

# 利用张量模型的 MIMO-OFDM 中继系统信道估计

王 瑞 芮国胜 张 洋

(海军航空工程学院 烟台 264001)

**摘要:** 现有 MIMO-OFDM 中继系统中,大多信道估计采用带有训练序列的监督类信道估计算法,其频谱利用率较低。为此,在对 MIMO-OFDM 中继系统和信号建模基础上,提出了一种基于内嵌 PARAFAC 模型的 MIMO-OFDM 中继系统信道估计,该算法首先利用 Khatri-Rao 分解算法估计出中继-目的端矩阵,然后利用交替最小二乘算法对源-中继信道矩阵和信源矩阵进行估计,最后对算法的计算复杂度和唯一性问题进行了分析。仿真结果表明,相比三线性的最小二乘算法,算法具有较低的单次计算复杂度和较快的收敛速度,性能接近传统带有训练序列的监督类信道估计算法。

**关键词:** MIMO-OFDM 中继系统; 半盲信道估计; 交替最小二乘; 内嵌 PARAFAC 模型

**中图分类号:** TN911.22    **文献标识码:** A    **国家标准学科分类代码:** 510.5015

## Channel estimation of MIMO-OFDM relay system with tensor model

Wang Rui Rui Guosheng Zhang Yang

(Naval Aeronautical Engineering Institute, Yantai 264001, China)

**Abstract:** In the existing MIMO-OFDM relay system, most channel estimation using the supervised channel estimation algorithm with training sequence has lower spectrum utilization. In this paper, based on the MIMO-OFDM relay system and signal modeling, a channel estimation of MIMO-OFDM relay system based on embedded PARAFAC model is proposed. Firstly, the Khatri-Rao decomposition algorithm is used to estimate the relay-the destination-end matrix, and then use the alternating least squares algorithm to estimate the source-relay channel matrix and the source matrix. Finally, the computational complexity and uniqueness of the algorithm are analyzed. The simulation results show that the algorithm has lower computational complexity and faster convergence rate than the trilinear least squares algorithm, and the performance is close to the traditional supervised channel estimation algorithm with training sequence.

**Keywords:** MIMO-OFDM relay system; semi-blind; ALS; rmbded PARAFAC model

## 0 引 言

随着未来无线通信多媒体和交互式应用业务的深入推广,移动用户对传输数据所需的高传输率和可靠性的需求越来越高。MIMO-OFDM 中继通信系统因此受到了广泛的关注<sup>[1-3]</sup>。一般地,在 MIMO-OFDM 中继系统中,CSI (channel state information)信息对发射机的优化及接收端的符号检测具有重要意义<sup>[4]</sup>。传统方法通过监督训练序列来得到信道矩阵,此时,信道估计是被监督的,或者说是非盲的。一方面,训练序列的使用降低了频谱利用效率,另一方面,如果信道系数变化较快时,难以估计出较为准确的 CSI。盲接收则在接收端不需要任何信息的情况下,就能估计出信道信息和符号。而半盲接收仅要求已知编码矩阵和中继增益矩阵,这在实际系统中是可知的。本文的半盲接收算法是基于上述条件的信道和符号估计。

最近有学者发现,在 MIMO 中继系统中,张量分析是

一种信道估计和符号检测非常有效的工具<sup>[5-9]</sup>。Lioliou 等人<sup>[10]</sup>和 Millar 等人<sup>[11]</sup>提出了监督、闭环的方法来估计中继单向 AF(amplify and forward)系统的信道。文献[9]研究了基于 ALS(alternating least squares)单向系统部分信道的同步估计,迭代算法所需的可辨识条件较为苛刻。Ximenes 等人提出了基于 PARATUCK2 (PARAallel TUCKer2)模型的半盲接收算法,该算法在信源端利用 KRST(Khatri-Rao space time)编码提高分集和复用增益,中继端对接收信号进行转发放大,在接收端将信号建模为 PARATUCK2 模型,并利用 ALS 方法进行信道和符号估计<sup>[7]</sup>。文献[8]将其拓展到三跳场景中;文献[9]利用 KRST 中继编码方式,提出了 Nested PARAFAC 模型的半盲估计算法,与 PARATUCK2 方法相比,该算法有效利用了 KRST 的时间分集优势,有效地提高了估计精度。

