

基于同时加权 OMP 算法的 XL-MIMO 混合场信道估计

黄欢,张钧鑫

(西藏大学信息科学技术学院, 西藏 拉萨 850011)

摘要:针对在超大规模多输入多输出(extreme large-scale multiple-input multiple-output, XL-MIMO)系统中如何高效估计混合场信道状态信息(channel state information, CSI)和信道稀疏度不易获取的问题,提出一种联合混合场信道估计方案和同时加权正交匹配追踪(simultaneous weighted orthogonal matching pursuit, SWOMP)算法,在未知混合场信道稀疏度的情况下能够有效估计混合场信道状态信息。在算法设计过程中,采用伍德伯里变换替换 SWOMP 算法中的矩阵求逆,没有降低算法计算复杂度,因此提出基于理查森迭代方法变换的低复杂度 SWOMP 算法。将低复杂度 SWOMP 算法与现有算法进行比较,仿真结果表明,该方案和算法的设计具有更高的估计精度。

关键词:XL-MIMO;信道估计;混合场;伍德伯里变换;理查森迭代

中图分类号:TN929.5

文献标志码:A

引用格式:黄欢,张钧鑫. 基于同时加权 OMP 算法的 XL-MIMO 混合场信道估计[J]. 山东大学学报(工学版),2025,55(1):157-164.

HUANG Huan, ZHANG Junxin. XL-MIMO hybrid-field channel estimation based on simultaneous weighted OMP algorithm[J]. Journal of Shandong University (Engineering Science), 2025, 55(1):157-164.

XL-MIMO hybrid-field channel estimation based on simultaneous weighted OMP algorithm

HUANG Huan, ZHANG Junxin

(College of Information Science and Technology, Tibet University, Lhasa 850011, Xizang, China)

Abstract: In response to the challenge of efficiently estimating the channel state information (CSI) and channel sparsity in extreme large-scale multiple-input multiple-output (XL-MIMO) systems, a joint hybrid-field channel estimation scheme and a simultaneous weighted orthogonal matching pursuit (SWOMP) algorithm were proposed. This approach effectively estimated the hybrid-field channel state information even when the sparsity of the hybrid-field channel was unknown. In the process of algorithm design, the Woodbury transformation was employed to replace the matrix inversion in the SWOMP algorithm, thereby maintaining algorithmic computational complexity. Consequently, a low-complexity SWOMP algorithm based on Richardson iteration transformation was proposed. Comparative simulations with existing algorithms demonstrated that the proposed scheme and algorithm design achieved higher estimation accuracy.

Keywords: XL-MIMO; channel estimation; hybrid-field; Woodbury transformation; Richardson iteration

0 引言

随着通信技术的快速发展,6G 有望实现 5G 的 10 倍吞吐量^[1-2]。超大规模多输入多输出(extreme

large-scale multiple-input multiple-output, XL-MIMO)技术能够实现这一愿景^[3]。通过部署具有大量天线的基站(base station, BS),XL-MIMO 可以大大增强频谱效率和系统增益^[4-5]。然而,BS 天线数量的增多导致导频开销增加,对通信效率产生负面影

响。因此,在 XL-MIMO 通信网络中减少导频开销并利用复杂度较低的算法获得准确的信道状态信息(channel state information, CSI)至关重要。

由于 BS 部署了高频射频(radio frequency, RF)链路,可以实现较高功耗,在 BS 上提出一种混合预编码架构^[6],给比 BS 天线少的 RF 链路带来挑战。此外,BS 通过引入 RF 链路可以有效减少信道估计的导频开销。基于压缩感知(compressed sensing, CS)的信道估计方法不仅可以减少导频开销,还可以实现更高精度的稀疏信道估计,例如文献[7]采用 Massive MIMO 系统中远场信道在角度域的稀疏特性,使用基于 CS 的算法获取准确的 CSI。由于基于消息传递(message passing, MP)的 CS 算法对信道的先验分布要求严格,MP 对信道估计或信号检测存在一定限制。与现有一些稀疏信道估计和信号检测工作相比,MP 算法可以在较少导频训练符号下实现更高的准确性^[8-9]。

近年来,近场通信理论逐渐出现:文献[10]观察到远场角度域的稀疏信道不再适用于近场信道的稀疏特性,近场信道可能产生更大的能量泄漏,因此需要进一步准确描述近场信道的稀疏特性,以便将基于 CS 的算法用于近场信道估计;文献[11]采用极坐标域矩阵准确表示近场信道的稀疏性,使用同时正交匹配追踪(simultaneous orthogonal matching pursuit, SOMP)算法减少导频开销,部署离网同时迭代无网格加权(simultaneous iterative gridless weighting, SIWG)算法,进一步提高 XL-MIMO 信道估计的准确性;文献[12]将太赫兹通信^[13]与近场通信相结合,获取更大的系统容量,基于太赫兹通信的波束分裂效应,提出基于双线性模式检测的方法,能够有效获取系统准确的 CSI;文献[14]考虑 XL-MIMO 系统中的近场和非平稳的信道条件,提出子阵列索引和散射体索引的信道估计方法。

学者们对文献[15]提出的 XL-MIMO 混合场信道概念做了一些研究:文献[16]提出基于交替方向乘法(alternating directions method of multiplier, ADMM)压缩感知混合场信道估计算法,能有效降低系统信道估计的导频开销;文献[17]提出基于远近场散射体位置信息,用于估计这些位置带来的信息,将估计信道问题转化成估计散射体位置的参数,同样也能较好地估计出混合场的 CSI;文献[18]通过改变基站天线的部署方式,提出支持检测的正交匹配追踪(support detection orthogonal matching pursuit, SD-OMP)算法的混合场信道估计方案,在

混合场信道估计时降低系统导频开销,提升系统频谱效率。然而,文献[15]提出的算法需要区分远近场做信道估计,需要较高的导频,没有达到较为高效的信道估计,并且还需要知道信道的稀疏度,算法复杂度过高。因此,本研究基于一种降低导频开销的混合预编码架构的 XL-MIMO 系统^[19],提出一种联合远近场信道估计方案,使混合场信道估计更加高效。采用同时加权正交匹配追踪(simultaneous weighted orthogonal matching pursuit, SWOMP)算法^[20],在未知混合场信道稀疏度的情况下,也能较好地进行信道估计。基于伍德伯里变换^[21]替换 SWOMP 算法中矩阵求逆操作^[22],但计算复杂度并没有降低,因此又提出基于理查森迭代方法降低算法的计算复杂度^[23]。

