

基于环境感知码本的 RIS-NOMA 通信的实现方案

雷芳, 贾纪川, 薛晓凯

(重庆邮电大学通信与信息工程学院, 重庆 400065)

摘 要: 针对可重构智能表面 (RIS) 辅助的非正交多址 (NOMA) 通信系统中动态信道状态信息获取与资源分配的联合优化问题, 提出了一种基于环境感知码本 (EACB) 的 RIS-NOMA 通信的实现方案。该方案将现有环境感知码本方案适配于 RIS-NOMA 场景, 离线阶段, 基于统计信道信息生成虚拟信道集, 结合交替优化算法联合设计 RIS 相移、波束成形及功率分配生成离线码本; 在线阶段, 基于码本选择最大化速率的配置, 实现低复杂度的动态资源分配。此外, 对存在信道估计误差的情况, 分析了基于环境感知码本模型的理论性能。数值仿真结果表明, 所提方案能够在保证用户公平性的同时, 实现较高的总速率, 并有效管理多用户干扰。相较于基于环境感知码本 (EACB) 的 RIS 辅助多输入单输出通信, 所提方案的总速率提升可达到 20%~40%, 特别是在多用户复用和功率分配方面, NOMA 系统展现了显著的优势, 为 RIS-NOMA 系统的实际部署提供了理论支撑与设计参考。

关键词: 可重构智能表面; 非正交多址; 信道训练; 交替优化; 环境感知码本

中图分类号: TN929

文献标志码: A

DOI: 10.11959/j.issn.1000-436x.2026031

Implementation scheme of RIS-NOMA communication based on environment-aware codebook

Lei Fang, Jia Jichuan, Xue Xiaokai

School of Communications and Information Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China

Abstract: To address the joint optimization of dynamic channel state information acquisition and resource allocation in reconfigurable intelligent surface (RIS)-assisted non-orthogonal multiple access (NOMA) communication systems, an implementation scheme of RIS-NOMA communication scheme based on environment-aware codebook was proposed. The proposed scheme adapted the existing environment-aware codebook scheme to the RIS-NOMA scenario. In the offline phase, a virtual channel set was generated based on statistical channel state information, and RIS phase shifts, beamforming, and power allocation were jointly designed using an alternating optimization algorithm to create an offline codebook. In the online phase, configurations were selected from the codebook to maximize the achievable rate, enabling low-complexity dynamic resource allocation. Additionally, the theoretical performance of the environment-aware codebook model was analyzed under channel estimation errors. Numerical simulation results demonstrated that the proposed scheme achieved a high sum rate while ensuring user fairness and effectively managing multi-user interference. Compared to environment-aware codebook-based RIS-assisted multiple-input single-output communication, the proposed scheme achieves a sum rate improvement of 20% to 40%, particularly highlighting the advantages of NOMA systems in multi-user multiplexing and power allocation. The study provides theoretical support and design references for the practical deployment of RIS-NOMA systems.

Keywords: RIS, NOMA, channel training, alternating optimization, environment-aware codebook

收稿日期: 2025-10-27; 修回日期: 2026-01-24

通信作者: 贾纪川, 1173232150@qq.com

基金项目: 重庆市自然科学基金资助项目 (No.cstc2021jcyj-msxmX0454)

Foundation Item: The Natural Science Foundation of Chongqing (No.cstc2021jcyj-msxmX0454)

0 引言

可重构智能表面 (reconfigurable intelligent surface, RIS) 是一类由大量亚波长尺寸无源单元构成的人工电磁表面^[1], 通过动态调控各单元的相位、幅度等参数重塑电磁波传播特性, 从而增强信号覆盖、抑制干扰并提升能效^[2]。相比传统大规模多输入多输出等主动技术, RIS 无源/半无源设计显著降低了硬件复杂度和功耗, 并且支持全双工模式, 避免了传统中继的自干扰问题^[3-4]。

然而, RIS 辅助无线通信系统在信道状态信息 (channel state information, CSI) 获取与反射系数 (reflection coefficients, RC) 动态优化方面面临显著挑战。在 CSI 获取方面, 高速移动场景下, 传统级联信道估计方法因多普勒效应导致信道估计性能急剧下降, 且基站 (base station, BS) -RIS 和 RIS-用户独立信道难以分离^[5]。针对此问题, 文献[6-8]提出了混合 RIS 架构、基于压缩感知的二进制反射模式重构级联信道、动态多普勒补偿, 以及利用空间互易性的联合稀疏恢复算法。文献[9]构建了复合端到端信道张量模型以避免级联分解的局限性, 结合交替优化 (alternating optimization, AO) 实现全局最优估计。在 RC 优化方面, 文献[10-14]提出了基于半定松弛的 AO 框架、统计 CSI 驱动的频谱效率最大化、超对角 RIS 的非对角散射矩阵闭式解等多样化策略, 以及深度强化学习 (deep reinforcement learning, DRL) 的动态波束成形。然而, 上述方案均是在完美 CSI 条件下设计的, 当实际场景考虑信道估计误差时, 上述方案性能将急剧下降。

为了降低对实时高精度 CSI 的依赖, 基于码本的方案采用预训练反射模式来简化实时调控。例如, 文献[15]提出的分层码本结构可显著缩短波束训练时间, 文献[16]提出的环境感知码本通过动态采集散射体信息提升适应性。但现有码本方案仍面临两大瓶颈: 一是码本训练需消耗大量导频资源, 二是缺乏对时变信道的快速响应能力^[15-16]。针对上述问题, 文献[17]在多输入单输出 (multiple input single output, MISO) 通信场景下给出了其具体设计、实现方案, 利用统计 CSI 生成与环境匹配的码本以降低开销并保持性能。

上述码本设计与信道估计的挑战, 在非正交多址接入 (non-orthogonal multiple access, NOMA) 与 RIS 融合的复杂系统中尤为突出。首先, NOMA

用户间复杂的功率分配与多址干扰的耦合, 使信道估计复杂度呈指数级增长^[18]。当 RIS 引入后, 其相位配置与 NOMA 的功率分配以及串行干扰消除 (successive interference cancellation, SIC) 顺序产生深度耦合, 使联合优化问题变得极其复杂, 进一步放大了对低开销、高适应性码本架构的需求。

尽管面临上述挑战, NOMA 与 RIS 的融合因其能有效优化网络性能, 仍吸引了大量学者开展针对性的研究。例如, 文献[19]部署了 AO 框架以联合优化 BS 主动波束成形与 RIS 相移, 显著提升系统和速率。文献[20]通过联合优化资源分配与离散相位来提升 RIS-NOMA 系统的吞吐量。文献[21]提出基于 DRL 的 RIS-NOMA 通信的资源分配方案, 以在最大化系统吞吐量的同时提高能源效率。文献[22]针对全空间覆盖场景, 研究了同时透射与反射的 RIS (simultaneously transmitting and reflecting RIS, STAR-RIS) 辅助 NOMA 系统的联合波束成形与相移设计, 从而提升了系统频谱效率。

然而, 现有方案大多依赖完美 CSI, 并且未充分利用码本技术以降低训练开销并提升对信道不确定性的鲁棒性。特别是在 NOMA 系统中, 用户间的干扰耦合与 SIC 顺序对相位配置极为敏感, 而现有码本方案缺乏对 NOMA 特有信号结构的适配, 也未考虑低分辨率相位等硬件约束。

针对以上问题, 本文主要研究工作如下。

1) 针对 RIS-NOMA 系统中动态 CSI 获取与资源分配的联合优化问题, 提出了一种兼具适应性与性能优势的环境感知码本方案。离线阶段, 首先生成一组服从相同分布的虚拟信道; 针对每个虚拟信道, 采用 AO 方法来解决和速率最大化问题。基于此, 为 Q 个虚拟信道执行上述操作, 生成一个环境感知的 RC 码本。

2) 在线阶段, 利用离线生成的 RC 码本配置 RIS, 获得 Q 个候选复合信道。在此基础上, 以离线阶段的功率分配结果作为初始点, 采用增广拉格朗日法对功率分配进行在线优化。最后, 通过选取使和速率最大化的最优索引, 确定对应的 RIS 配置。

3) 分析所提出的环境感知信道训练模型在完美和不完美 CSI 场景下的理论可达速率。

4) 仿真结果表明, 所提方案在 RIS-NOMA 环境下实现可达速率与导频开销之间灵活的权衡。同

时, 该方案在实际场景中能够在保证用户公平性的前提下, 提升系统和速率, 并有效抑制多用户干扰。

1 系统模型

RIS辅助的多用户通信系统如图1所示。该系统为单小区多用户的RIS-NOMA通信系统, 部署了具有 N 个反射单元的RIS、具有 M 个天线的BS, 以及 K 个单天线用户。RIS配备智能控制器, 可根据实时CSI动态调整RC^[5]。系统采用时分双工协议, 利用上行链路(uplink, UL)与下行链路(downlink, DL)之间的信道互易性, 可通过UL训练来获取DL的CSI。系统参数如表1所示。

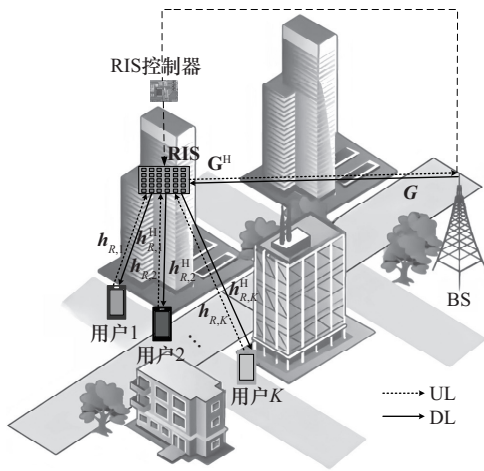


图1 RIS辅助的多用户通信系统

表1 系统参数

参数	含义
M	BS的发射天线数量
N	RIS反射单元数量
K	单天线用户数量
G	BS-RIS的信道
$h_{R,k}$	RIS-用户 k 的信道
h_k^H	用户 k 的复合信道
Θ	RIS的RC配置
R	用户和速率
P_t	BS发射总功率
P_{ul}	导频符号的平均发射功率
R_k^{\min}	用户 k 的最小速率门限
σ_z^2	BS的平均噪声功率
σ_k^2	用户的平均噪声功率
ϵ	复合信道的估计误差

BS到RIS、RIS到用户 k 以及BS到用户 k 的信道分别表示为 $G \in \mathbb{C}^{N \times M}$ 、 $h_{R,k} \in \mathbb{C}^{N \times 1}$ 和 $h_{B,k} \in \mathbb{C}^{M \times 1}$, 其中 $k = 1, 2, \dots, K$ 。

设 $\Theta = \text{diag}(e^{j\theta_1}, e^{j\theta_2}, \dots, e^{j\theta_N})$ 为RIS的相移矩阵, 表示RIS的RC配置, $e^{j\theta_n}$ 表示第 n 个RIS单元的RC, 满足 $|e^{j\theta_n}| = 1$ 。RIS并非为每个用户生成独立的定向波束, 其核心在于通过协同优化 Θ , 对整个入射信号进行波前调控, 以重塑BS与整个NOMA用户之间的复合信道环境。

