

# RIS辅助多用户毫米波系统的联合信道估计和阻塞诊断

李双志, 刘聪, 郭新

(郑州大学电气与信息工程学院, 河南 郑州 450001)

**摘要:** 针对存在阻塞的无源可重构智能超表面 (RIS) 辅助毫米波上行系统中的信道估计与阻塞诊断联合估计问题, 提出了一种基于稀疏贝叶斯学习的两阶段估计方法。该方法利用多用户共享RIS-基站信道且受同一阻塞影响的特点, 首先估计基站侧到达角, 进而将阻塞诊断问题转化为稀疏恢复问题, 通过联合迭代实现剩余信道参数与阻塞向量的估计。仿真结果表明, 所提方法在估计精度与阻塞诊断方面具有良好性能。

**关键词:** 毫米波; 可重构智能超表面; 信道估计; 阻塞诊断

**中图分类号:** TN92

**文献标志码:** A

**DOI:** 10.11959/j.issn.1000-436x.2025222

## Joint channel estimation and blockage diagnosis in RIS-assisted multi-user millimeter-wave systems

LI Shuangzhi, LIU Cong, GUO Xin

School of Electrical and Information Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China

**Abstract:** To address the joint estimation problem of channel estimation and blockage diagnosis in a blockage-existed passive reconfigurable intelligent surface (RIS)-aided millimeter-wave uplink system, a two-stage estimation method based on sparse Bayesian learning was proposed. Leveraging the characteristics that multi-user shared RIS-base station channels were affected by the same blockage. First, the angle of arrival at the base station (BS) side was estimated. Then, the blockage diagnosis problem was transformed into a sparse recovery problem, and the estimation of residual channel parameters and blockage vectors was realized through joint iteration. Simulation results demonstrate that the proposed method exhibits excellent performance in terms of estimation accuracy and blockage diagnosis.

**Keywords:** millimeter-wave, reconfigurable intelligent surface, channel estimation, blockage diagnosis

### 0 引言

毫米波 (mmWave, millimeter-wave) 技术是5G及未来通信系统的关键技术之一, 拥有丰富的带宽资源, 可显著提升系统容量, 支持每秒数千兆比特的高速传输<sup>[1-3]</sup>。然而, mmWave在实际应用中仍面临路径损耗大、穿透能力弱等挑战<sup>[4-6]</sup>。为改善其性能, 可重构智能超表面 (RIS, reconfigurable intelligent surface) 作为一种新兴技术被引入。

RIS由大量低成本无源反射单元组成, 每个单元可独立调节入射信号的相位和幅度, 从而增强接收信号功率, 提供波束赋形增益<sup>[7-9]</sup>。然而, 为优化RIS反射相位, 需获取准确的信道状态信息 (CSI, channel state information)。由于RIS反射元件不具备信号处理能力, 且多用户系统中需同时估计多个信道, 使信道估计成为一个具有挑战性的问题。

收稿日期: 2025-09-19; 修回日期: 2025-11-07

通信作者: 郭新, iexguo@zzu.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.61901416); 河南省青年人才托举工程基金资助项目 (No.2024HYTP026); 河南省自然科学基金资助项目 (No.242300420269, No.252300421887)

**Foundation Items:** The National Natural Science Foundation of China (No.61901416), The Young Elite Scientists Sponsorship Program of Henan (No.2024HYTP026), The Natural Science Foundation of Henan Province (No.242300420269, No.252300421887)

在 RIS 辅助的多用户 mmWave 信道估计方面, 已有一些研究成果。文献[10]采用平行因子分解迭代估计用户设备 (UE, user equipment) -RIS 和 RIS-基站 (BS, base station) 的 CSI, 但聚焦于瑞利信道, 导频开销较大。文献[11]通过挖掘信道的稀疏性与相关性, 利用 RIS-BS 的公共 CSI 来构建公共信道矩阵, 降低了计算复杂度。文献[12]进一步利用 mmWave 信道的稀疏结构和 RIS-BS 公共 CSI, 提出一种两步联合方法, 降低了训练开销。上述研究大多假设 RIS 处于理想状态。然而, 实际中雨、雪或硬件损伤等因素可能导致 RIS 单元性能下降, 引起信号幅度衰减和相位偏差, 严重影响波束赋形增益。因此, RIS 诊断十分必要。在阻塞诊断方面, 文献[13]主要研究故障单元定位, 未深入分析阻塞对信号幅度和相位的影响。文献[14]将阻塞诊断问题视为稀疏向量恢复问题, 文献[15]结合阻塞与信号的双重稀疏性, 提出基于交替方向乘子法的诊断算法, 但二者均需完美 CSI。文献[16]提出一种不完全依赖 CSI 的方法, 但仍需部分 CSI。文献[17]系统研究了不同 CSI 可用性下的诊断问题。

信道与阻塞之间存在耦合, 在未知情景下单独估计会导致性能下降, 因此有必要进行联合估计与诊断。文献[18]在瑞利信道下提出联合估计方法, 但未利用稀疏性, 计算复杂度高。文献[19]针对 mmWave 系统进行了研究, 但未充分考虑阻塞稀疏性。文献[20]采用变分贝叶斯算法实现 CSI 与阻塞的联合估计, 但仅适用于均匀线性阵列 (ULA, uniform linear array) 结构。面向均匀平面阵列 (UPA, uniform planar array) 系统, 文献[21]结合 mmWave 信道与阻塞向量的双重稀疏性, 提出了基于克罗内克 (Kronecker) 分解的两阶段方案, 实现联合估计, 但仅适用于单用户场景。在多用户系统中, 用户共享同一 RIS 阻塞, 如何利用该特点来提升信道估计和阻塞诊断的精度, 仍有待深入研究。

相比现有工作, 本文研究多用户 RIS 辅助 mmWave 单输入多输出 (SIMO, single-input multiple-output) 系统中的联合信道估计与阻塞诊断问题, 提出一个统一的处理方法。本文主要贡献如下。

1) 利用多用户共享 RIS-BS 信道和同一阻塞特性, 将问题分为两阶段求解。第一阶段借助 RIS-BS 公共信道, 将接收信号进行堆叠, 通过秩一分解估计 BS 端到达角 (AoA, angle of arrival), 并将

角度信息作为第二阶段先验。

2) 在第二阶段, 结合多用户同一阻塞和信道-阻塞的双重稀疏性, 将信道估计转化为一系列参数估计问题。通过聚合多用户信息, 将阻塞向量恢复建模为稀疏恢复问题, 采用稀疏贝叶斯学习 (SBL, sparse Bayesian learning) 框架, 推导出能够联合迭代估计剩余信道参数与阻塞向量的方法。该方法可自适应学习阻塞稀疏度, 不需要先验信息。

符号说明: 本文列向量使用粗体小写字母 (如  $\mathbf{a}$ ), 矩阵使用粗体大写字母表示 (如  $\mathbf{A}$ )。运算符  $\mathbf{A}^T$  和  $\mathbf{A}^H$  分别表示矩阵  $\mathbf{A}$  的转置和共轭转置。符号  $\otimes$  和  $\odot$  分别表示 Kronecker 积和卡特里-拉奥 (Khatri-Rao) 积。符号  $\text{vec}(\mathbf{A})$  表示将矩阵  $\mathbf{A}$  按列向量化。符号  $\|\mathbf{a}\|_2$  表示向量  $\mathbf{a}$  的 2-范数,  $\|\mathbf{A}\|_F$  表示矩阵  $\mathbf{A}$  的弗罗贝尼乌斯 (Frobenius) 范数。符号  $\text{diag}(\mathbf{a})$  表示以向量  $\mathbf{a}$  的元素为主对角线元素的对角矩阵。函数  $\arg(\mathbf{a})$  返回复标量  $\mathbf{a}$  的相位。 $\mathbf{I}_N$  表示  $N \times N$  的单位矩阵。 $\text{CN}(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})$  表示均值为  $\boldsymbol{\mu}$ 、协方差矩阵为  $\boldsymbol{\Sigma}$  的循环对称复高斯分布,  $U(a, b)$  表示区间  $[a, b]$  上的均匀分布,  $\Gamma(a, b)$  表示形状参数为  $a$ 、逆尺度参数为  $b$  的伽马 (Gamma) 分布。