1 系统模型

XL-MIMO 的混合场通信场景如图 1 所示,在时分双工(time division duplexing, TDD)模式下考虑基于混合预编码架构的 XL-MIMO 系统^[24]。假设 BS 和用户设备(user equipment, UE)部署的天线数分别为 N 和 K ,BS 配备 RF 链路,每个 RF 链路均配备 a 根天线。为了简化问题,假设每个 UE 只有一根天线,并考虑 UE 和 BS 之间的上行通信。由于每个 UE 可以单独获取每个用户的信道状态信息,在信道估计过程中,通常讨论任意用户的信道估计。

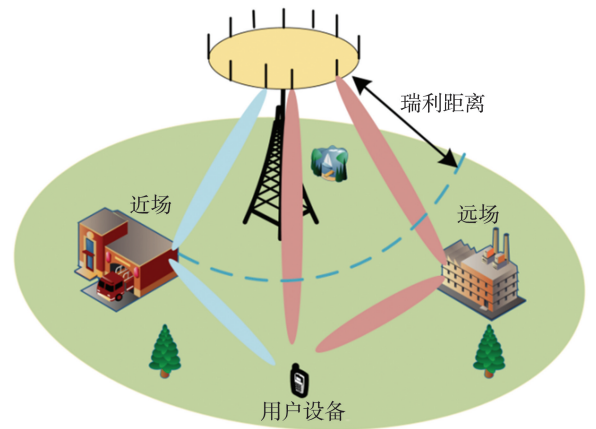


图 1 XL-MIMO 的混合场通信场景

Fig.1 Hybrid-field communication scenario of XL-MIMO

1.1 信号模型

在第 t 个时间点端 BS 接收到的信号

$$\mathbf{y}_t = \mathbf{F}(t) \mathbf{h} s(t) + \mathbf{F}(t) \mathbf{w}(t), \quad (1)$$

式中: \mathbf{h} 为单用户到 BS 的链路, $\mathbf{h} \in \mathbf{C}^{N \times 1}$, 其中 \mathbf{C} 为复数集, N 为基站天线数; $s(t)$ 、 $\mathbf{F}(t)$ 和 $\mathbf{w}(t)$ 分别为

第 t 个时间点的导频信号、模拟结合矩阵和复高斯噪声, $\mathbf{F}(t) \in \mathbf{C}^{N_{\text{RF}} \times N}$, $\mathbf{w}(t) \in \mathbf{C}^{N \times 1}$, $\mathbf{w}(t) \sim \text{CN}(0, \sigma_0^2 \mathbf{I}_N)$, 其中 N_{RF} 为射频链数, CN 为复高斯分布, σ_0^2 为噪声功率, \mathbf{I}_N 为 $N \times N$ 的单位矩阵。

在不失一般性的情况下, 假设 $s(t) = 1 (t = 1, 2, \dots, \tau)$ 。在整个 τ 时间段内, BS 上的接收信号

$$\mathbf{y} = \tilde{\mathbf{F}}\mathbf{h} + \mathbf{w}, \quad (2)$$

式中: $\mathbf{y} = [\mathbf{y}_1^T \mathbf{y}_2^T \dots \mathbf{y}_\tau^T]^T \in \mathbf{C}^{\tau N_{\text{RF}} \times 1}$; \mathbf{w} 为非白噪声, $\mathbf{w} = [\mathbf{w}^T(1) \mathbf{F}^T(1) \dots \mathbf{w}^T(\tau) \mathbf{F}^T(\tau)]^T \in \mathbf{C}^{\tau N_{\text{RF}} \times 1}$; $\tilde{\mathbf{F}}$ 为观测矩阵, $\tilde{\mathbf{F}} = [\mathbf{F}^T(1) \mathbf{F}^T(2) \dots \mathbf{F}^T(\tau)]^T \in \mathbf{C}^{\tau N_{\text{RF}} \times N}$, $\tilde{\mathbf{F}}$ 中每个元素满足分布 $1/\sqrt{N} \{-1, 1\}$ 。

由式(2)可知, \mathbf{w} 不是高斯白噪声^[25]。为了准确获取 CSI, 采取预白噪声处理措施恢复原来的噪声。令 $\bar{\mathbf{X}}$ 为 \mathbf{w} 的协方差矩阵, $\bar{\mathbf{X}} = \sigma_0^2 \text{diag} \{ \mathbf{F}(1) \mathbf{F}^H(1), \mathbf{F}(2) \mathbf{F}^H(2), \dots, \mathbf{F}(\tau) \mathbf{F}^H(\tau) \}$, 其中 \mathbf{H} 为共轭转置, diag 为对角化操作。利用协方差矩阵 $\bar{\mathbf{X}}$, 经过奇异值分解得到矩阵 \mathbf{G} 预测接收到的信号, $\mathbf{G} \in \mathbf{C}^{\tau N_{\text{RF}} \times \tau N_{\text{RF}}}$ 。 \mathbf{G} 通过 $\bar{\mathbf{X}}$ 的特征值分解, 得 $\bar{\mathbf{X}} = \sigma_0^2 \tilde{\mathbf{V}}\tilde{\mathbf{V}}^H$, $\mathbf{G} = \tilde{\mathbf{V}}\tilde{\mathbf{V}}^{\frac{1}{2}}$, 其中 $\tilde{\mathbf{V}}$ 为特征向量矩阵, $\tilde{\mathbf{V}}$ 为特征值对角矩阵。在式(2)两边同时乘以 \mathbf{G}^{-1} , 可以得到经过预处理的接收信号

$$\bar{\mathbf{y}} = \mathbf{G}^{-1}\mathbf{y} = \Phi\mathbf{h} + \bar{\mathbf{w}}, \quad (3)$$

式中: Φ 为经过预处理后的观测矩阵, $\Phi = \mathbf{G}^{-1}\tilde{\mathbf{F}}$; $\bar{\mathbf{w}}$ 为经过预处理^[12]后的高斯白噪声, $\bar{\mathbf{w}} = \mathbf{G}^{-1}\mathbf{w}$, $\bar{\mathbf{w}} \sim \text{CN}(0, \sigma_0^2 \mathbf{I}_{\tau N_{\text{RF}}})$, 其中 $\mathbf{I}_{\tau N_{\text{RF}}}$ 为 $\tau \times N_{\text{RF}}$ 的单位矩阵。

1.2 信道模型

文献[15]提出混合场信道的概念, 描述了瑞利距离、远场信道、近场信道和混合场信道的建模。当物理通信距离超过瑞利距离, 则信道是远场信道; 当物理通信距离小于瑞利距离, 则信道是近场信道。瑞利距离

$$R = \frac{2\bar{D}^2}{\lambda}, \quad (4)$$

式中, \bar{D} 为天线阵列孔径, λ 为波长。

远场信道 \mathbf{h}_{FF} 可以建模为

$$\mathbf{h}_{\text{FF}} = \sqrt{\frac{N}{P}} \sum_{p_f=1}^{P_F} \gamma_{p_f} \mathbf{a}(\theta_{p_f}), \quad (5)$$

