玛积记为$\odot$。Tr (·)和det (·)分别表示复数自变量的迹运算和行列式运算。符号diag(·)表示对角化操作。复矩阵的期望和实部分别记为$\mathbb{E}[\mathbf{A}]$和Re(A)。对于复标量，$|a|$表示a的绝对值。对于向量，欧几里得范数记为$\|\mathbf{a}\|_2$。对于矩阵，$[\mathbf{A}]_{i,i}$表示矩阵$\mathbf{A}$的第i个对角元素。最后，$x \sim \mathcal{CN}(\mu, \sigma^2)$表示随机变量$x$服从均值为$\mu$、方差为$\sigma^2$的复高斯分布。

II. 系统模型与问题构建

A. 系统模型

如图 1 所示，我们构想了一种由可重构智能表面辅助的多用户多小区全双工组网系统，其中每个小区包含一个基站、多个上行用户和下行用户。假设基站以全双工模式运行，而用户以半双工模式运行。在小区边缘部署具有足够无源反射单元的可重构智能表面。该系统的核心思想是配置可重构智能表面的相移，以及基站和用户收发器的预编码，从而为传输提供有利的无线电环境。具体而言，假设组网系统中的每个基站配备M_B^t根发射天线和M_B^r根接收天线，而所有用户分别配备M_U^t根发射天线和M_U^r根接收天线。每个可重构智能表面具有M个无源反射单元。显然，由于多条直射链路和反射链路共存，以及各种小区内和小区间干扰，所考虑系统的无线电环境十分复杂。

为便于深入了解，图 2 展示了一个部署有可重构智能表面的双小区全双工系统。[1] 为了提升接收性能，我们旨在联合调整可重构智能表面的相移矩阵以及基站和用户的 TPC 矩阵，以主动配置无线环境。具体而言，我们考虑包含L个小区的情形，其中每个小区有K^d个下行用户和K^u个上行用户。为简洁起见，我们用上标d和u分别表示下行用户和上行用户，并记一个集合为$\mathcal{V} \triangleq \{u, d\}$。因此，$k_l^v$表示第$l$个小区中的第$k$个下行或上行用户，其中$v \in \mathcal{V}$且$l \in \{1, \cdots, L\} \triangleq \mathcal{L}$。具体而言，从第$l$个基站发送给第$k_l^d$个下行用户的信号表示为

$$\mathbf{x}_{k_l^d} = \mathbf{F}_{k_l^d}\, \mathbf{s}_{k_l^d}, \tag{1}$$

其中，$\mathbf{s}_{k_l^d} \in \mathbb{C}^{b_d \times 1}$表示由第$l$个基站发送给第$k_l^d$个下行用户的单位功率（$b_d$）维符号向量，$\mathbf{F}_{k_l^d} \in \mathbb{C}^{M_B^t \times b_d}$为相应的TPC矩阵，满足基站侧的最大功率预算约束$P_B$，如下所示

$$\sum_{k=1}^{K_l^d} \mathrm{Tr}\left(\mathbf{F}_{k_l^d}\, \mathbf{F}_{k_l^d}^H\right) \le P_B\,. \tag{2}$$

类似地，第k_l^u个上行用户的发射信号为

$$\mathbf{x}_{k_l^u} = \mathbf{F}_{k_l^u}\, \mathbf{s}_{k_l^u}, \tag{3}$$

其中，$\mathbf{s}_{k_l^u} \in \mathbb{C}^{b_u \times 1}$表示由第$k_l^u$个上行用户发送给第$l$个基站的单位功率数据符号向量，$\mathbf{F}^{k_l^u}$为相应的TPC矩阵，满足以下功率约束

$$\mathrm{Tr}\left(\mathbf{F}_{k_l^u}\, \mathbf{F}_{k_l^u}^H\right) \le P_U\,. \tag{4}$$

此外，我们将可重构智能表面上第m个反射单元的配置定义为$\varphi_m = e^{j\theta_m}$，其中$\theta_m \in [0, 2\pi)$为相应的相移，且$m \in \{1, \cdots, M\} \triangleq \mathcal{M}$。因此，可重构智能表面的配置向量为$\boldsymbol{\phi} = [\varphi_1, \cdots, \varphi_m, \cdots, \varphi_M]^T$，等价地可表示为矩阵形式$\boldsymbol{\Phi} = \mathrm{diag}(\boldsymbol{\phi})$。为方便起见，所有端到端无线信道均表示为$\mathbf{H}_{recei,trans}$。第一个下标表示接收端，第二个下标表示发射端。特别地，第j个基站到第k_l^d个下行用户和第l个基站的基带信道分别表示为$\mathbf{H}_{k_l^d,j} \in \mathbb{C}^{M_U^r \times M_B^t}$和$\mathbf{H}_{l,j} \in \mathbb{C}^{M_B^r \times M_B^t}$。第$k_l^u$个上行用户到第$j$个基站和第$i_j^d$个下行用户的信道分别表示为$\mathbf{H}_{j,k_l^u} \in \mathbb{C}^{M_B^r \times M_U^t}$和$\mathbf{H}_{i_j^d,k_l^u} \in \mathbb{C}^{M_U^r \times M_U^t}$。可重构智能表面到第$l$个基站和第$k_l^d$个下行用户，以及第$l$个基站和第$k_l^u$个上行用户到可重构智能表面的信道分别表示为$\mathbf{G}_{l,R} \in \mathbb{C}^{M_B^r \times M}$，$\mathbf{G}_{k_l^d,R} \in \mathbb{C}^{M_U^r \times M}$，$\mathbf{G}_{R,l} \in \mathbb{C}^{M \times M_B^t}$和$\mathbf{G}_{R,k_l^u} \in \mathbb{C}^{M \times M_U^t}$。我们假设所有信道的信道状态信息均已在基站处获取。[2]这些基站协同计算最优相位矩阵，并将其发送给可重构智能表面的控制器。

[1]接下来，我们研究包含多个全双工小区和一个可重构智能表面平面的系统，以首先深入了解其可行性。包含多个可重构智能表面平面的方案的整体设计留待未来讨论。

[2]尽管考虑到大量反射单元，获取完美的信道状态信息颇具挑战，但已有研究提出了一些实用的低复杂度方案，可通过适用的导频开销提供合格的信道状态信息估计（详情请参见 [31] 和 [32] ）。此外，我们提出的基于完整信道状态信息的方案可为实际场景和鲁棒设计提供性能上界。

具体而言，第 l个基站接收到的信号为

$$\begin{aligned}\mathbf{y}_l = &\underbrace{\left(\mathbf{H}_{l,k_l^u} + \mathbf{G}_{l,R}\,\mathbf{\Phi}\,\mathbf{G}_{R,k_l^u}\right)\mathbf{x}_{k_l^u}}_{\text{desired signal}} \\ &+ \underbrace{\sum_{\substack{i=1\\ i\neq k}}^{K_l^u}\left(\mathbf{H}_{l,i_l^u} + \mathbf{G}_{l,R}\,\mathbf{\Phi}\,\mathbf{G}_{R,i_l^u}\right)\mathbf{x}_{i_l^u}}_{\text{intra-cell interference from uplink}} \\ &+ \underbrace{\sum_{\substack{j=1\\ j\neq l}}^{L}\sum_{i=1}^{K_j^u}\left(\mathbf{H}_{l,i_j^u} + \mathbf{G}_{l,R}\,\mathbf{\Phi}\,\mathbf{G}_{R,i_j^u}\right)\mathbf{x}_{i_j^u}}_{\text{inter-cell interference from neighbor UL users}} \\ &+ \underbrace{\sqrt{\rho_{l,l}^{-1}}\left(\mathbf{H}_{l,l} + \mathbf{G}_{l,R}\,\mathbf{\Phi}\,\mathbf{G}_{R,l}\right)\sum_{i=1}^{K_l^d}\mathbf{x}_{i_l^d}}_{\text{self-interference}} \\ &+ \underbrace{\sum_{\substack{j=1\\ j\neq l}}^{L}\left(\mathbf{H}_{l,j} + \mathbf{G}_{l,R}\,\mathbf{\Phi}\,\mathbf{G}_{R,j}\right)\sum_{i=1}^{K_j^d}\mathbf{x}_{i_j^d}}_{\text{inter-cell interference from neighbor BSs}} + \mathbf{n}_l\,,\end{aligned} \tag{5}$$

其中，$\rho_{l,l} > 1$ 为SIC系数，$\mathbf{n}_l$ 为服从分布 $\mathcal{CN}\left(0, \sigma_B^2\mathbf{I}_{M_B^r}\right)$的加性高斯白噪声（AWGN）向量。类似地，第 k_l^d个下行用户接收的信号表示为

$$\begin{aligned}\mathbf{y}_{k_l^d} = &\underbrace{\left(\mathbf{H}_{k_l^d,l} + \mathbf{G}_{k_l^d,R}\,\mathbf{\Phi}\,\mathbf{G}_{R,l}\right)\mathbf{x}_{k_l^d}}_{\text{desired signal}} \\ &+ \underbrace{\left(\mathbf{H}_{k_l^d,l} + \mathbf{G}_{k_l^d,R}\,\mathbf{\Phi}\,\mathbf{G}_{R,l}\right)\sum_{\substack{i=1\\ i\neq k}}^{K_l^d}\mathbf{x}_{i_l^d}}_{\text{intra-cell interference from downlink}} \\ &+ \underbrace{\sum_{\substack{j=1\\ j\neq l}}^{L}\left(\mathbf{H}_{k_l^d,j} + \mathbf{G}_{k_l^d,R}\,\mathbf{\Phi}\,\mathbf{G}_{R,j}\right)\sum_{i=1}^{K_j^d}\mathbf{x}_{i_j^d}}_{\text{inter-cell interference from neighbor BSs}} \\ &+ \underbrace{\sum_{i=1}^{K_l^u}\left(\mathbf{H}_{k_l^d,i_l^u} + \mathbf{G}_{k_l^d,R}\,\mathbf{\Phi}\,\mathbf{G}_{R,i_l^u}\right)\mathbf{x}_{i_l^u}}_{\text{intra-cell interference from uplink}} \\ &+ \underbrace{\sum_{\substack{j=1\\ j\neq l}}^{L}\sum_{i=1}^{K_j^u}\left(\mathbf{H}_{k_l^d,i_j^u} + \mathbf{G}_{k_l^d,R}\,\mathbf{\Phi}\,\mathbf{G}_{R,i_j^u}\right)\mathbf{x}_{i_j^u}}_{\text{inter-cell interference from neighbor UL users}} + \mathbf{n}_{k_l^d},\end{aligned} \tag{6}$$

其中，$\mathbf{n}^{k_l^d}$表示用户侧的加性白高斯噪声，其服从分布 $\mathcal{CN}(0, \sigma_U^2\mathrm{I}^{M_U^r})$。由式（5）和式（6）可知，所面临的干扰环境十分复杂，这给提升系统性能带来了巨大挑战。为简化表达式，定义 $\bar{\mathbf{H}}_{k_l^d,j} = \mathbf{H}_{k_l^d,j} + \mathbf{G}_{k_l^d,R}\,\mathbf{\Phi}\mathbf{G}_{R,j}$，

$\bar{\mathbf{H}}_{l,j} = \mathbf{H}_{l,j} + \mathbf{G}_{l,R}\,\mathbf{\Phi}\,\mathbf{G}_{R,j}$, $\bar{\mathbf{H}}_{l,i_j^u} = \mathbf{H}_{l,i_j^u} + \mathbf{G}_{l,R}\,\mathbf{\Phi}\mathbf{G}_{R,i_j^u}$以及$\bar{\mathbf{H}}_{k_l^d,i_j^u} = \mathbf{H}_{k_l^d,i_j^u} + \mathbf{G}_{k_l^d,R}\,\mathbf{\Phi}\mathbf{G}_{R,i_j^u}$作为相应的等效信道，它们是直达链路和反射链路的叠加。因此，$\mathbf{y}_l$ 可简洁地改写为

$$\mathbf{y}_l = \sum_{j=1}^{L}\sqrt{\rho_{l,j}^{-1}}\,\bar{\mathbf{H}}_{l,j}\sum_{i=1}^{K_j^d}\mathbf{F}_{i_j^d}\,\mathbf{s}_{i_j^d} + \sum_{j=1}^{L}\sum_{i=1}^{K_j^u}\bar{\mathbf{H}}_{l,i_j^u}\,\mathbf{F}_{i_j^u}\,\mathbf{s}_{i_j^u} + \mathbf{n}_l, \tag{7}$$

