

基于两阶段 LASSO-ADMM 算法的 半盲稀疏信道估计和数据检测

符洋森¹ 伍亮¹ 蒙亚捷¹ 姜军¹

FU Yangsen WU Liang MENG Yajie JIANG Jun

摘要

基于两阶段 LASSO ADMM 算法, 提出一种适用于多输入多输出 (MIMO) 系统的半盲稀疏信道估计和数据检测方法。在高信噪比 (SNR) 环境下, 现代无线通信中的传统信道估计方法, 如基于导频的方法和子空间方法, 常面临低频谱效率和适应性差的问题。为解决这一问题, 将信道估计和数据检测任务公式化为一个优化问题, 并通过两阶段 LASSO ADMM 算法求解。利用信道的稀疏性, 并通过减少对导频信号的依赖, 来提升系统的频谱效率; 同时, 通过两阶段优化, 增强了算法的准确性和鲁棒性。仿真结果表明, 与现有技术相比, 所提出的方法在多个 SNR 条件下显示出显著的性能优势, 不仅为大规模 MIMO 系统的信道估计和数据检测提供了新视角, 也为未来无线通信系统的设计提供了重要的理论支持。

关键词

多输入多输出 (MIMO); 信道估计; 数据检测; 两阶段 LASSO ADMM 算法; 信道稀疏性; 优化问题

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2024.08.001

0 引言

在现代无线通信系统中, 信道估计和数据检测是确保高效通信的关键任务之一。学者们已经提出了不同的联合信道和数据估计方法^[1-2]。此外, 在许多无线通信中, 越来越多的实验研究表明, 许多实际信道表现出稀疏性, 因为延迟扩展可能很大, 但可区分的多径延迟数量通常很小。在这种情况下, 应该考虑稀疏信道估计。

尤其在多输入多输出 (MIMO) 系统中, 准确的信道估计对于数据的可靠传输和高速率传输至关重要。传统的信道估计方法, 如基于导频的方法在某些环境下表现出色, 但在资源受限或高动态环境中则面临挑战。这些方法常需大量导频信号以确保估计的准确性, 从而牺牲了传输有效数据的带宽。

为了解决这一问题, 最近的研究主要集中在导频复用, 以及在考虑导频污染的情况下, 利用线性估计和均衡方法最大化信噪比^[3-8]。虽然这种方法的复杂性相对较低, 但只有在大量访问点天线服务于数量少得多的终端的情况下, 它们才能实现高频谱效率^[9-12]。换句话说, 当用户设备的数量接近甚至超过访问点天线的数量时, 性能会大幅下降, 特别是当依赖线性信道估计和数据检测方法时^[13]。

随着无线网络环境的复杂化和用户需求的增加, 传统信道估计方法的局限性逐渐显现。尤其是在高密度网络和大规模 MIMO 系统中, 需要更高的频谱效率和更低的时延。子空间方法, 如 K. Abed-Meraim 等人^[14]和 Liu 等人^[15]的研究表明, 尽管能够利用信号的统计特性进行信道估计, 但在实时处理和低信噪比环境下表现不佳, 其计算复杂性高, 且难以适应快速变化的信道条件。

为应对这些挑战, 本文提出了一种基于两阶段 LASSO ADMM 算法的半盲稀疏信道估计和数据检测方法。此方法利用信道的稀疏性减少导频信号的需求, 以提升频谱效率而不牺牲系统性能。将信道估计和数据检测问题公式化为一个优化问题, 并通过两阶段 LASSO ADMM 算法进行求解, 从而提高估计的精度和鲁棒性。这种方法的优越性在多个信噪比条件下已通过仿真得到验证, 显示出与现有技术相比显著的性能优势。

分布式优化算法, 如交替方向乘法 (ADMM), 因其高效处理大规模优化问题的能力而被广泛应用于信号处理和机器学习领域。本研究进一步探索 ADMM 在信道估计和数据检测中的应用, 尤其是在处理由于信道稀疏性而产生的非凸优化问题时, 如何通过 LASSO 问题的改进形式, 实现更精确的信道和数据估计。

