

基于张量分解和流形优化的双IRS辅助毫米波MIMO系统信道估计

冯凯辉, 刘陈, 黄钲, 宋云超, 高润勤

(南京邮电大学电子与光学工程学院、柔性电子(未来技术)学院, 江苏 南京 210023)

摘要: 针对双智能反射面 (IRS, intelligent reflecting surface) 辅助毫米波多入多出 (MIMO, multiple-input multiple-output) 系统信道估计问题, 提出一种基于张量分解和流形优化的信道估计方案。首先, 利用接收信号的高维特征构建张量模型, 并基于张量的 Tucker2 分解形式给出信道估计问题的目标函数; 其次, 利用交替优化理论将信道估计问题拆分为多个子问题, 为双 IRS 场景下用户与 IRS、双 IRS 之间和 IRS 与基站之间信道的分别估计提供了可行方案; 最后, 考虑毫米波信道本身的低秩特性, 将各个信道估计子问题转化为在复定秩矩阵流形上的优化问题, 利用复定秩流形优化求解秩受限优化问题的优势, 提出基于流形优化的交替信道估计方案。不同于传统方案, 所提方案考虑了毫米波信道的低秩特性, 对信道进行了准确描述, 并应用流形优化理论有效处理定秩约束, 提高了信道估计精度。仿真结果表明, 在不同场景下所提方案的估计性能均优于现有参考方案。

关键词: 毫米波MIMO系统; 双智能反射面; 信道估计; 流形优化; 张量分解

中图分类号: TN928

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.2096-3750.2024.00378

Channel estimation for double IRS-assisted millimeter wave MIMO systems based on tensor decomposition and manifold optimization

FENG Kaihui, LIU Chen, HUANG Zheng, SONG Yunchao, GAO Runqin

School of Electronic and Optical Engineering & School of Flexible Electronics (Future Technology), Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210023, China

Abstract: The issue of channel estimation for a double intelligent reflecting surface (IRS) assisted millimeter wave multiple-input multiple-output (MIMO) system was addressed and a channel estimation scheme based on tensor decomposition and manifold optimization was proposed. Specifically, a tensor model was constructed based on the high-dimensional features of received signals, and the objective function of the channel estimation problem was formulated based on the Tucker2 decomposition of the tensor. Then, the channel estimation problem was decomposed into multiple sub-problems using alternating optimization theory, providing feasible solutions for estimating the channel of each hop in the double IRS scenario. Finally, considering the low-rank characteristics of the millimeter wave channel itself, each channel estimation sub-problem was transformed into an optimization problem on the complex fixed-rank matrix manifold, and a manifold optimization-based alternating channel estimation scheme was proposed by leveraging the advantages of fixed-rank manifold optimization in solving rank-constrained optimization problems. Unlike traditional schemes, the proposed scheme takes into account the low-rank characteristics of millimeter wave channels, accurately describes the channels, and effectively handles fixed-rank constraints using manifold optimization theory, thus improving the accuracy of channel estimation. Simulation results show that the proposed channel estimation scheme outperforms existing reference schemes in terms of estimation performance in different scenarios.

收稿日期: 2023-05-26; 修回日期: 2024-08-19

通信作者: 刘陈, liuch@njupt.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No. 62101282)

Foundation Item: The National Natural Science Foundation of China (No. 62101282)

Key words: millimeter wave MIMO system, double IRS, channel estimation, manifold optimization, tensor decomposition

0 引言

毫米波通信和多入多出 (MIMO, multiple input multiple output) 系统作为 6G 无线通信网络的关键技术, 引起了各界的研究热潮。然而, 毫米波通信在实际应用中存在损耗大和绕射能力差的问题, 容易受到各种障碍物的干扰, 从而影响通信质量, 解决这一问题势在必行。为了应对上述挑战, 智能反射面 (IRS, intelligent reflecting surface) 作为一项关键的辅助技术被引入到通信场景中。通过合理部署 IRS 的位置, 建立基站 (BS, base station) 与用户设备 (UE, user equipment) 之间的可靠链路成为可能^[1]。具体来说, IRS 由大量可重构的无源、低成本、低功耗的元件构成, 可以通过改变信号的传播方向和幅度来改善传输环境, 从而建立 BS 与 UE 之间的可靠通信链路, 因此得到了广泛研究^[2-5]。

为了充分利用 IRS 技术, 从而得到更好的通信效果, 获取准确的信道状态信息 (CSI, channel state information) 显得至关重要^[6]。近年来, 对于 IRS 辅助通信系统信道估计的研究工作取得了重要进展^[7-13]。文献[7]在 IRS 辅助多入单出 (MISO, multiple input single output, MISO) 系统下, 研究了实现信道估计所需要的最小导频序列长度。文献[8]提出了一种基于稀疏信号恢复的级联信道估计算法, 利用级联信道的稀疏表示, 有效估计了端到端级联信道。文献[9]则提出了适用于多 UE 场景下的端到端级联信道估计方案。文献[8-9]所提出的算法都利用稀疏假设有效地降低了信道估计所需的导频开销。然而, 上述算法仅适用于具有单天线终端的无线通信系统, 并不能直接应用于多天线的场景。针对多天终端, 文献[10]提出了一种基于稀疏矩阵分解和低秩矩阵补全的两阶段算法, 以解决 IRS 辅助毫米波 MIMO 系统信道估计问题。文献[11]则采用平行因子 (PARAFAC, parallel factor) 分解算法, 将接收信号建模为一个张量, 并利用张量的性质来求解信道估计问题, 以提高估计精度。然而, 这些工作未充分考虑毫米波 MIMO 系统独特的信道特性, 可能会造成性能损失。鉴于毫米波 MIMO 系统信道独有的稀疏性和低秩特性, 文献[12-13]分别提出了基于流形优化的交替优化算法和基于压缩感知 (CS,

compressed sensing) 的交替优化算法, 有效地估计了级联 CSI, 并与几种基准方案进行了比较。然而, 上述文献的工作仅关注了单个 IRS 的场景, 其算法可能不适用于多个 IRS 联合辅助的场景。

考虑到实际场景的需求, 实际应用中单个 IRS 无法满足基本的通信需要^[14-15], 例如在具有诸多障碍物的城市, 以及从卫星到室内 UE 等场景。因此, 需要考虑部署两个甚至多个 IRS 来实现基站与用户设备间的可靠通信^[14-15]。然而, IRS 数量的增加给信道估计问题带来了新的挑战。目前, 双 IRS 辅助通信系统信道估计主要分为两类, 第一类不考虑 IRS 间链路, 多个 IRS 辅助可以看作多个独立的单 IRS 的叠加, 其信道估计方案与单 IRS 类似^[16-17]。第二类考虑 IRS 间链路, 由于单反射链路和双反射链路之间高度耦合, 现有的单 IRS 下的信道估计算法不再适用, 需要设计新的信道估计方案^[18-24]。另外, 由于 IRS 是无源元件, 不具备处理基带信号的能力, 如何获取 IRS 之间的信道成为研究多 IRS 场景下信道估计问题的一大难点。针对双 IRS 辅助单入单出 (SISO, single input single output) 系统, 文献[18]提出了该系统下信道估计的一般方案, 通过合理设计 IRS 处的反射相移矩阵来直接估计级联信道。该文献对 IRS 间信道为视距链路 (LoS, line of sight) 和非视距链路 (NLoS, non line of sight) 这两种情况均提出了信道估计方案, 并优化了无源波束成形设计。针对双 IRS 辅助 MIMO 系统, 在假设 IRS 间信道为 LoS 径, 且 BS、IRS 和 UE 三维坐标均已知的情况下, 文献[19]给出了该系统中所有信道的一般表达式, 并在获得完整的 CSI 的基础上, 提出了一种低复杂度算法来实现容量最大化。针对 MIMO 系统下信道估计问题, 文献[20]给出了基于三维坐标的 MIMO 系统信道的一般表达式, 但未考虑 IRS 间信道为多径的情况。针对双 IRS 辅助下 MIMO 系统, 在考虑所有信道均为多径的情况下, 文献[21]提出了双 IRS 辅助下 MIMO 系统的 3D 随机信道模型。针对双 IRS 辅助 MIMO 系统信道估计问题, 文献[22]提出了一种基于开关 IRS 操作的解耦信道估计方案, 利用单反射链路和双反射链路之间的缩放关系来避免直接估计高维双反射链路。最后, 利用不同 UE 间信道的缩放关系, 将算法推广到了

