

涂威洋, 梁彦. 一种 IRS 辅助的毫米波大规模 MIMO 信道估计方案[J]. 智能计算机与应用, 2024, 14(12): 170–175. DOI: 10.20169/j.issn.2095-2163.241224

一种 IRS 辅助的毫米波大规模 MIMO 信道估计方案

涂威洋, 梁彦

(南京邮电大学通信与信息工程学院, 南京 210003)

摘要:为解决 IRS 辅助的毫米波大规模 MIMO 系统信道估计问题,本文提出了一种新的基于结构化正交匹配追踪(OMP)算法的信道估计方案。现有的结构化 OMP 算法利用信道的稀疏特性提升信道估计性能,降低导频开销,但需要已知信道稀疏度。本文提出的基于 K 均值的自适应阈值算法,无需信道稀疏度作为先验信息,同时有效解决了信道估计中的噪声干扰问题。仿真实验验证,本文提出的结构化 OMP 算法在低信噪比以及低导频开销下具有信道估计性能优势。

关键词: IRS; 信道估计; 压缩感知; 毫米波; 大规模 MIMO

中图分类号: TN929.5

文献标志码: A

文章编号: 2095-2163(2024)12-0170-06

Channel estimation for IRS-assisted millimeter wave large-scale MIMO

TU Weiyang, LIANG Yan

(School of Communications and Information Engineering, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China)

Abstract: To address the channel estimation problem in IRS-assisted millimeter-wave massive MIMO systems, this paper proposes a novel channel estimation scheme based on the Structured Orthogonal Matching Pursuit (OMP) algorithm. The existing structured OMP algorithm leverages the sparsity of the channel to enhance channel estimation performance and reduce pilot overhead, but it requires prior knowledge of the channel sparsity. The proposed adaptive threshold algorithm based on K-means does not rely on prior information about channel sparsity, and effectively solves the problem of noise interference in channel estimation. Simulation experiments verify that the proposed structured OMP algorithm outperforms in channel estimation performance under low signal-to-noise ratio and low pilot overhead conditions.

Key words: IRS; channel estimation; compression sensing; millimeter wave; massive MIMO

0 引言

智能反射面(Intelligent Reflecting Surface, IRS)或可重构智能表面(Reconfigurable Intelligent Surface, RIS)由大量准无源和低成本反射单元构成,是在 6G 无线通信系统中备受关注的备选技术^[1]。不同于传统的无线传输技术,IRS 可以通过适当调整反射单元的相移,重构无线传播环境^[2]。此外,由于具有重量轻且无射频链路的特点,IRS 可以密集部署在无线通信系统中,以较低能耗和硬件成本提高无线通信系统性能^[3]。对于 IRS 辅助的毫米波大规模 MIMO 系统而言,其级联信道估计问题复杂度高。因有源 IRS 需要更高的硬件成本和能耗,本

文考虑采用无源 IRS 辅助通信。无源的反射单元仅能收集入射信号,并将接收到的信号经无源波束赋形反射给接收机,不具备信号处理能力,这给 IRS 辅助的毫米波大规模 MIMO 信道估计带来很大的挑战。文献[4]利用波束空间级联信道的双结构稀疏性,即所有用户具有公共的“IRS-基站”链路,不同用户的波束空间级联信道具有公共的行和部分公共的列,提出了一种基于双结构 OMP(Double-Structured OMP, DS-OMP)算法的级联信道估计方案,利用不同用户级联信道的双结构特性减少信道估计的导频开销。文献[4]假定信道稀疏度已知,并将信道稀疏度作为算法迭代次数,但信道的稀疏度难以先验获得。文献[5]在文献[4]的基础上,提

基金项目: 国家自然科学基金(62271265)。

作者简介: 涂威洋(1997—),男,硕士研究生,主要研究方向:大规模 MIMO 信道估计。

通信作者: 梁彦(1979—),女,博士,副教授,主要研究方向:无线通信中的信号处理。Email:liangyan@njupt.edu.cn。

收稿日期: 2023-06-10

出了一种基于自适应 DS-OMP (Adaptive Double-Structured OMP, ADS-OMP) 算法, 通过均值算法自适应选取算法的阈值, 有效解决了文献[4]中如何确定稀疏度的问题。但是, 在基站天线数远大于信道稀疏度时, 均值自适应阈值算法会引入噪声干扰, 估计的稀疏度不准确, 导致算法性能下降。其在毫米波大规模 MIMO 系统中, 并不能很好地确定算法的阈值。

针对 IRS 辅助毫米波大规模 MIMO 通信的信道估计问题, 本文提出了一种新的结构化 OMP 算法。该算法利用 K 均值算法良好的聚类特性, 可以很好地选取算法的阈值, 精准估计信道的稀疏度。