总之, 本文不仅提供了一种新的信道估计和数据检测方法, 而且通过广泛的仿真验证, 展示了该方法在不同信号和信道条件下的有效性和优越性。希望本研究能为未来无线通

1. 西藏大学信息科学技术学院 西藏拉萨 850000

[基金项目] 国家自然科学基金资助项目“融合语义信息的非法发射源检测与实时协同定位”(62261051)

信系统的信道估计和数据检测提供有价值的参考。

1 系统模型

在一个多输入多输出 (MIMO) 卷积通信系统中, 若系统配置有 N_t 个发送天线和 N_r 个接收天线, 多个发送端通过天线向多个接收端发送信息, 其中每个接收端都配备有多个天线。这种配置利用空间多样性来提高信号的可靠性和通信质量。因此, 第 r 个接收天线接收到的信号可表示为:

$$y_r(k) = \sum_{t=1}^{N_t} \sum_{n=0}^M h_{r,t}(n) s_t(k-n) + v_r(k) \quad (1)$$

式中: $y_r(k)$ 是第 r 个接收天线在时刻 k 接收到的信号, $h_{r,t}(n)$ 是第 t 个接收天线和发送天线 r 之间的信道冲击响应, $s(k)$ 是在时刻 k 发送的信号, $v_r(k)$ 是方差为 σ_v^2 的高斯白噪声。

在 MIMO 系统中, 接收到的信号可以用矩阵形式表示, 便于处理和分析:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{H}\mathbf{S} + \mathbf{V} \quad (2)$$

式中: $\mathbf{Y}$ 为接收信号矩阵, 其维度为 $N_r \times N_s$, 其中 N_s 是接收信号的样本数。

$\mathbf{H}$ 为信道矩阵, 维度为 $N_r \times (M+1)N_t$, 每一行代表从发送天线到对应接收天线的信道冲击响应。

$\mathbf{S}$ 为发送信号矩阵, 维度为 $(M+1)N_t \times N_s$, 代表了经过卷积处理的发送信号。

$\mathbf{V}$ 为噪声矩阵, 同样的维度为 $N_r \times N_s$, 代表在每个接收天线上加性高斯白噪声的影响。

2 问题描述

2.1 半盲信道估计问题的介绍

在实际应用中, 为了进行信道估计和数据检测, 系统会发送一系列已知的训练序列 (即导频信号), 随后跟随未知的数据信号。这种情况下, 利用已知的训练序列和未知数据信号进行信道估计的过程称为半盲信道估计。

训练序列和接收到的训练序列分别标记为 $\mathbf{S}_p$ 和 $\mathbf{Y}_p$, 整个发送和接收信号可扩展为:

$$\bar{\mathbf{S}} = [\mathbf{S}_p, \mathbf{S}] \quad (3)$$

$$\bar{\mathbf{Y}} = [\mathbf{Y}_p, \mathbf{Y}] \quad (4)$$

半盲信道估计的目标是利用部分已知的训练序列 $\mathbf{S}_p$ 和全部接收信号 $\bar{\mathbf{Y}}$ 来估计信道矩阵和未知数据信号 $\mathbf{S}$ 。

2.2 问题公式化

在多输入多输出 (MIMO) 卷积通信系统中, 信道估计和数据检测的主要任务是准确恢复接收信号的发送信号和信道特性。鉴于实际通信环境中信道的稀疏性, 本文提出使用两阶段 LASSO ADMM 算法来解决此问题。下面是对问题的形式化详细描述。

问题建立在将信道稀疏性作为先验信息的基础上, 联合

信道估计和数据恢复的问题被考虑在内。此外, 假设发射机和接收机已知一些数据符号 (导频信号)。因此, 构建一个包含所有可用模型信息和需求的优化问题 (OP)。该优化问题由数据匹配函数的估计误差和正则化 (惩罚) 项组成, 这些项在解中促进先验已知的结构。具体而言, 优化问题定义为:

$$\underset{\mathbf{H}, \mathbf{S}}{\text{minimize}} \frac{1}{2} \|\bar{\mathbf{Y}} - \mathbf{H}\bar{\mathbf{S}}\|_F^2 + \lambda \|\mathbf{H}\|_1 \quad (5)$$

