

频偏下基于张量分解的联合设备活跃性检测和信道估计

渠瑞芸, 刘祖军, 黄蓓蕾

(西安电子科技大学通信工程学院, 陕西 西安 710071)

摘要: 在未来无线蜂窝网络中, 支持物联网 (IoT, Internet of things) 和机器类通信 (MTC, machine type communication) 的大规模接入成为关键性任务。为减少设备在接入时产生的碰撞和信令开销, 研究人员提出了免授权随机接入 (GF-RA, grant-free random access) 方案。在 GF-RA 中, 核心任务是联合设备活跃性检测和信道估计 (JADCE, joint active device detection and channel estimation)。在实际场景中, 低成本的 IoT 设备通常会使用廉价的晶体振荡器来降低生产成本, 产生的频率偏移严重影响了检测性能。而设备的零星活动模式使该联合检测问题可建模为一个大规模稀疏性约束问题。为避免频偏与信道的非线性耦合引入非凸性, 首先, 利用张量分解将接收信号从前导序列、信道和频偏的三维张量的角度进行建模, 随后, 利用交替最小二乘 (ALS, alternate least square) 方法对分解的子问题进行并行求解, 可同时获得设备活跃性、信道响应和频偏的估计值。同时, 为使子问题变得严格凸, 采用近端最小化 (PM, proximal minimization) 方法加入正则化约束, 提高算法的收敛性和稳定性。最后, 从天线数和前导序列长度两方面对所提算法的检测性能进行评估。仿真结果表明, 该算法在给定的天线数量和前导序列长度变化范围内, 漏检概率检测性能接近 1.0×10^{-3} , 信道估计归一化均方误差 (NMSE, normalized mean square error) 接近 1.0×10^{-6} 。与现有频偏下设备活跃性检测和信道估计的算法对比, 该算法在检测性能上有明显提升。

关键词: 物联网; 大规模接入; 联合设备活跃性检测和信道估计; 张量分解

中图分类号: TN926.1

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.2096-3750.2025.00424

Tensor decomposition based-joint active device detection and channel estimation under frequency offset

QU Ruiyun, LIU Zujun, HUANG Beilei

School of Telecommunications Engineering, Xidian University, Xi'an 710071, China

Abstract: In the future wireless cellular networks, the massive access supporting of the Internet of things (IoT) and machine type communication (MTC) has gradually become a pivotal requirement. To reduce collisions and signaling overhead generated by devices during access, grant-free random access (GF-RA) method has been proposed. In GF-RA, the critical task is the joint active device detection and channel estimation (JADCE). However, in practical scenarios, low-cost IoT devices are usually equipped with inexpensive crystal oscillators to reduce costs, thus the frequency offsets are inevitable and seriously degrade the JADCE performance. The sporadic activity pattern of the devices enables the JADCE to be formulated as a large-scale sparsity constraint problem. In order to avoid the non-convexity introduced by the nonlinear between the frequency offsets and the channels, firstly, tensor decomposition was used to model the received signal from the perspective of the preamble sequence, channel, and frequency offset. Then, the alternating least square (ALS) method was exploited to solve the decomposed subproblems in parallel, and the estimated values of device activities,

收稿日期: 2024-11-06; 修回日期: 2025-05-22

通信作者: 刘祖军, liuzujun@mail.xidian.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No. 62171345)

Foundation Item: The National Natural Science Foundation of China (No. 62171345)

channel response and frequency offsets could be obtained simultaneously. Moreover, in order to make the subproblem strictly convex, the proximal minimization (PM) method was used to add the regularization constraints, which improved the convergence and stability of the proposed JADCE algorithm. Finally, the detection performance of the proposed algorithm was evaluated based on the number of antennas and the length of the preamble sequence. The simulation results show that the proposed JADCE algorithm achieves a missed detection probability close to 1.0×10^{-3} within the given range of antenna numbers and the preamble sequence length variation, and approaches the normalized mean square error (NMSE) of channel estimation to 1.0×10^{-6} . Compared with the existing algorithms under the frequency offsets, the proposed algorithm has a significant improvement in detection performance.

Key words: IoT, massive access, JADCE, tensor decomposition

0 引言

随着移动互联网的迅速发展, 移动设备数量和移动数据流量呈现出爆发式增长的趋势^[1-2]。面向大规模物联网 (IoT, Internet of things) 和超密集覆盖等场景的需求, 未来的蜂窝移动通信不仅需要更高的网络吞吐量, 而且需要具备更强的设备接纳能力。大规模机器类通信 (mMTC, massive machine type communication) 是实现蜂窝物联网技术场景的下一代无线通信技术的重要用例, 设备数量的激增推动了大规模连接场景的出现^[3-4]。在此类场景中, 建立基站与设备之间的无线链路所面临的随机接入是一个巨大的挑战。现有的随机接入协议大多是基于授权的, 即设备获得基站授权进而在指定的资源内接入网络^[5]。然而, 其应用规模比物联网中大规模连接的预期要小得多。此外, 由于正交前导序列资源数量有限, 会产生严重的碰撞问题, 从而导致各类接入指标的恶化。因此, 为了应对基于授权的随机接入方法带来的信令开销和接入时延问题, 研究人员引入了免授权随机接入 (GF-RA, grant-free random access), 允许设备在没有基站许可的情况下直接将其唯一的前导序列传输到基站, 即允许其立即传输而无需复杂的握手程序^[6-7]。允许多个用户设备同时进行数据传输的方式提高了系统的整体效率, 同时也降低了接入时延, 但接收检测算法实现的复杂度也随之增加。在实际的免授权随机接入机制中, 由于 mMTC 的设备数量庞大, 为所有设备分配唯一的正交前导序列是难以实现的, 因此常采用非正交前导序列。此外, 基站在设备活跃性检测后需要准确获取用于解码上行信号和执行下行预编码的信道状态信息。因此, 联合设备活跃性检测和信道估计成为大规模免授权随机接入工作的关键任务之一^[8], 为解决该问题, 可以从大规模连接场景中设备的稀疏特性考虑。