## 1 系统模型

本文研究一种上行无源 RIS 辅助的 mmWave SIMO 通信系统, 系统中存在部分 RIS 单元受阻塞。该系统配置如下: BS 配备  $M$  根天线, 采用 ULA;  $U$  个 UE 均配备单天线; RIS 为 UPA, 由  $N$  个无源反射单元构成, 其在水平方向和垂直方向分别排列  $N_x$  和  $N_y$  个单元, 满足  $N = N_x \times N_y$ 。假设其中有  $N_B$  个单元处于阻塞状态。此外, 所有 UE 与 BS 之间的直接链路被障碍物阻隔, 受阻 RIS 辅助通信系统模型如图 1 所示。

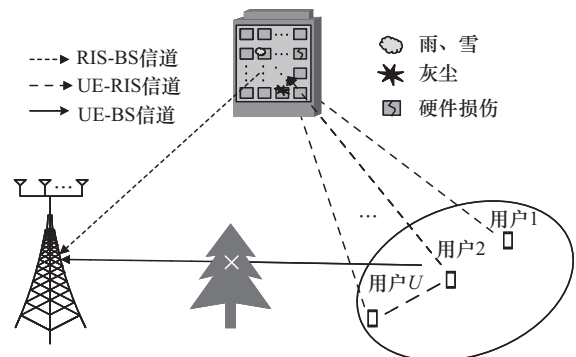


图 1 受阻 RIS 辅助通信系统模型

### 1.1 信道模型

本文采用萨利赫-瓦伦祖埃拉 (Saleh-Valenzuela) 信道模型对 UE-RIS 与 RIS-BS 信道进行建模<sup>[22]</sup>, 系统参数如表 1 所示。具体地, 以  $\mathbf{h}_u \in \mathbb{C}^{N \times 1}$  表示第  $u$  个 UE 到 RIS 的信道, 以  $\mathbf{G} \in \mathbb{C}^{M \times N}$  表示 RIS 到 BS 的信道, 则第  $u$  个 UE 的 UE-RIS 信道与 RIS-BS 信道分别定义为<sup>[23]</sup>

$$\begin{aligned} \mathbf{h}_u &= \alpha_u^a \mathbf{a}_{\text{RIS}}(\phi_u^a, \theta_u^a) \\ \mathbf{G} &= \alpha^d \mathbf{a}_{\text{BS}}(\varphi) \mathbf{a}_{\text{RIS}}^T(\phi^d, \theta^d) \end{aligned} \quad (1)$$

其中, BS 端 ULA 的响应向量表示为  $\mathbf{a}_{\text{BS}}(\varphi) = [1, \dots, e^{j(M-1)\varphi}]^T \in \mathbb{C}^{M \times 1}$ 。RIS 端 UPA 的阵列响应向量可表示为水平与垂直方向阵列响应的 Kronecker 积  $\mathbf{a}_{\text{RIS}}(\phi, \theta) = \mathbf{a}_x(\phi) \otimes \mathbf{a}_y(\theta) \in \mathbb{C}^{N \times 1}$ 。其中,  $\mathbf{a}_x(\phi) = [1, \dots, e^{j(N_x-1)\phi}]^T \in \mathbb{C}^{N_x \times 1}$ ,  $\mathbf{a}_y(\theta) = [1, \dots, e^{j(N_y-1)\theta}]^T \in \mathbb{C}^{N_y \times 1}$ 。此外, 假设 BS-RIS 信道在不同 UE 与不同时段下均保持恒定。

表 1 系统参数

参数	含义
$M$	BS 天线数量
$U$	UE 数量
$N$	RIS 反射单元数量
$N_B$	RIS 处受阻塞单元的数量
$\alpha_u^a$	第 $u$ 个 UE-RIS 路径增益
$\alpha^d$	RIS-BS 路径增益
$\{\phi_u^a, \theta_u^a\}$	第 $u$ 个 UE-RIS 路径 RIS 处 AoA
$\phi^d, \theta^d$	RIS-BS 路径 RIS 处出发角
$\varphi$	RIS-BS 路径 BS 处 AoA

为最大化频谱效率, 需准确获取信道  $\{\mathbf{h}_u\}_{u=1}^U$  和  $\mathbf{G}$ 。然而, 由于 RIS 的无源特性, 分别估计二者具有挑战性。因此, 可等效估计其级联信道  $\mathbf{H}_u \triangleq \mathbf{h}_u^T \odot \mathbf{G}$ <sup>[24]</sup>, 其具体表达式为

$$\mathbf{H}_u = \alpha_u^s \mathbf{a}_{\text{BS}}(\varphi) \mathbf{a}_{\text{RIS}}^T(\phi_u^s, \theta_u^s) \quad (2)$$

其中

$$\begin{aligned} \alpha_u^a \alpha^d &\rightarrow \alpha_u^s \\ \mathbf{a}_{\text{RIS}}(\phi_u^a + \phi^d, \theta_u^a + \theta^d) &\rightarrow \mathbf{a}_{\text{RIS}}(\phi_u^s, \theta_u^s) \end{aligned} \quad (3)$$

由式(2)可知, 利用 mmWave 信道的稀疏性, 可将高维信道  $\{\mathbf{H}_u\}_{u=1}^U$  估计问题转化为对一组有限

参数 ( $\varphi$  与  $\{\alpha_u^s, \phi_u^s, \theta_u^s\}_{u=1}^U$ ) 的估计问题。

### 1.2 接收信号模型

本文采用基于帧结构的上行链路训练协议。信道估计在  $Q$  个连续时间帧内完成, 每帧包含  $T$  个时隙。在第  $q$  个时隙中, RIS 使用特定的相移向量  $\mathbf{s}_q \in \mathbb{C}^{N \times 1}$  反射入射信号; 同时, 第  $u$  个 UE 在  $T$  个时隙内发送彼此正交的导频序列  $\mathbf{f}_u$ 。具体地, 第  $u$  个 UE 发送的导频信号表示为行向量  $\mathbf{f}_u^H = [f_{u,1}, \dots, f_{u,T}] \in \mathbb{C}^{1 \times T}$ , 并满足正交性条件: 若  $u_1 = u_2$ , 则  $\mathbf{f}_{u_1}^H \mathbf{f}_{u_2} = 1$ ; 若  $u_1 \neq u_2$ , 则  $\mathbf{f}_{u_1}^H \mathbf{f}_{u_2} = 0$ ;

RIS 元件易受雨、雪等环境因素的影响, 导致其对 mmWave 信号产生吸收与散射效应。为此, 本文引入 RIS 阻塞向量  $\mathbf{e} \in \mathbb{C}^{N \times 1}$  对其进行建模, 其第  $n$  个元素  $e_n$  定义为<sup>[18-21,25]</sup>

$$e_n = \begin{cases} \delta_n, & \text{受阻塞} \\ 1, & \text{未受阻塞} \end{cases} \quad (4)$$

其中,  $\delta_n = \mu_n e^{j\omega_n}$  ( $0 \leq \mu_n \leq 1, 0 \leq \omega_n < 2\pi$ ),  $\mu_n$  和  $\omega_n$  分别表示第  $n$  个 RIS 元件因阻塞所造成的幅度衰减系数和相位失真。由于阻塞通常由环境因素引起, 其对所有 UE 的影响是一致的, 因此阻塞向量  $\mathbf{e}$  在所有 UE 间共享。如系统模型部分所述, RIS-BS 信道  $\mathbf{G}$  和阻塞向量  $\mathbf{e}$  为所有 UE 共享。基于这一特性, 在第  $q$  个时间帧的  $T$  个时隙内, BS 处的接收信号可表示为

$$\mathbf{Y}_q = \sum_{u=1}^U \mathbf{G} \text{diag}(\mathbf{s}_q) \text{diag}(\mathbf{e}) \mathbf{h}_u \mathbf{f}_u^H + \mathbf{N}_q \quad (5)$$

其中,  $\mathbf{N}_q$  为  $M \times T$  的噪声矩阵, 其元素服从均值为 0、方差为 1 的复高斯分布。

## 2 算法设计

本节提出一种两阶段估计方法: 第一阶段旨在估计公共信道参数 (如 BS 处的 AOA  $\varphi$ ); 第二阶段则利用信道与阻塞向量中的结构稀疏性, 联合恢复阻塞向量  $\mathbf{e}$  及各 UE 的剩余信道参数。

