

doi:10.3969/j.issn.1003-3114.2025.05.018

引用格式:雷芳,田江,张峻滔,等.一种基于多子载波的XL-MIMO系统宽带近场信道估计方法[J].无线电通信技术,2025,51(5):1056-1066.[LEI Fang, TIAN Jiang, ZHANG Juntao, et al. Multi-subcarrier-aided Near-field Wideband Channel Estimation for XL-MIMO Systems[J]. Radio Communications Technology, 2025, 51(5): 1056-1066.]

## 一种基于多子载波的XL-MIMO系统宽带近场信道估计方法

雷芳,田江\*,张峻滔,郑少杰  
(重庆邮电大学通信与信息工程学院,重庆400065)

**摘要:**针对宽带近场超大规模多输入多输出(Extremely-Large Scale Multiple Input Multiple Output, XL-MIMO)系统场景中波束分裂效应引发的信道估计精度下降问题,提出一种双向融合多子载波增强型双线性模式检测(Bi-Directional Integrated Multi-Subcarrier Augmented Bilinear Pattern Detection, BDI-MSABPD)算法。该算法基于极坐标域稀疏表征框架,通过显式极坐标域分辨率增强与隐式多子载波联合优化的双重机制,解决了波束分裂导致的稀疏支撑集失准和参数估计偏差问题。仿真结果表明,所提算法相较传统双线性模式检测(Bilinear Pattern Detection, BPD)算法,归一化均方误差(Normalized Mean Squared Error, NMSE)平均降低了2 dB。

**关键词:**超大规模多输入多输出;宽带近场;极坐标域;波束分裂

中图分类号:TN929.5

文献标志码:A

开放科学(资源服务)标识码(OSID):

文章编号:1003-3114(2025)05-1056-11



## Multi-subcarrier-aided Near-field Wideband Channel Estimation for XL-MIMO Systems

LEI Fang, TIAN Jiang\*, ZHANG Juntao, ZHENG Shaojie  
(School of Communications and Information Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

**Abstract:** Focusing on the channel estimation accuracy degradation caused by the beam splitting effect in near-field wideband Extremely-Large Scale Multiple Input Multiple Output (XL-MIMO) systems, this paper proposes a Bi-Directional Integrated Multi-Subcarrier Augmented Bilinear Pattern Detection (BDI-MSABPD) algorithm. Built upon the polar-domain sparse representation framework, the proposed method addresses both the sparse support set misalignment and parameter estimation bias induced by beam splitting through a dual mechanism combining explicit polar-domain resolution enhancement and implicit multi-subcarrier joint optimization. Simulation results demonstrate that the BDI-MSABPD achieves an average reduction of 2 dB in Normalized Mean Squared Error (NMSE) compared with conventional Bilinear Pattern Detection (BPD) algorithm.

**Keywords:** XL-MIMO; near-field wideband; polar domain; beam split

### 0 引言

XL-MIMO作为6G通信的核心技术,通过部署超密集天线阵列,在空间自由度、频谱效率及吞吐量上有巨大提升。相较于传统大规模MIMO系统,XL-MIMO的天线规模可实现巨大跃升<sup>[1]</sup>,通过高维

波束空间复用与极窄波束赋形,能够突破现有频谱效率。然而,天线阵列规模的增长与高频段通信的应用,不仅加剧了系统复杂度,还引发了近场传播效应下信道建模与信道状态信息(Channel State Information, CSI)获取的挑战<sup>[2]</sup>。

传统远场通信场景下,收发端之间的电磁波传

收稿日期:2025-04-13

基金项目:基于卫星互联网的终端安全性测试技术研究(CSTB2023NSCQ-LZX0114)

Foundation Item: Research on Terminal Security Testing Technology Based on Satellite Internet (CSTB2023NSCQ-LZX0114)

播可简化为平面波模型,依赖到达角(Angle of Arrival, AoA)和出发角(Angle of Departure, AoD)的稀疏性实现高效信道估计<sup>[3]</sup>。然而,随着基站(Base Station, BS)天线孔径的扩展、载波频率的提升及瑞利距离显著增长,用户设备极可能处于近场区域<sup>[4]</sup>。在此区域,球面波特性和使得信道表征需要同时解析角度域与距离域的耦合特性,传统远场角度域稀疏假设不再成立。现有研究揭示了近场信道在极坐标域中的稀疏重构可行性,即在联合角度和距离二维字典下<sup>[5]</sup>,信道能量可集中于少数散射路径对应的基函数上。这一特性为开发低复杂度、高精度的近场稀疏信道估计方法提供了理论依据。

在XL-MIMO系统框架下,信道估计的核心矛盾在于,天线维度与带宽的爆炸性增长导致导频资源紧张。具体而言,传统最小二乘(Least Square, LS)方法所需的导频开销与天线数及子载波数量呈线性甚至平方关系<sup>[6]</sup>,难以在实际系统中规模化部署。为解决此问题,基于压缩感知(Compressed Sensing, CS)的稀疏恢复技术已成为研究焦点<sup>[7]</sup>。此类方法通过构造空间和频域联合感知矩阵,将信道估计转换为稀疏信号重构问题,从而以亚奈奎斯特速率的导频样本恢复高维信道参数<sup>[8]</sup>。尽管已有工作初步验证了CS在远场XL-MIMO中的优势,但在近场混合传输场景下,仍需解决多维度耦合稀疏建模、互耦合误差抑制及算法计算效率等关键瓶颈,以支撑未来6G网络的需求。

传统远场信道估计算法在低频段小规模MIMO系统中已表现出较高的鲁棒性。然而,在近场XL-MIMO场景下,此类算法存在显著的性能退化现象,原因是远场信道模型无法表征近场信道固有的角度和距离的耦合稀疏性<sup>[9]</sup>。文献[10]中提到宽带近场系统中波束分裂效应,球面波的分裂导致波束在极坐标域内实现多焦点分布,波束分裂会严重降低用户接收到的信号能量,因此相较于窄带通信,由于波束分裂效应,信道估计面临的挑战更大。文献[11]针对宽带系统波束分裂现象,通过构建物理方向与波束分裂模式(Beam Split Pattern, BSP)之间的映射,精准重构信道路径稀疏分量,并利用跨子载波总稀疏支撑集的联合校准实现宽带信道重建。

文献[12]的算法先对信道中的子载波进行分段,假设子载波稀疏支持集在每段中是相同的,但是每段中子载波的稀疏支持集是独立的。这种分段方法不仅间接考虑了近场波束分裂的影响,而且提高了宽带信道估计的准确性。文献[13]针对宽带近场

信道提出极坐标域BPD算法。该算法通过解析宽带近场信道特性,揭示波束分裂的双线性频率模式,近场信道在角度域和距离域中的稀疏支持集可以被视为频率的线性函数。实现全频段近场路径AoA和距离参数的联合估计,最终基于CS完成信道估计。

上述BPD算法虽然实现了对宽带近场信道的有效估计,但估计的物理信道方向的准确性受到极坐标域分辨率的限制。为解决这一难题,获取更准确的CSI,本文提出了BDI-MSABPD算法的信道估计方案。该算法通过显式极坐标域分辨率增强来改进基于BPD的直接改进信道估计,以获取准确的CSI。提出了基于多子载波辅助BPD的信道估计方案,通过多个不同阵列增益的子载波匹配到一个极坐标域样本,从而隐式改进物理信道方向。

该算法通过显式极坐标域分辨率增强策略,在BPD算法框架下实现了对信道的初步估计;提出多子载波辅助的隐式优化策略,多个具有不同阵列增益的子载波与一个角度域样本匹配的辅助下优化角度域样本,进而实现了对信道的精确估计。仿真结果表明,本文所提算法优于BPD算法,尤其是在大带宽环境下, NMSE 平均降低约 2 dB,在低信噪比环境下,平均提升约 1.3 dB。