多UE的情况。然而，文献[22]中提到的开关IRS的操作会造成相当大的反射功率损失，为了解决这一问题，文献[23]提出了一种采用恒开训练反射来估计直接链路和单/双反射链路的信道估计方案，以实现全功率反射，并提高估计精度。此外，针对双IRS辅助MIMO系统信道估计问题，文献[24]利用接收信号的Tucker2张量结构提出了一种全新的基于最小二乘准则的交替信道估计方案，以分别估计用户与IRS、双IRS之间和IRS与基站之间的信道。但基于最小二乘准则的方案没有充分考虑毫米波信道的低秩特性，其估计精度不高。

本文针对双IRS辅助毫米波MIMO通信场景，在考虑信道低秩特性的基础上，提出一种基于张量分解和复定秩流形优化的交替信道估计方案，以分别估计用户与IRS、双IRS之间和IRS与基站之间的信道，有效提升估计精度。具体而言，本文的主要贡献如下。

1) 为双IRS辅助毫米波MIMO场景下分别估计用户与IRS、双IRS之间和IRS与基站之间的信道提供了可行方案。具体而言，首先，利用接收信号的高维特征将信道估计问题建模为张量模型下的优化问题。其次，基于张量分解和流形优化理论，考虑毫米波信道的低秩特性，将张量模型下的优化问题分解为多个复定秩流形优化子问题。每个子问题可以在流形上分别求解，从而各个信道可以通过求解对应的子问题获得，有效地解决了该场景下用户与IRS、双IRS之间和IRS与基站之间各信道难以单独获取的问题。

2) 提出了基于流形优化的信道估计 (MO-CE, manifold optimization based channel estimation) 方案。采用交替优化框架来求解上述多个流形优化子问题，在每次迭代中依次求解每个子问题，直至收敛或达到最大迭代次数。该方案保证至少单调收敛到局部最优解，且估计出的所有信道与真实值之间仅存在标量模糊^[14]。相较于现有方案，所提出的算法在相同条件下能够获取更精准的CSI。

1 系统模型

如图1所示，本文考虑一个双IRS辅助毫米波MIMO系统，BS和UE均配备了半波长均匀线性阵列 (ULA, uniform linear array)，其中，BS配备 N_{BS} 根天线，为配备 N_{UE} 根天线的UE服务。假设BS与

UE间存在严重阻塞或较高的路径损失，故仅存在双IRS链路，这与具有诸多障碍物的城市以及从卫星到室内等实际通信场景相符^[14]。为了实现通信，将两个配备均匀平面阵列 (UPA, uniform planar array) 的IRS分别部署在BS端和UE端。其中，IRS₁和IRS₂分别具有 M_1 和 M_2 个无源反射单元。以IRS₁为例， $M_1 = M_{1,y} \times M_{1,z}$ ，其中， $M_{1,y}$ 和 $M_{1,z}$ 分别为水平方向和垂直方向上的元件数。同样，对于IRS₂有 $M_2 = M_{2,y} \times M_{2,z}$ 。本文采用准静态平坦衰落信道模型，所有IRS的反射单元均为无源元件。

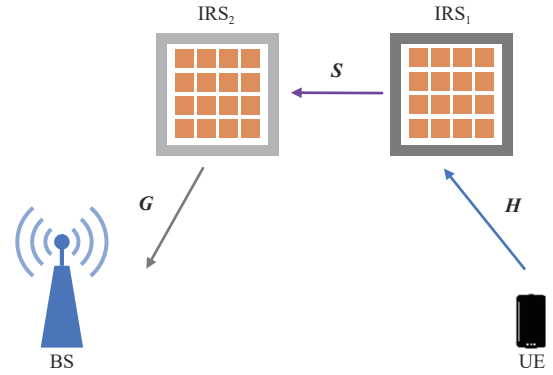


图1 双IRS辅助毫米波MIMO系统

上行链路中UE-IRS₁、IRS₁-IRS₂和IRS₂-BS之间的信道分别表示为 $H \in \mathbb{C}^{M_1 \times N_{\text{UE}}}$ ， $S \in \mathbb{C}^{M_2 \times M_1}$ ， $G \in \mathbb{C}^{N_{\text{BS}} \times M_2}$ 。

将信道训练时间分为 I 个时间块，每一个时间块包含 T 个时隙，时域导频结构如图2所示。

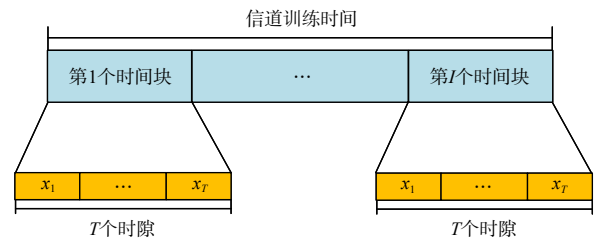


图2 时域导频结构

第 (i,t) 个时隙处BS的接收信号 $y_{i,t} \in \mathbb{C}^{N_{\text{BS}}}$ 为

$$y_{i,t} = \mathbf{G}\Phi_{2,i}\mathbf{S}\Phi_{1,i}\mathbf{H}\mathbf{x}_t + \mathbf{n}_{i,t} \quad (1)$$

其中， $i \in \{1, \dots, I\}$ ， $t \in \{1, \dots, T\}$ ， $\Phi_{2,i} = \text{diag}(\boldsymbol{\psi}_i) \in \mathbb{C}^{M_2 \times M_2}$ 和 $\Phi_{1,i} = \text{diag}(\boldsymbol{\theta}_i) \in \mathbb{C}^{M_1 \times M_1}$ 分别为IRS₂和IRS₁处的反射系数矩阵， $\boldsymbol{\psi}_i \in \mathbb{C}^{M_2}$ 和 $\boldsymbol{\theta}_i \in \mathbb{C}^{M_1}$ 为相应的反射系数向量， $\mathbf{x}_t \in \mathbb{C}^{N_{\text{UE}}}$ 为UE处发送的训练导频信号， $\mathbf{n}_{i,t} \sim \mathcal{CN}(0, \sigma^2)$ 为BS处接收到的加性高斯白噪声向量。采用毫米波几何信道模型^[8, 25]，用户与

IRS、双 IRS 之间和 IRS 与基站之间的信道可以分别表示为

$$\mathbf{H} = \sqrt{\frac{N_{\text{UE}}M_1}{Q}} \sum_{q=1}^Q \beta_q \mathbf{a}_{\text{IRS}_1}(\vartheta_r^q, \varphi_r^q) \mathbf{a}_{\text{UE}}^H(\zeta_r^q) \quad (2)$$

$$\mathbf{S} = \sqrt{\frac{M_2M_1}{J}} \sum_{j=1}^J \gamma_j \mathbf{a}_{\text{IRS}_2}(\theta_r^j, \zeta_r^j) \mathbf{a}_{\text{IRS}_1}^H(\vartheta_r^j, \varphi_r^j) \quad (3)$$

$$\mathbf{G} = \sqrt{\frac{N_{\text{BS}}M_2}{P}} \sum_{p=1}^P \alpha_p \mathbf{a}_{\text{BS}}(\zeta_r^p) \mathbf{a}_{\text{IRS}_2}^H(\theta_r^p, \zeta_r^p) \quad (4)$$