首先, 利用不同 UE 导频信号之间的正交性, 在 BS 端实现 UE 信号的分离。在式(5)两边同时乘以  $\mathbf{f}_u$ , 可分离出第  $u$  个 UE 的接收信号:  $\mathbf{y}_{q,u} = \alpha_u^s \mathbf{a}_{\text{BS}}(\varphi) \mathbf{a}_{\text{RIS}}^T(\phi_u^s, \theta_u^s) \text{diag}(\mathbf{e}) \mathbf{s}_q + \mathbf{n}_{q,u}$ , 其中,  $\mathbf{y}_{q,u} = \mathbf{Y}_q \mathbf{f}_u$ ,  $\mathbf{n}_{q,u} = \mathbf{N}_q \mathbf{f}_u$ 。将 BS 接收到的信号在  $Q$  个时间帧上进行聚合, 可通过堆叠操作构建接收矩阵

$\mathbf{Y}_u \in \mathbb{C}^{M \times Q}$ 。

$$\mathbf{Y}_u = \alpha_u^s \mathbf{a}_{\text{BS}}(\varphi) \mathbf{a}_{\text{RIS}}^T(\phi_u^s, \theta_u^s) \text{diag}(\mathbf{e}) \mathbf{S} + \mathbf{N}_u \quad (6)$$

其中  $\mathbf{Y}_u = [\mathbf{y}_{1,u}, \dots, \mathbf{y}_{Q,u}] \in \mathbb{C}^{M \times Q}$ ,  $\mathbf{S} = [\mathbf{s}_1, \dots, \mathbf{s}_Q] \in \mathbb{C}^{N \times Q}$ ,  $\mathbf{N}_u = [\mathbf{n}_{1,u}, \dots, \mathbf{n}_{Q,u}] \in \mathbb{C}^{M \times Q}$ 。

### 2.1 公共参数估计: BS 处的 AoA( $\varphi$ )

为充分利用 RIS-BS 信道的多用户共享特性, 将  $U$  个 UE 在  $Q$  个时间帧内接收到的信号矩阵  $\mathbf{Y}_u$  按列拼接为一个聚合接收矩阵  $\mathbf{Y} = [\mathbf{Y}_1, \dots, \mathbf{Y}_U] \in \mathbb{C}^{M \times QU}$ 。

同时, 将向量集  $\{\alpha_u^s \mathbf{a}_{\text{RIS}}(\phi_u^s, \theta_u^s)\}_{u=1}^U$  按列堆叠并向量化, 定义列向量  $\mathbf{a} = \text{vec}([\alpha_1^s \mathbf{a}_{\text{RIS}}(\phi_1^s, \theta_1^s), \dots, \alpha_U^s \mathbf{a}_{\text{RIS}}(\phi_U^s, \theta_U^s)]) \in \mathbb{C}^{NU \times 1}$ 。此时, 接收矩阵  $\mathbf{Y}$  可表示为

$$\mathbf{Y} = \mathbf{a}_{\text{BS}}(\varphi) ((\mathbf{I}_U \otimes (\mathbf{S}^T \text{diag}(\mathbf{e}))) \mathbf{a})^T + \mathbf{N} \quad (7)$$

其中,  $\mathbf{N} = [\mathbf{N}_1, \dots, \mathbf{N}_U] \in \mathbb{C}^{M \times QU}$  为噪声矩阵。在理想无噪声条件下, 接收矩阵  $\mathbf{Y}$  可表示为一个列向量  $\mathbf{a}_{\text{BS}}(\varphi)$  与一个行向量  $((\mathbf{I}_U \otimes (\mathbf{S}^T \text{diag}(\mathbf{e}))) \mathbf{a})^T$  的外积, 因此其秩为一<sup>[26-27]</sup>。基于这个性质, 可将 AoA 估计问题转化为如下的秩一矩阵近似问题<sup>[21]</sup>:

$$\arg \min_{\varphi} \left\| \mathbf{Y} - \mathbf{a}_{\text{BS}}(\varphi) ((\mathbf{I}_U \otimes (\mathbf{S}^T \text{diag}(\mathbf{e}))) \mathbf{a})^T \right\|_{\text{F}}^2 \quad (8)$$

对该问题可采用截断奇异值分解 (t-SVD, truncated singular value decomposition) 进行求解。对  $\mathbf{Y}$  进行 t-SVD 分解  $\mathbf{Y} = \mathbf{u} \sigma \mathbf{v}^H$ , 得到左奇异向量  $\mathbf{u}$  和右奇异向量  $\mathbf{v}$ , 并据此重建阵列响应:  $\hat{\mathbf{a}}_{\text{BS}}(\varphi) \approx \sqrt{\sigma} \mathbf{u} = \lambda_{\text{BS}} \mathbf{a}_{\text{BS}}(\varphi)$ , 其中  $\lambda_{\text{BS}}$  为最大奇异值。上述结果表明, 估计值  $\hat{\mathbf{a}}_{\text{BS}}(\varphi)$  与真实阵列响应向量  $\mathbf{a}_{\text{BS}}(\varphi)$  仅相差一个缩放因子。基于这一特性, 可进一步通过  $\mathbf{a}_{\text{BS}}(\varphi)$  的范德蒙结构来估计  $\varphi$ 。

$$\hat{\varphi} = \arg(\hat{\mathbf{a}}_{\text{last}}^H \hat{\mathbf{a}}_{\text{first}}) \quad (9)$$

其中,  $\hat{\mathbf{a}}_{\text{first}}$  表示由  $\hat{\mathbf{a}}_{\text{BS}}(\varphi)$  去除第一行后构成的向量;  $\hat{\mathbf{a}}_{\text{last}}$  表示由  $\hat{\mathbf{a}}_{\text{BS}}(\varphi)$  去除最后一行后构成的向量。

### 2.2 联合求解剩余信道参数与阻塞向量

在获得  $\hat{\varphi}$  后, 假设其无估计误差, 将式(6)两边左乘  $\frac{\mathbf{a}_{\text{BS}}^H(\hat{\varphi})}{M}$ , 可得

$$\bar{\mathbf{y}}_u^T = \alpha_u^s \mathbf{a}_{\text{RIS}}^T(\phi_u^s, \theta_u^s) \text{diag}(\mathbf{e}) \mathbf{S} + \bar{\mathbf{n}}_u^T \quad (10)$$

其中  $\bar{\mathbf{y}}_u = \frac{(\mathbf{a}_{\text{BS}}^H(\hat{\varphi}) \mathbf{Y}_u)^T}{M} \in \mathbb{C}^{Q \times 1}$ ,  $\bar{\mathbf{n}}_u = \frac{(\mathbf{a}_{\text{BS}}^H(\hat{\varphi}) \mathbf{N}_u)^T}{M} \in \mathbb{C}^{Q \times 1}$ 。对式(10)两端取转置, 可得

$$\bar{\mathbf{y}}_u = \alpha_u^s \mathbf{S}^T \text{diag}(\mathbf{e}) \mathbf{a}_{\text{RIS}}(\phi_u^s, \theta_u^s) + \bar{\mathbf{n}}_u \quad (11)$$

首先, 需要估计  $U$  个 UE-RIS-BS 的信道在 RIS 处的级联角度与级联路径增益。为初始化该过程, 算法首先假设不存在阻塞, 即在第一次迭代中令阻塞向量  $\mathbf{e} = \mathbf{1}$ 。此时, 式(11)可简化为:  $\bar{\mathbf{y}}_u = \alpha_u^s \mathbf{S}^T \mathbf{a}_{\text{RIS}}(\phi_u^s, \theta_u^s) + \bar{\mathbf{n}}_u$ 。在后续的迭代中, 则使用上一轮迭代估计出的  $\hat{\mathbf{e}}$  进行更新。

接下来, 估计 RIS 处的级联角度参数。由于角度与阻塞间存在耦合, 需采用联合估计方法, 在角度域与阻塞域中交替优化。通过归一化相关最大化方法估计 RIS 处的空间角度<sup>[28]</sup>。

$$\{\hat{\phi}_u^s, \hat{\theta}_u^s\} = \arg \max_{\phi_u^s, \theta_u^s} \frac{|\bar{\mathbf{y}}_u^H \tilde{\mathbf{a}}_{\text{RIS}}(\phi_u^s, \theta_u^s)|}{\|\bar{\mathbf{y}}_u\|_2 \|\tilde{\mathbf{a}}_{\text{RIS}}(\phi_u^s, \theta_u^s)\|_2} \quad (12)$$