在大规模连接场景中, 大部分设备在多数时间内处于休眠状态以提高能效, 只有少量的设备处于活跃状态^[9-10]。因此, 由于设备的零星活跃模式, 基于前导进行的联合设备活跃性检测和信道估计问题可以等效为大规模稀疏信号重构问题^[11]。解决这一问题的常用方法可分为基于压缩感知^[12-16]、协方差统计信息^[17-20]和深度学习^[21]三大类。基于压缩感知理论的算法能够有效利用活跃设备的稀疏性。文献[12]提出了迭代更新对当前残差有最大贡献的原子的正交匹配追踪 (OMP, orthogonal matching pursuit) 算法, 但对信号中存在的噪声较为敏感且需要已知稀疏度。针对这一问题, 文献[13]提出了稀疏度自适应匹配追踪 (SAMP, sparse adaptive matching pursuit) 算法, 通过变化的残差来进行稀疏度估计。文献[14]提出了基追踪去噪 (BPDN, basic pursuit de-noising) 算法, 有效地降低了信号中的噪声成分, 但该算法具有较高的计算复杂度。为了平衡计算复杂度与检测性能, 文献[15-16]提出了基于贝叶斯估计理论的近似消息传递 (AMP, approximately message passing) 算法, 通过参数的后验概率分布来迭代更新信号的估计, 但在实际场景中, 获得先验分布知识存在一定难度。而基于协方差统计信息的检测算法的主要思想是基站在配备大量天线时, 接收信号的协方差矩阵可以在空间域中准确估计^[17-21]。文献[19]提出了一种在没有活跃设备总数的先验信息的情况下检测活动设备并进行信道估计的策略。文献[20]将联合检测问题表述为仅通过样本协方差依赖于接收信号的最大似然估计问题, 并通过坐标下降等算法来进行求解。基于协方差统计信息的算法在处理大规模数据时会有较高的计算复杂度和硬件成本, 算法运行速度也会下降。基于深度学习的方法利用深度学习模型的非线性映射能力来学习信号的复杂特征从而实现信号恢复。文献[21]提出了

一种基于深度神经网络辅助消息传递的块稀疏贝叶斯学习 (DNN-MP-BSBL, deep neural network-aided message passing-based block sparse Bayesian learning) 算法进行联合检测问题求解。基于深度学习的模型通常需要大量的标记数据进行训练, 对数据量要求较高, 这可能会限制算法的应用。

上述检测算法均只考虑了理想同步的通信场景, 即每个设备都与基站 (BS, base station) 完全同步。但在实际物联网中, 大量的 IoT 设备通常采用低成本的晶体振荡器, 设备与基站之间产生的频率偏移 (以下简称为频偏) 与信道之间的非线性耦合会使得联合设备活跃性检测和信道估计的性能下降。在存在频偏的场景中, 文献[22]提出了基于 Lasso 和稀疏性约束方法的算法用于大规模活跃性检测。文献[23]将设备活跃性检测与频偏估计联合表述为最大似然估计 (MLE, maximum least estimation) 问题, 并使用块坐标下降 (BCD, block coordinate decent) 方法和快速傅里叶变换 (FFT, fast Fourier transform) 来求解。但以上所提出的算法均在二维矩阵空间对接收信号进行建模, 在问题求解过程中无法忽略频偏与信道之间的非线性耦合所带来的非凸性, 寻找全局最优解变得非常困难。为此, 基于张量能够保留数据的高维结构和相邻关系信息的特性^[24-26], 本文将存在频偏的场景中的接收信号从前导、频偏和信道的角度建模为一个三维的张量, 通过张量分解从不同维度对其进行分解, 以便同时提取与设备活跃性、信道响应和频偏相关的信息。同时, 通过交替最小二乘法对其分解的子问题进行更新迭代, 从而在不同维度上进行信号的处理。此外, 通过近端最小化方法为相邻迭代更新的因子矩阵添加额外的正则化项, 保证每次迭代都朝着损失函数减小的方向前进, 从而确保算法能够收敛到局部最优解甚至全局最优解。仿真结果表明,

与基于贝叶斯估计理论的 AMP 算法^[15]、基于协方差统计信息的 BCD 算法^[23]相比, 本文所提算法的设备活跃性检测和信道估计性能有明显提升。

1 系统模型

本文考虑一个单小区的蜂窝网络场景, 存在频偏的大规模接入中设备通信的系统模型如图 1 所示, 包含一个配备 M 根天线的基站 BS, N 个配置了单天线的 IoT 设备。

假设信道是块衰落的, 即信道在一个传输帧内是不变的。基站与设备 n 之间的信道向量表示为 $\mathbf{c}_n = \sqrt{g_n} \mathbf{h}_n \in \mathbf{C}^{M \times 1}$, 其中, $g_n \in \mathbf{R}^+$ 表示大尺度衰落衰减, $\mathbf{h}_n \in \mathbf{C}^{M \times 1}$ 表示归一化的零均值小尺度衰落。假设在每个相关块内只有 K 个设备被激活, 设备的活跃性指标定义为 α_n , $\alpha_n = 1$ 标识该设备处于活跃状态, 否则是不活跃的。每个设备被分配唯一的前导 $\mathbf{x}_n = [x_{n,1}, x_{n,2}, \dots, x_{n,L}]^T \in \mathbf{C}^{L \times 1}$, 通常情况下设备分配到的前导是非正交的, 且每一项均服从独立同分布的复高斯分布。由于前导序列的长度 L 通常会受到相干时间的限制, 且在大规模连接场景中潜在设备的总数 N 可能非常大, 因此通常有 $L \ll N$ 。假设第 n 个设备和 BS 之间的频偏为 $\Delta\omega_n = 2\pi\Delta f_n T$, 其中, Δf_n 是以 Hz 为单位的频率偏移, T 是采样周期, 则第 n 个设备与基站之间的频偏向量定义为 $\mathbf{w}(\Delta\omega_n) = [1, e^{j\Delta\omega_n}, \dots, e^{j(L-1)\Delta\omega_n}]^T \in \mathbf{C}^{L \times 1}$ 。则基站端接收到的前导信号 $\mathbf{Y} \in \mathbf{C}^{L \times M}$ 为

$$\mathbf{Y} = \sqrt{\rho} \sum_{n \in N} \text{diag}(\mathbf{x}_n) \mathbf{w}(\Delta\omega_n) \alpha_n \mathbf{c}_n^T + \mathbf{Z} = \sqrt{\rho} \sum_{n \in N} \begin{bmatrix} x_{n,1} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & x_{n,2} & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & 0 \\ 0 & \dots & 0 & x_{n,L} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ e^{j\Delta\omega_n} \\ \vdots \\ e^{j(L-1)\Delta\omega_n} \end{bmatrix} \alpha_n \mathbf{c}_n^T + \mathbf{Z} \quad (1)$$