其中，系数$\rho_{l,j}$ 定义为

$$\rho_{l,j} = \begin{cases}\rho_{l,l}, & \text{if } j = l;\\ 1, & \text{otherwise.}\end{cases}$$

类似地，$\mathbf{y}^{k_l^d}$ 可重写为

$$\mathbf{y}_{k_l^d} = \sum_{j=1}^{L}\bar{\mathbf{H}}_{k_l^d,j}\sum_{i=1}^{K_j^d}\mathbf{F}_{i_j^d}\,\mathbf{s}_{i_j^d} + \sum_{j=1}^{L}\sum_{i=1}^{K_j^u}\bar{\mathbf{H}}_{k_l^d,i_j^u}\,\mathbf{F}_{i_j^u}\,\mathbf{s}_{i_j^u} + \mathbf{n}_{k_l^d}\,. \tag{8}$$

于是，第 k_l^u个上行用户的可达数据速率（bit/s/Hz）为

$$R_{k_l^u}(\mathbf{F}, \mathbf{\Phi}) = \log\det\left(\mathbf{I}_{M_B^r} + \bar{\mathbf{H}}_{l,k_l^u}\,\mathbf{F}_{k_l^u}\,\mathbf{F}_{k_l^u}^H\,\bar{\mathbf{H}}_{l,k_l^u}^H\,\mathbf{V}_{k_l^u}^{-1}\right), \tag{9}$$

其中，$\mathbf{F} = \left\{\mathbf{F}^{k_l^d}, \mathbf{F}^{k_l^u}; \forall k, l\right\}$ 包含所有上行链路和下行链路TPC矩阵，且

$$\begin{aligned}\mathbf{V}_{k_l^u} = &\sum_{\substack{j=1\\ (i,j\neq k,l)}}^{L}\sum_{i=1}^{K_j^u}\bar{\mathbf{H}}_{l,i_j^u}\,\mathbf{F}_{i_j^u}\,\mathbf{F}_{i_j^u}^H\bar{\mathbf{H}}_{l,i_j^u}^H \\ &+ \sum_{j=1}^{L}\sum_{i=1}^{K_j^d}\rho_{l,j}^{-1}\,\bar{\mathbf{H}}_{l,j}\,\mathbf{F}_{i_j^d}\,\mathbf{F}_{i_j^d}{}^H\bar{\mathbf{H}}_{l,j}^H + \sigma_B^2\,\mathbf{I}_{M_B^r},\end{aligned} \tag{10}$$

表示第k_l^u个上行用户处的干扰加噪声协方差矩阵。类似地，第 k_l^d个下行用户的可达数据速率为

$$R_{k_l^d}(\mathbf{F}, \mathbf{\Phi}) = \log\det\left(\mathbf{I}_{M_U^r} + \bar{\mathbf{H}}_{k_l^d,l}\,\mathbf{F}_{k_l^d}\,\mathbf{F}_{k_l^d}^H\,\bar{\mathbf{H}}_{k_l^d,l}^H\,\mathbf{V}_{k_l^d}^{-1}\right), \tag{11}$$

其中，$\mathbf{V}^{k_l^d}$为第 k_l^d个下行用户处的干扰加噪声协方差矩阵，其表达式为

$$\begin{aligned}\mathbf{V}_{k_l^d} = &\sum_{\substack{j=1\\ (i,j\neq k,l)}}^{L}\sum_{i=1}^{K_j^d}\bar{\mathbf{H}}_{k_l^d,j}\,\mathbf{F}_{i_j^d}\,\mathbf{F}_{i_j^d}^H\,\bar{\mathbf{H}}_{k_l^d,j}^H \\ &+ \sum_{j=1}^{L}\sum_{i=1}^{K_j^u}\bar{\mathbf{H}}_{k_l^d,i_j^u}\,\mathbf{F}_{i_j^u}\mathbf{F}_{i_j^u}{}^H\bar{\mathbf{H}}_{k_l^d,i_j^u}^H + \sigma_U^2\,\mathbf{I}_{M_U^r}\,.\end{aligned} \tag{12}$$

B. 问题表述

为充分发挥全双工移动网络的潜力，本文旨在通过联合优化整体 TPC矩阵 $\mathbf{F}$ 以及可重构智能表面处的相移配置 $\mathbf{\Phi}$，最大化所有用户和基站的和速率，同时满足各自对应的

功率预算和单位模约束。具体而言，整体问题可表述如下

$$\max_{\mathbf{F},\mathbf{\Phi}} \sum_{l=1}^{L}\sum_{k=1}^{K_l^d} R_{k_l^d}(\mathbf{F},\mathbf{\Phi}) + \sum_{l=1}^{L}\sum_{k=1}^{K_l^u} R_{k_l^u}(\mathbf{F},\mathbf{\Phi}) \tag{13a}$$

$$s.t. \quad \mathrm{Tr}\left(\mathbf{F}_{k_l^u}\mathbf{F}_{k_l^u}^H\right) \le P_U, \forall k,l, \tag{13b}$$

$$\sum_{k=1}^{K_l^d} \mathrm{Tr}\left(\mathbf{F}_{k_l^d}\mathbf{F}_{k_l^d}^H\right) \le P_B, \forall l, \tag{13c}$$

$$0 \le \theta \le 2\pi, |\varphi_m| = 1, \forall m. \tag{13d}$$

可以看出，求解上述问题十分困难，因为整体TPC矩阵 $\mathbf{F}$ 与相移矩阵 $\mathbf{\Phi}$ 深度耦合，如(9)和(11)所示。此外，相移矩阵的单位模约束使(13)的可行集成为非凸集。下文中，我们采用基于BCD的方法来解决这一问题。

首先，我们对原始问题进行一些重构。受 [45], 启发，我们利用和速率与最小均方误差之间的关系，将(13)转化为一个更易处理的问题。具体而言，引入解码矩阵后，上行链路和下行链路的估计信号分别表示为

$$\hat{\mathbf{s}}_{k_l^u} = \mathbf{U}_{k_l^u}\mathbf{y}_l, \hat{\mathbf{s}}_{k_l^d} = \mathbf{U}_{k_l^d}\mathbf{y}_{k_l^d}. \tag{14}$$

其中，$\mathbf{U}_{k_l^u} \in \mathbb{C}^{b_u \times M_B^r}$ 和 $\mathbf{U}_{k_l^d} \in \mathbb{C}^{b_d \times M_U^r}$ 分别是上行链路和下行用户的解码矩阵。因此，估计信号的均方误差（MSE）表示为

$$\begin{aligned}\mathbf{E}_{k_l^u} =& \mathbb{E}\left[\left(\hat{\mathbf{s}}_{k_l^u} - \mathbf{s}_{k_l^u}\right)\left(\hat{\mathbf{s}}_{k_l^u} - \mathbf{s}_{k_l^u}\right)^H\right] \\ =& \left(\mathbf{U}_{k_l^u}\bar{\mathbf{H}}_{l,k_l^u}\mathbf{F}_{k_l^u} - \mathbf{I}_{b_u}\right)\left(\mathbf{U}_{k_l^u}\bar{\mathbf{H}}_{l,k_l^u}\mathbf{F}_{k_l^u} - \mathbf{I}_{b_u}\right)^H \\ &+ \mathbf{U}_{k_l^u}\mathbf{V}_{k_l^u}\mathbf{U}_{k_l^u}^H,\end{aligned} \tag{15}$$

$$\begin{aligned}\mathbf{E}_{k_l^d} =& \mathbb{E}\left[\left(\hat{\mathbf{s}}_{k_l^d} - \mathbf{s}_{k_l^d}\right)\left(\hat{\mathbf{s}}_{k_l^d} - \mathbf{s}_{k_l^d}\right)^H\right] \\ =& \left(\mathbf{U}_{k_l^d}\bar{\mathbf{H}}_{k_l^d,l}\mathbf{F}_{k_l^d} - \mathbf{I}_{b_d}\right)\left(\mathbf{U}_{k_l^d}\bar{\mathbf{H}}_{k_l^d,l}\mathbf{F}_{k_l^d} - \mathbf{I}_{b_d}\right)^H \\ &+ \mathbf{U}_{k_l^d}\mathbf{V}_{k_l^d}\mathbf{U}_{k_l^d}^H.\end{aligned} \tag{16}$$

我们进一步为上行链路和下行用户分别引入加权矩阵 $\mathbf{W}_{k_l^u} \in \mathbb{C}^{b_u \times b_u}$ 和 $\mathbf{W}_{k_l^d} \in \mathbb{C}^{b_d \times b_d}$。随后，(9)和(11)可变换为以下形式:

$$\begin{aligned}r_{k_l^u}\left(\mathbf{F},\mathbf{\Phi},\mathbf{U}_{k_l^u},\mathbf{W}_{k_l^u}\right) =& \log\det\left(\mathbf{W}_{k_l^u}\right) - \mathrm{Tr}\left(\mathbf{W}_{k_l^u}\mathbf{E}_{k_l^u}\right) \\ &+ b_u,\end{aligned} \tag{17}$$

$$\begin{aligned}r_{k_l^d}\left(\mathbf{F},\mathbf{\Phi},\mathbf{U}_{k_l^d},\mathbf{W}_{k_l^d}\right) =& \log\det\left(\mathbf{W}_{k_l^d}\right) - \mathrm{Tr}\left(\mathbf{W}_{k_l^d}\mathbf{E}_{k_l^d}\right) \\ &+ b_d \ .\end{aligned} \tag{18}$$

因此，原始问题（13）可以转化为如下所示的一个更易处理的问题

$$\max_{\mathbf{F},\mathbf{\Phi},\mathbf{U},\mathbf{W}} \sum_{l=1}^{L}\sum_{k=1}^{K_l^d} r_{k_l^d} + \sum_{l=1}^{L}\sum_{k=1}^{K_l^u} r_{k_l^u} \tag{19a}$$

$$s.t. \quad \mathrm{Tr}\left(\mathbf{F}_{k_l^u}\mathbf{F}_{k_l^u}^H\right) \le P_U \ \forall k,l, \tag{19b}$$

$$\sum_{k=1}^{K_l^d} \mathrm{Tr}\left(\mathbf{F}_{k_l^d}\mathbf{F}_{k_l^d}^H\right) \le P_B, \ \forall l, \tag{19c}$$

$$0 \le \theta \le 2\pi, |\varphi_m| = 1, \ \forall m. \tag{19d}$$

其中 $\mathbf{U} = \left\{\mathbf{U}^{k_l^d}, \ \mathbf{U}^{k_l^u}; \ \forall k, \ l\right\}$ 以及 $\mathbf{W}\left\{\mathbf{W}^{k_l^d}, \ \mathbf{W}^{k_l^u}; \ \forall k, \ l\right\}$。我们注意到，该问题等价于原始问题 (13)，因为它们具有相同的针对 $\mathbf{F}$ 和 $\mathbf{\Phi}$ [45, 定理 1]的最优解。此外，对于每组变量，(19a) 都是凸函数。当除 $\mathbf{U}^{k_l^u}$ 之外的所有变量固定时，我们可以直接得到它的最优解。同理，我们可以得到最优的 $\mathbf{U}^{k_l^d}$、$\mathbf{W}^{k_l^u}$ 和 $\mathbf{W}^{k_l^d}$。它们的解如下所示

$$\mathbf{U}_{k_l^u} = \mathbf{F}_{k_l^u}^H\bar{\mathbf{H}}_{l,k_l^u}^H\left[\bar{\mathbf{H}}_{l,k_l^u}\mathbf{F}_{k_l^u}\mathbf{F}_{k_l^u}^H\bar{\mathbf{H}}_{l,k_l^u}^H + \mathbf{V}_{k_l^u}\right]^{-1}, \tag{20}$$

$$\mathbf{U}_{k_l^d} = \mathbf{F}_{k_l^d}^H\bar{\mathbf{H}}_{k_l^d,l}^H\left[\bar{\mathbf{H}}_{k_l^d,l}\mathbf{F}_{k_l^d}\mathbf{F}_{k_l^d}^H\bar{\mathbf{H}}_{k_l^d,l}^H + \mathbf{V}_{k_l^d}\right]^{-1}, \tag{21}$$

$$\mathbf{W}_{k_l^d} = \mathbf{E}_{k_l^d}^{-1}, \ \mathbf{W}_{k_l^u} = \mathbf{E}_{k_l^u}^{-1}. \tag{22}$$