其中  $\tilde{\mathbf{a}}_{\text{RIS}}(\phi_u^s, \theta_u^s) = \mathbf{S}^T \text{diag}(\mathbf{e}) \mathbf{a}_{\text{RIS}}(\phi_u^s, \theta_u^s) \in \mathbb{C}^{Q \times 1}$ 。在获得  $\{\hat{\phi}_u^s, \hat{\theta}_u^s\}$  后, 定义  $\hat{\mathbf{r}}_u = \mathbf{S}^T \text{diag}(\mathbf{e}) \mathbf{a}_{\text{RIS}}(\hat{\phi}_u^s, \hat{\theta}_u^s) \in \mathbb{C}^{Q \times 1}$ , 可计算级联路径增益。

$$\hat{\alpha}_u^s = \frac{\hat{\mathbf{r}}_u^H \bar{\mathbf{y}}_u}{\hat{\mathbf{r}}_u^H \hat{\mathbf{r}}_u} \quad (13)$$

定义稀疏阻塞向量  $\mathbf{k} \triangleq \mathbf{e} - \mathbf{1} \in \mathbb{C}^{N \times 1}$ 。在估计完所有 UE 的信道参数后, 汇总所有接收信号并堆叠成矩阵  $\bar{\mathbf{Y}} = [\bar{\mathbf{y}}_1, \dots, \bar{\mathbf{y}}_U] \in \mathbb{C}^{Q \times U}$ , 可得:

$$\bar{\mathbf{Y}} = \mathbf{S}^T \text{diag}(\mathbf{e}) \hat{\mathbf{A}}_{\text{RIS}} + \bar{\mathbf{N}} \quad (14)$$

其中,  $\hat{\mathbf{A}}_{\text{RIS}} = [\hat{\alpha}_1^s \mathbf{a}_{\text{RIS}}(\hat{\phi}_1^s, \hat{\theta}_1^s), \dots, \hat{\alpha}_U^s \mathbf{a}_{\text{RIS}}(\hat{\phi}_U^s, \hat{\theta}_U^s)] \in \mathbb{C}^{N \times U}$ 。对式(14)两边进行列向量化, 可得

$$\text{vec}(\bar{\mathbf{Y}}) = (\hat{\mathbf{A}}_{\text{RIS}}^T \odot \mathbf{S}^T) (\mathbf{k} + \mathbf{1}) + \text{vec}(\bar{\mathbf{N}}) \quad (15)$$

定义  $\mathbf{r} \triangleq \text{vec}(\bar{\mathbf{Y}}) - (\hat{\mathbf{A}}_{\text{RIS}}^T \odot \mathbf{S}^T) \mathbf{1} \in \mathbb{C}^{QU \times 1}$ ,  $\Phi \triangleq \hat{\mathbf{A}}_{\text{RIS}}^T \odot \mathbf{S}^T \in \mathbb{C}^{QU \times N}$ 。可转换式(15)为

$$\mathbf{r} = \Phi \mathbf{k} + \mathbf{n} \quad (16)$$

其中,  $\mathbf{n} = \text{vec}(\bar{\mathbf{N}})$ 。因此, 阻塞向量的估计可转化为一个稀疏恢复问题。本文采用 SBL 方法<sup>[29]</sup>进行求解。与传统的压缩感知算法相比, SBL 通过分层贝叶斯框架自适应学习超参数。在该模型中, 假设噪声向量  $\mathbf{n}$  服从复高斯分布  $\text{CN}(\mathbf{0}, \beta^{-1} \mathbf{I})$ , 其中精度参数  $\beta$  服从伽马先验  $\Gamma(\beta; c, d)$ ; 稀疏向量  $\mathbf{k}$  服从复高斯分布  $\text{CN}(\mathbf{0}, \mathbf{A})$ , 其中  $\mathbf{A} = \text{diag}(\boldsymbol{\alpha}) \in \mathbb{C}^{N \times N}$ , 超参数  $\boldsymbol{\alpha}$  服从伽马先验  $\Gamma(\boldsymbol{\alpha}; 1, \rho)$ 。在此条件下, 稀疏向量  $\mathbf{k}$  的后验分布为:  $p(\mathbf{k} | \mathbf{r}, \boldsymbol{\alpha}, \beta) = \text{CN}(\mathbf{k}; \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})$ 。其后验均值  $\boldsymbol{\mu}$  与协方差矩阵  $\boldsymbol{\Sigma}$  由式(17)给出。详细

推导过程见附录 1。

$$\begin{cases} \boldsymbol{\mu} = \beta (\beta \boldsymbol{\Phi}^H \boldsymbol{\Phi} + \boldsymbol{\Lambda}^{-1})^{-1} \boldsymbol{\Phi}^H \mathbf{k} \\ \boldsymbol{\Sigma} = (\beta \boldsymbol{\Phi}^H \boldsymbol{\Phi} + \boldsymbol{\Lambda}^{-1})^{-1} \end{cases} \quad (17)$$

超参数  $\alpha$  和  $\beta$  的更新规则如式(18)，详细推导过程见附录 2。

$$\begin{cases} \alpha_n = \frac{-1 + \sqrt{1 + 4\rho (\|\boldsymbol{\mu}_n\|_2^2 + \boldsymbol{\Sigma}(n,n))}}{2\rho} \\ \beta = \frac{QU + c - 1}{\|\mathbf{r} - \boldsymbol{\Phi}\boldsymbol{\mu}\|_2^2 + \text{tr}(\boldsymbol{\Sigma}\boldsymbol{\Phi}^H\boldsymbol{\Phi}) + d} \end{cases} \quad (18)$$

为进一步提升估计准确性，本文引入一种基于阈值的稀疏信号检测机制。

$$\mu_n = \begin{cases} 0, & |\mu_n| < \delta \\ \mu_n, & \text{其他} \end{cases} \quad (19)$$

其中，阈值  $\delta = \frac{1}{\text{iter}}$  随迭代次数 (iter) 增加而自适应下降。该策略有助于在迭代初期快速识别显著阻塞分量，并在后期逐步细化估计结果。

图 2 为本文方法流程。

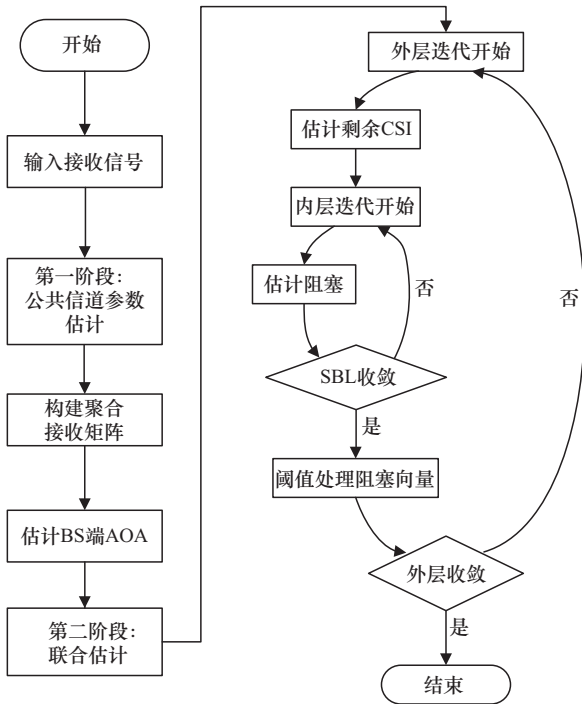


图 2 本文方法流程

同时，本文以伪代码形式总结了信道估计与阻塞诊断的流程，如算法 1 所示。

**算法 1** 基于 SBL 的两阶段估计方法

输入  $U$  个 UE 发送到 BS 的信号

输出  $\hat{\boldsymbol{\phi}}$ 、 $\{\hat{\phi}_u^s, \hat{\theta}_u^s\}_{u=1}^U$ 、 $\{\hat{\alpha}_u^s\}_{u=1}^U$  和  $\hat{\mathbf{k}}$ 。