其中, β_q 、 ϑ_r^q 、 φ_r^q 和 ζ_r^q 分别表示 UE-IRS₁信道的第 q 条路径的复增益、IRS₁到达的方位角、IRS₁到达的俯仰角和 UE 出发角, 同样, γ_j 、 θ_r^j 、 ζ_r^j 、 ϑ_r^j 和 φ_r^j 分别表示 IRS₁-IRS₂信道的第 j 条路径的复增益、IRS₂到达的方位角、IRS₂到达的俯仰角、IRS₁出发的方位角和 IRS₁出发的俯仰角, α_p 、 ζ_r^p 、 θ_r^p 和 ζ_r^p 分别为 IRS₂-BS 信道的第 p 条路径的复增益、BS 到达角、IRS₂出发的方位角和 IRS₂出发的俯仰角, $(\cdot)^H$ 代表转置共轭操作。 Q 、 J 和 P 分别为 UE-IRS₁、IRS₁-IRS₂和 IRS₂-BS 信道的路径数, 均远小于对应信道矩阵的维数。 $\mathbf{a}_{\text{UE}}(\cdot)$ 、 $\mathbf{a}_{\text{IRS}_1}(\cdot)$ 、 $\mathbf{a}_{\text{IRS}_2}(\cdot)$ 和 $\mathbf{a}_{\text{BS}}(\cdot)$ 分别为 UE、IRS₁、IRS₂和 BS 处的阵列响应向量。 具体来说, 定义

$$\mathbf{f}(u, N) = \frac{1}{\sqrt{N}} [1, e^{j\pi u}, \dots, e^{j\pi(N-1)u}]^T \quad (5)$$

其中, $(\cdot)^T$ 代表转置操作。 UE 处以半波长间隔排列的 ULA 发射阵列响应向量可以表示为

$$\mathbf{a}_{\text{UE}}(\zeta_r^q) = \mathbf{f}(\cos(\zeta_r^q), N_{\text{UE}}) \quad (6)$$

同样, IRS₁处以半波长间隔排列的 UPA 发射阵列响应向量可以表示为

$$\mathbf{a}_{\text{IRS}_1}(\vartheta_r^j, \varphi_r^j) = \mathbf{a}_y(\vartheta_r^j, \varphi_r^j) \otimes \mathbf{a}_z(\varphi_r^j) \quad (7)$$

其中, \otimes 为 Kronecker 积, $\mathbf{a}_z(\varphi_r^j) = \mathbf{f}(\cos \varphi_r^j, M_{1,z})$, $\mathbf{a}_y(\vartheta_r^j, \varphi_r^j) = \mathbf{f}(\sin \vartheta_r^j \sin \varphi_r^j, M_{1,y})$ 。 其他的阵列响应向量的具体表达式同理可得, 这里不再赘述。

由式(1)可以得到在第 (i, t) 个时隙处 BS 的接收信号, 将接收信号 $\{\mathbf{y}_{i,t}\}_{t=1}^T$ 按列排列, 得到测量矩阵 $\mathbf{Y}_i = [\mathbf{y}_{i,t}, \dots, \mathbf{y}_{i,T}] \in \mathbf{C}^{N_{\text{BS}} \times T}$, 具体表达式为

$$\mathbf{Y}_i = \mathbf{G}\Phi_{2,i}\mathbf{S}\Phi_{1,i}\mathbf{H}\mathbf{X} + \mathbf{N}_i \quad (8)$$

其中, 导频信号矩阵 $\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_T] \in \mathbf{C}^{N_{\text{UE}} \times T}$ 具有行正交性质, 噪声矩阵 $\mathbf{N}_i = [\mathbf{n}_{1,1}, \dots, \mathbf{n}_{1,T}] \in \mathbf{C}^{N_{\text{BS}} \times T}$ 。 因此需要满足 $T \geq N_{\text{UE}}$ 。 \mathbf{Y}_i 右乘 \mathbf{X}^H 可得

$$\bar{\mathbf{Y}}_i = \mathbf{Y}_i \mathbf{X}^H \quad (9)$$

其中, $\bar{\mathbf{Y}}_i \in \mathbf{C}^{N_{\text{BS}} \times N_{\text{UE}}}$, 具体表达式为

$$\bar{\mathbf{Y}}_i = \mathbf{G}\Phi_{2,i}\mathbf{S}\Phi_{1,i}\mathbf{H} + \bar{\mathbf{N}}_i \quad (10)$$

其中, $\bar{\mathbf{N}}_i = \mathbf{N}_i \mathbf{X}^H$ 。 将接收信号 $\bar{\mathbf{Y}}_1, \dots, \bar{\mathbf{Y}}_I$ 按块堆叠, 构建一个三维张量 $\mathcal{Y} \in \mathbf{C}^{N_{\text{BS}} \times N_{\text{UE}} \times I}$, 其维度与 BS 天线数、UE 天线数和相干块数有关, 具体表达式为

$$\mathcal{Y} = [\bar{\mathbf{Y}}_1 \cup_3 \bar{\mathbf{Y}}_2 \dots \cup_3 \bar{\mathbf{Y}}_I] \quad (11)$$

其中, \cup_3 为矩阵按块堆叠操作, 矩阵 $\bar{\mathbf{Y}}_i$ 是该三阶张量的第 i 个正面切片。 同时, 利用张量分解, 可以将接收信号张量进一步写成 Tucker2 张量结构^[26]

$$\mathcal{Y} = \mathbf{C} \times_1 \mathbf{G} \times_2 \mathbf{H}^T + \mathcal{N} \quad (12)$$

其中, $\mathcal{N} \in \mathbf{C}^{N_{\text{BS}} \times N_{\text{UE}} \times I}$ 是噪声所构成的张量, $\mathbf{C} \in \mathbf{C}^{M_2 \times M_1 \times I}$ 是与反射相移矩阵和 IRS 间信道有关的 Tucker2 分解的核心张量。

2 信道估计

2.1 信道估计问题转化

基于最小二乘准则, 信道估计问题可以被表示为

$$\{\hat{\mathbf{G}}, \hat{\mathbf{H}}, \hat{\mathbf{S}}\} = \arg \min_{\mathbf{G}, \mathbf{H}, \mathbf{S}} \|\mathcal{Y} - \mathbf{C} \times_1 \mathbf{G} \times_2 \mathbf{H}^T\|_{\text{F}}^2 \quad (13)$$

考虑毫米波信道的低秩特性, 信道矩阵 \mathbf{G} , \mathbf{S} 和 \mathbf{H} 的秩约等于其路径数, 故信道估计问题可以进一步转化为具有多个定秩矩阵约束的优化问题, 具体表示为

$$\begin{aligned} \{\hat{\mathbf{G}}, \hat{\mathbf{H}}, \hat{\mathbf{S}}\} = \arg \min_{\mathbf{G}, \mathbf{H}, \mathbf{S}} \|\mathcal{Y} - \mathbf{C} \times_1 \mathbf{G} \times_2 \mathbf{H}^T\|_{\text{F}}^2 \\ \text{s.t.} \quad \text{rank}(\mathbf{G}) = P \\ \text{rank}(\mathbf{H}) = Q \\ \text{rank}(\mathbf{S}) = J \end{aligned} \quad (14)$$

