

基于平行因子分解的IRS辅助毫米波信道估计*

杨青青^{1,2}, 李学文¹, 彭艺^{1,2}, 王健明^{1,2}

1. 昆明理工大学信息工程与自动化学院, 云南 昆明 650500

2. 云南省计算机技术应用重点实验室, 云南 昆明 650500

摘要: 提出了一种基于平行因子分解的信道估计算法。首先, 根据毫米波信道固有的稀疏特性对信道进行建模, 利用块衰落信道的特点将信号矩阵构建成一个3维张量, 并且利用平行因子分解算法对张量进行分解。然后利用压缩感知理论将分解后的矩阵转化为稀疏信号的恢复问题。最后, 利用改进的双线性交替最小二乘算法对信道进行求解。仿真结果表明, 与现有的BALS算法、wBALS算法和LSKRF算法相比, 本文算法估计精度较高。

关键词: 可重构智能表面; 毫米波通信; 信道估计; 张量; 平行因子分解

中图分类号: TN929.5 **文献标志码:** A **文章编号:** 2097-0137(2024)04-0124-08

IRS-assisted millimeter-wave channel estimation based on parallel factorization

YANG Qingqing^{1,2}, LI Xuwen¹, PENG Yi^{1,2}, WANG Jianming^{1,2}

1. Faculty of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China

2. Yunnan Key Laboratory of Computer Technologies Application, Kunming 650500, China

Abstract: A channel estimation algorithm based on parallel factor (PARAFAC) decomposition is proposed. Firstly, the channel is modeled according to the inherent sparse characteristics of the millimeter-wave channel. Then, the signal matrix is constructed into a three-dimensional tensor by using the characteristics of the block fading channel, and the tensor is decomposed by the parallel factorization algorithm. Then, the compressed sensing (CS) theory is used to transform the decomposed matrix into a sparse signal recovery problem. Finally, the bilinear alternating least squares (NBALS) algorithm is improved to solve the channel. The simulation shows that compared with the existing BALS algorithm, wBALS algorithm, and LSKRF algorithm, the proposed algorithm improves the estimation accuracy.

Key words: IRS; millimeter wave communication; channel estimation; tensor; parallel factorization

作为新一代移动通信的关键技术, 智能反射表面(IRS, intelligent reflective surface)以其低成本、低功耗和能提高无线传播环境性能的特性受

到了专家学者们的广泛关注(Wu et al., 2020, 2021; Zeng et al., 2021)。IRS除了可以被动的反射入射信号, 还可以通过调整其反射相移提高通信系统的

* 收稿日期: 2023-11-21

录用日期: 2024-01-04

网络首发日期: 2024-04-01

基金项目: 云南省计算机技术应用重点实验室(2021102)

作者简介: 杨青青(1981年生), 女; 研究方向: 可重构智能表面技术;

E-mail: 13078770200@163.com

全文阅读



ZR20230019

无限通信容量, 保证通信的可靠性, 也显著提高了通信网络的频谱效率和能量效率(Jung et al., 2021; Huang et al., 2022)。

现有研究集中在各种目标和约束的联合主动和被动波束形成、预编码设计(Yan et al., 2020; An et al., 2022)。然而, 这些工作所要求的性能增益很大程度上依赖于信道状态信息(CSI, channel state information)的准确性。CSI的获取对于IRS辅助的通信系统是非常具有挑战性的。一方面, IRS没有射频链, 不能对导频信号进行处理; 另一方面, IRS辅助的通信系统使传统的端到端的信道估计转变为级联信道估计问题, 信道之间的耦合使得信道的估计更加困难。

目前, 已有关于IRS辅助无线系统的信道估计。文献(Beldi et al., 2023)考虑了IRS辅助多用户多输入单输出(MISO, multiple input single output)上行链路通信系统, 通过平行因子分解将级联信道分解为三种切片, 然后运用交替最小二乘算法进行迭代求解。文献(张静等, 2022)将毫米波多输入多输出信道分解为平行因子分解模型, 然后利用改进的双线性交替最小二乘算法进行信道估计。文献(de Araujo et al., 2021)提出了基于接收信号的平行因子张量建模的BALS信道估计方法。

在毫米波频段的IRS辅助通信系统中, 由于严重的路径损耗以及衰减, 导致信道的散射路径较少。因此, 级联信道在时域或角度域会呈现出稀疏特性。对于稀疏信道的估计问题, 可以运用压缩感知技术将信道估计问题转化为稀疏信号恢复问题, 再利用近似消息传递、正交匹配追踪等算法进行求解。文献(Lin et al., 2021)将张量模型应用到中继辅助毫米波大规模MIMO系统的信道估计算法中。文献(Srivastav et al., 2023)利用接收信号矩阵的低秩特性和信道矩阵的稀疏性, 提出了基于交替方向乘子法的信道估计技术估计CSI矩阵, 在均方误差和频谱效率方面都具有优越性。文献(Zhou et al., 2022)利用毫米波MISO系统中多用户级联信道的稀疏性和相关性, 将信道估计过程分为两个阶段。仿真结果表明, 该算法比正交匹配追踪、最小二乘算法(LS)等算法具有更高的性能。文献(Guo et al., 2023)提出了一种使用无线信标附接到IRS上以辅助导频信号传输的方案, 结合信道的稀疏性, 使级联信道得到准确的恢复。文献(Wang et al., 2020)利用毫米波信道的

稀疏性, 通过Katri-Rao积和Kronecker乘积的性质, 将级联信道进行稀疏表示, 使级联信道估计问题转化为稀疏信号恢复问题, 减少了大量的导频开销。

上述研究成果可以解决无线通信系统中的信道估计问题。但随着通信系统中发射端和接收端天线数目以及IRS元件数的增加, 基于稀疏性的算法会出现矩阵秩不足, 从而导致估计结果不唯一的情况。本文提出了一种低复杂度信道估计算法。所提算法的归一化均方误差(NMSE)优于常规的BALS算法和现有的基于BALS的改进算法; 且随着天线和IRS元件数目的增加, 具有较好的均方误差性能和更短的平均运行时间。