值得注意的是,文献[10-11]的监督类算法可直接推广至 MIMO-OFDM 系统中,但基于张量类的半盲接收算法

仍要根据 MIMO-OFDM 系统中信号结构特点,构建特定模型的信道估计算法。为此,在对 MIMO-OFDM 中继系统和信号建模基础上,提出了一种基于内嵌 PARAFAC 模型的 MIMO-OFDM 中继系统信道估计,该算法首先利用 Khatri-Rao 分解算法估计出中继-目的端矩阵,然后利用交替最小二乘算法对源-中继信道矩阵和信源矩阵进行估计,最后对算法的计算复杂度和唯一性问题进行了分析。仿真结果表明:相比三线性的最小二乘算法,算法具有较低的单次计算复杂度和较快的收敛速度,性能接近传统带有训练序列的监督类信道估计算法。

## 1 系统与信号模型

单向双跳 MIMO-OFDM 中继系统的基本框图如图 1 所示<sup>[9]</sup>。其中 S、R、D 分别为信源节点,中继节点,目的节点;  $N_T, N_R, N_D$  分别表示信源、中继节点及目标节点的天线数量,  $M$  为子载波数,  $N$  对应传输的符号数,  $(m, n)$  对应第  $m$  个子载波和第  $n$  个符号。

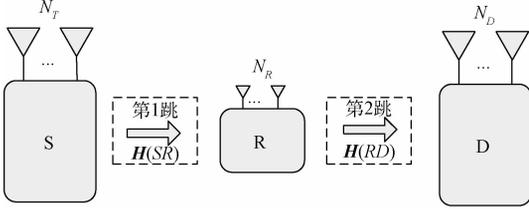


图 1 单向双跳 MIMO-OFDM 中继系统

$\mathbf{H}^{(r,d)} = [H_0^{(r,d)} H_1^{(r,d)} \dots H_{M-1}^{(r,d)}]^T \in \mathbf{C}^{M \times 1}$  代表从第  $t$  个发射天线至第  $r$  个接收天线的信道频率响应。每一个发射天线在每个子载波上发送  $N$  个符号,因此,第  $t$  个发射天线发送的信号为  $\mathbf{C}^{(t)} \in \mathbf{C}^{M \times N}$ ,第  $r$  个接收天线接收到的信号为:

$$\mathbf{Y}^{(r)} = [\mathbf{y}_{m,n}^{(r)}] = \sum_{t=1}^{N_T} \text{diag}(\mathbf{H}^{(r,t)}) \mathbf{C}^{(t)} \quad (1)$$

其中  $\mathbf{C}^{(t)} = [\mathbf{c}_{m,n}^{(t)}] = [c_0^{(t)} c_1^{(t)} \dots c_{N-1}^{(t)}] \in \mathbf{C}^{M \times N}$ ,其中  $\text{diag}(\cdot)$  为使向量元素对角化。

将  $N_R$  个接收信号组成  $MN_R \times N$  的矩阵  $\mathbf{Y}_{MN_R \times N} = [(\mathbf{Y}^{(1)})^T (\mathbf{Y}^{(2)})^T \dots (\mathbf{Y}^{(N_R)})^T]^T$ ,可写为:

$$\mathbf{Y}_{MN_R \times N} = \sum_{t=1}^{N_T} \left[ \begin{array}{c} (\mathbf{H}^{(1,t)})^T \\ (\mathbf{H}^{(2,t)})^T \\ \vdots \\ (\mathbf{H}^{(N_R,t)})^T \end{array} \right] \odot \mathbf{I}_M \mathbf{C}^{(t)} = (\mathbf{H}^{(SR)} \odot \mathbf{\Xi}_{M \times MN_T}) \mathbf{C} \quad (2)$$

$$\text{其中 } \mathbf{H}^{(SR)} = \begin{bmatrix} H^{(1,1)} & H^{(2,1)} & \dots & H^{(N_R,1)} \\ H^{(1,2)} & H^{(2,2)} & \dots & H^{(N_R,2)} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ H^{(1,N_T)} & H^{(2,N_T)} & \dots & H^{(N_R,N_T)} \end{bmatrix}^T \in \mathbf{C}^{MN_R \times MN_T}$$

$$\mathbf{\Xi}_{M \times MN_T} = [\mathbf{I}_M \mathbf{I}_M \dots \mathbf{I}_M] \in \mathbf{C}^{M \times MN_T},$$