式中: $\|\cdot\|_F$ 表示 Frobenius 范数, 用于量化接收信号与通过信道矩阵和发送信号矩阵卷积得到的信号之间的误差。 $\|\mathbf{H}\|_1$ 表示 $\mathbf{H}$ 矩阵中所有元素的绝对值之和, 此项通过引入促进信道矩阵的稀疏性。 λ 是正则化参数, 用于平衡误差项和稀疏性惩罚项的权重。

而 $\|\bar{\mathbf{Y}} - \mathbf{H}\bar{\mathbf{S}}\|_F^2$ 可以表示为数据 (盲) 和基于导频的术语的总和:

$$\begin{aligned} \|\bar{\mathbf{Y}} - \mathbf{H}\bar{\mathbf{S}}\|_F^2 &= [\mathbf{Y}_p, \mathbf{Y}] - \mathbf{H}[\mathbf{S}_p, \mathbf{S}]_F^2 \\ &= \|\mathbf{Y}_p - \mathbf{H}\mathbf{S}_p\|_F^2 + \|\mathbf{Y} - \mathbf{H}\mathbf{S}\|_F^2 \end{aligned} \quad (6)$$

3 两阶段 LASSO-ADMM 算法

通过两阶段 LASSO ADMM 算法求解上述优化问题。首先, 将信道估计和数据检测问题转化为 LASSO 形式, 并通过 ADMM (交替方向乘子法) 进行求解。该算法分为以下两个阶段进行。

第一阶段: 利用 ADMM 算法求解 LASSO 问题的第一步, 通过交替优化 $\mathbf{H}$ 和 $\mathbf{S}$, 并利用 LASSO 模型中的稀疏性约束来初步估计信道和数据。

第二阶段: 基于第一阶段的结果, 进一步细化信道和数据的估计。考虑到第一阶段的估计可能由于模型假设和噪声的影响而不够精确, 通过调整正则化参数并重新执行 ADMM 算法来提高估计的准确性。为了解决提出的优化问题, 采用了两阶段 LASSO ADMM 算法。以下是该算法详细的求解步骤和变量更新迭代的公式。

3.1 LASSO-ADMM 算法介绍

首先, 为基准测试, 可以通过使用广泛应用的 ADMM 方法来优化等式 (5) 给出的优化问题。为此, 优化问题 (5) 可以重新表述为适用于 ADMM 求解的形式。具体的 LASSO 优化问题如下:

$$\underset{\mathbf{A}, \mathbf{B}, \mathbf{S}}{\text{minimize}} \frac{1}{2} \|\bar{\mathbf{Y}} - \mathbf{A}\bar{\mathbf{S}}\|_F^2 + \lambda \|\mathbf{B}\|_1 \quad (7)$$

$$\text{subject to } \mathbf{A} = \mathbf{B} \quad (8)$$

增广拉格朗日函数 $L(\mathbf{A}, \mathbf{B}, \mathbf{S}, \boldsymbol{\Pi})$ 定义为:

$$\begin{aligned} L(\mathbf{A}, \mathbf{B}, \mathbf{S}, \boldsymbol{\Pi}) &= \frac{1}{2} \|\bar{\mathbf{Y}} - \mathbf{A}\bar{\mathbf{S}}\|_F^2 + \lambda \|\mathbf{B}\|_1 \\ &\quad + \text{tr}(\boldsymbol{\Pi}^H (\mathbf{A} - \mathbf{B})) + \frac{c}{2} \|\mathbf{A} - \mathbf{B}\|_F^2 \end{aligned} \quad (9)$$

