

文章编号:1671-6833(2019)01-0044-06

基于 PARAFAC 分解的大规模 MU-MIMO 稀疏信道估计

穆晓敏¹, 刘亚丽¹, 张建康^{1,2}, 赵凌霄¹

(1. 郑州大学 信息工程学院, 河南 郑州 450001; 2. 东南大学 移动通信国家重点实验室, 江苏 南京 210096)

摘 要: 针对大规模 MU-MIMO(多用户多输入多输出)系统中上行链路的信道估计问题,提出了一种基于平行因子(PARAFAC)分解的稀疏信道估计算法. 该算法利用稀疏数学模型构造稀疏信道模型,将稀疏理论与张量分解相结合,对基站端的接收信号进行 PARAFAC 建模. 在满足唯一性分解条件下,利用双线性交替最小二乘(BALS)拟合算法联合估计出多个用户的信号矩阵与信道矩阵. 仿真结果表明:所提算法的估计性能优于经典的正交匹配跟踪算法等稀疏信道估计算法,与基于导频序列的估计方法相比,其信道估计的精度大幅提高;仅需少量导频,降低了导频开销,实现了高频谱效率的通信传输.

关键词: 大规模 MU-MIMO; 稀疏信道; 平行因子分解; 信道估计; 归一化均方误差

中图分类号: TN929. 5 **文献标志码:** A **doi:**10. 13705/j. issn. 1671-6833. 2019. 01. 010

0 引言

大规模 MIMO(massive multiple input multiple output)技术是未来无线通信系统的关键技术之一^[1-2]. 在实现高频谱效率、功率效率和鲁棒性等方面有巨大的潜力. 大规模 MIMO 系统的信道估计问题引起了研究人员的关注. 特别是无线信道的稀疏性已被作为降低导频开销的方法来提高信道估计性能^[1]. 在大规模 MIMO 系统中,实际信道中包含丰富的多径成分. 用户端在局部散射效应的影响下^[3-4],无线信道往往表现出稀疏多径结构,且大部分的路径增益相当低. 随着带宽和天线数目的增多,收益下降幅度也急剧攀升^[5]. 由于传统信道估计算法(如 LS 算法和 MMSE 算法等)的估计精度较低,无法满足大规模 MIMO 系统对信道估计精度的要求. 为了在不增加导频开销的前提下提高信道估计精度,一些学者提出了稀疏信道估计算法^[6-7]. Dai 等^[8]提出一种时频联合的上行稀疏信道估计算法,该算法利用时域的训练序列和频域的正交导频序列作为时频训练信息,分别估计路径延迟和路径增益,在不增加导频开销的情况下提高信道估计精度. 然而该算法

只适用于时频序列的大规模 MIMO 系统中,这限制了该算法的应用. 文献[9]对于大规模 MIMO 稀疏上行信道的估计,提出了两种基于贪心追踪的压缩感知方法. Wang 等^[10-11]考虑在 FDD 多用户大规模 MIMO 系统中,通过利用空间相关性,在空间-频率域中以稀疏形式建模信道,结合压缩感知理论(compressed sensing, CS),提出一种基于改进的正交匹配追踪(OMP)算法来进行有效信道估计. 与传统信道估计算法相比,该算法不仅运算复杂度较低,而且收敛速度较快. 然而,该算法重构精度较低,仍不能满足系统对信道估计精度的要求,限制了该稀疏信道估计算法的应用. 同时由于将信道建模成一维稀疏向量,一次仅能估计出单个用户的信道状态信息,难以实现多用户的联合信道估计.

综上,考虑到三阶张量分解在无线通信中可以充分利用空、时、频多域信息,通过对接收信号多维矩阵建模,在低运算复杂度情况下只需少量导频序列便能联合估计信道矩阵^[7,12],笔者针对多用户大规模 MIMO 系统的上行链路信道估计问题,提出了一种基于张量分解的联合信道估计方法. 该方法将实际物理信道描述为稀疏表示的虚

收稿日期:2018-09-05;修订日期:2018-11-01
基金项目:国家杰出青年科学基金资助项目(61571401);东南大学移动通信国家重点实验室开发研究基金(2016D02);河南省科技攻关计划项目(152102310067);河南省高校科技创新人才资助项目(18HASTIT021)
作者简介:穆晓敏(1955—),女,河南郑州人,郑州大学教授,博导,主要研究方向为多天线无线通信系统、通信信号处理等,E-mail: iexmmu@zzu.edu.cn.