式中: P 、 P_F 分别为混合场信道和远场信道的总路径数; γ_{p_f} 为第 p_f 个远场路径的路径增益; θ_{p_f} 为第 p_f 个远场路径角, $\theta_{p_f} = \frac{1}{2} \cos \psi_{p_f}$, 其中 ψ_{p_f} 为第 p_f 个远场路径的实际物理角; $\mathbf{a}(\theta_{p_f})$ 为远场阵列指向矢量, $\mathbf{a}(\theta_{p_f}) = \frac{1}{\sqrt{N}} [1 \ e^{-j2\pi\theta_{p_f}} \dots e^{-j2\pi(N-1)\theta_{p_f}}]^H \in \mathbf{C}^{N \times 1}$ 。

远场信道是非稀疏的, 给信道估计引入巨大的导频开销。因此, 需要将 \mathbf{h}_{FF} 转换为稀疏角域信道

$$\mathbf{h}_{\text{FF}}^{\bar{\mathbf{A}}} = \mathbf{A}^{-1} \mathbf{h}_{\text{FF}}, \quad (6)$$

式中: \mathbf{A} 为离散傅里叶变换 (discrete fourier transform, DFT) 矩阵, $\mathbf{A} = [\mathbf{a}(\varnothing_1) \ \mathbf{a}(\varnothing_2) \ \dots \ \mathbf{a}(\varnothing_N)] \in \mathbf{C}^{N \times N}$, 其中 \varnothing_N 为取样角, $\varnothing_N = \frac{2n-N-1}{N}$, $\forall n = 1, 2, \dots, N$ 。通过观察可以发现 $\mathbf{h}_{\text{FF}}^{\bar{\mathbf{A}}}$ 是稀疏的, 可以使用 CS 算法进一步降低信道估计的导频开销。

近场信道 \mathbf{h}_{NF} 可以建模为

$$\mathbf{h}_{\text{NF}} = \sqrt{\frac{N}{P}} \sum_{p_n=1}^{P_N} \mu_{p_n} \mathbf{b}(\theta_{p_n}, l_{p_n}), \quad (7)$$

式中: P_N 、 μ_{p_n} 、 θ_{p_n} 和 l_{p_n} 分别为近场信道的总路径数、路径增益、实际物理路径角及第 p_n 个散射体和均匀线性阵列天线之间的距离; $\mathbf{b}(\theta_{p_n}, l_{p_n})$ 为近场阵列转向向量, $\mathbf{b}(\theta_{p_n}, l_{p_n}) = \frac{1}{\sqrt{N}} [e^{-j\frac{2\pi}{\lambda}(l_{p_n}^{(1)} - l_{p_n})} \ e^{-j\frac{2\pi}{\lambda}(l_{p_n}^{(2)} - l_{p_n})} \ \dots \ e^{-j\frac{2\pi}{\lambda}(l_{p_n}^{(N)} - l_{p_n})}]^H \in \mathbf{C}^{N \times 1}$, 其中 $l_{p_n}^{(n)}$ 为第 p_n 个散射体与基站第 n 根天线之间的距离, $l_{p_n}^{(n)} = \sqrt{l_{p_n}^2 - 2l_{p_n}\zeta\beta\theta_{p_n} + \beta^2\zeta^2}$, $\forall n = 1, 2, \dots, N$, β 为天线的坐标索引数, ζ 为天线之间的距离。极坐标域的变换矩阵

$$\bar{\mathbf{B}} = [\mathbf{b}(\theta_1, l_1^1) \ \dots \ \mathbf{b}(\theta_1, l_1^{L_1}) \ \dots \ \mathbf{b}(\theta_N, l_N^{L_N})], \quad (8)$$

式中, θ_n 、 $l_n^{L_n}$ 分别为采样的物理角、散射体与基站第 n 根天线之间的距离。近场信道的稀疏转换形式可以表示为

$$\mathbf{h}_{\text{NF}} = \bar{\mathbf{B}}\mathbf{h}_{\text{NF}}^{\mathbf{P}}, \quad (9)$$

式中 $\mathbf{h}_{\text{NF}}^{\mathbf{P}}$ 为极域稀疏信道矢量, $\mathbf{h}_{\text{NF}}^{\mathbf{P}} \in \mathbf{C}^{Z \times 1}$ 。因此, 利用稀疏特性可以进一步降低信道估计的导频开销。通过将远场和近场信道合并, 得到混合场信道模型为

$$\mathbf{h} = \sqrt{\frac{N}{P}} \left(\sum_{p_f=1}^{\varepsilon P} \gamma_{p_f} \mathbf{a}(\theta_{p_f}) + \sum_{p_n=1}^{(1-\varepsilon)P} \mu_{p_n} \mathbf{b}(\theta_{p_n}, l_{p_n}) \right), \quad (10)$$

式中: ε 为远场信道路径和近场信道路径的比, $\varepsilon \in [0, 1]$; P 为可调节参数, $P = p_f + p_n$ 。

通过式(6)和式(9)可将混合场信道模型进一步表示为

$$\mathbf{h} = \mathbf{A}\mathbf{h}_{\text{FF}}^{\bar{\mathbf{A}}} + \bar{\mathbf{B}}\mathbf{h}_{\text{NF}}^{\mathbf{P}}. \quad (11)$$

将式(11)代入式(3), 可以得到

$$\bar{\mathbf{y}} = \Phi\mathbf{A}\mathbf{h}_{\text{FF}}^{\bar{\mathbf{A}}} + \Phi\bar{\mathbf{B}}\mathbf{h}_{\text{NF}}^{\mathbf{P}} + \bar{\mathbf{w}} = \mathbf{B}\mathbf{h}_{\text{FF}}^{\bar{\mathbf{A}}} + \mathbf{G}\mathbf{h}_{\text{NF}}^{\mathbf{P}} + \bar{\mathbf{w}} = \mathbf{S}\bar{\mathbf{h}} + \bar{\mathbf{w}}, \quad (12)$$

式中: \mathbf{B} 为远场稀疏信道观测矩阵, $\mathbf{B} = \Phi\mathbf{A} \in \mathbf{C}^{\tau N_{\text{RF}} \times N}$;