1 系统模型

考虑IRS辅助毫米波MISO系统下行链路的场景。其中, 基站(BS)配置了 M 根天线服务于 L 个单天线用户(UE), IRS是由 N 个反射元组成的均匀平面阵列(UPA, uniform planar array), 基站端发射的信号经过IRS反射与用户通信。假设BS和UE之间的直接链路被阻隔, 即不存在视距链路(LOS), IRS辅助毫米波通信的系统模型如图1所示。

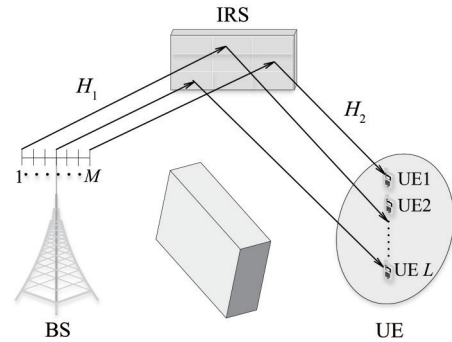


图1 通信系统模型

Fig. 1 Communication system model

假设BS在 t 时刻发射导频信号 $s(t)$, 则到达用户的接收信号为

$$y(t) = H_2 \Theta(t) H_1 s(t) + n(t), \quad (1)$$

其中 $H_1 \in \mathbb{C}^{N \times M}$ 是从BS到IRS的信道矩阵, $H_2 \in \mathbb{C}^{L \times N}$ 是IRS到用户的信道矩阵, $\Theta(t) \in \mathbb{C}^{N \times N}$ 表示IRS的对角反射系数矩阵, $\theta(t) = [\beta_{1,t} e^{j\theta_1}, \beta_{2,t} e^{j\theta_2}, \dots, \beta_{N,t} e^{j\theta_N}]^T$, $\Theta(t) = \text{diag}[\theta(t)]$, $\theta_n \in [0, 2\pi]$ 和 $\beta_{n,t} \in [0, 1]$ 表示IRS第 n 个反射元的相位和幅度配置, $n(t)$ 为 t 时刻用户接收到的均

值为 0、方差为 δ_k^2 的高斯噪声信号。

1.1 信道模型

采用 Saleh-Valenzuela 几何信道模型进行建模, 以更好地体现毫米波信道的稀疏特性 (Li et al., 2023), 信道 H_1 可以表示为

$$H_1 = \sqrt{\frac{M \times N}{L_1}} \sum_{p=1}^{L_1} \alpha_p \mathbf{a}_M(\phi_p^{\text{AoA}}, \theta_p^{\text{AoA}}) \mathbf{a}_N^H(\omega_p^{\text{AoD}}), \quad (2)$$

式中 L_1 表示 BS-IRS 的路径数, α_p 表示 p 条路径上的信道复数增益, ϕ_p^{AoA} 和 θ_p^{AoA} 表示 IRS 处 p 条路径上的方位角和仰角, $\mathbf{a}_M(\phi_p^{\text{AoA}}, \theta_p^{\text{AoA}})$ 表示 IRS 处的角度响应矢量, ω_p^{AoD} 表示 BS 处 p 条路径上的出发角, $\mathbf{a}_N(\omega_p^{\text{AoD}})$ 表示 BS 处的角度响应矢量。且

$$H_2 = \sqrt{\frac{N}{L_2}} \sum_{q=1}^{L_2} \beta_q \mathbf{a}_N(\phi_q^{\text{AoA}}, \theta_q^{\text{AoA}}), \quad (3)$$

式中 L_2 表示 IRS-UE 的路径数, β_q 表示 q 条路径上的信道复数增益, ϕ_q^{AoA} 和 θ_q^{AoA} 表示 IRS 处 q 条路径上的方位角和仰角, $\mathbf{a}_N(\phi_q^{\text{AoA}}, \theta_q^{\text{AoA}})$ 表示 IRS 处的角度响应矢量。

IRS 是由 N 个元素组成的均匀平面阵列, 假设 IRS 处水平方向和垂直方向上的反射元数目为 N_x 和 N_y , 则

$$\mathbf{a}_M(\phi_p^{\text{AoA}}, \theta_p^{\text{AoA}}) = \mathbf{a}_x(u^{\text{AoA}}) \otimes \mathbf{a}_y(v^{\text{AoA}}), \quad (4)$$

式中 $v^{\text{AoA}} = 2\pi d \sin(\theta_p^{\text{AoA}}) \cos(\phi_p^{\text{AoA}}) / \lambda$, \otimes 表示克罗内克乘积, $u^{\text{AoA}} = 2\pi d \cos(\theta_p^{\text{AoA}}) / \lambda$, d 表示天线间距, λ 表示信号波长。通常 d 取 0.5λ , 则

$$\mathbf{a}_x(u^{\text{AoA}}) \triangleq \frac{1}{\sqrt{N_x}} [1, e^{ju^{\text{AoA}}}, e^{2ju^{\text{AoA}}}, \dots, e^{j(N_x-1)u^{\text{AoA}}}]^T, \quad (5)$$

$$\mathbf{a}_y(v^{\text{AoA}}) \triangleq \frac{1}{\sqrt{N_y}} [1, e^{jv^{\text{AoA}}}, e^{2jv^{\text{AoA}}}, \dots, e^{j(N_y-1)v^{\text{AoA}}}]^T, \quad (6)$$