上述问题是一个具有定秩矩阵约束的多变量优化问题, 各个信道矩阵之间存在高度耦合, 考虑采用交替优化来求解。 因此, 需要将待估计的信道矩阵从接收信号张量中分别提取出来, 引入张量 n 模展开的概念 $[\mathcal{Y}]_{(n)}$, $n \in \{1, 2, 3\}$ 。 将接收信号张量进行 n 模展开, 具体表示为

$$[\mathcal{Y}]_{(1)} = \mathbf{G} [\mathcal{C}]_{(1)} (\mathbf{I}_I \otimes \mathbf{H}^T)^T + [\mathcal{N}]_{(1)} \in \mathbf{C}^{N_{\text{BS}} \times IN_{\text{UE}}} \quad (15)$$

$$[\mathcal{Y}]_{(2)} = \mathbf{H}^T [\mathcal{C}]_{(2)} (\mathbf{I}_I \otimes \mathbf{G})^T + [\mathcal{N}]_{(2)} \in \mathbf{C}^{N_{\text{UE}} \times IN_{\text{BS}}} \quad (16)$$

$$[\mathcal{Y}]_{(3)} = [\mathcal{C}]_{(3)} (\mathbf{H}^T \otimes \mathbf{G})^T + [\mathcal{N}]_{(3)} \in \mathbf{C}^{I \times N_{\text{BS}} N_{\text{UE}}} \quad (17)$$

其中, $[\mathcal{C}]_{(n)}$ 为核心张量 \mathcal{C} 的 n 模展开, $[\mathcal{N}]_{(n)}$ 为噪声张量的 n 模展开, \mathbf{I}_I 为 $I \times I$ 的单位阵。 对 $[\mathcal{Y}]_{(3)}$ 进行向量化操作

$$\mathbf{y}_{(3)} = (\mathbf{H}^T \otimes \mathbf{G}) \diamond (\Phi_1 \diamond \Phi_2)^T \text{vec}(\mathbf{S}) + \mathbf{n}_{(3)} \quad (18)$$

其中, $\Phi_1 = [\psi_1, \dots, \psi_I] \in \mathbf{C}^{M_1 \times I}$, $\Phi_2 = [\theta_1, \dots, \theta_I] \in$

$\mathbf{C}^{M_2 \times I}$, \diamond 表示Khatri-Rao积, $\mathbf{n}_{(3)} = \text{vec}([\mathcal{N}]_{(3)})$, $\mathbf{y}_{(3)} = \text{vec}([\mathcal{Y}]_{(3)}) \in \mathbf{C} \times {}^{IN_{\text{bs}}N_{\text{ue}}}$.

基于上述分析, 信道估计问题可以转化为多个相同类型的信道估计子问题, 每个子问题都具有定秩矩阵约束, 具体表示如下

$$\begin{aligned} \widehat{\mathbf{G}} = \arg \min_{\mathbf{G}} & \left\| [\mathcal{Y}]_{(1)} - \mathbf{G} [\mathcal{C}]_{(1)} (\mathbf{I}_I \otimes \mathbf{H}^T) \right\|_{\text{F}}^2 \\ \text{s.t. } & \text{rank}(\mathbf{G}) = P \end{aligned} \quad (19)$$

$$\begin{aligned} \widehat{\mathbf{H}} = \arg \min_{\mathbf{H}} & \left\| [\mathcal{Y}]_{(2)} - \mathbf{H}^T [\mathcal{C}]_{(2)} (\mathbf{I}_I \otimes \mathbf{G}) \right\|_{\text{F}}^2 \\ \text{s.t. } & \text{rank}(\mathbf{H}) = Q \end{aligned} \quad (20)$$

$$\begin{aligned} \widehat{\mathbf{S}} = \arg \min_{\mathbf{S}} & \left\| \mathbf{y}_{(3)} - \left((\mathbf{H}^T \otimes \mathbf{G}) \diamond (\boldsymbol{\Phi}_1 \diamond \boldsymbol{\Phi}_2) \right)^T \text{vec}(\mathbf{S}) \right\|_2^2 \\ \text{s.t. } & \text{rank}(\mathbf{S}) = J \end{aligned} \quad (21)$$

至此, 原信道估计问题可以通过交替求解上述每个子问题求解。

2.2 基于流形优化的交替信道估计算法

考虑到流形优化在求解具有定秩约束优化问题上的优势, 本节提出了基于流形优化的交替信道估计算法来求解整体的信道估计问题。首先, 引入定秩矩阵流形的概念^[13]

$$\mathcal{M}_K \triangleq \{ \mathbf{X} \in \mathbf{C}^{M \times N} : \text{rank}(\mathbf{X}) = K \} \quad (22)$$

信道矩阵 \mathbf{G} , \mathbf{H} 和 \mathbf{S} 的可行域分别位于流形 \mathcal{M}_P , \mathcal{M}_Q 和 \mathcal{M}_J 上。令 $\mathbf{F}_1 = [\mathcal{C}]_{(1)} (\mathbf{I}_I \otimes \mathbf{H}^T)^T$, $\mathbf{F}_2 = [\mathcal{C}]_{(2)} (\mathbf{I}_I \otimes \mathbf{G})^T$, $\mathbf{F}_3 = \left((\mathbf{H}^T \otimes \mathbf{G}) \diamond (\boldsymbol{\Phi}_1 \diamond \boldsymbol{\Phi}_2) \right)^T$, 信道估计问题可以进一步转化为

$$\mathcal{P}_1: \min_{\mathbf{G} \in \mathcal{M}_P} f_1 = \left\| [\mathcal{Y}]_{(1)} - \mathbf{G} \mathbf{F}_1 \right\|_{\text{F}}^2 \quad (23)$$

$$\mathcal{P}_2: \min_{\mathbf{H} \in \mathcal{M}_Q} f_2 = \left\| [\mathcal{Y}]_{(2)} - \mathbf{H}^T \mathbf{F}_2 \right\|_{\text{F}}^2 \quad (24)$$

$$\mathcal{P}_3: \min_{\mathbf{S} \in \mathcal{M}_J} f_3 = \left\| \mathbf{y}_{(3)} - \mathbf{F}_3 \text{vec}(\mathbf{S}) \right\|_2^2 \quad (25)$$

在每次迭代中, 求解问题 \mathcal{P}_1 、 \mathcal{P}_2 和 \mathcal{P}_3 可以得到信道矩阵 \mathbf{G} , \mathbf{H} 和 \mathbf{S} 在该次迭代中的估计值。交替优化每个子问题, 直至收敛或者达到最大迭代次数, 从而实现完整的信道估计。

为了将黎曼流形优化应用于求解上述子问题, 需要引入黎曼流形优化的几个重要概念^[13]。

1) 内积。通过赋予复空间 $\mathbf{C}^{M \times N}$ 欧氏度量, 流形上任意两点 $\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2 \in \mathcal{M}_P$ 的内积定义为

$$\langle \mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2 \rangle = \Re \{ \text{tr}(\mathbf{X}_1^H \mathbf{X}_2) \} \quad (26)$$

其中, $\Re(\cdot)$ 表示对复数取实部。

2) 切空间。对于流形上一点 $\mathbf{X} \in \mathcal{M}_P$, 其切空间定义为 $T_{\mathbf{X}} \mathcal{M}_P$, 具体表示为

$$T_{\mathbf{X}} \mathcal{M}_P \triangleq \{ \mathbf{X}_U \mathbf{M} \mathbf{X}_V^H + \mathbf{U}_P \mathbf{X}_V^H + \mathbf{X}_U \mathbf{V}_P^H \} \quad (27)$$