1 IRS 辅助毫米波通信系统模型

文中, 基站为天线数为 M 的均匀线性阵列 (Uniform Linear Array, ULA), IRS 为反射元素数为 N 的均匀平面阵列 (Uniform Planar Array, UPA), 其中 $N = N_x \times N_y$, 这里 N_x 和 N_y 分别为 IRS 水平方向和垂直方向的反射元素个数, 用户的天线数为 1, 假设一共有 K 个用户。考虑用户和基站间的直连链路被阻断, 仅存在通过 IRS 传输的反射链路的情况。IRS 辅助的毫米波大规模 MIMO 系统模型如图 1 所示。

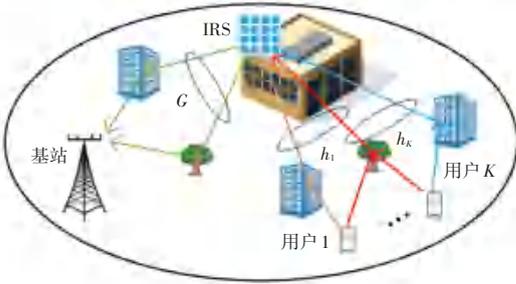


图 1 IRS 辅助系统模型

Fig. 1 IRS-assisted system model

图 1 中, $\mathbf{G} \in \mathbb{C}^{M \times N}$ 为 IRS 和基站间的信道矩阵, $\mathbf{h}_k \in \mathbb{C}^{N \times 1}$ 为用户 k 和 IRS 间的信道矩阵, $\Phi \in \mathbb{C}^{N \times N}$ 为 IRS 的相移矩阵, $\Phi = \text{diag}(\boldsymbol{\varphi})$ 是对角矩阵, 其中 $\boldsymbol{\varphi} \in \mathbb{C}^{N \times 1}$ 中的元素对应 IRS 反射元素的反射系数。因此, 上行接收信号可表示为:

$$\mathbf{Y}_k = \mathbf{G}\Phi\mathbf{h}_k\mathbf{s}_k + \mathbf{N}_k \quad (1)$$

其中, $\mathbf{s}_k \in \mathbb{C}^{1 \times Q}$ 表示用户 k 发送的导频符号; Q 表示导频传输的时隙数; $\mathbf{Y}_k \in \mathbb{C}^{M \times Q}$ 表示基站接收到的用户 k 传输的导频信号; $\mathbf{N}_k \in \mathbb{C}^{M \times Q}$ 表示对应的接收噪声。根据 SV 信道模型, IRS 和基站间的信道矩阵 \mathbf{G} 、用户 k 和 IRS 间的信道矩阵 \mathbf{h}_k 可表示为:

$$\mathbf{G} = \sqrt{\frac{MN}{L_1}} \sum_{l_1=1}^{L_1} \alpha_{G,l_1} \mathbf{a}_B(\theta_{l_1}) \mathbf{a}_R^T(\varphi_{l_1}, \omega_{l_1}) \quad (2)$$

$$\mathbf{h}_k = \sqrt{\frac{N}{L_2}} \sum_{l_2=1}^{L_2} \alpha_{h,l_2} \mathbf{a}_R(\varphi_{l_2}, \omega_{l_2}) \quad (3)$$

其中, L_1 表示信道 \mathbf{G} 的路径数; L_2 表示信道 \mathbf{h}_k 的路径数; $\alpha_{G,l_1} \sim CN(0, \sigma_{l_1}^2)$ 表示信道 \mathbf{G} 在路径 l_1 上的路径复增益; $\alpha_{h,l_2} \sim CN(0, \sigma_{l_2}^2)$ 表示信道 \mathbf{h}_k 在路径 l_2 上的路径复增益; θ_{l_1} 表示信道 \mathbf{G} 在路径 l_1 上的基站到达角 (Angular of Arrival, AoA); $(\varphi_{l_1}, \omega_{l_1})$ 表示信道 \mathbf{G} 在路径 l_1 上的 IRS 离开角 (Angular of Departure, AoD), 这里 φ_{l_1} 为俯仰角 (Elevation Angular), ω_{l_1} 为方位角 (Azimuth Angular); $(\varphi_{l_2}, \omega_{l_2})$ 为信道 \mathbf{h}_k 在路径 l_2 上的 IRS 到达角, 这里 φ_{l_2} 为俯仰角, ω_{l_2} 为方位角。基站的归一化阵列方向向量 $\mathbf{a}_B(\theta)$ 和 IRS 的归一化阵列方向向量 $\mathbf{a}_R(\varphi, \omega)$ 可表示为:

$$\mathbf{a}_B(\theta) = \frac{1}{\sqrt{M}} [1, e^{-j2\pi\theta}, \dots, e^{-j2\pi(M-1)\theta}]^T \quad (4)$$

$$\mathbf{a}_R(\varphi, \omega) = \frac{1}{\sqrt{N}} [1, e^{-j2\pi\omega}, \dots, e^{-j2\pi(N_x-1)\omega}]^T \otimes [1, e^{-j2\pi\varphi}, \dots, e^{-j2\pi(N_y-1)\varphi}]^T \quad (5)$$