且级联信道 $H_c = H_2 \text{diag}[\boldsymbol{\theta}(t)] H_1$ 。

1.2 PARAFAC 分解

PARAFAC 分解也称正则多项式分解 (Comon et al., 2009; Kolda et al., 2009)。PARAFAC 分解的主要思想是把一个三维张量分解为有限个低秩张量的外积之和, 假设一个三阶张量为 $X \in \mathbb{C}^{I \times J \times K}$, 它的 PARAFAC 分解为

$$X \approx \sum_{r=1}^R \mathbf{a}_r \circ \mathbf{b}_r \circ \mathbf{c}_r, \quad (7)$$

式中 \circ 表示向量的外积, R 是正整数且 $\mathbf{a} \in \mathbb{R}^{I \times r}$, $\mathbf{b} \in \mathbb{R}^{J \times r}$, $\mathbf{c} \in \mathbb{R}^{K \times r}$ 。将所有的向量 \mathbf{a} , \mathbf{b} , \mathbf{c} 组合可以得到因子矩阵 $A = [\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_r]$, $B = [\mathbf{b}_1, \mathbf{b}_2, \dots, \mathbf{b}_r]$, $C = [\mathbf{c}_1, \mathbf{c}_2, \dots, \mathbf{c}_r]$ 。通过因子

矩阵可以将式(7)表示为

$$X = \sum_{r=1}^R \mathbf{A}_{i,r} \circ \mathbf{B}_{j,r} \circ \mathbf{C}_{k,r}. \quad (8)$$

此外, 三阶张量还可以从维度切片的角度表示为

$$\begin{cases} X_{(1)} = (B \odot C) A^T, \\ X_{(2)} = (A \odot C) B^T, \\ X_{(3)} = (A \odot B) C^T, \end{cases} \quad (9)$$

其中 \odot 表示 Khatri-Rao 积, $X_{(1)} \in \mathbb{R}^{K \times I}$, $X_{(2)} \in \mathbb{R}^{K \times J}$, $X_{(3)} \in \mathbb{R}^{I \times J}$ 表示张量的模式 $-n$ ($n = 1, 2, 3$) 展开形式。综上所述, 张量分解有式(10)的形式, 即

$$X = \sum_{n=1}^N \mathbf{a}_n \circ \mathbf{b}_n \circ \mathbf{c}_n. \quad (10)$$

1.3 张量模型

假设信道是块衰落信道, 其中每个信道在一个信道相干块中近似保持恒定。信道导频训练时间 B 被分成 K 个块, 每个块中只有 T 个时隙用于导频训练, 其余时隙用于数据传输。每个块内用于导频训练的 T 个时隙内, IRS 相移矢量保持不变, 而在不同的相干块之间, 导频信号相互正交并且 IRS 相移矢量可能会发生变化, 信道估计协议帧结构如图 2 所示。

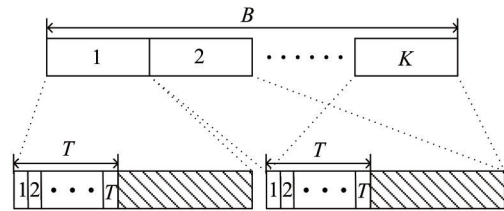


图 2 信道估计协议帧结构

Fig. 2 Frame structure of channel estimation protocol

根据信号训练过程, 第 k 个块第 t 个时隙用户接收到的信号为

$$y(k, t) = H_2 \text{diag}[\boldsymbol{\theta}(t)] H_1 x(t) + n(k, t), \quad (11)$$

式中 $n(k, t)$ 表示高斯白噪声。将第 k 个块 t 个时隙的接收信号构成矩阵 $\bar{Y}(k)$ ($\bar{Y}(k) \in \mathbb{C}^{L \times T}$), 则式(11)可以重写为

$$\bar{Y}(k) = H_2 D_k(\boldsymbol{\theta}) H_1 X + \bar{N}(k), \quad (12)$$

式中发射信号 X 设计为正交导频信号, 即 $XX^H = I_M$ 。将式(12)两边同乘 X^H , 得

$$Y(k) = H_2 D_k(\boldsymbol{\theta}) Z^T + N(k), \quad (13)$$

其中 $Y(k) = \bar{Y}(k) X^H$, $N(k) = \bar{N}(k) X^H$, $Z = H_1^T$,

$\boldsymbol{\theta} = [\theta(1), \theta(2), \dots, \theta(K)]^T$, $D_k(\boldsymbol{\theta}) = \text{diag}[\boldsymbol{\theta}(t)]$ 表示以 IRS 的相移矩阵 $\boldsymbol{\theta}$ 的主对角线的第 k 行作为对角元素的对角矩阵。根据 PARAFAC 分解的条件, $\mathbf{Y}(k)$ 可以看做三维张量的第 k 个前向矩阵切片, $\mathbf{Y}(k)$ 的每个元素可以表示为

$$[\mathbf{Y}(k)]_{l,m} = [\mathbf{H}_2]_{l,n} [\mathbf{Z}]_{m,n} [\boldsymbol{\theta}]_{k,n} \quad (14)$$

由于毫米波信道具有稀疏的特性, 路径数 L 很小, 且基站的发射天线数量 M 和 IRS 反射元的数量 N 是可控的。为了让信道接收信号张量的 PARAFAC 分解具有唯一性, 只需要将 L , M 和 N 控制在一定范围内。

2 基于 PARAFAC 分解的信道估计 (BALS 算法)

假设路径数 L 是已知的先验信息, 则 PARAFAC 分解的目标函数为

$$\min_{\mathbf{H}_2, \mathbf{Z}, \boldsymbol{\theta}} \left\| \mathbf{Y} - \sum_{n=1}^N [\mathbf{H}_2]_n \circ [\mathbf{Z}]_n \circ [\boldsymbol{\theta}]_n \right\|. \quad (15)$$