- 1) 迭代次数 iter = 0，初始化  $\rho = 10^{-4}$ ， $c = 10^{-4}$ ， $d = 10^{-4}$ 。设置迭代更新精度 tol =  $10^{-6}$ ；
- 2) 按列堆叠  $\{\mathbf{Y}_u\}_{u=1}^U$  得  $\mathbf{Y} = [\mathbf{Y}_1, \dots, \mathbf{Y}_U]$ ；
- 3) 对  $\mathbf{Y}$  做 t-SVD 分解得到 t-SVD( $\mathbf{Y}$ )；
- 4) 根据式(9)得到  $\hat{\boldsymbol{\phi}}$ ；
- 5) 根据式(10)得到  $\{\bar{\mathbf{y}}_u\}_{u=1}^U$ ；
- 6) while  $\frac{\|\tilde{\mathbf{Y}}_{\text{last}} - \tilde{\mathbf{Y}}\|_F^2}{\|\tilde{\mathbf{Y}}\|_F^2} < \text{tol}$  或达到最大迭代次数
  - 7) 更新 iter = iter + 1；
  - 8) 更新  $\tilde{\mathbf{Y}}_{\text{last}} = \tilde{\mathbf{Y}}$ ；
  - 9) for  $u = 1:U$ 
    - 10) 根据式(12)求出  $\{\hat{\phi}_u^s, \hat{\theta}_u^s\}$ ；
    - 11) 根据式(13)求出  $\alpha_u^s$ ；
    - 12) end for
  - 13) while  $\frac{\|\boldsymbol{\mu}_{\text{last}} - \boldsymbol{\mu}\|_2^2}{\|\boldsymbol{\mu}\|_2^2} < \text{tol}$  或达到最大迭代次数
    - 14) 更新  $\boldsymbol{\mu}_{\text{last}} = \boldsymbol{\mu}$ ；
    - 15) 根据式(17)求出阻塞的估计值  $\hat{\mathbf{k}} = \boldsymbol{\mu}$ ；
    - 16) 根据式(18)更新超参数  $\{\alpha, \beta\}$ ；
    - 17) end while
  - 18) 根据式(19)更新  $\hat{\mathbf{k}}$ ，其中  $\delta = \frac{1}{\text{iter}}$ ；
  - 19) 更新  $\tilde{\mathbf{Y}} = \mathbf{S}^T \text{diag}(\hat{\mathbf{k}} + \mathbf{1}) \hat{\mathbf{A}}_{\text{RIS}}$ ；
  - 20) end while
  - 21) 根据式(12)求出  $\{\hat{\phi}_u^s, \hat{\theta}_u^s\}$ ；
  - 22) 根据式(13)求出  $\alpha_u^s$ 。

### 3 性能分析

本节基于 SBL 的两阶段估计方法，分别给出其导频开销和计算复杂度。

#### 3.1 导频开销

在所述系统中，UE 发送的导频信号需满足正交性条件，因此时隙数需满足  $T \geq U$ 。对于时间帧数  $Q$ ，需从 2 个方面考虑：1) 为保障式(12)中相关

法角度估计的有效性, 需满足  $Q \geq 2$ ; 2) 在阻塞向量估计中, 为满足稀疏恢复问题解的唯一性, 需满足  $Q \geq N_B$ 。因此, 时间帧数应满足  $Q \geq \max\{2, N_B\}$ 。系统总导频开销为  $QT \geq U \max\{2, N_B\}$ 。需要注意的是, 在实际稀疏恢复问题中, 通常需要更大的  $Q$  以保证估计的精度与鲁棒性。尽管本文方法与对比方法的总导频开销均为  $QT \geq U \max\{2, N_B\}$ , 但在相同开销条件下, 本文方法呈现出更优的性能, 具体分析如第 4 节仿真结果所示。

### 3.2 计算复杂度分析

算法 1 第一阶段的计算复杂度主要来源于步骤 3) 和步骤 4)。步骤 3) 中 t-SVD 的计算复杂度为  $O(MQU)$ , 步骤 4) 中角度估计的计算复杂度为  $O(M)$ 。因此, 第一阶段的总计算复杂度为  $O(MQU)$ 。第二阶段的计算复杂度主要由步骤 10)、步骤 15) 和步骤 16) 决定。其复杂度分别为  $O(EUQN^2G^2)$ ,  $O(EJQUN^2 + EJN^3)$ ,  $O(EJQUN^2)$ 。其中,  $G$  表示角度搜索过程中网格点的总数,  $E$  表示外层迭代的总次数,  $J$  表示内层循环 (步骤 13)~步骤 17) 的执行次数。因此, 第二阶段的总计算复杂度可表示为  $O(E(UQN^2G^2 + J(QUN^2 + N^3)))$ 。综上, 本文方法的整体计算复杂度为  $O(MQU + E(UQN^2G^2 + J(QUN^2 + N^3)))$ 。本文将稀疏恢复部分的计算复杂度与最小绝对收缩和选择算子 (LASSO, least absolute shrinkage and selection operator) [21] 进行对比。为公平起见, 假设对比方法采用与本文相同的归一化相关最大化方法进行角度估计。表 2 的结果表明, 基于 SBL 的恢复方法其迭代成本高于 LASSO, 这主要源于方法中所需的矩阵求逆操作, 该操作会带来  $O(N^3)$  的计算复杂度。这一较高的计算成本是一种合理的权衡, 因为 SBL 能够在没有先验知识的情况下, 自动学习稀疏度水平与噪声方差, 从而实现了第 4 节所演示的更优越的估计性能。

表 2 复杂度比较

算法	计算复杂度	注释
基于 SBL 的恢复方法	$O(JN^2(QU + N))$	能够自适应地优化超参数
LASSO	$O(N^2(QU + N + J))$	需要手动调整正则化参数

## 4 仿真分析

本节通过数值仿真评估本文方法的性能。系统

参数设置如下: RIS 由  $N = N_x \times N_y = 8 \times 8 = 64$  个单元组成。BS 配备  $M = 16$  根天线。路径增益  $\alpha_u^a$  和  $\alpha^d$  服从复高斯分布  $CN(0, 1)$ , 所有空间角度均服从均匀分布  $U(0, 2\pi)$ 。信噪比 (SNR, signal-to-noise ratio) 定义为  $SNR \triangleq \frac{\mathbb{E}\{\|\mathbf{Y} - \mathbf{N}\|_F^2\}}{\mathbb{E}\{\|\mathbf{N}\|_F^2\}}$ 。信道估计性能

采用归一化均方误差 (NMSE, normalized mean square error) 进行衡量, 其定义如下:  $NMSE \triangleq$

$$10 \lg \left( \frac{\mathbb{E}\{\|\hat{\mathbf{H}}_u - \mathbf{H}_u\|_F^2\}}{\mathbb{E}\{\|\mathbf{H}_u\|_F^2\}} \right)。$$

其中,  $\hat{\mathbf{H}}_u$  表示第  $u$  个 UE

级联信道的估计值。阻塞向量的估计性能采用如下

$$NMSE \text{ 准则 } 10 \lg \left( \frac{\mathbb{E}\{\|\hat{\mathbf{k}} - \mathbf{k}\|_2^2\}}{\mathbb{E}\{\|\mathbf{k}\|_2^2\}} \right)。$$

为验证本文方法的性能, 首先将其与文献[21]提出的方法进行对比。鉴于文献[21]的方法针对单用户场景, 为进行公平比较, 将其独立应用于本系统中的每个用户, 即依次为各用户估计信道并诊断阻塞, 再将所有用户的性能结果取平均, 作为该方法在多用户场景下的最终性能。此对比旨在验证本文方法通过利用 RIS 阻塞公共性所带来的性能优势。本文将此法记为 “Inde-UE”。

其次, 利用本文的方法对文献[21]的方法进行扩展: 首先估计基站端 AoA, 再通过联合迭代估计剩余信道参数与阻塞向量。为确保公平性, 此对比方法采用与本文相同的归一化相关最大化方法进行角度估计。然而, 在联合估计阶段, 该方法采用文献[21]提出的 LASSO 进行稀疏恢复。此设置旨在专门验证本文所采用 SBL 算法在阻塞诊断问题上的优异性能。本文将此法记为 “Unit-UE”。

此外, 本文引入理想条件下的信道估计与阻塞诊断结果作为理论性能下界。具体而言, 图 3 中以 “阻塞, 理想情况” 标注的虚线, 代表在已知完美 CSI 条件下估计阻塞向量时的 NMSE; 而以 “信道, 理想情况” 标注的实线, 则表示在已知真实阻塞向量  $\mathbf{k}$  条件下进行信道估计时的 NMSE。