## 1 系统模型

本文采用时分双工(Time Division Duplexing, TDD)模式对宽带XL-MIMO通信系统进行建模。该系统采用一种全连接的混合前馈结构。多用户上行传输系统如图1所示,该系统的BS配备了一个包含 $N$ 个天线的大型均匀线性阵列(Uniform Linear Array, ULA),并通过 $N_{RF}$ 射频链路服务于 $K$ 个单天线用户。

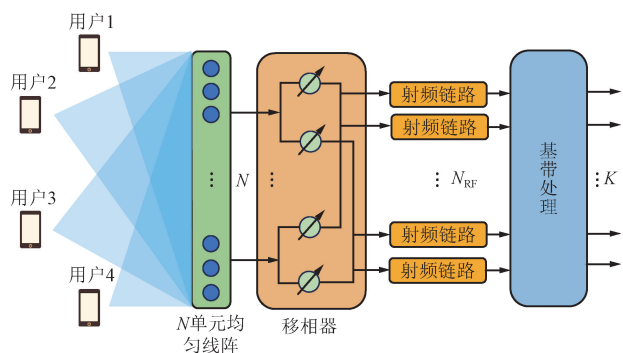


图1 多用户上行传输系统

Fig. 1 Multi-user uplink transmission system



响应矢量。可以表示为:

$$\mathbf{W}_{n_d} = [\boldsymbol{\alpha}(\vartheta_1, \bar{r}_{n_d,1}, f_c), \boldsymbol{\alpha}(\vartheta_2, \bar{r}_{n_d,2}, f_c), \dots, \boldsymbol{\alpha}(\vartheta_{n_a}, \bar{r}_{n_d, N_a}, f_c)] , \quad (6)$$

式中:  $\bar{\vartheta}_{n_a}$  为采样角度,  $n_a \in [1, 2, \dots, N_a]$ ,  $\bar{r}_{n_d, N_a}$  为采样距离,  $n_d \in [1, 2, \dots, N_d]$ , 并且  $\sin \bar{\vartheta}_{n_a} = \frac{(2(n_a - 1) - N_a)}{N_a}$ 、 $\bar{r}_{n_d, N_a} = \frac{D^2 \cos^2 \vartheta_{n_a}}{2\beta^2 \lambda_c n_d}$ , 其中  $\beta$  为预定义参数,  $D = Nd$  为阵列孔径。因此, 通过求解欠定方程可以得到极坐标域信道  $\mathbf{h}_m = \mathbf{W}\hat{\mathbf{h}}_m$ 。矩阵  $\mathbf{W}$  能有效地提取式(1)中各阵列响应矢量中所蕴含的角度和距离信息。鉴于毫米波与太赫兹频段通常存在较少的传播路径, 极坐标域信道具有稀疏特性<sup>[18]</sup>, 因此可以将近场信道估计问题转化为稀疏信号恢复问题:

$$\bar{\mathbf{y}}_m = \bar{\mathbf{A}}\mathbf{W}\hat{\mathbf{h}}_m + \bar{\mathbf{n}}_m . \quad (7)$$

为了联合估计所有子载波的信道, 式(7)重写为:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{A}\mathbf{W}\hat{\mathbf{H}} + \mathbf{N} , \quad (8)$$

式中:  $\mathbf{Y} = [\bar{\mathbf{y}}_1, \bar{\mathbf{y}}_2, \dots, \bar{\mathbf{y}}_m] \in \mathbb{C}^{PN_{\text{RF}} \times M}$ ,  $\hat{\mathbf{H}} = [\hat{\mathbf{h}}_1, \hat{\mathbf{h}}_2, \dots, \hat{\mathbf{h}}_M]$ ,  $\mathbf{N} = [\bar{\mathbf{n}}_1, \bar{\mathbf{n}}_2, \dots, \bar{\mathbf{n}}_m]$ 。

## 2 宽带近场信道估计算法

由于BPD算法的启发以及宽带XL-MIMO系统中存在波束分裂的极坐标域信道估计挑战, 本文提出了BDI-MSABPD算法, 该算法分为2个阶段:

① 第一阶段为预白化阶段。由于不同子载波的稀疏支持集是相同的, 信道估计需通过最大内积投影准则筛选感知矩阵  $\boldsymbol{\Psi}$  中的主导原子。定义互相关矢量  $\mathbf{c}$  为接收信号  $\mathbf{y}$  与字典原子的相关性度量:

$$\mathbf{c} = \boldsymbol{\Psi}^H \mathbf{y}_m . \quad (9)$$

正交匹配追踪算法需要噪声分量具有白噪声的特性, 即协方差矩阵应满足对角化约束。当噪声存在相关性时, 式(9)的原子选择机制将因投影偏差而产生伪支撑集标识问题<sup>[19]</sup>。因此, 需通过噪声协方差矩阵的块对角化重构对相关性进行补偿, 以此修正原子投影的计算过程。具体可以表示为:

$$\mathbf{C} = \sigma^2 \text{diag}\{\mathbf{A}_1 \mathbf{A}_1^H, \mathbf{A}_2 \mathbf{A}_2^H, \dots, \mathbf{A}_Q \mathbf{A}_Q^H\} . \quad (10)$$

通过矩阵  $\mathbf{D} \in \mathbb{C}^{QN_{\text{RF}} \times N_{\text{RF}}}$  来对接收信号进行白化处理。对  $\mathbf{C}$  进行Cholesky变换可以得到  $\mathbf{C} =$

$\sigma^2 \mathbf{S}\mathbf{V}\mathbf{S}^H$ , 其中  $\mathbf{D} = \mathbf{S}\mathbf{V}^{1/2}$ 。 $\mathbf{D}$  的逆矩阵  $\mathbf{D}^{-1}$  左乘接收信号  $\mathbf{Y}$  得:

$$\hat{\mathbf{Y}} = \mathbf{D}^{-1}\mathbf{Y} = \mathbf{D}^{-1}\mathbf{A}\mathbf{W}\hat{\mathbf{H}} + \mathbf{D}^{-1}\mathbf{N} = \boldsymbol{\Psi}\hat{\mathbf{H}} + \hat{\mathbf{N}} , \quad (11)$$

式中:  $\boldsymbol{\Psi} = \mathbf{D}^{-1}\mathbf{A}\mathbf{W}$  表示经过预白化处理后的测量矩阵,  $\hat{\mathbf{N}} = \mathbf{D}^{-1}\mathbf{N}$  表示高斯白噪声。

② 第二阶段为路径检测阶段。物理信道方向的估计常常受到误差的影响, 假设估计的物理信道方向为  $\bar{\vartheta}_n$ , 而真实的物理信道方向为  $\vartheta_n$ , 则估计误差为  $\Delta\bar{\vartheta}_n = \vartheta_n - \bar{\vartheta}_n$ , 其中  $\Delta\bar{\vartheta}_n \in [-1/N, 1/N]$ 。这种误差在不同的子载波上表现出不同的特性, 尤其是随着子载波偏离中心频率, 误差通常会增大。具体来说, 第  $M$  个子载波的估计误差可以表示为  $\frac{f_m}{f_c} \Delta\bar{\vartheta}_n$ , 这会导致信道估计的准确性下降。因此在  $\frac{f_m}{f_c}$  获得估计的物理信道方向  $\bar{\vartheta}_n$  之后, 首先细化角度域窗口  $[\bar{\vartheta}_n - 1/N, \bar{\vartheta}_n + 1/N]$ , 将角度域分辨率增加到  $2/N_k$ , 其中  $k$  为细化因子。拓展后的角度域样本可以表示为:

$$\mathbf{A}_n = [\bar{\vartheta}_{n,1}, \bar{\vartheta}_{n,2}, \dots, \bar{\vartheta}_{n,l}] , \quad (12)$$