假设量化相移级别的比特数为 b , 通过均匀量化从区间 $[0, 2\pi)$ 内选取离散相移值, 则每个离散相移值可以表示为

$$\theta_n = n\Delta\theta, n \in \{0, 1, \dots, 2^b - 1\} \quad (1)$$

其中, $\Delta\theta = \frac{2\pi}{2^b}$ 。用户 k 的端到端复合信道为

$$h_k^H = h_{R,k}^H \Theta G + h_{B,k}^H \quad (2)$$

设 $H = [h_1, h_2, \dots, h_K] \in \mathbb{C}^{M \times K}$ 表示与 K 个用户相关的UL信道。为便于理论分析与算法设计, 假设BS与用户之间的视距(line of sight, LoS)链路被障碍物阻挡, 只存在非视距(non-line of sight, NLoS)路径。在该系统模型下, 用户的信道质量差异主要体现为其复合信道增益 $\|h_k\|^2$ 。

设 $x_t = [x_{1,t} \ x_{2,t} \ \dots \ x_{K,t}]^T$ 表示时隙 t 的导频向量, 则在时隙 t , BS接收到的导频信号为

$$y_t = \sum_{k=1}^K h_k \sqrt{P_{ul}} x_{k,t} + z_t \quad (3)$$

其中, P_{ul} 是用户的导频符号发射功率; $x_{k,t}$ 表示第 t 个时隙从用户 k 传输到BS的导频符号, $\mathbb{E}[x_{k,t}] = 0$, $\text{Var}(x_{k,t}) = 1$; $z_t \in \mathbb{C}^{M \times 1}$ 表示BS接收到的加性白高斯噪声, 满足 $z_t \sim \mathcal{CN}(0, \sigma_z^2 I_M)$ 。

以RIS-用户 k 为例, 采用Rician信道模型, 其信道可以表示为

$$h_{R,k} = \sqrt{\beta_R} \left(\sqrt{\frac{F_R}{F_R + 1}} h_{R,k}^{\text{LoS}} + \sqrt{\frac{1}{F_R + 1}} h_{R,k}^{\text{NLoS}} \right) \quad (4)$$

其中, β_R 和 F_R 分别表示RIS-用户信道的路径损耗和Rician因子; $h_{R,k}^{\text{LoS}}$ 和 $h_{R,k}^{\text{NLoS}}$ 分别表示RIS-用户信道的LoS和NLoS分量; NLoS分量为独立同分布的复高斯变量, 满足 $h_{R,k}^{\text{NLoS}} \sim \mathcal{CN}(0, I_N)$ 。

BS-用户信道和BS-RIS信道也使用式(4)进行建模。每个信道的路径损耗 β 建模为

$$\beta = C_p \left(\frac{d}{d_0} \right)^{-\alpha} \quad (5)$$

其中, d 表示对应链路, C_p 表示参考距离 d_0 的路径损耗, α 表示路径损耗因子。令 $\mathbf{a}_{BS}(\delta) \in \mathbb{C}^{M \times 1}$ 和 $\mathbf{a}_R(\zeta, \gamma) \in \mathbb{C}^{N \times 1}$ 分别表示 BS 和 RIS 的波束指向矢量。 \mathbf{a}_{BS} 的第 m 个元素表示为

$$\mathbf{a}_{BS}(m) = e^{j \frac{2\pi}{\lambda_s} (m-1) d_{BS} \sin(\delta)} \quad (6)$$

其中, d_{BS} 表示 BS 天线单元的间距, λ_s 表示信号波长, $\delta \in \left[-\frac{\pi}{2}, \frac{\pi}{2} \right]$ 表示出射角 (angle of departure, AoD) 或到达角 (angle of arrival, AoA)。 \mathbf{a}_R 的第 n 个元素为

$$\mathbf{a}_R(n) = e^{j \frac{2\pi}{\lambda_s} d_R \sin(\gamma) \left[\left\lfloor \frac{n-1}{N_x} \right\rfloor \sin(\zeta) + ((n-1) - \left\lfloor \frac{n-1}{N_x} \right\rfloor N_x) \cos(\zeta) \right]} \quad (7)$$

其中, d_R 表示 RIS 的反射单元间距, 沿水平方向部署 N_x 列; $\zeta \in [0, \pi)$, $\gamma \in \left[-\frac{\pi}{2}, \frac{\pi}{2} \right]$ 分别表示 AoA/AoD 的方位角 (azimuth, Az) 和俯仰角 (elevation, El), 则 \mathbf{G} 、 $\mathbf{h}_{R,k}$ 和 $\mathbf{h}_{B,k}$ 的 LoS 分量分别为 $\mathbf{a}_R(\zeta_H^{AoA}, \gamma_H^{AoA}) \mathbf{a}_{BS}(\delta_H^{AoD})^H$ 、 $\mathbf{a}_R(\zeta_R^{AoA}, \gamma_R^{AoA})$ 和 $\mathbf{a}_{BS}(\delta_{B,k}^{AoA})$, 其中 $\delta_{B,k}^{AoA}$ 和 δ_H^{AoD} 分别表示用户-BS 的 AOA 和 BS-RIS 的 AOD, $\zeta_H^{AoA}, \gamma_H^{AoA}$ 分别表示 BS-RIS AoA 的 Az 和 El, ζ_R^{AoA} 和 γ_R^{AoA} 分别表示用户-RIS AOA 的 Az 和 El。

2 信道训练模型

2.1 基于信道训练的模型

如图 2 所示, 信道训练模型包括离线和在线两个阶段。

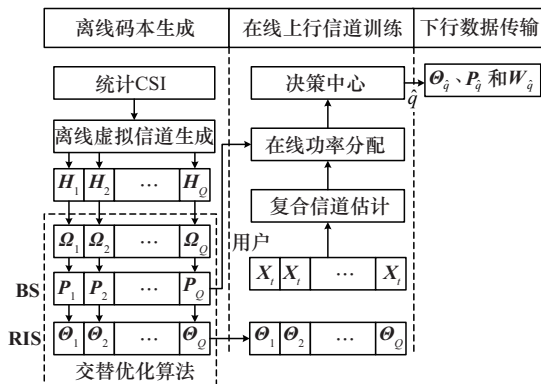


图 2 信道训练模型

离线阶段基于统计 CSI 生成一组虚拟信道, 然后使用 AO 算法获得与每个虚拟信道对应的最优 RIS 配置, 生成 RIS 码本。

在线阶段传输模型分为两个阶段。

1) 在 UL 信道训练阶段, 根据环境感知码本调整 RIS 配置, 以获得 Q 个候选信道。

2) 在 DL 链路信号传输阶段, 从 Q 个候选信道中选择最大化和速率的最优信道, 并获得相应的 RIS 配置和发射功率分配, 以辅助 DL 链路通信。

2.2 离线码本设计阶段

统计 CSI 较易通过对历史观测信道的平均值和大尺度路径损耗进行估计, 从而生成长期稳定的统计 CSI (主要包括路径损耗、LoS 分量、实际信道 NLoS 分量和角度分布等) [11]。根据式(4)为 RIS-用户 k 链路离线生成 Q 个虚拟信道, 如式(8)所示。

$$\mathbf{h}_{R,k,q} = \sqrt{\beta_R} \left(\sqrt{\frac{F_R}{F_R + 1}} \mathbf{h}_{R,k}^{LoS} + \sqrt{\frac{1}{F_R + 1}} \tilde{\mathbf{h}}_{R,k,q}^{NLoS} \right) \quad (8)$$

其中, $\mathbf{h}_{R,k}^{LoS}$ 是虚拟信道的 LoS 分量, 每个信道训练块中保持不变; $\tilde{\mathbf{h}}_{R,k,q}^{NLoS}$ 表示第 q 个虚拟信道的 NLoS 分量, 按照与 $\mathbf{h}_{R,k,q}^{NLoS}$ 相同的分布随机生成。此外, BS-RIS 和 BS-用户 k 的虚拟信道以相同方式生成。

对于每个虚拟信道, 通过联合优化 BS 的发射功率分配和 RIS 的配置来最大化所有用户的和速率, 同时满足总发射功率的限制、最小速率限制和 SIC 约束。优化问题可表示为

$$\begin{aligned} & \max_{P_{q,k}, \Theta_q, \mathbf{w}_{q,k}} \sum_{k=1}^K \text{lb} \left(1 + \frac{P_{q,k} |\mathbf{h}_{q,k}^H \mathbf{w}_{q,k}|^2}{\sum_{j=1}^{k-1} P_{q,j} |\mathbf{h}_{q,k}^H \mathbf{w}_{q,k}|^2 + \sigma_k^2} \right) \\ \text{s.t. } & C_1: \sum_{k=1}^K P_{q,k} \leq P_t \\ & C_2: \text{lb} \left(1 + \frac{P_{q,k} |\mathbf{h}_{q,k}^H \mathbf{w}_{q,k}|^2}{\sum_{j=1}^{k-1} P_{q,j} |\mathbf{h}_{q,k}^H \mathbf{w}_{q,k}|^2 + \sigma_k^2} \right) \geq R_k^{\min}, \forall k \\ & C_3: P_{q,k} |\mathbf{h}_{q,k-1}^H \mathbf{w}_{q,k-1}|^2 - \sum_{j=1}^{k-1} P_{q,j} |\mathbf{h}_{q,k-1}^H \mathbf{w}_{q,k-1}|^2 \geq P_{\text{tol}}, \\ & \quad \forall k = 2, \dots, K \\ & C_4: \Theta_q = \text{diag} \left(e^{j\theta_{q,1}}, e^{j\theta_{q,2}}, \dots, e^{j\theta_{q,N}} \right) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 C_5: & \theta_n = n\Delta\theta, \Delta\theta = \frac{2\pi}{2^b}, n \in \{0, 1, \dots, 2^b - 1\} \\
 C_6: & \|\mathbf{w}_{q,k}\|^2 = 1 \\
 C_7: & q = 1, \dots, Q
 \end{aligned} \tag{9}$$

其中, $\mathbf{h}_{q,k}^H = \mathbf{h}_{R,k}^H \boldsymbol{\Theta}_q \mathbf{G} + \mathbf{h}_{B,k}^H$, P_{tol} 是区分需解码的信号和剩余的未解码信号之间的最小功率差, $\mathbf{w}_{q,k}$ 是用户 k 在训练块 q 中归一化后的波束成形向量, P_t 是BS的总发射功率, R_k^{\min} 是用户 k 的最小速率需求。BS采用加权最小均方误差 (weighted minimum mean squared error, WMMSE) 方法优化波束成形, 设 $\mathbf{H}_q^H = [\mathbf{h}_{q,1}, \mathbf{h}_{q,2}, \dots, \mathbf{h}_{q,K}]^H$, 初始化用户权重矩阵 $\boldsymbol{\Omega}_q = \text{diag}(\omega_{q,1}, \omega_{q,2}, \dots, \omega_{q,K})$, $\omega_{q,k} = \frac{1}{1 + \text{SINR}_{q,k}}$, 则