式中：矩阵 π 是对偶变量（拉格朗日乘子），其将约束添加到成本函数，并且 c 是正常数。在 ADMM 框架内，变量更新如下：

$$A^{t+1} = \arg \min_A L(A, B^t, S^t, \Pi^t) \quad (10)$$

$$B^{t+1} = \arg \min_B L(A^{t+1}, B, S^t, \Pi^t) \quad (11)$$

$$S^{t+1} = \arg \min_S L(A^{t+1}, B^{t+1}, S, \Pi^t) \quad (12)$$

$$\Pi^{t+1} = \Pi^t + c(A^{t+1} - B^{t+1}) \quad (13)$$

上述 OP 的解决方案如下所示：

$$A^{t+1} = \left(\bar{Y} (\bar{S}^t)^H + c B^t - \Pi^t \right) \left(\bar{S}^t (\bar{S}^t)^H + c I \right)^{-1} \quad (14)$$

$$B^{t+1} = S \frac{\mu}{c} \left(A^{t+1} + \frac{(\Pi^t)^H}{c} \right) \quad (15)$$

$$s^{t+1} = \left((\tilde{A}^{t+1})^H \tilde{A}^{t+1} \right)^{-1} (\tilde{A}^{t+1})^H y \quad (16)$$

式中： $s^{t+1} = \text{vec}(S^{t+1})$ ， $\tilde{A} = I \otimes A$ 。其中， $\otimes$ 为 Kronecker 积， $\text{vec}(\cdot)$ 为矩阵向量化算子。

算法 1 LASSO-ADMM Algorithm

输入： $Y, \lambda, c, \varepsilon, \text{max_iter}$ 。

输出： H, S 。

初始化： $A, B, \eta, k = 0$

迭代过程：

while $k < \text{max_iter}$ 且不收敛

$A \leftarrow \arg \min_A$ 。

$B \leftarrow \arg \min_B$ 。

$S \leftarrow \arg \min_S$ 。

$\eta \leftarrow \eta + c(A - B)$ 。

如果 $\|\eta_{\text{new}} - \eta_{\text{old}}\| < \varepsilon$ ，则收敛 = truck $\leftarrow k+1$ // 递增迭代计数器（迭代计数器 k 自增）。

3.2 Two-LASSO-ADMM 算法介绍

在大规模 MIMO 系统中，信号检测与信道估计问题可通过采用 Two-LASSO-ADMM 算法得到有效解决。此算法包含两个阶段，确保处理的高效性和精确性。在第一阶段，主要通过交替方向乘子法（ADMM）解决 LASSO 问题，初步估计信道矩阵 H 。ADMM 迭代过程中，通过逐步更新对偶变量和原始变量，利用 LASSO 模型的稀疏性约束和发送的导频符号，以实现信道矩阵 H 的稀疏估计。

在获取初步信道矩阵 H 后，算法通过 LASSO-ADMM 进一步估计数据信号 S 。第二阶段基于第一阶段的结果，细化信道矩阵 H 与数据信号 S 的估计。此阶段调整算法中的正则化参数，以优化 LASSO 问题的解决方案。在 LASSO 的首次迭代后，位于决策区域中间（灰色区域）且不处于任何预

定义阈值 τ 范围内的符号，不会立即被舍入到最近的符号，而是保留至算法的第二阶段再处理，以应用更复杂的判断逻辑确定其确切值。

通过此两阶段方法，Two-LASSO ADMM 算法不仅优化了第一阶段的输出，还在第二阶段进一步提升了检测精度和系统性能。虽然 Two-LASSO 在计算上较单阶段 LASSO 更复杂，但在高信噪比（SNR）环境下，需延迟至第二阶段处理的符号数量有限，使两种算法在计算复杂性上基本相当，能够在信道估计与数据检测中实现更精确的结果。

算法 2 Two-LASSO-ADMM Algorithm

输入： $A(1), B(1), S(1)$

// 从第一阶段 ADMM 算法获得的矩阵。

输出： H, S 。

while $k < \text{max_iter}$ 且未收敛 do

$A \leftarrow \arg \min_A L(A, B, S, \Pi)$ // 继续精细调整 A ，最小化增广拉格朗日函数

$B \leftarrow \arg \min_B (L(A, B, S, \Pi) + \text{additional_sparsity_penalty})$