下面，我们交替求解关于 $\mathbf{F}$ 和 $\mathbf{\Phi}$ 的 (19)，其中其他变量根据 (20)-(22) 得到。

III. TPC矩阵优化

本节旨在优化整体 TPC 矩阵 $\mathbf{F}$，同时固定式（19）中的其他变量。具体而言，将式（15）和式（16）代入式（19）的目标函数，并去除常数项和无关项后，可得到一个关于 $\mathbf{F}$ 的新目标函数，其中所有 $\left\{\mathbf{F}^{k_l^d},\mathbf{F}^{k_l^u};\forall k,l\right\}$ 均相互解耦。具体来说，关于整体 TPC 矩阵 $\mathbf{F}$ 的优化问题为

$$\begin{aligned}\min_{\mathbf{F}} &\sum_{l=1}^{L}\sum_{k=1}^{K_l^d}\left(\mathrm{Tr}\left(\mathbf{F}_{k_l^d}^H\mathbf{A}_l\mathbf{F}_{k_l^d}\right) - 2\,\mathrm{Re}\,\mathrm{Tr}\left(\mathbf{W}_{k_l^d}\mathbf{U}_{k_l^d}\bar{\mathbf{H}}_{k_l^d,l}\mathbf{F}_{k_l^d}\right)\right) \\ &+ \sum_{l=1}^{L}\sum_{k=1}^{K_l^u}\left(\mathrm{Tr}(\mathbf{F}_{k_l^u}^H\mathbf{A}_{k_l^u}\mathbf{F}_{k_l^u}) - 2\,\mathrm{Re}\,\mathrm{Tr}\left(\mathbf{W}_{k_l^u}\mathbf{U}_{k_l^u}\bar{\mathbf{H}}_{l,k_l^u}\mathbf{F}_{k_l^u}\right)\right)\end{aligned} \tag{23a}$$

$$s.t. \quad \mathrm{Tr}\left(\mathbf{F}_{k_l^u}\mathbf{F}_{k_l^u}^H\right) \le P_U \ \forall k,l, \tag{23b}$$

$$\sum_{k=1}^{K_l^d} \mathrm{Tr}\left(\mathbf{F}_{k_l^d}\mathbf{F}_{k_l^d}^H\right) \le P_B, \ \forall l. \tag{23c}$$

其中

$$\begin{aligned}\mathbf{A}_l =& \sum_{j=1}^{L}\sum_{i=1}^{K_j^d} \bar{\mathbf{H}}_{i_j^d,l}^H \mathbf{U}_{i_j^d}^H \mathbf{W}_{i_j^d} \mathbf{U}_{i_j^d} \bar{\mathbf{H}}_{i_j^d,l} \\ &+ \sum_{j=1}^{L}\sum_{i=1}^{K_j^u} \rho_{l,j}^{-1} \bar{\mathbf{H}}_{j,l}^H \mathbf{U}_{i_j^u}^H \mathbf{W}_{i_j^u} \mathbf{U}_{i_j^u} \bar{\mathbf{H}}_{j,l},\end{aligned} \tag{24}$$

$$\begin{aligned}\mathbf{A}_{k_l^u} =& \sum_{j=1}^{L}\sum_{i=1}^{K_j^d} \bar{\mathbf{H}}_{i_j^d,k_l^u}^H \mathbf{U}_{i_j^d}^H \mathbf{W}_{i_j^d} \mathbf{U}_{i_j^d} \bar{\mathbf{H}}_{i_j^d,k_l^u} \\ &+ \sum_{j=1}^{L}\sum_{i=1}^{K_j^u} \bar{\mathbf{H}}_{j,k_l^u}^H \mathbf{U}_{i_j^u}^H \mathbf{W}_{i_j^u} \mathbf{U}_{i_j^u} \bar{\mathbf{H}}_{j,k_l^u}.\end{aligned} \tag{25}$$

显然，(23) 是一个凸问题，可以通过成熟的 CVX工具箱求解，不过在实际系统设计中，尤其是天线阵列规模较大时，计算复杂度可能会很高。为降低复杂度，我们采用拉格朗日乘子法求得闭式解。具体而言，将 $\{\lambda_l \geq 0, \lambda_{k_l^u} \geq 0;\ \forall k,\ l\}$记为与发射功率约束相关的拉格朗日乘子，则 (23) 的拉格朗日函数为

$$\begin{aligned}&\mathcal{L}\left(\mathbf{F}, \{\lambda_l, \lambda_{k_l^u}\}\right) = \\ &\sum_{l=1}^{L}\sum_{k=1}^{K_l^d} \left(\mathrm{Tr}\left(\mathbf{F}_{k_l^d}^H \mathbf{A}_l \mathbf{F}_{k_l^d}\right) - 2\,\mathrm{Re}\,\mathrm{Tr}\left(\mathbf{W}_{k_l^d} \mathbf{U}_{k_l^d} \bar{\mathbf{H}}_{k_l^d,l} \mathbf{F}_{k_l^d}\right)\right) \\ &+ \sum_{l=1}^{L}\sum_{k=1}^{K_l^u} \left(\mathrm{Tr}(\mathbf{F}_{k_l^u}^H \mathbf{A}_{k_l^u} \mathbf{F}_{k_l^u}) - 2\,\mathrm{Re}\,\mathrm{Tr}\left(\mathbf{W}_{k_l^u} \mathbf{U}_{k_l^u} \bar{\mathbf{H}}_{l,k_l^u} \mathbf{F}_{k_l^u}\right)\right) \\ &+ \sum_{l=1}^{L}\sum_{k=1}^{K_l^u} \lambda_{k_l^u} \left(\mathrm{Tr}(\mathbf{F}_{k_l^u}^H \mathbf{F}_{k_l^u}) - P_U\right) \\ &+ \sum_{l=1}^{L} \lambda_l \left(\sum_{k=1}^{K_l^d} \mathrm{Tr}\left(\mathbf{F}_{k_l^d} \mathbf{F}_{k_l^d}^H\right) - P_B\right).\end{aligned} \tag{26}$$

对 (26) 关于 $\left\{\mathbf{F}^{k_l^d},\ \mathbf{F}_{k_l^u}\right\}$ 求导并令其等于零，可得以拉格朗日乘子为变量的最优解:

$$\mathbf{F}_{k_l^d}(\lambda_l) = \left(\mathbf{A}_l + \lambda_l \mathbf{I}_{M_B^t}\right)^{-1} \bar{\mathbf{H}}_{k_l^d,l}^H \mathbf{U}_{k_l^d}^H \mathbf{W}_{k_l^d}, \tag{27}$$

$$\mathbf{F}_{k_l^u}\left(\lambda_{k_l^u}\right) = \left(\mathbf{A}_{k_l^u} + \lambda_{k_l^u} \mathbf{I}_{M_U^t}\right)^{-1} \bar{\mathbf{H}}_{l,k_l^u}^H \mathbf{U}_{k_l^u}^H \mathbf{W}_{k_l^u}. \tag{28}$$

由 (24) 和 (25) 可知，所有 $\{\mathbf{A}_l, \mathbf{A}^{k_l^u};\ \forall k, l\}$均为复对称矩阵，每个矩阵均可通过特征值分解（ED）分解为 $\tilde{\mathbf{A}} = \tilde{\mathbf{Q}}\tilde{\mathbf{\Lambda}}\tilde{\mathbf{Q}}^H$，其中 $\tilde{\mathbf{Q}}$ 为正交矩阵，满足 $\tilde{\mathbf{Q}}\tilde{\mathbf{Q}}^H = \tilde{\mathbf{Q}}^H\tilde{\mathbf{Q}} = \mathbf{I}$，且 $\tilde{\mathbf{\Lambda}}$ 为元素非负的对角矩阵。因此，$\{\mathbf{F}^{k_l^d}, \mathbf{F}_{k_l^u}\}$ 的功率约束可重新表述为

$$\begin{aligned}f_l(\lambda_l) &= \sum_{k=1}^{K_l^d} \mathrm{Tr}\left(\mathbf{F}_{k_l^d}^H(\lambda_l)\, \mathbf{F}_{k_l^d}(\lambda_l)\right) \\ &= \sum_{i=1}^{M_B^t} \frac{[\mathbf{Z}_l]_{i,i}}{\left([\mathbf{\Lambda}_l]_{i,i} + \lambda_l\right)^2},\end{aligned} \tag{29}$$

$$\begin{aligned}f_{k_l^u}\left(\lambda_{k_l^u}\right) &= \mathrm{Tr}\left(\mathbf{F}_{k_l^u}^H\left(\lambda_{k_l^u}\right) \mathbf{F}_{k_l^u}\left(\lambda_{k_l^u}\right)\right) \\ &= \sum_{i=1}^{M_U^t} \frac{\left[\mathbf{Z}_{k_l^u}\right]_{i,i}}{\left(\left[\mathbf{\Lambda}_{k_l^u}\right]_{i,i} + \lambda_{k_l^u}\right)^2},\end{aligned} \tag{30}$$

其中

$$\mathbf{Z}_l = \sum_{k=1}^{K_l^d} \mathbf{Q}_l^H \bar{\mathbf{H}}_{k_l^d,l}^H \mathbf{U}_{k_l^d}^H \mathbf{W}_{k_l^d} \mathbf{W}_{k_l^d}^H \mathbf{U}_{k_l^d} \bar{\mathbf{H}}_{k_l^d,l} \mathbf{Q}_l, \tag{31}$$

$$\mathbf{Z}_{k_l^u} = \mathbf{Q}_{k_l^u}^H \bar{\mathbf{H}}_{l,k_l^u}^H \mathbf{U}_{k_l^u}^H \mathbf{W}_{k_l^u} \mathbf{W}_{k_l^u}^H \mathbf{U}_{k_l^u} \bar{\mathbf{H}}_{l,k_l^u} \mathbf{Q}_{k_l^u}. \tag{32}$$

可以证明，(29) 和 (30) 是关于相应拉格朗日乘子的单调递减函数，因此可以通过二分搜索求解。关于乘子上界的确定，读者可参阅 [44]。受篇幅限制，此处省略细节。

IV. 移相矩阵优化

本节旨在求得式（19）中的最优相移矩阵 $\mathbf{\Phi}$ 。具体而言，将式（15）—（16）代入式（19），并去除常数项和无关项后，可得到如下相移优化问题

$$\min_{\mathbf{\Phi}} \ \sum_{l}^{L}\sum_{k}^{K_l^u} \mathrm{Tr}\left(\mathbf{W}_{k_l^u} \mathbf{E}_{k_l^u}\right) + \sum_{l}^{L}\sum_{k}^{K_l^d} \mathrm{Tr}\left(\mathbf{W}_{k_l^d} \mathbf{E}_{k_l^d}\right) \tag{33a}$$

$$s.t. \quad 0 \leq \theta \leq 2\pi, |\varphi_m| = 1,\ \forall m, \tag{33b}$$

通过展开等效信道矩阵，并利用以下等式 [46]

$$\mathrm{Tr}\left(\mathbf{\Phi}^H \mathbf{D} \mathbf{\Phi} \mathbf{E}\right) = \boldsymbol{\phi}^H \left(\mathbf{D} \odot \mathbf{E}^T\right) \boldsymbol{\phi}, \tag{34}$$

$$\mathrm{Tr}\left(\mathbf{C}\mathbf{\Phi}^H\right) = \boldsymbol{\phi}^H \mathbf{c}, \mathrm{Tr}\left(\mathbf{C}^H \mathbf{\Phi}\right) = \mathbf{c}^H \boldsymbol{\phi}, \tag{35}$$