WMMSE波束成形表示为

$$\begin{aligned}
 \hat{\mathbf{w}}_{q,k} &= (\mathbf{H}_q \boldsymbol{\Omega}_q \mathbf{H}_q^H + \alpha \mathbf{I}_M)^{-1} \mathbf{H}_q \boldsymbol{\Omega}_q^{\frac{1}{2}} \mathbf{e}_k \\
 \frac{\hat{\mathbf{w}}_{q,k}}{\|\hat{\mathbf{w}}_{q,k}\|} &\xrightarrow{\text{归一化}} \mathbf{w}_{q,k}
 \end{aligned} \tag{10}$$

其中, α 是正则化参数, $\hat{\mathbf{w}}_{q,k}$ 是用户 k 在训练块 q 中的波束成形向量。设用户的信道增益降序排列为

$$\|\mathbf{h}_{q,1}\|^2 \geq \|\mathbf{h}_{q,2}\|^2 \geq \dots \geq \|\mathbf{h}_{q,K}\|^2 \tag{11}$$

接下来, 利用AO算法获得最优的发射功率分配和RIS配置方案, 该过程包括以下两部分。

1) 优化发射功率分配。在固定 $\boldsymbol{\Theta}_q$ 和 $\mathbf{w}_{k,q}$ 的情况下, 优化 $P_{q,k}$, 以最大化用户和速率, 同时满足总功率约束和SIC约束。设用户 k 的信道增益为 $\gamma_k = |\mathbf{h}_{q,k}^H \mathbf{w}_{q,k}|^2$, 且 $\gamma_1 \geq \gamma_2 \geq \dots \geq \gamma_K$, 因此式(9)问题可以转化为最优功率分配问题, 如式(12)所示。

$$\begin{aligned}
 & \max_{P_{q,k}} \sum_{k=1}^K \omega_{q,k} \text{lb} \left(1 + \frac{P_{q,k} \gamma_k}{\sum_{j=1}^{k-1} P_{q,j} \gamma_k + \sigma_k^2} \right) \\
 & \text{s.t. } C_1, C_7 \\
 & C_2: \text{lb} \left(1 + \frac{P_{q,k} \gamma_k}{\sum_{j=1}^{k-1} P_{q,j} \gamma_k + \sigma_k^2} \right) \geq R_k^{\min}, \forall k \\
 & C_3: P_{q,k} \gamma_{k-1} - \sum_{j=1}^{k-1} P_{q,j} \gamma_{k-1} \geq P_{\text{tol}}, \forall k = 2, \dots, K \tag{12}
 \end{aligned}$$

采用拉格朗日方法求解最优功率分配问题, 建立拉格朗日函数为

$$\begin{aligned}
 \mathcal{L}(P_q, \lambda, \zeta, \psi) &= \\
 & \sum_{k=1}^K \omega_{q,k} \text{lb} \left(1 + \frac{P_{q,k} \gamma_k}{\sum_{j=1}^{k-1} P_{q,j} \gamma_k + \sigma_k^2} \right) + \\
 & \lambda \left(P_t - \sum_{k=1}^K P_{q,k} \right) + \\
 & \sum_{k=1}^K \zeta_k \left\{ P_{q,k} \gamma_k - (\zeta_k - 1) \left(\sum_{j=1}^{k-1} P_{q,j} \gamma_k + \sigma_k^2 \right) \right\} + \\
 & \sum_{k=2}^K \psi_k \left\{ P_{q,k} \gamma_{k-1} - \sum_{j=1}^{k-1} P_{q,j} \gamma_{k-1} - P_{\text{tol}} \right\}
 \end{aligned} \tag{13}$$

其中, $\zeta_k = 2^{R_k^{\min}}$, λ , ζ_k 和 ψ_k 是拉格朗日乘子, 分别表示总功率约束、最小速率约束和SIC约束, 即 $A = \{\lambda\}$, $B = \{\zeta_1, \zeta_2, \dots, \zeta_K\}$, $C = \{\psi_2, \psi_3, \dots, \psi_K\}$ 。因此, 解集为 $S = \{\lambda, \vartheta_2, \dots, \vartheta_K\}$, 其中 $\vartheta_k \in \{\zeta_k, \psi_k\}$, $k = 2, \dots, K$ 。

根据文献[18]的引理2, 下行NOMA簇中最高信道增益用户的最优功率分配的闭式解表示为

$$\begin{aligned}
 P_{q,1} &= \frac{\omega_{q,1} P_t}{\prod_{j=2, j \notin B'}^K \zeta_j \prod_{j=2, j \in B'}^K 2} - \\
 & \sum_{j=2, j \notin B'}^K \frac{\omega_{q,j} \sigma_k^2 (\zeta_j - 1)}{\gamma_j \prod_{i=2, i \notin B'}^j \zeta_i \prod_{i=2, i \in B'}^j 2} - \\
 & \sum_{j=2, j \notin C'}^K \frac{\omega_{q,j} P_{\text{tol}}}{2\gamma_{j-1} \prod_{l=2, l \notin B'}^{j-1} \zeta_l \prod_{l=2, l \in B'}^{j-1} 2}
 \end{aligned} \tag{14}$$

其中, $B' = S - B$, $C' = S - C$, 其余用户的最优功率分配有如下两种情况。

如果 $k \notin B'$, 最优功率分配表示为

$$\begin{aligned}
 P_{q,k} &= \\
 & \left[\frac{\omega_{q,k} P_t}{\prod_{j=k, j \notin B'}^K \zeta_j \prod_{j=k, j \in B'}^K 2} - \sum_{j=k, j \notin B'}^K \frac{\omega_{q,j} \sigma_k^2 (\zeta_j - 1)}{\gamma_j \prod_{i=k, i \notin B'}^j \zeta_i \prod_{i=k, i \in B'}^j 2} - \right. \\
 & \left. \sum_{j=k, j \notin C'}^K \frac{\omega_{q,j} P_{\text{tol}}}{2\gamma_{j-1} \prod_{l=k, l \notin B'}^{j-1} \zeta_l \prod_{l=k, l \in B'}^{j-1} 2} + \frac{\omega_{q,k} \sigma_k^2}{\gamma_k} \right] \cdot (\zeta_k - 1)
 \end{aligned} \tag{15}$$

如果 $k \in B'$, 最优功率分配表示为

$$P_{q,k} = \frac{\omega_{q,k} P_t}{\prod_{j=k,j \notin B'} \zeta_j \prod_{j=k,j \in B'} 2} - \sum_{j=k,j \notin B'} \frac{\omega_{q,j} \sigma_k^2 (\zeta_j - 1)}{\gamma_j \prod_{i=k,i \notin B'} \zeta_i \prod_{i=k,i \in B'} 2} - \sum_{j=k,j \notin C'} \frac{\omega_{q,j} P_{\text{tol}}}{2\gamma_{j-1} \prod_{l=k,l \notin B'} \zeta_l \prod_{l=k,l \in B'} 2} + \frac{\omega_{q,k} P_{\text{tol}}}{\gamma_{k-1}} \quad (16)$$

因此可得在当前 q 下的最优的功率分配矩阵为

$$\mathbf{P}_q = [P_{q,1}, P_{q,2}, \dots, P_{q,K}]$$

2) 优化 RIS 配置。给定发射功率分配矩阵 \mathbf{P}_q , 优化 RIS 配置矩阵 Θ_q , 以最大化所有用户的和速率。优化问题可表示为

$$\begin{aligned} \max_{\theta_{q,n}} R_q(\theta_{q,n}) = & \sum_{k=1}^K \omega_{q,k} \text{lb} \left(1 + \frac{P_{q,k} |\mathbf{h}_{q,k}^H \mathbf{w}_{q,k}|^2}{\sum_{j=1}^{k-1} P_{q,j} |\mathbf{h}_{q,k}^H \mathbf{w}_{q,j}|^2 + \sigma_k^2} \right) \\ \text{s.t. } & C_3, C_4, C_7 \end{aligned} \quad (17)$$

采用逐次优化的方法逐个优化 RIS 单元。固定其他 $(N-1)$ 个单元, 仅优化第 n 个单元的相移 $\theta_{q,n}$ 。对每个 $\theta_{q,n}$ 计算其目标函数值 $R_q(\theta_{q,n})$, 选择对应最大值的相位偏移。重复该一维搜索过程若干次, 得到与发射功率分配矩阵 \mathbf{P}_q 对应的最优 RIS 配置矩阵 Θ_q 。通过 AO 算法依次优化功率分配和 RIS 配置, 直至目标函数收敛。

由于复合信道是根据统计 CSI 离线生成的, 因此该码本设计能够适应长期环境变化, 减少在线阶段的计算复杂度。

算法 1 RIS-NOMA 通信的环境感知码本设计

输入 统计 CSI, 迭代次数 \max_iter

输出 Ω_q, Θ_q 和 $\mathbf{P}_q, q = 1, \dots, Q$

- 1) for $q \in \{1, \dots, Q\}$
- 2) 根据式(8)随机生成虚拟信道 $\mathbf{h}_{R,k,q}$;
- 3) 设 $r = 0$, 随机初始化 RIS 相移矩阵 Θ_q^r ;
- 4) 波束成形初始化 $\mathbf{w}_{q,k}^{(0)} = \frac{\mathbf{h}_{q,k}^0}{\|\mathbf{h}_{q,k}^0\|}$;

- 5) Ω_q^0 权重矩阵初始化;
- 6) for $i = 1, 2, \dots, \max_iter$ do
- 7) $r = r + 1$;
- 8) 利用 Ω_q^{r-1} 根据式(10)更新波束成形;
- 9) 根据式(14)~式(16)可得最优的 \mathbf{P}_q ;
- 10) for $n \in \{0, 1, \dots, 2^b - 1\}$ do
- 11) 根据式(17)优化 $e^{j\theta_{q,n}}$;
- 12) end for
- 13) 复合信道 $\mathbf{h}_{q,k}^r$ 更新, Ω_q^r 权重矩阵更新;
- 14) 计算 $\Delta R_q = \frac{|R_q^r - R_q^{r-1}|}{R_q^{r-1}}$;
- 15) 若 $\Delta R_q \leq \varepsilon$ 或 $r \geq \max_iter$, break;
- 16) end for
- 17) $\Omega_q = \Omega_q^r, \Theta_q = \Theta_q^r$ 和 $\mathbf{P}_q = \mathbf{P}_q^r$;
- 18) end for

2.3 在线 RIS 配置阶段

在线阶段, 通过遍历环境感知码本中的候选码字来配置 RIS, 计算对应的系统和速率。决策中心据此选取最优码字, 用于后续的数据传输。

1) 复合信道估计

给定第 q 个训练块的 RC 配置 Θ_q , 时隙 t 的接收信号表示为

$$\mathbf{y}_{q,t} = \sum_{k=1}^K \mathbf{h}_{q,k} \sqrt{P_{ul}} x_{k,t} + \mathbf{z}_{q,t} = \sqrt{P_{ul}} \mathbf{H}_q \mathbf{x}_t + \mathbf{z}_{q,t} \quad (18)$$