式中:  $\bar{\vartheta}_{n,i} = \bar{\vartheta}_n - \frac{1}{N} + \frac{2}{N_k}(i-1)$ ,  $l$  为一个初始角度域窗口中细化角度域样本数。角度域样本的每个样本都可以被再次细化, 细化后的样本可以表示为:

$$\mathbf{A}_{n_a} = [\bar{\vartheta}_{n_a,1}, \bar{\vartheta}_{n_a,2}, \dots, \bar{\vartheta}_{n_a,l}] , \quad (13)$$

式中:  $\bar{\vartheta}_{n_a,i} = \bar{\vartheta}_{n_a} - \frac{1}{N} + \frac{2}{N_k}(i-1)$ 。因此可以获得更为精确的物理信道方向索引:

$$\Gamma(n_a, m) = \underset{n_a,i}{\text{argmin}} \left| \bar{\vartheta}_{n_a} - \frac{f_m}{f_c} \bar{\vartheta}_{n_a,i} \right| . \quad (14)$$

在距离域也可以引入此方法, 由于距离域的采样间隔  $\bar{\alpha}_n = \frac{\beta^2 \lambda_c n}{D^2}$ , 则估计误差为  $\Delta\bar{\alpha}_n = \alpha_n - \bar{\alpha}_n$ , 其中  $\Delta\bar{\alpha}_n \in [-\beta^2 \lambda_c / 2D^2, \beta^2 \lambda_c / 2D^2]$ 。因此细化窗口大小为  $[\bar{\alpha}_n - \beta^2 \lambda_c / 2D^2, \bar{\alpha}_n + \beta^2 \lambda_c / 2D^2]$ , 将距离域的分辨率增加到  $z\beta^2 \lambda_c / D^2$ , 其中  $z$  为细化因子, 增强的距离域样本可以表示为:

$$\mathbf{A}_n = [\bar{\alpha}_{n,1}, \bar{\alpha}_{n,2}, \dots, \bar{\alpha}_{n,l}] , \quad (15)$$

式中:  $\bar{\alpha}_{n,i} = \bar{\alpha}_n - (1-2i)\beta^2 \lambda_c / 2D^2$ ,  $l$  为一个初始角度域窗口中细化角度域样本数。距离域样本的每个样本都可以被再次细化, 细化后的样本可以表示为:

$$\mathbf{A}_{n_d} = [\bar{\alpha}_{n_d,1}, \bar{\alpha}_{n_d,2}, \dots, \bar{\alpha}_{n_d,l}] , \quad (16)$$

式中:  $\bar{\alpha}_{n_d,i} = \bar{\alpha}_{n_d} - (1 - 2i)\beta^2\lambda_c/2D^2$ 。因此可以获得更为精确的距离索引:

$$\Xi(n_d, m) = \operatorname{argmin}_{n_d,i} \left| \bar{\alpha}_{n_d} - \frac{f_m}{f_c} \bar{\alpha}_{n_d,i} \right|。 \quad (17)$$

由于极坐标域样本改变,原本的字典矩阵也需要做出如下修改:

$$\Psi_e = \Psi W_e^\dagger, \quad (18)$$

式中:  $W_e = [\alpha(\bar{\vartheta}_1, \bar{r}_{n_d,1}, f_c), \alpha(\bar{\vartheta}_2, \bar{r}_{n_d,1}, f_c), \dots, \alpha(\bar{\vartheta}_{n_d}, \bar{r}_{n_d,1}, f_c), \dots, \alpha(\bar{\vartheta}_{n_d}, \bar{r}_{n_d,N_d}, f_c)]^T$ 。

在宽带 XL-MIMO 系统中,由于多径和近场效应,信道参数的估计可能存在多个局部最优解,导致结果不稳定,使得角度与距离的估计结果呈现随机性波动,严重制约系统在实际场景中的可靠性。考虑宽带 XL-MIMO 系统中子载波联合字典建模,目标函数定义为:

$$\mathcal{L}(\theta, r) = - \left\| Y - \sum_{m=1}^M A(f_m, \theta, r) H_m \right\|_F^2。 \quad (19)$$

将参数  $(\theta, r) \in [0, \pi/2] \times [r_{\min}, r_{\max}]$  离散化

为格点,间隔分辨率  $(\Delta\theta, \Delta r)$ , 总点数  $K_l = \frac{\pi}{2\Delta\theta} \cdot$

$\frac{r_{\max} - r_{\min}}{\Delta r}$ 。应用 Hoeffding 不等式对任意固定的

$(\theta_i, r_j)$ :

$$P(|\mathcal{L} - E[\mathcal{L}]| \geq \epsilon) \leq 2 \exp\left(-\frac{aMN\epsilon^2}{L^2}\right), \quad (20)$$

式中:  $L$  为单个项的幅值上限,  $a$  为常数。覆盖网络中共有  $K_l$  个格点,为所有可能偏离事件的并集,故有:

$$P(|\mathcal{L} - E[\mathcal{L}]| \geq \epsilon) \leq 2K \exp\left(-\frac{aMN\epsilon^2}{L^2}\right)。 \quad (21)$$

令总误差概率不超过  $\delta$ , 即:

$$2K \exp\left(-\frac{aMN\epsilon^2}{L^2}\right) \leq \delta。 \quad (22)$$

对两边取对数:

$$M \geq \frac{L^2}{aN\epsilon^2} \ln\left(\frac{2K}{\delta}\right)。 \quad (23)$$

令  $\epsilon = \kappa\sigma^2 \ln N$ , 代入上式即得所需子载波数下界。当子载波数量满足下界条件时,基于多子载波联合优化的目标函数将在全局范围内呈现单峰特性,从而确保信道参数能够被唯一确定。因此需要低信噪比下保证全局最优和较快的收敛速度。通过分析 Hessian 矩阵的局部特性,多载波联合处理的凸性保障机制,推导梯度下降算法的收敛速率。

由目标函数  $\mathcal{L}(\theta, r)$  的二次微分:

$$\nabla^2 \mathcal{L} = 2 \sum_{m=1}^M \underbrace{\begin{bmatrix} \left\| \frac{\partial A_m}{\partial \theta} \right\|^2 & \left( \frac{\partial A_m}{\partial \theta} \right)^H \frac{\partial A_m}{\partial r} \\ \left( \frac{\partial A_m}{\partial r} \right)^H \frac{\partial A_m}{\partial \theta} & \left\| \frac{\partial A_m}{\partial r} \right\|^2 \end{bmatrix}}_{\text{信息矩阵 } G} + 2 \underbrace{\left( \sum_{m=1}^M \frac{\partial^2 A_m}{\partial p^2} (A_m h_m - Y_m)^H \right)}_{\text{噪声扰动项 } N}, \quad (24)$$

式中:  $p = [\theta, r]^T$ ,  $G$  为 Fisher 信息矩阵项,  $N$  为噪声诱导项。

考虑阵列中第  $n$  个天线位置  $d_n$  (满足  $|d_n| \leq D/2$ ), 其近场信道相位为:

$$\varphi_n = -\frac{2\pi f_m}{c} \sqrt{r^2 + d_n^2 - 2rd_n \sin \theta}。 \quad (25)$$

在真实参数  $(\theta^*, r^*)$  处计算导数:

$$\begin{cases} \frac{\partial \varphi_n}{\partial \theta} = \frac{2\pi f_m d_n r^* \cos \theta^*}{c r_n^*} \\ \frac{\partial \varphi_n}{\partial r} = -\frac{2\pi f_m}{c} \left(1 - \frac{d_n \sin \theta^*}{r_n^*}\right) \end{cases}, \quad (26)$$