$\mathbf{C} = [(\mathbf{C}^{(1)})^T (\mathbf{C}^{(2)})^T \dots (\mathbf{C}^{(N_T)})^T]^T \in \mathbf{C}^{MN_T \times N}$ 。由于矩阵  $\mathbf{Y}_{MN_R \times N}$  为接收张量  $\mathcal{Y}_{M \times N_R \times N}$  的模 3 展开,即式(2)表明

$\mathcal{Y}_{M \times N_R \times N}$  满足 PARAFAC 分解,其加载矩阵为  $(\mathbf{H}^{(SR)}, \mathbf{\Xi}_{M \times MN_T}, \mathbf{C})$ 。 $\mathcal{Y}_{M \times N_R \times N}$  的模 2 展开可写为:

$$\mathbf{Y}_{MN_R \times N} = (\mathbf{C} \odot \mathbf{\Xi}_{M \times MN_T}) (\mathbf{H}^{(SR)})^T \quad (3)$$

中继端将接收张量信号  $\mathcal{Y}_{M \times N_R \times N}$  利用增益矩阵  $\mathbf{G} \in \mathbf{C}^{M \times N_R}$  对每个子载波和中继天线的信号进行放大,放大后的信号  $\tilde{\mathcal{Y}}_{M \times N_R \times N}$  的模 3 和模 2 展开可表示为:

$$\tilde{\mathbf{Y}}_{MN_R \times N} = ((\mathbf{Y}_{MN_R \times N})^T (\mathbf{G} \otimes \mathbf{G}^T))^T \quad (4)$$

$$\tilde{\mathbf{Y}}_{N_R \times MN} = \mathbf{G}_{N_R \times MN} (\mathbf{Y}_{N_R \times MN} \odot \mathbf{\Xi}_{M \times MN}) \quad (5)$$

其中  $\mathbf{Y}_{MN_R \times N}$  和  $\mathbf{Y}_{N_R \times MN}$  如式(2)和(3)所示,  $\mathbf{\Xi}_{M \times MN} = [\mathbf{I}_M \mathbf{I}_M \dots \mathbf{I}_M] \in \mathbf{C}^{M \times MN}$ ,  $\mathbf{G}_{N_R \times MN} = [\mathbf{G}^T \mathbf{G}^T \dots \mathbf{G}^T]$ 。放大后的信号经  $H^{(RD)}$  信道传送至目的端,目的节点接收到的信号  $\mathcal{X}_{M \times N \times N_D}$  的模 2、模 3 和模 1 展开可分别表示为:

$$\mathbf{X}_{N_D \times M \times N} = (\mathbf{H}^{(RD)} \odot \mathbf{\Xi}_{M \times MN_R}) \tilde{\mathbf{Y}}_{MN_R \times N} \quad (6)$$

$$\mathbf{X}_{MN \times N_D} = (\tilde{\mathbf{Y}}_{N \times MN_R} \odot \mathbf{\Xi}_{M \times MN_R}) \mathbf{H}_{MN_R \times N_D}^{(RD)} \quad (7)$$

$$\mathbf{X}_{N_D \times M} = (\tilde{\mathbf{Y}}_{N \times MN_R} \odot \mathbf{H}_{N_D \times MN_R}^{(RD)}) (\mathbf{\Xi}_{M \times MN_R})^T \quad (8)$$

其中  $\mathbf{H}^{(RD)} \in \mathbf{C}^{N_D \times MN_R}$ ,  $\mathbf{\Xi}_{M \times MN_R} = [\mathbf{I}_M \mathbf{I}_M \dots \mathbf{I}_M] \in \mathbf{C}^{M \times MN_R}$ 。

$\tilde{\mathbf{Y}}_{N \times MN_R}$  和  $\tilde{\mathbf{Y}}_{N \times MN_R}$  如式(4)和(5)所示。式(6)~(8)表明,目的节点接收到的信号  $\mathcal{X}_{M \times N \times N_D}$  也满足 PARAFAC 分解,其加载矩阵为  $(\mathbf{H}^{(RD)}, \mathbf{\Xi}_{M \times MN_R}, \tilde{\mathbf{Y}}_{MN_R \times N})$ ,因  $\tilde{\mathbf{Y}}_{MN_R \times N}$  也满足 PARAFAC 分解,即  $\mathcal{X}_{M \times N \times N_D}$  的 PARAFAC 分解满足内嵌特征。