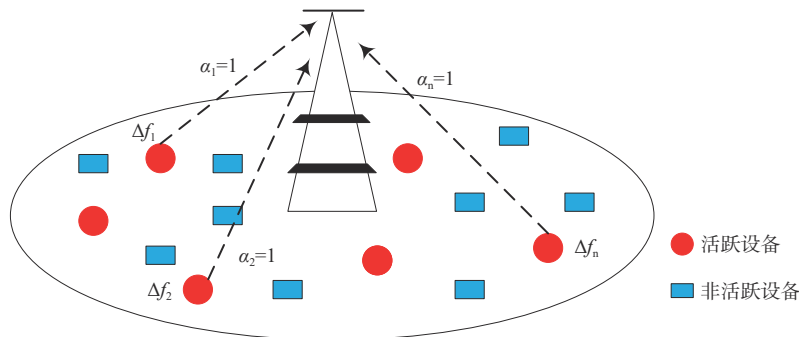


图 1 存在频偏的大规模接入中设备通信的系统模型

其中, ρ 是系统信噪比, $\mathbf{Z} \in \mathbf{C}^{L \times M}$ 是加性高斯白噪声, 且所有元素服从 $\text{CN}(0, \sigma^2)$, σ^2 是噪声方差。存在频偏的场景中的联合设备活跃性检测和信道估计问题可建模为

$$\begin{aligned} \min_{\{\alpha_n, \mathbf{H}_n, \mathbf{w}(\Delta\omega_n)\}} & \left\| \mathbf{Y} - \sqrt{\rho} \sum_{n=1}^N \text{diag}(\mathbf{x}_n) \mathbf{w}(\Delta\omega_n) \alpha_n \mathbf{c}_n^T \right\|_{\text{F}}^2 \\ \text{s.t. } & \Delta\omega_n \in [-\pi, \pi], \alpha_n \in \{0, 1\}, \sum_{n=1}^N \alpha_n \leq K \end{aligned} \quad (2)$$

其中, $\|\cdot\|_{\text{F}}$ 为 Frobenius 范数运算, 约束 $\Delta\omega_n \in [-\pi, \pi]$ 表示频率偏移集 $\{\Delta\omega_n\}_{n=1}^N$ 的搜索空间为 $[-\pi, \pi]$ 。约束 $\alpha_n \in \{0, 1\}$ 表明了设备的活跃状态, 约束 $\sum_{n=1}^N \alpha_n \leq K$ 表明活跃设备的最大数量可根据大规模连接场景预先设置匹配。在该优化问题中, $\mathbf{w}(\Delta\omega_n)$ 与其他项之间的乘积运算引入了额外的非线性, 增加了优化问题的非凸性, 此时可能存在多个局部最优解。因此, 寻找该问题最优解的过程变得更困难, 解决联合检测问题的计算复杂度和计算时间可能会大大增加, 传统的算法难以适用于此场景。

2 大规模联合设备活跃性检测和信道估计

为解决上述存在频偏情况下联合设备活跃性与信道估计问题, 本文通过张量分解对上述问题进行分解, 并行地提取与前导、信道和频偏相关的信息, 可以避免信道与频偏耦合所带来的非凸性。同时, 利用交替最小二乘法对分解的子问题进行迭代求解, 并使用近端最小化方法为其添加正则化约束, 保证其能收敛到最小值。

2.1 基于张量分解的问题建模

根据 $\mathbf{x}_n \in \mathbf{C}^{L \times 1}$ 、 $\mathbf{w}(\Delta\omega_n) \in \mathbf{C}^{L \times 1}$ 和 $\mathbf{c}_n \in \mathbf{C}^{M \times 1}$, 将式(1)中的接收信号写为张量信号的形式如式(3)所示。

$$\mathbf{X} = \sum_{i=1}^N \mathbf{x}_n \circ \mathbf{c}_n \circ \mathbf{w}(\Delta\omega_n) + \boldsymbol{\psi} \quad (3)$$

其中, $\boldsymbol{\psi} \in \mathbf{C}^{L \times L \times M}$, “ \circ ” 代表外积。向量外积定义向量 $\mathbf{a} \in \mathbf{C}^{J \times 1}$ 和向量 $\mathbf{b} \in \mathbf{C}^{J \times 1}$ 的外积可得一个秩-1 矩阵, 即

$$\mathbf{a} \circ \mathbf{b} = \mathbf{a}\mathbf{b}^T \in \mathbf{C}^{J \times J} \quad (4)$$

定义一个 N 阶的秩-1 张量可以写成 N 个向量的外积, 即

$$\mathbf{X} = \mathbf{x}_1 \circ \mathbf{x}_2 \circ \cdots \circ \mathbf{x}_N \quad (5)$$

其中, $\mathbf{x}_n \in \mathbf{C}^{L \times 1}$, $n = 1, 2, \dots, N$ 。

此时, 式(2)所建模的联合检测问题可写为

$$\min_{\mathbf{x}_n, \mathbf{c}_n, \mathbf{w}(\Delta\omega_n)} \left\| \mathbf{X} - \hat{\mathbf{X}} \right\|_{\text{F}}^2 \quad (6)$$

将三阶张量 \mathbf{X} 的切片 $\mathbf{X}_{:,k}$ 、 $\mathbf{X}_{:,j}$ 和 $\mathbf{X}_{:,m}$ 写成矩阵的形式, 可得

$$\mathbf{X}_{:,k} = \mathbf{W}\mathbf{D}_k(\mathbf{A})\mathbf{H}^T + \boldsymbol{\psi}_{:,k}, k = 1, \dots, L \quad (7)$$

$$\mathbf{X}_{:,j} = \mathbf{H}\mathbf{D}_j(\mathbf{W})\mathbf{A}^T + \boldsymbol{\psi}_{:,j}, j = 1, \dots, L \quad (8)$$

$$\mathbf{X}_{:,m} = \mathbf{A}\mathbf{D}_m(\mathbf{H})\mathbf{W}^T + \boldsymbol{\psi}_{:,m}, i = 1, \dots, M \quad (9)$$

其中, $\boldsymbol{\psi}_{:,k}$ 、 $\boldsymbol{\psi}_{:,j}$ 和 $\boldsymbol{\psi}_{:,m}$ 分别代表不同切片对应的噪声矩阵。将 L 个子剖面按列进行排列, 则可得矩阵为

$$\mathbf{Y}_{(1)} = \mathbf{A}(\mathbf{H} \odot \mathbf{W})^T + \boldsymbol{\psi}_{(1)} \quad (10)$$

$$\mathbf{Y}_{(2)} = \mathbf{W}(\mathbf{A} \odot \mathbf{H})^T + \boldsymbol{\psi}_{(2)} \quad (11)$$

$$\mathbf{Y}_{(3)} = \mathbf{H}(\mathbf{W} \odot \mathbf{A})^T + \boldsymbol{\psi}_{(3)} \quad (12)$$