其中, “ \otimes ” 表示克罗内克积; $\theta = d\cos(\theta_{\text{phy}})/\lambda$ 表示基站端的归一化空间到达角^[6]; $\varphi = d\cos(\omega_{\text{phy}})\sin(\varphi_{\text{phy}})/\lambda$ 表示 IRS 端的归一化空间方位角; $\omega = d\sin(\omega_{\text{phy}})\sin(\varphi_{\text{phy}})/\lambda$ 表示 IRS 端的归一化空间俯仰角; θ_{phy} 、 ω_{phy} 和 φ_{phy} 分别表示基站端的物理到达角、IRS 端的物理方位角和俯仰角; λ 表示载波波长; d 表示天线间距, 满足 $d = \lambda/2$ 。

2 基于结构化 OMP 的信道估计方案

2.1 方案设计

考虑图 1 系统的上行信道估计阶段, K 个用户在 Q 个时隙内向基站传输导频信号, 每个时隙发送一个导频符号。基站在第 q 个时隙接收到用户 k 的信号 $\mathbf{y}_{k,q} \in \mathbb{C}^{M \times 1}$ 可表示为:

$$\mathbf{y}_{k,q} = \mathbf{G}\Phi_q\mathbf{h}_k\mathbf{s}_{k,q} + \mathbf{n}_{k,q} \quad (6)$$

其中, $\Phi_q = \text{diag}(\boldsymbol{\varphi}_q)$ 表示 IRS 在第 q 个时隙的反射系数向量, $\boldsymbol{\varphi}_q = [\varphi_{q,1}, \dots, \varphi_{q,N}]^T$, 这里 $\varphi_{q,i}$ 表示 IRS 第 i 个反射单元在第 q 个时隙的反射系数, $i = 1, \dots, N$; $\mathbf{s}_{k,q}$ 表示用户 k 在第 q 个时隙传输的导频符号; $\mathbf{n}_{k,q} \sim CN(0, \sigma^2 \mathbf{I}_M)$ 表示对应的接收噪声, 服从均值为 0、方差为 σ^2 的复高斯分布。用户 k 的级联

信道可以表示为 $\mathbf{H}_k = \mathbf{G} \text{diag}(\mathbf{h}_k)$, 则式(6)可以改写成:

$$\mathbf{y}_{k,q} = \mathbf{H}_k \boldsymbol{\varphi}_q s_{k,q} + \mathbf{n}_{k,q} \quad (7)$$

因用户配备单天线,不妨令 $s_{k,q} = 1$, 经过 Q 个时隙的导频传输后,基站接收到用户 k 的总接收信号 $\mathbf{Y}_k = [\mathbf{y}_{k,1}, \dots, \mathbf{y}_{k,Q}]$ 可表示成:

$$\mathbf{Y}_k = \mathbf{H}_k \boldsymbol{\Theta} + \mathbf{N}_k \quad (8)$$

其中, $\boldsymbol{\Theta} = [\boldsymbol{\varphi}_1, \dots, \boldsymbol{\varphi}_Q]$, $\mathbf{N}_k = [\mathbf{n}_{k,1}, \dots, \mathbf{n}_{k,Q}]$, 研究采用虚拟信道表示方法^[4], 可将 \mathbf{H}_k 写成 $\mathbf{H}_k = \mathbf{A}_B \bar{\mathbf{H}}_k \mathbf{A}_R^T$, 这里 $\bar{\mathbf{H}}_k \in \mathbb{C}^{M \times N}$ 表示波束空间级联信道; $\mathbf{A}_B \in \mathbb{C}^{M \times M}$ 和 $\mathbf{A}_R \in \mathbb{C}^{N \times N}$ 分别表示基站和 IRS 的字典酉矩阵。由于基站和 IRS 周围的散射体有限,波束空间级联信道 $\bar{\mathbf{H}}_k$ 仅有少量非零元素,具有稀疏性,可将式(8)改写成:

$$\mathbf{Y}_k = \mathbf{A}_B \bar{\mathbf{H}}_k \mathbf{A}_R^T \boldsymbol{\Theta} + \mathbf{N}_k \quad (9)$$