## 2 算法描述

要估计 MIMO-OFDM 中继系统的因子矩阵  $(\mathbf{H}^{(SR)}, \mathbf{H}^{(RD)}, \mathbf{C})$ ,常用的是 ALS 算法。但 ALS 算法采用穷举的思想,具有较高计算复杂度的缺点。由于式(7)和(8)具有 Khatri-Rao 乘法结构特点,可采用 KRF 算法对因子矩阵进行分解<sup>[12]</sup>。基本思路为首先根据式(8),首先利用 KRF 算法分解  $\tilde{\mathbf{Y}}_{N \times MN_R}$  和  $\mathbf{H}_{N_D \times MN_R}^{(RD)}$ ;然后根据式(7)计算  $\tilde{\mathbf{Y}}_{N_R \times MN}$ ,最后由  $\tilde{\mathbf{Y}}_{N \times MN_R}$  和  $\tilde{\mathbf{Y}}_{N_R \times MN}$  根据式(4)和(5),利用 ALS 算法计算  $\mathbf{H}^{(SR)}$ 、 $\mathbf{C}$ 。下面对该 KRF-ALS 算法进行详细描述。

首先,由式(8)可知:

$$(\tilde{\mathbf{Y}}_{N \times MN_R} \odot \mathbf{H}_{N_D \times MN_R}^{(RD)}) = \mathbf{X}_{N_D \times N \times M} (\mathbf{\Omega}_{MN_R \times M})^T \quad (9)$$

采用 KRF 算法,可得到  $(\tilde{\mathbf{Y}}_{N \times MN_R}, \mathbf{H}_{N_D \times MN_R}^{(RD)})$ 。将得到的  $\mathbf{H}_{N_D \times MN_R}^{(RD)}$  代入式(7),有:

$$(\tilde{\mathbf{Y}}_{N_R \times MN} \odot \mathbf{\Xi}_{M \times MN})^T = \mathbf{X}_{MN \times N_D}^T (\mathbf{H}_{MN_R \times N_D}^{(RD)})^T \quad (10)$$

同样采用 KRF 算法,可得到  $\tilde{\mathbf{Y}}_{N_R \times MN}$ 。将算得的  $\tilde{\mathbf{Y}}_{N \times MN_R}$  和  $\tilde{\mathbf{Y}}_{N_R \times MN}$ ,代入式(4)和(5),有:

$$((\mathbf{Y}_{MN_R \times N})^T = \tilde{\mathbf{Y}}_{MN_R \times N} ((\mathbf{G} \otimes \mathbf{G}^T))^T)^T \quad (11)$$

$$(\mathbf{Y}_{N_R \times MN} \odot \mathbf{I}_{M \times MN}) = (\mathbf{G}_{N_R \times MN_R}) \tilde{\mathbf{Y}}_{N_R \times MN} \quad (12)$$

对上式进行分解得到  $\mathbf{Y}_{N_R \times MN}$ ,根据  $\mathbf{Y}_{N_R \times MN}$  和  $\mathbf{Y}_{MN_R \times N}$ ,

构建最小二乘准则,利用 ALS 算法<sup>[11]</sup>,根据式(4)和(5)估计  $\mathbf{H}^{(SR)}$ 、 $\mathbf{C}$ 。第  $i$  次迭代的成本函数为:

$$J(\mathbf{H}^{(SR)}) = \|\mathbf{Y}_{MN \times N} - (\mathbf{H}^{(SR)} \odot \mathbf{\Gamma}) \hat{\mathbf{C}}_{i-1}\|_F^2 \quad (13)$$

$$J(\mathbf{C}) = \|\mathbf{Y}_{MN \times N} - (\mathbf{C} \odot \mathbf{\Gamma}) (\hat{\mathbf{H}}_{i-1}^{(SR)})^T\|_F^2 \quad (14)$$

其中第  $i$  次估计的  $\hat{\mathbf{C}}_i$ 、 $(\hat{\mathbf{H}}_i^{(SR)})^T$  为:

$$\hat{\mathbf{C}}_i = [\hat{\mathbf{H}}_{i-1}^{(SR)} \odot \mathbf{\Gamma}]^T \mathbf{Y}_{MN \times N} \quad (15)$$

$$(\hat{\mathbf{H}}_i^{(SR)})^T = [\hat{\mathbf{C}}_{i-1} \odot \mathbf{\Gamma}]^T \mathbf{Y}_{MN \times N} \quad (16)$$