\mathbf{G} 为近场稀疏信道观测矩阵, $\mathbf{G} = \Phi \bar{\mathbf{B}} \in \mathbf{C}^{\tau \times N_{\text{RF}} \times Z}$; \mathbf{S} 为感知矩阵, $\mathbf{S} = [\mathbf{B} \ \mathbf{G}] \in \mathbf{C}^{\tau \times N_{\text{RF}} \times (N+Z)}$; $\bar{\mathbf{h}}$ 为稀疏的混合场信道, $\bar{\mathbf{h}} = [(\mathbf{h}_{\text{FF}}^{\text{A}})^{\text{H}} \ (\mathbf{h}_{\text{NF}}^{\text{P}})^{\text{H}}]^{\text{H}} \in \mathbf{C}^{(N+Z) \times 1}$ 。因此, 本研究不再估计近场或远场信道, 而是联合估计混合场信道, 能更加高效地估计混合场信道。本研究将通过式(12)提出算法设计方案。

2 所提信道估计方法

采用 SWOMP 算法, 在混合场信道稀疏度未知的情况下, 准确估计出混合场信道。算法中存在矩阵求逆操作, 因此提出一种基于伍德伯里变换的同时加权正交匹配追踪 (Woodbury transformation simultaneous weighted orthogonal matching pursuit, WD-SWOMP) 算法^[22]。根据压缩传感理论, 混合场信道估计问题可以制定为

$$\hat{\mathbf{h}} = \operatorname{argmin}_{\mathbf{h}} \|\bar{\mathbf{h}}\|_0, \quad \|\bar{\mathbf{y}} - \mathbf{S}\bar{\mathbf{h}}\|_2^2 \leq \bar{\alpha}, \quad (13)$$

式中, $\hat{\mathbf{h}}$ 为估计得到的混合场稀疏信道, $\bar{\alpha}$ 为与噪声等级有关的常数。式(13)是单测量向量 (single measurement vector, SMV) 的 CS 问题。在实际场景中一般不清楚信道的稀疏度, 所以采用 SWOMP 算法解决混合场信道估计问题。输入接收信号 $\bar{\mathbf{y}}$ 、感知矩阵 \mathbf{S} 及阈值 δ , 其中 δ 与噪声方差 σ_0^2 有关。由于信道稀疏度未知, 因此采用 while 循环, 让压缩感知矩阵与定义的残差 \mathbf{r} 相乘; 在相乘后的向量中找到最大内积的位置, 对应感知矩阵的列数; 感知矩阵挑选的列在每次循环都组成一个支持集; 求得支持集的伪逆, 与接收到的信号 $\bar{\mathbf{y}}$ 相乘, 得到估计的混合场信道; 更新残差; 计算残差的均方误差, 直至残差的均方误差小于阈值 δ , 算法结束, 信道估计完毕。本研究提出的 SWOMP 算法的具体流程如算法 1 所示。

算法 1 SWOMP 算法对混合场联合信道估计

输入: 接收信号 $\bar{\mathbf{y}}$ 、感知矩阵 \mathbf{S} 、阈值 δ 。

初始化: $\Omega = \emptyset$, $\mathbf{r} = \bar{\mathbf{y}}$, $\mathbf{T} = \operatorname{size}(\bar{\mathbf{y}}, 1)$ 。

输出: $\hat{\mathbf{h}}$ 。

(1) while true do;

(2) $c^* = \operatorname{argmax} \|\mathbf{S}^{\text{H}}(:, n)\mathbf{r}\|_2^2$, $n = 1, 2, \dots, (N+Z)$, 挑选出内积对应 \mathbf{S} 的最大列数;

(3) $\Omega = \Omega \cup c^*$, 将得到的列数索引合并;

(4) $\bar{\mathbf{h}} = (\mathbf{S}_{\Omega})^{\dagger} \bar{\mathbf{y}}$, 利用最小二乘法估计得到混合场信道非稀疏部分的值;

$$(5) \mathbf{r} = \bar{\mathbf{y}} - \mathbf{S}_{\Omega} \bar{\mathbf{h}};$$

$$(6) \text{残差的均方误差为 } \frac{1}{T} \mathbf{r}^{\text{H}} \mathbf{r};$$

(7) if 残差的均方误差小于 δ then;

(8) break while;

(9) end if;

(10) end while;

$$(11) \hat{\mathbf{h}}^s = \mathbf{0}_{(N+Z) \times 1};$$

$$(12) \hat{\mathbf{h}}^s(\Omega) = \bar{\mathbf{h}};$$

$$(13) \hat{\mathbf{h}} = \hat{\mathbf{h}}^s;$$

(14) end。

算法 1 中, $\operatorname{size}()$ 为向量 $\bar{\mathbf{y}}$ 的维度函数, c^* 为 \mathbf{S} 对应的列数, $\bar{\mathbf{h}}$ 为估计的混合场稀疏信道对应的非稀疏部分, $\hat{\mathbf{h}}^s$ 为 $(N+Z) \times 1$ 的零向量。算法 1 输出的 $\hat{\mathbf{h}}$ 是估计得到的混合场稀疏信道成分, 最终信道估计结果 $\hat{\mathbf{h}} = [\mathbf{A} \ \bar{\mathbf{B}}] \hat{\mathbf{h}}$ 。基于算法 1 中步骤(4), 提出一种伍德伯里变换的等效矩阵求伪逆操作, 具体展开为

$$\hat{\mathbf{h}} = (\mathbf{S}_{\Omega})^{\dagger} \bar{\mathbf{y}} = (\mathbf{S}_{\Omega}^{\text{H}} \mathbf{S}_{\Omega})^{-1} \mathbf{S}_{\Omega}^{\text{H}} \bar{\mathbf{y}}, \quad (14)$$

式中, \dagger 为矩阵的伪逆, \mathbf{S}_{Ω} 为 SWOMP 算法每次循环时从感知矩阵 \mathbf{S} 中挑选的列向量组成的矩阵。 \mathbf{S}_{Ω} 的列数与混合场信道稀疏度有关, 为了符合伍德伯里变换形式, 需要将 $(\mathbf{S}_{\Omega}^{\text{H}} \mathbf{S}_{\Omega})^{-1}$ 进行变换。用户发送的信号是复数, 所以 \mathbf{S}_{Ω} 为复数矩阵。令厄米特矩阵 (其对角线元素都是实数) $\mathbf{X} = \mathbf{S}_{\Omega}^{\text{H}} \mathbf{S}_{\Omega}$, 则

$$\mathbf{X} = \mathbf{U} + \operatorname{diag}[e_1 \ \dots \ e_M], \quad (15)$$

式中, \mathbf{U} 为 \mathbf{X} 中非对角线元素组成的矩阵, e_m ($m = 1, 2, \dots, M$) 为 \mathbf{X} 的对角线元素。式(15)还可以写为

$$\mathbf{X} = \mathbf{U}_1 + \alpha \mathbf{I}_M, \quad (16)$$

式中, \mathbf{U}_1 为符合伍德伯里变换的厄米特矩阵, α 为分配系数, \mathbf{I}_M 为 $M \times M$ 的单位矩阵。基于式(16), 为了满足伍德伯里变换形式, 需要将 \mathbf{U}_1 分解为一个矩阵的共轭转置乘以该矩阵。将 \mathbf{U}_1 进行特征值分解可得

$$\mathbf{U}_1 = \bar{\mathbf{A}} \bar{\mathbf{E}} \bar{\mathbf{A}}^{\text{H}}, \quad (17)$$

