

双向 MIMO 中继系统中一种低复杂度的联合信道估计方法

杜建和^{*①} 花妍^① 林和昀^② 田沛^①

^①(中国传媒大学信息工程学院 北京 100024)

^②(北京邮电大学信息与通信工程学院 北京 100876)

摘要: 对于双向多输入多输出(MIMO)中继系统,如何在减少中继负担的情况下获得精确的信道状态信息(CSI)成为信道估计的一个难点。该文针对双向 MIMO 中继系统,提出一种低复杂度的联合信道估计方法。所提方法在两个用户端同时发送正交信道训练信号至中继,中继采用所设计的放大因子放大所接收的信号并转发至两个用户。每个用户对所接收的信号构造平行因子(PARAFAC)模型,并根据实际系统要求,分别设计了迭代和非迭代的两种拟合算法对 PARAFAC 模型进行拟合,从而联合估计出所有信道的 CSI。所提信道估计方法无需在中继处进行信道估计,减轻了中继的负担。与已有信道估计方法相比,所提方法设计灵活,采用的拟合算法具有较低的复杂度,而且在使用较少信道训练信号的情况下具有较高的信道估计精度。

关键词: 双向 MIMO 中继; 低复杂度; 信道状态信息; 平行因子

中图分类号: TN929.53

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2017)12-2976-07

DOI: 10.11999/JEIT170463

A Low-complexity Algorithm for Joint Channel Estimation in Two-way MIMO Relay Communication Systems

DU Jianhe^① HUA Yan^① LIN Heyun^② TIAN Pei^①

^①(School of Information and Engineering, Communication University of China, Beijing 100024, China)

^②(School of Information and Communication Engineering, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China)

Abstract: For two-way Multiple-Input Multiple-Output (MIMO) relay communication systems, the main challenge is to get full knowledge of all channel matrices with minimal cost of signal handling at the relay node. In this paper, a low-complexity joint channel estimation scheme for two-way MIMO relay communication systems is proposed. Both users transmit orthogonal channel training signals to the relay node simultaneously. Then the relay amplifies the received signals by using designed amplification factors, and forwards the amplified signals to both users. The received signals at each user is formulated as a PARAllel FACtor (PARAFAC) model, and then the iterative and non-iterative fitting algorithms are derived to estimate the Channel State Information (CSI) knowledge of all links involved. Compared with existing schemes, the proposed scheme has the advantages of design flexibility and low complexity, and has higher estimation accuracy with a few number of channel training signals.

Key words: Two-way MIMO relay; Low-complexity; Channel State Information (CSI); Parallel factor

1 引言

当中继系统与多输入多输出(Multiple-Input Multiple-Output, MIMO)技术相结合,能充分利用空间分集,进一步提高了系统的性能。目前, MIMO

中继系统已经引起了学术界和工业界的广泛关注^[1,2]。大量关于 MIMO 中继方面的研究工作都假设系统已知精确的信道状态信息(Channel State Information, CSI)。然而在实际通信中,CSI 是未知的,因此需要被估计。

针对 MIMO 中继系统,文献[3]提出了一种两阶段信道估计方法,该方法能在信宿端估计出信源到中继和中继到信宿的信道矩阵。文献[4]提出了一种基于平行因子模型(PARAllel FACtor, PARAFAC)^[5,6]的信道估计方法,该方法能联合估计出两跳信道矩阵。文献[7]对文献[4]中的交替最小二乘(Alternating Least-Squares, ALS)拟合算法进行

收稿日期: 2017-05-16; 改回日期: 2017-09-16; 网络出版: 2017-11-02

*通信作者: 杜建和 dujianhe1@163.com

基金项目: 国家自然科学基金(61601414, 61561037), 国家高技术研究发展计划(2015AA01A705, 2014AA01A701)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61601414, 61561037), The National High Technology Research and Development Program of China (2015AA01A705, 2014AA01A701)

优化和改进,降低了计算复杂度。文献[8]针对上行多用户 MIMO 系统,利用 LM(Levenberg-Marquardt)拟合算法快速收敛的特性,提高了信道估计的效率。