得到全部因子矩阵后,可利用重建误差来衡量算法是否收敛,重建误差定义为:

$$\epsilon_i = \|\mathbf{X}_{N_s \times N \times M} - (((\mathbf{G} \odot \mathbf{G}^T)(\hat{\mathbf{Y}}_i)) \odot \hat{\mathbf{H}}_i^{(RD)}) (\mathbf{\Xi}_{M \times MN_R})^T\|_F^2 \quad (17)$$

其中  $\hat{\mathbf{Y}}_i$  可通过式(3)估计得到。整个算法的具体算法流程如表 1 所示。

表 1 算法流程

利用内嵌 PARAFAC 模型的 MIMO-OFDM 中继系统信道估计

1. 利用 KRF 算法,基于式(8)分解  $\tilde{\mathbf{Y}}_{N \times MN_R}$  和  $\mathbf{H}_{N_s \times MN_R}^{(RD)}$
2. 将  $\mathbf{H}_{N_s \times MN_R}^{(RD)}$  代入式(7),并利用 KRF 算法分解出  $\tilde{\mathbf{Y}}_{N_s \times MN}$ ;
3. 根据式(4),计算  $\mathbf{Y}_{MN \times N}$
4. 根据式(5),计算  $\mathbf{Y}_{MN \times N}$
5. 初始化矩阵  $\hat{\mathbf{H}}_0^{(SR)}$ ,  $it=1$
6. 利用式(9)计算  $\hat{\mathbf{C}}_i$
7. 利用式(10)计算  $\hat{\mathbf{H}}_i^{(SR)}$
8. 根据式(\*)计算  $\epsilon_i$ ,若  $\left|1 - \frac{\epsilon_i}{\epsilon_{i-1}}\right| \geq \delta$ ,执行  $it=it+1$ ;否则跳转至步骤 6;
9. 消除尺度模糊问题。

从算法流程中可以看出,求逆操作在总的计算复杂度中所占比重最大<sup>[13]</sup>。为简便起见,表 2 只给出了所提算法的单次迭代中求逆的运算复杂度。在给定单次迭代复杂度时,算法总的计算复杂度取决于算法达到收敛所需的迭代次数。由于算法首先利用 KRF 算法估计了  $\mathbf{H}^{(RD)}$ ,而 ALS 算法只需对  $(\mathbf{H}^{(SR)}, \mathbf{C})$  进行估计,相比三线性的 ALS 算法,只需要较少的迭代便可达到收敛。算法达到收敛所需的迭代次数将在仿真中讨论。

表 2 单词迭代运算复杂度

步骤	运算复杂度
1	$MNN_D N_R \min\{N_D, N\}$
2	$MN_R N_D \min\{MN_R, N_D\} + M^2 NN_R \min\{M, N_R\}$
3	$(MN_R)^3$
4	$(MN_R)^3 + M^2 NN_R \min\{M, N_R\}$
6	$M^3 N_R N_T \min\{N_R, N_T\}$
7	$M^3 NN_T \min\{N, N_T\}$

为了保证求得因子矩阵的唯一性,需进一步分析算法的唯一性条件。式(2)和(3)满足同一 PARAFAC 模型,其加载矩阵为  $(\mathbf{H}^{(SR)}, \mathbf{\Xi}_{M \times MN_T}, \mathbf{C})$ ,根据唯一性定理<sup>[14]</sup>,若满足:

$$k_C + k_T + k_H \geq 2R + 2 \quad (18)$$

则 3 个加载矩阵本质唯一,其中  $R$  为模型的  $k$  秩。因为矩阵  $\mathbf{\Xi}_{M \times MN_T}$  不存在相关列,且  $\mathbf{H}^{(SR)}$  为随机矩阵,因此只需在符号设计时保证符号矩阵  $\mathbf{C}$  为满 Kruskal 秩即可。上述条件等效为:

$$\min\{MN_T, N\} + M + \min\{MN_T, N_R\} \geq 2R + 2 \quad (19)$$

由于式(6)~(8)满足另一 PARAFAC 模型,其加载矩阵为  $(\mathbf{H}^{(RD)}, \mathbf{\Xi}_{M \times MN_R}, \tilde{\mathbf{Y}}_{MN_R \times N})$ 。依据唯一性定理,若满足:

$$k_C + k_T + k_H \geq 2R + 2 \quad (20)$$

则 3 个加载矩阵本质唯一。由于在上述条件下,  $\mathbf{Y}_{MN \times N}$  是满  $k$  秩;又根据式(4),因为增益矩阵  $\mathbf{G}$  为满  $k$  秩,则  $\tilde{\mathbf{Y}}_{N_s \times MN}$  也为满  $k$  秩。而  $\mathbf{\Xi}_{M \times MN_R}$  不存在相关列,同时  $\mathbf{H}^{(RD)}$  为随机矩阵,因此 3 个加载矩阵也都为满  $k$  秩。式(20)等效为:

$$\min\{N_R, MN\} + M + \min\{MN_R, N_D\} \geq 2R + 2 \quad (21)$$

### 3 仿真结果与分析

对计算复杂度和估计性能两个方面对算法进行评估,最终目的是:1)衡量算法的计算复杂度;2)衡量算法信道和符号的估计性能。

通过在 CSI 完全已知的场景下,利用提出的接收算法完成符号和信道估计,并对结果进行评估,评估的指标为 ASER (average symbol error rate) 性能和信道 NMSE (normalized mean square error)。ASER 为多次 Monte Carlo 仿真的 SER 取平均,而信道的 NMSE 定义为:

$$NMSE = \frac{1}{K} \left( \sum_{k=1}^K \frac{\|\mathbf{H}_k - \hat{\mathbf{H}}_k\|_F^2}{\|\mathbf{H}_k\|_F^2} \right) \quad (22)$$

其中  $K$  为 Monte Carlo 运行次数,  $K = 10\,000$ ,每次运行数据流  $NKM_s = 10\,000NM_s$ 。  $\mathbf{H}_k$  为第  $k$  次运行所产生的模拟信道,  $\hat{\mathbf{H}}_k$  为经过算法估计后的信道,这里  $\mathbf{H}$  包括  $\mathbf{H}^{(SR)}$  和  $\mathbf{H}^{(RD)}$ 。信道矩阵,  $\mathbf{H}^{(RD)}$  及  $\mathbf{H}^{(SR)}$  是独立同分布的,其元服从复数高斯分布,零均值,方差分别为  $1/M_R, 1/M_S$ 。信息源符号矩阵  $\mathbf{C} = \sqrt{E_s} \mathbf{C}_0$  从字母表随机产生,其中  $\mathbf{C}_0$  为单位能量的符号矩阵,  $E_s$  为每个符号的平均能量。  $\mathbf{C}$  和  $\mathbf{G}$  的第一行是已知的,这样就满足了消除尺寸模糊的条件。中继增益  $\mathbf{G}$  为随机生成器产生的范德蒙矩阵。这种设计避免了  $\mathbf{H}^{(RD)}$  和  $\mathbf{H}^{(SR)}$  的置换模糊。

#### 3.1 计算复杂度

算法的复杂度取决于算法每次迭代的运算次数及迭代次数。本文简便起见,每次迭代的运算次数只统计乘法运算次数。三线性 ALS (Tri-ALS) 的单次运算次数为  $11M^2 + 8M^2(N_D N + N_R N + N) + 8M(3N_D N + N_D N + N + N_D)$ <sup>[15-16]</sup>,

本文所提算法每次迭代中每步乘法运算次数如表 2 所示,将每步乘法运算次数相加,可得所提算法的每次迭代的运算次数。本节将结合具体参数定量对比本文算法与 Tri-ALS 的乘法运算次数。另外,迭代次数易受初始值及信道条件等因素影响,难以定量分析,也将在本节中结合具体场景进行对比验证。

基于以上计算复杂度中乘法次数分析,选取表 3 中的参数,计算 Tri-ALS 与本文算法乘法次数的比值,以此衡量两个算法的计算量,结果如图 2 所示。从图中看出, Tri-ALS 算法乘法运算次数是本文算法的 5 倍以上。随着  $M$  的减小,本文算法低计算复杂度的优势,将更为明显。值得一提的是,这里仅考虑了  $M$  的变化,算法运算次数还与  $N$ 、 $N_D$ 、 $N_R$  及  $N_T$  参数有关,但从公式来看,幂数最高的  $M$  决定算法的复杂度。因此所提算法相比 Tri-ALS 具有较低的算法复杂度。

