

DOI: 10.13382/j.jemi.B2407812

# 智能反射表面辅助无线系统信道估计方法研究

余 开<sup>1,2</sup>

(1. 湖南科技大学物理与电子科学学院 湘潭 411201;

2. 湖南科技大学智能传感器与新型传感材料湖南省重点实验室 湘潭 411201)

**摘要:**信道估计的高导频开销是智能反射表面(RIS)应用于无线系统时的主要挑战之一,双时间尺度信道估计策略利用基站-RIS间信道准静态的特点,能较好的降低导频开销。但该策略在估计基站-RIS信道时使用迭代优化算法,计算复杂度过高,并不适用于实时信道估计。对双时间尺度策略的基站-RIS间信道估计方法进行了研究,首先对接收的导频数据做矩阵补全,将信道估计方程近似为二阶非线性秩一优化问题,然后通过对梯度优化方程中的复数据矩阵进行分块和实表示,提出了一种基于主特征值分解的全局优化求解方法,该方法以半闭合表达式的形式建立了接收导频与信道参数间的联系。莱斯信道及典型天线配置条件下的仿真结果表明,提出方法较参考的迭代优化方法具有更低计算复杂度;当基站-RIS信道相干时间是RIS-用户信道相干时间的4倍时,能节省85%以上的导频开销;当接收导频信噪比低于16 dB时,估计精度高于迭代优化算法。提出的方法适用于对信道估计实时性要求高,或RIS远离基站而更靠近用户端的情形。

**关键词:** 智能反射表面;信道估计;最小平方估计;特征分解;双时间尺度方法

中图分类号: TN926

文献标识码: A

国家标准学科分类代码: 510.50

## Research on the channel estimation method of RIS-aided wireless system

She Kai<sup>1,2</sup>

(1. School of Physics and Electronic Science, Hunan University of Science and Technology, Xiangtan 411201, China;

2. Key Laboratory of Intelligent Sensors and Advanced Sensing Materials of Hunan Province, Xiangtan 411201, China)

**Abstract:** The high pilot overhead of channel estimation (CE) poses a significant challenge that hinders the wider application of reconfigurable intelligent surfaces (RIS) in wireless systems. Two timescale CE strategy can reduce the pilot overhead effectively by leveraging the semi-stationary characteristic of the base station (BS)-RIS channels. However, this strategy is unsuitable for real-time CE due to its reliance on an iterative optimization algorithm for BS-RIS CE, which entails high computational complexity. This paper reconsiders the optimization method within the framework of two timescale CE strategy for BS-RIS channels. Firstly, after completing the received pilot data matrix, the CE equations are simplified to a second-order nonlinear rank-one optimization problem. Subsequently, the complex-valued matrix of received pilots in the gradient equations is decomposed in blocks and represented in real terms, and an optimization method based on principal eigenvalue approximation is proposed. The proposed method establishes a semi-closed-form relation between the received pilots and the channel parameters. For the scenario of Rician channel and typical antenna configurations, the simulation results show that the proposed method has lower computational complexity compared to the referenced iterative method. And it can reduce more than 85% pilot overhead when the channel coherent time of BS-RIS is 4 times of RIS-User channels. When the signal-to-noise ratio (SNR) of received pilots is less than 16 dB, the estimation accuracy surpasses that of the iterative algorithm. Consequently, the proposed CE method is more competitive in scenarios requiring high real-time CE or the scenarios that RIS is located far away from BS and close to users.

**Keywords:** reconfigurable intelligent surfaces (RIS); channel estimation (CE); least square estimation (LSE); eigen decomposition; two timescale method

## 0 引言

智能反射表面 (reconfigurable intelligent surfaces, RIS) 是下一代移动通信的重要技术之一。RIS 由无源超材料表面阵列组成,通过智能地调整各阵列单元的反射系数来改善无线传播信道,使接收端获得同相多径信号,提高接收信噪比、频带能效和网络容量<sup>[1-2]</sup>。为实现上述功能,高效精确的信道估计方法是极其重要的,特别是对于宽带的大规模多天线系统<sup>[3-4]</sup>。不同于传统无线通信,RIS 辅助的无线系统新增了基站-RIS-用户间的级联矢量信道,并且 RIS 为无源器件,不具备信号处理能力<sup>[5]</sup>。因此,对 RIS 辅助无线系统的信道估计方法进行了大量研究。

文献[6]以开关形式控制 RIS 阵元反射系数,在信道估计导频帧的每一个时隙,仅一个阵元参与基站-RIS-用户间级联信道的估计,当接收导频信噪比下降时,估计精度明显降低。文献[7]通过优化 RIS 的反射系数为离散傅里叶矩阵,实现了一个信道估计的最小方差无偏估计子,提高了估计精度。但 RIS 阵元反射系数幅度和相位并非理想器件,文献[8]对 RIS 离散相位模型反射系数的优化取值策略进行了研究。文献[9-10]使用深度学习模型,进一步提高了级联信道的估计精度,但在实际应用中,还存在需要提前训练模型和场景适应性差等缺点,有待完善。文献[11]对多种信道估计策略进行了总结,指出随着基站天线和 RIS 反射阵元数量的增加,减少信道估计的导频开销尤为重要。因此,文献[12]基于盲信号处理,文献[13]基于毫米波稀疏信道假设,文献[14]基于 RIS 存在部分有源阵元的假设,各自提出了减少导频开销的信道估计方法。

目前大部分文献都将基站-RIS-用户间级联信道作为一个整体进行估计,而文献[15]提出了一种双时间尺度信道估计 (two timescale channel estimation, TTCE) 方法。该方法针对具有如下信道特征的应用场景:即基站和 RIS 是固定的,信道是具有大相干时间的准静态信道;用户是移动的,与 RIS 和基站间信道是快时变信道。若以低频率估计基站-RIS 间的高维矩阵信道,以较高频率估计用户与 RIS 和基站间低维矢量信道,则可以节省大量导频开销。该方法随后引起广泛关注,文献[16]就基于 TTCE,研究了一个双 RIS 辅助的无线系统的贝叶斯信道估计方法;文献[17-18]对 TTCE 方法的 RIS 波束成形方法进行了研究,以期获得最大波束增益。