其中, $\mathbf{X}_U \in \mathbf{C}^{M \times P}$ 和 $\mathbf{X}_V \in \mathbf{C}^{N \times P}$ 分别表示包含了 \mathbf{X} 的前 P 个左奇异值和右奇异值向量的半酉矩阵, 即满足 $\mathbf{X}_U^H \mathbf{X}_U = \mathbf{I}_P$, $\mathbf{X}_V^H \mathbf{X}_V = \mathbf{I}_P$ 。 $\mathbf{M} \in \mathbf{C}^{P \times P}$ 为一个任意矩阵。此外, $\mathbf{U}_P \in \mathbf{C}^{M \times P}$ 和 $\mathbf{V}_P \in \mathbf{C}^{N \times P}$ 分别位于 \mathbf{X}_U 和 \mathbf{X}_V 的零空间, 满足 $\mathbf{U}_P^H \mathbf{X}_U = \mathbf{0}$, $\mathbf{V}_P^H \mathbf{X}_V = \mathbf{0}$, 其中 $\mathbf{0}$ 为元素都为0的矩阵。

3) 黎曼梯度。黎曼梯度是欧氏梯度向切空间的正交投影, 在第 i 次迭代中可以具体表示为

$$\text{grad} f(\mathbf{X}_i) = \mathcal{P}_{T_{\mathbf{X}_i} \mathcal{M}_P}(\nabla f(\mathbf{X}_i)) \quad (28)$$

其中, $\mathcal{P}_{T_{\mathbf{X}_i} \mathcal{M}_P}(\cdot)$ 为投影算子, 表示将某一点从欧氏空间投影到切空间上, $\nabla f(\mathbf{X})$ 为在给定 \mathbf{X} 处的欧氏梯度。

4) 黎曼共轭梯度下降方向。选择包含二阶信息的 Polak-Ribiere 共轭梯度下降方向来保证算法的超线性收敛, 第 i 次迭代中, 黎曼共轭梯度下降方向具体表示为

$$\mathbf{D}_i = -\text{grad} f(\mathbf{X}_i) + \eta_i \mathcal{I}_{\mathcal{X}_{i-1} \rightarrow \mathcal{X}_i} \mathcal{M}_P(\mathbf{D}_{i-1}) \quad (29)$$

其中, η_i 为 Polak-Ribiere 参数^[27], $\mathcal{I}_{\mathcal{X}_{i-1} \rightarrow \mathcal{X}_i} \mathcal{M}_P(\cdot)$ 为不同切空间上两点之间的向量传输操作, 其表达式为

$$\mathcal{I}_{\mathcal{X}_{i-1} \rightarrow \mathcal{X}_i} \mathcal{M}_P(\mathbf{D}_{i-1}) = \mathcal{P}_{T_{\mathbf{X}_i} \mathcal{M}_P}(\mathbf{D}_{i-1}) \quad (30)$$

5) 收缩。采用收缩操作将在切空间中沿搜索方向 \mathbf{D}_i 移动后的点映射回流形上, 第 i 次迭代中, 收缩操作的表达式为

$$\mathcal{R}_{\mathbf{X}_i}(\kappa_i \mathbf{D}_i) = \sum_{j=1}^P \zeta_j \mathbf{u}_j \mathbf{q}_j^H \quad (31)$$

其中, ζ_j 、 \mathbf{u}_j 和 \mathbf{q}_j 分别为 $\mathbf{X}_i + \kappa_i \mathbf{D}_i$ 降序排列后的奇异值以及对应的左奇异值向量和右奇异值向量。

利用上述概念, 每个子问题都可以在流形上求解。以应用共轭梯度法在流形 \mathcal{M}_P 上求解问题 \mathcal{P}_1 为例, 对具体流程作出描述。

首先, 求 f_1 关于 \mathbf{G} 的欧氏梯度为

$$\nabla f_1(\mathbf{G}) = -[\mathcal{Y}]_{(1)} \mathbf{F}_1^H + \mathbf{G} \mathbf{F}_1 \mathbf{F}_1^H \quad (32)$$

其次, 将式(32)代入式(28)可得相应的黎曼梯度; 再次, 根据式(29)计算共轭梯度搜索方向; 最后, 根据式(31), 通过回缩操作得到下一步的迭代点, 并判断是否收敛, 若不收敛则重复上述操作。具体细节见算法1。

算法1 基于共轭梯度的流形优化算法

输入 流形上任意一点 $\mathbf{X}_0 \in \mathcal{M}_p$, 目标函数 f

输出 \mathbf{X}_i

初始化 $i=0$, 最大迭代次数 t_1 , 收敛阈值 ε

repeat

计算欧氏共轭梯度 $\nabla f(\mathbf{X}_i)$

根据式(28)计算黎曼共轭梯度 $\text{grad}f(\mathbf{X}_i)$

选择 Polak-Ribiere 参数 η_i , 由式(29)计算搜索方向 \mathbf{D}_i

根据式(31), 通过收缩操作得到下一个迭代点 \mathbf{X}_i

$i = i + 1$

$f^{(i)} = f(\mathbf{X}_i)$

until $f^{(i-1)} - f^{(i)} < \varepsilon$ 或 $i > t_{\max 1}$, 并输出此时的 \mathbf{X}_i

与求解问题 \mathcal{P}_1 类似, 通过计算 f_2 关于 \mathbf{H} 的欧氏梯度, 可以在流形 \mathcal{M}_Q 上求解问题 \mathcal{P}_2 。 f_2 关于 \mathbf{H} 的欧氏梯度具体表达式为

$$\nabla f_2(\mathbf{H}) = -\mathbf{F}_2^* [\mathcal{Y}]_{(2)}^T + \mathbf{F}_2^* \mathbf{F}_2^T \mathbf{H} \quad (33)$$

其中, $(\cdot)^*$ 代表共轭操作。将所得的欧氏梯度代入算法1, 即可求解问题 \mathcal{P}_2 。

同样, 通过计算 f_3 关于 \mathbf{S} 的欧氏梯度, 可以在流形 \mathcal{M}_J 上求解问题 \mathcal{P}_3 。 f_3 关于 \mathbf{S} 的欧氏梯度具体表达式为

$$\nabla f_3(\mathbf{S}) = [-\mathbf{F}_3^H \mathbf{y}_{(3)} + \mathbf{F}_3^H \mathbf{F}_3 \text{vec}(\mathbf{S})]_{M_2, M_1} \quad (34)$$

其中, $[\cdot]_{M_2, M_1}$ 为向量矩阵化操作, 将向量转变为 $M_2 \times M_1$ 的矩阵。将所得的欧氏梯度代入算法1, 即可求解问题 \mathcal{P}_3 。

至此, 各个信道矩阵可以通过求解对应的子问题获得, 从而得到本文所提完整信道估计方案, 在每次迭代中交替优化每个子问题, 直至收敛或达到最大迭代次数 MO-CE 算法细节见算法2。

算法2 MO-CE 算法

输入 接收信号张量 $\mathcal{Y} \in \mathbb{C}^{N_{\text{BS}} \times N_{\text{UE}} \times I}$

输出 $\widehat{\mathbf{G}}$ 、 $\widehat{\mathbf{H}}$ 和 $\widehat{\mathbf{S}}$;

步骤

初始化 $\widehat{\mathbf{G}}^{(0)}$, $\widehat{\mathbf{H}}^{(0)}$, $\widehat{\mathbf{S}}^{(0)}$, 迭代次数 $t=0$, 最大迭代次数 t_{\max} , 收敛阈值 ε_i

repeat

将 $\widehat{\mathbf{S}}^{(t)}$, $\widehat{\mathbf{H}}^{(t)}$ 代入问题 \mathcal{P}_1 , 在流形 \mathcal{M}_p 上利用算法1求得 $\widehat{\mathbf{G}}^{(t+1)}$

