

基于近场信道的

Cascaded Channel Estimation for
Reconfigurable Intelligent Surfaces in
Near-Field Communication Systems

智能超表面级联信道估计

莫潇豪,姚赛彬,蒋振伟(中国联通上海分公司,上海 200080)

Mo Xiaohao, Yao Saibin, Jiang Zhenwei (China Unicom Shanghai Branch, Shanghai 200080, China)

摘要:

针对超大规模智能超表面辅助的毫米波移动通信系统,探索了近场级联信道在毫米波频段下的稀疏特征,分析其特殊的稀疏结构,并基于该特殊的稀疏表征提出结构化压缩感知的信道估计方案,设计了BOMP算法。仿真结果表明,与传统的稀疏信道估计算法相比,所提出的算法能够有效提高信道估计精度。

关键词:

智能超表面;近场信道;稀疏信号处理

doi:10.12045/j.issn.1007-3043.2026.02.004

文章编号:1007-3043(2026)02-0017-04

中图分类号:TN929.5

文献标识码:A

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Abstract:

For extreme large reconfigurable intelligent surfaces (XL-RIS) aided millimeter-wave (mmWave) mobile communication systems, it explores the sparse characteristics of near-field cascaded channels in the millimeter-wave band and analyzes its special sparse structure, based on this distinctive sparse representation, a structured compressed sensing-based channel estimation scheme is proposed, then a block orthogonal matching pursuit (BOMP) algorithm is devised. Simulation results demonstrate that the proposed algorithm significantly surpasses traditional sparse channel estimation methods in enhancing estimation accuracy.

Keywords:

RIS; Near-field channel; Sparse signal processing

引用格式:莫潇豪,姚赛彬,蒋振伟. 基于近场信道的智能超表面级联信道估计[J]. 邮电设计技术,2026(2):17-20.

1 概述

智能超表面(RIS)以其独有的低成本、低能耗、可编程等特点有望成为下一代移动通信系统中的关键技术^[1-3],它能够在一定程度上改变无线信号传播环境的能力,提升无线通信系统的性能。

获取准确的信道状态信息(CSI)对于实现电磁环境的智能控制是十分重要的。RIS的引入使得信道维数急剧增加,而信道特征的利用可以极大地帮助简化估计过程。文献[4]分析了混合空间角度域中RIS到

用户信道的单结构稀疏性,通过降维方法反馈与用户无关CSI和用户相关CSI,并通过角度信息设计动态码本,实现基站(BS)—智能超表面—用户级联信道的估计。在此基础上,文献[5]分析了级联信道角度域上的双结构稀疏性,利用公共BS-RIS信道和部分共享环境散射,揭示了不同用户的角度域级联信道具有相同的非零行和部分相同的非零列,并提出DS-OMP算法进行级联信道估计。此外,为了解决高维信道估计问题并避免巨大的导频开销,文献[6]研究了基于RIS的单输入单输出(SISO)无线系统的可实现速率,并根据统计CSI选择最佳的RIS单元数量以平衡功率增益和信道估计开销,其有助于最大化平均速率,实现低

收稿日期:2026-01-16

复杂度的信道估计。

同时,为了获得更高的阵列增益,智能超表面的单元数进一步增加,使得信道向近信道演进,上述方法已不再适用,本文针对基于超大规模智能超表面辅助的毫米波通信系统,深入挖掘级联近场信道的稀疏结构,并提出了一种基于压缩感知的信道估计算法。

2 系统模型

在本文中,考虑一个基于超大规模智能超表面辅助的无线通信系统,其中包括一个天线数为 N_t 的基站,一个单元数为 N_r 的智能超表面(RIS),以及 K 个单天线用户。为了能够使智能超表面达到明显的阵列增益,会进一步增加 RIS 的单元数。而随着 RIS 单元数的增加,RIS 向着超大规模智能超表面(XL-RIS)转化。而对于超大规模阵列,传统的平行波假设不再适用,需要考虑球面波模型,因此需要把远场信道模型重新建立为近场信道模型。根据文献[7],远近场的界限由瑞利距离公式定义:

$$Z = \frac{2D^2}{\lambda} \quad (1)$$

其中, D 表示阵列大小, λ 表示载波波长。举例来说,当载波频率为 30 GHz, RIS 单元数为 256 时,其瑞利距离为 327.68 m,差不多是毫米波小区的覆盖范围。因此,十分有必要考虑近场的信道模型。