拟信道,再将基站端的接收信号构建信道矩阵、信号矩阵以及编码矩阵为加载矩阵的PARAFAC模型.在满足张量唯一性分解的条件下,利用双线性交替最小二乘(bilinear alternating least squares, BALS)拟合算法进行迭代拟合,来估计多个用户的信道状态信息.笔者所提信道估计方法能够在极少导频数目的情况下联合估计出多个用户的信号矩阵与信道矩阵,从而降低了导频资源的开销,实现了高频谱效率的通信传输.

1 系统模型

1.1 多用户大规模MIMO系统模型

笔者考虑单小区多用户大规模MIMO系统上行链路的信道估计问题,在基站端配置 N_b 根天线,服务 K 个单天线用户.其系统模型如图1所示.

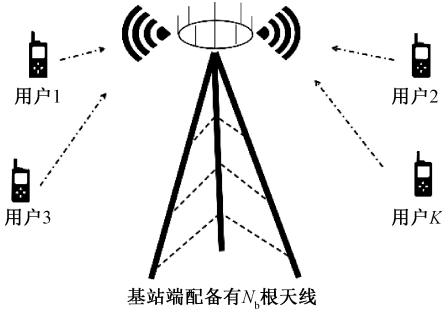


图1 大规模MU-MIMO系统模型

Fig.1 Massive MU-MIMO system model

在上行链路传输中,其信道估计是在基站进行的.将用户端到基站端之间对应的信道矩阵表示为 $\mathbf{H} \in \mathbb{C}^{N_b \times K}$, K 个用户传送的符号矩阵为 $\mathbf{X}_t \in \mathbb{C}^{K \times N}$.若假定在整个观测时间内为静态信道,可得在第 t 时隙基站端的接收信号 \mathbf{Y}_t 为:

$$\mathbf{Y}_t = \mathbf{H}\mathbf{X}_t + \mathbf{V}_t, \quad (1)$$

式中: $\mathbf{Y}_t \in \mathbb{C}^{N_b \times N}$ 和 $\mathbf{V}_t \in \mathbb{C}^{N_b \times N}$ 依次表示在第 $t(n=1,2,\dots,T)$ 个时隙基站端接收到的信号所构成的矩阵与噪声矩阵.

1.2 稀疏信道矩阵模型

用户端到基站端的信道矩阵表示为 $\mathbf{H} \in \mathbb{C}^{N_b \times K}$, $\mathbf{h}(n_b, k)$ 表示用户 k 和第 N_b 根接收天线之间的频域等效信道衰落.假设噪声服从 $CN(0,1)$ 独立同分布的复高斯噪声.利用稀疏数学模型将第 K 个用户与基站端的信道 \mathbf{h}_k 表示为^[13]:

$$\mathbf{h}_k = \Phi_k \mathbf{h}_{n_b} \in \mathbb{C}^{N_b \times 1}, \quad (2)$$

式中: $\mathbf{h}_k(k=1,2,\dots,K)$ 是信道矩阵 \mathbf{H} 的第 k 列向量; $\mathbf{h}_{n_b} \in \mathbb{C}^{L \times 1}$ 为待估计的稀疏矩阵向量.假设信道稀疏度为 N_b ,即在 L 条路径中最多只有 N_b

条路径的路径增益非零且 $N_b \ll L$.

式(2)中的 $\Phi_k \in \mathbb{C}^{N_b \times L}$ 为第 K 个用户的过完备字典矩阵(在本文中设置 $L=10N_b$),表示为:

$$\Phi_k(n_b, l) = \exp[2j\pi(n_b - 1)(l - 1)/L], \quad (3)$$

则用户端到基站端的信道矩阵可以写为:

$$\mathbf{H} = [\mathbf{h}_1, \mathbf{h}_1, \dots, \mathbf{h}_K]. \quad (4)$$

1.3 发送信号矩阵

用户在第 t 个时隙内发送的符号序列矩阵为 $\mathbf{X}_t \in \mathbb{C}^{K \times N}$,考虑通过Khatri-Rao空时(KRST)编码来提高信号的抗干扰能力.首先将第 t 个时隙的信号矩阵 $\mathbf{X}_t \in \mathbb{C}^{K \times N}$ 划分成 N 个符号块矢量表示的形式, $\mathbf{X}_{t,n} \in \mathbb{C}^{K \times 1}$ 表示第 $t(t=1,2,\dots,T)$ 个时隙的第 $n(n=1,2,\dots,N)$ 个符号块矢量.