其中, \odot 代表矩阵的 Khatri-Rao 积, $\boldsymbol{\psi}_{(1)}$ 、 $\boldsymbol{\psi}_{(2)}$ 和 $\boldsymbol{\psi}_{(3)}$ 分别为对应的噪声矩阵。矩阵 $\mathbf{V} \in \mathbf{C}^{M \times R}$ 和 $\mathbf{B} \in \mathbf{C}^{P \times R}$ 的 Khatri-Rao 积定义为

$$\mathbf{V} \odot \mathbf{B} = [\mathbf{a}_1 \otimes \mathbf{b}_1, \mathbf{a}_2 \otimes \mathbf{b}_2, \dots, \mathbf{a}_R \otimes \mathbf{b}_R] \in \mathbf{C}^{MP \times R} \quad (13)$$

其中, 加载矩阵 $\mathbf{A} = [\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_N] \in \mathbf{C}^{L \times N}$ 表示前导矩阵, $\mathbf{W} = [\mathbf{w}(\Delta\omega_1), \mathbf{w}(\Delta\omega_2), \dots, \mathbf{w}(\Delta\omega_N)] \in \mathbf{C}^{L \times N}$ 表示频偏矩阵, $\mathbf{H} = [\alpha_1 \mathbf{c}_1, \alpha_2 \mathbf{c}_2, \dots, \alpha_N \mathbf{c}_N] \in \mathbf{C}^{M \times N}$ 表示信道矩阵, 分别代表了张量 \mathbf{X} 在前导序列、频偏和信道上的特征信息。

2.2 基于张量分解的联合活跃性检测和信道估计算法

为求解式(6)的联合检测问题, 本节拟通过使用交替最小二乘法 (ALS, alternating least square)^[27] 交替迭代最小化张量重构误差来逼近最优解, 并加入正则化约束使其能够收敛到最小值。

使用交替最小二乘法可把该优化问题划分成几个独立的子问题, 交替地优化每个子问题的损失函数。对于分解子问题的参数矩阵 \mathbf{A} 、 \mathbf{W} 和 \mathbf{H} 而言, 在每次迭代过程中轮流保持其中两个不变, 对另一个进行最小二乘求解, 不断迭代更新这个过程直到满足停止准则为止。固定式(10)~式(12)中的任意两个矩阵来求解另一个矩阵, 即相当于求解一个线性最小二乘问题。因而求解整个问题共需求解 3 个优化子问题, 其中, 求解单一参数的子问题是一个凸优化问题, 所要求解的子问题为

$$\min_{\mathbf{A}} \left\| \mathbf{Y}_{(1)} - \mathbf{A}(\mathbf{H} \odot \mathbf{W}) \right\|_{\text{F}}^2 \quad (14)$$

$$\min_W \left\| \mathbf{Y}_{(2)} - \mathbf{W}(\mathbf{A} \odot \mathbf{H}) \right\|_F^2 \quad (15)$$

$$\min_H \left\| \mathbf{Y}_{(3)} - \mathbf{H}(\mathbf{W} \odot \mathbf{A}) \right\|_F^2 \quad (16)$$

通过求解子问题式(14)~式(16)可得接收信号在前导、频偏和信道维度上的因子矩阵, 利用迭代优化有助于提取不同维度上的信息。对于子问题式(16)的求解可得与活跃性和信道响应相关最终矩阵 $\hat{\mathbf{H}}$, 可以通过检查每一列向量是否全为零来确定其活跃性指标。即

$$\alpha_n = \begin{cases} 0, & \sum_{i=1}^M |\hat{H}_{i,n}|^2 = 0 \\ 1, & \sum_{i=1}^M |\hat{H}_{i,n}|^2 > 0 \end{cases} \quad (17)$$

其中, $\hat{H}_{i,n}$ 是 $\hat{\mathbf{H}}$ 的第*i*行第*n*列元素。同时, 可得其信道响应为

$$c_n = \begin{cases} \hat{\mathbf{H}}(:, n), & \alpha_n = 1 \\ 0, & \alpha_n = 0 \end{cases} \quad (18)$$

ALS算法简单易实现, 但只给出了一个使最小化目标函数慢慢停止减少的解, 通常需要很多次迭代才能收敛, 且难以保证收敛到最小值。因此, 本文考虑通过近端最小化方法加入正则化约束条件, 即惩罚当前的因子矩阵与上一次迭代的因子矩阵之间的误差(即近端最小化方法)^[28], 通过加入惩罚项使函数严格凸。假设 \mathbf{A}^{k+1} 、 \mathbf{W}^{k+1} 和 \mathbf{H}^{k+1} 分别表示当前次迭代的因子矩阵, \mathbf{A}^k 、 \mathbf{W}^k 和 \mathbf{H}^k 分别表示上一次迭代的因子矩阵, 则子优化问题变为式(19)~式(21)。

$$\mathbf{A}^{k+1} = \arg \min_A \left\| \mathbf{Y}_{(1)} - \mathbf{A}(\mathbf{H}^k \odot \mathbf{W}^k) \right\|_F^2 + \tau_1 \left\| \mathbf{A} - \mathbf{A}^k \right\|_F^2 \quad (19)$$

$$\mathbf{W}^{k+1} = \arg \min_W \left\| \mathbf{Y}_{(2)} - \mathbf{W}(\mathbf{A}^k \odot \mathbf{H}^k) \right\|_F^2 + \tau_2 \left\| \mathbf{W} - \mathbf{W}^k \right\|_F^2 \quad (20)$$

$$\mathbf{H}^{k+1} = \arg \min_H \left\| \mathbf{Y}_{(3)} - \mathbf{H}(\mathbf{W}^k \odot \mathbf{A}^k) \right\|_F^2 + \tau_3 \left\| \mathbf{H} - \mathbf{H}^k \right\|_F^2 \quad (21)$$