考虑上行信道估计,用户发送导频信号,经过 XL-RIS 反射后,在基站处接收。则用户与 XL-RIS 之间的信道模型可以表示为^[8]:

$$h = \sum_{l_2=1}^{L_2} \alpha_l^{RU} a(r_l, \varphi_l), \quad h \in \mathbb{C}^{N_r \times 1} \quad (2)$$

其中, L_2 表示多径数, α_l^{RU} 表示信道的大尺度衰落, $a(r_l, \varphi_l) \in \mathbb{C}^{N_r \times 1}$ 表示在 RIS 处的近场信道导向矢量, r_l 表示距离, φ_l 为角度,它可以被进一步表达为^[9]:

$$a(r, \varphi) = \frac{1}{\sqrt{N}} \left[e^{-jk_c(r^{(0)} - r)}, \dots, e^{-jk_c(r^{(N-1)} - r)} \right]^T \quad (3)$$

其中, $k_c = 2\pi/\lambda$, r 表示 XL-RIS 阵列中心与用户之间的距离, $r^{(n)}$ 表示 XL-RIS 阵列的第 n 个单元与用户之间的距离。

同理, XL-RIS 与基站之间的信道可以表示为:

$$G = \sum_{l_1=1}^{L_1} \alpha_l^{BR} b(\vartheta_l) a^H(r_{0,l}, \varphi_l), \quad G \in \mathbb{C}^{N_t \times N_r} \quad (4)$$

其中, L_1 表示 BS 与 RIS 之间信道的多径数, α_l^{BR} 表示信道的大尺度衰落, $b(\vartheta_l) \in \mathbb{C}^{N_t \times 1}$ 表示基站的阵列

导向矢量, ϑ_l 是信号到达角。结合上述 2 段信道,用户的级联信道可以表示为 $H = G \text{diag}(h)$ 。根据文献[5]和文献[10],用户的级联信道可以分解为:

$$H = F_{N_r} \tilde{H} F_{N_t}^T \quad (5)$$

其中, F_{N_t} 和 F_{N_r} 表示近场信道下的极坐标域的转换矩阵, $F_{N_t} \in \mathbb{C}^{N_t \times S}$, $F_{N_r} \in \mathbb{C}^{N_r \times S}$ 。则根据式(5),用户发送导频信号给基站,基站在 t 个时隙接收到信号为:

$$y_t = W_t G \Theta_t h s_t + n_t = W_t F_{N_r} \tilde{H} F_{N_t}^T \theta_t s_t + n_t = \tilde{W}_t \tilde{H} \tilde{\theta}_t s_t + n_t \quad (6)$$

其中, W_t 为 t 时隙的基站预编码矩阵, s_t 表示导频信号,满足单位功率,且有 $n_t = W_t \tilde{n}_t$, \tilde{n}_t 表示高斯白噪声,服从分布 $\text{CN}(0_{N_r}, \sigma^2 I_{N_r})$, $\tilde{W}_t = W_t F_{N_r}$, $\tilde{\theta}_t = F_{N_t}^T \theta_t$ 。

令导频符号 $s_t = 1$,则接收信号可进一步表达为:

$$y_t = (\tilde{\theta}_t^T \otimes \tilde{W}_t) \text{Vec}(\tilde{H}) + n_t = \Phi_t \hat{H} + n_t \quad (7)$$

其中, $\Phi_t = \tilde{\theta}_t^T \otimes \tilde{W}_t$, $\hat{H} = \text{Vec}(\tilde{H})$ 。假设所有用户在 P 个时隙上通过 XL-RIS 向基站发送正交导频信号以进行信道估计,那么基站的接收信号可以表达为:

$$Y = \Phi \hat{H} + N \quad (8)$$

其中, $Y = [y_1^T, y_2^T, \dots, y_P^T]^T$, $\Phi = [\Phi_1^T, \Phi_2^T, \dots, \Phi_P^T]^T$ 。信道估计的目标就是根据 Y 和 Φ 去估计 \hat{H} 。由于 RIS 为无源设备,无法进行信道估计,需要在基站处进行级联信道估计,而随着 RIS(特别是 XL-RIS)的引入,其级联信道矩阵的维度急剧增加,使用传统的信道估计算法将带来计算复杂度的显著提升。