令 $\boldsymbol{\Psi} = (\mathbf{A}_R^T \boldsymbol{\Theta})^H$, $\bar{\mathbf{Y}}_k = (\mathbf{A}_B^H \mathbf{Y}_k)^H$, $\bar{\mathbf{N}}_k = (\mathbf{A}_B^H \mathbf{N}_k)^H$, 可得到下式:

$$\bar{\mathbf{Y}}_k = \boldsymbol{\Psi} \bar{\mathbf{H}}_k^H + \bar{\mathbf{N}}_k \quad (10)$$

信道的双结构稀疏性如图2所示。双结构特性具体为:

(1) 不同用户因具有相同的“IRS-基站”路径,所有用户共用信道 \mathbf{G} ;

(2) 不同用户因在“用户-IRS”路径中具有部分公共的散射体,即对于所有 $\mathbf{h}_k (k=1, 2, \dots, K)$, 具有部分公共的路径。利用该双结构特性作为信道估计的先验信息,可提高信道估计算法的估计精度。

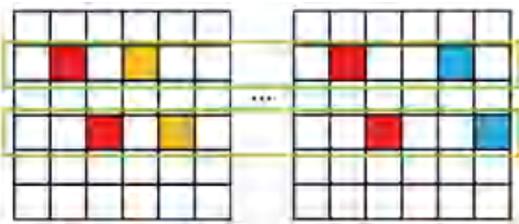


图2 信道的双结构稀疏性

Fig. 2 Double-structured sparsity of channels

2.2 算法设计

为估计上述级联信道 \mathbf{H}_k , 基于 $\bar{\mathbf{H}}_k$ 的双结构稀疏特性,本小节提出了结构化 OMP 算法,算法流程具体如下。

算法 基于结构化 OMP 的级联信道估计算法

输入 预处理接收信号 $\bar{\mathbf{Y}}_k$; 感知矩阵 $\boldsymbol{\Psi}$; 初始

化: $\tilde{\mathbf{H}}_k = \mathbf{0}_{N \times M}$

输出 根据估计的角域信道矩阵,得到信道矩

阵 \mathbf{H}_k 的估计值: $\tilde{\mathbf{H}}_k = \mathbf{A}_B \tilde{\bar{\mathbf{H}}}_k \mathbf{A}_R^T$

1. 对所有的 $\bar{\mathbf{Y}}_k$ 的每一列求 F 范数: $\mathbf{Y}_{\text{sum}}(m) = \sum_k \|\bar{\mathbf{Y}}_k(:, m)\|_F, \forall m = 1, \dots, M$;
2. 通过 $K(\cdot)$ 函数选取行支撑集索引值 $\boldsymbol{\Omega}_B$ 及稀疏度 $L_B: \boldsymbol{\Omega}_B = K(\mathbf{Y}_{\text{sum}})$;
3. 初始化用户序号 $k = 1$, 非零行序号 $i = 1 (i = 1, 2, \dots, L_B)$, 终止阈值 $\varepsilon_k = M(\|\bar{\mathbf{Y}}_k(:, m)\|_F) (k = 1, 2, \dots, K)$;
4. 初始化残差 $\mathbf{r} = \mathbf{y}$, 其中 $\mathbf{y} = \bar{\mathbf{Y}}(:, \boldsymbol{\Omega}_B(i))$, 初始化列支撑集 $\boldsymbol{\Omega}_R^{i,k} = \emptyset$;
5. 选取非零列支撑并更新支撑集: $n = \arg\max_{j=1, \dots, N} \|\boldsymbol{\Psi}^H(:, j) \cdot \mathbf{r}\|_F^2, \boldsymbol{\Omega}_R^{i,k} = \boldsymbol{\Omega}_R^{i,k} \cup n$;
6. 更新残差: $\mathbf{h} = \mathbf{0}_{1 \times N}, \mathbf{h}(\boldsymbol{\Omega}_R^{i,k}) = \boldsymbol{\Psi}^*(:, \boldsymbol{\Omega}_R^{i,k}) \cdot \mathbf{y}, \mathbf{r} = \mathbf{y} - \boldsymbol{\Psi} \cdot \mathbf{h}$;
7. 判断迭代终止条件:若 $\|\mathbf{r}\|_F < \varepsilon_k$, 迭代终止,转跳至(8);否则,转跳至(5);
8. 若 $i = L_B$, 转跳至(9);否则, $i = i + 1$, 转跳至(4);
9. 若 $k = K$, 转跳至(10);否则, $k = k + 1, i = 0$, 转跳至(4);
10. 将在 $\{\{\boldsymbol{\Omega}_R^{i,k}\}_{i=1}^{L_B}\}_{k=1}^K$ 中累计出现过 $\text{ceil}(\delta \cdot K)$ 次以上的元素作为公共列支撑集 $\{\boldsymbol{\Omega}_C^i\}_{i=1}^{L_B}$ 的元素;
11. 将 $\{\boldsymbol{\Omega}_C^i\}_{i=1}^{L_B}$ 作为每个用户(3)~(9)算法迭代的初始值,重新迭代并更新列支撑集 $\{\{\boldsymbol{\Omega}_R^{i,k}\}_{i=1}^{L_B}\}_{k=1}^K$;
12. 通过最小二乘得到所有用户的信道估计矩阵 $\tilde{\bar{\mathbf{H}}}_k(\boldsymbol{\Omega}_R^i, \boldsymbol{\Omega}_B(i)) = \boldsymbol{\Psi}_1^*(:, \boldsymbol{\Omega}_R^i) \bar{\mathbf{Y}}(:, \boldsymbol{\Omega}_B(i)), i = 1, \dots, L_B$ 。