// 推动 B 向更高的稀疏性，增加额外的稀疏性惩罚项

$S \leftarrow \arg \min_S L(A, B, S, \Pi)$ // 更新 S ，基于更新的 A 和 B

$\Pi \leftarrow \Pi + c \times (A - B)$ // 更新对偶变量 Π // 检查对偶变量的变化，判断是否已经收敛

if $\|\Pi_{\text{new}} - \Pi_{\text{old}}\| < \varepsilon$ then

converged = truck $\leftarrow k+1$ // 迭代次数增加

在高噪声或复杂数据特征的环境中，通过对 Two-LASSO-ADMM 算法第二阶段的精细调整，该算法表现出显著的性能提升。此阶段的优化不仅增强了模型的精确度，也提高了其对噪声的鲁棒性。特别是在信道估计和信号检测的应用中，第二阶段的精细调整步骤显著影响了整体系统性能。

总体而言，Two-LASSO-ADMM 算法的第二阶段通过对初步估计结果的再优化，为大规模 MIMO 系统中的信号检测提供了一种有效的处理方法。这种两阶段的处理策略不仅提升了算法性能，还增强了其在实际应用中的灵活性和适应性。

4 仿真结果分析

本节详细介绍了所提出的信道估计和数据检测方案的性能分析。初始化阶段，通过基于导频的方法估计通道系数，随后执行强制零均衡以获取初始数据值。为比较性能，采用完全基于导频的信道估计方法作为参照，并参照文献 [14] 和 [15] 中描述的基于子空间（SS）的方法以及 block coordinate descent（BCD）算法与所提出 Two-LASSO-ADMM 算法作比较。

模拟过程中，导频和数据符号使用 4-QAM 调制生成。

假设信道系数为独立同分布的单位功率、零均值高斯随机变量，通过在信道矩阵中随机选取 60% 的列为零来模拟信道的稀疏性。性能评估基于 100 次蒙特卡罗仿真的平均结果，主要通过归一化均方误差（NMSE）和平均符号错误率（SER）进行。所有模拟参数均详述于表 1，除非特别说明。

表 1 仿真参数设置

参数	数值
发射器数量	1
接收天线数量	20
数据符号数量	100
导频符号数量	10
信道的抽头数量	15
正则化参数	0.25

图 1 说明了随着 SNR 增加，各种估计方法的归一化均方误差（NMSE）如何变化。从图 1 中可以观察到以下几点。

- （1）使用导频的估计方法（方块线）在所有 SNR 水平上都有最低的 NMSE，表明在已知数据的情况下，性能最优。
- （2）所提出的 2-Lasso-ADMM 方法（星星线）在低 SNR 下表现得与全导频接近，并且随着 SNR 的增加，其性能显著提升。
- （3）ADMM（三角线）和 BCD（倒三角线）方法的性能介于 2-Lasso-ADMM 和子空间方法（十字线）之间。
- （4）子空间方法的性能在低 SNR 时较差，但随着 SNR 增加，其性能也逐渐提升。

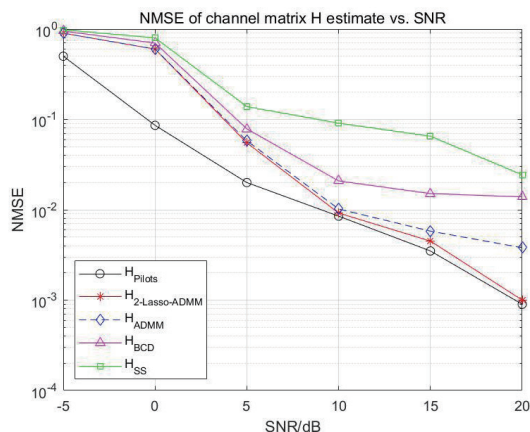


图 1 不同信噪比下信道矩阵 H 估计方法的性能比较

图 2 展示了数据矩阵 S 的估计 NMSE 随着 SNR 的变化。与信道矩阵 H 的估计类似，可以看到：导频估计（方块线）在所有 SNR 值上的 NMSE 最低；2-Lasso-ADMM 方法（星星线）在所有方法中性能较好，尤其在较高的 SNR 水平下；ADMM（三角线）和 BCD（倒三角线）表现出中等水平的性能；子空间方法（十字线）的性能在整个 SNR 范围内都是最差的。