3 毫米波近场级联信道估计算法

3.1 信道稀疏特征

毫米波高频场景一个突出的特点就是传输信号具有严重的衰减,多次反射的路径通常被忽略,只有直达路径和少量单次反射路径能够到达接收端,因此传统的远场毫米波信道在角度域上呈现稀疏性^[11]。对信道稀疏性的利用,可以只估计非零元素信道值,从而达到减少导频开销的目的。而对于近场信道而言,若采用傅里叶矩阵将其变换角度域信道,则近场信道的单条路径分量的信道能量会分散到多个角度上,近场信道在角度域上不再呈现稀疏特征。因此,对于近场信道,有研究人员提出了极坐标域的表达方案^[12],其同时考虑了角度和距离信息,并设计了面向极坐标域的转换矩阵,并证明了基于该转换矩阵(第 2 章中的 F_{N_t} 和 F_{N_r}),毫米波近场信道在极坐标域呈现稀

疏性。

从文献[10]可以看到,远场信道其实是近场信道的一种特殊条件,因此近场极坐标域转换矩阵也适用于基站远场信道部分。令 $S = S_1 \times S_2$, S_1 表示近场极坐标域转换矩阵在角度上的采样点数, S_2 表示近场极坐标域转换矩阵在距离上的采样点数。因此经过分解后, \tilde{H} 在行和列中均具有稀疏性。对于某一路径 (l_1, l_2) , 其行支撑集 $\Omega_{l_1}^R$ 可以表达为:

$$\Omega_{l_1}^R = \Theta_s \left(s_{l_1}^* - \omega_R, s_{l_1}^* - \omega_R + 1, \dots, s_{l_1}^* + \omega_R \right) \quad (9)$$

其中, $s_{l_1}^*$ 表示信道能量最强的单元索引, $\Theta_s(x) = \text{mod}_s(x - 1) + 1$ 表示取余函数, ω_R 表示行支撑集的大小。同理,对于列支撑集,也有:

$$\Omega_{l_2}^C = \Theta_s \left(s_{l_2}^* - \omega_C, s_{l_2}^* - \omega_C + 1, \dots, s_{l_2}^* + \omega_C \right) \quad (10)$$

由式(9)和式(10)可知,由于行支撑集 $\Omega_{l_1}^R$ 只取决于信号到达基站的到达角,且由于实际上是远场信道,因此在某一角度上的信道值在所有距离上都一样,即在行支撑集上每个距离上的支撑集相同,而列支撑集则表现为一般的稀疏性,其级联信道的稀疏结构如图1所示。

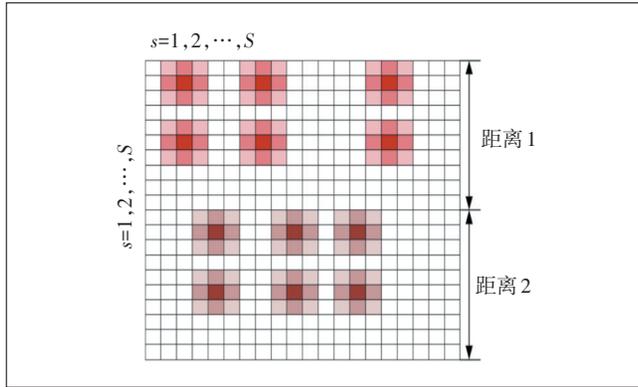


图1 毫米波近场级联信道的稀疏特征

3.2 基于压缩感知的信道估计算法

基于3.1节分析的级联信道的稀疏性,提出了BOMP算法。其核心思想是利用毫米波近场级联信道的稀疏特征进行基于块的行支撑集检测以提高检测精度,随后进行列支撑集估计和信道恢复,具体步骤如图2所示。

具体来说,首先在算法开始时进行残差的初始化,即 $R=Y$ 。对于XL-RIS与基站的第 l_1 条路径分量,由于所有距离上的行支撑集一样,因此可以联合估计。经过相关计算得到 A_{l_1} ,并将其重排得到矩阵 \tilde{A}_{l_1} ,