式中:  $r_n^* = \sqrt{(r^*)^2 + d_n^2 - 2r^* d_n \sin \theta^*}$ 。当  $D <$

$\frac{r_{\max}}{2}$  时,可近似  $r_n^* \approx r^*$ , 进而:

$$\begin{cases} \left\| \frac{\partial A_m}{\partial \theta} \right\|_F^2 = \sum_{n=1}^N \left( \frac{2\pi f_m d_n r^* \cos \theta^*}{c r_n^*} \right)^2 \geq \left( \frac{2\pi f_{\min}}{c} \right)^2 \cos^2 \theta^* N \xi_\theta \\ \left\| \frac{\partial A_m}{\partial r} \right\|_F^2 = \sum_{n=1}^N \left( \frac{2\pi f_m}{c} \left(1 - \frac{d_n \sin \theta^*}{r_n^*}\right) \right)^2 \geq \left( \frac{2\pi f_{\min}}{c} \right)^2 N \xi_r \end{cases}。 \quad (27)$$

由此,可以得到:

$$\left| \left( \frac{\partial A_m}{\partial \theta} \right)^H \frac{\partial A_m}{\partial r} \right| \leq \frac{1}{2} \left( \left\| \frac{\partial A_m}{\partial \theta} \right\|_F^2 + \left\| \frac{\partial A_m}{\partial r} \right\|_F^2 \right), \quad (28)$$

式中: 当阵列孔径  $D > \lambda_{\max}/2$  时,  $\xi_\theta = \frac{d_{\min}^2 \sin^2 \theta^*}{r_{\max}^2}$ ,

$$\xi_r = \frac{d_{\min}^4 \sin^4 \theta^*}{4r_{\max}^4}。$$

接下来,通过随机浓度控制,进一步确保在低信噪比或  $M$  较小情况下存在全局最优解,定义随机矩阵:

$$X_m = \mathcal{R}(\mathbf{V}_m^H \mathbf{V}_m) - E[\mathcal{R}(\mathbf{V}_m^H \mathbf{V}_m)], \quad (29)$$

满足  $E[X_m] = 0, \|X_m\| \leq R = \left(\frac{2\pi f_{\max}}{c}\right)^2 \cdot$

$(D^2 + D^4/r_{\min}^2)$ 。

由矩阵 Bernstein 不等式:

$$P\left(\left\| \frac{1}{M} \sum X_m \right\| \geq t\right) \leq 4 \exp\left(-\frac{Mt^2/2}{\sigma_x^2 + Rt/3}\right), \quad (30)$$

式中:  $\sigma_x^2 = \sup \{ \|E[\mathbf{X}\mathbf{X}^H]\|, \|E[\mathbf{X}^H\mathbf{X}]\| \}$ 。

取  $t = \frac{1}{4}\lambda_{\min}(E[\mathbf{M}^{-1}\mathbf{G}])$ , 则当  $M \geq \frac{16(3\sigma_x^2 + R\lambda_{\min})}{\lambda_{\min}^2} \ln(8/\delta)$  时:

$$\lambda_{\min}(\mathbf{G}) \geq \frac{M}{2}\lambda_{\min}(E[\mathcal{R}(\nabla\mathbf{A}_m^H \nabla\mathbf{A}_m)])。 \quad (31)$$

计算噪声扰动项上界, 令  $\mathbf{W}_m = \mathbf{A}_m \mathbf{h}_m - \mathbf{Y}_m$ , 则:

$$\|N\| \leq 2 \sum_{m=1}^M \left\| \frac{\partial^2 \mathbf{A}_m}{\partial \mathbf{p}^2} \right\|_{\mathbb{F}} \|\mathbf{W}_m\|_{\mathbb{F}}。 \quad (32)$$

由信道模型:

$$\begin{cases} \left\| \frac{\partial^2 \mathbf{A}_m}{\partial \theta^2} \right\|_{\mathbb{F}} \leq \frac{(2\pi f_m D)^2 N^{1/2}}{c^2} \\ \left\| \frac{\partial^2 \mathbf{A}_m}{\partial r^2} \right\|_{\mathbb{F}} \leq \frac{(2\pi f_m D)^4 N^{1/2}}{c^2 r_{\min}^3} \end{cases}, \quad (33)$$

可得:

$$\left\| \frac{\partial^2 \mathbf{A}_m}{\partial \mathbf{p}^2} \right\|_{\mathbb{F}} \leq L_2 = \frac{(2\pi f_{\max} D)^4 N^{1/2}}{c^2 r_{\min}^3}。 \quad (34)$$

从而:

$$\lambda_{\min}(\nabla^2 \mathcal{L}) \geq \lambda_{\min}(\mathbf{G}) - \|N\| \geq \frac{4\pi^2 M N B^2 d_{\min}^4 \sin^4 \theta^*}{c^2 r_{\max}^4} - 2ML_2\sigma\sqrt{2TN}, \quad (35)$$

即  $\mu = \frac{C_3 M N B^2}{r_{\max}^4} - C_4 M \sigma \sqrt{N}$ 。当  $\sigma < \sigma_{\text{crit}} = \frac{C_3 B^2 r_{\max}^{-4}}{C_4} \cdot \sqrt{N}$  时  $\mu > 0$ 。

最终可以得到, 当子载波数满足  $M \geq \frac{C_1}{\Delta\theta^2 \Delta r^2} \ln(1/\delta)$  且阵列孔径  $D > \lambda_{\max}/2$  时, 在真实参数  $(\theta^*, r^*)$  的  $\epsilon$  邻域  $\mathcal{N}_\epsilon = \{(\theta, r) : (\theta - \theta^*)^2 + (r - r^*)^2 \leq \epsilon^2\}$  内, 目标函数的 Hessian 矩阵满足:  $\nabla^2 \mathcal{L}(\theta, r) \geq \mu \mathbf{I}_{2 \times 2}$ ,  $\mu = \frac{4\pi^2 N^2 B^2 d_{\min}^4 \sin^4 \theta^*}{c^2 r_{\max}^4} - C_m \sigma \sqrt{MN}$ , (36)

式中:  $C_m$  为常数,  $\sigma$  为噪声标准差。

接下来分析目标函数的收敛速度, 由式(36)可知在  $\mathcal{N}_\epsilon$  内:

$$\mu \mathbf{I} \leq \nabla^2 \mathcal{L} \leq L \mathbf{I}, \quad (37)$$

式中:  $L$  满足  $|\nabla_A - \nabla_B| \leq L |p_A - p_B|$ ,  $L = \max_p$

$$|\nabla^2 \mathcal{L}| \leq \frac{8\pi^2 f_{\max}^2 D^4 N}{c^2 r_{\min}^3}。$$

由均值定理,  $\|\nabla \mathcal{L}(p)\| = \|\nabla \mathcal{L}(p) -$

$\nabla \mathcal{L}(p^*)\| \geq \mu \|p - p^*\|$ , 且:

$$\langle \nabla \mathcal{L}(p), p - p^* \rangle = \int_0^1 \langle \nabla^2 \mathcal{L}(p^\tau)(p - p^*), p - p^* \rangle d\tau \geq \mu \|p - p^*\|^2。 \quad (38)$$

设当前点  $p^{(k)}$ , 梯度  $g^{(k)} = \nabla \mathcal{L}(p^{(k)})$ 。步长  $\eta$  满足:

$$\mathcal{L}(p^{(k)} - \eta g^{(k)}) \leq \mathcal{L}(p^{(k)}) - \alpha \eta \|g^{(k)}\|^2。 \quad (39)$$