如图 3 所示, 随着 SNR 的增加, 本文方法在信道估计与阻塞诊断上的 NMSE 均逐渐降低, 且其性能始终优于对比方法。在参数设置为 SNR = 20 dB、

$Q = 20$ 、 $N_B = 8$ 、 $U = 6$ 时：在信道估计方面，本文方法性能优于 Unit-UE，特别是在低信噪比区域，且明显优于 Inde-UE；在阻塞诊断方面，本文方法性能优于 Unit-UE 约 3 dB，且明显优于 Inde-UE。上述性能优势主要源于以下原因：Unit-UE 所采用的 LASSO 估计器需要人工调节正则化参数，而本文方法能够自适应地优化超参数，降低了对参数选择的敏感性，从而提高了估计精度。而 Inde-UE 则因无法充分利用多用户共享的 RIS-BS 信道与 RIS 阻塞特性，导致其性能显著下降。此外，本文方法的 NMSE 性能随 SNR 升高会逐渐逼近理想下界，进一步验证了其有效性。

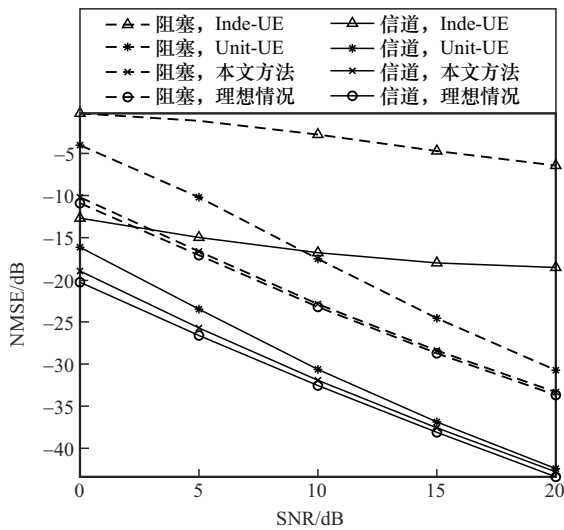


图3 SNR=20 dB、 $Q = 20$ 、 $N_B = 8$ 、 $U = 6$ 情况下，信道估计和阻塞诊断的NMSE随SNR变化的曲线

如图4所示，本文方法与 Unit-UE 在信道估计与阻塞诊断上的 NMSE 均随迭代次数的增加而下降，这验证了本文方法的收敛性。这主要归因于 2 个因素：首先，迭代次数的增加使方法有更多机会优化解；其次，迭代过程中阈值  $\delta = \frac{1}{\text{iter}}$  的自适应下降，确保了本文方法在迭代后期能够细化估计结果，从而提升估计精度。

表3对比了本文方法与对比方法的运行时间。分析表明，本文方法在稀疏恢复阶段因具有  $O(N^3)$  的计算复杂度，导致其运行时间较长。这一时间成本是一种合理的权衡，因为 SBL 框架能够在没有先验知识的情况下自动学习稀疏性水平与噪声方差，进而获得更优的信道估计与阻塞诊断性能。

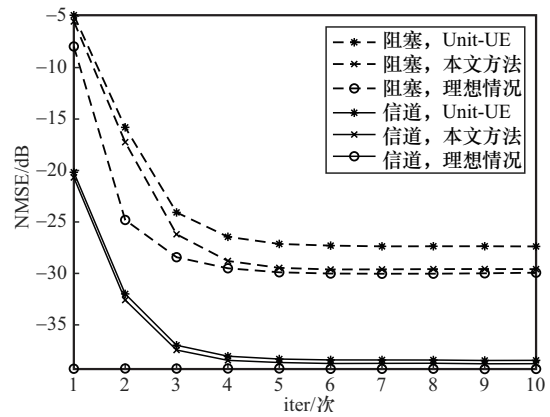


图4 SNR = 20 dB,  $T = 6$ 、 $Q = 20$ 、 $N_B = 8$ 、 $U = 6$ 情况下，信道估计和阻塞诊断的NMSE随iter变化的曲线

表3 运行时间

方法	10 000 次蒙特卡罗仿真时间/s	单次运行时间/s
本文方法	1 470.098	0.14
Unit-UE	446.634	0.04
Inde-UE	5 071.072	0.51

如图5所示，随着阻塞元件数量 ( $N_B$ ) 的增加，本文方法与对比方法的 NMSE 均呈现上升趋势。这主要是因为， $N_B$  的增加加剧了 mmWave 信号的幅度吸收与相位扰动，从而导致接收信号质量下降。值得指出的是，本文方法的性能始终优于对比方法，这表明本文方法在 RIS 阻塞元件增多的不利条件下，依然能保持更优越的性能。

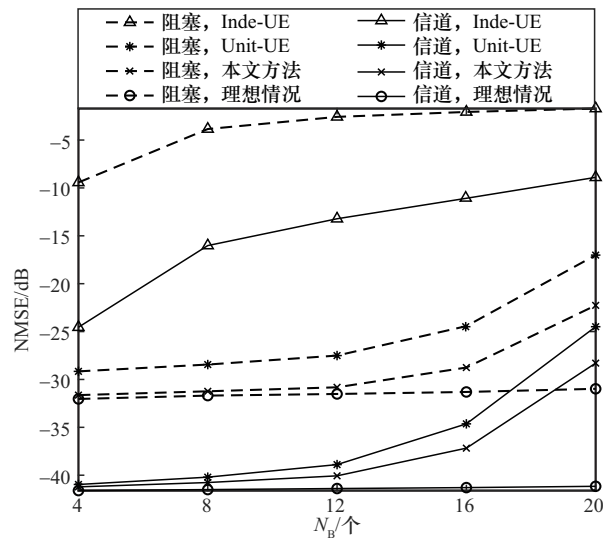


图5 SNR = 20 dB,  $T = 6$ 、 $Q = 16$ 、 $U = 6$ 情况下，信道估计和阻塞诊断的NMSE随 $N_B$ 变化的曲线

如图6所示，阻塞诊断与信道估计的 NMSE 随时间帧数  $Q$  的变化趋势表明：本文方法在阻塞诊断

与信道估计上的 NMSE 性能始终优于文献[21]方法, 并且随着  $Q$  的增加, 本文方法阻塞诊断的性能更加接近理想情况的 NMSE。主要原因包括 2 个方面: 其一, 从式(12)可以看出, 增大  $Q$  能够提升角度估计的精度; 其二, 如式(16)所示, 增加  $Q$  等效于增加稀疏恢复问题中的观测数量, 从而有助于更精确地估计稀疏阻塞向量。

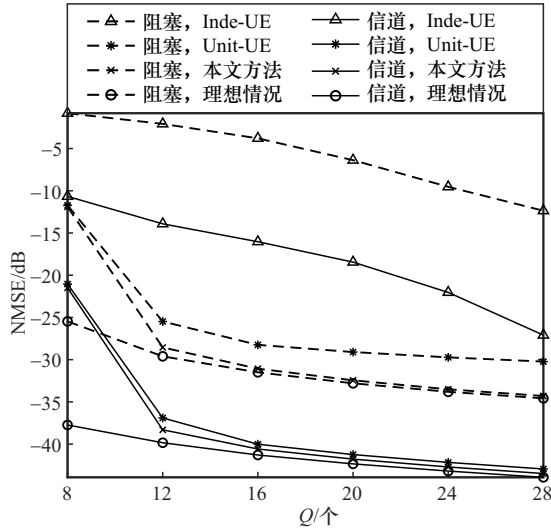


图6 SNR = 20 dB,  $T = 6$ ,  $N_B = 8$ ,  $U = 6$  情况下, 信道估计和阻塞诊断的 NMSE 随  $Q$  变化的曲线

如图 7 所示, 随着 UE 数  $U$  的升高, 本文方法在阻塞诊断上的 NMSE 逐渐下降, 出现这一现象的主要原因为:  $U$  增加等效于增加稀疏恢复问题中的观测数量, 从而提高阻塞向量的估计准确性。