其中, $\mathbf{h}_{q,k}$ 表示训练块 q 中从用户 k 到 BS 的复合信道。对于所有 Q 个训练块, 导频符号保持相同。

在收集了训练块 q 的 T 个时隙的信号后, 该块在 BS 的接收信号表示为

$$\mathbf{Y}_q = [\mathbf{y}_{q,1}, \mathbf{y}_{q,2}, \dots, \mathbf{y}_{q,T}] = \sqrt{P_{ul}} \mathbf{H}_q \mathbf{X} + \mathbf{Z}_q \quad (19)$$

其中, $\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_T]$ 是用于估计从 K 个用户到 BS 的复合信道的导频矩阵, $\mathbf{Z}_q = [\mathbf{z}_{q,1}, \mathbf{z}_{q,2}, \dots, \mathbf{z}_{q,T}]$ 表示训练块 q 中 BS 的噪声矩阵。

每个训练块中的复合信道估计采用相互正交的导频设计减轻多用户间的干扰。为了分离 K 个用户传输的导频信号, 生成 K 组相互正交的导频序列, 导频序列的长度 T 须满足 $T \geq K$ 。为了最小化导频开销, 设 $T = K$ 。训练块 q 复合信道的最小二乘法估计为

$$\tilde{\mathbf{H}}_q = \frac{1}{K \sqrt{P_{ul}}} \mathbf{Y}_q \mathbf{X}^H \quad (20)$$

2) 在线功率分配

基于第 q 个训练块的 $\tilde{\mathbf{H}}_q$, BS 采用 WMMSE 预

编码器执行多用户波束成形, 表示为

$$\tilde{\mathbf{W}}_q = \left(\tilde{\mathbf{H}}_q \mathbf{\Omega}_q \tilde{\mathbf{H}}_q^H + \sigma_z^2 \mathbf{I}_M \right)^{-1} \tilde{\mathbf{H}}_q \mathbf{\Omega}_q^2 \quad (21)$$

以离线阶段生成的 $\mathbf{P}_q = [P_{q,1}, P_{q,2}, \dots, P_{q,K}]$ 为起点, 优化在线阶段的发射功率分配矩阵 $\tilde{\mathbf{P}}_q = [\tilde{P}_{q,1}, \tilde{P}_{q,2}, \dots, \tilde{P}_{q,K}]$ 以最大化用户和速率, 同时满足总功率和SIC约束, 优化问题可表示为

$$\max_{\mathbf{P}_{q,k}} R = \sum_{k=1}^K \omega_{q,k} \text{lb} \left(1 + \frac{P_{q,k} \tilde{\gamma}_k}{\sum_{j=1}^{k-1} P_{q,j} \tilde{\gamma}_k + \sigma_k^2} \right)$$

s.t. C_1, C_7

$$C_2: \text{lb} \left(1 + \frac{P_{q,k} \tilde{\gamma}_k}{\sum_{j < k} P_{q,j} \tilde{\gamma}_k + \sigma_k^2} \right) \geq R_k^{\min}, \forall k$$

$$C_3: P_{q,k} \tilde{\gamma}_{k-1} - \sum_{j=1}^{k-1} P_{q,j} \tilde{\gamma}_{k-1} \geq P_{\text{tol}}, \forall k = 2, \dots, K \quad (22)$$

其中, $\tilde{\gamma}_k = |\tilde{\mathbf{h}}_{q,k}^H \tilde{\mathbf{w}}_{q,k}|^2$. 对目标函数 R 求导, 得到关于功率分配的梯度为

$$\begin{aligned} \nabla_{P_{q,k}} R &= \frac{\partial R}{\partial P_{q,k}} = \frac{\omega_{q,k} \tilde{\gamma}_k}{\sum_{j=1}^k P_{q,j} \tilde{\gamma}_k + \sigma_k^2} - \\ &\sum_{i=k+1}^K \frac{\omega_{q,i} P_{q,i} \tilde{\gamma}_i^2}{\left(\sum_{j=1}^i P_{q,j} \tilde{\gamma}_j + \sigma_i^2 \right) \left(\sum_{j=1}^{i-1} P_{q,j} \tilde{\gamma}_j + \sigma_i^2 \right)} \end{aligned} \quad (23)$$

采用梯度上升法更新功率分配为

$$\mathbf{P}_q^{(t+1)} = \mathbf{P}_q^{(t)} + \eta^{(t)} \nabla_{\mathbf{P}_q^{(t)}} R, \eta^{(t)} = \frac{\|\nabla_{\mathbf{P}_q^{(t)}} R\|^2}{\text{Hessian}(\nabla_{\mathbf{P}_q^{(t)}} R)}$$

$$\text{Hessian}(\nabla_{\mathbf{P}_q^{(t)}} R) = \nabla_{\mathbf{P}_q^{(t)}}^T \mathbf{H} \nabla_{\mathbf{P}_q^{(t)}} R \quad (24)$$

其中, $\eta^{(t)}$ 表示基于梯度大小的动态步长, $\mathbf{H} = \nabla_{\mathbf{P}_q}^2 R$ 表示 $R(\mathbf{P}_q)$ 关于 \mathbf{P}_q 的二阶偏导数矩阵, $\text{Hessian}(\nabla_{\mathbf{P}_q^{(t)}} R)$ 表示在梯度方向 $\nabla_{\mathbf{P}_q^{(t)}} R$ 上的二阶导数。

对更新后的 $\mathbf{P}_q^{(t+1)}$ 进行投影操作, 以确保其满足所有约束条件, 总功率约束的投影式为

$$\begin{aligned} \Pi_{C_1}(\mathbf{P}_q) &= \arg \min_{\mathbf{P}} \|\mathbf{P} - \mathbf{P}_q^{(t+1)}\|_2^2 \\ \text{s.t.} \quad &\sum_{k=1}^K P_{q,k} \leq P_t \end{aligned} \quad (25)$$

如果不满足总功率约束, 则找到一个新的功率分配 \mathbf{P} , 使其尽可能接近更新后的功率 $\mathbf{P}_q^{(t+1)}$, 同

时满足总功率的限制。其投影实现为

$$\begin{aligned} P_{q,k} &= \max(0, P_{q,k} - \rho w_k) \\ \rho &= \frac{\sum_{k=1}^K P_{q,k} - P_t}{K} \\ w_k &= \frac{P_{q,k}}{\sum_{j=1}^K P_{q,j}} \end{aligned} \quad (26)$$

为了最大化优化和速率的同时, 满足SIC约束, 采用增广拉格朗日法将SIC约束条件整合到目标函数中, 定义增广拉格朗日函数为

$$\mathcal{L}(\mathbf{P}_q, \boldsymbol{\lambda}, \mu) = R(\mathbf{P}_q) - \sum_{k=2}^K \lambda_k h_k(\mathbf{P}_q) + \frac{\mu}{2} \sum_{k=2}^K h_k^2(\mathbf{P}_q) \quad (27)$$

其中, $h_k(\mathbf{P}_q) = \max\left(0, \sum_{j=1}^{k-1} P_{q,j} \tilde{\gamma}_{k-1} + P_{\text{tol}} - P_{q,k} \tilde{\gamma}_{k-1}\right)$

是用户 k 的SIC约束的违反量; λ_k 是拉格朗日乘子; μ 是惩罚因子。增广拉格朗日项梯度为

$$\begin{aligned} \nabla_{P_q} \mathcal{L} &= \nabla_{P_q} R - \sum_{k=2}^K \lambda_k \nabla h_k(\mathbf{P}_q) + \\ &\mu \sum_{k=2}^K h_k(\mathbf{P}_q) \nabla h_k(\mathbf{P}_q) \end{aligned} \quad (28)$$

当 $h_k(\mathbf{P}_q) > 0$ 时, $\nabla_{P_{qj}} h_k = \begin{cases} \tilde{\gamma}_{k-1}, 1 < j < k \\ -\tilde{\gamma}_{k-1}, j = k \\ 0, \text{其他} \end{cases}$

$h_k(\mathbf{P}_q) = 0$ 时, $\nabla h_k = 0$; 则 $\nabla_{P_{qj}} \mathcal{L}$ 的表达式为

$$\nabla_{P_{qj}} \mathcal{L} = \frac{\partial R}{\partial P_{qj}} - \sum_{k=2}^K \lambda_k \frac{\partial h_k}{\partial P_{qj}} + \mu \sum_{k=2}^K h_k \frac{\partial h_k}{\partial P_{qj}} \quad (29)$$

通过上述方法可得在当前 q 下的最优功率分配矩阵为 $\tilde{\mathbf{P}}_q = [\tilde{P}_{q,1}, \tilde{P}_{q,2}, \dots, \tilde{P}_{q,K}]$, 其求解过程如算法2所示。

算法2 基于增广拉格朗日法的功率分配优化

输入 $\tilde{\mathbf{H}}_q, \tilde{\mathbf{W}}_q, \mathbf{P}_q, P_t, P_{\text{tol}}, \text{max_iter}$;

输出 优化后的功率分配 $\tilde{\mathbf{P}}_q, q = 1, \dots, Q$

1) for $q \in \{1, \dots, Q\}$

2) 初始化功率分配 $\mathbf{P}_q^{(0)} = \mathbf{P}_q$, 设置 $r = 0$;

3) for $i = 1, 2, \dots, \text{max_iter}$ do

4) 根据式(23)计算功率分配的梯度 $\nabla_{\mathbf{P}_q}^{(r)}$;

5) 根据式(28)增广拉格朗日项梯度;

6) 计算动态步长 $\eta^{(r)}$;

7) 更新功率分配 $\mathbf{P}_q^{(r+1)} = \mathbf{P}_q^{(r)} + \eta^{(r)} \nabla_{\mathbf{P}_q}^{(r)}$;

- 8) if $\sum_{k=1}^K P_{q,k}^{(r+1)} > P_t$ 投影到总功率约束集合;
 - 10) 更新 $\mathbf{P}_q^{(r+1)} = \max(0, \mathbf{P}_q^{(r+1)} - \rho \mathbf{w}_{r+1})$;
 - 11) end if
 - 12) for $k = 2, \dots, K$ do
 - 13)
$$h_k(\mathbf{P}_q) = \max\left(0, \sum_{j=1}^{k-1} P_{q,j} \tilde{\gamma}_{k-1} + P_{\text{tol}} - P_{q,k} \tilde{\gamma}_{k-1}\right)$$
;
 - 14) $\lambda_k^{(r+1)} = \lambda_k^{(r)} + \mu^{(r)} h_k(\mathbf{P}_q)$;
 - 15) end for
 - 16) 更新 μ , $\mu^{(r+1)} = \min(\rho \mu^{(r)}, \mu_{\max})$;
 - 17) 计算 $\Delta \mathbf{P}_q = \|\mathbf{P}_q^{(r+1)} - \mathbf{P}_q^{(r)}\|_2$, ΔR_q ;
 - 18) 更新迭代计数器 $r = r + 1$;
 - 19) 若 $\Delta \mathbf{P}_q \leq \varepsilon_p$ || $\Delta R_q \leq \varepsilon_R$ || $r \geq \text{max_iter}$, break;
 - 20) end for
 - 21) 输出最终优化功率分配 $\tilde{\mathbf{P}}_q = \mathbf{P}_q^{(r+1)}$;
 - 22) end for
- 3) 最优索引选择

在获得 Q 个候选信道及其对应的在线功率分配矩阵后, RIS RC 配置优化问题可表示为

$$\max_{\theta_{q,n}} R_q = \sum_{k=1}^K \omega_{q,k} \text{lb} \left[1 + \frac{\tilde{P}_{q,k} |\tilde{\mathbf{h}}_{q,k}^H \tilde{\mathbf{w}}_{q,k}|^2}{\sum_{j < k} \tilde{P}_{q,j} |\tilde{\mathbf{h}}_{q,k}^H \tilde{\mathbf{w}}_{q,j}|^2 + \sigma_k^2} \right]$$

s.t. C_7 (30)

一旦得到最优训练块的索引 \hat{q} , 将获得对应的 RIS RC 配置 $\tilde{\boldsymbol{\theta}}_{\hat{q}} = \boldsymbol{\theta}_{\hat{q}}$ 和相应的 $\tilde{\mathbf{P}}_{\hat{q}}$.