$$\mathbf{X}_n = [\mathbf{x}_{1,n}, \mathbf{x}_{2,n}, \dots, \mathbf{x}_{t,n}, \dots, \mathbf{x}_{T,n}] \in \mathbb{C}^{K \times T}. \quad (5)$$

将符号块矢量左乘选择星座旋转矩阵 $\Theta \in \mathbb{C}^{K \times K[14-15]}$,并将其乘积做对角化处理 $\text{diag}(\Theta \mathbf{x}_{t,n}) \in \mathbb{C}^{K \times K}$.

$$\Theta = \frac{1}{\sqrt{K}} F_K \text{diag}(1, \alpha, \dots, \alpha^{K-1}), \quad (6)$$

式中: $F_K \in \mathbb{C}^{K \times K}$ 是DFT变换矩阵; $\alpha = \exp(j2\pi/K)$.最后 $\text{diag}(\Theta \mathbf{x}_{t,n})$ 右乘可以使编码矩阵增加宽度的范德蒙矩阵 $\mathbf{C}^T \in \mathbb{C}^{K \times M}$,从而实现信号矩阵的预编码处理,提高信号的抗衰落能力.

综上,可得基站端的接收信号为:

$$\mathbf{Y}_{t,n} = \mathbf{H}_n \mathbf{D}_t [(\Theta \mathbf{x}_n)^T] \mathbf{C}^T + \mathbf{V}_{t,n}, \quad t=1,2,\dots,T. \quad (7)$$

式中: $\mathbf{Y}_{t,n} \in \mathbb{C}^{N_b \times K}$ 、 $\mathbf{V}_{t,n}$ 分别指第 n 个符号矢量、第 t 个时隙基站端的接收信号矩阵与噪声矩阵; $\mathbf{H}_n \in \mathbb{C}^{N_b \times K}$ 表示在第 n 个符号块的复合信道矩阵; $\mathbf{D}_t(\cdot)$ 表示将第 t 时隙的发送信号矩阵进行对角化操作.为简化公式书写,令 $\mathbf{S}_n = (\Theta \mathbf{x}_n)^T \in \mathbb{C}^{T \times K}$.

2 PARAFAC建模及其唯一性分解条件

2.1 PARAFAC模型构建

考虑将基站端在第 t 个时隙接收到的信号矩阵沿着时间轴 t 依次堆叠,形成一组三阶张量接收信号 $\mathbf{Y} \in \mathbb{C}^{N_b \times T \times M}$:

$$\mathbf{Y}(n_b, t, m) = \sum_{k=1}^K h(n_b, k) s(t, k) c(m, k) + \mathbf{V}(n_b, t, m), \quad (8)$$

式中: $\mathbf{Y} \in \mathbb{C}^{N_b \times T \times M}$ 表示第 $t(n=1,2,\dots,T)$ 时隙、第 $m(m=1,2,\dots,M)$ 个符号、第 $n_b(n_b=1,2,\dots,N_b)$ 根天线上的接收信号张量,以 \mathbf{H} 、 \mathbf{S} 和 \mathbf{C} 为3个因子加载矩阵; $\mathbf{V}(n_b, t, m)$ 表示三阶噪声矩阵.

2.2 PARAFAC 模型唯一性分解条件

根据 PARAFAC 模型的唯一性分解条件可得^[16]:

$$k_H + k_S + k_C \geq 2(K+1). \quad (9)$$

式中: k_H 、 k_C 和 k_S 分别为矩阵 \mathbf{H} 、 \mathbf{S} 和 \mathbf{C} 的 kruskal 秩(k -秩). 根据 k -秩的定义, 若要 PARAFAC 模型能够唯一性分解, 则必须要有:

$$\min(k_H + k_S + k_C) \geq 2, \quad (10)$$

此时, 在存在尺度模糊和排列模糊的条件下可得:

$$\bar{\mathbf{H}} = \mathbf{H}\mathbf{\Pi}\mathbf{\Delta}_1, \bar{\mathbf{S}} = \mathbf{S}\mathbf{\Pi}\mathbf{\Delta}_2, \bar{\mathbf{C}} = \mathbf{C}\mathbf{\Pi}\mathbf{\Delta}_3, \quad (11)$$