式中: $\bar{\mathbf{A}}$ 为正交矩阵; $\bar{\mathbf{E}}$ 为对角矩阵, 其对角线元素即 \mathbf{U}_1 的特征值。 \mathbf{U}_1 可表示为一个矩阵与另一个矩阵转置相乘的形式^[22], 令 $\mathbf{Y} = \bar{\mathbf{U}}^{\text{H}}$, 则 $\mathbf{Y}^{\text{H}} = \bar{\mathbf{U}}$, $\bar{\mathbf{U}} = \bar{\mathbf{A}} \sqrt{\bar{\mathbf{E}}}$, $\mathbf{U}_1 = \mathbf{Y}^{\text{H}} \mathbf{Y}$, 式(16)又可表示为

$$\mathbf{X} = \mathbf{Y}^{\text{H}} \mathbf{Y} + \alpha \mathbf{I}_M, \quad (18)$$

则

$$(\mathbf{S}_\Omega^H \mathbf{S}_\Omega)^{-1} = (\mathbf{Y}^H \mathbf{Y} + \alpha \mathbf{I}_M)^{-1}. \quad (19)$$

采用伍德伯里变换^[21],式(19)可以表示为

$$(\mathbf{S}_\Omega^H \mathbf{S}_\Omega)^{-1} = (\mathbf{Y}^H \mathbf{Y} + \alpha \mathbf{I}_M)^{-1} = \frac{1}{\alpha} (\mathbf{I}_M - \mathbf{Y}^H (\alpha \mathbf{I}_M + \mathbf{Y} \mathbf{Y}^H)^{-1} \mathbf{Y}). \quad (20)$$

将式(20)带入式(14),则 SWOMP 算法估计得到的混合场稀疏信道成分

$$\hat{\mathbf{h}} = \frac{1}{\alpha} (\mathbf{I}_M - \mathbf{Y}^H (\alpha \mathbf{I}_M + \mathbf{Y} \mathbf{Y}^H)^{-1} \mathbf{Y}) \mathbf{S}_\Omega^H \bar{\mathbf{y}}. \quad (21)$$

将式(21)替换算法1中的步骤(4),得到 WD-SWOMP 算法。

3 基于理查森迭代方法降低矩阵求逆复杂度算法

基于第2章的推导可知,伍德伯里变换中包含矩阵求逆过程,经过分解后,矩阵维度和支持集维度相同。因此,本研究提出不需要矩阵求逆过程,基于理查森迭代方法降低矩阵求逆的计算复杂度,即低复杂度同时加权正交匹配追踪(low complexity simultaneous weighted orthogonal matching pursuit, LC-SWOMP)算法。

SWOMP 算法是基于正交匹配追踪(orthogonal matching pursuit, OMP)算法改进而来。因此,基于 OMP 算法的性质,SWOMP 算法每次迭代所挑选出的支持集得到的估计信道与残差是正交投影关系^[26],得到的支持集相互正交,rank(\mathbf{S}_Ω) = M , \mathbf{S}_Ω 是一个列满秩矩阵,并且 $\mathbf{S}_\Omega \mathbf{x} = \mathbf{0}$ 只有一个解,即 \mathbf{x} 为 $M \times 1$ 的零向量。对于任意一个 $M \times 1$ 的非零向量 \mathbf{v} 有:

$$(\mathbf{S}_\Omega \mathbf{v})^H \mathbf{S}_\Omega \mathbf{v} = \mathbf{v}^H (\mathbf{S}_\Omega^H \mathbf{S}_\Omega) \mathbf{v} = \mathbf{v}^H \mathbf{P} \mathbf{v} > 0, \quad (22)$$

式中 \mathbf{P} 为正定的 Gram 矩阵。 $\mathbf{P}^H = (\mathbf{S}_\Omega^H \mathbf{S}_\Omega)^H = \mathbf{P}$, \mathbf{P} 是对称矩阵,因此, \mathbf{P} 为对称正定矩阵。由于上述特殊性质,可以利用理查森迭代方法有效解决式(14)中矩阵求逆操作带来的较高计算复杂度。又因为 SWOMP 算法中需要利用最小二乘法得到估计信道,属于线性回归问题,因此,理查森迭代方法用于解决 M 维度线性方程问题,可以制定为

$$\mathbf{P} \mathbf{q} = \bar{\mathbf{y}}, \quad (23)$$

式中: $\bar{\mathbf{y}}$ 为 $M \times 1$ 的测量向量, $\bar{\mathbf{y}} = \mathbf{S}_\Omega^H \bar{\mathbf{y}}$; \mathbf{q} 为 $M \times 1$ 的解向量。由文献[23]可得

$$\mathbf{q}^{(i+1)} = \mathbf{q}^{(i)} + \varpi (\bar{\mathbf{y}} - \mathbf{P} \mathbf{q}^{(i)}), \quad (24)$$

式中, i 为算法的迭代次数, ϖ 为松弛参数。下面对

如何选取 ϖ 使算法收敛进行详细讨论。将式(24)展开可得

$$\begin{aligned} \mathbf{q}^{(i+1)} &= \mathbf{q}^{(i)} + \varpi \bar{\mathbf{y}} - \varpi \mathbf{P} \mathbf{q}^{(i)} = \\ &= (\mathbf{I}_M - \varpi \mathbf{P}) \mathbf{q}^{(i)} + \varpi \bar{\mathbf{y}} = \\ &= \mathbf{Q} \mathbf{q}^{(i)} + \mathbf{s}, \end{aligned} \quad (25)$$