3 提出方案的理论分析

由式(11)可知 RIS 到用户的路损因子升序排列, 即 $\beta_{R,1} < \beta_{R,2} < \dots < \beta_{R,K}$. 根据用户间的信道增益差异和功率分配因子 $\alpha_k = \frac{\beta_{R,k}}{\sum_{i=1}^K \beta_{R,i}}$ 来完善用户 k 的接

收功率式。

3.1 完美 CSI 理论分析

假设 BS 和用户之间的直接链路被阻挡, BS 与 RIS 之间的信道只保留 LoS 分量。基于上述假设, 理论接收功率的缩放规律总结在命题 1 中。

命题 1 假设 $h_{R,n}$ 遵循莱斯信道模型, F_R 为莱

斯因子。对于 $N \gg 1$, 用户 k 接收的平均功率为

$$P_{R,k} = \left(\alpha_k + \sum_{i=1}^{k-1} \alpha_i \right) P_t \mathbb{E} \left\{ \max_{q \in \mathcal{Q}} \|\mathbf{h}_R^H \boldsymbol{\theta}_q \mathbf{G}\|^2 \right\} \quad (31)$$

其中, $P_{R,k}$ 表示用户 k 接收的平均功率, P_t 表示 BS 的总发射功率。由于求和的最大值不超过最大值的和, 式(31)可以进一步写为

$$P_{R,k} \leq \left(\alpha_k + \sum_{i=1}^{k-1} \alpha_i \right) P_t \mathbb{E} \left\{ \sum_{m=1}^M \max_{q \in \mathcal{Q}} \left| \sum_{n=1}^N h_{R,n}^* \varphi_{q,n} \mathbf{g}_{n,m} \right|^2 \right\} = \left(\alpha_k + \sum_{i=1}^{k-1} \alpha_i \right) P_t \beta_R \beta_{B,R} M \mathbb{E} \left\{ \max_{q \in \mathcal{Q}} \left| \sum_{n=1}^N \bar{h}_{R,n}^* \varphi_{q,n} \bar{\mathbf{g}}_{n,m} \right|^2 \right\} \quad (32)$$

其中, \mathbf{g}_n 是矩阵 \mathbf{G} 的第 n 行, 当且仅当 $\text{rank}(\mathbf{G}) = 1$ 时 “=” 成立。此外, $h_{R,n}$ 和 $\mathbf{g}_{n,m}$ 分别是 h_R 和 \mathbf{g}_n 的第 n 个元素, $\bar{h}_{R,n}^*$ 和 $\mathbf{g}_{n,m}$ 分别表示它们的归一化结果。 $\varphi_{q,n} = e^{j\theta_{q,n}}$ 是矩阵 $\boldsymbol{\theta}_q$ 对角线上的第 n 个元素。

由于 $\left(\alpha_k + \sum_{i=1}^{k-1} \alpha_i \right) P_t \beta_R \beta_{B,R} M$ 在计算 $P_{R,k}$ 前已经确定, 因此式(32)可以转化为

$$\mathbb{E} \left\{ \max_{q \in \mathcal{Q}} \left| \sum_{n=1}^N \bar{h}_{R,n}^* \varphi_{q,n} \bar{\mathbf{g}}_{n,m} \right|^2 \right\} \quad (33)$$

根据文献[17]附录 A 中的分析, 当 N 足够大且 RIS 反射系数满足随机均匀分布条件时, 式(33)中的最大期望项可由极值统计理论近似为

$$F_1^2 N^2 + F_2^2 N (\log Q + C) + \sqrt{\pi} F_1 F_2 N \quad (34)$$

其中, $F_1 = \sqrt{\frac{F_R}{F_R + 1}}$ 和 $F_2 = \sqrt{\frac{1}{F_R + 1}}$ 分别表示 LoS 分量和 NLoS 分量的加权系数; $C \approx 0.57722$ 是欧拉-马歇罗尼常数。将式(34)代入式(31)可得

$$P_{R,k} = \left(\alpha_k + \sum_{i=1}^{k-1} \alpha_i \right) P_t \beta_{R,k} \beta_{B,R} M \cdot \left[F_1^2 N^2 + F_2^2 N (\log Q + C) + \sqrt{\pi} F_1 F_2 N \right] \quad (35)$$

忽略式(35)常数项, 则接收功率的缩放规律为

$$P_{R,k} \propto \frac{F_R}{F_R + 1} N^2 + \frac{N}{F_R + 1} (\log Q + C + \sqrt{F_R \pi}) \quad (36)$$

接下来, 通过以下 4 个特例对命题 1 进行分析。

- 1) 当 $F_R \rightarrow 0$ 时, RIS-用户信道变为瑞利信道, RIS 的相移为随机选择, 不利用任何环境感知信息, 所提方案退化为随机相移码本方案, 接收功率 $P_{R,k} \propto N (\log Q + C)$, 此时 $P_{R,k}$ 依赖于 Q , 并且与

N 呈线性关系。

2) 当 $F_R \rightarrow \infty$ 时, RIS-用户信道变为确定性的 LoS 信道, 该信道根据统计 CSI 被完全对齐。这时 RIS 根据信道信息进行最优配置, 最大化接收功率。此时有 $P_{R,k} \propto N^2$ 律。

3) 当 $Q = 1$ 时, 环境感知算法简化为基于统计 CSI 的方案。当 $F_R \rightarrow 0$ 时, 接收功率为 $P_{R,k} \propto NC$ 。此时系统的接收功率和随机相移配置类似。当 $F_R \rightarrow \infty$ 时, 则可依靠最优 RIS 配置获得功率缩放规律, 即 $P_{R,k} \propto N^2$ 。

4) 当 Q 取最大值 2^{bN} 时, $P_{R,k} \propto N^2$, 这意味着系统利用了丰富的信道信息, N 的增加对系统性能有显著提升, 接近最优的 RIS 配置情况。

分析表明, 通过调节码本大小 Q , 可以在统计 CSI 和最优 RIS 配置之间取得平衡。当 Q 较小时, 系统依赖统计 CSI, 性能较差但开销小; 当 Q 较大时, 能利用更多的信道信息, 性能提升但开销增加。

3.2 非完美 CSI 理论分析

本节通过四 RIS 单元场景分析非完美 CSI 下的理论性能。如图 3(a) 所示, 传统方案中无信道误差时最优 RC 使级联信道完全对齐, 可达速率由文献[10]式(30)界定; 如图 3(b) 所示, 存在估计误差时相位偏移旋转, 性能损失由文献[9]中式(29)表征。其中, $\varphi_n = e^{j\theta_n}$ 是 RIS 的第 n 个反射单元的 RC, $\hat{\varphi}_n =$

$e^{j\hat{\theta}_n}$ 是 RIS 的第 n 个反射单元偏移后的 RC。虚线箭头表示在存在信道估计误差的情况下, 系统根据误差调整后的“估计信道”; 实线箭头表示包括 RC 配置的级联信道。