当  $\eta < \frac{2(1-\alpha)}{L}$  时, 通过二次上界可得:

$$\mathcal{L}(p^{(k)} - \eta g^{(k)}) \leq \mathcal{L}(p^{(k)}) - \eta \|g^{(k)}\|^2 + \frac{L\eta^2}{2} \|g^{(k)}\|^2。 \quad (40)$$

令  $e^{(k)} = \|p^{(k)} - p^*\|$ :

$$\mu(e^{(k)})^2 \leq \langle g^{(k)}, p^{(k)} - p^* \rangle = \frac{1}{\eta_k} \langle p^{(k)} - p^{(k+1)},$$

$$p^{(k)} - p^* \rangle = \frac{1}{2\eta_k} (|p^{(k)} - p^*|^2 -$$

$$|p^{(k+1)} - p^*|^2 + |p^{(k)} - p^{(k+1)}|^2), \quad (41)$$

又  $\|p^{(k)} - p^{(k+1)}\| = \eta_k \|g^{(k)}\| \leq \eta_k L e^{(k)}$ , 代入得:  $(e^{(k+1)})^2 \leq (e^{(k)})^2 (1 - 2\mu\eta_k + L^2\eta_k^2)$ 。 (42)

取  $\eta_k = \frac{\mu}{L^2}$  使二次函数最小化:

$$e^{(k+1)} \leq e^{(k)} \sqrt{1 - \frac{\mu^2}{L^2}} \leq e^{(k)} \exp\left(-\frac{\mu^2}{2L^2}\right)。 \quad (43)$$

经过  $k$  次迭代:

$$E[\|p^{(k)} - p^*\|] \leq \exp\left(-\frac{k\mu^2}{4L^2}\right) \|p^{(0)} - p^*\| + \frac{2\sigma_{\text{grad}}}{\mu}, \quad (44)$$

式中:  $\sigma_{\text{grad}} = \sigma \sqrt{2MN} \max_{m,n} \|\nabla a_{m,n}\|$ 。可以看到收敛速度:

$$\frac{\mu^2}{L^2} = \frac{\overbrace{\left(\frac{\mu^2}{4\pi^2 N^2 B^2 d_{\min}^4 \sin^4 \theta^*}\right)^2}}{c^2 r_{\max}^4} \underbrace{\left(\frac{8\pi^2 f_{\max}^2 D^4 N}{c^2 r_{\min}^3}\right)^2}_{L^2} = \mathcal{O}\left(\frac{N^2 B^4 \cdot d_{\min}^8 \cdot r_{\min}^6}{D^8 r_{\max}^8}\right)。 \quad (45)$$

收敛速度随着带宽的增大, 呈 4 次幂增长, 因为是宽带近场信道估计, 可以保证本文的带宽非常大, 也就使得收敛速度较快。

在显式极坐标域分辨率增强的方案降低信道估计误差的基础上, 进一步利用宽带多子载波的空间维度冗余特性, 通过阵列增益分集与角度域样本集的联合稀疏表征, 实现信道估计的增强。下面是具体步骤。

对应于特定物理信道方向  $\theta_l$  的 2 个相邻子载波之间的空间信道方向跨度可以表示为:

$$\Delta\theta = \frac{\Delta f}{f_c}\theta_l = \frac{B}{Mf_c}\theta_l, \quad (46)$$

式中:  $\Delta f$  为子载波间隔。由式 (46) 可以进一步得到:

$$\Delta\theta = \frac{B}{Mf_c}\theta_l < \frac{B}{Mf_c} < \frac{1}{N}. \quad (47)$$

式 (47a) 可以从  $\theta_l \in [-1, 1]$  得到, 式 (47b) 满足的条件是宽带系统中子载波的数量足够大。由式 (47) 可以得出结论, 多个子载波的空间方向将对应于一个角度域样本。因此, 存在  $m_1 = [m_{11}, m_{12}, \dots, m_{1Q_k}]$ , 使得:

$$n_1 = \operatorname{argmin}_n \left| \frac{f_{m_{11}}}{f_c}\theta_l - \theta_n \right|, n_1 = \operatorname{argmin}_n \left| \frac{f_{m_{12}}}{f_c}\theta_l - \theta_n \right|, \dots, \\ n_1 = \operatorname{argmin}_n \left| \frac{f_{m_{1Q_k}}}{f_c}\theta_l - \theta_n \right|. \quad (48)$$

由于 Dirichlet sinc 函数的性质, 对应于一个角度域样本的不同子载波的阵列增益是不同的。因此, 存在一个最大阵列增益的子载波  $m_1 \in \{m_{11}, m_{12}, \dots, m_{1Q_k}\}$  使得:

$$m_1 = \operatorname{argmin}_m \left| \frac{f_m}{f_c}\theta_l - \theta_{n_1} \right|. \quad (49)$$

由于宽带中的子载波数量足够大, 使得  $\left| \frac{f_{m_1}}{f_c}\theta_l - \theta_{n_1} \right| \ll \frac{1}{N}$ 。因此可利用不同阵列增益的多子载波匹配同一角度域采样的特性, 隐式提高角度域采样精度。假设第  $l$  条路径的第  $m_1$  个载波的空间信道方向为  $\theta_{n_1}$ , 可以得到:

$$\frac{f_{m_1}}{f_c}\theta_l = \theta_{n_1}. \quad (50)$$

利用基于 BPD 的信道估计方案, 估计的物理信道方向为  $\theta_n$ 。由于存在估计误差, 实际角度  $\theta_l = \theta_n + \Delta\theta$ 。因此可将式 (50) 改写为:

$$\frac{f_{m_1}}{f_c}\theta_n = \theta_{n_1} - \frac{f_{m_1}}{f_c}\Delta\theta. \quad (51)$$

当  $\frac{f_{m_1}}{f_c}\Delta\theta < \frac{1}{N}$  时,  $\left| \frac{f_{m_1}}{f_c}\theta_n - \theta_{n_1} \right| < \frac{1}{N}$ 。由于角度域分辨率为  $\frac{1}{N}$ , 从上式可以得到, 载频  $f_{m_1}$  在真实物理信道方向  $\theta_l$  和估计物理信道方向  $\theta_n$  是一致的。

具体来说, 本文算法首先利用 BPD 算法得到角度域和距离域的线性索引, 然后通过显式极坐标域

分辨率增强与隐式多子载波联合优化的协同机制, 最后得到的信道增益估计。具体算法步骤如算法 1 所示。

算法 1 BDI-MSABPD 算法

输入: 接收信号  $\mathbf{Y}$ , 观测矩阵  $\mathbf{A}$ , 极坐标域表征矩阵  $\mathbf{W}$

输出: 估计的宽带信道矩阵  $\mathbf{H}$

阶段一: 预白化阶段

1:  $\mathbf{C} = \operatorname{diag}\{\mathbf{A}_1\mathbf{A}_1^H, \mathbf{A}_2\mathbf{A}_2^H, \dots, \mathbf{A}_P\mathbf{A}_P^H\}$

2:  $\mathbf{C} = \sigma^2\mathbf{S}\mathbf{V}\mathbf{S}^H, \mathbf{D} = \mathbf{S}\mathbf{V}^{1/2}$

3: 通过矩阵  $\mathbf{D}$  对接收信号进行预白化处理

$$\hat{\mathbf{Y}} = \mathbf{D}^{-1}\mathbf{Y} = \mathbf{D}^{-1}\mathbf{A}\mathbf{W}\hat{\mathbf{H}} + \mathbf{D}^{-1}\mathbf{N} = \boldsymbol{\Psi}\hat{\mathbf{H}} + \hat{\mathbf{N}}$$