式中: \mathbf{Q} 为线性迭代系数矩阵, $\mathbf{Q} = \mathbf{I}_M - \varpi \mathbf{P}$; \mathbf{s} 为常数向量, $\mathbf{s} = \varpi \bar{\mathbf{y}}$ 。定义 $\rho(\mathbf{P})$ 为 \mathbf{P} 的谱半径, $\rho(\mathbf{P}) = \max_{1 \leq m \leq M} |\chi_m(\mathbf{P})|$, 其中 $\chi_m(\mathbf{P})$ 为 \mathbf{P} 的第 m 个特征值。为了简化,令 $\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_M$ 为 \mathbf{P} 的 M 个特征值, $\xi_1 \geq \xi_2 \geq \dots \geq \xi_M > 0$ 。为了使算法收敛,应满足 $|\rho(\mathbf{P})| < 1$ ^[27], 将 $\rho(\mathbf{P}) = 1 - \varpi \chi_1(\mathbf{P})$, $\chi_1(\mathbf{P}) = \xi_1$ 代入 $|\rho(\mathbf{P})| < 1$ 得

$$0 < \varpi < \frac{2}{\xi_1}. \quad (26)$$

若 ϖ 符合式(26),则理查森迭代方法的收敛性能够得到保证^[28]。同样,用线性近似迭代步骤替换算法1中的步骤(4),即得到 LC-SWOMP 算法。

4 计算复杂度分析

远场、近场和混合场 OMP 计算复杂度分别为 $O(N \tau N_{\text{RF}} P^3) + O(N^2)$ 、 $O(Z \tau N_{\text{RF}} P^3) + O(NZ)$ 和 $O(N \tau N_{\text{RF}} (\varepsilon P)^3) + O(Z \tau N_{\text{RF}} ((1 - \varepsilon) P)^3) + O(NZ)$ 。SWOMP、WD-SWOMP 和 LC-SWOMP 计算复杂度分别为 $O((N+Z) \tau N_{\text{RF}} N_s^3) + O(N(N+Z))$ 、 $O((N+Z) \tau N_{\text{RF}} N_s^3) + O(N(N+Z))$ 和 $O((N+Z) \tau N_{\text{RF}} (N_s^2 + N_s)) + O((N+Z)N)$, 其中, N_s 为 SWOMP 算法自适应混合场信道稀疏度数量。SWOMP 算法中矩阵求逆的计算复杂度集中在 N_s^3 上,因此,将矩阵求逆操作的计算复杂度降低为平方后,会使 SWOMP 算法计算复杂度降低很多。

5 仿真与分析

本研究将所提算法的性能与其他算法进行比较,包括混合场正交匹配追踪(hybrid-field orthogonal matching pursuit, Hybrid-field OMP)算法、远场正交匹配追踪(far-field orthogonal matching pursuit, Far-field OMP)算法、近场正交匹配追踪(near-field orthogonal matching pursuit, Near-field OMP)算法和最小均方误差(minimum mean squared error, MMSE)算法。定义归一化均方误差 E_{NMS} 作为衡量性能评估的度量标准:

$$E_{\text{NMS}} = 10 \lg \frac{\|\mathbf{h} - \hat{\mathbf{h}}\|_2^2}{\|\mathbf{h}\|_2^2}. \quad (27)$$

考虑使用混合预编码架构的上行 XL-MIMO 通信系统, 设置基站天线数 $N = 512$, 整个路径分量的数量为 6。假设射频链的数量为 4, 导频开销为梳状导频^[29], 导频信号 $s(t) = 1 (t = 1, 2, \dots, \tau)$ 。在仿真阶段, 将基站在第 t 个时间点接收的信号 \mathbf{y}_t 与各个时间点的导频信号 $s(t)$ 相乘。定义远场、近场路径增益 $\gamma_{p_f} \sim \text{CN}(0, 1)$, $\mu_{p_n} \sim \text{CN}(0, 1)$; 远场、近场路径角 $\theta_{p_f} \sim U(-1, 1)$, $\theta_{p_n} \sim U(-1, 1)$, 其中 U 为平均分布。此外, 近场距离范围为 $[10, 80]$ m。对于极坐标域变换矩阵 $\bar{\mathbf{B}}$, 采样网格数 Z 为 2 071。在 XL-MIMO 系统中, 仅考虑单载波情况, 故载波频率设置为 30 GHz。

在路径参数为 0.5、导频长度为 64 的仿真环境下, 本研究提出的 SWOMP、WD-SWOMP、LC-SWOMP 算法与其他算法在不同信噪比下的 E_{NMS} 比较如图 2 所示。由图 2 可知, LC-SWOMP 算法没有矩阵求逆操作, 性能与 SWOMP、WD-SWOMP 几乎一致, 说明提出的低复杂度算法不仅在性能上没有丢失, 计算复杂度方面还有一定降低, 证明了所提算法的有效性。所提方法在混合场信道估计方面具有更高的准确性, 由于采用联合估计远近混合场信道后, 减少先估计远场信道带来的一部分误差, 所以 E_{NMS} 更小。

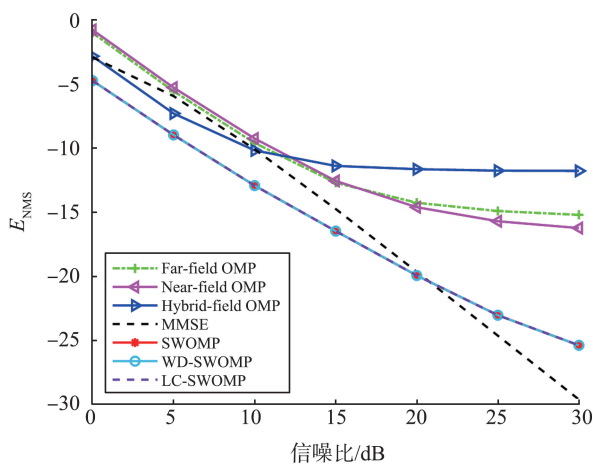


图 2 提出的算法与其他算法在不同信噪比下的 E_{NMS} 比较
Fig.2 Comparison of E_{NMS} of the proposed algorithm with other algorithms at different signal-to-noise ratios

在信噪比为 5 dB、导频长度为 64 的仿真环境下, 提出的 SWOMP、WD-SWOMP、LC-SWOMP 算法与其他算法在不同路径参数下的 E_{NMS} 比较如图 3 所示。由图 3 可以看出, 提出的 3 种算法的 E_{NMS} 性能均优于其他算法。随着远近场信道比路径参数