其中, τ_1 、 τ_2 和 τ_3 分别是子问题的惩罚系数, 取值一般和噪声水平成正比。

由式(19)~式(21)可见, 本文所提算法将频偏和信道进行解耦, 通过交替迭代因子矩阵进行求解, 有效地避免了频偏与信道之间的耦合所带来的非线性。而上文中提到的近似消息传递AMP算法、基于协方差统计信息的块坐标下降BCD算法均是通过

频偏划分网格进行离散化来搜索频偏进行, 信道与频偏的耦合带来的非线性会明显影响检测性能。

以式(19)中的子问题为例, 其解推导如下。

令 $S = \left\| \mathbf{Y}_{(1)} - \mathbf{A}(\mathbf{H}^k \odot \mathbf{W}^k) \right\|_F^2 + \tau_1 \left\| \mathbf{A} - \mathbf{A}^k \right\|_F^2$, 对其两边同时求偏导可得

$$\frac{\partial S}{\partial \mathbf{A}} = 2 \left[\mathbf{Y}_{(1)} - \mathbf{A}(\mathbf{H}^k \odot \mathbf{W}^k) \right]^T \left[-(\mathbf{H}^k \odot \mathbf{W}^k) \right] + 2\tau_1 (\mathbf{A} - \mathbf{A}^k) \quad (22)$$

令式(22)中 $\partial S / \partial \mathbf{A} = 0$, 即有

$$\mathbf{A} \left[(\mathbf{H}^k \odot \mathbf{W}^k)^T (\mathbf{H}^k \odot \mathbf{W}^k) + \tau_1 \mathbf{I} \right] = \mathbf{Y}_{(1)} (\mathbf{H}^k \odot \mathbf{W}^k) + \tau_1 \mathbf{A}^k \quad (23)$$

根据Khatri-Rao乘积的性质^[26], 即

$$(\mathbf{A} \odot \mathbf{B})^T (\mathbf{A} \odot \mathbf{B}) = (\mathbf{A}^T \mathbf{A}) \oplus (\mathbf{B}^T \mathbf{B}) \quad (24)$$

$$(\mathbf{A} \odot \mathbf{B})^{-1} = ((\mathbf{A}^T \mathbf{A}) \oplus (\mathbf{B}^T \mathbf{B}))^{-1} (\mathbf{A} \odot \mathbf{B})^T \quad (25)$$

其中, \oplus 是矩阵的Hadamard积。可求得当前迭代的因子矩阵 \mathbf{A}^{k+1} 为

$$\mathbf{A}^{k+1} = \left[\mathbf{Y}_{(1)} (\mathbf{H}^k \odot \mathbf{W}^k) + \tau_1 \mathbf{A}^k \right] \left[((\mathbf{H}^k)^T \mathbf{H}^k) \oplus ((\mathbf{W}^k)^T \mathbf{W}^k) + \tau_1 \mathbf{I} \right]^{-1} \quad (26)$$

在式(26)中, 仅需要计算一个 $N \times N$ 维而不是 $N^2 \times L$ 维的伪逆矩阵, 极大地降低了计算复杂度。同理, 其他子问题的当前迭代因子矩阵为

$$\mathbf{W}^{k+1} = \left[\mathbf{Y}_{(2)} (\mathbf{A}^k \odot \mathbf{H}^k) + \tau_2 \mathbf{W}^k \right] \left[((\mathbf{A}^k)^T \mathbf{A}^k) \oplus ((\mathbf{H}^k)^T \mathbf{H}^k) + \tau_2 \mathbf{I} \right]^{-1} \quad (27)$$

$$\mathbf{H}^{k+1} = \left[\mathbf{Y}_{(3)} (\mathbf{W}^k \odot \mathbf{A}^k) + \tau_3 \mathbf{H}^k \right] \left[((\mathbf{W}^k)^T \mathbf{W}^k) \oplus ((\mathbf{A}^k)^T \mathbf{A}^k) + \tau_3 \mathbf{I} \right]^{-1} \quad (28)$$

除此之外, 根据秩的特性

$$\text{rank}(\mathbf{A} \otimes \mathbf{B}) = \text{rank}(\mathbf{A}) \text{rank}(\mathbf{B}) \quad (29)$$

对于三阶张量 $\chi \in \mathbf{C}^{L \times L \times M}$ 而言, 其中, M 代表天线数量, L 是前导的长度, 其最大秩(即可获得的最大秩)要满足如下弱上界^[29-30]

$$\text{rank}(\mathbf{X}) \leq \min \{L^2, LM, LM\} \quad (30)$$

因此, 本文所提算法在设计时需要满足 $N \leq LM$ 。基于张量分解的联合设备活跃性检测和信道估计算法如算法1所示。

本文所提算法通过依次固定其中两个因子矩阵, 利用最小化损失函数来更新另外一个因子矩阵, 由于每次只需要优化一个因子矩阵, 可以并行求解子问题, 能够有效地提取张量接收信号在频偏、信道和前导这3个不同维度上的信息。同时, 现有算法^[23]通过划分网格进行频偏离散化, 并利用网格搜索、梯度下降等方法进行频偏搜索以寻找最佳匹配频偏值, 这种方法相对简单且易实现, 但随

着频率范围和网格密度的增加，其计算量会急剧增加。而且其性能受限于网格的密度，如果网格过于稀疏，可能无法获得足够准确的频偏值。但本文算法在交替迭代的过程中，通过不断地迭代优化因子矩阵来使重构张量逼近原始张量信号，即不断地计算与之最接近的最小二乘解，因此，频偏通过迭代逼近来进行估计，计算复杂度与频偏离散化网格密度等因素无关，运行速度要比划分网格搜索频偏快很多。此外，现有算法均是在矩阵空间进行建模，并且信道与频偏的耦合引入了额外的非线性，本文所提算法基于张量建模并将频偏与信道进行了解耦，有效地避免了耦合带来的非凸性。