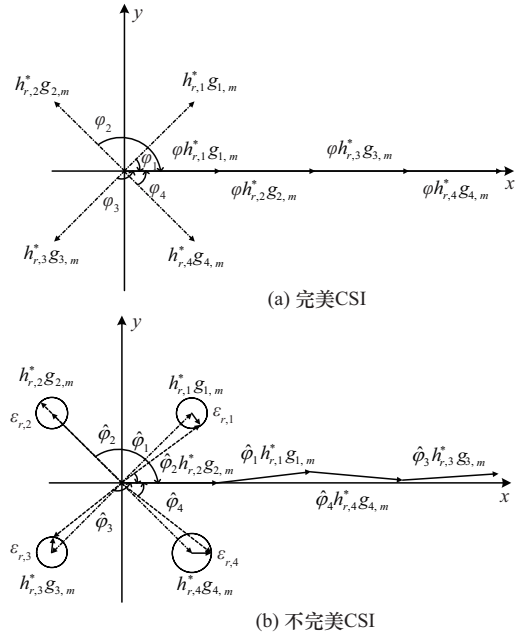


图3 传统信道估计和无源波束成形方案

如图 4 所示, 所提环境感知码本方案在基于信道训练模型的完美 CSI 场景下, 通过角度旋转级联信道 (加粗实线箭头) 实现有效增益最大化 (等价

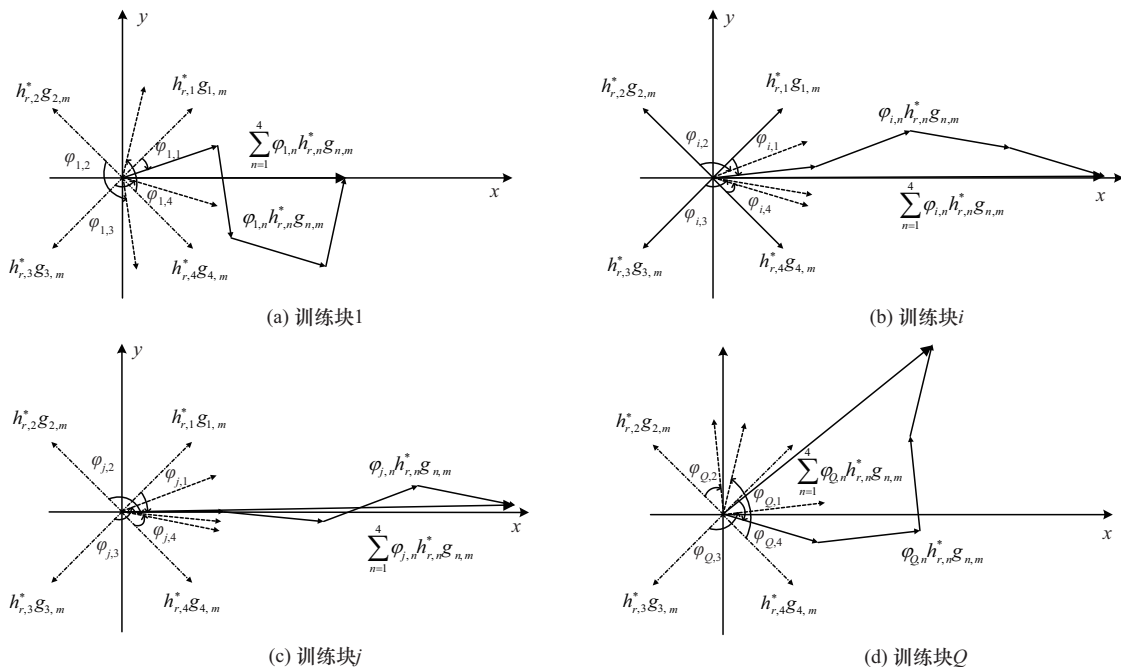


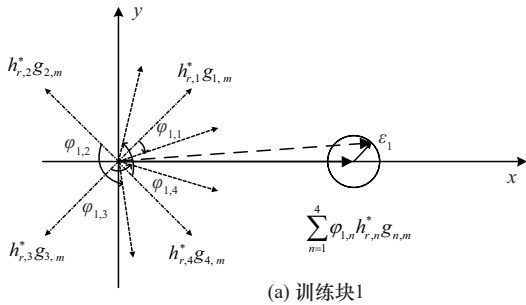
图4 基于信道训练模型的完美 CSI 场景

于 $\max_{q \in Q} Y_q = \left| \sum_{n=1}^N \mathbf{h}_{R,n}^* \varphi_{q,n} \mathbf{g}_{n,m} \right|^2$, 最优索引由命题 1 给出。如图 5 所示, 在基于信道训练模型的非理想 CSI 场景下, 复合端到端信道 (加粗实线箭头) 被估计误差扭曲, 基于估计的复合信道 (加粗虚线箭头) 的最大化问题转化为 $\max_{q \in Q} \hat{Y}_q = \left| \sum_{n=1}^N \mathbf{h}_{R,n}^* \varphi_{q,n} \mathbf{g}_{n,m} + \varepsilon_q \right|^2$, $\varepsilon_q \sim \mathcal{CN}(0, \sigma_q^2)$ 表示第 q 个训练块中复合信道的估计误差, 其紧致上界由命题 2 推导, 其中 $\varphi_{q,n}$ 表示第 q 个训练块中第 n 个 RIS 单元的 RC。

在考虑信道估计误差时, 传统方案中误差直接影响单元相位偏移, 而本文方案误差累积作用于复合信道, 需通过码本鲁棒性抑制全局畸变影响。

命题 2 假设 $\mathbf{h}_{R,n}$ 遵循莱斯信道模型, 莱斯因子为 F_R 。根据文献[17]附录 B 的推导结果和命题 1 的推导过程, 当 $N \gg 1$ 时, 用户接收的平均功率为

$$P_{R,k} = \left(\alpha_k + \sum_{i=1}^{k-1} \alpha_i \right) P_t M \beta_R \beta_{B,R} \cdot \left(N^2 F_1^2 + N F_1 F_2 \sqrt{\pi} + 2 N F_2^2 (\log Q + C) \cdot \frac{N + 2(N-1) \sqrt{\frac{\beta_R \beta_{B,R}}{(N-1) \beta_R \beta_{B,R} + \sigma_q^2}}}{2N + \pi \sqrt{N-1}} \right) \quad (37)$$



3.3 复杂度分析

本节从理论计算复杂度角度, 对所提出的环境感知码本方案与现有典型方案进行对比分析, 评估所提方案的实用性。

理论计算复杂度对比如表 2 所示, 其中 I 表示 AO 的迭代次数。

表 2 理论计算复杂度对比		
方案	离线/预处理复杂度	在线复杂度
最优配置	无	$O(I(N^3 + M^3 + K^3))$
基于统计 CSI	$O(N^3 + K^3)$	$O(1)$
随机相移	无	$O(K)$
分层码本	$O(M \log M + N \log N)$	$O(K \log M \log N)$
所提方案	$O(QI(N2^b K + M^3 + K^3))$	$O(QI(MK^2 + K^3))$

本文所提方案的复杂度主要分为离线阶段复杂度与在线阶段的复杂度。离线阶段生成码本的过程涉及 Q 个虚拟信道, 每个信道通过 AO 算法进行优化。由式(2)可知, 生成 Q 个虚拟信道复杂度为 $O(Q(NM + NK + MK))$ 。AO 算法包括了波束成形优化、功率分配优化和 RIS 配置优化。由式(10)可知, 波束成形优化的复杂度为 $O(M^3 + M^2 K)$; 由式(13)~式(16)可知, 功率分配优化的复杂度为 $O(K^2)$; 由式(17)可知, RIS 配置优化的复杂度为

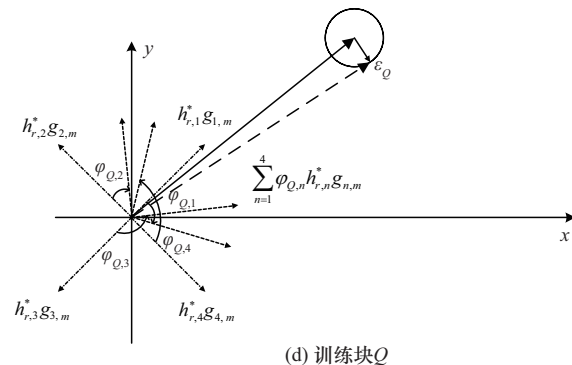
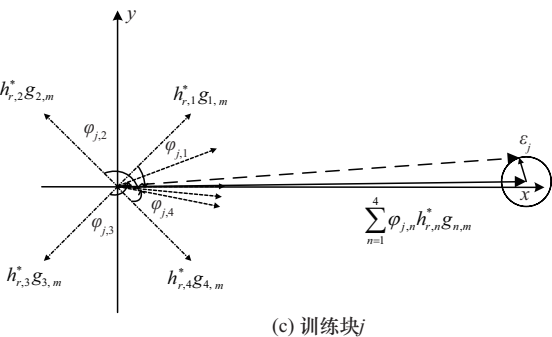
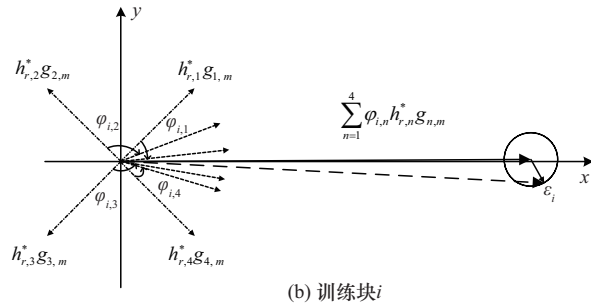


图 5 基于信道训练模型的非理想 CSI 场景

$O(N2^bK)$; 综上, 离线阶段总复杂度为 $O(QI(N2^bK + M^3 + K^3))$ 。

在线阶段包括复合信道估计、在线功率分配和码本选择。由式(20)可知, 复合信道估计的复杂度为 $O(QMK^2)$; 由式(23)~式(26)可知, 在线功率分配优化的复杂度为 $O(QIK^3)$; 由式(30)可知, 码本选择的复杂度为 $O(QK)$; 综上, 在线阶段总复杂度为 $O(QI(MK^2 + K^3))$ 。

虽然离线阶段的复杂度较高, 但仅需周期性更新, 不影响实时性能。在线阶段复杂度主要依赖于 Q , 通过码本设计减少了实时优化开销。与传统逐时隙优化相比, 方案将复杂计算转移到离线阶段, 在线阶段仅需选择和微调而非求解。

4 仿真分析

4.1 与现有RIS-NOMA方案的对比分析

为全面评估所提方案的优越性, 表3从多个设计维度, 将本文方案与现有典型的RIS-NOMA方案进行了系统性对比。

如表3所示, 文献[19-22]方案普遍依赖完美CSI假设, 并采用高复杂度的在线实时优化算法, 这在实际系统中因信道估计误差与计算时延而难以实现。本文方案则通过环境感知码本, 将复杂联合优化分解为“离线设计”与“在线选择”两个阶段, 从而在非完美CSI下具备更强鲁棒性、在线计算复杂度显著降低, 并能通过调整 Q 在性能与导频开销之间实现灵活权衡, 这些系统层面的综合优势是现有依赖完美CSI与实时优化的方案所不具备的。

4.2 仿真结果分析

为验证所提方案的性能, 本节通过数值仿真验证了其有效性, 所有结果均通过平均1 000次独立实验获得。RIS辅助的多用户通信场景示意如图6所示。考虑一个RIS辅助NOMA的多用户系统,

其中BS的天线阵列采用均匀线性阵列建模, 部署在 z 轴上, RIS采用均匀平面阵列建模, 部署在 y - z 平面上, 具有 10×10 的阵列结构, 仿真参数设置如表4所示。

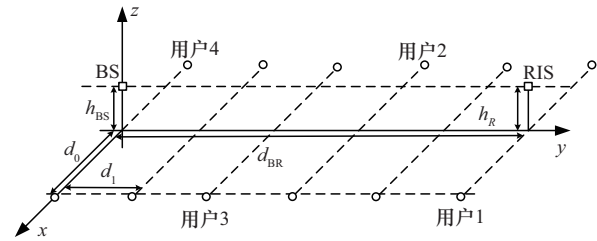


图6 RIS辅助的多用户通信场景示意

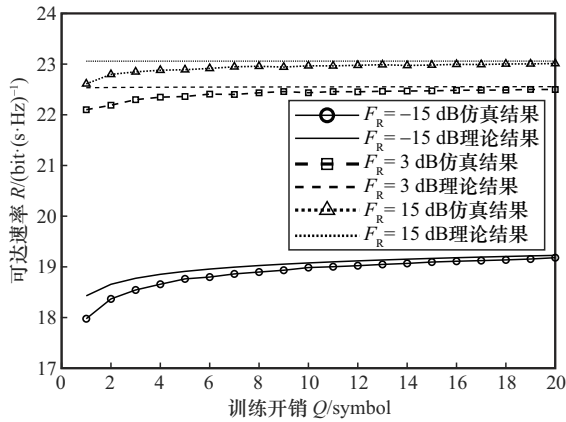
表4 仿真参数设置

参数名称	取值
BS的发射天线数量 M /个	8
RIS反射单元数量 N /个	100
BS天线间距 d_{BS}	$\frac{\lambda_s}{2}$
RIS单元间距 d_R	$\frac{\lambda_s}{8}$
RIS-用户的Rician因子 F_R /dB	3
BS-用户的Rician因子 F_d /dB	-3
离散相移量化比特数 b /个	6
BS-RIS的距离 d_{BR} /m	100
用户到BS和RIS所在平面的距离 d_0 /m	2
用户之间的间距 d_1 /m	20
BS的高度 h_{BS} /m	5
RIS的高度 h_R /m	5
BS平均噪声功率 σ_z^2 /dBm	-110
用户的平均噪声功率 σ_k^2 /dBm	-90
BS-RIS的路径损耗因子 α_g	2.4
RIS-用户的路径损耗因子 α_r	2.5
BS-用户的路径损耗因子 α_d	3.5
BS的发射功率 P_T /dBm	40
导频信号的平均功率 P_{ul} /dBm	-23