基于结构化 OMP 的级联信道估计算法首先通过算法中(1)~(2)估计出所有用户 $\bar{\mathbf{H}}_k$ 的行支撑集 $\boldsymbol{\Omega}_B$ 和 $\bar{\mathbf{H}}_k$ 的行稀疏度 $L_B, \boldsymbol{\Omega}_B$ 的元素个数与 L_B 在数值上相等, L_B 是 L_1 的估计值。然后,通过算法中3~9行,初步估计 $\bar{\mathbf{H}}_k$ 第 i 个稀疏行对应的稀疏列支撑集 $\boldsymbol{\Omega}_R^{i,k} (i = 1, \dots, L_B, k = 1, \dots, K)$ 。算法中10行,将在 $\{\{\boldsymbol{\Omega}_R^{i,k}\}_{i=1}^{L_B}\}_{k=1}^K$ 中累计出现过 $\text{ceil}(\delta \cdot K)$ 次以上的元素作为公共列支撑集 $\{\boldsymbol{\Omega}_C^i\}_{i=1}^{L_B}$ 的元素,其元素

数目是公共路径数 L_{c2} 的估计值。其中, $\text{ceil}(\cdot)$ 为向上取整运算符, $\delta \in (0,1)$ 为松弛变量。接着, 通过算法中 11 行将 $\{\Omega_c\}_{i=1}^{L_B}$ 作为每个用户列支撑集估计算法的初始值, 重新迭代并更新列支撑集 $\{\{\Omega_R^{i,k}\}_{i=1}^{L_B}\}_{k=1}^K$ 。最后, 算法中 12 行通过 LS 算法得到 $\bar{\mathbf{H}}_k$ 的估计矩阵 $\tilde{\mathbf{H}}_k$, “†” 为伪逆运算符。最后, 算法中输出信道矩阵 \mathbf{H}_k 的估计矩阵 $\tilde{\mathbf{H}}_k$ 。

为了在大规模 MIMO 场景中得到 $\bar{\mathbf{H}}_k$ 的行索引值, 克服均值自适应阈值算法在大规模 MIMO 场景中存在性能损失的问题, 引入 K 均值聚类算法, 通过 K 均值自适应阈值算法, 获得了 $\bar{\mathbf{H}}_k$ 的行索引值。K(\cdot) 函数将 \mathbf{Y}_{sum} 的取值大小分为信号簇和噪声簇两类, 得到信号簇的质心 C_1 和噪声簇的质心 C_2 , $C_1 > C_2$ 。令 $k_1 = C_2 / (C_1 + C_2)$, $k_2 = C_1 / (C_1 + C_2)$, 并将 2 个质心的加权和 $C = k_1 C_1 + k_2 C_2$ 作为选取信号的阈值。K 均值自适应阈值算法与均值自适应阈值算法性能对比如图 3 所示。

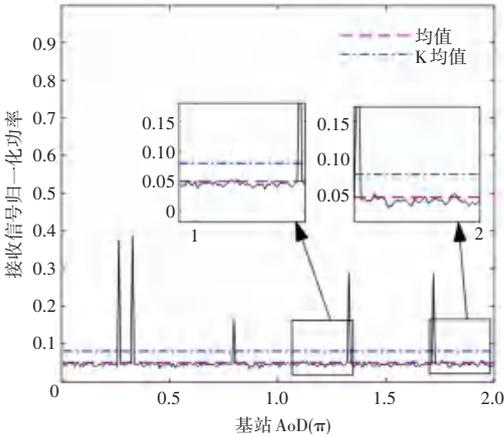


图 3 K 均值自适应阈值算法与均值自适应阈值算法性能对比

Fig. 3 Performance comparison between K-means adaptive threshold algorithm and mean adaptive threshold algorithm