将 $\widehat{\mathbf{G}}^{(t+1)}$, $\widehat{\mathbf{S}}^{(t)}$ 代入问题 \mathcal{P}_2 , 在流形 \mathcal{M}_Q 上利用算法1求得 $\widehat{\mathbf{H}}^{(t+1)}$

将 $\widehat{\mathbf{G}}^{(t+1)}$, $\widehat{\mathbf{H}}^{(t+1)}$ 代入问题 \mathcal{P}_3 , 在流形 \mathcal{M}_J 上利用算法1求得 $\widehat{\mathbf{S}}^{(t+1)}$

$t=t+1$

计算两次迭代差值 $L^{(t)}$

until $L^{(t)} < \varepsilon_i$ 或 $t > t_{\max}$, 输出此时的 $\widehat{\mathbf{G}}^{(t)}$ 、 $\widehat{\mathbf{H}}^{(t)}$ 和 $\widehat{\mathbf{S}}^{(t)}$ 。

定义 $\lceil \cdot \rceil$ 为向上取整操作, 根据最小二乘准则可知信道估计所需的最小导频数为 IT ^[27], 需要满足

$$IT \geq \max \left\{ \lceil M_2 \rceil, \left\lceil \frac{M_1 N_{\text{UE}}}{N_{\text{BS}}} \right\rceil, \left\lceil \frac{M_1 M_2}{N_{\text{BS}}} \right\rceil \right\}.$$

以算法1求解问题 \mathcal{P}_1 为例, 假设最大迭代次数为 t_1 , 其算法复杂度为 $O\{t_1(N_{\text{BS}} + M_2)P^2\}$ 。假设求解问题 \mathcal{P}_2 与 \mathcal{P}_3 的最大迭代次数分别为 t_2 和 t_3 , 那么现有交替最小二乘 (ALS, alternative least square) 算法的算法复杂度为

$$O\{t_{\max}[M_2^3 + M_1^3 + (M_2 M_1)^3]\} \quad (35)$$

同时, 本文所提出的 MO-CE 算法的算法复杂度为

$$O\left\{t_{\max} \begin{bmatrix} t_1(N_{\text{BS}} + M_2)P^2 \\ + t_2(N_{\text{UE}} + M_1)Q^2 \\ + t_3(M_2 + M_1)J^2 \end{bmatrix}\right\} \quad (36)$$

最小均方误差 (MMSE, minimum mean square) 算法在 ALS 算法的基础上考虑了噪声的影响, 对 ALS 算法的估计结果进行修正, 其复杂度高于 ALS 算法^[27]。

需要注意的是, 本文算法所估计出的信道在允许标量模糊下是唯一的^[11,28]。具体而言, 所估计出的信道与其真实值之间的关系为: $\widehat{\mathbf{G}} \approx \mathbf{G}\Delta_{\mathbf{G}}$, $\widehat{\mathbf{S}} \approx \Delta_{\mathbf{G}}^{-1}\mathbf{S}\Delta_{\mathbf{H}}^{-1}$, $\widehat{\mathbf{H}} \approx \Delta_{\mathbf{H}}\mathbf{H}$ 。其中, $\Delta_{\mathbf{G}}$ 和 $\Delta_{\mathbf{H}}$ 均为对角矩阵。标量模糊的存在并不会妨碍所估计信道的后续信号传输、波束成形等工作, 故本文提出的算法是完全有效的。

3 仿真结果与分析

本节通过计算机仿真来评估所提出的 MO-CE 算法的估计性能, 若无特殊说明, IRS 元件个数为 $M_2 = 64$ ($M_{2,y} = M_{2,z} = 8$), $M_1 = 9$ ($M_{1,y} = M_{1,z} = 3$), 用户与 IRS、双 IRS 之间和 IRS 与基站之间信道的路径数相同, 即 $P = Q = J = K$ 。对于窄带毫米波几何信道模型, 在不失一般性的前提下, 信道为 LoS 径和 NLoS 径的复增益分别满足分布 $\alpha_1(\beta_1, \gamma_1) \sim \mathcal{CN}(0, 1)$, $\alpha_i(\beta_i, \gamma_i) \sim \mathcal{CN}(0, 10^{-0.5})$, $i = 2, \dots, K$ 。与信道相关的出发角和到达角均服从 $(0, \pi]$ 的均匀分布。参考已有文献关于迭代次数和收敛阈值的

选取，设本文所提算法的最大迭代次数 $t_{\max} = 20$ ，收敛阈值 $\varepsilon = \varepsilon_t = 10^{-3[7-13]}$ 。采用归一化发射功率，定义信噪比（SNR, signal-to-noise ratio）为 $\text{SNR} = -10 \lg \sigma^2$ 。在不同BS天线数、UE天线数和路径数的情况下分别进行仿真，并将所提算法与现有方案进行比较。采用归一化均方误差（NMSE, normalized mean square error）来评估信道估计的性能，为了避免仿真结果的偶然性，每个参数设置下进行 5 000 次蒙特卡洛实现并对其结果取平均值^[29-30]。归一化均方误差表达式为

$$\text{NMSE} = \mathbb{E} \left[\frac{\| \mathbf{H}_c - \widehat{\mathbf{H}}_c \|^2_{\text{F}}}{\| \mathbf{H}_c \|^2_{\text{F}}} \right] \quad (37)$$

其中， $\mathbf{H}_c = \mathbf{GSH}$ ， $\widehat{\mathbf{H}}_c = \widehat{\mathbf{G}}\widehat{\mathbf{S}}\widehat{\mathbf{H}}$ 分别表示真实的信道矩阵及其估计值， $\mathbb{E}[\cdot]$ 表示取均值操作。

图3是不同BS天线数下，本文所提出的MO-CE算法与现有ALS算法，以及MMSE算法的性能对比。其中，路径数 $K = 2$ ，UE天线数 $N_{\text{UE}} = 16$ 。从图3中可以看出，随着SNR的增加，接收信号中噪声分量减小，进而信道估计结果更加准确，即所有算法的NMSE值随之减小。与现有算法相比，本文所提出的MO-CE算法充分利用了毫米波信道的低秩特性，对信道进行准确描述，进而可以更好地滤除噪声分量。例如，在SNR为20 dB、 $N_{\text{BS}} = 144$ 时，本文所提MO-CE算法的估计性能相比现有ALS算法提升3 dB，相比MMSE算法提升1.8 dB。在相同条件下，本文提出的算法始终具有更好的性能。此外，随着BS天线数的增加，发射信号的强度和可靠性随之提升，UE处实际接收信号的信噪比提升，使得噪声分量对估计结果的影响减小，所有算法性能随之提升。同时，随着BS天线数的增加，信道的低秩特性越发明显，故本文提出的MO-CE算法相比现有算法有明显的性能提升。例如，在SNR为15 dB时，当BS天线数从16增加至144，MO-CE算法相比ALS算法的信道估计的性能由3.4 dB增加到4.2 dB，相比MMSE算法的性能由1.8 dB增加到4 dB。MMSE算法在ALS算法的基础上滤除了噪声，故在低信噪比下其性能优于ALS算法，与MO-CE算法接近。然而，MMSE算法的实现存在多个矩阵求逆操作，其复杂度要远高于ALS算法和MO-CE算法，且依赖于信道的统计特性，不适合实际应用。而本文所提算法不存在上述问题，在保证估计精度的同时具有相对较低的算法复杂度。