文献[3,4,7,8]都是针对于单向 MIMO 中继系统,与单向 MIMO 中继系统相比,双向 MIMO 中继系统具有更高的频谱效率^[9]。然而,双向 MIMO 中继系统的信道估计问题也相对复杂。针对双向 MIMO 中继系统,文献[10]提出了一种级联信道估计方法。文献[11]进一步将文献[4]中的方法扩展到了双向 MIMO 中继系统,在用户端估计出两跳信道的 CSI。文献[12]在文献[3]的基础上,针对双向 MIMO 中继系统提出了一种新的两阶段信道估计方法。然而该方法的第 1 跳信道矩阵估计精度仍然依赖于第 2 跳信道矩阵的估计精度,而且需要两次在中继处对发送功率进行优化才能获得较好的信道估计性能,具有较高的计算复杂度。

本文针对双向 MIMO 中继系统,提出了一种低复杂度的联合信道估计方法。所提方法在两个用户端设计相互正交的信道训练信号进行发送,中继采用不同的放大因子对接收的信号进行放大转发,在用户端构造 PARAFAC 模型,利用迭代的 P-ALS-LS(PARAFAC-ALS with linear search)和非迭代的 P-KRF(PARAFAC with Khatri-Rao Factorization)拟合算法能估计出每一跳的信道矩阵。

本文主要创新点如下:

(1)所提方法无需在中继处进行信道估计,在用户端就能估计出所有信道的 CSI;而且所提信道估计方法设计灵活,可根据系统要求考虑信道估计精度和估计效率的折中。

(2)所提方法设计了 P-ALS-LS 和 P-KRF 算法对所构造的 PARAFAC 模型进行拟合。与文献[11]提出的迭代 TP-ALS (Traditional PARAFAC with ALS)算法相比,所提算法具有较低的复杂度,特别是 P-KRF 算法;此外,还可以根据系统参数来选择合适的拟合算法。

(3)在较小的信道训练数目条件下,所提信道估计方法比文献[11]的方法具有更高的信道估计精度。与两阶段信道估计方法^[12]相比,所提信道估计方法具有更好的第 2 跳信道估计精度。

2 系统模型

考虑如图 1 所示的双向 MIMO 中继通信系统,其中用户 1 和用户 2 通过中继进行信息交换,用户 1、用户 2 和中继分别配置 M_1 、 M_2 和 M_R 根天线。 $\mathbf{H}^{(iR)} \in \mathbb{C}^{M_i \times M_R}$ 表示用户 i 至中继的信道矩阵,

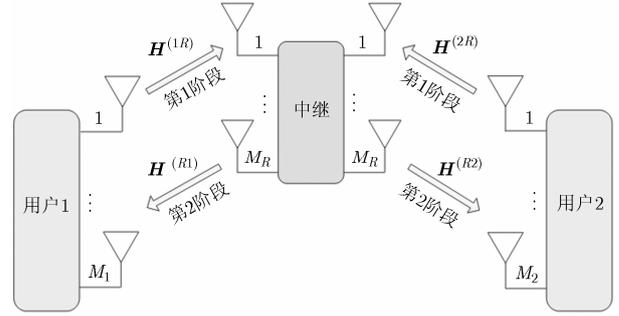


图 1 双向MIMO中继通信系统

$\mathbf{H}^{(Ri)} \in \mathbb{C}^{M_i \times M_R}$ 表示中继至用户 i 的信道矩阵,其中 $i = 1, 2$ 。在该系统中,所有节点都工作于半双工模式下^[12-14]。

本文中的信道矩阵建模为高斯 Kronecker 模型^[12],即信道矩阵 $\mathbf{H}^{(iR)}$ 和 $\mathbf{H}^{(Ri)}$ 分别为式(1)和式(2)的复高斯随机矩阵。

$$\mathbf{H}^{(iR)} \sim \text{CN}(0, \mathbf{T}_{iR} \otimes \mathbf{R}_{iR}) \quad (1)$$

$$\mathbf{H}^{(Ri)} \sim \text{CN}(0, \mathbf{Q}_R \otimes \mathbf{R}_{Ri}) \quad (2)$$

其中, \otimes 表示 Kronecker 乘积, $\mathbf{T}_{iR} \in \mathbb{C}^{M_i \times M_i}$ 和 $\mathbf{R}_{iR} \in \mathbb{C}^{M_R \times M_R}$ 分别表示信道 $\mathbf{H}^{(iR)}$ 的发射端和接收端的协方差矩阵, $\mathbf{Q}_R \in \mathbb{C}^{M_R \times M_R}$ 和 $\mathbf{R}_{Ri} \in \mathbb{C}^{M_i \times M_i}$ 分别表示信道 $\mathbf{H}^{(Ri)}$ 的发射端和接收端的协方差矩阵。由式(1)和式(2)可得

$$\mathbf{H}^{(iR)} = \mathbf{A}_{iR} \mathbf{H}^{(iR,O)} \mathbf{B}_{iR}^H \quad (3)$$

$$\mathbf{H}^{(Ri)} = \mathbf{A}_{Ri} \mathbf{H}^{(Ri,O)} \mathbf{\Phi}_R^H \quad (4)$$