图 3 中, 阈值 (虚线) 将 \mathbf{Y}_{sum} 的数值分为 2 部分, 上半部分为信号, 下半部分为噪声。均值自适应阈值算法选取信号功率的均值作为信号的阈值。可以看出, 均值自适应阈值算法在选取信号的同时, 会引入很多的噪声。而 K 均值自适应阈值算法能够在不引入噪声的前提下, 选出信号, 具有良好的抗噪声性能。算法中 3 行选取 $\varepsilon_k = M(\|\bar{\mathbf{Y}}_k(:, m)\|_F)$ 为噪声功率的近似值, 作为算法迭代终止阈值。其中, $M(\cdot)$ 函数选取输入数据中位数。最终输出每个用户每个稀疏行的非零稀疏列的支撑集 $\{\{\Omega_R^{i,k}\}_{i=1}^{L_B}\}_{k=1}^K$ 。

3 仿真分析

在以下仿真中, 考虑“基站-IRS”链路散射条件有限, “IRS-用户”链路散射条件相对丰富, 取基站和 IRS 之间的路径数 $L_1 = 5$, IRS 和用户之间的路径数 $L_2 = 8$, 公共路径 $L_{c2} = 5$ 。IRS 反射元素个数为 $N = N_x \times N_y = 256$, $N_x = N_y = 16$, 基站天线数选取 $M = 128$ 或 $M = 256$, 用户单天线, 用户数为 16, 松弛变量 $\delta = 0.3$ 。若未特别说明, 默认信噪比 $\text{SNR} = 0$ dB, 导频开销 $Q = 32$ 。研究中, 假设所有空间角度都在量化网格上。IRS 的相移矩阵的每个元素随机从 $\{-1/\sqrt{N}, +1/\sqrt{N}\}$ 中选取。这里给出信道估计的归一化均方误差 (Normalized Mean Square Error, NMSE) 的计算公式如下:

$$\text{NMSE} = E \left\{ \frac{\|\tilde{\mathbf{H}} - \mathbf{H}\|_F^2}{\|\mathbf{H}\|_F^2} \right\} \quad (11)$$

其中, $\tilde{\mathbf{H}}$ 表示估计信道, \mathbf{H} 表示真实信道。

导频开销为 32, 基站天线数 $M = 128$ 时, 不同算法对信道 \mathbf{H}_k 的估计性能 (NMSE) 如图 4 所示。OMP 算法^[2] 和 Row-OMP 算法^[7] 信道估计的 NMSE 不高, 在 $\text{SNR} = 0$ dB 时, OMP 算法^[2] 和 Row-OMP 算法^[7] 的 NMSE 为 -9 dB 左右; 当 SNR 提升到 10 dB 时, OMP 算法^[2] 和 Row-OMP 算法^[7] 的 NMSE 仅提升到了 -14 dB 左右。随着 SNR 的提升, 性能并没有得到良好的改善。DS-OMP 算法^[4] 因假定先验已知信道的稀疏度, 利用信道的双结构稀疏性对信道进行估计, 性能仅次于本文提出的结构化 OMP 算法。ADS-OMP 算法^[5] 采用均值自适应阈值算法, 自适应估计信道 \mathbf{H}_k 的行支撑集 \mathbf{W}_B 。本文提出的结构化 OMP 算法采用了基于 K 均值的自适应阈值算法, 自适应估计信道 \mathbf{H}_k 的行支撑集 \mathbf{W}_B 。在不同信噪比下, 与 ADS-OMP 算法^[5] 相比, 本文提出的结构化 OMP 算法的 NMSE 均有 2~3 dB 的性能增益。本文提出的结构化 OMP 算法比先验已知信道稀疏度的 DS-OMP 算法^[4] 信道估计性能更佳。这是因为本文提出的结构化 OMP 算法采用了基于 K 均值的自适应阈值算法, 具有抗噪声的鲁棒性。当部分接收信号功率较小, 可能被噪声淹没时, 基于 K 均值的自适应阈值算法能够在引入少量噪声的前提下, 尽可能保证行支撑集 \mathbf{W}_B 不会落下被噪声淹没的信号。而 DS-OMP 算法^[4] 仅根据功率大小, 选取前 L_B 个元素的索引值作为支撑集 \mathbf{W}_B 的元素, 可能会落下被噪声淹没的信号。