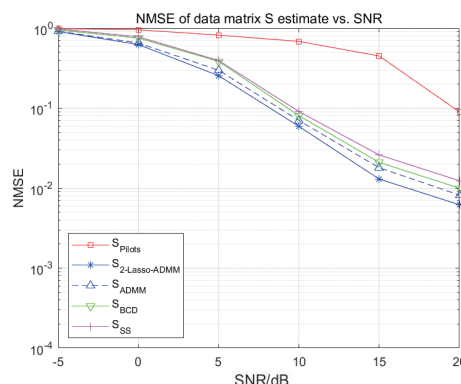


图 2 不同信噪比下数据矩阵 S 估计方法的性能比较

图 3 关注的是不同估计方法在不同 SNR 条件下的符号误差率（SER）。从图 3 中可以看出：导频估计（方块线）在高 SNR 条件下有最低的 SER，这符合预期，因为更多的信息是已知的；2-Lasso-ADMM（星星线）的 SER 性能跟随 SNR 的提高而显著改善，与导频估计方法的差距减小；ADMM（三角线）和 BCD（倒三角线）的性能差于 2-Lasso-ADMM，但仍然随着 SNR 的增加而改善；子空间方法（十字线）在所有 SNR 水平下的 SER 最高，这表明其估计的准确性是所有方法中最差的。

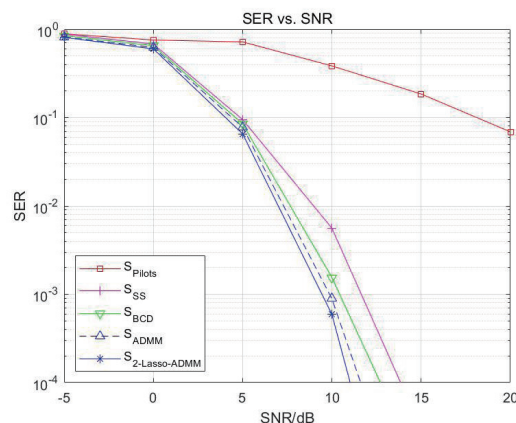


图 3 不同信噪比阈值下数据检测技术的符号误码率

综上所述，这三张图清晰地显示了所提出的 2-Lasso-ADMM 方法在信道和数据估计性能上具有竞争力，特别是在高 SNR 条件下，其性能接近于全导频估计方法。

5 结语

本研究详细介绍了针对多输入多输出（MIMO）系统所设计的半盲稀疏信道估计及数据检测方法。该方法基于两阶段 LASSO ADMM 算法，能够在高信噪比（SNR）环境下有效解决信道与数据估计问题，并在与传统导频基方法和子空间方法的对比中展现出其综合优势。尽管在已知数据的情况下，完全基于导频的方法在高 SNR 条件下性能最优，但其对导频信号的依赖可能会降低数据传输的效率。与之相对的是，

子空间方法虽然能够在多路径环境中处理大规模数据，但在低 SNR 条件下的表现并不理想，其高计算复杂度也限制了实时处理的能力。

本文提出的两阶段 LASSO ADMM 方法充分利用了信道的稀疏性质，在保证高估计精度的同时大幅减轻了计算负担。这一算法展示了显著的适应性，通过双阶段的处理策略提高了信道和数据估计的准确性，尤其是在高 SNR 条件下，其性能趋近于完全基于导频的方法。该方法在大规模 MIMO 系统中表现出的高效性和精确性，使其成为未来 5G 及更高级通信系统的合适选择。相较于基于导频的方法，本算法较为复杂，需要仔细设计初始化和迭代过程，并对正则化参数的选择十分敏感，以实现性能与计算复杂度的最优平衡。

总体而言，本研究提出的两阶段 LASSO ADMM 算法为 MIMO 系统中半盲信道估计和数据检测提供了一个高效的解决方案，通过优化稀疏信道和数据的表示并有效利用 ADMM 求解优化问题，极大提高了性能。未来的工作将致力于进一步探讨该算法在不同通信环境下的适应性和实用性，以及如何更有效地减少计算资源需求，以适应实际应用的需要。