我们将式（33）改写为如下更简洁的形式

$$\min_{\boldsymbol{\phi}} f(\boldsymbol{\phi}) = \mathbf{c}^H \boldsymbol{\phi} + \boldsymbol{\phi}^H \mathbf{c} + \boldsymbol{\phi}^H \mathbf{\Xi} \boldsymbol{\phi} \tag{36a}$$

$$s.t. \quad |\varphi_m| = 1, \forall m. \tag{36b}$$

其中 $\mathbf{c} = \left[[\mathbf{C}]_{1,1}, ..., [\mathbf{C}]_{M,M}\right]$, $\mathbf{C}$ 和 $\mathbf{\Xi}$ 见下一页底部。

由于 $\boldsymbol{\phi}$ 的每个分量均受单位模约束，问题（36）仍然是非凸的。接下来，我们提出两种求解方法，并在第五节比较它们的收敛性和复杂度表现。

A. 复圆流形（CCM）算法开发

我们发现，相移向量 $\boldsymbol{\phi}$ 可以被视为一个M维复圆流形

$$\mathcal{S}^M = \left\{\boldsymbol{\phi} \in \mathbb{C}^M :\ |\varphi_m| = 1, m = 1, 2, \cdots, M\right\}. \tag{39}$$

因此，点 $\boldsymbol{\phi} \in \mathcal{S}^M$ 处的切空间为

$$\mathcal{T}_{\boldsymbol{\phi}}\mathcal{S}^M = \left\{\mathbf{z} \in \mathbb{C}^M : \mathrm{Re}\left\{\mathbf{z} \odot \boldsymbol{\phi}\right\} = \mathbf{0}_M\right\}. \tag{40}$$

与欧几里得空间中使用的梯度下降法类似，CCM的主要思想是在流形空间中寻找梯度，然后沿负

算法1： CCM算法

设置 $t=0$, 初始化最大迭代次数 t_{CCM} 和误差容限 ε_{CCM}，随机生成 $\boldsymbol{\phi}^0$ 并计算函数 (36a) 的值为 $f\left(\boldsymbol{\phi}^0\right)$;

重复

计算（42）中的欧几里得梯度 $\boldsymbol{\eta}^t$;

计算黎曼梯度 $P_{\mathcal{T}_{\boldsymbol{\phi}^t\mathcal{S}^M}}\left(\boldsymbol{\eta}^t\right)$ 在（43）中;

根据 Armijo 计算步长 ζ^t 准则;

根据（44）在切空间上进行更新;

通过回缩 $\boldsymbol{\phi}^t$ 计算 $\boldsymbol{\phi}^{t+1}$ 至复圆流形 $\mathcal{S}^M$，具体根据（46）进行;

计算目标函数$f\left(\boldsymbol{\phi}^{t+1}\right)$;

更新 $t \leftarrow t+1$;

直到 $\left|\frac{f\left(\boldsymbol{\phi}^t\right)-f\left(\boldsymbol{\phi}^{t+1}\right)}{f\left(\boldsymbol{\phi}^{t+1}\right)}\right| \leq \varepsilon_{CCM}$ 或 $t \geq t_{CCM}$;

返回 $\boldsymbol{\phi}=\boldsymbol{\phi}^{t+1}$。

梯度方向下降。通常，CCM算法主要包括四个步骤。

1) 欧几里得梯度：复欧几里得空间中的梯度定义为

$$\nabla f(x)=2\frac{\partial f(x)}{\partial x^*}. \tag{41}$$

因此，问题（36）在第 t次迭代中的负欧几里得梯度为

$$\boldsymbol{\eta}^t=-\nabla f\left(\boldsymbol{\phi}^t\right)=-2\boldsymbol{\Xi}\boldsymbol{\phi}^t-2\mathbf{c}. \tag{42}$$

2) 黎曼梯度：通过使用正交投影算子，我们可以将点$\boldsymbol{\phi}^t$ 处的欧几里得梯度投影到切空间 $\mathcal{T}_{\boldsymbol{\phi}^t}\mathcal{S}^M$上，该切空间即为点 $\boldsymbol{\phi}^t$处黎曼梯度所在的空间。具体计算如下

$$P_{\mathcal{T}_{\boldsymbol{\phi}^t}\mathcal{S}^M}\left(\boldsymbol{\eta}^t\right)=\boldsymbol{\eta}^t-\mathrm{Re}\left\{\boldsymbol{\eta}^{t*}\odot\boldsymbol{\phi}^t\right\}\odot\boldsymbol{\phi}^t. \tag{43}$$

3) 切空间上的更新：通过应用某种线搜索方法，我们得到切空间 $\mathcal{T}_{\boldsymbol{\phi}^t}\mathcal{S}^M$ 上的更新点 $\boldsymbol{\phi}^t$，如下所示

$$\bar{\boldsymbol{\phi}}^t=\boldsymbol{\phi}^t+\zeta^t P_{\mathcal{T}_{\boldsymbol{\phi}^t}\mathcal{S}^M}\left(\boldsymbol{\eta}^t\right), \tag{44}$$

其中，ζ^t 是第 t次迭代的步长。本文采用精确线搜索，以获得较高的分辨率。具体而言，ζ^t 根据Armijo准则确定，并应满足以下准则

$$f\left(\bar{\boldsymbol{\phi}}^t\right)-f\left(\boldsymbol{\phi}^t\right)\leq-\tau\zeta^t P_{\mathcal{T}_{\boldsymbol{\phi}^t}\mathcal{S}^M}\left(\boldsymbol{\eta}^t\right)^H P_{\mathcal{T}_{\boldsymbol{\phi}^t}\mathcal{S}^M}\left(\boldsymbol{\eta}^t\right). \tag{45}$$

上述参数应选择为满足 $\tau\in(0,0.5)$ 和 $\zeta^t>0$ [43]。

4) 回缩算子：由于更新后的点 $\bar{\boldsymbol{\phi}}^t$ 不在 $\mathcal{S}^M$ 中，我们应用回缩算子，将 $\bar{\boldsymbol{\phi}}^t$ 映射到复圆流形，如下所示

$$\boldsymbol{\phi}^{t+1}=\bar{\boldsymbol{\phi}}^t\odot\frac{1}{\left|\bar{\boldsymbol{\phi}}^t\right|}. \tag{46}$$

通过上述步骤，我们可以得到问题（36）的一个次优解。CCM算法的详细内容见算法1。

$$\begin{aligned}\mathbf{C}=&\sum_{l=1}^{L}\sum_{k=1}^{K_l^u}\left(\sum_{j=1}^{L}\sum_{i=1}^{K_j^d}\mathbf{G}_{l,R}^H\mathbf{U}_{k_l^u}^H\mathbf{W}_{k_l^u}\mathbf{U}_{k_l^u}\mathbf{H}_{l,j}\mathbf{F}_{i_j^d}\mathbf{F}_{i_j^d}^H\mathbf{G}_{R,j}^H-\mathbf{G}_{l,R}^H\mathbf{U}_{k_l^u}^H\mathbf{W}_{k_l^u}\mathbf{F}_{k_l^u}^H\mathbf{G}_{R,k_l^u}^H\right.\\&\left.+\sum_{i=1}^{K_l^d}\left(\rho_{l,l}^{-1}-1\right)\mathbf{G}_{l,R}^H\mathbf{U}_{k_l^u}^H\mathbf{W}_{k_l^u}\mathbf{U}_{k_l^u}\mathbf{H}_{l,l}\mathbf{F}_{i_l^d}\mathbf{F}_{i_l^d}^H\mathbf{G}_{R,l}^H+\sum_{j=1}^{L}\sum_{i=1}^{K_j^u}\mathbf{G}_{l,R}^H\mathbf{U}_{k_l^u}^H\mathbf{W}_{k_l^u}\mathbf{U}_{k_l^u}\mathbf{H}_{l,i_j^u}\mathbf{F}_{i_j^u}\mathbf{F}_{i_j^u}^H\mathbf{G}_{R,i_j^u}^H\right)\\&+\sum_{l}^{L}\sum_{k}^{K_l^d}\left(\sum_{j=1}^{L}\sum_{i=1}^{K_j^d}\mathbf{G}_{k_l^d,R}^H\mathbf{U}_{k_l^d}^H\mathbf{W}_{k_l^d}\mathbf{U}_{k_l^d}\mathbf{H}_{k_l^d,j}\mathbf{F}_{i_j^d}\mathbf{F}_{i_j^d}^H\mathbf{G}_{R,j}^H+\sum_{j=1}^{L}\sum_{i=1}^{K_j^u}\mathbf{G}_{k_l^d,R}^H\mathbf{U}_{k_l^d}^H\mathbf{W}_{k_l^d}\mathbf{U}_{k_l^d}\mathbf{H}_{k_l^d,i_j^u}\mathbf{F}_{i_j^u}\mathbf{F}_{i_j^u}^H\mathbf{G}_{R,i_j^u}^H\right.\\&\left.-\mathbf{G}_{k_l^d,R}^H\mathbf{U}_{k_l^d}^H\mathbf{W}_{k_l^d}\mathbf{F}_{k_l^d}^H\mathbf{G}_{R,l}^H\right),\end{aligned} \tag{37}$$

$$\begin{aligned}\boldsymbol{\Xi}=&\sum_{l=1}^{L}\left(\sum_{k=1}^{K_l^u}\left(\rho_{l,l}^{-1}-1\right)\mathbf{G}_{l,R}^H\mathbf{U}_{k_l^u}^H\mathbf{W}_{k_l^u}\mathbf{U}_{k_l^u}\mathbf{G}_{l,R}\right)\odot\left(\sum_{i=1}^{K_l^d}\mathbf{G}_{R,l}\mathbf{F}_{i_l^d}\mathbf{F}_{i_l^d}^H\mathbf{G}_{R,l}^H\right)^T\\&+\left(\sum_{l}^{L}\sum_{k}^{K_l^d}\mathbf{G}_{k_l^d,R}^H\mathbf{U}_{k_l^d}^H\mathbf{W}_{k_l^d}\mathbf{U}_{k_l^d}\mathbf{G}_{k_l^d,R}+\sum_{l=1}^{L}\sum_{k=1}^{K_l^u}\mathbf{G}_{l,R}^H\mathbf{U}_{k_l^u}^H\mathbf{W}_{k_l^u}\mathbf{U}_{k_l^u}\mathbf{G}_{l,R}\right)\\&\odot\left(\sum_{j=1}^{L}\sum_{i=1}^{K_j^d}\mathbf{G}_{R,j}\mathbf{F}_{i_j^d}\mathbf{F}_{i_j^d}^H\mathbf{G}_{R,j}^H+\sum_{j=1}^{L}\sum_{i=1}^{K_j^u}\mathbf{G}_{R,i_j^u}\mathbf{F}_{i_j^u}\mathbf{F}_{i_j^u}^H\mathbf{G}_{R,i_j^u}^H\right)^T,\end{aligned} \tag{38}$$

B. 逐次凸近似（*SCA*）算法的开发

为了满足单位模约束，上述CCM算法先计算欧几里得梯度以获得黎曼梯度，然后将更新后的点重新映射回流形，这种做法相对繁琐。作为替代，我们可以用更直接的方式处理单位模。具体而言，由于 $\phi_m = e^{j\theta_m}$ 已定义，且 θ_m 是一个连续变量，我们可以基于 $\boldsymbol{\theta}$求解问题（36），其中 $\boldsymbol{\theta} = [\theta_1, ..., \theta_M]^T$。受此启发，我们将（36）改写为等价形式：

$$\min_{\boldsymbol{\theta}} \ f(\boldsymbol{\theta}) = \mathbf{c}^H e^{j\boldsymbol{\theta}} + \left(e^{j\boldsymbol{\theta}}\right)^H \mathbf{c} + \left(e^{j\boldsymbol{\theta}}\right)^H \boldsymbol{\Xi} e^{j\boldsymbol{\theta}} \tag{47a}$$

$$s.t. \quad 0 \le \theta_m \le 2\pi, \forall m. \tag{47b}$$

注意到，问题（47）的可行集是一个 M 维 $[0, 2\pi)$ 集，具有凸性，记为 $\mathbb{Q}$。然而，直接求解（47）的最优解颇具挑战。为此，我们转而采用 SCA 方法，通过构造一系列凸问题并逐步逼近次优解。下面介绍 SCA 技术的主要思想。