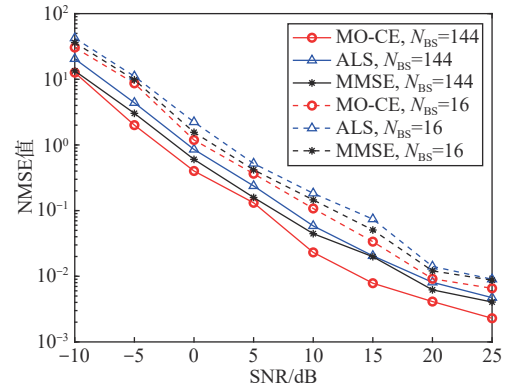


图3 $N_{\text{BS}}=16, 144$ 时信道估计性能曲线

算法所需运算浮点数可以反映算法的复杂度，运算浮点数越低，算法的复杂度就越低。不同算法所需运算浮点数如表1所示，在不同系统规模下，本文所提算法所需的浮点数略多于其他两种算法。然而，该算法表现出更佳的估计性能。这意味着在保证较好的NMSE值前提下，本文所提算法的复杂度并不会过大，在实际应用中具有优势。

表1 不同算法所需运算浮点数

系统规模	MO-CE	ALS	MMSE
$N_{\text{BS}}=16, N_{\text{UE}}=16$	1.663×10^{12}	1.063×10^{12}	1.372×10^{12}
$N_{\text{BS}}=144, N_{\text{UE}}=16$	1.122×10^{14}	8.604×10^{13}	9.157×10^{13}

图4是不同UE天线数下，本文所提MO-CE算法与现有ALS算法和MMSE算法的性能对比。其中，路径数 $K = 2$ ，BS天线数 $N_{\text{BS}} = 36$ 。从图4中可以看出，随着SNR的增加，信道所受噪声干扰减小，所有算法的NMSE值均随之减小，信道估计的性能均逐渐提升。本文所提算法充分考虑了信道矩阵的低秩特性，可以滤除部分噪声，故在相同仿真条件下始终优于ALS算法。MMSE算法的性能在低信噪比条件下与MO-CE算法接近，随着信噪比的增加，其性能逐渐接近ALS算法。当UE天线数增加时，信道的低秩特性带来的性能提升更加明显，故 $N_{\text{UE}} = 16$ 时本文所提算法的性能提升要优于 $N_{\text{UE}} = 4$ 的情况。例如，在SNR为15 dB、 $N_{\text{UE}} = 4$ 时，本文所提算法相比ALS算法和MMSE算法分别有约2.9 dB和1.3 dB的性能提升。在 $N_{\text{UE}} = 16$ 时，分别有约2.0 dB和1.4 dB的性能提升。

图5是不同信道路径数下，本文所提MO-CE算法与现有ALS算法和MMSE算法的性能对比。其中，BS天线数 $N_{\text{BS}} = 36$ ，UE天线数 $N_{\text{UE}} = 16$ 。从

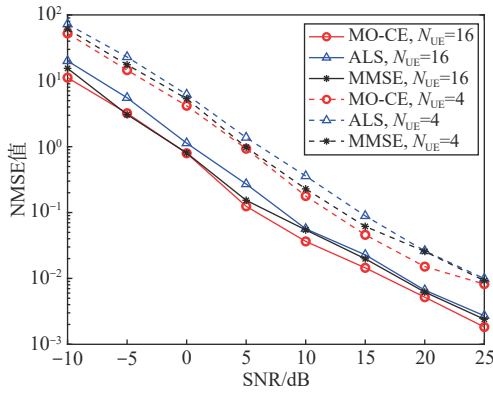


图 4 $N_{UE}=4, 16$ 时信道估计性能曲线

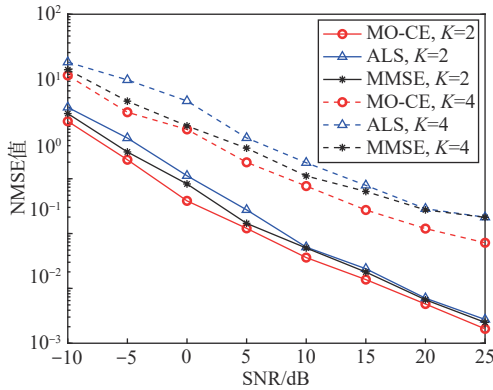


图 5 $K=2, 4$ 时信道估计性能曲线

图 5 中可以看出，随着 SNR 的增加，噪声对信道估计结果影响减小，所有算法的性能均随之提升。同时，路径数越大，信道估计保留的噪声分量越多，对信道估计结果的影响增大，因此两种算法的估计性能都随之减弱。例如，在 SNR 为 15 dB、路径数 $K=4$ 时，所有算法的 NMSE 值分布在 1 左右，而路径数 $K=2$ 时，所有算法的 NMSE 值分布在 $10^{-1} \sim 10^{-2}$ 。同时，由于本文所提 MO-CE 算法充分考虑了信道的低秩特性，能够更好地滤除噪声，故性能始终优于其他两种算法。

图 6 是不同 IRS_2 元件数下，本文所提 MO-CE 算法与现有 ALS 算法和 MMSE 算法的性能对比。其中，BS 天线数 $N_{BS}=36$ ，UE 天线数 $N_{UE}=16$ ，路径数 $K=2$ 。从图 6 中可以看出，随着 SNR 的增加，信道所受噪声干扰减小，所有算法的 NMSE 值均随之减小，信道估计性能均逐渐提升。同时，IRS 元件数越多，信道矩阵的规模越大，UE 处的实际接受信噪比越大，故 IRS 元件数越多，信道估计的性能越好。例如，在 SNR 为 10 dB、 $M_2=16$ 时，信道估计的 NMSE 值在 $10^{-1} \sim 10^0$ ，但是 $M_2=64$ 时，信道

估计的 NMSE 值可以达到 $10^{-2} \sim 10^{-1}$ 。同时，在相同条件下，本文所提算法始终优于其他两种算法。改变 IRS_1 元件数的情况与上述类似，此处不过多阐述。

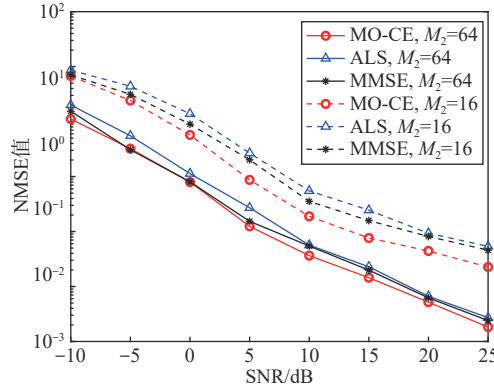


图 6 $M_2=16, 64$ 时信道估计性能曲线

总而言之，通过仿真实验证明在不同 BS 天线数、UE 天线数、信道路径数和 IRS 元件数的情况下，本文所提算法始终优于现有 ALS 算法和 MMSE 算法。

4 结 语

本文针对双 IRS 辅助毫米波 MIMO 系统信道估计问题，考虑了接收信号的张量结构和毫米波信道的低秩特性，提出了一种基于张量分解和流形优化的信道估计方案。相较于现有信道估计方案，本文所提方案可以分别获取用户与 IRS、双 IRS 之间和 IRS 与基站之间的信道，同时充分利用了毫米波信道的低秩特性，可以获取更加准确的 CSI。仿真结果表明，本文提出的 MO-CE 算法在估计精度上优于现有 ALS 算法和 MMSE 算法。该方案有望应用于未来 6G 场景中，实现在基站与用户间克服诸多阻塞，建立可靠链路。同时，该方案还有望应用于超远距离用户之间，提高通信效率和质量。这是双 IRS 辅助毫米波 MIMO 系统信道估计的初步工作，未来将进一步研究更加精确的信道估计方案，同时考虑采用积流形的概念来替代交替优化的思想，并进一步降低算法的复杂度。