此类优化问题可以采用 BALS 算法得到迭代解 (Wei et al., 2020)。该算法每次固定两个变量矩阵, 然后解出另外一个变量矩阵, 以交替迭代的方式估计矩阵 \mathbf{H}_2 和 \mathbf{H}_1 。根据张量分解理论式(9), 将张量 \mathcal{Y} 以模式- n ($n = 1, 2, 3$) 的形式展开为

$$\mathbf{Y}_\alpha = (\mathbf{Z} \odot \boldsymbol{\theta}) \mathbf{H}_2^T + \mathbf{N}_1, \quad (16)$$

$$\mathbf{Y}_\beta = (\boldsymbol{\theta} \odot \mathbf{H}_2) \mathbf{Z}^T + \mathbf{N}_2, \quad (17)$$

$$\mathbf{Y}_\gamma = (\mathbf{H}_2 \odot \mathbf{Z}) \boldsymbol{\theta}^T + \mathbf{N}_3. \quad (18)$$

$\mathbf{Y}_\alpha \in \mathbb{C}^{KM \times L}$ 、 $\mathbf{Y}_\beta \in \mathbb{C}^{KL \times M}$ 和 $\mathbf{Y}_\gamma \in \mathbb{C}^{LM \times K}$ 可以看作是 Khatri-Rao 乘积和单个矩阵的乘积。基于展开模型的这一特性, 将两个未知信道的估计问题转化为两个独立的代价函数优化问题。通过解耦独立地对每个信道进行估计, 从而提高了估计的准确性。

由式(16)-(17), 采用双线性交替最小二乘算法得

$$\hat{\mathbf{H}}_2 = \arg \min_{\mathbf{H}_2} \left\| \mathbf{Y}_\alpha - (\mathbf{H}_1^T \odot \boldsymbol{\theta}) \mathbf{H}_2^T \right\|_F^2, \quad (19)$$

$$\hat{\mathbf{Z}} = \arg \min_{\mathbf{Z}} \left\| \mathbf{Y}_\beta - (\boldsymbol{\theta} \odot \mathbf{H}_2) \mathbf{H}_1 \right\|_F^2. \quad (20)$$

式(19)和(20)的解可以写为

$$\hat{\mathbf{H}}_2 = \{(\mathbf{H}_1^T \odot \boldsymbol{\theta})^\dagger \mathbf{Y}_\alpha\}^T, \quad (21)$$

$$\hat{\mathbf{H}}_1 = (\boldsymbol{\theta} \odot \mathbf{H}_2)^\dagger \mathbf{Y}_\beta. \quad (22)$$

3 基于 $\|\cdot\|_0$ 范数的 NBALS 算法

3.1 算法描述

BALS 算法与张量模型的结合可以降低导频开销。然而, 在毫米波辅助的 MISO 系统中, 由于大量的发射天线和接收天线与散射路径之间存在差异, 信道 \mathbf{H}_1 和 \mathbf{H}_2 具有稀疏性。在 BALS 算法中, 信道 \mathbf{H}_1 和 \mathbf{H}_2 的 LS 算法估计性能取决于矩阵的秩, 这可能导致由于矩阵秩不足而出现估计不唯一的情况。为了更好地将 BALS 算法应用于智能反射面辅助毫米波 MISO 系统, 考虑稀疏信道的特性, 可以使用基于 CS 技术将信道估计问题公式化为稀疏信道矩阵恢复问题, 来进一步提高稀疏信道估计的性能。

根据式(16), 信道估计问题可以转化为稀疏信道矩阵恢复问题

$$\min_{\mathbf{H}_2} \|\mathbf{H}_2\|_0, \quad (23)$$

$$\text{s.t.} \quad \|\mathbf{Y}_\alpha - (\mathbf{Z} \odot \boldsymbol{\theta}) \mathbf{H}_2^T\|_2^2 \leq \varepsilon,$$

式中 $\|\mathbf{H}_2\|_0$ 为 \mathbf{H}_2 的 $\|\cdot\|_0$ 范数, 等同于 \mathbf{H}_2 非零向量的数量, ε 是与噪声统计相关的误差参数。然而, 优化问题(23)是 NP-hard 问题。通常的做法是用一个连续的函数来代替 $\|\cdot\|_0$ 范数, 以更有效地找到优化问题的稀疏解。Wipf et al.(2010)表明, 使用对数和函数作为替代函数比使用 $\|\cdot\|_1$ 范数进行稀疏信号恢复更加稀疏。因此, 本文使用对数和函数作为 $\|\mathbf{H}_2\|_0$ 的松弛, 那么式(23)可以重新表述为

$$\min_{\mathbf{H}_2} L(\mathbf{H}_2), \quad (24)$$

$$L(\mathbf{H}_2) = \sum_{n=1}^N \log(|\mathbf{h}_n|^2 + \varsigma),$$

$$\text{s.t.} \quad \|\mathbf{Y}_\alpha - (\mathbf{Z} \odot \boldsymbol{\theta}) \mathbf{H}_2^T\|_2^2 \leq \varepsilon,$$

其中 \mathbf{h}_n 为 \mathbf{H}_2 的第 n 个分量, $\varsigma > 0$ 为一个很小的正参数, 以确保 log 函数中的参数为正。

引入惩罚因子 λ_1 , 将问题(24)重新表述为以下无约束优化问题:

$$\min_{\hat{\mathbf{H}}_2} G(\hat{\mathbf{H}}_2), \quad (25)$$

$$\begin{aligned} G(\hat{\mathbf{H}}_2) &= \sum_{n=1}^N \log(|\mathbf{h}_n|^2 + \varsigma) + \lambda_1 \|\mathbf{Y}_\alpha - (\mathbf{Z} \odot \boldsymbol{\theta}) \hat{\mathbf{H}}_2^T\|_2^2 \\ &= L(\hat{\mathbf{H}}_2) + \lambda_1 \|\mathbf{Y}_\alpha - (\mathbf{Z} \odot \boldsymbol{\theta}) \hat{\mathbf{H}}_2^T\|_2^2, \end{aligned}$$