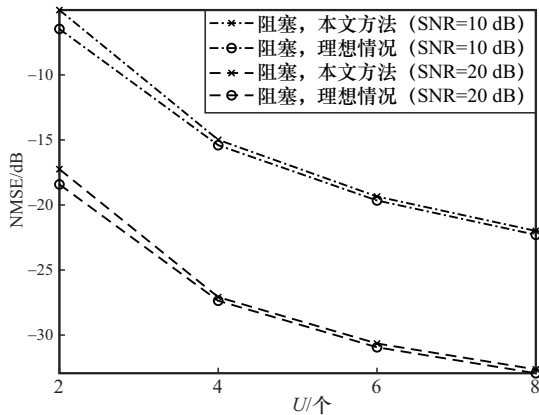


图7  $T = 8$ ,  $N_B = 8$ ,  $Q = 24$  情况下, 阻塞诊断的 NMSE 随  $U$  变化的曲线

## 5 结束语

本文研究了在 RIS 辅助多用户 mmWave SIMO 通信系统中联合信道估计与阻塞诊断的问题, 提出

了一种两阶段估计方法。该方法充分利用了系统中存在的两种公共特性: 一是多用户共享 RIS-BS 信道, 以及所有 UE 受到同一 RIS 阻塞的影响; 同时结合了 mmWave 信道与阻塞向量固有的双重稀疏性, 有效降低计算复杂度。仿真结果表明, 该方法能够实现高精度的信道估计与鲁棒的阻塞诊断性能。

## 附录 1 式(17)的证明

$r$  的联合概率密度函数 (PDF, probability density function) 为

$$p(r|k, \beta) = \text{CN}(r; \Phi k, \beta^{-1} I) \quad (20)$$

其中,  $r = \Phi k + n$ 。

所有参数的联合 PDF 可表示为

$$p(r, k, \alpha, \beta) = p(r|k, \beta) p(k|\alpha) p(\alpha) p(\beta) \quad (21)$$

稀疏向量  $k$  的后验分布推导为

$$p(k|r, \alpha, \beta) = \frac{p(r|k, \beta) p(k|\alpha)}{\int p(r|k, \beta) p(k|\alpha) dk} \quad (22)$$

其中, 分子可展开为

$$p(r|k, \beta) p(k|\alpha) = \frac{1}{\pi^{QU} |\beta^{-1} I|} \exp(-\beta(r - \Phi k)^H (r - \Phi k)) \times \frac{1}{\pi^N |A|} \exp(-k^H A^{-1} k) \quad (23)$$

分母可展开为

$$\int p(r|k, \beta) p(k|\alpha) dk = \frac{1}{\pi^{QU+N} |\beta^{-1} I| |A|} \times \int \exp(-\beta(r^H r - r^H \Phi k - k^H \Phi^H r) - k^H (\beta \Phi^H \Phi + A^{-1}) k) dk \quad (24)$$

定义目标函数  $L(k) \triangleq -\beta(r^H r - r^H \Phi k - k^H \Phi^H r) - k^H (\beta \Phi^H \Phi + A^{-1}) k$ , 对  $L(k)$  求关于  $k$  的一阶导数并令其为零。

$$2\beta \Phi^H r - 2(\beta \Phi^H \Phi + A^{-1}) k = 0 \quad (25)$$

解得最优稀疏向量:  $k = \beta(\beta \Phi^H \Phi + A^{-1})^{-1} \Phi^H r$ 。将其代入  $L(k)$ , 得到  $L(k) = -\beta r^H (I - \beta \Phi (\beta \Phi^H \Phi + A^{-1})^{-1} \Phi^H) r$ 。利用伍德伯里矩阵定理得到

$$p(r|\alpha, \beta) = \text{CN}(r; 0, \beta^{-1} I + \Phi A \Phi^H) \quad (26)$$

最后, 将式(23)和式(24)对应的复高斯分布的均值和协方差表达式代入式(22), 可得  $k$  的后验分布为

$$p(k|r, \alpha, \beta) = \frac{|\beta^{-1} I + \Phi A \Phi^H|}{\pi^N |\beta^{-1} I| |A|} \times \exp(-\beta(r^H r - r^H \Phi k - k^H \Phi^H r) - k^H (\beta \Phi^H \Phi + A^{-1}) k + r^H (\beta^{-1} I + \Phi A \Phi^H)^{-1} r) \quad (27)$$

其中,  $G(\mathbf{k})$  表示后验分布的指数。将  $G(\mathbf{k})$  的一阶导数设为零, 即可得到后验均值, 协方差矩阵则由  $G(\mathbf{k})$  的二阶导数给出。因此, 可以得到后验概率分布为  $p(\mathbf{k}|\mathbf{r}, \mathbf{a}, \beta) = \text{CN}(\mathbf{k}; \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})$ , 其中,  $\boldsymbol{\mu}$  和  $\boldsymbol{\Sigma}$  分别为

$$\begin{cases} \boldsymbol{\mu} = \beta(\beta\boldsymbol{\Phi}^H\boldsymbol{\Phi} + \mathbf{A}^{-1})^{-1}\boldsymbol{\Phi}^H\mathbf{r} \\ \boldsymbol{\Sigma} = (\beta\boldsymbol{\Phi}^H\boldsymbol{\Phi} + \mathbf{A}^{-1})^{-1} \end{cases} \quad (28)$$

式(17)证毕。

## 附录 2 式(18)的证明

对  $\mathbf{a}$  的估计可以通过最大化  $p(\mathbf{r}|\mathbf{a}, \beta)p(\mathbf{a})$  来求得, 其中  $p(\mathbf{r}|\mathbf{a}, \beta)$  由式(26)来求得并且  $p(\mathbf{a}) = \prod_{n=1}^N \Gamma(\alpha_n; 1, \rho)$  表示  $\mathbf{a}$  的先验分布。该最大化问题等价于最大化其后验的对数。

$$\begin{aligned} \ln(p(\mathbf{r}|\mathbf{a}, \beta)p(\mathbf{a})) &= -\ln(|\beta^{-1}\mathbf{I} + \boldsymbol{\Phi}\mathbf{A}\boldsymbol{\Phi}^H|) - \\ &\mathbf{r}^H(\beta^{-1}\mathbf{I} + \boldsymbol{\Phi}\mathbf{A}\boldsymbol{\Phi}^H)^{-1}\mathbf{r} - \rho \sum_{n=1}^N \alpha_n + C_1 \end{aligned} \quad (29)$$

应用行列式定理, 式(29)中的对数行列式项可以分解为

$$\ln(|\beta^{-1}\mathbf{I} + \boldsymbol{\Phi}\mathbf{A}\boldsymbol{\Phi}^H|) = -\text{QU}\ln(\beta) - \ln(|\boldsymbol{\Sigma}|) + \ln(|\mathbf{A}|) \quad (30)$$

使用伍德伯里矩阵性质, 式(29)中的第二项可展开为

$$\begin{aligned} &\mathbf{r}^H(\beta^{-1}\mathbf{I} + \boldsymbol{\Phi}\mathbf{A}\boldsymbol{\Phi}^H)^{-1}\mathbf{r} = \\ &\mathbf{r}^H(\beta\mathbf{I} - \beta\boldsymbol{\Phi}(\mathbf{A}^{-1} + \beta\boldsymbol{\Phi}^H\boldsymbol{\Phi})^{-1}\boldsymbol{\Phi}^H\beta)\mathbf{r} = \\ &\beta\|\mathbf{r} - \boldsymbol{\Phi}\boldsymbol{\mu}\|_2^2 + \boldsymbol{\mu}^H\mathbf{A}^{-1}\boldsymbol{\mu} \end{aligned} \quad (31)$$

进而式(29)可简化为

$$\begin{aligned} \ln(p(\mathbf{r}|\mathbf{a}, \beta)p(\mathbf{a})) &= \ln(|\boldsymbol{\Sigma}|) - \ln(|\mathbf{A}|) \\ &- \beta\|\mathbf{r} - \boldsymbol{\Phi}\boldsymbol{\mu}\|_2^2 - \boldsymbol{\mu}^H\mathbf{A}^{-1}\boldsymbol{\mu} - \rho \sum_{n=1}^N \alpha_n + C_2 \end{aligned} \quad (32)$$