算法不直接最小化函数 $f(\boldsymbol{\theta})$，而是优化一系列用于最小化 $f(\boldsymbol{\theta})$ 的代理函数。这里，我们将 $f(\boldsymbol{\theta}^t)$ 对应的代理函数记为 $\bar{f}(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\theta}^t)$。具体而言，算法从一个可行点 $\boldsymbol{\theta}^0$ 出发，并根据以下更新规则生成一系列 $\{\boldsymbol{\theta}^t\}$

$$\boldsymbol{\theta}^{t+1} = \arg\min_{\boldsymbol{\theta}\in\mathbb{Q}} \ \bar{f}\left(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\theta}^t\right) \tag{48}$$

其中，$\boldsymbol{\theta}^t$ 是算法在第（$t-1$）次迭代中生成的点。问题（48）称为第 t 次迭代中的代理问题。迭代将持续进行，直至满足某一准则。此外，为保证算法收敛，代理函数 $\bar{f}(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\theta}^t)$ 应满足以下四个条件

$$\bar{f}\left(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\theta}^t\right) \text{ is continuous in } \boldsymbol{\theta} \text{ and } \boldsymbol{\theta}^t, \tag{49a}$$

$$\bar{f}'\left(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\theta}^t; \boldsymbol{d}\right)\big|_{\boldsymbol{\theta}=\boldsymbol{\theta}^t} = f'\left(\boldsymbol{\theta}^t; \boldsymbol{d}\right), \forall \boldsymbol{d} \text{ with } \boldsymbol{\theta}^t + \boldsymbol{d} \in \mathbb{Q}, \tag{49b}$$

$$\bar{f}\left(\boldsymbol{\theta}^t, \boldsymbol{\theta}^t\right) = f\left(\boldsymbol{\theta}^t\right), \forall \boldsymbol{\theta}^t \in \mathbb{Q}, \tag{49c}$$

$$\bar{f}\left(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\theta}^t\right) \ge f\left(\boldsymbol{\theta}\right), \forall \boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\theta}^t \in \mathbb{Q}. \tag{49d}$$

条件 (49b) 确保代理函数 $\bar{f}(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\theta}^t)$ 与原函数 $f(\boldsymbol{\theta})$ 的导数在点 $\boldsymbol{\theta}^t$ 处必须相等。条件 (49c) 和 (49d) 表明，代理函数是原函数的紧上界。因此，(49) 确保 (48) 收敛到一个驻点，该驻点是 (47) 的次优解 [47,定理 1]。

显然，(47a) 是连续可微的。因此，通过对 (47a) 进行二阶泰勒展开，可得到如下代理函数 [43]

$$\begin{aligned}\bar{f}\left(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\theta}^t\right) =& f\left(\boldsymbol{\theta}^t\right) + \nabla f\left(\boldsymbol{\theta}^t\right)^T \left(\boldsymbol{\theta} - \boldsymbol{\theta}^t\right) \\ &+ \frac{\beta}{2}\left\|\boldsymbol{\theta} - \boldsymbol{\theta}^t\right\|_2^2\end{aligned} \tag{50}$$

其中 $\nabla f(\boldsymbol{\theta}^t)$ 是式 (47a) 的梯度，且 $\nabla f(\boldsymbol{\theta}) = 2\,\mathrm{Re}\{-j\boldsymbol{\phi}^* \odot (\boldsymbol{\Xi}\boldsymbol{\phi} + \mathbf{c})\}$。容易证明，当参数 $\mathbf{c}$ 和 $\boldsymbol{\Xi}$ 确定后，只要 β 足够大，式 (49) 中的四个条件便都得到满足。最后，对式 (50）关于 $\boldsymbol{\theta}$ 求一阶导数并令其等于零，即可得到最优的 $\boldsymbol{\theta}^{t+1}$，如下所示

$$\boldsymbol{\theta}^{t+1} = \boldsymbol{\theta}^t - \frac{\nabla f\left(\boldsymbol{\theta}^t\right)}{\beta}. \tag{51}$$

我们还应用式（44）所示的Armijo准则来确定合适的 β。SCA算法的步骤列于算法2中。

算法2： SCA算法

设置 $t = 0$, 初始化最大迭代次数 t_{SCA} 和误差容限 ε_{SCA}，随机生成 $\boldsymbol{\theta}^0$ 并计算函数（47a）的值为 $f(\boldsymbol{\theta}^0)$;

重复

  计算欧几里得梯度 $\nabla f(\boldsymbol{\theta}^t)$;

  根据Armijo准则计算 β^t : ;

  根据（51）更新 $\boldsymbol{\theta}^{t+1}$;

  计算目标函数 $f(\boldsymbol{\theta}^{t+1})$;

  更新 $t \leftarrow t + 1$;

直到 $\left|\frac{f(\boldsymbol{\theta}^t) - f(\boldsymbol{\theta}^{t+1})}{f(\boldsymbol{\theta}^{t+1})}\right| \le \varepsilon_{SCA}$ 或 $t \ge t_{SCA}$;

返回 $\boldsymbol{\theta} = \boldsymbol{\theta}^{t+1}$。

C. 求解问题（*13*）的总体算法

基于上述分析，为求解问题（13）所提出的总体基于BCD的方法总结于算法3中。在每次迭代中，我们在固定 $\mathbf{U}$ 和$\mathbf{W}$的同时，以交替方式优化$\mathbf{F}$ 和 $\boldsymbol{\Phi}$ 。当相移矩阵 $\boldsymbol{\Phi}$ 固定时，拉格朗日乘子法和二分搜索算法可确保得到问题（13）的最优总体TPC矩阵$\mathbf{F}$ 。随后，固定$\mathbf{F}$ 并通过CCM或SCA算法优化 $\boldsymbol{\Phi}$ ，即可获得其次优解。两组变量交替更新，直至问题（13）的OF收敛。

D. 复杂度分析

本部分分析总体算法的复杂度。首先，我们对总体TPC矩阵优化的复杂度进行说明。在每次迭代中，主要复杂度在于根据式（27）和（28）更新$\mathbf{F}$，其为 $\mathcal{O}\left(L\left(K^d {M_B^t}^3 + K^u {M_U^t}^3\right)\right)$。达到收敛所需的迭代次数由二分搜索算法决定，即为$\log_2\left(\frac{\lambda_u - \lambda_l}{\varepsilon_{bi}}\right)$，其中 ε_{bi}、λ_u和 λ_l分别为二分搜索算法的误差容限、上界和下界。因此，计算$\mathbf{F}$的总体复杂度为$\mathcal{O}\left(\log_2\left(\frac{\lambda_u - \lambda_l}{\varepsilon_{bi}}\right) L\left(K^d {M_B^t}^3 + K^u {M_U^t}^3\right)\right)$的量级。

对于相移优化，当反射单元数量 M 相较于基站和用户设备的天线尺寸大得多时，计算 $\mathbf{C}$ 和 $\boldsymbol{\Xi}$ 的复杂度为 $\mathcal{O}\left(L^2 K^d K^u M^2\right)$。对于主要的四个步骤

算法3： 整体基于块坐标下降的算法

输入 ：$\mathbf{H}_{k_l^d,\ j}$，$\mathbf{H}_{k_l^d,\ i_j^u}$，$\mathbf{H}_{l,\ j}$，$\mathbf{H}_{l,\ i_j^u}$，$\mathbf{G}_{l,\ R}$，$\mathbf{G}_{R,\ l}$，$\mathbf{G}_{R,\ k_l^u}$，$\mathbf{G}_{k_l^d,\ R}$

输出： $\mathbf{F}$ $\mathbf{\Phi}$

随机初始化可行解$\mathbf{F}^0$ 和 $\mathbf{\Phi}^0$，计算函数 (13a) 的值为目标函数$(\mathbf{F}^0,\mathbf{\Phi}^0)$；设置 $t=0$，最大迭代次数 $t_{\max}$ 和误差容限 ε；

重复

给定$\mathbf{F}^t$ 和 $\mathbf{\Phi}^t$，根据 (21) 和 (20) 计算最优解码矩阵$\mathbf{U}^t$，并然后计算最优加权矩阵$\mathbf{W}^t$，根据（22）计算；

给定$\mathbf{U}^t$ 和$\mathbf{W}^t$，计算最优预编码矩阵$\mathbf{F}^{t+1}$，求解问题（23），采用拉格朗日乘子法和二分搜索；

利用$\mathbf{U}^t$、$\mathbf{W}^t$ 和$\mathbf{F}^{t+1}$，计算最优 $\mathbf{\Phi}^{t+1}$ 通过使用算法1或算法2求解问题（33）；

计算（13a）的目标函数值，得到 Obj$(\mathbf{F}^{t+1},\mathbf{\Phi}^{t+1})$，并令 $t\leftarrow t+1$;

直到 $t>t_{\max}$ *or* $\left|\frac{\text{Obj}(\mathbf{F}^{t+1},\mathbf{\Phi}^{t+1})-\text{Obj}(\mathbf{F}^t,\ \mathbf{\Phi}^t)}{\text{Obj}(\mathbf{F}^t,\ \mathbf{\Phi}^t)}\right|\le\varepsilon$;

返回 $\mathbf{F}=\mathbf{F}^{t+1}$ 和 $\mathbf{\Phi}=\mathbf{\Phi}^{t+1}$.

CCM算法的复杂度取决于欧几里得梯度 $\boldsymbol{\eta}^t$ 的计算，其由$\mathcal{O}\left(M^2\right)$给出。设 T_{CCM} 为CCM算法的迭代次数，则总复杂度为 $\mathcal{O}\left(T_{CCM}M^2\right)$。类似地，SCA算法每次迭代的复杂度主要取决于欧几里得梯度的计算，我们将 T_{SCA} 记为相关的迭代次数。设外层BCD迭代的次数为 T，则CCM算法和SCA算法的总体复杂度分别为 $\mathcal{O}\left(T\left(\ _2\left(\frac{\lambda_u-\lambda_u}{\varepsilon_{bi}}\right)L\left(K^d\,{M_B^t}^3+K^u\,{M_U^t}^3\right)+T_{CCM}M^2\log\text{和}+L^2\,K^d\,K^u\,M^2\right)\right)$ $\mathcal{O}\left(T\left(L^2\,K^d\,K^u\,M^2+T_{SCA}M^2+\underline{\qquad}\log{}_2\left(\frac{\lambda_u-\lambda_u}{\varepsilon_{bi}}\right)L\left(K^d\,{M_B^t}^3+K^u\,{M_U^t}^3\right)\right)\right)$ 数量级。

V. 仿真与讨论

本节给出了仿真结果，用于评估所提出的可重构智能表面赋能全双工网络设计的性能。

A. 仿真设置

系统参数总结如下。仿真部署的 3D 坐标示意图如图 3 所示，其中设置小区数量为 $L=2$。基站 1、可重构智能表面和基站 2 的坐标分别为 (0,0,30)、$(350,0,15)$ 和 (700,0,30) 米。第一和第二个小区中的下行链路用户和上行用户分别随机均匀分布在以 $(x_{\text{user}},\pm y_{\text{user}},1.5)$ 和 $(400-x_{\text{user}},\pm y_{\text{user}},1.5)$ 为中心、半径为 20 米的圆形区域内，