算法1 基于张量分解的联合设备活跃性检测和信道估计算法

输入 设备总数 N ，活跃设备数 K ，天线集合 M_{set} ，前导长度 L ，迭代次数 iter

输出 活跃性指标 $\{\alpha_n\}$ ，信道响应 \mathbf{c}_n ，频偏 $\mathbf{w}(\Delta\omega_n)$

初始化漏检概率 P_{MD} 、漏检次数 N_{MD} 、虚警概率 P_{FA} 和虚警次数 N_{FA} 均为 0；

for $i = 1, \dots, \text{iter}$ **do**

 初始化 $\mathbf{A}^0, \mathbf{W}^0, \mathbf{H}^0$ ；

for $k = 1, \dots, \text{iter}$ **do**

$$\begin{aligned} \mathbf{A}^{k+1} &= [\mathbf{Y}_{(1)}(\mathbf{H}^k \odot \mathbf{W}^k) + \tau_1 \mathbf{A}^k] \\ & [((\mathbf{H}^k)^T \mathbf{H}^k) \oplus ((\mathbf{W}^k)^T \mathbf{W}^k) + \tau_1 \mathbf{I}]^{-1}; \\ \mathbf{W}^{k+1} &= [\mathbf{Y}_{(2)}(\mathbf{A}^{k+1} \odot \mathbf{H}^k) + \tau_2 \mathbf{W}^k] \\ & [((\mathbf{A}^{k+1})^T \mathbf{A}^{k+1}) \oplus ((\mathbf{H}^k)^T \mathbf{H}^k) + \tau_2 \mathbf{I}]^{-1}; \\ \mathbf{H}^{k+1} &= [\mathbf{Y}_{(3)}(\mathbf{W}^{k+1} \odot \mathbf{A}^{k+1}) + \tau_3 \mathbf{H}^k] \\ & [((\mathbf{W}^{k+1})^T \mathbf{W}^{k+1}) \oplus ((\mathbf{A}^{k+1})^T \mathbf{A}^{k+1}) + \tau_3 \mathbf{I}]^{-1}; \\ \mathbf{Z} &= \mathbf{Y} - \mathbf{A}^{(k+1)}(\mathbf{H}^{(k+1)} \odot \mathbf{W}^{(k+1)})^T; \end{aligned}$$

end for

$$\mathbf{Y}_{\text{est}} = \mathbf{Z};$$

end for

3 仿真与性能分析

本节对所提算法和现有相关算法进行仿真，从漏检概率（活动设备被检测为不活动设备的概率）和虚警概率（非活动设备处于活动状态的概率）来评估算法的性能。实验设置功率谱密度为 -169 dBm/Hz，带宽为 10 MHz，设备 $n \in N$ 的无线信道的路径损耗模型为 $\beta_n = 128.1 + 37.6 \lg d$ ，其中， d 为基站与设备之间的距离。定义活跃性检测性能指标漏检和虚警概率定义为（ k 为不同算法名称）

$$P^{\text{MD}_k} = \Pr(\delta(x_n) = 0 | \alpha_n = 1) \quad (31)$$

$$P^{\text{FA}_k} = \Pr(\delta(x_n) = 1 | \alpha_n = 0) \quad (32)$$

其中， $\delta(x_n)$ 是第 n 个设备的活跃性判别结果。

信道估计的性能通过归一化均方误差（NMSE, normalized mean square error）来评估，其中， \mathbf{H} 是信道矩阵， $\hat{\mathbf{H}}$ 是信道估计矩阵，指标定义为（ k 为不同算法名称）

$$\text{NMSE}_k = \frac{\sum_{n=1}^N \|\mathbf{H} - \hat{\mathbf{H}}\|_2^2}{\sum_{n=1}^N \|\mathbf{H}\|_2^2} \quad (33)$$

将所提算法与文献[15]中的近似消息传递 AMP 算法（此处的算法添加了频偏）和文献[23]中的基于协方差矩阵的块坐标下降 BCD 算法进行性能比较，分别比较了算法的漏检、虚警检测概率性能和信道估计性能。在下文仿真图（图2~图6）中，通过 $k = \text{Tensor}$ 标识本文所提算法， $k = \text{BCD}$ 标识基于协方差矩阵的块坐标下降算法， $k = \text{AMP}$ 标识近似消息传递算法。

首先，比较本文算法与其他算法在不同接收天线数量下的活跃性检测性能。当接收天线数量分别为 8、16、32 和 64，设备总数为 1 000，活跃设备数为 100，前导长度为 130 时，不同天线数下的漏检和虚警概率性能如图 2 所示。随着天线数量的增加，可获得更多的数量样本，系统能够更好地接收和处理信号。本文所提算法在天线数较少的条件下性能没有明显优势，但在天线数大于 32 时，本文所提算法的漏检概率可以达到 1.0×10^{-3} ，而 BCD 算法最多可达到 1.0×10^{-2} ，AMP 算法仅能达到 1.0×10^{-1} 。

其次，比较本文算法与其他算法在不同前导序列长度下的活跃性检测性能。当前导长度分别为 90、100、110、120 和 130，设备总数为 1 000，活跃设备数为 100，天线数量为 16 时，不同前导长度数下的漏检和虚警概率性能如图 3 所示。一般而言，较长的前导序列可以提供更多的信息以减小漏检概率，因为它们提供了更多的数据用于准确检测信号。从图 3 可以看出，本文所提算法在不同前导长度的范围内明显优于 BCD 算法（漏检概率接近 1.0×10^{-2} ）和 AMP 算法，其漏检概率接近 1.0×10^{-3} 。