式中: $\mathbf{\Pi} \in \mathbf{C}^{K \times K}$ 为排列模糊矩阵; $\mathbf{\Delta}_i \in \mathbf{C}^{K \times K}$ ($i=1,2,3$) 为尺度模糊矩阵, 而且 $\mathbf{\Delta}_1\mathbf{\Delta}_2\mathbf{\Delta}_3 = \mathbf{I}_K$. 其中, 矩阵 \mathbf{C} 满 k -秩, 可得矩阵 $\mathbf{\Pi}$ 为单位矩阵, 由矩阵的性质可知排列模糊矩阵 $\mathbf{\Pi}$ 与尺度模糊矩阵 $\mathbf{\Delta}_i$ 的乘积为单位阵, 可判断 $\mathbf{\Delta}_2$ 同样为单位矩阵, 因此 PARAFAC 模型的排列模糊已被消除. 进而运用自动增益控制(auto gain control, AGC)算法^[17], 把发送信号矩阵的首行元素设置为 1 来消除尺度模糊.

根据 k -秩的性质可知: \mathbf{H} 、 \mathbf{S} 和 \mathbf{C} 这 3 个因子矩阵满 k -秩, 则式(9)可写成:

$$\min(N_b, K) + \min(T, K) + \min(M, K) \geq 2(K+1). \quad (12)$$

由式(12)可知, 在 PARAFAC 模型满足唯一性分解的前提下, 可以通过合理的设置基站端天线数目、时隙长度以及编码长度来优化系统参数配置.

3 BALS 拟合算法

3.1 BALS 拟合算法介绍

PARAFAC 模型通常采用三线性交替最小二乘法(trilinear alternating least square, TALS)来对接收信号进行处理. 该算法简单, 应用广泛, 但其存在较多无效迭代, 延长了迭代达到收敛所需要的时间. 因此, 为了提高 TALS 的收敛速度, 将 TALS 中的某个加载矩阵设置为已知, 那么 TALS 算法转化为 BALS 算法^[13]. 同等条件下, BALS 算法所需的迭代次数和单次迭代的计算复杂度都小于 TALS 算法, 且具有更快的收敛速度.

PARAFAC 分解模型按照 Kiers 水平形式展开可得:

$$\begin{cases} \mathbf{Y}_{(1)} = \mathbf{Y}^{N_b \times TM} = \mathbf{H}(\mathbf{C} \odot \mathbf{S})^T + \mathbf{V}_{(1)}; \\ \mathbf{Y}_{(2)} = \mathbf{Y}^{T \times MN_b} = \mathbf{S}(\mathbf{H} \odot \mathbf{C})^T + \mathbf{V}_{(2)}; \\ \mathbf{Y}_{(3)} = \mathbf{Y}^{M \times N_b T} = \mathbf{C}(\mathbf{S} \odot \mathbf{H})^T + \mathbf{V}_{(3)}. \end{cases} \quad (13)$$

采用 BALS 算法对 PARAFAC 分解模型拟合求解. 由于编码矩阵 \mathbf{C} 已知, 因此本节的代价函数为:

$$\phi(\mathbf{H}, \mathbf{S}, \mathbf{Y}_{(1)}, \mathbf{Y}_{(2)}) = \begin{cases} \|\mathbf{Y}_{(1)} - \mathbf{H}(\mathbf{C} \odot \hat{\mathbf{S}})^T\|_F^2; \\ \|\mathbf{Y}_{(2)} - \mathbf{S}(\hat{\mathbf{H}} \odot \mathbf{C})^T\|_F^2, \end{cases} \quad (14)$$

式中: $\|\cdot\|_F$ 是指 Frobenius 范数, 利用交替最小二乘法^[12], 可以得到信道矩阵 \mathbf{H} 和信号矩阵 \mathbf{S} 的迭代拟合公式:

$$\hat{\mathbf{H}}_{k+1} = \arg \min_{\mathbf{H}} \|\mathbf{Y}_{(1)} - \mathbf{H}(\mathbf{C} \odot \hat{\mathbf{S}})^T\|_F^2 = \mathbf{Y}_{(1)} [(\mathbf{C} \odot \hat{\mathbf{S}})^T]^\dagger; \quad (15)$$

$$\hat{\mathbf{S}}_{k+1} = \arg \min_{\mathbf{S}} \|\mathbf{Y}_{(2)} - \mathbf{S}(\hat{\mathbf{H}} \odot \mathbf{C})^T\|_F^2 = \mathbf{Y}_{(2)} [(\hat{\mathbf{H}} \odot \mathbf{C})^T]^\dagger. \quad (16)$$