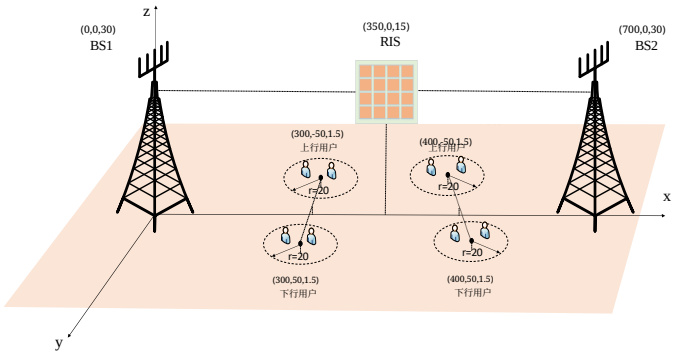


图 3：仿真场景。

分别。除非另有说明，我们设置 $x_{\text{user}}=300$ 和 $y_{\text{user}}=50$。请注意，此类用户部署位置几乎位于小区边缘。如图 3 所示，BS、可重构智能表面和用户的 z 轴坐标表示其高度，分别为 30、15 和 1.5 米。除非另有说明，其他参数设置如下：载波频率$f_c=2.4$ GHz，带宽 $B=10$ MHz，噪声功率谱密度$\sigma_0^2=-174$ dBm/Hz，用户数 $K^d=K^u=2$，BS 和用户的发射天线数 $M_B^t=M_U^t=6$，BS 和用户的接收天线数 $M_B^r=M_U^r=2$，数据流数 $b_d=b_u=2$，反射单元数$M=100$，SIC系数 ρ_l，$l=90$ 分贝，误差容限$\varepsilon_{CCM}=\varepsilon_{SCA}=10^{-5}$。最后，BS 和用户的功率预算分别为 1 W 和 200 mW。

在每次信道实现中，我们按照以下描述生成无线信道。对于大尺度衰落，其表示为 $PL(d)=\rho_0-10\alpha\lg(\frac{d}{d_0})$，其中 $\rho_0=-30$ 分贝是参考距离 [44]处的路径损耗，d 是两个终端之间的欧几里得距离，$\alpha>0$ 表示路径损耗指数。

在小尺度建模方面，假设所有基站-用户链路均服从瑞利衰落，而基站-RIS、RIS-用户、基站-基站以及自干扰链路则采用莱斯模型。通常，莱斯衰落的小尺度信道表示为

$$\tilde{\mathbf{H}}=\sqrt{\frac{\kappa}{\kappa+1}}\tilde{\mathbf{H}}^{LoS}+\sqrt{\frac{1}{\kappa+1}}\tilde{\mathbf{H}}^{NLoS},\tag{52}$$

其中，κ 是莱斯因子，$\tilde{\mathbf{H}}^{LoS}$ 表示确定性视距（LoS）分量或任意主导分量，而$\tilde{\mathbf{H}}^{NLoS}$ 表示服从瑞利衰落的非视距（NLoS）分量。视距分量表示为 $\tilde{\mathbf{H}}^{LoS}=\mathbf{a}_{Dr}(\vartheta)\,\mathbf{a}_{Dt}^H(\psi)$，其中

$$\mathbf{a}_{Dr}(\vartheta)=\left[1,e^{j\frac{2\pi}{\lambda}d_a\sin(\vartheta)},...,e^{j\frac{2\pi}{\lambda}(Dr-1)d_a\sin(\vartheta)}\right]^T,\tag{53}$$

$$\mathbf{a}_{Dt}(\psi)=\left[1,e^{j\frac{2\pi}{\lambda}d_a\sin(\psi)},...,e^{j\frac{2\pi}{\lambda}(Dt-1)d_a\sin(\psi)}\right]^T.\tag{54}$$

其中，ϑ 和 ψ 分别为到达角和离开角（AoA/AoD）。假设 AoA 和 AoD 在 $[0,2\pi)$ 内随机分布。Dr 和 Dt 分别为接收端和发射端的天线数量。λ 为信号波长，d_a 为间距。

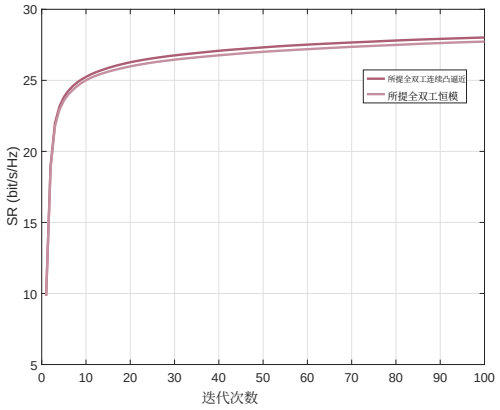


图4：不同算法的收敛性能。

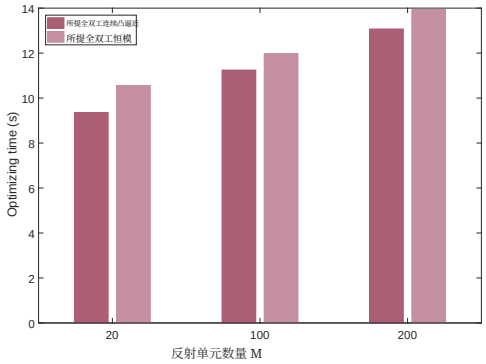


图5：不同算法的优化时间对比。

相邻天线之间。在仿真中，我们将天线间距设为 $d_a = \lambda/2$。基站-用户、用户-用户和基站-基站直射链路，以及基站-RIS、RIS-用户反射链路的路径损耗分别设为 $\alpha_{B,U} = 3.75$, $\alpha_{U,U} = 3.9$, $\alpha_{B,B} = 3.2$ 和$\alpha_{B,R} = \alpha_{U,R} \triangleq \alpha_R = 2.2$。由于全双工基站的发射天线和接收天线部署得很近，我们假设自干扰链路不受大尺度衰落影响，即其路径损耗为 0 分贝。莱斯因子均设为 3。所有仿真结果均通过对 400 次独立实现取平均得到。

为考察所提出设计带来的性能提升，我们纳入以下基准方案：

1) 无*RIS*的全双工网络：将所有反射单元的相位设为零，并根据第III节中的方法优化TPC矩阵，即采用CCM或SCA。

2) 带随机*RIS*的全双工网络：对RIS应用随机生成的相移矩阵。根据第III节优化全双工基站和半双工用户的TPC矩阵。

3) 带优化*RIS*的半双工网络：所有基站和用户均工作在半双工模式。根据算法3并采用SCA，优化半双工基站和用户的TPC矩阵以及RIS的相移。

4) 无*RIS*的半双工网络：多个半双工基站组成一个移动网络系统，并根据第III节中的方法优化TPC矩阵。

B. 仿真结果

首先，我们研究所提方案求解式（13）中原始问题时的收敛性，即嵌入 CCM 或 SCA 的算法3。图4展示了不同算法下和速率随迭代次数的变化。可以观察到，我们提出的算法在 20 次迭代内迅速上升至稳定值，并在 100 次迭代内收敛。此外，SCA 的表现略优于 CCM。为进一步比较 SCA 与 CCM，图5比较了反射单元数量不同时的优化时间。可以观察到，对于不同规模的可重构智能表面，采用 SCA 的所提算法比采用 CCM 的算法耗时更短。这是因为 SCA 方案的优化结构更简单，正如我们在第 IV-B 节中所述。

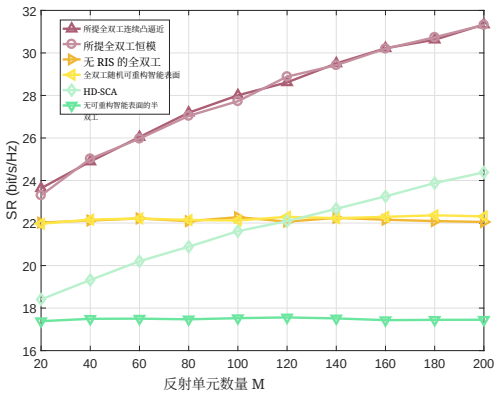


图6：不同部署方案下可达频谱效率与反射单元数量M 的关系。

图6比较了和速率与反射单元数量 M 之间的关系。可以看出，我们提出的方案达到了最高和速率。此外，无 RIS 的全双工方案明显逊于我们提出的方案。对于采用随机 RIS 的全双工方案，相较于无 RIS 的全双工方案，其增益微乎其微，这表明只有通过精心设计相位配置，才能充分发挥可重构智能表面的潜在增益。观察 HD-SCA 和所提全双工连续凸逼近的曲线可知，随着反射单元数量增加，两者的和速率均持续提升，且二者之间的差距也随之扩大。以上观察结果表明，通过设计相移和 TPC矩阵来配置全双工组网系统中的可重构智能表面，可以有效管理干扰环境。

下面我们研究SIC能力对系统性能的影响。图7展示了下行链路和上行链路的频谱效率随SIC能力的变化。对于SIC系数 $\rho_{i,\,i}$，以分贝表示的数值越大，意味着SIC能力越强。从图7可以看出，除半双工方案外，所有方案的上行链路频谱效率都随着SIC系数的增大而快速提升。其中，对于不采用可重构智能表面的全双工方案，即使SIC系数达到140分贝，上行链路性能增益仍然有限，甚至低于SIC系数为110分贝时所提出方案的性能。这一现象表明，通过联合优化TPC和相移矩阵，

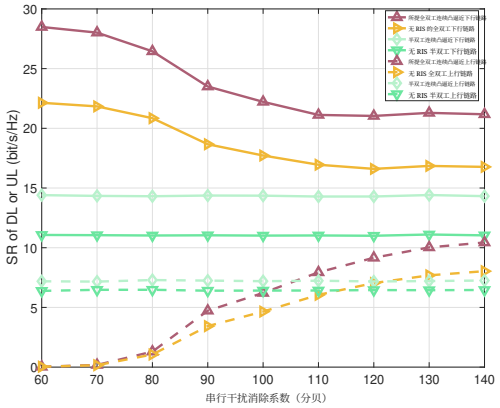


图 7：下行链路或上行链路的可达频谱效率与SIC系数$\rho_{\mathrm{u},\ l}$的关系。

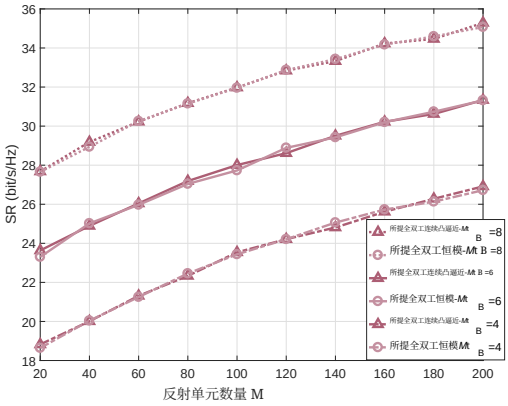


图 9：不同基站发射天线数量下，可达频谱效率与反射单元数量M的关系。

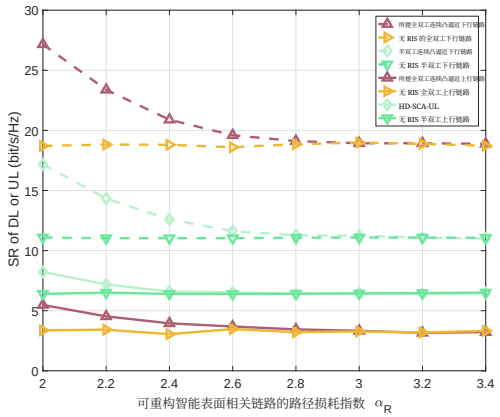


图 8：下行链路或上行链路的可达频谱效率与可重构智能表面相关链路的路径损耗指数 α_R的关系。

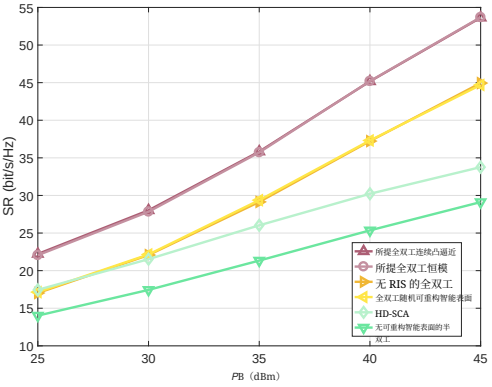


图 10：可达频谱效率与基站发射功率 P_B的关系。

我们提出的方案能够降低对SIC能力的要求。此外，随着SIC系数增大至130分贝，优化方案的上行链路和下行链路和速率都趋于饱和。这主要是因为在基站所感知的所有干扰中，残余自干扰的功率已变得微不足道，提高SIC系数不再能带来显著增益。我们还注意到，当SIC系数分别大于100分贝和105分贝时，我们提出的方案优于不采用可重构智能表面的半双工方案，以及采用优化可重构智能表面的半双工方案。上述观察验证了我们提出方案的优越性。