使用定理  $\frac{d \ln|\mathbf{A}|}{dt} = \text{tr}(\mathbf{A}^{-1}\frac{d\mathbf{A}}{dt})$ , 可以推导出对数联合 PDF 关于  $\mathbf{a}$  的偏导数, 并令其为零, 可以得到  $\alpha_n$  的更新式为。

$$\alpha_n = \frac{-1 + \sqrt{1 + 4\rho(\|\boldsymbol{\mu}_n\|_2^2 + \boldsymbol{\Sigma}(n, n))}}{2\rho} \quad (33)$$

同理, 由于  $\beta$  服从伽马分布  $\beta \sim \Gamma(c, d)$ , 求对数联合  $p(\mathbf{r}|\mathbf{a}, \beta)p(\beta)$  关于  $\beta$  的偏导数, 并令其为零, 可得  $\beta$  的更新式为

$$\beta = \frac{\text{QL} + c - 1}{\|\mathbf{r} - \boldsymbol{\Phi}\boldsymbol{\mu}\|_2^2 + \text{tr}(\boldsymbol{\Sigma}\boldsymbol{\Phi}^H\boldsymbol{\Phi}) + d} \quad (34)$$

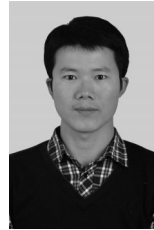
式(18)证毕。

## 参考文献:

- [1] HEATH R W, GONZÁLEZ-PRELCIC N, RANGAN S, et al. An overview of signal processing techniques for millimeter wave MIMO systems[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2016, 10(3): 436-453.
- [2] ALKHATEEB A, EL AYACH O, LEUS G, et al. Channel estimation and hybrid precoding for millimeter wave cellular systems[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2014, 8(5): 831-846.
- [3] 傅友华, 陈栋. 混合智能反射表面结构辅助的毫米波通信信道估计[J]. 通信学报, 2021, 42(10): 189-196.  
FU Y H, CHEN D. Channel estimation for hybrid intelligent reflecting surface structure assisted mmWave communications[J]. Journal on Communications, 2021, 42(10): 189-196.
- [4] 李双志, 杨睿棋, 郭新, 等. 低导频开销 RIS 辅助毫米波 MIMO 系统参数化信道估计方案[J]. 通信学报, 2024, 45(9): 82-91.  
LI S Z, YANG R Q, GUO X, et al. Low pilot overhead parametric channel estimation scheme for RIS-assisted mmWave MIMO systems[J]. Journal on Communications, 2024, 45(9): 82-91.
- [5] XIAO M, MUMTAZ S, HUANG Y M, et al. Millimeter wave communications for future mobile networks[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2017, 35(9): 1909-1935.
- [6] ROH W, SEOL J Y, PARK J, et al. Millimeter-wave beamforming as an enabling technology for 5G cellular communications: theoretical feasibility and prototype results[J]. IEEE Communications Magazine, 2014, 52(2): 106-113.
- [7] PAN C H, REN H, WANG K Z, et al. Reconfigurable intelligent surfaces for 6G systems: principles, applications, and research directions[J]. IEEE Communications Magazine, 2021, 59(6): 14-20.
- [8] HUANG C W, ZAPPONE A, ALEXANDROPOULOS G C, et al. Reconfigurable intelligent surfaces for energy efficiency in wireless communication[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2019, 18(8): 4157-4170.
- [9] 邵凯, 鲁奔, 王光宇. 可重构智能表面辅助通信系统时变级联信道估计[J]. 通信学报, 2024, 45(1): 119-128.  
SHAO K, LU B, WANG G Y. Time-varying channel estimation in reconfigurable intelligent surface assisted communication system[J]. Journal on Communications, 2024, 45(1): 119-128.
- [10] WEI L, HUANG C W, ALEXANDROPOULOS G C, et al. Channel estimation for RIS-empowered multi-user MISO wireless communications[J]. IEEE Transactions on Communications, 2021, 69(6): 4144-4157.
- [11] ZHOU G, PAN C H, REN H, et al. Channel estimation for RIS-aided multiuser millimeter-wave systems[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2022, 70: 1478-1492.
- [12] CHEN J, LIANG Y C, CHENG H V, et al. Channel estimation for reconfigurable intelligent surface aided multi-user mmWave MIMO systems[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2023, 22(10): 6853-6869.
- [13] WU T, PAN C H, ZHI K D, et al. Exploit high-dimensional RIS information to localization: what is the impact of faulty element?[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2024, 42(10): 2803-2819.
- [14] LI L P, YING R, LI Y S, et al. RIS array diagnosis for mmWave communication systems[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2024, 31: 1980-1984.
- [15] BIAN X C, XU W B, WANG Y, et al. Sparse signal recovery and RIS diagnosis: double-sparsity based algorithms[C]//Proceedings of the GLOBECOM 2023 - 2023 IEEE Global Communications Conference.

- Piscataway: IEEE Press, 2023: 4062-4067.
- [16] MEDINA G, JIDA A S, PULIPALI S, et al. Millimeter-wave antenna array diagnosis with partial channel state information[C]//Proceedings of the ICC 2021 - IEEE International Conference on Communications. Piscataway: IEEE Press, 2021: 1-5.
- [17] SUN R, WANG W D, CHEN L, et al. Diagnosis of intelligent reflecting surface in millimeter-wave communication systems[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2022, 21(6): 3921-3934.
- [18] GOMES P R B, DE ARAÚJO G T, SOKAL B, et al. Channel estimation in RIS-assisted MIMO systems operating under imperfections[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2023, 72(11): 14200-14213.
- [19] LI B R, ZHANG Z P, HU Z Z, et al. Joint array diagnosis and channel estimation for RIS-aided mmWave MIMO system[J]. IEEE Access, 2020, 8: 193992-194006.
- [20] MA S Q, SHEN W Q, GAO X Y, et al. Robust channel estimation for RIS-aided millimeter-wave system with RIS blockage[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2022, 71(5): 5621-5626.
- [21] LI S Z, LEI H J, DONG Z, et al. Two-stage channel estimation in mmWave MIMO systems with RIS blockage[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2024, 13(12): 3548-3552.
- [22] ALKHATEEB A, HEATH R W. Frequency selective hybrid precoding for limited feedback millimeter wave systems[J]. IEEE Transactions on Communications, 2016, 64(5): 1801-1818.
- [23] 曾嵘, 杭潇. 车联网环境下可重构智能反射面辅助无线信道估计算法[J]. 通信学报, 2022, 43(8): 142-150.  
ZENG R, HANG X. Reconfigurable intelligent surface assist wireless channel estimation algorithm in Internet of vehicles environment[J]. Journal on Communications, 2022, 43(8): 142-150.
- [24] ZHENG X, FANG J, WANG H W, et al. Compressed CPD-based channel estimation and joint beamforming for RIS-assisted millimeter wave communications[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2024, 73(10): 15214-15226.
- [25] 李双志, 雷豪杰, 郭新. 非理想 RIS 辅助 MIMO 系统稀疏信道估计与阵列阻塞诊断[J]. 电子与信息学报, 2025, 47(8): 2573-2583.  
LI S Z, LEI H J, GUO X. Sparse channel estimation and array blockage diagnosis for non-ideal RIS-assisted MIMO systems[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2025, 47(8): 2573-2583.
- [26] DE ARAÚJO G T, DE ALMEIDA A L F, BOYER R. Channel estimation for intelligent reflecting surface assisted MIMO systems: a tensor modeling approach[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2021, 15(3): 789-802.
- [27] DE ARAÚJO G T, DE ALMEIDA A L F, BOYER R, et al. Semi-blind joint channel and symbol estimation for IRS-assisted MIMO systems[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2023, 71: 1184-1199.
- [28] ZHOU Z, FANG J, YANG L X, et al. Low-rank tensor decomposition-aided channel estimation for millimeter wave MIMO-OFDM systems[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2017, 35(7): 1524-1538.
- [29] TIPPING M E. Sparse Bayesian learning and the relevance vector machine[J]. Journal of Machine Learning Research, 2001, 1: 211-244.

## [作者简介]



李双志 (1990-), 男, 河南南阳人, 博士, 郑州大学副教授、硕士生导师, 主要研究方向为无线通信信号处理。



刘聪 (2002-), 男, 河南许昌人, 郑州大学硕士生, 主要研究方向为可重构智能超表面和毫米波通信。



郭新 (1988-), 女, 河南周口人, 博士, 郑州大学副教授、硕士生导师, 主要研究方向为多媒体信号处理、人工智能等。