利用公式(15)和(16)中的矩阵更新来迭代拟合, 其过程直至收敛, 其性能相对于 ALS 拟合有明显的改善. 同样 BALS 拟合算法在第一次迭代之前, 需要将未知矩阵初始化处理为随机矩阵, 从而避免落入到 BALS 算法中一些特定的慢收敛数据集.

基于 BALS 拟合的迭代算法步骤如下:

步骤 1 给定矩阵 \mathbf{C} , 初始化随机矩阵 $\hat{\mathbf{S}}^{(0)}$ 、 $\hat{\mathbf{H}}^{(0)}$, 设置 $\delta(0) = \infty, i = 1$;

步骤 2 $i \leftarrow i + 1$;

步骤 3 由 $\hat{\mathbf{S}}^{(i-1)}$ 根据式(15)更新 $\hat{\mathbf{H}}^{(i)}$, 由 $\hat{\mathbf{H}}^{(i)}$ 根据式(16)更新 $\hat{\mathbf{S}}^{(i)}$;

步骤 4 计算 $\delta(i) = \|\mathbf{Y}_{(1)} - \hat{\mathbf{H}}^{(i)}(\hat{\mathbf{S}}^{(i)} \odot \mathbf{C})^T\|_F^2$, 如果 $[\delta(i-1) - \delta(i)]/\delta(i) \leq \varepsilon$, 此程序结束, 否则跳到步骤 2.

3.2 算法复杂度分析

本小节用乘法总次数作为评价算法复杂度的指标. 其算法复杂度相对 TALS 算法的复杂度降低, 由式(15)可知, BALS 算法在一次迭代运算中^[18], 估计信道矩阵 \mathbf{H} 所需的乘法次数为 $\frac{11}{3}K^3 + K^2(8TM + 1) + K(N_b TM + TM)$, 估计信号矩阵 \mathbf{S} 所需要的乘法次数为 $\frac{11}{3}K^3 + K^2(8N_b M + 1) + K(N_b TM + N_b M)$, 可得 BALS 算法进行一次迭代运算的复杂度为 $\frac{22}{3}K^3 + K^2(8N_b M + 8TM + 2) + K(2N_b TM + N_b M + TM)$, 而 TALS 算法需要的乘法次数为 $K^3 + 8K^2(N_b M + TM + N_b T + 3) + K(3N_b TM + N_b M + TMN_b T)$. 综合来看, 总体的乘法次数降低, 从而使得算法复杂度降低, 加快了信

道估计的收敛速度,提高了信道估计的性能。

4 仿真结果与分析

4.1 仿真算法性能分析

在仿真过程中,假设信道矩阵与噪声矩阵中的元素都满足独立同分布。用户端发送符号的功率大小用 E_s 表示,则用户端的发送信号矩阵 $\mathbf{X} = \mathbf{X}_0 \sqrt{E_s}$,其中, \mathbf{X}_0 是由 QPSK 调制生成的单位能量矩阵,编码方式考虑使用 Khatri-Rao 空时编码来抵抗信道衰落,其中编码矩阵 $\mathbf{C} \in \mathbf{C}^{M \times K}$ 选择截断离散傅里叶变换 (DFT) 矩阵,其中, $m = 1, 2, \dots, M, k = 1, 2, \dots, K$,且 $M \geq K$ 。用归一化均方误差 NMSE 来衡量算法的信道估计性能:

$$NMSE = \frac{1}{T} \left(\sum_{t=1}^T \frac{\|\mathbf{H} - \hat{\mathbf{H}}\|_F^2}{\|\mathbf{H}\|_F^2} \right). \quad (17)$$

式中: $\hat{\mathbf{H}}$ 为信道矩阵的估计值。设置参数 $N_b = 32, K = T = M = 10$,实验采用蒙特卡洛仿真并将仿真次数设为 1 000。