其中 $\lambda > 0$ 为控制数据拟合和解的稀疏性之间权衡的正则化参数。式(25)可以通过两阶段迭代算法求解。然而, 两阶段算法不能保证目标函数单调递减, 从而可能陷入局部最小值。为了克服这些

限制, 可以使用迭代重加权算法 (Chen et al., 2023)。

式(25)的求解需要一个适当的代理函数, 首先需要找到 $L(\hat{\mathbf{H}}_2)$ 的代理函数。优化 $L(\hat{\mathbf{H}}_2)$ 的可微凸代理函数由式(26)给出, 即

$$Q(\mathbf{H}_2 | \hat{\mathbf{H}}_2^{(i)}) = \sum_{n=1}^N \left(\frac{|\mathbf{h}_n|^2 + \mathbf{s}}{|\hat{\mathbf{h}}_n^{(i)}|^2 + \mathbf{s}} + \log(|\hat{\mathbf{h}}_n^{(i)}|^2 + \mathbf{s}) - 1 \right), \quad (26)$$

其中 $\hat{\mathbf{H}}_2^{(i)} = [\hat{\mathbf{H}}_1^{(i)}, \hat{\mathbf{H}}_2^{(i)}, \dots, \hat{\mathbf{H}}_N^{(i)}]^T$ 。将式(26)代入式(25), 目标函数 $G(\hat{\mathbf{H}}_2)$ 可以写为

$$\min_{\hat{\mathbf{H}}_2} G(\hat{\mathbf{H}}_2), \quad (27)$$

$$G(\hat{\mathbf{H}}_2) = Q(\mathbf{H}_2 | \hat{\mathbf{H}}_2^{(i)}) + \lambda_1 \left\| \mathbf{Y}_\alpha - (\mathbf{Z} \odot \boldsymbol{\theta}) \hat{\mathbf{H}}_2^T \right\|_2^2.$$

通过移除 $Q(\mathbf{H}_2 | \hat{\mathbf{H}}_2^{(i)})$ 中的常量项并以矩阵形式书写, 最小化 $G(\hat{\mathbf{H}}_2)$ 相当于解决以下问题

$$\min_{\hat{\mathbf{H}}_2} G(\hat{\mathbf{H}}_2),$$

$$G(\hat{\mathbf{H}}_2) = \hat{\mathbf{H}}_2^H \mathbf{A}^{(i)} \hat{\mathbf{H}}_2 + \lambda_1 \left\| \mathbf{Y}_\alpha - (\mathbf{Z} \odot \boldsymbol{\theta}) \hat{\mathbf{H}}_2^T \right\|_2^2, \quad (28)$$

其中 $\mathbf{A}^{(i)} \in \mathbb{C}^{N \times N}$ 为一个对角矩阵, 由 $\mathbf{A}^{(i)} = \text{diag} \left\{ \frac{1}{|\hat{\mathbf{h}}_1^{(i)}|^2 + \mathbf{s}}, \dots, \frac{1}{|\hat{\mathbf{h}}_N^{(i)}|^2 + \mathbf{s}} \right\}$ 给出。问题(28)是凸的, 可以通过最小二乘算法求解出最优解

$$\hat{\mathbf{H}}_2^T = ((\mathbf{H}_1^T \odot \boldsymbol{\theta})^H (\mathbf{H}_1^T \odot \boldsymbol{\theta}) + \lambda_1^{-1} \mathbf{A}^{(i)})^{-1} (\mathbf{H}_1^T \odot \boldsymbol{\theta})^H \mathbf{Y}_\alpha. \quad (29)$$

同理, 根据式(17)可以求解出最优解

$$\hat{\mathbf{H}}_1 = ((\boldsymbol{\theta} \odot \mathbf{H}_2)^H (\boldsymbol{\theta} \odot \mathbf{H}_2) + \lambda_2^{-1} \mathbf{P}^{(i)})^{-1} (\boldsymbol{\theta} \odot \mathbf{H}_2)^H \mathbf{Y}_\beta. \quad (30)$$

其中 \mathbf{g}_n 为 \mathbf{H}_2 的第 n 个分量, $\mathbf{P}^{(i)}$ 为对角矩阵, 由 $\mathbf{P}^{(i)} = \text{diag} \left\{ \frac{1}{|\hat{\mathbf{g}}_1^{(i)}|^2 + \gamma}, \dots, \frac{1}{|\hat{\mathbf{g}}_N^{(i)}|^2 + \gamma} \right\}$ 给出。

3.2 λ 的更新

λ 的选择对于信道的估计性能至关重要。较小的 λ 得到较高稀疏性的解, 而较大的 λ 则会使解稀疏度较低但拟合度更好。受文献 (Fang et al., 2016) 的启发, 为了在迭代过程中自适应地更新参数 λ , 可以通过引入另一个参数以改善信道的恢复性能。

将 λ 设置为与噪声方差成反比, 即 $\lambda = \sigma \delta^{-1}$,

其中 σ 为常数缩放因子, δ 为噪声方差。当噪声方差为未知的先验时, 需要迭代估计出 δ , 然后自适应地更新 λ 。噪声方差的估计为

$$\hat{\delta}_1 = \frac{\left\| \mathbf{Y}_\alpha - (\mathbf{H}_1^T \odot \boldsymbol{\theta}) \hat{\mathbf{H}}_2^T \right\|_2^2}{KM}. \quad (31)$$

λ_1 的更新为

$$\lambda_1 = \sigma_1 \hat{\delta}_1^{-1} = \frac{\sigma_1 KM}{\left\| \mathbf{Y}_\alpha - (\mathbf{H}_1^T \odot \boldsymbol{\theta}) \hat{\mathbf{H}}_2^T \right\|_2^2}. \quad (32)$$

同理 λ_2 的更新可以表述为

$$\lambda_2 = \sigma_2 \hat{\delta}_2^{-1} = \frac{\sigma_2 KL}{\left\| \mathbf{Y}_\beta - (\boldsymbol{\theta} \odot \mathbf{H}_2) \hat{\mathbf{H}}_1 \right\|_2^2}. \quad (33)$$