TTCE 方法的关键是精确高效的估计基站-RIS 间反向散射级联信道,采用的是基于梯度的迭代优化方法,对于大规模天线多载波系统,计算量大,硬件要求高,估计的实时性难以满足快时变信道情形。并且该算法描述较

为复杂,没有揭示信道参数与接收导频间的内在联系。

在 TTCE 方法的基础上,对基站与 RIS 间信道估计的优化方法进行了研究,提出了一种基于主特征值分解的优化方法,显著降低了计算复杂度。本文通过对基站接收的导频数据做矩阵补全后,将该问题表示为一个二阶非线性秩一优化问题;提出了一种基于特征值分解的优化计算方法,计算复杂度更低,估计精度更好,且保留了低导频开销。

## 1 双时间尺度信道估计策略

### 1.1 系统模型

典型 RIS 辅助无线系统的系统模型如图 1 所示。

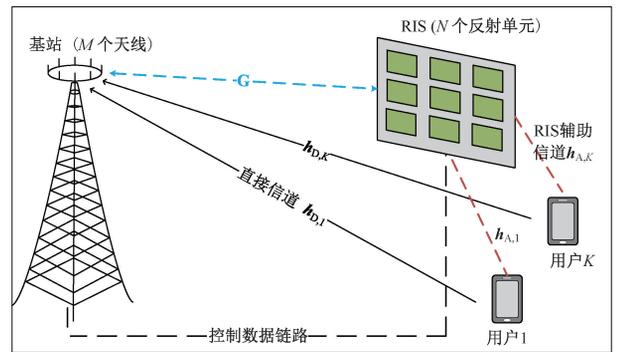


图 1 RIS 辅助无线系统模型

Fig. 1 RIS-aided wireless system model

基站包含  $M$  个天线,RIS 有  $N$  个反射阵元,在 RIS 的辅助下,基站与  $K$  个单天线移动用户通信。假设系统同步与循环前缀均工作良好,对于正交频分复用 (orthogonal frequency division multiplexing, OFDM) 符号内每个子载波频率,即时频平面每个时隙,基站接收信号  $\mathbf{y} \in \mathbf{C}^{M \times 1}$  为  $K$  个用户信号和 RIS 反射信号之和,可表示为<sup>[5]</sup>:

$$\mathbf{y} = \sum_{k=1}^K (\mathbf{h}_{D,k} + \mathbf{G} \text{diag}(\boldsymbol{\phi}) \mathbf{h}_{A,k}) s_k + \mathbf{w} \quad (1)$$

式中:  $\mathbf{h}_{D,k} \in \mathbf{C}^{M \times 1}$  表示第  $k$  个用户与基站间的信道矢量;  $\mathbf{G} \in \mathbf{C}^{M \times N}$  表示 RIS 和基站间信道矩阵;  $\mathbf{h}_{A,k} \in \mathbf{C}^{N \times 1}$  表示第  $k$  个用户与 RIS 间信道矢量;  $s_k \in \mathbf{C}$  表示第  $k$  个用户发送的导频符号;  $\boldsymbol{\phi} = [\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_N]^T$  是 RIS 的反射系数矢量,  $\phi_n \in \mathbf{C}$  是第  $n$  个阵元的反射系数;  $\text{diag}(\boldsymbol{\phi}) \in \mathbf{C}^{N \times N}$  表示将  $\boldsymbol{\phi}$  表示为对角方阵形式;  $\mathbf{w}$  是加性高斯白噪声。反射系数  $\phi_n$  可进一步表示为  $\phi_n = \rho_n e^{j\theta_n}$ , 并且  $\rho_n \in [0, 1]$  是幅度,  $\theta_n \in [0, 1]$  是相位。

相对于传统的无线系统,RIS 辅助无线系统新增了两个信道,  $\mathbf{G}$  和  $\mathbf{h}_{A,k}$ 。源于低成本和低复杂度要求,RIS 并不具备信号处理能力。若定义基站-RIS-用户间的级联信道为  $\mathbf{C}_k \triangleq \mathbf{G} \text{diag}(\mathbf{h}_{A,k})$ , 系统模型等价表示为:

$$\mathbf{y} = \sum_{k=1}^K [\mathbf{h}_{D,k} + \mathbf{C}_k \boldsymbol{\phi}] s_k + \mathbf{w} \quad (2)$$

式中:  $\text{diag}(\mathbf{h}_{A,k}) \in \mathbf{C}^{N \times N}$  表示将  $\mathbf{h}_{A,k}$  表示为对角方阵形式。大部分研究都将级联信道  $\mathbf{C}_k$  作为整体进行估计,而大规模天线系统中  $\mathbf{C}_k$  维度很高,导频开销太大。

假设系统上下行信道具有互易性,用户发送导频,基站采用多天线 OFDM 系统中通用方法估计级联信道  $\mathbf{C}_k$  和  $\mathbf{h}_{A,k}$  [5,19-20],而基站-RIS 间信道  $\mathbf{G}$  为反向散射级联多径频选信道,采用提出方法估计。

## 1.2 双时间尺度策略

实际应用场景中,基站和 RIS 位置一般固定,信道  $\mathbf{G}$  是准静态的,故以大的时间间隔估计。由于用户的移动,RIS-用户和基站-用户间信道是快时变的,需以小时时间间隔估计。基于上述的信道特性,文献[15]提出了双时间尺度信道估计策略。基站依次采用不同的单个天线发射导频信号给 RIS,RIS 以约定的反射系数,反向散射导频信号给基站,同时,基站天线亦作为接收天线,接收导频信号。待基站射频前端完成自干扰消除,再对信道  $\mathbf{G}$  进行估计。对于 RIS-用户和基站-用户信道,采用传统的信道估计算法估计。由于信道矩阵  $\mathbf{G}$  维度远大于移动用户信道,导频开销能得到明显减小。双时间尺度信道估计帧结构如图 2 所示。