从图 2 仿真结果可以看出,在满足唯一性分解条件的前提下,基于张量分解的 BALS 信道估计算法性能明显优于基于导频的信道估计方法。

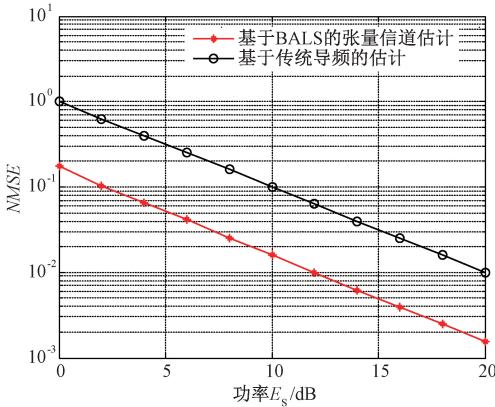


图2 BALS 算法与导频估计算法的 NMSE 对比

Fig.2 Comparison of BALS algorithm and pilot estimation algorithm NMSE

图 3 仿真分析了两种信道估计方法的系统误比特率 (BER) 性能。结果显示 BALS 算法的 BER 性能随着 E_s 的增加,呈现出减小的趋势。在 $E_s = 20$ dB 时,BALS 算法比基于导频的信道估计方法高出了近 5 dB。在 BER 取值为 10^{-2} 时,本文 BALS 方法与理想的信道 (已知信道状态信息) 仅约有 3 dB 的差距。

4.2 算法估计性能分析

本节仿真分析了基站端的天线数目、时间长

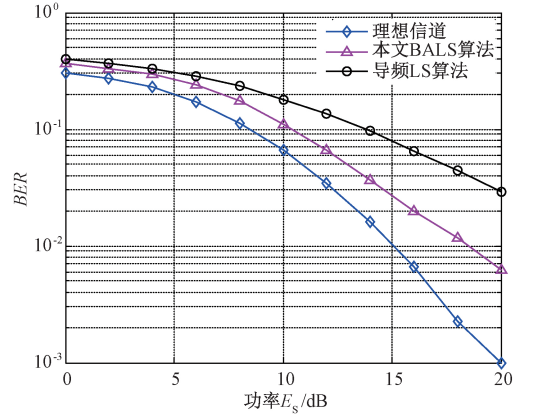


图3 BSLA 算法的 BER 性能比较

Fig.3 BER performance comparison of BSLA algorithm

度及编码长度等各个参数的选取对信道估计性能的影响,有助于系统进行合理的参数设置。

图 4 给出了基站端天线数目不同时信道估计的 NMSE。从图 4 可以看出,随着基站端天线数目的增多,算法估计性能有所提升,随之而来的是复杂度的增加,且性能的提升有限。因此合理的设置基站端的天线数目对系统整体精度的提高有重大意义。

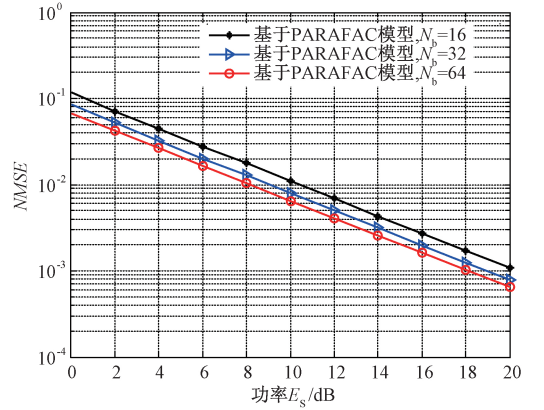


图4 基站端天线数目对估计性能的影响

Fig.4 Effect of number of base station antennas on estimation performance

图 5 所示结果验证了所提算法的有效性。由于利用 PARAFAC 建模,充分利用多维信息,保留了数据结构的整体性,其算法性能明显优于传统的基于导频的信道估计方法;同时较经典的 OMP 算法与 CoSaMP 算法有较为明显的提升。充分显示了本文方法的有效性,提高了估计精度,且仅需少量导频,提高了系统的传输效率。

图 6 仿真结果分析了参数 $N_b = 32, K = M = 10$ 时,时隙长度 T 对算法性能的影响。由图 6 可以看出,当 T 增加时,数据观测时间增长,从而获