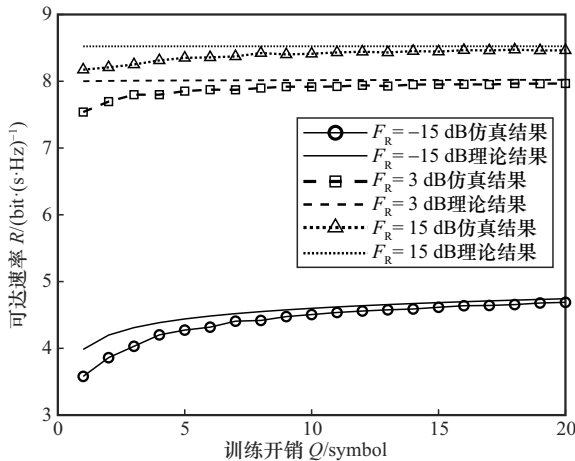
表3 本文方案与现有典型的RIS-NOMA方案对比

方案	核心问题	信道假设	优化方法	相位模型	计算复杂度	开销可控性	环境适应性
AO框架 ^[19]	联合波束成形与相移	完美CSI	AO	连续	高(在线迭代求解)	否(依赖完整CSI)	弱(依赖瞬时CSI)
移动性优化 ^[20]	移动用户吞吐量	完美CSI	SDR+高斯随机化	离散	高	否	弱
DRL方案 ^[21]	资源分配优化	完美CSI	DRL	连续	高	否	弱(依赖训练环境)
STAR-RIS方案 ^[22]	全空间覆盖场景	完美CSI	联合波束成形设计	连续	高	否	弱
本文方案	动态CSI获取与资源分配联合优化	非完美CSI	环境感知码本+在线微调	离散	低(在线: 码本选择+微调)	是(码本大小 Q 灵活可调)	强(基于统计CSI的码本)

完美 CSI 两用户在不同训练开销 Q 下的可达速率 R 如图 7 所示, 其中 F_R 分别为 -15 dB、 3 dB 和 15 dB。可以看到, 随着码本 Q 增加, 每个用户通过所提出的码本方案获得了更高的可达速率。此外, 在不同信道条件下, 理论结果为仿真结果提供了紧密的上界。



(a) 用户 1 在不同训练开销 Q 下的可达速率 R



(b) 用户 2 在不同训练开销 Q 下的可达速率 R

图 7 完美 CSI 两用户在不同训练开销 Q 下的可达速率 R

不完美 CSI 两用户在不同训练开销 Q 下的可达速率 R 如图 8 所示。从图 8 中可以看出, 尽管存在信道估计误差, 所提出的环境感知码本方案依然能够保持较高的性能, 尤其是在高 Rician 因子的情况下, 性能损失微乎其微。而在 $F_R = 3$ dB 和 $F_R = -15$ dB 时, 理论结果提供了一个紧密的上界。这表明环境感知码本能够有效适应非完美 CSI, 减少误差对系统性能的影响, 具有一定的抗噪性能。

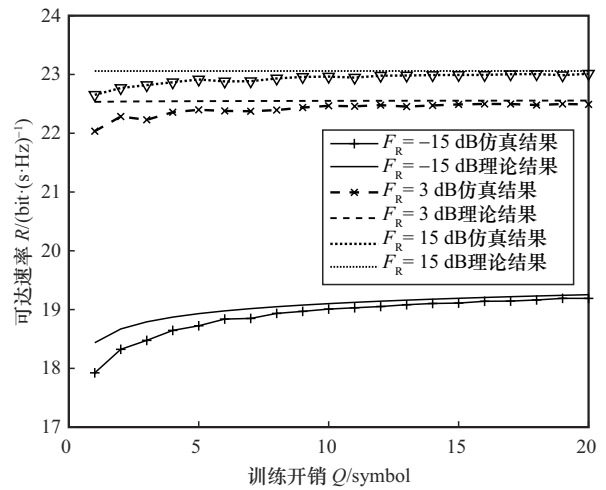
在图 7 和图 8 中, 随着训练开销 Q 的增加, 每个用户通过环境感知码本获得的可达速率逐步提

高。理论结果与仿真结果的紧密吻合证明了环境感知码本方案在优化 NOMA 系统的多用户复用增益方面具有显著优势。尽管 NOMA 在多用户场景中可能面临用户间的干扰, 但通过优化功率分配, 系统能够在不增加额外资源的情况下最大化和速率。但是, Q 的取值并非越大越好, 而是需要在系统性能与资源约束之间进行权衡。在线阶段, 每个训练块都需占用正交导频资源进行复合信道估计, 若系统导频资源有限, 可用导频符号总数为 N_p , 则

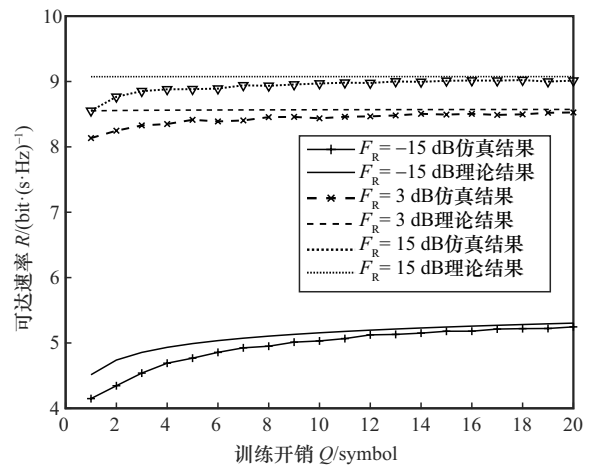
$$Q_{\max} \leq \frac{N_p}{K};$$

Q 的取值还受限于导频总功率 P_p , 即

$$Q_{\max} \leq \frac{P_p}{K P_{ul}}$$



(a) 用户 1 在不同训练开销 Q 下的可达速率 R



(b) 用户 2 在不同训练开销 Q 下的可达速率 R

图 8 不完美 CSI 两用户在不同训练开销 Q 下的可达速率 R

在不同的 Q 下有效和速率 R_e 随信道相干时间 T_c 的变化关系如图 9 所示。有效和速率定义为

$$R_e = \frac{T_c - Q}{T_c} \mathbb{E} \left\{ \sum_{k=1}^K \text{lb} \left(1 + \frac{P_{q,k} \gamma_k}{\sum_{j=1}^{k-1} P_{q,j} \gamma_k + \sigma_k^2} \right) \right\} \quad (38)$$

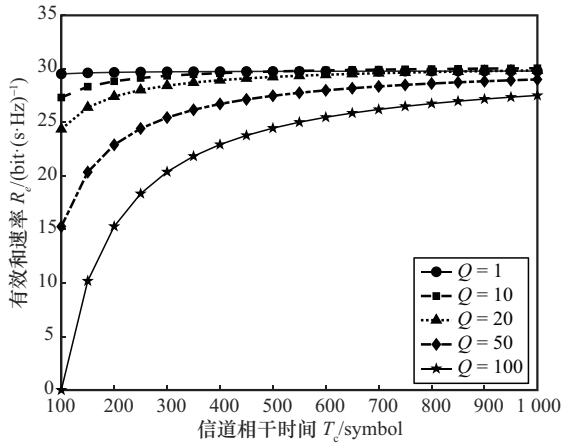


图9 在不同的 Q 下有效和速率 R_e 随信道相干时间 T_c 的变化关系

离线码本依赖于统计 CSI, 其有效性取决于信道环境的相干时间 T_c 。本方案可以灵活调整导频开销以适应不同的信道相干时间值, 对于快速变化的信道 (例如 $T_c \leq 200$), 训练开销 $Q = 1$ 时所提出方案可获得最佳性能。然而, 随着信道相干时间的增加, 更高的训练开销可以带来更高的有效和速率。因此, 根据具体的相干时间, 所提出方案可以灵活调整训练开销, 从而最大化有效和速率, 体现了表 3 中所提方案“开销可控性”与“环境适应性”的优势。

NOMA 单用户下 BS 发射功率 P_t 与总速率 R 的关系如图 10 所示, 其中, RIS 用户链路的 Rician 因子 $F_R = 10$ dB, 训练开销 $Q = 100$ 。从图 10 可以看出, 随着发射功率的增加, 总和速率呈对数增长趋势。此外, 所提出方案在完美和非完美 CSI 的单用户场景下均优于随机配置方案, 并且在单用户情况下, NOMA 和 MISO 的性能非常接近, 因为两者都通过优化信号质量来提升速率, 且都没有多用户复用增益的影响。

为验证本文所提方案在 RIS-NOMA 多用户场景下的有效性, 图 11 对比了其与非用户 RIS-MISO 基准方案的性能。相同条件下, 当 NOMA 用户数增加而 MISO 保持单用户时, NOMA 系统的总速率明显优于 MISO 系统。通过对仿真数据的量化分析, 在完美 CSI 条件下当 P_t 在 $[30, 50]$ dBm 区间

内变化时 NOMA 方案相对于 MISO 方案的和速率相对增益介于 20% 至 40% 之间。例如, 当 $P_t = 40$ dBm 时, NOMA 的和速率约为 31 bit/(s·Hz), 而 MISO 约为 23 bit/(s·Hz), 对应的相对增益约为 34.8%。这一结果验证了在相同的系统资源与配置下, MISO 仅能通过波束成形优化单用户链路, 而 NOMA 则凭借功率域复用与 SIC 技术, 在相同的时频资源内并行服务多个用户, 从而将系统总频谱效率提升了 20%~40%。本文方案在实现多用户增益的同时, 通过环境感知码本机制保证了低在线复杂度和对非完美 CSI 的鲁棒性 (如图 8 所示), 有效克服了表 3 中文献 [19-22] 方案在实际部署中面临的主要瓶颈。