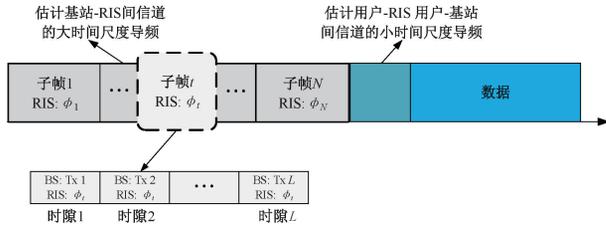


图 2 导频帧结构

Fig. 2 The pilot frame structure

图 2 中,数据帧包含  $N$  个子帧,每个子帧包含  $L$  个时隙。在第  $t$  个子帧内,RIS 的反射系数矢量为  $\boldsymbol{\phi}_t \in \mathbf{C}^{N \times 1}$ ,第  $m_1$  个时隙由基站第  $m_1$  个天线发射导频  $z_{m_1,t}$ ,且余下的  $M-1$  个基站天线同时接收 RIS 反射的导频信号。

第  $m_2$  个基站天线接收的导频可以表示为:

$$y_{m_1,m_2,t} = [(\mathbf{g}_{m_1} \odot \mathbf{g}_{m_2})^T \boldsymbol{\phi}_t] z_{m_1,t} + i_{m_1,m_2,t} + n_{m_1,m_2,t} \quad (3)$$

式中:  $m_1 = 1, 2, \dots, L, m_2 = 1, 2, \dots, M$ , 且  $m_2 \neq m_1$ ,即基站接收天线选择除发射天线以外的天线;  $\mathbf{g}_{m_1} = \mathbf{G}(m_1, :)^T \in \mathbf{C}^{N \times 1}$ ,  $\mathbf{g}_{m_2} = \mathbf{G}(m_2, :)^T \in \mathbf{C}^{N \times 1}$  各表示从 RIS 至第  $m_1$  和  $m_2$  基站天线的信道矢量;  $n_{m_1,m_2,t} \sim \mathcal{CN}(0, \sigma_n^2)$  表示由第  $m_1$  天线发射,  $m_2$  天线接收时的加性高斯白噪声 (additive Gaussian white noise, AWGN);  $i_{m_1,m_2,t}$  表示自干扰消除后,发射对接收的残留自干扰。若采用主

流的自干扰衰减方法,自干扰一般可减低至接收机噪声的 3 dB 高,因此,将自干扰建模为 AWGN,功率为接收机噪声的 1 倍。

## 2 基于特征值分解的优化方法

### 2.1 问题描述

将基站的发射和接收天线的序号用集合  $\mathcal{S} \triangleq \{(m_1, m_2) \mid 1 \leq m_1 \leq L, 1 \leq m_2 \leq M, m_1 \neq m_2\}$  表示,接收的  $N$  个导频子帧信号为  $\{y_{m_1,m_2,t} \mid (m_1, m_2) \in \mathcal{S}, 1 \leq t \leq N\}$ ,由基站第  $m_1$  个天线发射,第  $m_2$  个天线接收的  $N$  个导频子帧可表示为:

$$\mathbf{y}_{m_1,m_2}^T \triangleq [y_{m_1,m_2,1}, y_{m_1,m_2,2}, \dots, y_{m_1,m_2,N}] \quad (4)$$

不失一般性,可假设导频符号为  $z_{m_1,t} = \sqrt{P_{BS}}$ ,其中  $P_{BS}$  是基站发射导频信号功率,将接收信号表示为矢量形式如式(5)所示。

$$\mathbf{y}_{m_1,m_2}^T = \sqrt{NP_{BS}} (\mathbf{g}_{m_1} \odot \mathbf{g}_{m_2})^T \boldsymbol{\Phi} + \mathbf{i}_{m_1,m_2}^T + \mathbf{n}_{m_1,m_2}^T \quad (5)$$

式中:  $\odot$  表示 Hadamard 乘积;  $\boldsymbol{\Phi} = [\boldsymbol{\phi}_1, \boldsymbol{\phi}_2, \dots, \boldsymbol{\phi}_N] \in \mathbf{C}^{N \times N}$ ;  $\mathbf{i}_{m_1,m_2} = [i_{m_1,m_2,1}, \dots, i_{m_1,m_2,N}]^T$ ;  $\mathbf{n}_{m_1,m_2} = [n_{m_1,m_2,1}, \dots, n_{m_1,m_2,N}]^T$ 。参考文献[7]将 RIS 反射系数赋值为单位的离散傅里叶矩阵形式,以加速信号处理计算。因此,对于  $(m_1, m_2) \in \mathcal{S}$ , 可得:

$$(\mathbf{g}_{m_1} \odot \mathbf{g}_{m_2})^T = [g_{m_1,1} g_{m_2,1}, \dots, g_{m_1,N} g_{m_2,N}] = \frac{1}{\sqrt{NP_{BS}}} \mathbf{y}_{m_1,m_2}^T \boldsymbol{\Phi}^{-1} + \frac{1}{\sqrt{NP_{BS}}} (\mathbf{i}_{m_1,m_2}^T + \mathbf{n}_{m_1,m_2}^T) \boldsymbol{\Phi}^{-1} \quad (6)$$

定义  $[a_{m_1,m_2,1}, \dots, a_{m_1,m_2,N}] \triangleq \frac{1}{\sqrt{NP_{BS}}} \mathbf{y}_{m_1,m_2}^T \boldsymbol{\Phi}^{-1}$ , 即

是  $(\mathbf{g}_{m_1} \odot \mathbf{g}_{m_2})^T$  的最小二乘估计,方差为  $\frac{1}{\sqrt{NP_{BS}}} (\mathbf{i}_{m_1,m_2}^T + \mathbf{n}_{m_1,m_2}^T) \boldsymbol{\Phi}^{-1}$ 。

对于特定的  $n, 1 \leq n \leq N, g_{m_1,n} g_{m_2,n}$  只取决于第  $n$  个 RIS 阵元,与其他反射阵元无关。故可以将准静态信道  $\mathbf{G}$  的估计问题分解为  $N$  个独立的子问题。为保证每个子问题为非欠定方程组,要求  $|\mathcal{S}| \geq M$ ,即要求发射天线数  $L \geq 2$ 。

提出的信道估计方法第 1 步是矩阵数据补全,目的是简化优化方法的数学推导,并获得信道参数与接收导频间的半闭合表达式。构造  $m_1 = m_2$  情形的冗余方程为:

$$y_{m_1,m_1,t} = \frac{y_{m_1,m_2,t} y_{m_1,m_3,t}}{y_{m_2,m_3,t}} \quad (7)$$

式中:  $t = 1, 2, \dots, N, (m_1, m_2) \in \mathcal{S}, (m_1, m_3) \in \mathcal{S}, (m_2, m_3) \in \mathcal{S}$ , 且  $m_2 \neq m_3$ 。