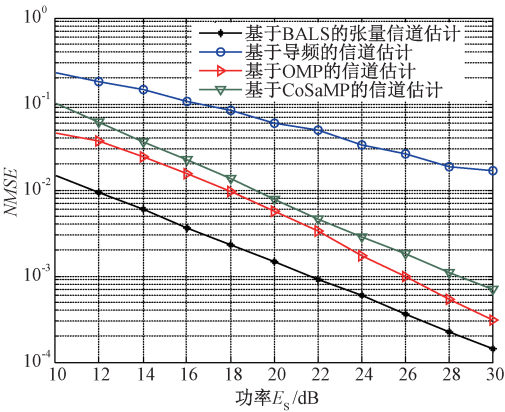


图 5 多种算法性能对比

Fig. 5 Comparison on performance of multiple algorithms

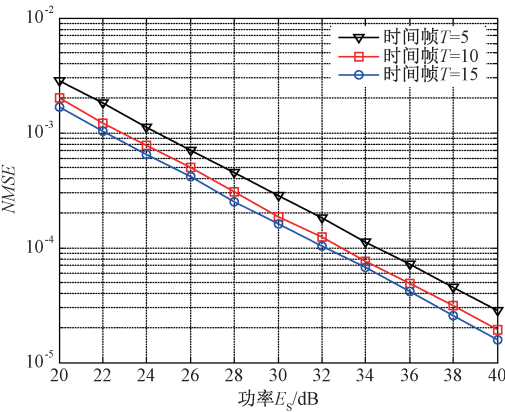


图 6 不同时隙长度对信道的 NMSE 的影响

Fig. 6 Effect of different time frame lengths on channel NMSE

得了更多与系统相关的信息,所提算法具有更高的估计精度,但是系统的复杂度也将大幅度增加.

图 7 给出了 $N_b = 32, K = T = 20$ 时,编码矩阵 C 的编码长度 M 对算法性能的影响,仿真结果表明,随着 M 的增加,编码信息的冗余度得到

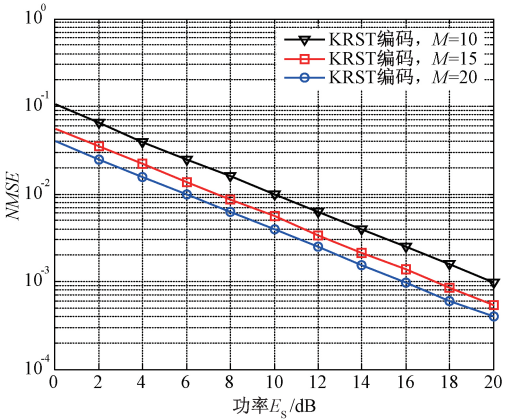


图 7 不同时编码长度对信道的 NMSE 的影响

Fig. 7 Effect of different code lengths on channel NMSE

相应的提高,使得信号的抗衰落能力增强,从而使信道估计精度提升.但由于拟合算法的复杂度与 M 有关,无限制地增大 M 来换取性能的提升是不明智的,同时需要兼顾 PARAFAC 模型分解的唯一性条件,在满足存在唯一解的前提下,对参数设置进行折中考虑,以便将此方法更好地发挥作用.

5 结论

笔者针对多用户大规模 MIMO 上行链路的应用场景,提出了一种基于 PARAFAC 模型的稀疏信道估计方案.本方案首先利用稀疏表示的相关数学理论,将信道建模为虚拟的稀疏信道,同时对信号矩阵进行编码,以提高其抗衰落能力.核心工作在于将基站端的接收信号进行 PARAFAC 建模,继而采用 BALS 算法来拟合估计信道矩阵.仿真结果表明,笔者所提稀疏信道矩阵估计方法,在只需要少量导频的情况下,其估计精度优于其他的估计方法,有效地提高了系统的传输性能.笔者将稀疏理论与张量分解相结合,拓宽了 PARAFAC 模型在通信信号处理领域的应用范围,为后续研究打下基础.

参考文献:

[1] LARSSON E G, EDFORS O, TUFVESSON F, et al. Massive MIMO for next generation wireless systems [J]. IEEE communications magazine, 2014, 52(2): 186 - 195.

[2] MASOOD M, AFIFY L H, AL-NAFFOURI T Y. Efficient coordinated recovery of sparse channels in massive MIMO [J]. IEEE transactions on signal processing, 2014, 63(1): 104 - 118.

[3] WU S, NI Z, MENG X, et al. Block expectation propagation for downlink channel estimation in massive MIMO Systems [J]. IEEE communications letters, 2016, 20(11): 2225 - 2228.