表 3 仿真参数设置

$N_T = N_R = N_D = 8, N = M = 4$ ; ALS 收敛误差为  $10^{-3}$

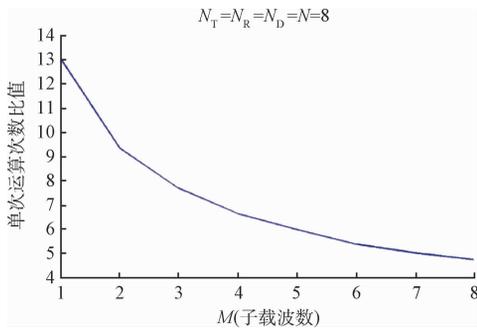


图 2 Tri-ALS 与本文算法的乘法运算次数的比值

在迭代次数方面,基于式(17)定义的重建误差,将估计结果代入,并将其与迭代次数建立联系,结果如图 3 所示。从图中可以看出,对于符号能量为 10 和 25 dB 两种情况,本文算法的迭代次数是 PT2-ALS 迭代次数 1/5 左右;另外还可看出,对于符号能量较强信号,意味着信噪比也高,收敛速度也较快。这是由于算法首先利用 KRF 算法估计了  $\mathbf{H}^{(RD)}$ ,而 ALS 算法只需对  $(\mathbf{H}^{(SR)}, \mathbf{C})$  进行估计,相比三线性的 ALS 算法,只需要较少的迭代次数便可达到收敛。

### 3.2 性能分析

在性能方面,将算法与传统监督的 BALS 算法相比较。这种带有训练序列的监督类信道估计算法基本思想是向中继节点发送正交训练序列,这个训练序列在接收机端是已知的。中继节点在转发信号之前,应用了时间独立的增益矩阵。接收到的信号利用正交训练序列进行反向处理后,满足 PARAFAC 模型,然后利用双向交替最小二乘算法或者最小二乘 Khatri-Rao 分解估计出信道。在 ASER 方面,两种算法是通过强制归零均衡器实现对符号的估计。

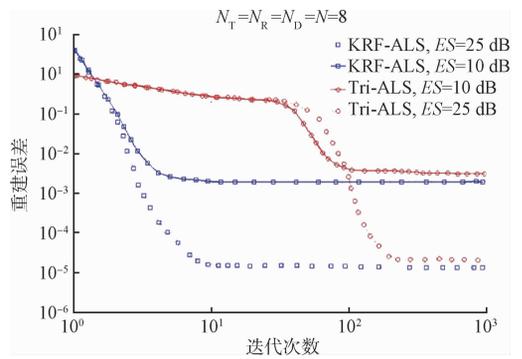


图 3 算法收敛速度与归一化重建误差

因为瑞利衰落信道是一种频率选择性衰落,因此子载波的个数  $M$  将影响信道算法估计的性能,选择  $M=4$  和  $M=8$  两种情况,信道 NMSE 和 ASER 分别如图 4、5 所示。从图中可以看出:信道 NMSE 方面,在相同信号能量情况下, BALS 性能都要优于 Tri-ALS 和 KRF-ALS 算法,其好的性能来自于监督码的应用。在  $M=8$  时, KRF-ALS 算法的 NMSE 稍差于 BALS; 当  $M=4$  时, KRF-ALS 算法的 NMSE 性能与 BALS 几乎相当。在 ASER 方面,在两种信号能量情况下, KRF-ALS 算法的 ASER 性能与 BALS 和 Tri-ALS 都相差不多。