定义第  $n$  个 RIS 反射阵元相关联的信道参数为

$\mathbf{g}_n \triangleq (g_{1,n}, g_{2,n}, \dots, g_{M,n})^T$ , 即信道矩阵  $G$  的第  $n$  列, 同时将  $a_{m_1, m_2, n}$  重构为矩阵  $\mathbf{A}_n \in \mathbf{C}^{M \times L}$ , 且其对角位置的值由式(7)构造而来。将第  $n$  个子优化问题重写为:

$$\mathbf{g}_n = \underset{\mathbf{g}_n}{\operatorname{argmin}} \Theta(\mathbf{g}_n)$$

$$\Theta(\mathbf{g}_n) = \|\mathbf{A}_n - \mathbf{g}_n \mathbf{g}_n^T \mathbf{E}_L\|_F^2 \quad (8)$$

式中:  $\mathbf{E}_L = [\mathbf{e}_1, \mathbf{e}_2, \dots, \mathbf{e}_L] \in \mathbf{C}^{M \times L}$ ,  $\mathbf{e}_l \in \mathbf{C}^{M \times 1}$  的第  $l$  个元素值为 1, 其他均为 0;  $\|\cdot\|_F$  表示 Frobenius 范数。为描述方便, 在后续的第  $n$  个优化子问题求解中, 分别用  $\mathbf{A}$  和  $\mathbf{g}$  替代  $\mathbf{A}_n$  和  $\mathbf{g}_n$ 。

### 2.2 基于特征值分解的优化算法

上述优化问题的一种基于特征值分解求解算法为获得最小平方估计的全局最优解。首先, 将  $\Theta\{\mathbf{g}\}$  展开:

$$\Theta\{\mathbf{g}\} = \operatorname{Tr}\{\mathbf{A}\mathbf{A}^H - \mathbf{A}\mathbf{E}_L^T \mathbf{g}^* \mathbf{g}^H - \mathbf{g}\mathbf{g}^T \mathbf{E}_L \mathbf{A}^H + \mathbf{g}^T \mathbf{E}_L \mathbf{E}_L^T \mathbf{g}^* \mathbf{g}^H\} \quad (9)$$

式中:  $\operatorname{Tr}\{\cdot\}$  表示矩阵的迹。关于  $\mathbf{g}$  求导, 并令其为 0, 得:

$$\frac{\partial \Theta\{\mathbf{g}\}}{\partial \mathbf{g}} = -\mathbf{g}^T (\mathbf{E}_L \mathbf{A}^H + (\mathbf{E}_L \mathbf{A}^H)^T) + \mathbf{g}^T (\mathbf{g}^* \mathbf{g}^H \mathbf{E}_L \mathbf{E}_L^T + \mathbf{E}_L \mathbf{E}_L^T \mathbf{g}^* \mathbf{g}^H) = \mathbf{0}_{M \times 1} \quad (10)$$

整理后得:

$$\mathbf{A}_E \mathbf{g} = (\mathbf{g}^* \mathbf{g}^H \mathbf{E}_L \mathbf{E}_L^T + \mathbf{E}_L \mathbf{E}_L^T \mathbf{g}^* \mathbf{g}^H) \mathbf{g} \quad (11)$$

其中,  $\mathbf{A}_E \in \mathbf{C}^{M \times M}$  为一对称矩阵, 定义为:

$$\mathbf{A}_E \triangleq \operatorname{sym}\{\mathbf{A}^* \mathbf{E}_L^T\} = (\mathbf{A}^* \mathbf{E}_L^T)^T + \mathbf{A}^* \mathbf{E}_L^T \quad (12)$$

式(11)本质上是  $M$  个方程组成的非线性方程组, 未知量是  $\mathbf{g}$  的  $M$  个复元素。当基站天线数较大时 ( $M \gg 1$ ), 直接求解该方程组运算量很大。下面通过将矩阵分块表示, 并将复矩阵转化为实矩阵形式, 得到高效的求解方法。

将  $\mathbf{A}_E$  表示为分块矩阵形式:

$$\mathbf{A}_E = \begin{bmatrix} \mathbf{A}_{E_L} & \mathbf{A}_{E_L}^T \\ \mathbf{A}_{E_L} & \mathbf{0}_{(M-L) \times (M-L)} \end{bmatrix} \quad (13)$$

式中:  $\mathbf{A}_{E_L} \in \mathbf{C}^{L \times L}$  是矩阵  $\mathbf{A}_E$  的前  $L$  行  $L$  列构成的子矩阵, 类似地, 后  $M-L$  行  $L$  列表示为一个  $(M-L) \times L$  矩阵  $\mathbf{A}_{E_L}$ 。用  $L \times 1$  维列矢量  $\mathbf{g}_L \triangleq [[\mathbf{g}]_1, [\mathbf{g}]_2, \dots, [\mathbf{g}]_L]^T$  表示  $\mathbf{g} \in \mathbf{C}^{M \times 1}$  的前  $L$  个元素, 余下的  $M-L$  个元素用  $(M-L) \times 1$  维列向量  $\mathbf{g}_L \triangleq [[\mathbf{g}]_{L+1}, [\mathbf{g}]_{L+2}, \dots, [\mathbf{g}]_M]^T$  表示。故式(11)可重写为:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{A}_{E_L} & \mathbf{A}_{E_L}^T \\ \mathbf{A}_{E_L} & \mathbf{0}_{(M-L) \times (M-L)} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{g}_L \\ \mathbf{g}_L \end{bmatrix} = \|\mathbf{g}_L\|^2 \begin{bmatrix} \mathbf{g}_L^* \\ \mathbf{g}_L^* \end{bmatrix} + \|\mathbf{g}\|^2 \begin{bmatrix} \mathbf{g}_L^* \\ \mathbf{0}_{(M-L) \times 1} \end{bmatrix} \quad (14)$$