[4] XIE H X, GAO F F, JIN S. An overview of low-rank channel estimation for massive MIMO systems [J]. IEEE access, 2016, 4: 7313 - 7321.

[5] ENDRA O. Joint optimization of measurement matrix and sparse dictionary in compressive sensing [C]// 2012 International Conference on Computer and Communication Engineering. Kuala Lumpur: IEEE, 2012: 420 - 425.

[6] 方昕,刘云驹,曹海燕,等. 大规模 MIMO 系统中低复杂度的稀疏信道估计 [J]. 电信科学, 2016(5): 89 - 95.

[7] YANG N, XIN S, LI Z. Decision aided uplink compressive channel estimation for massive MIMO systems [J]. *Wireless personal communications*, 2017, 96(1):153 – 162.

[8] DAI L L, WANG Z C, YANG Z X. Spectrally efficient time-frequency training OFDM for mobile-scale MIMO systems [J]. *IEEE journal on selected areas in communications*, 2013, 31(2):251 – 263.

[9] MANSOOR B, NAWAZ S J, GULFAM S M. Massive-MIMO sparse uplink channel estimation using implicit training and compressed sensing [J]. *Applied sciences*, 2017, 7(1):63 – 68.

[10] WANG A, WANG Y, JIANG L. Improved sparse channel estimation for multi-user massive MIMO systems with compressive sensing[C]//International Conference on Wireless Communications & Signal Processing. Nanjing: IEEE, 2015:1 – 5.

[11] 穆晓敏, 刘越, 李双志, 等. 基于张量分解的 MIMO 多中继系统半盲信道估计方法[J]. *郑州大学学报(工学版)*, 2016, 37(6):83 – 86.

[12] RAIMONDI F E D, COMON P. Tensor DoA estimation with directional elements [J]. *IEEE signal processing society*, 2017, 24(5):648 – 652.

[13] 王忠勇, 郭秋歌, 王法松, 等. 基于分层模型的 SC-FDE 系统低复杂度稀疏信道估计[J]. *信号处理*, 2015, 31(9):1106 – 1111.

[14] RONG Y, KHANDAKER M R A, XIANG Y. Channel estimation of dual-hop MIMO relay system via parallel factor analysis [J]. *IEEE transactions on wireless communications*, 2012, 11(6):2224 – 2233.

[15] SIDROPOULOS N D, BUDAMPTI R S. Khatri-Rao space-time codes [J]. *IEEE transactions on signal processing*, 2002, 50(10):2396 – 2407.

[16] KRUSKAL J B. Three-way arrays; rank and uniqueness of trilinear decompositions, with application to arithmetic complexity and statistics [J]. *Linear algebra & its applications*, 1977, 18(2):95 – 138.

[17] 张日升. 平行因子技术在 DOA 估计中的应用研究 [D]. 吉林大学通信工程学院, 2007.

[18] RAJIIH M, COMON P, HARSHMAN R. Enhanced line search: a novel method to accelerate parafac [J]. *SIAM journal on matrix analysis and applications*, 2008, 30(3):1128 – 1147.

Massive MU-MIMO Sparse Channel Estimation Based on PARAFAC Decomposition

MU Xiaomin¹, LIU Yali, ZHANG Jiankang^{1,2}, ZHAO Linxiao¹

(1. School of Information Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China; 2. Mobile Communications Research Laboratory, Southeast University, Nanjing 210096, China)

Abstract: For the channel estimation problem of the uplink in a large-scale MU-MIMO systems, a sparse channel estimation algorithm based on parallel factor (PARAFAC) decomposition was proposed. In this paper, a sparse mathematical model was used to construct a sparse channel model, and sparse theory was combined with tensor decomposition to perform PARAFAC modeling of the received signal at the base station. Under the condition of uniqueness decomposition, a bilinear alternating least squares (BALS) fitting algorithm was used to jointly estimate the signal matrix and the channel matrix of multiple users. The simulation results showed that the proposed algorithm had better estimation performance than the classical orthogonal matching tracking algorithm and other sparse channel estimation algorithms. Compared with the pilot sequence based estimation method, the accuracy of channel estimation was greatly improved. Only a small amount of pilot was needed. The pilot overhead was reduced, and high spectral efficiency communication transmission was realized.

Key words: massive MU-MIMO; sparse channel; parallel factorization; channel estimation; normalized mean square error