阶段二: 路径检测阶段

4: 初始化残差矩阵  $\mathbf{R} = [r_1 \ r_2 \ \dots \ r_M] = \hat{\mathbf{Y}}$  和支持集  $\gamma = \{\emptyset\}$

5: 计算角度域线性模式  $\Gamma(n_a, m)$  和距离域线性模式  $\Xi(n_d, m)$

6: for  $l \in \{1, 2, \dots, L\}$

7:  $\mathbf{U} = \boldsymbol{\Psi}^H\mathbf{R} = [u_1 \ u_2 \ \dots \ u_M]$

8: 由式 (12) 和式 (15) 计算拓展后的角度域样本  $\Lambda_{n_a}$  和距离域样本  $\Lambda_{n_d}$  并计算修正后的角度域索引  $n_a$  和距离域索引  $n_d$

9:  $\boldsymbol{\Psi}_e = \boldsymbol{\Psi}\mathbf{W}_e^H$

10:  $\mathbf{U}_e = \boldsymbol{\Psi}_e^H\mathbf{R}$

11:  $(n_{a,l}^*, n_{d,l}^*) = \operatorname{argmax}_{n_a, n_d} \sum_{m=1}^M \|u_m((\Xi(n_d, m) - 1)N_a + \Gamma(n_a, m))\|^2$

12: 获取与  $\theta_{n_{a,l}^*}$  对应的  $\Gamma(n_{a,l}^*, m)$ , 在  $\Gamma(n_{a,l}^*, m)$  中唯一角度域样本分为  $K$  个独立组别  $\mathbf{n} = [n_1, n_2, \dots, n_k, \dots, n_K]$

13: for  $n_k \in \{n_1, n_2, \dots, n_K\}$  do

14: 获取与唯一角度域样本  $n_k$  对应的子载波索引  $m_k \in \{m_{k1}, m_{k2}, \dots, m_{kQ_k}\}$ , 并找出最大阵列增益的子载波索引  $m_k$

15: end for

16: 收集具有最大功率的角度域样本  $\mathbf{n} = [n_1, n_2, \dots, n_k, \dots, n_K]$  和对应的  $\mathbf{m} = [m_{k1}, m_{k2}, \dots, m_k]$ , 并通过线性拟合获得斜率, 得到精炼的  $\hat{\theta}_{l,m}$

17:  $\hat{\theta}_{l,m} = \frac{f_m}{f_c}, \prod_{l,m} = \operatorname{supp}\{\mathbf{F}^H\boldsymbol{\alpha}(\hat{\theta}_l, r_{n_d}, f_m)\}$

18:  $\hat{\mathbf{s}}_{l,m} = \boldsymbol{\theta}_{N \times 1}, \hat{\mathbf{s}}_{l,m}(\prod_{l,m}) = \bar{\mathbf{A}}^\dagger(:, \prod_{l,m})u_m$

---

```

19:  $u_m = u_m - \bar{A}(:, \prod_{l,m}) \hat{s}_{l,m} (\prod_{l,m})$ 
20: end for
21: for  $m \in \{1, 2, \dots, M\}$  do
22:  $\Omega_m = Y_{1,m} \cup Y_{2,m} \dots \cup Y_{L,m}$ 
23:  $\hat{h}_m = \mathbf{0}_{N_k \times 1}$ ,  $\hat{h}_m(\Omega_m) = \bar{A}(:, \Omega_m) y_m$ 
24: end for
25: return  $\hat{\mathbf{H}} = [\hat{h}_1, \hat{h}_2, \dots, \hat{h}_M]$ 
    
```

---

### 3 复杂度分析

通过对比分析 BPD 算法与 BDI-MSABPD 算法的复杂度,评估本文算法的性能。2 种算法的复杂性主要源于其迭代过程。BPD 算法的复杂度受多个步骤影响,包括矩阵乘积计算、矩阵求逆以及残差更新。具体而言,BPD 算法的复杂度涉及矩阵乘法和残差更新运算。综合这些复杂性因素,BPD 算法的整体计算复杂度可表示为  $\mathcal{O}(LN_a N_d P N_{\text{RF}} M) + \mathcal{O}(L^3 M P N_{\text{RF}} + L^4) + \mathcal{O}(L^2 P N_{\text{RF}} M)$ 。如算法 1 所示,BDI-MSABPD 算法的复杂度主要来自步骤 7、10、11、19、23 的迭代过程。

步骤 7 中,  $\Psi^H \in \mathbb{C}^{N_a N_d \times P N_{\text{RF}}}$ 、 $\mathbf{R} \in \mathbb{C}^{P N_{\text{RF}} \times M}$ , 因为要经过  $L$  次迭代,所以计算复杂度为  $\mathcal{O}(LN_a N_d P N_{\text{RF}} M)$ 。步骤 10 中,显式极坐标域分辨率增强的方案使得在角度域和距离域的样本进行了一次修正,使得样本扩大为原来的  $I$  倍。因此步骤 10 的复杂度为  $\mathcal{O}(ILN_a N_d P N_{\text{RF}} M)$ 。步骤 11 中,需要进行  $N_a N_d M$  次计算,所以计算复杂度为  $\mathcal{O}(LN_a N_d M)$ 。由于隐式多子载波联合优化并未影响到步骤 19 和步骤 23,所以和原来的 BPD 算法的计算复杂度相同,步骤 19 的复杂度为  $\mathcal{O}(L^3 M P N_{\text{RF}} + L^4)$ 。步骤 23 的复杂度为  $\mathcal{O}(L^2 P N_{\text{RF}} M)$ 。因此,可以计算出 BDI-MSABPD 算法的复杂度为:

$$\begin{aligned} & \mathcal{O}(LN_a N_d P N_{\text{RF}} M) + \mathcal{O}(ILN_a N_d P N_{\text{RF}} M) + \mathcal{O}(LN_a N_d M) + \\ & \mathcal{O}(L^3 M P N_{\text{RF}} + L^4) + \mathcal{O}(L^2 P N_{\text{RF}} M) = \mathcal{O}(ILN_a N_d P N_{\text{RF}} M) + \\ & \mathcal{O}(L^3 M P N_{\text{RF}} + L^4) + \mathcal{O}(L^2 P N_{\text{RF}} M)。 \end{aligned} \quad (52)$$

BDI-MSABPD 算法的复杂度主要由  $\mathcal{O}(L^3 M P N_{\text{RF}} + L^4)$  决定,本文算法相比于 BPD 算法的复杂度稍有提升,考虑到信道估计精度和鲁棒性的显著提高,BDI-MSABPD 算法引入的额外复杂度项是可以接受的。增加的计算负荷与增强的性能之间的权衡是合理的,这使得 BDI-MSABPD 算法在复杂的通信环境中成为 BPD 算法的一个可行且优越的替代方案。

### 4 仿真结果与分析

本文通过评估信道估计的 NMSE 来验证所提出的基于 BDI-MSABPD 的信道估计算法的性能。评估涵盖多个变量,如距离、带宽、信噪比以及导频开销<sup>[20]</sup>。NMSE 用于评估不同信道估计算法,计算公式为:

$$NMSE = E\left(\frac{\|\mathbf{H} - \hat{\mathbf{H}}\|^2}{\|\mathbf{H}\|^2}\right)。 \quad (53)$$

在仿真中,每个图表均基于 200 次蒙特卡罗实验的结果绘制。考虑了一个宽带 XL-MIMO 系统,部分仿真参数如表 1 所示。

表 1 仿真参数

Tab. 1 Simulation parameters	
参数	值
BS 天线数量 $N$	256
子载波数量 $M$	256
角度域样本数 $N_a$	256
距离域样本数 $N_d$	4
远场路径数量 $L$	6
参数 $\beta$ /GHz	100
载波频率 $f_c$	$CN(0, 1)$
路径增益的分布 $g_{l,m}$	$U(0, 1)$