再将式(14)两边的复矩阵表示为实矩阵形式, 等价

为  $2M$  个实数方程为:

$$\begin{bmatrix} \Omega\{\mathbf{A}_{E_L}\} & \Omega\{\mathbf{A}_{E_L}^T\} \\ \Omega\{\mathbf{A}_{E_L}\} & \mathbf{0}_{2(M-L) \times 2(M-L)} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{g}_{RL} \\ \mathbf{g}_{RL} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (\|\mathbf{g}_L\|^2 + \|\mathbf{g}\|^2) \mathbf{I}_{2L} & \mathbf{0}_{2L \times 2(M-L)} \\ \mathbf{0}_{2(M-L) \times 2L} & \|\mathbf{g}_L\|^2 \mathbf{I}_{2(M-L)} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{g}_{RL} \\ \mathbf{g}_{RL} \end{bmatrix} \quad (15)$$

式中:

$$\Omega\{\mathbf{A}_E\} \triangleq \begin{bmatrix} \operatorname{Re}\{\mathbf{A}_E\} & -\operatorname{Im}\{\mathbf{A}_E\} \\ -\operatorname{Im}\{\mathbf{A}_E\} & -\operatorname{Re}\{\mathbf{A}_E\} \end{bmatrix} \quad (16)$$

其中,  $\operatorname{Re}\{\cdot\}$  和  $\operatorname{Im}\{\cdot\}$  表示取矩阵或向量的实部和虚部, 且  $\mathbf{g}_{RL} = \begin{bmatrix} \operatorname{Re}\{\mathbf{g}_L\} \\ \operatorname{Im}\{\mathbf{g}_L\} \end{bmatrix} \in \mathbf{R}^{2L \times 1}$ ,  $\mathbf{g}_{RL} = \begin{bmatrix} \operatorname{Re}\{\mathbf{g}_L\} \\ \operatorname{Im}\{\mathbf{g}_L\} \end{bmatrix} \in \mathbf{R}^{2(M-L) \times 1}$ 。进一步简化后, 之前的  $M$  个复数方程转化为如下两个非线性的实数方程组:

$$(\|\mathbf{g}_L\|^2 + \|\mathbf{g}\|^2) \mathbf{g}_{RL} = \mathbf{Z}_{1L} \mathbf{g}_{RL} + \mathbf{Z}_{2L}^T \mathbf{g}_{RL} \quad (17)$$

$$\mathbf{Z}_{2L} \mathbf{g}_{RL} = \|\mathbf{g}_L\|^2 \mathbf{g}_{RL} \quad (18)$$

式中:  $\mathbf{Z}_{1L} \triangleq \Omega\{\mathbf{A}_{E_L}\} \in \mathbf{R}^{2L \times 2L}$ ,  $\mathbf{Z}_{2L} \triangleq \Omega\{\mathbf{A}_{E_L}\} \in \mathbf{R}^{2(M-L) \times 2L}$ ;  $\Omega\{\cdot\}$  为复矩阵至实矩阵的变换。整理后得:

$$\mathbf{g}_{RL} = \begin{bmatrix} \operatorname{Re}\{\mathbf{g}_L\} \\ \operatorname{Im}\{\mathbf{g}_L\} \end{bmatrix} = \frac{1}{\|\mathbf{g}_L\|^2} \mathbf{Z}_{2L} \mathbf{g}_{RL} \quad (19)$$

由式(15)可得另一结果:

$$\mathbf{Z}_{2L}^T \mathbf{g}_{RL} = (\|\mathbf{g}\|^2 - \|\mathbf{g}_L\|^2) \mathbf{g}_{RL} \quad (20)$$

化简后, 得到最终的关键表达式:

$$\mathbf{Z}_{1L} \mathbf{g}_{RL} = 2 \|\mathbf{g}_L\|^2 \mathbf{g}_{RL} \quad (21)$$

式(21)为典型的实对称矩阵特征值分解问题, 求解  $\mathbf{g}_{RL}$  等价于求矩阵  $\mathbf{Z}_{1L}$  的非负特征值  $2 \|\mathbf{g}_L\|^2$  所对应的特征向量<sup>[21]</sup>。并且,  $\mathbf{g} = \operatorname{Re}\{\mathbf{g}\} + \mathrm{j}\operatorname{Im}\{\mathbf{g}\} \in \mathbf{C}^{M \times 1}$ , 它的前面  $L$  个元素的实部和虚部可采用式(22)计算。

$$\begin{bmatrix} \operatorname{Re}\{\hat{\mathbf{g}}_i\} \\ \operatorname{Im}\{\hat{\mathbf{g}}_i\} \end{bmatrix} = \pm \sqrt{\frac{\lambda_{Z_{1L}}}{2}} \frac{[\mathbf{v}_{Z_{1L}}]_i}{\|\mathbf{v}_{Z_{1L}}\|}, \forall i = 1, 2, \dots, L \quad (22)$$

式中:  $\mathbf{v}_{Z_{1L}} \in \mathbf{C}^{2L \times 1}$  表示  $\mathbf{Z}_{1L}$  的最大特征值  $\lambda_{Z_{1L}}$  所对应的特征向量, 而  $\mathbf{g}$  的后面  $M-L$  个元素可由式(19)计算。

在式(12)和(16)中, 分别给出了  $\operatorname{sym}\{\cdot\}$  和  $\Omega\{\cdot\}$  运算的定义, 而求估计量  $\hat{\mathbf{g}}$ , 实际上是对矩阵  $\mathbf{Z}_E = \Omega\{\mathbf{A}_E\} = \Omega\{\operatorname{sym}\{\mathbf{A}^* \mathbf{E}_L^T\}\}$  求特征向量。将式(19)和(22)的运算统一用关系  $\hat{\mathbf{g}} = \Psi\{\mathbf{Z}_E\}$  表示, 可得基站与 RIS 间第  $n$  个单元, 所关联的信道矢量  $\mathbf{g}$  的最小平方估

计,可表示为半闭合表达式:

$$\hat{\mathbf{g}} = \Psi\{\Omega\{\text{sym}\{\mathbf{A}^* \mathbf{E}_L^T\}\}\} \quad (23)$$