其中, $\mathbf{A}_{iR} \mathbf{A}_{iR}^H = \mathbf{R}_{iR}$, $\mathbf{B}_{iR} \mathbf{B}_{iR}^H = \mathbf{T}_{iR}$, $\mathbf{A}_{Ri} \mathbf{A}_{Ri}^H = \mathbf{R}_{Ri}$, $\mathbf{\Phi}_R \mathbf{\Phi}_R^H = \mathbf{Q}_R^T$ 。 $\mathbf{H}^{(iR,O)} \in \mathbb{C}^{M_R \times M_i}$ 和 $\mathbf{H}^{(Ri,O)} \in \mathbb{C}^{M_i \times M_R}$ 中的元素都是均值为 0 方差为 1 的独立同分布的复高斯随机变量, $\mathbf{H}^{(iR,O)}$ 和 $\mathbf{H}^{(Ri,O)}$ 相互间统计独立。

3 所提信道估计方法

所提信道估计方法分为 N 个信道训练过程,每个信道训练过程包括 2 个阶段。对于第 n ($n = 1, 2, \dots, N$) 个训练过程中的第 1 个阶段,用户 1 发送信道训练信号 $\mathbf{S}^{(1)} \in \mathbb{C}^{M_1 \times L}$ 至中继,与此同时,用户 2 发送 $\mathbf{S}^{(2)} \in \mathbb{C}^{M_2 \times L}$ 至中继。信道训练信号 $\mathbf{S}^{(i)}$ 满足式(5)的设计准则:

$$\mathbf{S}^{(i)} (\mathbf{S}^{(i)})^H = \mathbf{I}_{M_i}, \mathbf{S}^{(i)} (\mathbf{S}^{(j)})^H = \mathbf{0}_{M_i \times M_j}, \quad i = 1, 2, j = 1, 2, i \neq j \quad (5)$$

中继接收的信号 $\mathbf{Y}_n^{(R)} \in \mathbb{C}^{M_R \times L}$ 表示为

$$\mathbf{Y}_n^{(R)} = \sum_{i=1}^2 \mathbf{H}^{(iR)} \mathbf{S}^{(i)} + \mathbf{V}_n^{(R)} \quad (6)$$

其中, $\mathbf{V}_n^{(R)} \in \mathbb{C}^{M_R \times L}$ 表示中继处的噪声矩阵,假设噪声矩阵 $\mathbf{V}_n^{(R)}$ 中的元素都服从均值为 0、方差为 1

的独立复高斯分布。

在第 n 个训练过程中的第 2 个阶段, 中继采用不同的放大矩阵放大所接收的信号, 并将放大后的信号转发至用户 i 。整个第 2 阶段分为 K_n 个时间子块, 对于第 k_n 个子块, 用户 i 接收的信号 $\mathbf{Y}_{k_n}^{(i)} \in \mathbb{C}^{M_i \times L}$ 表示为

$$\begin{aligned} \mathbf{Y}_{k_n}^{(i)} &= \mathbf{H}^{(Ri)} \mathbf{E}_{k_n} \mathbf{Y}^{(R)} + \mathbf{V}_{k_n}^{(i)} \\ &= \mathbf{H}^{(Ri)} \mathbf{E}_{k_n} \left(\sum_{i=1}^2 \mathbf{H}^{(iR)} \mathbf{S}^{(i)} \right) + \mathbf{H}^{(Ri)} \mathbf{E}_{k_n} \mathbf{V}_n^{(R)} \\ &\quad + \mathbf{V}_{k_n}^{(i)}, \quad k_n = 1, 2, \dots, K_n \end{aligned} \quad (7)$$