所提出的更新方式引入了新参数 σ , 但它的值一旦选择就固定了, 因此这种更新方式可以很好地适配到算法中。综上所述, 改进的 NBALS 算法流程如表 1 所示。

表 1 NBALS 算法的基本步骤

Table 1 Basic steps of NBALS algorithm

输入: 导频矩阵 \mathbf{X} , 接收信号矩阵 \mathbf{Y} , 相移矩阵 $\boldsymbol{\theta}$, 初始化 $\mathbf{H}_{(i=0)}$ 为高斯矩阵, 初始化惩罚因子 $\lambda_1, \lambda_2, \eta$
输出: 估计信道 \mathbf{H}_1 和 \mathbf{H}_2
1: 利用(29)估计得到 $\hat{\mathbf{H}}_2^T$
2: 利用(32)更新 λ_1
3: 利用(30)估计得到 $\hat{\mathbf{H}}_1$
4: 利用(33)更新 λ_2
5: 利用步骤 1 和 3 估计的结果重构出 $\hat{\mathbf{H}}^{(i)}$, 并计算出误差 $e(i)$
6: 若 $e(i)$ 小于预先给定的门限值 η 或达到最大迭代次数, 则输出估计值, 否则重复步骤 1-6

表 1 中, $e(i) = \left\| \hat{\mathbf{H}}^{(i)} - \hat{\mathbf{H}}^{(i-1)} \right\|_F^2$ 为第 i 次迭代的估计误差; 算法收敛的条件为 $|e(i) - e(i-1)| < \eta$, η 为门限值; $\hat{\mathbf{H}}^{(i)} = [\hat{\mathbf{H}}_2^T, \hat{\mathbf{H}}_1, \hat{\boldsymbol{\theta}}]$ 为第 i 次迭代结束后由得到的 $\hat{\mathbf{H}}_2^T$ 和 $\hat{\mathbf{H}}_1$ 重构接收信号的张量模型。

4 仿真结果与分析

4.1 仿真参数

将本文算法与 BALS 算法、wBALS 算法 (张静等, 2022) 以及 LSKRF 算法 (de Araujo et al., 2020) 进行对比, 以评估所提算法的性能。仿真参数设置如下: 基站配备的发射天线数为 16, IRS 元件数

为 $N = 16(4 \times 4)$ 的UPA, 天线间距为波长的 $1/2$ 。级联信道采用经典的 Saleh-Valenzuela 模型, BS-IRS 信道和 IRS-UE 信道的路径数都设为 3, 莱斯因子设为 13.2 dB。此外, IRS 的相移矩阵为离散傅里叶矩阵, 导频信号为单位矩阵, $\eta = 10^{-6}$ 。

采用估计信道 $\hat{\mathbf{H}}_c$ 和真实信道 \mathbf{H}_c 的归一化均方误差和均方误差指标来评估算法的性能, 有

$$\text{NMSE}(\hat{\mathbf{H}}_c) = \frac{1}{R} \sum_{r=1}^R \left(\frac{\|\mathbf{H}_c(r) - \hat{\mathbf{H}}_c(r)\|_F^2}{\|\mathbf{H}_c(r)\|_F^2} \right), \quad (34)$$

$$\text{MSE}(\hat{\mathbf{H}}_c) = \frac{1}{R} \sum_{r=1}^R (\|\mathbf{H}_c(r) - \hat{\mathbf{H}}_c(r)\|_F^2), \quad (35)$$

其中 $\hat{\mathbf{H}}_c$ 表示级联信道的估计值, \mathbf{H}_c 表示级联信道的真实值, R 为蒙特卡罗仿真运行的次数。

4.2 仿真结果

当 $M = 16, N = 16, L = 9$ 时, 各算法的性能随信噪比(SNR)的变化如图3所示。由图3可知, 随着信噪比的不断增加, 各算法的均方误差均呈现出下降的趋势。其中, LSKRF 算法的 NMSE 随信噪比下降的幅度最小, 说明 LSKRF 算法性能最差。而所提 NBALS 算法与 BALS 算法的 NMSE 随着信噪比的增大显著降低, 这也说明了信噪比对两种算法的性能影响较大。所提算法比 BALS 算法的 NMSE 小, 说明所提算法相较于常规的 BALS 算法有一定的性能提升。

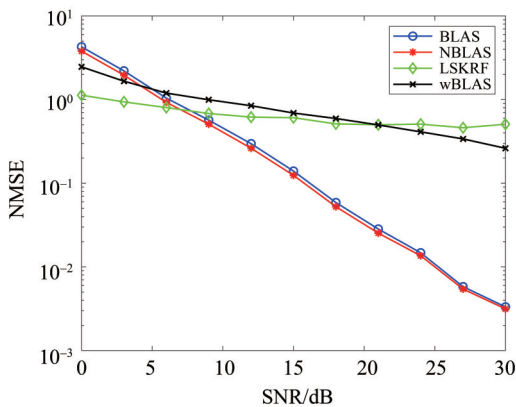


图3 不同SNR下各算法的性能

Fig. 3 Algorithmic performance under different SNR

当 $M = 16, N = 16, L = 9$ 时, 相干块 K 取 9、15、20 和 30 的情况下, 级联信道的 NMSE 随信噪比的变化如图4所示。由张量分解可知, 只需要满足 $K \geq 9$, 即可满足张量分解的唯一性条件。从图4可以看出, 随着 K 的不断增大, 两种算法的 NMSE 均逐渐降低, 说明 K 值的增加使信道的估计