### 3 讨论

#### 3.1 相位模糊问题

实际上,虽然此方法获得了信道参数  $\mathbf{g}$  的全局最小二乘估计量  $\hat{\mathbf{g}}$ ,但存在相位模糊问题,即无法判断  $\mathbf{g}$  中各个元素的正负号。注意到  $\mathbf{C}_k = \mathbf{G}\text{diag}(\mathbf{h}_{A,k})$ , 双时间尺度信道估计的目的是节省导频开销,而策略是分开估计  $\mathbf{G}$  和  $\mathbf{h}_{A,k}$ 。大时间尺度时长范围内,对  $\mathbf{G}$  的估计不会变化,基站将对小时间尺度信道参数  $\mathbf{h}_{A,k}$  进行多次估计,并计算级联信道参数  $\mathbf{C}_k$ 。此时,虽然  $\mathbf{G}$  包含模糊相位,同时  $\mathbf{h}_{A,k}$  也将被引入相同的模糊相位,而基站只需要使用级联信道参数  $\mathbf{C}_k$  来实现最大信噪比 (signal to noise ratio, SNR) 合并和射频波束赋形。也就是说,当只需要使用两者的乘积  $\mathbf{G}\text{diag}(\mathbf{h}_{A,k})$  时,相位模糊问题将会自动抵消。

#### 3.2 导频开销

基站-RIS 间的准静态信道有  $MN$  个参数,需在大尺度时长内估计,图 2 中,导频包含在  $N$  个子帧内,且各子帧包含  $L$  个时隙,故导频开销为  $\tau_1 = NL$ 。 $K$  个用户与 RIS,与基站间的信道,分别有  $NK$  和  $MK$  个参数需要估计。由于  $M$  个天线的基站在每个时隙内接收到  $MK$  个导频符号,需要  $\lceil (M+N)K/MK \rceil = \lceil N/M \rceil + 1$  个子帧,其中  $\lceil \cdot \rceil$  表示向上取整。故小尺度时长信道估计导频开销为  $\tau_2 = K\lceil N/M \rceil + K$ 。另一方面,双时间尺度信道估计策略导频开销取决于准静态信道与移动动态信道两者相干时间的比值  $\alpha = T_L/T_S$ 。故总体的导频开销为  $\tau = NL/\alpha + K\lceil N/M \rceil + K$ 。

#### 3.3 计算复杂度

在对优化问题的代价函数(式(8))先后完成复矩阵微分,复矩阵的实矩阵变换,以及重要的矩阵特征分解后,最终将信道参数的估计量以半闭合表达式形式描述。从计算角度考虑,主要需对  $2L \times 2L$  维实矩阵  $\mathbf{Z}_{1_L}$  完成一次特征分解,以及一次矩阵  $\mathbf{Z}_{2_L}$  和  $\mathbf{g}_{R_L}$  的乘法运算。

此算法的第 1 步是引入冗余方程,完成矩阵数据补全,计算复杂度是  $2LN$  次复数乘法或  $8LN$  次实数乘法。第 2 步是使用式(22)计算  $\hat{\mathbf{g}}$  的前  $L$  个元素。 $\text{sym}\{\cdot\}$  和  $\Omega\{\cdot\}$  运算只是重组矩阵数据,只涉及简单的存储器操作。 $\Psi\{\cdot\}$  运算是关键的一步,即对  $2L \times 2L$  维实矩阵  $\mathbf{Z}_{1_L}$  完成一次特征分解。若使用对称 QR 迭代方法,计算复杂度是  $\mathcal{O}(4L^2N)$  次实数乘法<sup>[21]</sup>。第 3 步是基于式(19)计算  $\hat{\mathbf{g}}$  的后  $M-L$  个值,这是一个矩阵乘法运算,需要

$2L(M-L)$  次实数乘法。因此,整体的计算复杂度是  $\mathcal{O}(2L^2N + 2L(M+4)N)$ ,明显优于文献[15]的迭代方法,如表 1 所示。

表 1 计算复杂度

Table 1 Computation complexity

方法	计算复杂度
基于梯度的迭代计算方法 <sup>[15]</sup>	$\mathcal{O}(N^3 + MLN^2 + MLN I_{\max})$
提出的基于特征分解的算法	$\mathcal{O}(2L^2N + 2L(M+4)N)$

## 4 实验研究

### 4.1 实验参数

采用与文献[15]的应用场景和信道模型进行实验研究,以有效比较两种方法的性能。此应用场景中,RIS 布置在靠近用户而远离基站的建筑物墙体垂直面,且与固定的基站间有视距传播路径。基站与 RIS 间的大尺度衰落通过  $\rho_g = \rho_0(d_g/d_0)^{\alpha_g}$  建模,其中  $\rho_0 = -20$  dB,是以  $d_0 = 1$  m 为参考距离时的功率衰落,并取模型衰落因子为  $\alpha_g = 2.1$ ,  $d_g = 20$  m。小尺度衰落建模为莱斯信道,且 SNR 计算如式(24)所示。

$$\text{SNR} = 10 \lg \frac{P_{BS} \rho_g^2}{\sigma_i^2 + \sigma_n^2} \quad (24)$$

式中:  $P_{BS}$  是基站发射的导频信号功率,自干扰功率取值为接收机噪声的 3 dB 高,即  $\sigma_i^2 = 2\sigma_n^2$ 。优化算法的迭代次数  $I_{\max} = 5$ ,这是文献[15]典型取值,且已证明能取得较高的估计精度。

### 4.2 实验结果

图 3 和 4 所示分别为  $K = 8, L = 2, \alpha = 4$  时,导频开销随基站天线数  $M$  和 RIS 反射单元数  $N$  变化的曲线,其中,最小无偏估计方法<sup>[7]</sup>的导频开销为  $NK+K$ ,而基于压缩感知的稀疏信道估计方法<sup>[13]</sup>为  $K + N + \max\{K-1, \lceil (K-1)/N \rceil\}$ 。

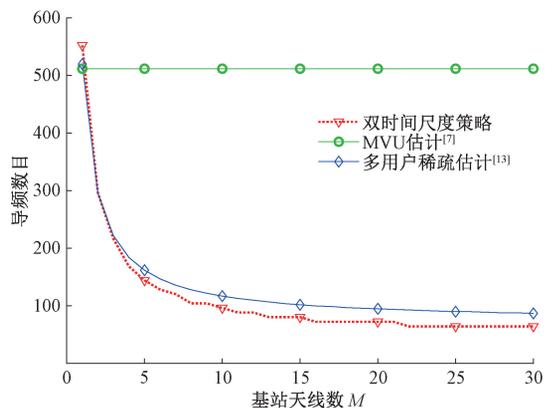


图 3 导频开销随基站天线数  $M$  变化情况 ( $N = 64$ )