其中, $\mathbf{E}_{k_n} \in \mathbb{C}^{M_R \times M_R}$ 表示第 k_n 个子块的中继对角放大矩阵, 假设用户端已知 \mathbf{E}_{k_n} , $\mathbf{V}_{k_n}^{(i)} \in \mathbb{C}^{M_i \times L}$ 表示第 k_n 个子块中用户 i 端的噪声矩阵, 假设噪声矩阵 $\mathbf{V}_{k_n}^{(i)}$ 中的元素都服从均值为 0、方差为 1 的独立复高斯分布。

3.1 PARAFAC 模型的构造

由式(7)可得

$$\begin{aligned} \mathbf{Y}_{k_n}^{(1)} &= \mathbf{H}^{(R1)} \mathbf{E}_{k_n} \mathbf{H}^{(1R)} \mathbf{S}^{(1)} + \mathbf{H}^{(R1)} \mathbf{E}_{k_n} \mathbf{H}^{(2R)} \mathbf{S}^{(2)} \\ &\quad + \mathbf{H}^{(R1)} \mathbf{E}_{k_n} \mathbf{V}_n^{(R)} + \mathbf{V}_{k_n}^{(1)} \end{aligned} \quad (8)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{Y}_{k_n}^{(2)} &= \mathbf{H}^{(R2)} \mathbf{E}_{k_n} \mathbf{H}^{(1R)} \mathbf{S}^{(1)} + \mathbf{H}^{(R2)} \mathbf{E}_{k_n} \mathbf{H}^{(2R)} \mathbf{S}^{(2)} \\ &\quad + \mathbf{H}^{(R2)} \mathbf{E}_{k_n} \mathbf{V}_n^{(R)} + \mathbf{V}_{k_n}^{(2)} \end{aligned} \quad (9)$$

将式(8)和式(9)两边分别乘以 $(\mathbf{S}^{(2)})^H$ 和 $(\mathbf{S}^{(1)})^H$ 可得

$$\mathbf{Y}_{k_n}^{(1)} (\mathbf{S}^{(2)})^H = \mathbf{H}^{(R1)} D_{k_n} \{\mathbf{F}_n\} \mathbf{H}^{(2R)} + \tilde{\mathbf{V}}_{k_n}^{(1)} \quad (10)$$

$$\mathbf{Y}_{k_n}^{(2)} (\mathbf{S}^{(1)})^H = \mathbf{H}^{(R2)} D_{k_n} \{\mathbf{F}_n\} \mathbf{H}^{(1R)} + \tilde{\mathbf{V}}_{k_n}^{(2)} \quad (11)$$

其中,

$$D_{k_n} \{\mathbf{F}_n\} = \mathbf{E}_{k_n}, \quad \mathbf{F}_n \in \mathbb{C}^{K_n \times M_R}$$

$$\tilde{\mathbf{V}}_{k_n}^{(1)} = \mathbf{H}^{(R1)} \mathbf{E}_{k_n} \mathbf{V}_n^{(R)} (\mathbf{S}^{(2)})^H + \mathbf{V}_{k_n}^{(1)} (\mathbf{S}^{(2)})^H$$

$$\tilde{\mathbf{V}}_{k_n}^{(2)} = \mathbf{H}^{(R2)} \mathbf{E}_{k_n} \mathbf{V}_n^{(R)} (\mathbf{S}^{(1)})^H + \mathbf{V}_{k_n}^{(2)} (\mathbf{S}^{(1)})^H$$

根据式(10)和式(11), 通过 PARAFAC 分析法^[5]可以分别估计出 $(\mathbf{H}^{(R1)}, \mathbf{H}^{(2R)})$ 和 $(\mathbf{H}^{(R2)}, \mathbf{H}^{(1R)})$, 下面以式(11)为例来阐述通过利用 PARAFAC 分析法估计 $(\mathbf{H}^{(R2)}, \mathbf{H}^{(1R)})$ 。

为了便于分析, 先忽略噪声 $\tilde{\mathbf{V}}_{k_n}^{(2)}$, 并令 $\tilde{\mathbf{Y}}_{k_n}^{(2)} = \mathbf{Y}_{k_n}^{(2)} (\mathbf{S}^{(1)})^H \in \mathbb{C}^{M_2 \times M_1}$, 整理式(11)可得

$$\tilde{\mathbf{Y}}_{k_n}^{(2)} = \mathbf{H}^{(R2)} D_{k_n} \{\mathbf{F}_n\} \mathbf{H}^{(1R)}, \quad k_n = 1, 2, \dots, K_n \quad (12)$$