Algorithm The BOMP algorithm
①初始化: $R = Y$
②For $l_1 \in \{1, 2, \dots, L_1\}$ do
③ $A_{l_1} = \Phi R$
④根据 A_{l_1} 得到 \tilde{A}_{l_1}
⑤行支撑集索引估计: $s_{l_1}^* = \arg \max_s \left\ \tilde{A}_{l_1} \left((s-1)N_l + n, : \right) \right\ _F^2$
⑥For $l_2 \in \{1, 2, \dots, L_2\}$ do
⑦列支撑集索引估计: $s_{l_2}^* = \arg \max_s \left\ \tilde{A}_{l_1} \left((s-1)N_l + n, s \right) \right\ _F^2$
⑧基于上述结果,得到行支撑集 $\Omega_{l_1}^R$ 和列支撑集 $\Omega_{l_2}^C$
⑨根据行列支撑集还原得到路径 (l_1, l_2) 的支撑集 $\Omega_{l_1, l_2} = \left(\Omega_{l_2}^C - 1 \right) S + \Omega_{l_1}^R$
⑩计算支撑集对应的信道响应,即 $\hat{x}_{l_1, l_2} = 0, \hat{x}_{l_1, l_2}(\Omega_{l_1, l_2}) = \Phi^\dagger(:, \Omega_{l_1, l_2}) R$
⑪残差更新: $R = R - \Phi(:, \Omega_{l_1, l_2}) \hat{x}_{l_1, l_2}$
⑫Endfor
⑬Endfor
⑭ $\Omega = \Omega_{1,1} \cup \Omega_{1,2} \cup \dots \cup \Omega_{L_1, L_2}$
⑮ $\hat{H} = 0_{S_2 \times 1}, \hat{H}(\Omega) = \Phi^\dagger(:, \Omega) Y$

图2 BOMP算法步骤

其重排规则为:

$$\tilde{A}_{l_1}(:, i) = A_{l_1}(\Xi_i, :), i = 1, 2, \dots, S \quad (11)$$

其中, $\Xi_i = (i-1)S + 1:iS$ 。随后联合所有距离上不同角度的信道能量进行行支撑集检测,即:

$$s_{l_1}^* = \arg \max_s \left\| \tilde{A}_{l_1} \left((s-1)N_l + n, : \right) \right\|_F^2 \quad (12)$$

其中, $s_{l_1}^*$ 表示具有最大信道能量的行支撑集索引。

接下来则进行列支撑集的检测,对于第 l_2 个路径分量,只需要考虑包含行支撑集的相关矩阵,即 $\tilde{A}_{l_1} \left[(s-1)N_l + n, : \right]$,并在其中找到最大信道能量值对应的索引,即:

$$s_{l_2}^* = \arg \max_s \left\| \tilde{A}_{l_1} \left((s-1)N_l + n, s \right) \right\|_F^2 \quad (13)$$

其中, $s_{l_2}^*$ 表示列支撑集索引。然后根据行和列的索引,得到第 (l_1, l_2) 路径分量上的支撑集为:

$$\Omega_{l_1, l_2} = \left(\Omega_{l_2}^C - 1 \right) S + \Omega_{l_1}^R \quad (14)$$

然后可通过LS得到其信道响应:

$$\hat{x}_{l_1, l_2}(\Omega_{l_1, l_2}) = \Phi^\dagger(:, \Omega_{l_1, l_2}) R \quad (15)$$

最后进行相应的残差更新:

$$R = R - \Phi(:, \Omega_{l_1, l_2}) \hat{x}_{l_1, l_2} \quad (16)$$

该过程将一直循环重复,直到所有 $L_1 L_2$ 条路径分量估计完毕。最后,得到了所有路径分量的支撑集,并进行级联信道的估计,其在步骤⑭和⑮中执行。

4 仿真结果

本章将给出基于 Matlab 的仿真结果。首先给出仿真参数, 基站天线数为 64, 智能超表面单元数为 1024, 信道多径数为 3, 即 $L_1 = L_2 = 3^{[13-14]}$, 所有信道角度均在 $(-\pi/3, \pi/3)$ 内均匀分布, 信道增益服从高斯分布 $CN(0,1)$, 导频开销为 128。此外, 本文采用归一化均方误差 (NMSE) 作为级联信道估计的评价指标, 即

$$NMSE = E \left(\frac{\|\hat{H} - \hat{H}^e\|_2^2}{\|\hat{H}\|_2^2} \right) \quad (17)$$

其中, \hat{H}^e 表示估计得到的级联信道。

图 3 所示为所提出的 BOMP 算法与其他算法的对比。从图 3 可以看出, 随着信噪比 (SNR) 的提升, 信道估计误差也进一步下降, 其次, BOMP 算法的性能要优于传统的 OMP 算法, 其原因在于 OMP 没有利用其特殊的稀疏结构, 容易受到噪声的影响, 造成支撑集估计不准确, 从而导致信道估计性能下降。同时, BOMP 方案与 Oracle LS 方案的 NMSE 非常接近, 这说明其支撑集检测是较为准确的。