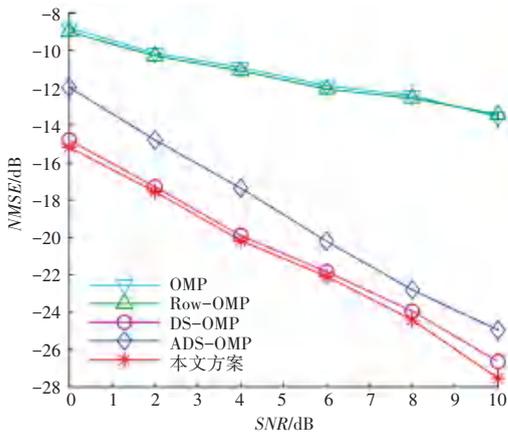


图4 不同SNR下不同算法信道估计NMSE仿真图($M=128$)

Fig. 4 NMSE simulation of channel estimation using different algorithms under different SNRs ($M=128$)

导频开销为32,基站天线数 $M=256$ 时,不同算法对信道 H_k 的估计性能(NMSE)如图5所示。OMP算法^[2]和Row-OMP算法^[7]信道估计的NMSE不高,在 $SNR=0$ dB时,OMP算法^[2]和Row-OMP算法^[7]的NMSE为-11 dB左右;当SNR提升到10 dB时,OMP算法^[2]和Row-OMP算法^[7]的NMSE仅提升到了不到-13 dB左右。相比 $SNR=0$ dB时,仅提升了2 dB,提升幅度比 $M=128$ 时要小。相比于 $M=128$ 时,ADS-OMP算法^[5]的性能有所改善,但相比于DS-OMP算法^[4]和本文提出的结构化OMP算法还有-5 dB至-2 dB的差距。信噪比为0 dB至4 dB时,本文提出的结构化OMP算法与DS-OMP算法^[4]性能几乎一样;信噪比为4 dB至10 dB时,本文提出的结构化OMP算法的性能逐渐超过DS-OMP算法^[4]。这是因为大规模天线阵列的波束增益随着天线数目的增加而提高,算法信道估计性能也随之提升。因此,本文提出的结构化OMP算法在不需要先验获得信道的稀疏度的前提下,在低导频开销($Q=32$)和不同信噪比下均具有优良的信道估计性能。

信噪比为0 dB,基站天线数 $M=128$ 时,不同算法对信道 H_k 的估计性能(NMSE)如图6所示。其中,OMP算法^[2]信道估计的NMSE最差,因其未利用波束空间级联信道的结构稀疏性,信道估计性能不够准确。Row-OMP算法^[7]信道估计的NMSE因利用了一重结构稀疏性,在导频开销大于等于48时明显优于OMP算法^[2]。当导频开销等于32时,Row-OMP算法^[7]信道估计的NMSE与OMP算法^[2]相近。DS-OMP算法^[4]先验已知信道的稀疏度,利用信道的双结构稀疏性估计信道,其信道估计

的NMSE优于OMP算法^[2]和Row-OMP算法^[7]。而ADS-OMP算法^[5]和本文提出的结构化OMP算法均是在DS-OMP算法^[4]的基础上采用了不同的自适应阈值算法。本文提出的结构化OMP算法采用的基于K均值的自适应阈值算法在不同导频开销下,其信道估计性能均优于ADS-OMP算法^[5]采用均值自适应阈值算法。并且,在低导频开销($Q=32$)下,基于K均值的自适应阈值算法的性能比均值自适应阈值算法高了3 dB左右。本文提出的结构化OMP算法性能与DS-OMP算法^[4]相近,并随着导频开销的增加,其信道估计的性能渐渐低于DS-OMP算法^[4]。当导频开销为128时,本文提出的结构化OMP算法性能与DS-OMP算法^[4]相差不到2 dB。因在仿真过程中,Row-OMP算法^[7]先验已知信道的稀疏度,其性能在高导频开销($Q=128, 256$)上与本文提出的结构化OMP算法已较为接近。

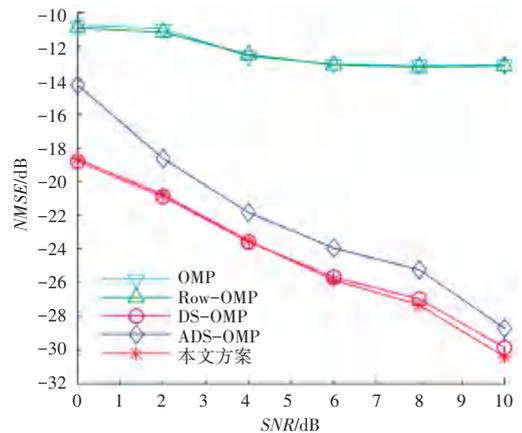


图5 不同SNR下不同算法信道估计NMSE仿真图($M=256$)

Fig. 5 NMSE simulation of channel estimation using different algorithms under different SNRs ($M=256$)