在以上所有仿真中，可重构智能表面相关的路径损耗指数α_R 设为 2.2，该值接近自由空间中的路径损耗指数，在某些应用场景中可能并不现实。因此，我们有必要研究可重构智能表面相关路径损耗对系统性能的影响。图 8 展示了下行链路和上行链路的频谱效率随可重构智能表面相关路径损耗指数 α_R 的变化情况。可以观察到，随着可重构智能表面相关路径损耗指数增大，两条链路的频谱效率均有所下降。当 α_R 大于 2.8 时，可重构智能表面带来的频谱效率增益已微乎其微。这是因为反射链路受到双重衰落的影响，导致可重构智能表面反射链路的功率远低于直射链路。具体而言，我们在仿真中发现，基站到小区1下行用户中心的直射链路路径损耗约为 -123.19 分贝，而当 α_R 分别设为 2.2 和 2.8 时，反射链路的路径损耗分别为-156.84 分贝和 -183.25 分贝。显然，在 $\alpha_R = 2.8$，将可重构智能表面部署在坐标 (350，0，15) 处几乎毫无意义。这为我们提供了工程上的启示：在全双工网络中部署可重构智能表面时，最好尽可能降低反射链路的路径损耗。否则，可重构智能表面无法带来显著的性能增益，从而造成硬件资源浪费。

图 9 研究了基站采用不同天线配置的影响。众所周知，更多的发射天线会带来更多自由度，但硬件成本也会随之增加。首先，可以从图 9 中观察到，随着 M_B^t 变大，整个系统的和速率也会提高。因此，将可重构智能表面与大规模多输入多输出结合起来，有望进一步提升系统性能。从另一个角度来看，增加基站天线阵列的规模需要更多射频链，其成本远高于扩大可重构智能表面的规模。具体而言，比较图 9 中 $M_B^t = 8$ 和 $M_B^t = 6$ 的曲线可以发现，反射单元数量增加近 80 个时，该曲线

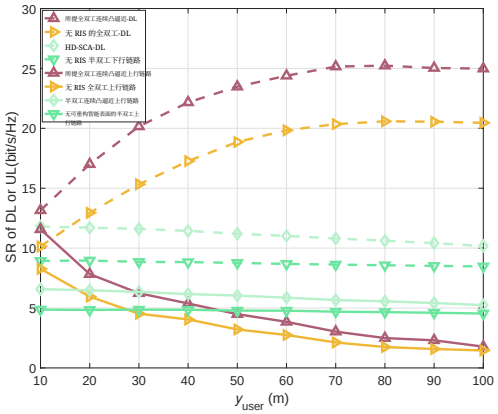


图11：下行链路或上行链路的可达频谱效率与用户中心到 y 轴的距离 y_{user}之间的关系。

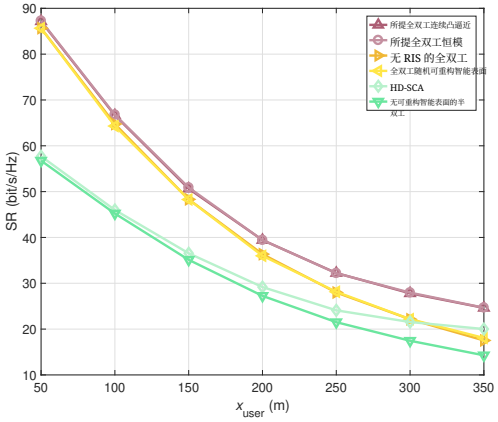


图 13：可达频谱效率与用户中心到小区中心的 x轴距离 x_{user}之间的关系。

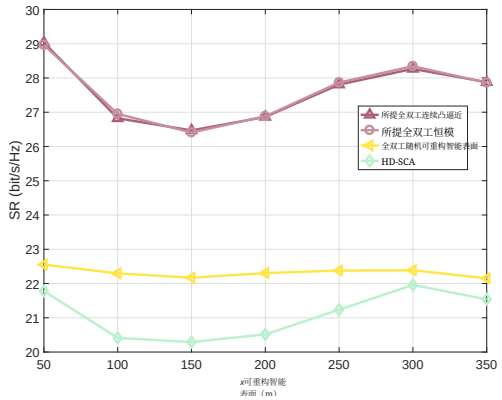


图12：可达频谱效率与RIS的 x轴位置 x_{RIS}之间的关系。

在 $M_B^t = 6$ 下达到的和速率与在 $M_B^t = 8$下相同。因此，可重构智能表面或可作为一种经济高效的方式来提升可实现的性能，而无需为整个基站收发器升级更多射频链。

图10展示了和速率与不同基站发射功率P_B之间的关系。可以观察到，随着发射功率增加，所有方案的和速率均有所提升。将所提出的方案与HD-SCA方案进行比较可以发现，随着 P_B 增加，RIS带来的性能增益也随之增大。这是因为当基站的发射功率增大时，更多功率资源被分配给下行用户，而上行用户则会遭受部分损失。因此，两者在和速率上的增量和差异都会扩大。这一观察结果证明了我们所提出的方案优于传统方案。

在全双工组网系统中，当上行用户和下行用户彼此距离较近时，用户设备间干扰较为严重，从而降低下行用户的接收性能。本文研究了上行用户与下行用户之间的距离变化对系统性能的影响。具体而言，用户中心到 y轴的距离表示为 y_{user}，y_{user} 的值越大，意味着每个小区中的上行用户和下行用户相距越远。图11展示了下行链路和上行链路和速率随 y_{user}变化的情况。将所提方案与未采用可重构智能表面的方案进行比较可以发现，下行链路和速率性能得到了有效提升，这证明可重构智能表面能够有效抑制用户设备间干扰。

当 y_{user} 从10 m变为70 m时，用户间干扰逐渐减小，下行链路和速率增加，而上行链路和速率降低。其原因有两点：一是下行用户感知到的用户设备间干扰减小；二是上行用户远离两个基站和可重构智能表面，这意味着直射链路和反射链路的路径损耗均增加。当 y_{user} 大于70时，上行用户对下行用户造成的干扰不再占主导地位，因此下行链路和速率趋于饱和；与此同时，由于上行用户与基站之间的距离持续增加，上行链路和速率继续下降。

设RIS在 x轴上的坐标为 x_{RIS}。在图12中，我们通过将RIS从 $x_{\text{RIS}} = 50$ 米移动到 $x_{\text{RIS}} = 350$ 米，即从小区1的中心移动到边缘，研究RIS位置的影响。如图12所示，当RIS放置在两个小区的中点附近时，所有采用RIS的方案均表现良好。具体而言，和速率分别在$x_{\text{RIS}} = 150$ 和 $x_{\text{RIS}} = 300$处达到最小值和最大值。下面对这些结果进行理论分析。当RIS在第一个小区内移动时，它对小区1性能的贡献更大。由于上行用户和下行用户呈对称分布，因此我们主要考虑小区1中下行用户反射链路的路径损耗。分别设$d_{B,R} = \sqrt{{x_{\text{RIS}}}^2 + (30-15)^2}$ 和$d_{R,U} = \sqrt{(x_{\text{RIS}}-300)^2 + (15-1.5)^2 + 50^2}$ 为基站-RIS和RIS-用户之间的欧几里得距离。忽略小尺度衰落，基站到用户反射链路的大尺度信道增益可表示为 $PL_{\text{RIS}} = 2\rho_0 - 10\alpha_R \log_{10}(d_{B,R} d_{R,U})$，其分别在 $x_{\text{RIS}} = 158.7888$ 米和 $x_{\text{RIS}} = 290.4796$ 米处达到最大值和最小值。这些分析结果与上述观察结果一致。尽管和速率在 $x_{\text{RIS}} = 300$ 米处达到最大值，但小区2的性能会受到一定损失。为了在实际系统中实现性能平衡，应将RIS部署在两个小区的中间位置。

在图 13 中，我们研究用户中心到被切断的基站的 x轴距离的影响，该距离记为 x_{user}。如图所示

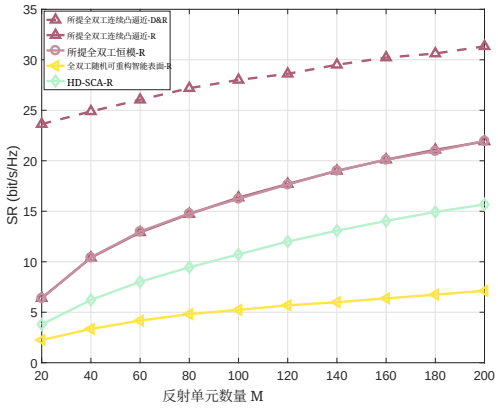


图 14：有直达链路和无直达链路情况下的可达频谱效率。

在图 13 中，当用户分布在小区中心附近，即 x_{user} 较小时，所提方案与采用随机可重构智能表面的全双工方案或不采用可重构智能表面的全双工方案之间的差距并不显著，这表明即使经过优化的相移，可重构智能表面所能提供的调节作用仍然有限。当用户向小区边缘移动时，对于全双工和半双工，所有采用优化可重构智能表面的方案相比于不采用可重构智能表面或采用随机可重构智能表面的对应方案，均能获得性能提升。其中，所提方案的小区边缘性能最佳，验证了部署可重构智能表面能够提升边缘覆盖区域的全双工组网性能。

考虑一些超密集通信场景，其中直达链路可能受到意外障碍物或恶意阻塞的阻碍，我们研究了无直达链路时的系统性能，即当 $\alpha_{B,\ U}$ 趋于无穷大时的情况，如图 14 所示。在该图中，我们使用后缀 D&R 或 R 分别表示有直达链路和无直达链路的方案。显然，在所有无直达链路的方案中，我们提出的设计实现了最高的和速率。这是因为经过优化的相移使 RIS 能够提供有利的反射链路，从而弥补直达链路的缺失。此外，在 D&R 和 R 方案均采用所提出算法的情况下进行比较时，当 M 等于 100 时，后者仍能保持 16 bit/s/Hz 的频谱效率，达到前者的 50% 以上。随着 RIS 规模扩大，这一比例还会增加。这一观察表明，当部署具有足够反射单元和经过良好设计配置的 RIS 时，即使在没有直达链路的场景中，也能保证较为理想的通信速率体验。

VI. 结论

本文提出了一种面向下一代移动网络的多小区全双工系统，并在小区边界部署可重构智能表面。为充分发挥此类部署的潜力，我们构建了和速率最大化问题，在功率约束和单位模约束下，联合优化基站和用户的TPC矩阵以及可重构智能表面的相移。为求解这一非凸问题，我们利用和速率与最小均方误差之间的关系，将其解耦为一对子问题。最优TPC矩阵可通过闭式解获得，而相移矩阵则通过一对高效算法（即SCA和CCM）设计，以得到次优解。仿真结果表明，SCA算法的复杂度较低，且所提方案优于其他传统的全双工和半双工组网基准方案。此外，我们验证了，在全双工网络中，部署可重构智能表面能够降低对串行干扰消除的要求，并减少基站天线数量，从而进一步降低功耗和硬件成本。此外，部署具有足够反射单元且配置合理的可重构智能表面，可以缓解用户设备间干扰，尤其是在小区边缘，并在某些遮挡场景下保障良好的用户体验。总之，利用可重构智能表面使全双工组网系统更加高效且实用。