Fig. 3 Pilot overhead with different  $M$  ( $N = 64$ )

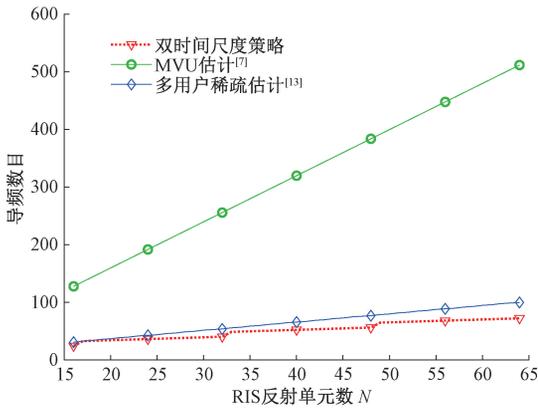


图4 导频开销随 RIS 单元数  $N$  变化情况 ( $M=16$ )

Fig.4 Pilot overhead with different  $N$  ( $M=16$ )

结果表明,相比于将基站-RIS-用户信道作为一个整体进行估计的 MVU 方法,分别进行信道估计的双时间尺度策略能明显节省导频开销。当  $M=16, N=64, K=8, \alpha=4$  时,能节省 85% 以上导频开销。但是值得注意的是,  $\alpha$  的影响较大,也就是说,此方法之所以能节省导频开销,是因为利用了基站与 RIS 间准静态信道,大相干时长这一条件。相比于多用户稀疏估计方法,此方法导频开销略低,但前者要求信道在空域稀疏,只适用于特定条件下的毫米波多天线场景,而提出的方法更适合基站与 RIS 为固定布置,存在准静态信道的场景。

图 5 所示为  $M=16, N=64, L=4$  时,采用提出的方法和其他迭代方法进行信道估计时,估计精度随接收导频信噪比变化的曲线,其中信道矩阵  $\mathbf{G}$  的归一化均方误差 (NMSE) 如式 (25) 所示。

$$NMSE \triangleq \frac{\|\hat{\mathbf{G}} - \mathbf{G}\|_F^2}{\|\mathbf{G}\|_F^2} \quad (25)$$

结果表明,提出的方法在全双工情形具有最好的估计精度。全双工是指基站发射天线可以同时接收 RIS 返回的导频,该结果在 2.2 节已得到理论证明,原因是此情形比其他两种情形多了若干个  $m_1 = m_2$  时的数据方程。全双工对硬件要求较高,故比较了正常情形下的估计精度,提出的方法在信噪比低于 16 dB 时有比迭代方法更高的估计精度,在高于 16 dB 时估计精度稍差,这是因为此方法第 1 步矩阵数据补全,引入的仅仅是冗余数据方程,为的是获得信道估计量的半闭合表达式和更低的计算复杂度。

考虑到 RIS 一个重要的应用场景是部署在远离基站而更靠近用户的墙面,实现补盲或增强信道容量<sup>[1]</sup>。由于远距离路径损耗,基站接收的导频信号将经历两次衰落,信噪比较低,因为提出的方法计算复杂度明显更低,故更适用于对实时信道估计要求高的固定的基站和 RIS 场景。若同时要求信道估计的实时性、低导频开销和全

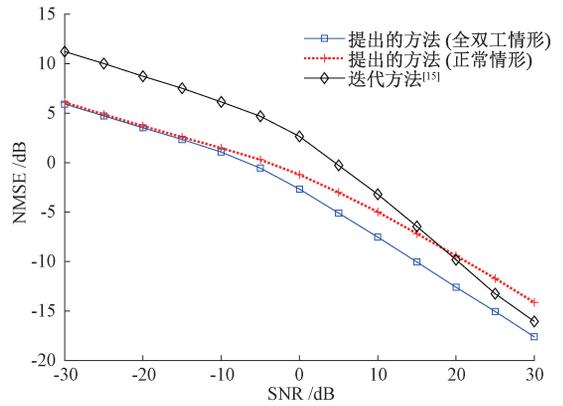


图5 不同信噪比下的估计精度

Fig.5 Estimation error with different SNR

信噪比范围内的高估计精度,则需提高系统硬件复杂度,在全双工情形应用此方法。图 6 所示为基站接收的导频信号 SNR 为 -10、0 和 10 dB 时,估计误差随基站发射天线数  $L$  变化的情况。

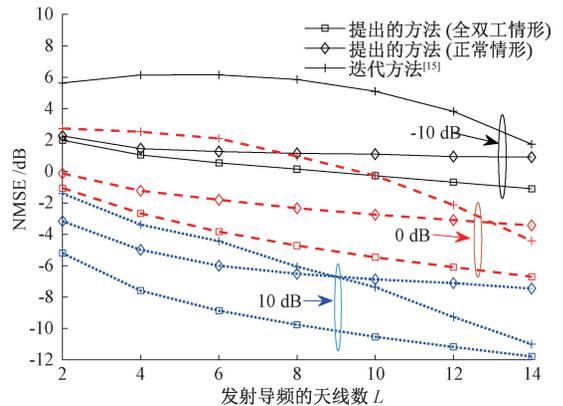


图6 导频发射天线数  $L$  对估计精度的影响

Fig.6 Estimation error with different  $L$

实验结果表明,导频发射天线数  $L$  对估计精度有一定程度的影响, $L$  越大,NMSE 越小,因为有更多数据方程可用于信道估计;并且 SNR 越高,天线数  $L$  的影响越大,曲线在信噪比为 10 dB 时下降速度明显快于 0 dB 时。因此,在实际应用部署时,应根据基站接收导频的 SNR 范围,所允许的导频开销多少,进行充分的数值模拟,优化选取基站导频发射天线数  $L$ ,以最大化估计性能。

## 5 结论

对 RIS 辅助无线系统的基站-RIS 间反向散射级联信道估计方法进行了研究,通过将优化问题重新表示为二阶非线性秩一优化问题,采用复矩阵分块和实表示技术,提出了一种基于矩阵主特征分解的信道估计优化计算方