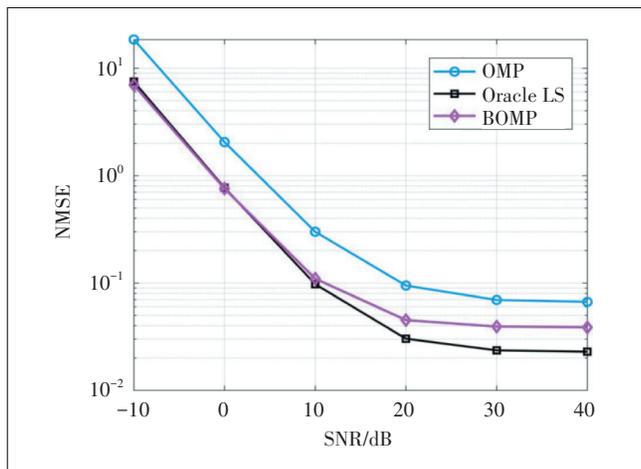


图 3 信道估计的 NMSE 随着 SNR 的变化曲线

参考文献:

[1] HUANG C W, ZAPPONE A, ALEXANDROPOULOS G C, et al. Reconfigurable intelligent surfaces for energy efficiency in wireless communication [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2019, 18(8): 4157-4170.
[2] BASAR E, DI RENZO M, DE ROSNY J, et al. Wireless communications through reconfigurable intelligent surfaces [J]. IEEE Access, 2019, 7: 116753-116773.

[3] DI RENZO M, ZAPPONE A, DEBBAH M, et al. Smart radio environments empowered by reconfigurable intelligent surfaces: how it works, state of research, and the road ahead [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2020, 38(11): 2450-2525.
[4] SHEN D C, DAI L L. Dimension reduced channel feedback for reconfigurable intelligent surface aided wireless communications [J]. IEEE Transactions on Communications, 2021, 69(11): 7748-7760.
[5] WEI X H, SHEN D C, DAI L 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.
[6] KUNDU N K, MCKAY M R. Large intelligent surfaces with channel estimation overhead: achievable rate and optimal configuration [J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2021, 10(5): 986-990.
[7] SELVAN K T, JANASWAMY R. Fraunhofer and fresnel distances: unified derivation for aperture antennas [J]. IEEE Antennas and Propagation Magazine, 2017, 59(4): 12-15.
[8] ZHOU Z, FANG J, YANG L X, et al. Low-rank tensor decomposition-aided channel estimation for millimeter wave MIMO-OFDM SYSTEMS [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2017, 35(7): 1524-1538.
[9] SHERMAN J. Properties of focused apertures in the fresnel region [J]. IRE Transactions on Antennas and Propagation, 1962, 10(4): 399-408.
[10] MO X H, GUI L, SANG X C, et al. Wideband sparse cascaded channel estimation for RIS-assisted wireless systems [C]//2022 14th International Conference on Wireless Communications and Signal Processing (WCSP). Nanjing: IEEE, 2022: 495-500.
[11] SAYEED A, BRADY J. Beamspace MIMO for high-dimensional multiuser communication at millimeter-wave frequencies [C]//2013 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM). Atlanta: IEEE, 2013: 3679-3684.
[12] CUI M Y, DAI L L. Channel estimation for extremely large-scale MIMO: far-field or near-field? [J]. IEEE Transactions on Communications, 2022, 70(4): 2663-2677.
[13] RAPPAPORT T S, SUN S, MAYZUS R, et al. Millimeter wave mobile communications for 5G cellular: it will work! [J]. IEEE Access, 2013, 1: 335-349.
[14] AKDENIZ M R, LIU Y P, SAMIMI M K, et al. Millimeter wave channel modeling and cellular capacity evaluation [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2014, 32(6): 1164-1179.

作者简介:

莫潇豪, 工程师, 博士, 主要从事 6G 前沿技术研究工作; 姚赛彬, 高级工程师, 硕士, 主要从事无线网前沿技术研究及管理工作; 蒋振伟, 高级工程师, 硕士, 主要从事无线网络优化及 5G-A 相关技术研究工作。