信息增多, 从而使得各算法的估计更加准确。

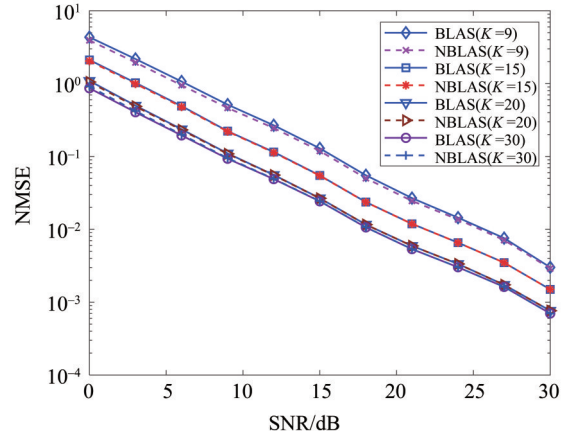


图4 不同K值下NMSE随SNR的变化

Fig. 4 NMSE versus SNR under different K

当 $M = 16, N = 16, L = 9, \text{SNR} = 15 \text{ dB}$ 时, 各算法恢复出信道的 MSE 随 N 的变化如图5所示。根据张量分解可知, N 需要满足 $2 \leq N \leq 23$ (随着天线数量的增大或者减少, N 的取值范围随之变化), 即可满足张量分解所需的唯一性条件。从图中可知, 3种算法的 MSE 均随着 IRS 反射元件数量 N 的增大而增加; 相比于 BALS 算法、wBALS 算法和 LSKRF 算法, 所提算法具有更好的性能。且不难看出, 随着 N 的增大, 所提算法与其他3种算法的 MSE 的差距逐渐增大。这说明所提算法在反射元件数量较多时也能保持着很好的性能。

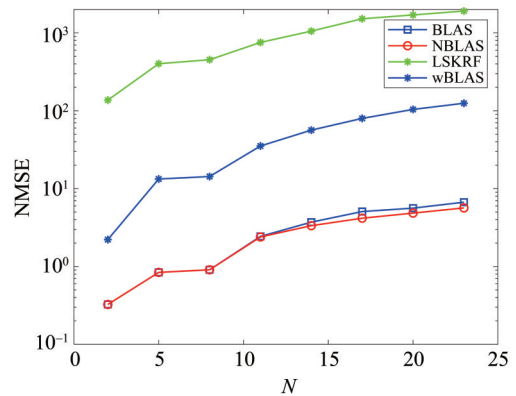


图5 不同N下各算法的性能

Fig. 5 Algorithmic performance under different N

图6为 $L = 9, K = 9, \text{SNR} = 15 \text{ dB}$ 时, MSE 随发射天线数 M 的变化曲线。由图可知, 随着发射天线数量的增加, 各算法的 MSE 均呈现上升趋势, 这表明发射天线数量对于算法的性能有较大的影响。另外, 所提算法始终较其余3种算法有更小的

MSE, 这表明了所提算法性能的稳定性。随着发射天线数量的增加, 需要估计的信道数量增加, 充分利用了毫米波信道固有的稀疏特性, 将信道估计问题转化为稀疏信号的恢复问题, 从而提高了信道的估计精度。

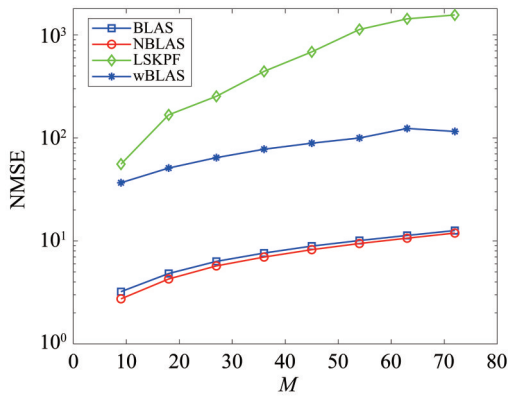


图 6 不同发射天线数 M 下各算法的性能

Fig. 6 Algorithmic performance under different M

为了说明算法的复杂度, 设定 $M = 16$, $N = 16$, $L = 9$, $K = 9$, 各算法均处于同一运行环境, 各算法的平均运行时间随信噪比的变化如图 7 所示。从图 7 可以看出, 随着 SNR 的增加, 各算法的平均运行时间趋于稳定, LSKRF 算法的平均运行时间最短, 所提算法的平均运行时间较常规的 BALS 算法和 wBALS 算法有更短的运行时间。

4.3 复杂度分析

wBALS 算法、BALS 算法与所提算法的复杂度都集中于求解 Katri-Rao 积和矩阵的逆。BALS 算法的复杂度为 $\mathcal{O}(KMN[2N + L] + KLN(M + N) + KN(M + L))$; wBALS 算法是在 BALS 算法的基础上加入松弛因子, 所以两种算法的复杂度几

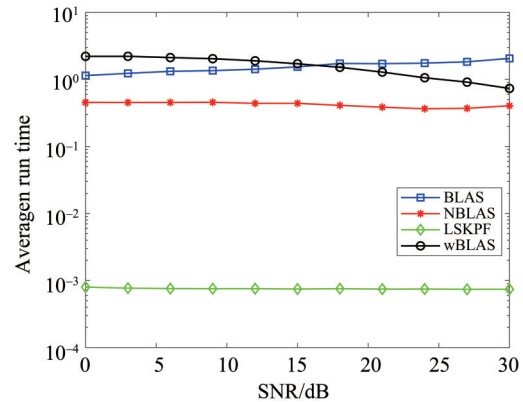


图 7 不同 SNR 下各算法的平均运行时间

Fig. 7 Algorithmic average running time under different SNR

乎相同, 也为 $\mathcal{O}(KMN[2N + L] + KLN(M + N) + KN(M + L))$, LSKRF 算法的复杂度为 $\mathcal{O}(LMN)$ 。所提算法新引入参数 λ_1 和 λ_2 的复杂度集中于范数的求解, 其复杂度为 $\mathcal{O}(KML[M + L])$, 所提算法的总复杂度为 $\mathcal{O}(KMN^2 + KLN(M + N) + KN(M + L) + KML[M + L])$ 。