图 3 对比了多种信道估计算法在 0.1~10 GHz 带宽的性能对比。信噪比为 5 dB,导频开销为 32,最小距离为 10 m,最大距离为 30 m。结果表明,BDI-MSABPD 算法相较于其他算法始终是 NMSE 最小,显著优于传统方法,如角度域正交匹配追踪(Orthogonal Matching Pursuit, OMP)和同步正交匹配追(Spare Orthogonal Matching Pursuit, SOMP)、波束分裂模式检测(Beam Split Pattern Detection, BSPD)、极坐标域 OMP 和 SOMP、BPD、BDI-MSABPD 算法的 NMSE 初始值低于 -18,随着带宽的增加,NMSE 性能有所提升。这是因为随着信道带宽的扩展,对应当前一个物理信道方向的子载波数量增加,从而使得估计的物理信道方向更加精确。相比之下,角度域 OMP 和 SOMP 算法表现出较高的 NMSE 值,表明其在处理宽带信号时的能力不足。极坐标域方法表现出中等性能,但仍落后于 BPD 算法和本文算法。收缩阈值算法(Iterative Shrinkage Thresholding Algorithm, ISTA)得益于其可学习模块对信道结构的有效挖掘使得算法性能保持较为稳定。由于宽带效应的影响稀疏贝叶斯学习(Sparse Bayesian Learning,

SBL)算法随着带宽的增加性能也随之提升。BPD算法优于角度域和极坐标域方法,但本文算法的显式极坐标域分辨率增强和隐式多子载波联合优化确保了最佳的整体性能。

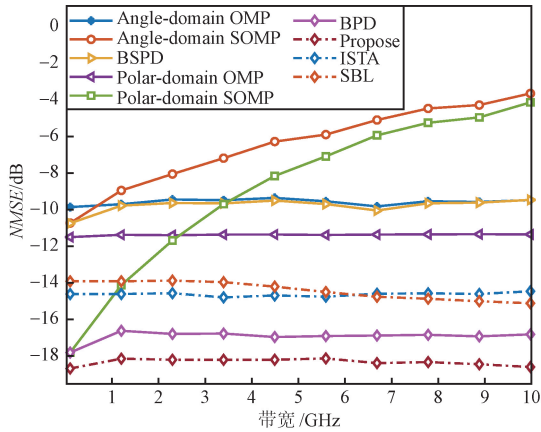


图3 不同带宽下算法的NMSE性能

Fig. 3 Bandwidth-dependent NMSE performance of algorithms

图4比较了宽带近场XL-MIMO系统中各种信道估计算法在0~100 m的NMSE性能。信噪比为5 dB,带宽为10 GHz,导频开销为32,观测维度为128。可以看出,当距离降至瑞利距离限值以下时角度域OMP算法和BSPD算法性能急剧恶化。角度域SOMP和极坐标域SOMP算法的性能最差,这是由于远场信道仅考虑信号AoA,忽略了信号传播距离的影响,导致模型无法准确表达近场中角度与距离的共同作用。极坐标域OMP、SBL、ISTA、BPD及BDI-MSABPD算法均表现出泛化优势。所提算法低于BPD算法约2 dB。

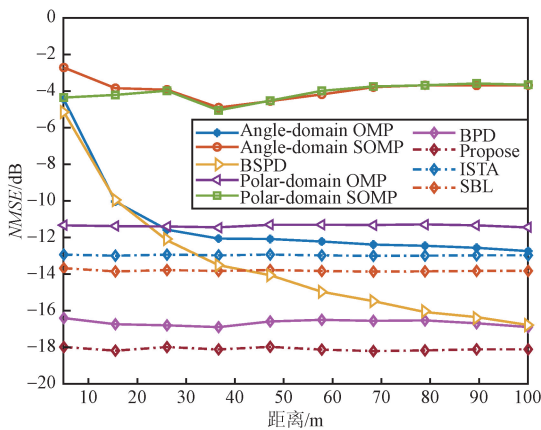


图4 不同距离下算法的NMSE性能

Fig. 4 Distance-dependent NMSE performance of algorithms

图5比较了宽带近场XL-MIMO系统中各种信道估计算法在不同信噪比下的NMSE性能。带宽为10 GHz,导频开销为32,最小距离为10 m,最大距离为30 m。随着信噪比的增加,几种信道估计算法的NMSE性能都会增加。仿真结果表明,几种信道估计算法的NMSE均随信噪比提升而提升。角度域OMP和SOMP算法在信噪比-5~5 dB情况下的NMSE性能较为接近,在信噪比-5~5 dB情况下角度域SOMP算法的NMSE性能更好。表明在强噪声场景下,SOMP算法难以有效分离信号与噪声子空间。极坐标域OMP和SOMP算法在NMSE性能较为接近,极坐标域SOMP算法的NMSE略优于极坐标域OMP算法,验证了球面波相位建模对近场信道稀疏表征的必要性。BSPD算法在低信噪比条件下优于角度域OMP和SOMP算法和极坐标域OMP和SOMP算法。信噪比较低时ISTA算法性能略优于SBL算法,随着信噪比的提高,SBL算法性能又优于ISTA算法。BPD算法在所有信噪比条件下均优于BSPD算法。本文算法优于BPD算法约1 dB,表明本文算法在全信噪比条件下都表现出良好的性能,并且具有良好的鲁棒性。

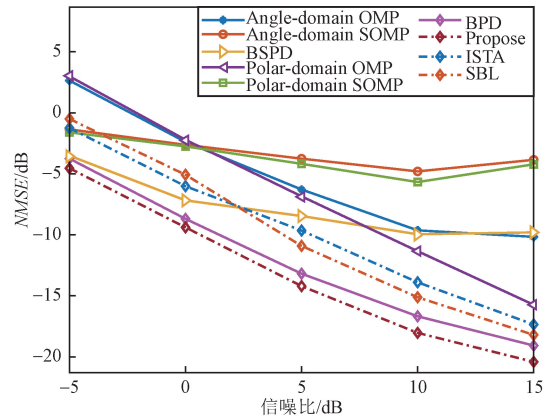


图5 不同信噪比下算法的NMSE性能

Fig. 5 Signal noise ratio dependent NMSE performance of algorithms

图6比较了宽带近场XL-MIMO系统中各种信道估计算法在不同导频开销下的NMSE性能。带宽为10 GHz,信噪比为5,最小距离为10m,最大距离为30 m。可以看到,随着导频开销的增加,不同算法的性能都有所提升,本文算法显著优于其他算法。极坐标域SOMP和角度域SOMP算法随着导频开销的增加效果反而差于极坐标域OMP和角度域OMP算法,这是由于随着导频开销的增加,路径间的几何相关性被放大,SOMP算法强制对所有导频数据使用同一支

撑集,导致错误原子被联合选择,产生累积误差。SBL算法对资源消耗比较大,在导频开销较小时,性能不如ISTA算法,随着导频资源的增加,SBL算法性能最终反超ISTA算法。