再次，比较本文算法与其他算法在不同接收天线数量下的信道估计性能。当接收天线数量分别为 8、16、32 和 64，设备总数为 200，活跃设备数为 20，

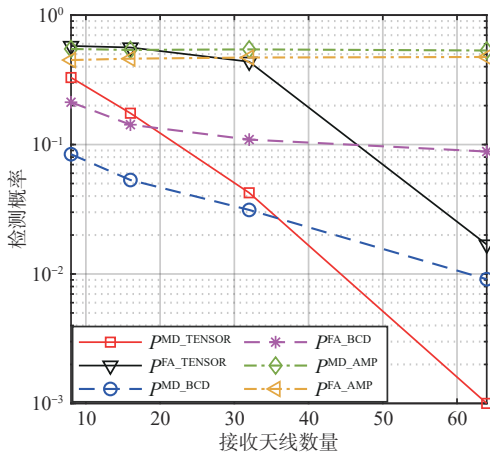


图2 不同天线数下的漏检和虚警概率性能

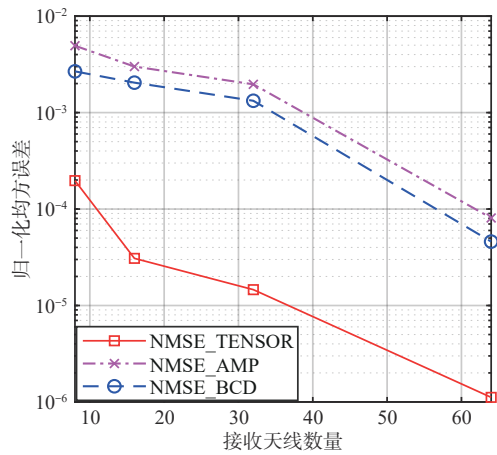


图4 不同天线数下的信道估计性能

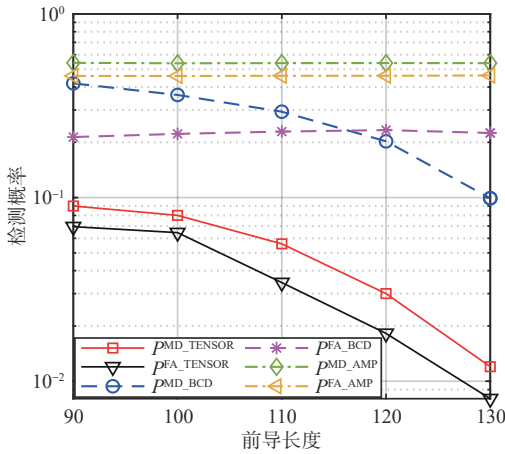


图3 不同前导长度数下的漏检和虚警概率性能

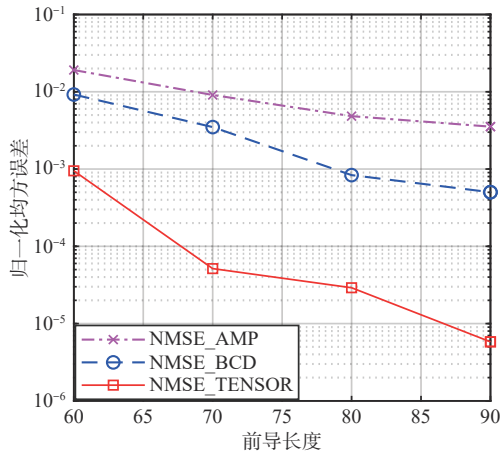


图5 不同前导长度下的信道估计性能

前导长度为100时，不同天线数下的信道估计性能如图4所示。信道估计性能依赖于天线数量，天线数量越大，其提供的空间自由度也更多，使得系统能够更加准确地估计信道状态信息。同时，本文所提算法并未将信道和频偏耦合在一起，而是在不同的维度上对其进行迭代估计，有效地避免了其带来的非凸性。且不通过划分网格进行频偏离散化，而是交替更新迭代不同维度上的因子矩阵来逼近原始信号，在天线数量为64时，NMSE能够接近 1.0×10^{-6} ，远远超过其他两种算法，拥有良好的信道估计性能。

然后，比较本文算法与其他算法在不同前导序列长度下的信道估计性能。当前导长度分别为60、70、80和90，设备总数为200，活跃设备数为20，天线数量为16时，不同前导长度下的信道估计性能如图5所示。信道估计性能与前导长度相关，增加前导长度可以提供更多的已知信号样本，这使接收端可以更准确地估计信道特性。在前导长度为

90时，本文所提算法的NMSE超过 1.0×10^{-5} ，信道估计性能明显优于其他两种算法。

最后，比较本文算法与其他算法在不同最大载波频率偏移下的活跃性检测性能。当最大载波频率偏移分别为 0 、 $\pi/2$ 、 π 、 $3\pi/2$ 和 2π ，设备总数为200，活跃设备数为20，天线数量为16，前导长度为90时，不同最大载波频率偏移下的漏检和虚警概率性能如图6所示。频偏和信道的耦合带来的非凸性使系统对于参数变化（如频偏变化）更加敏感，在频偏存在时，近似消息传递AMP算法（频偏由 0 变到 $\pi/2$ 时错误概率由 1.0×10^{-2} 变为 1.0×10^{-1} ）和基于协方差矩阵的块坐标下降BCD算法（频偏由 0 变到 $\pi/2$ 时错误概率由 1.0×10^{-3} 变为 1.0×10^{-2} ）的检测性能会有明显下降。而本文所提算法将频偏与信道进行了解耦，其检测性能随频偏的增大基本保持稳定，且明显优于其他算法，因此本文算法对频偏具有更好的鲁棒性。

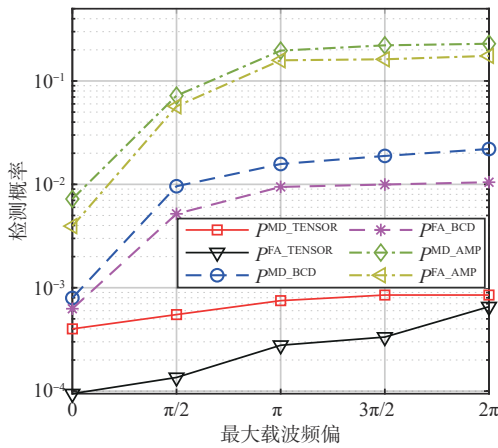


图6 不同最大载波频率偏移下的漏检和虚警概率性能

4 结束语

本文针对大规模连接中存在频偏的联合设备活跃性检测和信道估计问题, 提出了基于张量分解的联合设备活跃性检测和信道估计算法, 所提算法将前导矩阵、频偏矩阵和信道矩阵从张量的维度进行建模, 从不同维度分别对其子问题进行优化, 有效地避免了频偏与信道耦合所带来的非凸性。仿真结果显示, 从活跃性检测和信道估计的性能来看, 在具有频偏影响的大规模连接场景中, 本文所提算法相比现有的算法具有更好的检测性能和估计性能。

参考文献:

- [1] WANG C X, YOU X H, GAO X Q, et al. On the road to 6G: visions, requirements, key technologies, and testbeds[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2023, 25(2): 905-974.
- [2] YU B Q, CAI Y M. Age of information in grant-free random access with massive MIMO[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2021, 10(7): 1429-1433.
- [3] YOUN J, PARK J, KIM S, et al. A study of random access for massive machine-type communications: limitations and solutions[C]// Proceedings of the 2021 IEEE Region 10 Symposium (TENSymp). Piscataway: IEEE Press, 2021: 1-4.
- [4] 范平志, 李里, 陈欢, 等. 面向大规模物联网的随机接入: 现状、挑战与机遇[J]. 通信学报, 2021, 42(4): 1-21.
FAN P Z, LI L, CHEN H, et al. Random access for massive Internet of things: current status, challenges and opportunities[J]. Journal on Communications, 2021, 42(4): 1-21.
- [5] 景少雄, 袁悦, 熊家炜, 等. 一种基于随机接入时机动态分配的接入方案[J]. 物联网学报, 2022, 6(2): 88-94.
JING S X, YUAN Y, XIONG J W, et al. An access scheme based on the random access occasion dynamic allocation[J]. Chinese Journal on Internet of Things, 2022, 6(2): 88-94.
- [6] SHOAEI A D, NGUYEN D T, LE-NGOC T. A reconfigurable access scheme for massive-MIMO MTC networks[J]. IEEE Access, 2021, 9: 65547-65559.
- [7] 田飞燕, 陈晓明, 钟财军, 等. 6G蜂窝物联网的大规模接入技术[J]. 物联网学报, 2020, 4(1): 92-103.
TIAN F Y, CHEN X M, ZHONG C J, et al. Massive access technology in 6G cellular Internet of things network[J]. Chinese Journal on Internet of Things, 2020, 4(1): 92-103.
- [8] CHEN Z L, SOHRABI F, YU W. Sparse activity detection for massive connectivity[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2018, 66(7): 1890-1904.
- [9] HUANG J H, ZHANG H, HUANG C, et al. Compressed random access for noncoherent massive machine-type communications with energy modulation[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2022, 21(7): 5175-5190.
- [10] CHEN X M, NG D W K, YU W, et al. Massive access for 5G and beyond[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2021, 39(3): 615-637.
- [11] 王茜竹, 方冬, 吴广富. 基于改进稀疏度自适应匹配算法的免授权非正交多址接入上行传输多用户检测[J]. 电子与信息学报, 2020, 42(9): 2216-2222.
WANG Q Z, FANG D, WU G F. Multi-user detection based on sparsity adaptive matching pursuit compressive sensing for uplink grant-free non-orthogonal multiple access[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2020, 42(9): 2216-2222.
- [12] SAHOO S K, MAKUR A. Signal recovery from random measurements via extended orthogonal matching pursuit[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2015, 63(10): 2572-2581.
- [13] ZHOU Y, ZENG F Z, GU Y C. A gradient descent sparse adaptive matching pursuit algorithm based on compressive sensing[C]// Proceedings of the 2016 International Conference on Machine Learning and Cybernetics (ICMLC). Piscataway: IEEE Press, 2016: 464-469.
- [14] CHEN S S, DONOHO D L, SAUNDERS M A. Atomic decomposition by basis pursuit[J]. SIAM Journal on Scientific Computing, 1998, 20(1): 33-61.
- [15] LIU L, YU W. Massive connectivity with massive MIMO: part I: device activity detection and channel estimation[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2018, 66(11): 2933-2946.
- [16] LIU L, YU W. Massive connectivity with massive MIMO: part II: achievable rate characterization[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2018, 66(11): 2947-2959.
- [17] FENGLER A, HAGHIGHATSHOAR S, JUNG P, et al. Non-Bayesian activity detection, large-scale fading coefficient estimation, and unsourced random access with a massive MIMO receiver[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2021, 67(5): 2925-2951.
- [18] WANG Z R, LIU Y F, LIU L. Covariance-based joint device activity and delay detection in asynchronous mMTC[J]. IEEE Signal

- Processing Letters, 2022, 29: 538-542.
- [19] CHENG L, LIU L, CUI S G. A covariance-based user activity detection and channel estimation approach with novel pilot design[C]// Proceedings of the 2020 IEEE 21st International Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communications (SPAWC). Piscataway: IEEE Press, 2020: 1-5.
- [20] CHEN Z L, SOHRABI F, LIU Y F, et al. Phase transition analysis for covariance-based massive random access with massive MIMO[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2022, 68(3): 1696-1715.
- [21] ZHANG Z, LI Y, HUANG C, et al. DNN-aided block sparse Bayesian learning for user activity detection and channel estimation in grant-free non-orthogonal random access[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(12): 12000-12012.
- [22] LI Y, XIA M H, WU Y C. Activity detection for massive connectivity under frequency offsets via first-order algorithms[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2019, 18(3): 1988-2002.
- [23] LIU W, CUI Y, YANG F, et al. MLE-based device activity detection for grant-free massive access under frequency offsets[C]// Proceedings of the ICC 2022 - IEEE International Conference on Communications. Piscataway: IEEE Press, 2022: 1-6.
- [24] YUAN L H, ZHAO Q B, CAO J T. High-order tensor completion for data recovery via sparse tensor-train optimization[C]// Proceedings of the 2018 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). Piscataway: IEEE Press, 2018: 1258-1262.
- [25] BARTOSZUK M, LITWIN J, WNUK M, et al. Tensor-based approach to big data processing and machine learning[C]// Proceedings of the 2022 IEEE International Conference on Big Data (Big Data). Piscataway: IEEE Press, 2022: 6188-6194.
- [26] 冯凯辉, 刘陈, 黄钰, 等. 基于张量分解和流形优化的双 IRS 辅助毫米波 MIMO 系统信道估计[J]. 物联网学报, 2024, 8(4): 119-128.
- FENG K H, LIU C, HUANG Z, et al. Channel estimation for double IRS-assisted millimeter wave MIMO systems based on tensor decomposition and manifold optimization[J]. Chinese Journal on Internet of Things, 2024, 8(4): 119-128.
- [27] 张华, 冯大政, 庞继勇. 时域卷积信号的交替最小二乘盲分离算

法[J]. 电子与信息学报, 2010, 32(10): 2506-2510.

- ZHANG H, FENG D Z, PANG J Y. Time-domain convolutive blind separation based on alternative least-squares[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2010, 32(10): 2506-2510.
- [28] LI N, KINDERMANN S, NAVASCA C. Some convergence results on the regularized alternating least-squares method for tensor decomposition[J]. Linear Algebra and Its Applications, 2013, 438(2): 796-812.
- [29] KOLDA T G, BADER B W. Tensor decompositions and applications[J]. SIAM Review, 2009, 51(3): 455-500.
- [30] SIDIROPOULOS N D, DE LATHAUWER L, FU X, et al. Tensor decomposition for signal processing and machine learning[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2017, 65(13): 3551-3582.

[作者简介]



渠瑞芸(1999-), 女, 西安电子科技大学通信工程学院硕士生, 主要研究方向为新一代移动通信、物联网技术等。



刘祖军(1976-), 男, 西安电子科技大学通信工程学院教授、博士生导师, 主要研究方向为新一代移动通信、物联网技术、智能通信信号处理等。



黄蓓蕾(1998-), 女, 西安电子科技大学通信工程学院博士生, 主要研究方向为新一代移动通信、物联网技术等。