增大, E_{NMS} 不断下降, 因为随着路径参数不断增大, XL-MIMO 系统的混合场信道更倾向于远场信道, 远场信道占据主导地位。

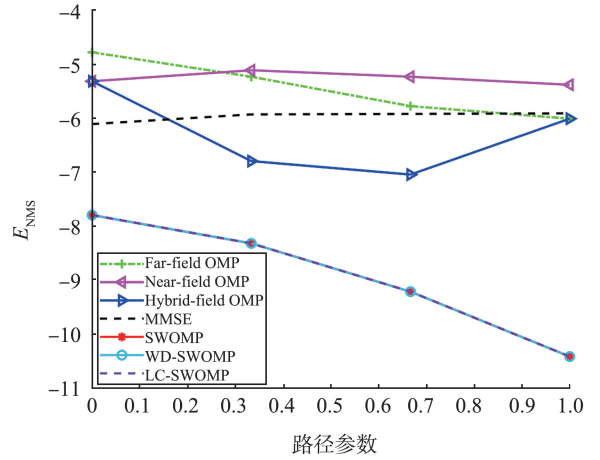


图 3 提出的算法与其他算法在不同路径参数下的 E_{NMS} 比较
Fig.3 Comparison of E_{NMS} between the proposed algorithm and other algorithms at different path parameters

在信噪比为 0、路径参数为 0.5 的仿真环境下, 提出的 SWOMP、WD-SWOMP、C-SWOMP 算法与其他算法在不同导频长度下的 E_{NMS} 比较如图 4 所示。由图 4 可以看出, 提出的 3 种算法的性能优于其他几种算法, 并且仿真曲线几乎一致, 再次证明所提算法具有一定的有效性。这种自适应稀疏度的信道估计方法在混合场信道估计中具有一定的有效性。

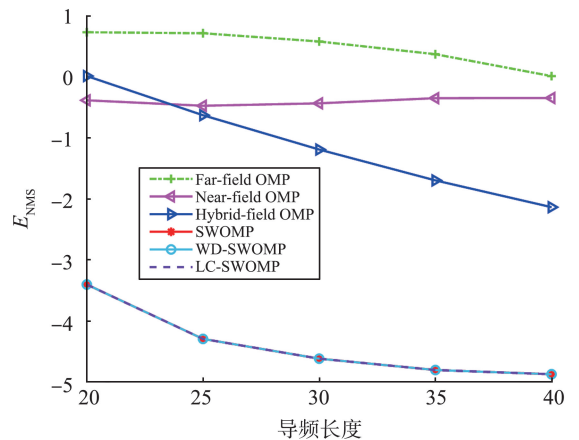


图 4 提出的算法与其他算法在不同导频长度下的 E_{NMS} 比较
Fig.4 Comparison of E_{NMS} between the proposed algorithm and other algorithms at different pilot sequence lengths

在信噪比为 0、路径参数为 0.5 的情况下, 提出的 SWOMP、WD-SWOMP、LC-SWOMP 算法与其他混合场信道估计算法在不同混合场信道总路径数下的 E_{NMS} 比较如图 5 所示。由图 5 可以看出, 提出的 3 种算法比其他算法具有更好的性能。随着总路径数不断增多, E_{NMS} 不断增大, 估计得到的混合场信道准确性降低。这是因为随着总路径数增多, 信道

非稀疏成分变多,在导频长度不变的情况下,压缩感知在面对非稀疏成分增多的信道时,估计的性能会有一定损失。

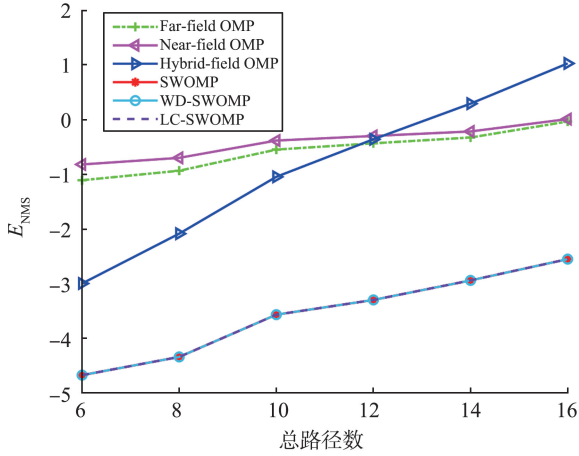


图 5 提出的算法与其他算法在不同混合场信道总路径数下的 E_{NMS} 比较

Fig.5 Comparison of E_{NMS} between the proposed algorithm and other algorithms at different total numbers of paths in hybrid-field channel

在导频长度为 64、射频链数为 4、基站天线数为 512 的仿真环境下,提出的 SWOMP、WD-SWOMP、C-SWOMP 算法与其他算法在不同混合场信道总路径数下算法相乘次数的比较如图 6 所示。由图 6 可以看出:随着总路径数增多,算法相乘的次数也随之增加;LC-SWOMP 的算法相乘次数最少,即计算复杂度最低,进一步证明 LC-SWOMP 算法的有效性;Hybrid-field OMP 的计算复杂度比 SWOMP 高,是由于虽然 2 种算法中都有矩阵求逆操作,但 SWOMP 算法是通过自适应方式估计得到最佳的混合场信道估计性能,即最佳的稀疏度可能比仿真阶段定义的低。

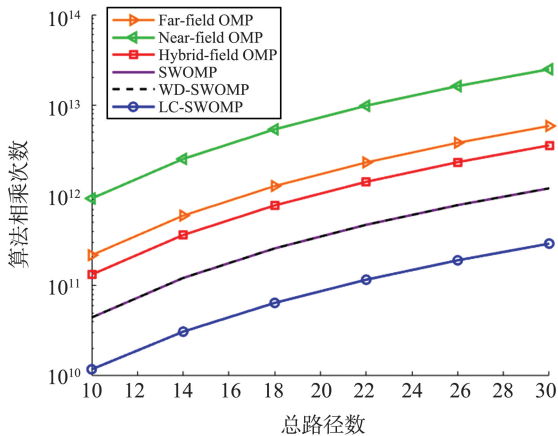


图 6 提出的算法与其他算法在不同混合场信道总路径数下算法相乘次数的比较

Fig.6 Comparison of the number of algorithm multiplications between the proposed algorithm and other algorithms at different total numbers of paths in hybrid-field channel

6 结论

本研究在基于混合预编码架构的 XL-MIMO 系统中提出一种联合混合场信道估计方案。采用 SWOMP 算法在未知信道稀疏度的情况下通过自适应方式估计混合场信道状态信息;通过伍德伯里变换将矩阵求逆操作转换成相乘的形式,提出 WD-SWOMP 算法;针对算法中有矩阵求逆的操作,采用线性迭代近似方式替换矩阵求逆操作,降低算法的计算复杂度,提出 LC-SWOMP 算法。仿真结果显示,提出的信道估计方案与算法在混合预编码辅助的 XL-MIMO 系统中能够实现较好的性能。未来,基于压缩感知算法求解的通信问题可以利用本研究提出的算法,在实际工程应用中可以降低部署成本。

参考文献:

- [1] 赵亚军, 郁光辉, 徐汉青. 6G 移动通信网络: 愿景、挑战与关键技术 [J]. 中国科学: 信息科学, 2019, 49 (8): 963-987.
ZHAO Yajun, YU Guanghui, XU Hanqing. 6G mobile communication networks: vision, challenges, and key technologies [J]. Scientia Sinica Informationis, 2019, 49 (8): 963-987.
- [2] 张平, 牛凯, 田辉, 等. 6G 移动通信技术展望 [J]. 通信学报, 2019, 40(1): 141-148.
ZHANG Ping, NIU Kai, TIAN Hui, et al. Prospects of 6G mobile communication technology [J]. Journal on Communications, 2019, 40(1): 141-148.
- [3] HU S, RUSEK F, EDFORS O. Beyond massive MIMO: the potential of data transmission with large intelligent surfaces [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2018, 66(10): 2746-2758.
- [4] 张芸蓓, 游昌盛. 面向超大规模 MIMO 的混合远近场通信 [J]. 无线电通信技术, 2023, 49(6): 1036-1041.
ZHANG Yunpu, YOU Changsheng. Hybrid near-far field communication for ultra-large-scale MIMO [J]. Wireless Communication Technology, 2023, 49(6): 1036-1041.
- [5] DE C E, ALI A, AMIRI A, et al. Non-stationarities in extra-large-scale massive MIMO [J]. IEEE Wireless Communications, 2020, 27(4): 74-80.
- [6] GAO X, DAI L, HAN S, et al. Energy-efficient hybrid analog and digital precoding for mmWave MIMO systems with large antenna arrays [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2016, 34(4): 998-1009.
- [7] HUANG Y, HE Y, HE W, et al. Channel estimation in massive MIMO systems based on generalized block adaptive matching pursuit algorithm [J]. IEEE Wireless

- Communications Letters, 2020, 9(12): 2098-2101.
- [8] KE M, GAO Z, WU Y, et al. Compressive sensing-based adaptive active user detection and channel estimation: massive access meets massive MIMO[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2020, 68: 764-779.
- [9] MEI Y, GAO Z, WU Y, et al. Compressive sensing-based joint activity and data detection for grant-free massive IoT access[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2021, 21(3): 1851-1869.
- [10] CUI M, DAI L. Near-field channel estimation for extremely large-scale MIMO with hybrid precoding[C]// Proceedings of the 2021 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM). Madrid, Spain: IEEE, 2021: 9685542.
- [11] CUI M, DAI L. Channel estimation for extremely large-scale MIMO: far-field or near-field? [J]. IEEE Transactions on Communications, 2022, 70(4): 2663-2677.
- [12] CUI M, DAI L. Near-field wideband channel estimation for extremely large-scale MIMO[J]. Science China Information Sciences, 2023, 66(7): 172303.
- [13] 崔铭尧, 谭竞搏, 戴凌龙. 面向信道簇模型的太赫兹宽带混合预编码[J]. 中国科学:信息科学, 2023, 53(4): 772-786.
CUI Mingyao, TAN Jingbo, DAI Linglong. Channel cluster-based wideband hybrid precoding for terahertz communications[J]. Scientia Sinica Informationis, 2023, 53(4): 772-786.
- [14] HAN Y, JIN S, WEN C K, et al. Channel estimation for extremely large-scale massive MIMO systems[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2020, 9(5): 633-637.
- [15] WEI X, DAI L. Channel estimation for extremely large-scale massive MIMO: far-field, near-field, or hybrid-field? [J]. IEEE Communications Letters, 2021, 26(1): 177-181.
- [16] LI Y, JIANG M. ADMM-based hybrid-field uplink channel estimation for extremely large-scale MIMO systems [C]// Proceedings of the 2023 IEEE/CIC International Conference on Communications in China (ICCC). Dalian, China: IEEE, 2023: 10233516.
- [17] PENG X, ZHAO L, JIANG Y, et al. Channel estimation for extremely large-scale massive MIMO systems in hybrid-field channel[C]//Proceedings of the 2023 IEEE/CIC International Conference on Communications in China (ICCC). Dalian, China: IEEE, 2023: 10233609.
- [18] HU Z, CHEN C, JIN Y, et al. Hybrid-field channel estimation for extremely large-scale massive MIMO system[J]. IEEE Communications Letters, 2022, 27(1): 303-307.
- [19] YANG W, LI M, LIU Q. A practical channel estimation strategy for XL-MIMO communication systems[J]. IEEE Communications Letters, 2023, 27(1): 1580-1583.
- [20] RODRIGUEZ-FERNANDEZ J, GONZALEZ-PRELCIC N, VENUGOPAL K, et al. Frequency-domain compressive channel estimation for frequency-selective hybrid millimeter wave MIMO systems[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2018, 17(5): 2946-2960.
- [21] HAGER W W. Updating the inverse of a matrix[J]. SIAM Review, 1989, 31(2): 221-239.
- [22] HUANG H, ZHANG J, JIANG J. Low complexity hybrid-field channel estimation based on simultaneous weighted OMP algorithm in extreme large-scale MIMO systems[J]. IEEE Access, 2024, 12: 46551-46561.
- [23] BJÖRCK Å. Numerical methods for least squares problems[M]. Philadelphia, USA: Society for Industrial and Applied Mathematics, 1996: 276-279.
- [24] TAN J, DAI L. Wideband channel estimation for THz massive MIMO[J]. China Communications, 2021, 18(5): 66-80.
- [25] 赵晔, 何潇, 周东华. 带有不准确测量噪声的最小二乘故障估计[J]. 山东大学学报(工学版), 2017, 47(5): 254-262.
ZHAO Ye, HE Xiao, ZHOU Donghua. On least squares fault estimation with incorrect measurement noise statistics[J]. Journal of Shandong University (Engineering Science), 2017, 47(5): 254-262.
- [26] TROPP J A, WAKIN M B, DUARTE M F, et al. Random filters for compressive sampling and reconstruction [C]//Proceedings of the 2006 IEEE International Conference on Acoustics Speech and Signal Processing. Toulouse, France: IEEE, 2006: 872-875.
- [27] YIN B, WU M, STUDER C, et al. Implementation trade-offs for linear detection in large-scale MIMO systems[C]// Proceedings of the 2013 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Vancouver, Canada: IEEE, 2013: 2679-2683.
- [28] FERNANDES F, ASHIKHMEN A, MARZETTA T L. Inter-cell interference in noncooperative TDD large scale antenna systems[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2013, 31(2): 192-201.
- [29] SONG B, GUI L, ZHANG W. Comb type pilot aided channel estimation in OFDM systems with transmit diversity[J]. IEEE Transactions on Broadcasting, 2006, 52(1): 50-57.