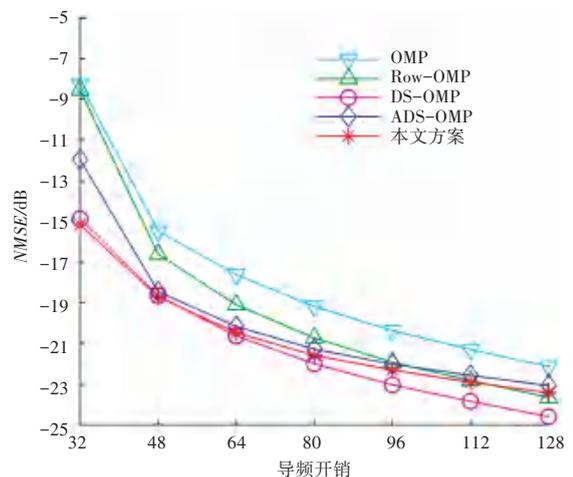


图6 不同导频开销下不同算法信道估计NMSE仿真图($M=128$)

Fig. 6 NMSE simulation of channel estimation using different algorithms under different pilot costs ($M=128$)

信噪比为 0 dB, 基站天线数 $M = 256$ 时, 不同算法对信道 \mathbf{H}_k 的估计性能 ($NMSE$) 如图 7 所示。各算法的性能趋势与图 6 几乎一致。本文提出的结构化 OMP 算法性能与先验已知信道稀疏度的 DS-OMP 算法^[4]性能相近, 且随着导频开销的增加, 其信道估计的性能渐渐低于 DS-OMP 算法^[4]。当导频开销为 128 时, 本文提出的结构化 OMP 算法性能与 DS-OMP 算法^[4]仅相差 1 dB。此时, 本文提出的结构化 OMP 算法在低导频开销 ($Q = 32$) 下仍具性能优势。因此, 本文提出的结构化 OMP 算法, 在不需要先验获得信道的稀疏度的前提下, 在低导频开销下具有优良的信道估计性能。

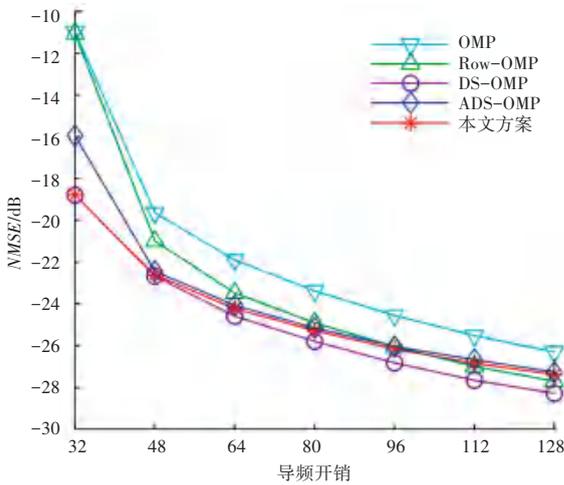


图 7 不同导频开销下不同算法信道估计 $NMSE$ 仿真图 ($M=256$)

Fig. 7 $NMSE$ simulation of channel estimation using different algorithms under different pilot costs ($M=256$)

4 结束语

针对 IRS 辅助毫米波通信的信道估计问题, 本文提出了一种新的基于结构化 OMP 算法的信道估计方案。利用 K 均值算法良好的聚类特性, 设计了一种新的自适应阈值算法, 精准估计信道的稀疏度。并通过仿真, 验证了该算法在低信噪比及低导频开销下的信道估计性能优势。

参考文献

- [1] PAN Cunhua, ZHOU Gui, ZHI Kangda, et al. An overview of signal processing techniques for RIS/IRS-aided wireless systems [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2022, 16(5): 883 - 917.
- [2] WANG Peilan, FANG Jun, DUAN Huiping, et al. Compressed channel estimation for intelligent reflecting surface - assisted millimeter wave systems [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2020, 27: 905-909.
- [3] ZHENG Beixiong, YOU Changsheng, Zhang R. Efficient channel estimation for double-IRS aided multi-user MIMO system [J]. arXiv Preprint arXiv, 2011. 00738, 2020.
- [4] WEI Xiuhong, SHEN Decai, DAI Linglong. 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.
- [5] 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.
- [6] HU Chen, DAI Lingdong, TALHA M, et al. Super-resolution channel estimation for mmWave massive MIMO with hybrid precoding [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2018, 67(9): 8954 - 8958.
- [7] CHEN Jie, LIANG Yingchang, CHENG H V, et al. Channel estimation for reconfigurable intelligent surface aided multi-user MIMO systems [J]. arXiv preprint arXiv, 1912. 03619, 2019.