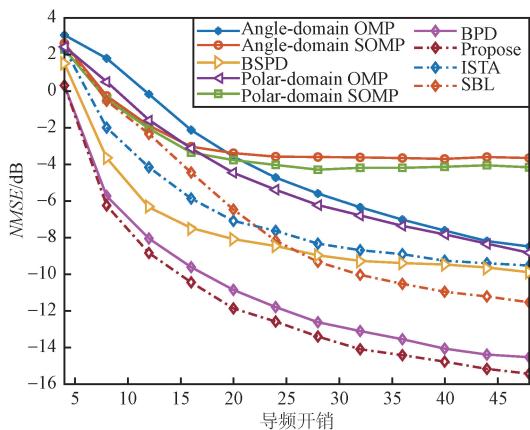


图6 不同导频开销下算法的NMSE性能

Fig. 6 Pilot overhead-dependent NMSE performance of algorithms

图7比较了宽带近场XL-MIMO系统中各种信道估计算法在不同信噪比下的误比特率(Bit Error Rate, BER)性能。带宽为10 GHz,导频开销为32,最小距离为10 m,最大距离为30 m。可以看出,ISTA算法和SBL算法的BER性能相近,BPD算法和本文算法性能相近,这说明BPD算法双线性检测模式有效应对宽带中的波束分裂的影响,本文算法在BPD算法的基础上,进一步改善宽带中的波束分裂的影响。在低信噪比条件下,所有算法的BER性能都较差,随着信噪比的提高,本文算法优势开始明显。

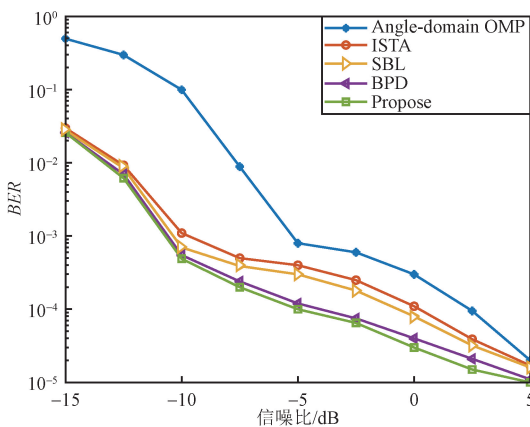


图7 不同信噪比下算法的BER

Fig. 7 Signal noise ratio dependent BER performance of algorithms

## 5 结束语

本文针对宽带近场XL-MIMO系统中波束分裂效应导致的信道估计精度下降问题,提出了BDI-MSABPD算法,在极坐标域稀疏表征框架下,通过显式极坐标域分辨率增强与隐式多子载波联合优化机制,解决了传统方法在宽带近场场景中因波束分裂导致的稀疏支撑集失准与参数估计偏差的问题。该算法提出角度和距离域样本细化方法,构建分辨率极坐标域字典以突破传统基的离散化限制;利用宽带子载波对物理路径的差异化映射特性,通过最优子载波选择与线性拟合技术实现信道参数的估计。仿真实验表明,BDI-MSABPD算法在带宽、距离及信噪比等多维度测试条件下均优于BPD算法。

## 参考文献

- [1] WEI X H, DAI L L. Channel Estimation for Extremely Large-scale Massive MIMO: Far-field, Near-field, or Hybrid-field? [J]. IEEE Communications Letters, 2022, 26 (1): 177-181.
- [2] WANG H, GUO P Q, LI X W, et al. MBPD: A Robust Algorithm for Polar-domain Channel Estimation in Near-field Wideband XL-MIMO Systems [J]. IEEE Internet of Things Journal, 2025, 12 (12): 18461-18470.
- [3] CAO J L, DU J H, HAN M, et al. Efficient Sparse Bayesian Channel Estimation for Near-field Ultra-scale Massive MIMO Systems [J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2023, 12 (12): 2133-2137.
- [4] ZHENG P C, LYU X T, WANG Y, et al. Dictionary Learning Based Near-field Channel Estimation for Wideband XL-MIMO Systems [C] // Signal Processing Advances in Wireless Communications (SPAWC). Lucca: IEEE, 2024: 246-250.
- [5] YAN X Y, YUAN J D. Dynamic Hybrid-field Channel Estimation for Extremely Large-scale Massive MIMO [C] // Wireless Communications and Networking Conference (WCNC). Dubai: IEEE, 2024: 1-6.
- [6] TANG S C, DONG Z C, ZHOU W X, et al. Beam Splitting Sensing for Terahertz Near-field Channel Estimation [C] // International Conference on Intelligent Communications and Computing (ICC). Nanchang: IEEE, 2023: 141-146.
- [7] AHAMED S N, THAYANANDESWARI C S S, KAVIN K S, et al. Enhanced Channel Estimation Using Artificial Neural Networks in MIMO Systems [C] // 2024 7th International Conference on Circuit Power and Computing Technologies (IC-CPCT). Kollam: IEEE, 2024: 1136-1141.

- [8] 刘勇,张静,杨春夏. 基于交替方向乘子法的 XL-MIMO 混合场稀疏信道估计[J]. 无线电通信技术, 2025, 51(1):12-19.
- [9] RUAN C Y, ZHANG Z C, JIANG H, et al. Wideband Near-field Channel Covariance Estimation for XL-MIMO Systems in the Face of Beam Split[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2025, 74(2):2912-2926.
- [10] CUI M Y, WU Z D, LU Y, et al. Near-field MIMO Communications for 6G: Fundamentals, Challenges, Potentials, and Future Directions [J]. IEEE Communications Magazine, 2023, 61(1):40-46.
- [11] TAN J B, DAI L L. Wideband Channel Estimation for THz Massive MIMO [J]. China Communications, 2021, 18(5):66-80.
- [12] CHEN N C, LI S F, SU B X. A Segmented Off-grid Near-field Wideband Channel Estimation Approach for XL-MIMO[C]//World Conference on Computing and Communication Technologies (WCCCT). Chengdu: IEEE, 2024: 152-157.
- [13] CUI M Y, DAI L L. Near-field Wideband Channel Estimation for Extremely Large-scale MIMO[J]. Science China Information Sciences, 2023, 66(7):172303.
- [14] 卢嘉仪,雷浩,肖中华,等. 超大规模 MIMO 系统中稀疏度自适应的极化域信道估计[J]. 无线电通信技术, 2023, 49(6):999-1005.
- [15] LIU M Y, ZHU Y. Gridless Channel Estimation for Millimeter Wave MIMO-OFDM Systems with Beam Squint [C]//IEEE International Conference on Communications. Denver: IEEE, 2024:3134-3139.
- [16] DOVELOS K, MATTHAIIOU M, NGO H Q, et al. Channel Estimation and Hybrid Combining for Wideband Terahertz Massive MIMO Systems [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2021, 39(6):1604-1620.
- [17] ABDALLAH A, HUSSAIN A, CELIK A, et al. Exploring Frontiers of Polar-domain Codebooks for Near-field Channel Estimation and Beam Training: A Comprehensive Analysis, Case Studies, and Implications for 6G[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2025, 42(1):45-59.
- [18] YANG S J, CHEN H, LIU W, et al. Near-field Channel Estimation and Localization: Recent Developments, Cooperative Integration, and Future Directions[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2025, 42(1):60-73.
- [19] LI J, CHEN Q Z, XI F. A Blind Super-resolution Method for Near-field Channel Estimation with Angle-range Recovery[C]//IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). Hyderabad: IEEE, 2025:1-5.
- [20] GUO Y Q, GUO X F, WANG Y. Channel Estimation for Near-field Line-of-Sight XL-MIMO Communications Using Geometric Prior[J]. IEEE Communications Letters, 2025, 29(4):779-783.

作者简介:

雷芳女, (1972—), 硕士, 副教授。主要研究方向: 移动通信、电子新技术应用。

(\* 通信作者) 田江男, (1998—), 硕士研究生。主要研究方向: 移动通信物理层协议与信道估计。

张峻滔男, (1999—), 硕士研究生。主要研究方向: 移动通信物理层协议与信号检测。

郑少杰男, (1999—), 硕士研究生。主要研究方向: 移动通信物理层协议与信道估计。