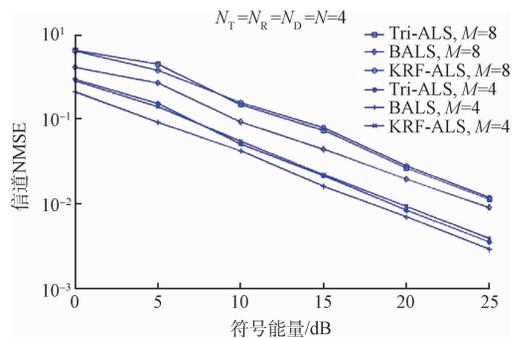


图 4 本文算法与 BALS、Tri-ALS 算法信道 NMSE 比较

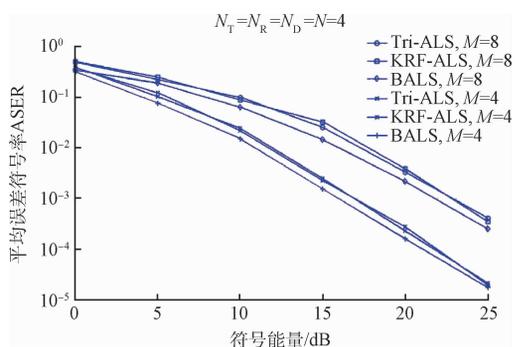


图 5 本文算法与 BALS、Tri-ALS 算法的信道 ASER 比较

## 4 结 论

本文在对单向双跳 MIMO-OFDM 中继系统建模基础

上,提出了利用嵌入 PARAFAC 模型的 MIMO-OFDM 中继系统半盲接收算法,该算法根据构建的信号模型,首先利用 KRF 算法分解出中继-目的端矩阵,然后利用 ALS 算法只需对源-中继信道矩阵和信源矩阵进行估计,相比三线性的 ALS 算法,算法具有较低的单次计算复杂度和较快的收敛速度,性能接近传统带有监督序列的信道估计算法。未来可将预编码技术引入至算法中,以提高算法的估计性能<sup>[17]</sup>。

## 参考文献

- [1] CAO L, ZHANG J, KANNO N. Multi-user cooperative communications with relay-coding for uplink IMT-advanced 4G systems [C]. IEEE Conference on Global Telecommunications, IEEE Press, 2009:3134-3139.
- [2] 杨晴, 刘琪, 颜彪, 等. 多用户 MIMO 下行链路物理层安全研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2016, 30(9): 1306-1312.
- [3] 罗德与施瓦茨科技有限公司. LTE/LTE-A MIMO 原理与测试[J]. 国外电子测量技术, 2014, 33(2): 7-11.
- [4] DOHLER M, LI Y. Cooperative Communications: Hardware, Channel and PHY[M]. Newyork: Wiley Publishing, 2010.
- [5] COSTA M N D. Tensor space-time coding for MIMO wireless communication systems [J]. Signal Processing, 2014, 92(4):1079-1092.
- [6] SIDIROPOULOS N D, BUDAMPATI R S. Khatri-Rao Space-Time Codes[M]. IEEE Press, 2002.
- [7] XIMENES L R, FAVIER G, DE ALMEIDA A L F, et al. PARAFAC-PARATUCK semi-blind receivers for two-hop cooperative MIMO relay systems [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(14):3604-3615.
- [8] XIMENES L R, FAVIER G, ALMEIDA A L F D. Closed-form semi-blind receiver for MIMO relay systems using double khatri-rao space-time coding [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2016, 23(3):316-320.
- [9] 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.
- [10] LIOLIOU P, VIBERG M. Least-Squares based channel estimation for MIMO relays [C]. International Itg Workshop on Smart Antennas, 2008:90-95.
- [11] MILLAR A P, WEISS S, STEWART R W. Training-based channel estimation algorithms for dual hop MIMO OFDM relay systems [J]. IEEE Transactions on Communications, 2015, 63(12): 4711-4726.
- [12] BADEAU R, RICHARD G, DAVID B. Sliding window adaptive SVD algorithms. [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2004, 52(1): 1-10.
- [13] COSTANTINI, SBAIZ, SUSSTRUNK. Higher order SVD analysis for dynamic texture synthesis[J]. IEEE Transactions on Image Processing A Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2008, 17(1): 42-52.
- [14] LATHAUWER L D. A link between the canonical decomposition in multilinear algebra and simultaneous matrix diagonalization[J]. Siam Journal on Matrix Analysis & Applications, 2006, 28(3):642-666.
- [15] BRO R. PARAFAC. Tutorial and applications[J]. Chemometrics & Intelligent Laboratory Systems, 1997, 38(2):149-171.
- [16] RAJIH M, COMON P, HARSHMAN R A. Enhanced line search: A novel method to accelerate PARAFAC[J]. Siam Journal on Matrix Analysis & Applications, 2008, 30(3):1-4.
- [17] 邹应全, 李春国, 赵睿, 等. 多小区 MIMO 系统中的分布式预编码研究[J]. 仪器仪表学报, 2010, 31(12):2821-2827.

## 作者简介

**王瑞**, 1985 年出生, 讲师, 博士研究生, 主要研究方向为 MIMO 中继系统信道估计技术等。

E-mail: 610864396@qq.com

**芮国胜**, 1968 年出生, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为小波原理及其应用、混沌信号处理等。

**张洋**, 1981 年出生, 讲师, 主要研究方向为混沌信号处理、低频通信技术等。