5 结论

针对 IRS 辅助的毫米波无线通信环境下的信道估计问题, 本文将级联信道建模为张量模型后, 利用毫米波的稀疏特性, 将信道估计问题转化为稀疏信号的恢复问题, 最后用改进的 NBALS 算法对信道进行估计。仿真结果表明, 所提算法相比于现有的 BALS 算法, wBALS 算法和 LSKRF 算法具有更优的性能, 且随着发射天线数量和 IRS 反射元件数量的不断增加, 所提算法在性能和复杂度方面依旧略微优于 BALS 算法。

参考文献:

张静, 王栋, 张梦雨, 2022. 改进的 IRS 辅助毫米波 MIMO 级联信道估计[J]. 数据采集与处理, 37(6): 1259-1267.
 AN J C, XU C, GAN L, et al, 2022. Low-complexity channel estimation and passive beamforming for RIS-assisted MIMO systems relying on discrete phase shifts [J]. IEEE Trans Commun, 70(2): 1245-1260.
 BELDI C, DZIRI A, ABDELKEFI F, et al, 2023. Parafac decomposition based channel estimation for RIS-aided multi-user miso wireless communications [C]// International Wireless Communications and Mobile Computing (IWCMC). Marrakesh, Morocco: 1537-1542.

CHEN J, LIANG Y C, CHENG H V, et al, 2023. Channel estimation for reconfigurable intelligent surface aided multi-user mmwave MIMO systems [J]. IEEE Trans Wireless Commun, 22(10): 6853-6869.
 COMON P, LUCIANI X, de ALMEIDA A L F, 2009. Tensor decompositions, alternating least squares and other tales [J]. J Chemom, 23(7/8): 393-405.
 de ARAUJO G T, de ALMEIDA A L F, 2020. Parafac-based channel estimation for intelligent reflective surface assisted MIMO system [C]//11th Sensor Array and Multichannel Signal Processing Workshop (SAM).

- Hangzhou, China; IEEE: 1–5.
- de ARAUJO G T, de ALMEIDA A L F, BOYER R, 2021. Channel estimation for intelligent reflecting surface assisted MIMO systems: A tensor modeling approach[J]. IEEE J Sel Top Signal Process, 15(3): 789–802.
- FANG J, WANG F Y, SHEN Y N, et al, 2016. Super-resolution compressed sensing for line spectral estimation: An iterative reweighted approach[J]. IEEE Trans Signal Process, 64(18): 4649–4662.
- GUO X F, CHEN Y B, WANG Y, 2023. Wireless beacon enabled hybrid sparse channel estimation for RIS-aided mmwave communications[J]. IEEE Trans Commun, 71(5): 3144–3160.
- HUANG J, WANG C X, SUN Y Z, et al, 2022. Reconfigurable intelligent surfaces: Channel characterization and modeling[J]. Proc IEEE, 110(9): 1290–1311.
- JUNG M, SAAD W, DEBBAH M, et al, 2021. On the optimality of reconfigurable intelligent surfaces (RISS): Passive beamforming, modulation, and resource allocation[J]. IEEE Trans Wireless Commun, 20(7): 4347–4363.
- KOLDA T G, BADER B W, 2009. Tensor decompositions and applications[J]. SIAM Review, 51(3): 455–500.
- LI R W, SUN S, TAO M X, 2023. Ergodic achievable rate maximization of RIS-assisted millimeter-wave MIMO-OFDM communication systems[J]. IEEE Trans Wireless Commun, 22(3): 2171–2184.
- LIN H Y, ZHANG G Y, MO W, et al, 2021. Parafac-based channel estimation for relay assisted mmwave massive MIMO systems [C]// 7th International Conference on Computer and Communications (ICCC). Chengdu, China: 1869–1874.
- SRIVASTAV P S, LEE H, 2023. Admm-based channel estimation methods for millimeter wave MIMO system [C]// 14th International Conference on Ubiquitous and Future Networks (ICUFN). Paris, France: 774–779.
- WANG P L, FANG J, DUAN H P, et al, 2020. Compressed channel estimation for intelligent reflecting surface-assisted millimeter wave systems [J]. IEEE Signal Process Lett, 27: 905–909.
- WEI L, HUANG C W, ALEXANDROPOULOS G C, et al, 2020. Parallel factor decomposition channel estimation in RIS-assisted multi-user MIMO communication[C]//11th Sensor Array and Multichannel Signal Processing Workshop (SAM). Hangzhou, China: IEEE: 1–5.
- WIPF D, NAGARAJAN S, 2010. Iterative reweighted ℓ_1 and ℓ_2 methods for finding sparse solutions[J]. IEEE J Sel Top Signal Process, 4(2): 317–329.
- WU Q Q, ZHANG R, 2020. Towards smart and reconfigurable environment: Intelligent reflecting surface aided wireless network[J]. IEEE Commun Mag, 58(1): 106–112.
- WU Q Q, ZHANG S W, ZHENG B X, et al, 2021. Intelligent reflecting surface-aided wireless communications: A tutorial[J]. IEEE Trans Commun, 69(5): 3313–3351.
- YAN W J, YUAN X J, HE Z Q, et al, 2020. Passive beamforming and information transfer design for reconfigurable intelligent surfaces aided multi-user MIMO systems[J]. IEEE J Sel Areas Commun, 38(8): 1793–1808.
- ZENG S H, ZHANG H L, DI B Y, et al, 2021. Reconfigurable intelligent surfaces in 6G: Reflective, transmissive, or both?[J]. IEEE Commun Lett, 25(6): 2063–2067.
- ZHOU G, PAN C H, REN H, et al, 2022. Channel estimation for RIS-aided multi-user millimeter-wave systems[J]. IEEE Trans Signal Process, 70: 1478–1492.

(责任编辑 王海蓉)