参考文献

[1] P. Aquilina、A. C. Cirik 和 T. Ratnarajah，“全双工多用户多小区 MIMO 网络中的加权和速率最大化”，*IEEE Transactions on Communications*，第 65 卷，第 4 期，第 1590–1608 页，2017 年 3 月。[2] Z. Zhang、K. Long、A. V. Vasilakos 和 L. Hanzo，“全双工无线通信：挑战、解决方案与未来研究方向”，*Proceedings of the IEEE*，第 104 卷，第 7 期，第 1369–1409 页，2016 年 7 月。[3] S. K. Sharma、T. E. Bogale、L. B. Le、S. Chatzinotas、X. Wang 和 B. Ottersten，“采用全双工技术的 5G 无线网络动态频谱共享：最新进展与研究挑战”，*IEEE Communications Surveys & Tutorials*，第 20 卷，第 1 期，第 674–707 页，2018 年。[4] Z. Zhang、X. Chai、K. Long、A. V. Vasilakos 和 L. Hanzo，“5G 网络的全双工技术：自干扰消除、协议设计与中继选择”，*IEEE Communications Magazine*，第 53 卷，第 5 期，第 128–137 页，2015 年 5 月。[5] S. Hong、J. Brand、J. I. Choi、M. Jain、J. Mehlman、S. Katti 和 P. Levis，“自干扰消除在 5G 及后续系统中的应用”，*IEEE Communications Magazine*，第 52 卷，第 2 期，第 114–121 页，2014 年 2 月。[6] S. Ali、N. Rajatheva 和 M. Latva-aho，“蜂窝网络中的全双工设备到设备通信”，载于欧洲网络与通信会议（*EuCNC*）论文集，2014 年，第 1–5 页。[7] D. Nguyen、L.-N. Tran、P. Pirinen 和 M. Latva-aho，“全双工小小区无线系统的频谱效率”，*IEEE Transactions on Wireless Communications*，第 13 卷，第 9 期，第 4896–4910 页，2014 年 9 月。[8] S. Goyal、P. Liu、S. S. Panwar、R. A. Difazio、R. Yang 和 E. Bala，“全双工蜂窝系统：干扰加倍会阻碍容量翻倍吗？”，*IEEE Communications Magazine*，第 53 卷，第 5 期，第 121–127 页，2015 年 5 月。[9] J. Bai 和 A. Sabharwal，“MIMO 多小区全双工网络的渐近分析”，*IEEE Transactions on Wireless Communications*，第 16 卷，第 4 期，第 2168–2180 页，2017 年 4 月。[10] M. Di Renzo、A. Zappone、M. Debbah、M.-S. Alouini、C. Yuen、J. de Rosny 和 S. Tretyakov，“可重构智能表面赋能的智能无线电环境：工作原理、研究现状与未来方向”，*IEEE Journal on Selected Areas in Communications*，第 38 卷，第 11 期，第 2450–2525 页，2020 年 11 月。[11] Z. Peng、Z. Zhang、C. Pan、L. Li 和 A. L. Swindlehurst，“通过智能反射表面实现多用户全双工双向通信”，*IEEE Transactions on Signal Processing*，第 69 卷，第 837–851 页，2021 年。[12] K. Tian、B. Duo、S. Li、Y. Zuo 和 X. Yuan，“采用 RIS 的全双工无人机通信中的上行链路与下行链路混合传输”，*IEEE Wireless Communications Letters*，第 11 卷，第 4 期，第 866–870 页，2022 年 4 月。[13] X. Wang、Z. Fei、J. Huang 和 H. Yu，“克拉美-罗界约束下 RIS 辅助的集成感知与通信系统的联合波形与离散相移设计”，*IEEE Transactions on Vehicular Technology*，第 71 卷，第 1 期，第 1004–1009 页，2022 年 1 月。[14] Y. Chen、M. Wen、E. Basar、Y.-C. Wu、L. Wang 和 W. Liu，“利用可重构智能表面实现边缘缓存：联合混合波束成形与内容放置优化”，*IEEE Transactions on Wireless Communications*，第 20 卷，第 12 期，第 7799–7812 页，2021 年 12 月。

[15] G. Y. Suk、S.-M. Kim、J. Kwak、S. Hur、E. Kim 和 C.-B. Chae，“面向 5G NR 的全双工集成接入与回传：分析与原型测量”，*IEEE Wireless Communications*，第 29 卷，第 4 期，第 40–46 页，2022 年 8 月。[16] J. Zhang、H. Luo、N. Garg、A. Bishnu、M. Holm 和 T. Ratnarajah，“宽带带内全双工 FR2-IAB 网络的设计与分析”，*IEEE Transactions on Wireless Communications*，第 21 卷，第 6 期，第 4183–4196 页，2022 年 6 月。[17] M. A. Islam、G. C. Alexandropoulos 和 B. Smida，“宽带全双工 MIMO 系统的模拟与数字收发器联合设计”，*IEEE Transactions on Wireless Communications*，即将发表，2022 年。[18] I. P. Roberts、J. G. Andrews 和 S. Vishwanath，“有限接收动态范围下毫米波全双工的混合波束成形”，*IEEE Transactions on Wireless Communications*，第 20 卷，第 12 期，第 7758–7772 页，2021 年 12 月。[19] L. Zhu、J. Zhang、Z. Xiao、X. Cao、X.-G. Xia 和 R. Schober，“毫米波全双工无人机中继：联合定位、波束成形与功率控制”，*IEEE Journal on Selected Areas in Communications*，第 38 卷，第 9 期，第 2057–2073 页，2020 年 9 月。[20] Y. Chen、L. Wang、R. Ma、W. Liu、M. Wen 和 A. Fei，“无线缓存与全双工中继异构网络的性能分析”，*IEEE Transactions on Network Science and Engineering*，第 7 卷，第 4 期，第 2429–2442 页，2020 年 10 月至 12 月。[21] R. Jafari 和 A. O. Fapojuwo，“带内全双工认知无线供能反向散射通信网络中次级用户和吞吐量最大化”，*IEEE Systems Journal*，第 16 卷，第 3 期，第 4082–4093 页，2022 年 9 月。[22] J. Hu、Y. Zheng 和 K. Yang，“全双工辅助无线供能通信网络的多域资源调度”，*IEEE Transactions on Vehicular Technology*，第 71 卷，第 10 期，第 10 849–10 862 页，2022 年 10 月。[23] Z. Xiao 和 Y. Zeng，“全双工集成感知与通信的波形设计和性能分析”，*IEEE Journal on Selected Areas in Communications*，第 40 卷，第 6 期，第 1823–1837 页，2022 年 6 月。[24] A. C. Cirik、R. Wang、Y. Hua 和 M. Latva-aho，“全双工 MIMO 干扰信道的加权和速率最大化”，*IEEE Transactions on Communications*，第 63 卷，第 3 期，第 801–815 页，2015 年 3 月。[25] X. Wang、D. Zhang、K. Xu 和 C. Yuan，“多用户全双工大规模多输入多输出系统的和速率”，载于*IEEE* 国际通信系统会议（*ICCS*）论文集，2016 年，第 1–7 页。[26] M. Zou、J. Ma 和 B. Jiao，“全双工 MIMO 无线蜂窝系统的低复杂度协同波束成形”，*IEEE Access*，第 6 卷，第 33 225–33 237 页，2018 年 6 月。[27] A. C. Cirik、O. Taghizadeh、L. Lampe、R. Mathar 和 Y. Hua，“全双工多小区 MIMO 系统的线性收发器设计”，*IEEE Access*，第 4 卷，第 4678–4689 页，2016 年。[28] M.-M. Zhao、Y. Cai、M.-J. Zhao、Y. Xu 和 L. Hanzo，“全双工毫米波多小区系统的鲁棒联合混合模拟-数字收发器设计”，*IEEE Transactions on Communications*，第 68 卷，第 8 期，第 4788–4802 页，2020 年 8 月。[29] G. Wang、Z. Yang 和 T. Gong，“全双工毫米波通信的两阶段混合波束成形设计”，载于国际无线通信与移动计算会议（*IWCMC*）论文集，2022 年，第 790–795 页。[30] S. Goyal、P. Liu、S. S. Panwar、R. A. Difazio、R. Yang 和 E. Bala，“全双工蜂窝系统：干扰加倍会阻碍容量翻倍吗？”，*IEEE Communications Magazine*，第 53 卷，第 5 期，第 121–127 页，2015 年 5 月。[31] S. Lin、M. Wen 和 F. Chen，“利用全双工进行 IRS 辅助多用户通信的级联信道估计”，载于论文集

IEEE 无线通信与网络会议（*WCNC*），2022 年，第 375–380 页。[32] S. Zhang、S. Zhang、F. Gao、J. Ma 和 O. A. Dobre，《基于深度学习和元素分组的 RIS 信道外推》，*IEEE* 无线通信快报，第 10 卷，第 12 期，第 2644–2648 页，2021 年 12 月。[33] Y. Cheng、W. Peng、C. Huang、G. C. Alexandropoulos、C. Yuen 和 M. Debbah，《RIS 辅助无线通信：通过旋转和位置优化获得额外自由度》，*IEEE* 无线通信汇刊，第 21 卷，第 8 期，第 6656–6671 页，2022 年 8 月。[34] S. Zeng、H. Zhang、B. Di、Z. Han 和 L. Song，《可重构智能表面（RIS）辅助的无线覆盖范围扩展：RIS 方位与位置优化》，*IEEE* 通信快报，第 25 卷，第 1 期，第 269–273 页，2021 年 1 月。[35] R. Long、Y.-C. Liang、Y. Pei 和 E. G. Larsson，《有源可重构智能表面辅助的无线通信》，*IEEE* 无线通信汇刊，第 20 卷，第 8 期，第 4962–4975 页，2021 年 8 月。[36] B. C. Nguyen、T. M. Hoang、P. T. Tran、T. N. Nguyen、V.-D. Phan、B. V. Minh 和 M. Voznak，《利用多个可重构智能表面提升双向全双工系统性能的协作通信》，*IEEE Access*，第 9 卷，134 742，2021 年，第 134 733–页。[37] O. Zaghdoud、A. B. Mnaouer 和 H. Boujemaa，《基于 RIS 的无线通信中全双工接收器的截获概率与保密容量分析》，载于国际无线通信与移动计算会议论文集（*IWCMC*），2021 年，第 843–848 页。[38] M. Obeed 和 A. Chaaban，《可重构智能表面和中继辅助的多用户 MISO 下行链路联合波束成形设计》，*IEEE* 无线通信汇刊，第 21 卷，第 10 期，第 8216–8229 页，2022 年 10 月。[39] H. Gao、K. Cui、C. Huang 和 C. Yuen，《具有离散相移的 RIS 辅助无线通信鲁棒波束成形》，*IEEE* 无线通信快报，第 10 卷，第 12 期，第 2619–2623 页，2021 年 10 月。[40] G. Zhou、C. Pan、H. Ren、K. Wang 和 Z. Peng，《存在硬件损伤的 RIS 辅助 MISO 系统中的安全无线通信》，*IEEE* 无线通信快报，第 10 卷，第 6 期，第 1309–1313 页，2021 年 10 月。[41] Z. Yang、C. Huang、J. Shi、Y. Chau、W. Xu、Z. Zhang 和 M. Shikh-Bahaei，《采用可重构智能表面的全双工通信最优控制》，载于*IEEE* 国际通信会议论文集（*ICC*），2021 年，第 1–6 页。[42] Y. Zhang、C. Zhong、Z. Zhang 和 W. Lu，《利用智能反射表面的双向通信和速率优化》，*IEEE* 通信快报，第 24 卷，第 5 期，第 1090–1094 页，2020 年 5 月。[43] H. Guo、Y.-C. Liang、J. Chen 和 E. G. Larsson，《可重构智能表面辅助无线网络的加权和速率最大化》，*IEEE* 无线通信汇刊，第 19 卷，第 5 期，第 3064–3076 页，2020 年 5 月。[44] C. Pan、H. Ren、K. Wang、W. Xu、M. Elkashlan、A. Nallanathan 和 L. Hanzo，《依托智能反射表面的小区间 MIMO 通信》，*IEEE* 无线通信汇刊，第 19 卷，第 8 期，第 5218–5233 页，2020 年 8 月。[45] Q. Shi、M. Razaviyayn、Z.-Q. Luo 和 C. He，《针对 MIMO 干扰广播信道分布式和效用最大化的迭代加权最小均方误差方法》，*IEEE* 信号处理汇刊，第 59 卷，第 9 期，第 4331–4340 页，2011 年 9 月。[46] X. Zhang，矩阵分析与应用。剑桥大学出版社，2017 年。[47] M. Razaviyayn、M. Hong 和 Z.-Q. Luo，《非光滑优化中块连续最小化方法的统一收敛性分析》，*SIAM* 优化杂志，第 23 卷，第 2 期，第 1126–1153 页，2013 年。