参 考 文 献：

[1] WU Q Q, ZHANG R. Towards smart and reconfigurable environment: intelligent reflecting surface aided wireless network[J]. IEEE Communications Magazine, 2020, 58(1): 106-112.
 [2] YANG L, MENG F X, ZHANG J Y, et al. On the performance of RIS-assisted dual-hop UAV communication systems[J]. IEEE

- Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(9): 10385-10390.
- [3] BAI T, PAN C H, HAN C, et al. Reconfigurable intelligent surface aided mobile edge computing[J]. IEEE Wireless Communications, 2021, 28(6): 80-86.
- [4] ZHANG K P, LIU C, WANG H, et al. An IRS-aided mmWave massive MIMO systems based on genetic algorithm[C]//Proceedings of the 2020 IEEE 20th International Conference on Communication Technology (ICCT). Piscataway: IEEE Press, 2020: 288-293.
- [5] 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.
- [6] 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.
- [7] 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.
- [8] WANG P L, FANG J, DUAN H P, et al. Compressed channel estimation for intelligent reflecting surface-assisted millimeter wave systems[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2020, 27: 905-909.
- [9] GUAN X R, WU Q Q, ZHANG R. Anchor-assisted channel estimation for intelligent reflecting surface aided multiuser communication[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2022, 21(6): 3764-3778.
- [10] HE Z Q, YUAN X J. Cascaded channel estimation for large intelligent metasurface assisted massive MIMO[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2020, 9(2): 210-214.
- [11] 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.
- [12] HUANG Z, LIU C, SONG Y C, et al. Channel estimation for IRS-assisted multi-user millimeter wave MIMO systems[C]//Proceedings of the 2021 13th International Conference on Wireless Communications and Signal Processing (WCSP). Piscataway: IEEE Press, 2021: 1-6.
- [13] LIN T, YU X H, ZHU Y, et al. Channel estimation for IRS-assisted millimeter-wave MIMO systems: sparsity-inspired approaches[J]. IEEE Transactions on Communications, 2022, 70(6): 4078-4092.
- [14] MEI W D, ZHENG B X, YOU C S, et al. Intelligent reflecting surface-aided wireless networks: from single-reflection to multireflection design and optimization[J]. Proceedings of the IEEE, 2022, 110(9): 1380-1400.
- [15] KUMAR C, KUMAR A, KASHYAP S. Bit error rate analysis of double IRS assisted communication system under transceiver hardware impairments[C]//Proceedings of the 2023 National Conference on Communications (NCC). Piscataway: IEEE Press, 2023: 1-6.
- [16] 李祥森. 基于双IRS辅助的毫米波MIMO通信信道估计[J]. 无线电通信技术, 2022, 48(2): 269-275.
- LI X S. Channel estimation of millimeter wave MIMO communication based on double IRS assistance[J]. Radio Communications Technology, 2022, 48(2): 269-275.
- [17] BAZZI S, XU W. IRS parameter optimization for channel estimation MSE minimization in double-IRS aided systems[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2022, 11(10): 2170-2174.
- [18] YOU C S, ZHENG B X, ZHANG R. Wireless communication via double IRS: channel estimation and passive beamforming designs[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2021, 10(2): 431-435.
- [19] HAN Y T, ZHANG S W, DUAN L J, et al. Cooperative double-IRS aided communication: beamforming design and power scaling[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2020, 9(8): 1206-1210.
- [20] HAN Y T, ZHANG S W, DUAN L J, et al. Double-IRS aided MIMO communication under LoS channels: capacity maximization and scaling[J]. IEEE Transactions on Communications, 2022, 70(4): 2820-2837.
- [21] JIANG H, ZHANG Z C, XIONG B P, et al. A 3D stochastic channel model for 6G wireless double-IRS cooperatively assisted MIMO communications[C]//Proceedings of the 2021 13th International Conference on Wireless Communications and Signal Processing (WCSP). Piscataway: IEEE Press, 2021: 1-5.
- [22] ZHENG B X, YOU C S, ZHANG R. Uplink channel estimation for double-IRS assisted multi-user MIMO[C]//Proceedings of the ICC 2021-IEEE International Conference on Communications. Piscataway: IEEE Press, 2021: 1-6.
- [23] ZHENG B X, YOU C S, ZHANG R. Efficient channel estimation for double-IRS aided multi-user MIMO system[J]. IEEE Transactions on Communications, 2021, 69(6): 3818-3832.
- [24] ARDAH K, GHEREKHLOO S, DE ALMEIDA A L F, et al. Double-RIS versus single-RIS aided systems: tensor-based mimo channel estimation and design perspectives[C]//Proceedings of the ICASSP 2022-2022 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). Piscataway: IEEE Press, 2022: 5183-5187.
- [25] 米连锋, 何雪云, 孙林慧. RIS辅助无线系统中基于压缩感知的稀疏度自适应级联信道估计方法研究[J]. 信号处理, 2022, 38(10): 2173-2179.
- MI L F, HE X Y, SUN L H. Research on sparse adaptive cascade channel estimation method based on compressed sensing in RIS assisted wireless system[J]. Journal of Signal Processing, 2022, 38(10): 2173-2179.
- [26] DU J H, HAN M, CHEN Y Z, et al. Tensor-based joint channel estimation and symbol detection for time-varying mmWave massive MIMO systems[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2021, 69: 6251-6266.
- [27] SHEWCHUK J R. An introduction to the conjugate gradient method without the agonizing pain[D]. Pittsburgh: Carnegie Mellon University Press, 1994.
- [28] TAKEDA K, ADACHI F. Frequency-domain MMSE channel estimation for frequency-domain equalization of DS-CDMA signals[J]. IEICE TRANSACTIONS on Communications, 2007, 90(7): 1746-1753.
- [29] HU J F, YIN H F, BJÖRNSSON E. MmWave MIMO communica-

tion with semi-passive RIS: a low-complexity channel estimation scheme[C]//Proceedings of the 2021 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM). Piscataway: IEEE Press, 2021: 1-6.

- [30] LI T Y, TONG H W, XU Y Y, et al. Double IRSs aided massive MIMO channel estimation and spectrum efficiency maximization for high-speed railway communications[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2022, 71(8): 8630-8645.

[作者简介]



冯凯辉 (1998-), 男, 南京邮电大学电子与光学工程学院、柔性电子 (未来技术) 学院硕士生, 主要研究方向为毫米波 MIMO 系统信道估计、流形优化等。



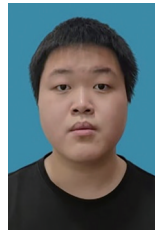
刘陈 (1963-), 男, 博士, 南京邮电大学教授、博士生导师, 主要研究方向为无线通信中的信号处理、空时信号传输与处理算法、协作通信与干扰对齐方法。



黄钲 (1997-), 男, 南京邮电大学电子与光学工程学院、柔性电子 (未来技术) 学院博士生, 主要研究方向为无线通信信号处理、流形优化。



宋云超 (1988-), 男, 博士, 南京邮电大学电子与光学工程学院、柔性电子 (未来技术) 学院副教授、硕士生导师, 主要研究方向为 5G、6G 无线通信信号处理。



高润勤 (1999-), 男, 南京邮电大学电子与光学工程学院、柔性电子 (未来技术) 学院硕士生, 主要研究方向为毫米波 MIMO 系统信道估计、流形优化等。