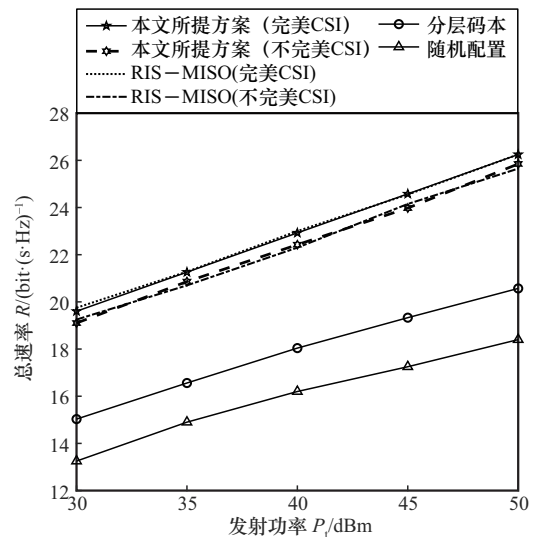


图 10 NOMA 单用户下 BS 发射功率 P_t 与总速率 R 的关系

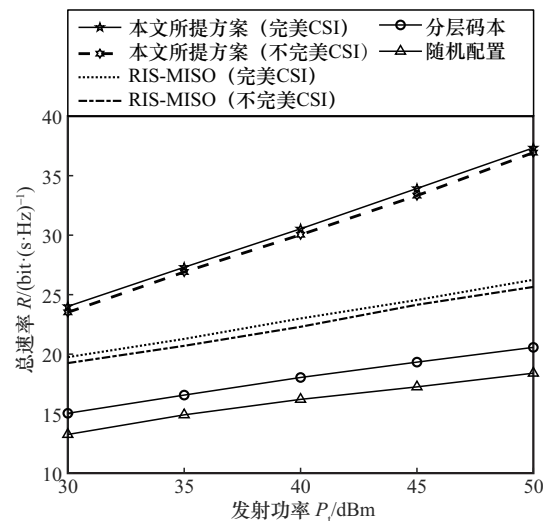


图 11 NOMA 两用户下 BS 发射功率 P_t 与总速率 R 的关系

在非完美 CSI 条件下, 增益范围 20%~40% 仍然成立。命题 2 与图 8 表明, 本文所提的环境感知码本方案对信道估计误差具备良好的鲁棒性。其离线码本基于统计 CSI 生成, 在线阶段通过码本选择与功率微调来适应瞬时信道的变化, 从而在估计误差存在时仍能保持大部分性能优势。尽管增益可能随估计误差的增大而出现收缩, 但在典型的工程误差范围内, 系统仍能实现显著优于基准方案的性能提升。

RIS 单元数量 N 与总速率 R 的关系如图 12 所示, 选择用户 1 和用户 2, 训练开销设为 $Q = 100$ 。从图 12 可以看出, 所提出方案优于基于统计 CSI 和随机码本方案。当 N 从 20 增加到 100 时, 所提方案带来的和速率提升更明显, 但无论是哪个方案都呈现收益递减的趋势。因为在 RIS 辅助系统中, 新增反射单元的边际贡献随系统规模扩大而降低。当 N 较小时, 每个新增单元能够提供独立的反射路径; 当 N 较大时, 单元间的电磁耦合效应增强, 相位量化误差累积, 限制了性能的进一步提升。

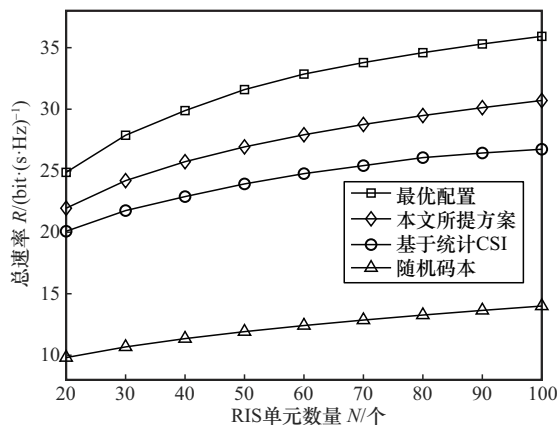


图 12 RIS 单元数量 N 与总速率 R 的关系

5 结束语

本文针对 RIS-NOMA 系统中动态信道状态信息获取与资源分配的联合优化问题, 提出了一种基于环境感知码本的动态资源分配方案。离线阶段, 基于统计 CSI 生成一组虚拟信道, 利用 AO 算法联合设计基站波束成形、用户功率分配与 RIS 相移, 构建离线码本。在线阶段, 依据离线码本依次配置 RIS 反射系数, 估计对应的复合端到端信道; 在此基础上, BS 采用 WMMSE 进行波束成形, 并结合推广拉格朗日法对功率分配进行在线微调; 最终, 选择和速率最大的码字索引, 以此确定最优的 RIS

相位配置, 辅助下行数据传输。

在理论分析部分, 探讨了完美 CSI 和不完美 CSI 情况下的系统性能, 量化了信道估计误差对系统性能的影响, 并揭示了环境感知码本在多用户系统中的潜力。数值仿真结果表明, 所提方案在实际场景下能够在保证用户公平性的同时, 实现较高的总速率, 并有效管理多用户干扰。在完美 CSI 条件下, 当 P_i 在 [30, 50] dBm 区间内变化时基于环境感知码本 RIS-NOMA 方案相较于 RIS-MISO 方案的和速率相对增益介于 20% 至 40% 之间。

在可行性方面, 本文所提方案在设计时充分考虑了实际部署的要求。首先, 采用“离线计算、在线选择”的架构, 将复杂的非线性优化问题转移至离线阶段处理, 而在线阶段仅需低复杂度的信道估计和码本索引选择, 从而易于在现有基带处理单元上实现低时延响应。其次, 所提方案直接基于离散相移集合进行优化, 并结合信道估计误差下的性能分析, 证明其对实际硬件非理想性具备良好的鲁棒性。最后, 通过可配置的码本大小 Q , 系统能够在导频开销和系统性能之间进行灵活权衡。

参考文献:

- [1] Cui T, Jin S, Zhang J, et al. Research report on reconfigurable intelligent surface (RIS)[R]. IMT-2030 (6G) Promotion Group, 2021.
- [2] Shi E Y, Zhang J Y, Ng D W K, et al. Uplink performance of RIS-aided cell-free massive MIMO system with electromagnetic interference[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2023, 41(8): 2431-2445.
- [3] Shi E Y, Zhang J Y, Du H Y, et al. RIS-aided cell-free massive MIMO systems for 6G: fundamentals, system design, and applications[J]. Proceedings of the IEEE, 2024, 112(4): 331-364.
- [4] Tang W K, Dai J Y, Chen M Z, et al. MIMO transmission through reconfigurable intelligent surface: system design, analysis, and implementation[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2020, 38(11): 2683-2699.
- [5] You C S, Zheng B X, Zhang R. Channel estimation and passive beamforming for intelligent reflecting surface: discrete phase shift and progressive refinement[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2020, 38(11): 2604-2620.
- [6] Mishra D, Johansson H. Channel estimation and low-complexity beamforming design for passive intelligent surface assisted MISO wireless energy transfer[C]//Proceedings of the ICASSP 2019 - 2019 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). Piscataway: IEEE Press, 2019: 4659-4663.
- [7] Xu C, An J C, Bai T, et al. Channel estimation for reconfigurable intelligent surface assisted high-mobility wireless systems[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2023, 72(1): 718-734.

- [8] Wang Z R, Liu L, Cui S G. Channel estimation for intelligent reflecting surface assisted multiuser communications: framework, algorithms, and analysis[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2020, 19(10): 6607-6620.
- [9] An J C, Xu C, Wang L, et al. Joint training of the superimposed direct and reflected links in reconfigurable intelligent surface assisted multiuser communications[J]. IEEE Transactions on Green Communications and Networking, 2022, 6(2): 739-754.
- [10] Wu Q Q, Zhang R. Intelligent reflecting surface enhanced wireless network via joint active and passive beamforming[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2019, 18(11): 5394-5409.
- [11] Han Y, Tang W K, Jin S, et al. Large intelligent surface-assisted wireless communication exploiting statistical CSI[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(8): 8238-8242.
- [12] Fang T Y, Mao Y J. A low-complexity beamforming design for beyond-diagonal RIS aided multi-user networks[J]. IEEE Communications Letters, 2024, 28(1): 203-207.
- [13] Zhi K D, Pan C H, Ren H, et al. Statistical CSI-based design for reconfigurable intelligent surface-aided massive MIMO systems with direct links[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2021, 10(5): 1128-1132.
- [14] Xu W Y, An J C, Huang C W, et al. Deep reinforcement learning based on location-aware imitation environment for RIS-aided mmWave MIMO systems[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2022, 11(7): 1493-1497.
- [15] Shi E Y, Zhang J Y, He R S, et al. Spatially correlated reconfigurable intelligent surfaces-aided cell-free massive MIMO systems[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2022, 71(8): 9073-9077.
- [16] Jia X, An J C, Liu H, et al. Environment-aware codebook for reconfigurable intelligent surface-aided MISO communications[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2023, 12(7): 1174-1178.
- [17] Yu Z H, An J C, Basar E, et al. Environment-aware codebook design for RIS-assisted MU-MISO communications: implementation and performance analysis[J]. IEEE Transactions on Communications, 2024, 72(12): 7466-7479.
- [18] Ali M S, Tabassum H, Hossain E. Dynamic user clustering and power allocation for uplink and downlink non-orthogonal multiple access (NOMA) systems[J]. IEEE Access, 2016, 4: 6325-6343.
- [19] Mu X D, Liu Y W, Guo L, et al. Exploiting intelligent reflecting surfaces in NOMA networks: joint beamforming optimization[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2020, 19(10): 6884-6898.
- [20] 王璐, 周婷, 徐天衡, 等. IRS-NOMA 系统最大化系统吞吐量优化[J]. 计算机工程与设计, 2024, 45(5): 1281-1288.
- Wang L, Zhou T, Xu T H, et al. Optimization on maximizing system throughput of IRS-NOMA system[J]. Computer Engineering and Design, 2024, 45(5): 1281-1288.
- [21] 方娟, 刘珍珍, 陈思琪, 等. 基于深度强化学习的 IRS 辅助 NOMA-MEC 通信资源分配优化[J]. 北京工业大学学报, 2024, 50(8): 930-938.
- Fang J, Liu Z Z, Chen S Q, et al. IRS-assisted NOMA-MEC communication resource allocation optimization based on deep reinforcement learning[J]. Journal of Beijing University of Technology, 2024, 50(8): 930-938.
- [22] 付羿博, 王鸿. 相移耦合的 STAR-RIS 辅助 NOMA 通信系统低功耗传输方案研究[J]. 南京邮电大学学报(自然科学版), 2024, 44(3): 26-32.
- Fu Y B, Wang H. A low-power transmission scheme for NOMA communication system assisted by phase-coupled STAR-RIS[J]. Journal of Nanjing University of Posts and Telecommunications (Natural Science), 2024, 44(3): 26-32.

[作者简介]



雷芳 (1972-), 女, 甘肃白银人, 重庆邮电大学教授, 主要研究方向为移动通信和电子新技术方面的应用。



贾纪川 (1996-), 男, 河南濮阳人, 重庆邮电大学硕士生, 主要研究方向为移动通信协议栈、可重构智能表面技术、非正交多址接入技术。



薛晓凯 (1999-), 男, 山西运城人, 重庆邮电大学硕士生, 主要研究方向为移动通信协议栈、可重构智能表面技术。