法。主要优点是更有低的计算复杂度和高估计精度,且信道参数以半闭合表达式形式表示。对于允许更高系统硬件复杂度的全双工情形,提出的方法在导频开销、计算复杂度和估计精度方面都具优势。对于正常情形,提出的方法更适于需要实时信道估计,且 RIS 布置在远离基站而靠近用户端的应用场景。后续研究,将搭建硬件测试平台进一步验证系统模型和优化算法在实际应用中的有效性,并针对基站 RIS 间信道的统计特性,采用机器学习方法,进一步提高估计精度。

## 参考文献

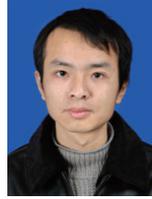
- [ 1 ] WU Q, ZHANG R. Towards smart and reconfigurable environment; Intelligent reflecting surface aided wireless Network [ J ]. IEEE Communications Magazine, 2020, 58(1): 106-112.
- [ 2 ] 傅友华, 陈栋. 混合智能反射表面结构辅助的毫米波通信信道估计 [ J ]. 通信学报, 2021, 42(10): 189-196.
- FU Y H, CHEN D. Channel estimation for hybrid intelligent reflecting surface structure assisted mmWave communications [ J ]. Journal on Communications, 2021, 42(10): 189-196.
- [ 3 ] 洪丹阳, 王巍, 周成阳, 等. 基于非均匀快速傅里叶变换的正交频分复用声通信多普勒估计与补偿方法 [ J ]. 仪器仪表学报, 2021, 42(4): 67-74.
- HONG D Y, WANG W, ZHOU CH Y, et al. Doppler estimation and compensation method for orthogonal frequency division multiplexing underwater acoustic communication based on non-uniform fast Fourier transform [ J ]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(4): 67-74.
- [ 4 ] 陈晨, 费丹, 郑鹏, 等. 5G TM 信号无线信道测量平台研究与实现 [ J ]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(11): 91-99.
- CHEN CH, FEI D, ZHENG P, et al. Research and implement of wireless channel measurement platform based on 5G TM signal [ J ]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(11): 91-99.
- [ 5 ] WEI X, SHEN D, DAI L. Channel estimation for RIS assisted wireless communications part I: Fundamentals, solutions, and future opportunities [ J ]. IEEE Communications Letters, 2021, 25(5): 1398-1402.
- [ 6 ] DEEPAK M, HAKAN J. Channel estimation and low-complexity beamforming design for passive intelligent surface assisted MISO wireless energy transfer [ C ]. 2019 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), 2019: 4659-4663.
- [ 7 ] JENSEN T L, CARVALHO E D. An optimal channel estimation scheme for intelligent reflecting surfaces based on a minimum variance unbiased estimator [ C ]. 2020 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), 2020: 5000-5004.
- [ 8 ] CHENG J, WANG G, ZHANG Q. On the optimal discrete phase values of reconfigurable intelligent surfaces [ J ]. IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters, 2024, 23(7): 2111-2114.
- [ 9 ] AHMET M E, ANASTASIOS P, PANDELIS K, et al. Deep channel learning for large intelligent surfaces aided mm-wave massive MIMO systems [ J ]. IEEE Wireless Communications Letters, 2020, 9(9): 1447-1451.
- [ 10 ] JIN Y, ZHANG J Y, HUANG C W, et al. Multiple residual dense networks for reconfigurable intelligent surfaces cascaded channel estimation [ J ]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2022, 71(2): 2134-2139.
- [ 11 ] HE Z Q, YUAN X. Cascaded channel estimation for large intelligent meta-surface assisted massive MIMO [ J ]. IEEE Wireless Communications Letters, 2020, 9(2): 210-214.
- [ 12 ] DU J, LUO X, LI X, et al. Semi-blind joint channel estimation and symbol detection for RIS-empowered multiuser mmWave systems [ J ]. IEEE Communications Letters, 2023, 27(1): 362-366.
- [ 13 ] WEI X, SHEN D, DAI L. Channel estimation for RIS assisted wireless communications part II: An improved solution based on double-structured sparsity [ J ]. IEEE Communications Letters, 2021, 25(5): 1403-1407.
- [ 14 ] LONG R Z, LIANG Y C, PEI Y Y, et al. Active reconfigurable intelligent surface-aided wireless communications [ J ]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2021, 20(8): 4962-4975.
- [ 15 ] HU C, DAI L, HAN S, et al. Two-timescale channel estimation for reconfigurable intelligent surface aided wireless communications [ J ]. IEEE Transactions on Communications, 2021, 69(11): 7736-7747.
- [ 16 ] YANG S, LYU W, XIU Y, et al. Active 3D double-RIS-aided multi-User communications: Two-timescale-based separate channel estimation via Bayesian learning [ J ]. IEEE Transactions on Communications, 2023, 71(6): 3605-3620.
- [ 17 ] HUANG H. Two-timescale-based beam training for RIS-aided millimeter-wave multi-user MISO systems [ J ]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2023, 72(9): 11884-11897.
- [ 18 ] CHEN W, WEN C K, LI X, et al. Multi-timescale

channel customization for transmission design in RIS-assisted MIMO systems [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2023, 41(8): 2397-2413.

- [19] MISHRA D, LARSSON E G. Optimal channel estimation for reciprocity-based backscattering with a full-duplex MIMO reader [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2019, 67(6): 1662-1677.
- [20] CHEN Z, LIU Z, GENG X, et al. Attention guided multi-task network for joint CFO and channel estimation in OFDM systems [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2024, 23(1): 321-333.
- [21] NEO V W, REDIF S, MCWHIRTER J G, et al. Polynomial eigenvalue decomposition for multichannel broadband signal processing: A mathematical technique

offering new insights and solutions [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2023, 40(7): 18-37.

### 作者简介



余开(通信作者),分别在2003年、2006年、2012年于湖南大学获得学士学位、硕士学位、博士学位,现为湖南科技大学讲师,主要研究方向为反向散射无线通信中的信号处理技术。

E-mail: shekai@126.com

**She Kai** (Corresponding author) received his B. Sc. degree, M. Sc. degree, and Ph. D. in 2003, 2006, and 2012 all from Hunan University, respectively. Now he is a lecturer in Hunan University of Science and Technology. His main research interests include signal processing technologies in backscattered wireless communication.