参考文献:

- [1] PRASAD R, MURTHY C R, RAO B D. Joint channel estimation and data detection in MIMO-OFDM systems: a sparse Bayesian learning approach[J]. IEEE transactions on signal processing, 2015, 63: 5369-5382.
- [2] MISHRA A, JAGANNATHAM A K, HANZO L. Sparse Bayesian learning-aided joint sparse channel estimation and ML sequence detection in space-time trellis coded MIMO-OFDM systems[J]. IEEE transactions on communications, 2020, 68: 1132-1145.
- [3] BASHAR M, CUMANAN K, BURR A G, et al. Max-min rate of cell-free massive MIMO uplink with optimal uniform quantization[J]. IEEE transactions on communications, 2019, 67: 6796-6815.
- [4] MAI T C, NGO H Q, EGAN M, et al. Pilot power control for cell-free massive MIMO[J]. IEEE transactions on vehicular technology, 2018, 67: 11264-11268.
- [5] SABBAGH R, PAN C, WANG J. Pilot allocation and sum-rate analysis in cell-free massive MIMO systems[C]// 2018 IEEE International Conference on Communications, [Volume 1 of 8]. Piscataway: IEEE, 2018: 1-6.
- [6] DOAN T X, NGO H Q, DUONG T Q, et al. On the performance of multigroup multicast cell-free massive MIMO[J]. IEEE communications letters, 2017, 21: 2642-2645.
- [7] PARK S H, SIMEONE O, ELDAR Y C, et al. Optimizing pilots and analog processing for channel estimation in cell-free massive MIMO with one-bit ADCs[C]// 2018 IEEE 19th International Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communications, [v. 1]. Piscataway: IEEE, 2018: 1-5.
- [8] LIU H, ZHANG J, JIN S, et al. Graph coloring based pilot assignment for cell-free massive MIMO systems[J]. IEEE transactions on vehicular technology, 2020, 69: 9180-9184.
- [9] ATTARIFAR M, ABBASFAR A, LOZANO A. Modified conjugate beamforming for cell-free massive MIMO[J]. IEEE wireless communications letters, 2019, 8: 616-619.
- [10] ATZENI I, GOUDA B, TOLLI A. Distributed precoding design via over-the-air signaling for cell-free massive MIMO[J]. IEEE transactions on wireless communications, 2021, 20: 1201-1216.
- [11] BASHAR M, CUMANAN K, BURR A G, et al. Enhanced max-min SINR for uplink cell-free massive MIMO systems[C]// 2018 IEEE International Conference on Communications, [Volume 5 of 8]. Piscataway: IEEE, 2018: 3077-3082.
- [12] MARYOPI D, BASHAR M, BURR A. On the uplink throughput of zero forcing in cell-free massive MIMO with coarse quantization[J]. IEEE transactions on vehicular technology, 2019, 68: 7220-7224.
- [13] ATTARIFAR M, ABBASFAR A, LOZANO A. Random vs structured pilot assignment in cell-free massive MIMO wireless networks[C]// 2018 IEEE International Conference on Communications Workshops, [v. 1]. Piscataway: IEEE, 2018: 1-6.
- [14] ABED-MERAİM K, LOUBATON P, MOULINES E. A subspace algorithm for certain blind identification problems[J]. IEEE transactions on information theory, 1997, 43: 499-511.
- [15] LIU H, XU G. Closed-form blind symbol estimation in digital communications[J]. IEEE transactions on signal processing, 1995, 45: 2714-2723.

【作者简介】

符洋森 (2000—)，通信作者 (email: fuyangsen@icloud.com)，男，重庆垫江人，硕士研究生，研究方向：信号检测。

伍亮 (1999—)，男，四川广安人，硕士研究生，研究方向：强化学习。

蒙亚捷 (2000—)，男，贵州毕节人，硕士研究生，研究方向：联邦学习。

姜军 (1980—)，男，四川遂宁人，硕士研究生，副教授，硕士生导师，研究方向：无线智能通信。

(收稿日期: 2024-05-12)