令 $\mathbf{G} = [\mathbf{F}_1^T, \dots, \mathbf{F}_{K_n}^T]^T \in \mathbb{C}^{P \times M_R}$, 其中 $P = \sum_{n=1}^N K_n$, 式(12)可以建模为式(13)的 PARAFAC 模型的标量形式。

$$\underline{z}_{p,m_2,m_1} = \sum_{m_R=1}^{M_R} g_{p,m_R} h_{m_2,m_R}^{(R2)} h_{m_R,m_1}^{(1R)} \quad (13)$$

其中, $p = 1, 2, \dots, P$, $m_2 = 1, 2, \dots, M_2$, $m_1 = 1, 2, \dots, M_1$ 。 g_{p,m_R} , $h_{m_2,m_R}^{(R2)}$ 和 $h_{m_R,m_1}^{(1R)}$ 分别为矩阵 \mathbf{G} , $\mathbf{H}^{(R2)}$ 和 $\mathbf{H}^{(1R)}$ 中对应元素。 $\underline{z}_{p,m_2,m_1} \in \mathbb{C}^{P \times M_2 \times M_1}$ 为 3 维矩阵 $\underline{\mathbf{Z}}$ 中的典型元素^[5]。根据 PARAFAC 模型分解特性, 由式(13)可得该 PARAFAC 模型的 3 个紧凑形式:

$$\mathbf{Z} = (\mathbf{G} \odot \mathbf{H}^{(R2)}) \mathbf{H}^{(1R)} \quad (14)$$

$$\mathbf{X} = \left((\mathbf{H}^{(1R)})^T \odot \mathbf{G} \right) (\mathbf{H}^{(R2)})^T \quad (15)$$

$$\mathbf{W} = \left(\mathbf{H}^{(R2)} \odot (\mathbf{H}^{(1R)})^T \right) \mathbf{G}^T \quad (16)$$

其中, $\mathbf{Z} \in \mathbb{C}^{PM_2 \times M_1}$, $\mathbf{X} \in \mathbb{C}^{M_1 P \times M_2}$, $\mathbf{W} \in \mathbb{C}^{M_2 M_1 \times P}$, \odot 表示 Khatri-Rao 乘积。

3.2 分解唯一性

根据 PARAFAC 模型的分解唯一性定理^[6], 所构模型式(13)的唯一性条件为

$$k_{\mathbf{G}} + k_{\mathbf{H}^{(R2)}} + k_{\mathbf{H}^{(1R)}} \geq 2M_R + 2 \quad (17)$$

其中, $k_{\mathbf{G}}$, $k_{\mathbf{H}^{(R2)}}$ 和 $k_{\mathbf{H}^{(1R)}}$ 分别表示矩阵 \mathbf{G} , $\mathbf{H}^{(R2)}$ 和 $\mathbf{H}^{(1R)}$ 的 Kruskal 秩^[5]。本文设计了具有范德蒙结构的放大矩阵 \mathbf{G} , 并分析其特殊结构, 得出了较为宽松的唯—性条件。本文所设计的放大矩阵 $\mathbf{G} = \sqrt{1/P} \mathbf{\Gamma}$, 其中 $\mathbf{\Gamma}$ 为具有如式(18)的范德蒙结构的矩阵。

$$\mathbf{\Gamma} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & \dots & 1 \\ \tau_1 & \tau_2 & \dots & \tau_{M_R} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ (\tau_1)^{P-1} & (\tau_2)^{P-1} & \dots & (\tau_{M_R})^{P-1} \end{bmatrix} \quad (18)$$

其中, $m_R = 1, 2, \dots, M_R$ 。由于存在具有范德蒙结构的矩阵, 唯—性条件可演化为^[15]

$$\min(2M_R, P + k_{\mathbf{H}^{(1R)}}) + k_{\mathbf{H}^{(R2)}} \geq 2M_R + 2 \quad (19)$$

由于信道矩阵 $\mathbf{H}^{(1R)}$ 和 $\mathbf{H}^{(R2)}$ 都为随机矩阵, 可得 $k_{\mathbf{H}^{(1R)}} = \min(M_R, M_1)$ 和 $k_{\mathbf{H}^{(R2)}} = \min(M_2, M_R)$ 。此时, 所构模型的唯—性条件等效为

$$\begin{aligned} &\min(2M_R, P + \min(M_R, M_1)) \\ &\quad + \min(M_2, M_R) \geq 2M_R + 2 \end{aligned} \quad (20)$$

若 $\mathbf{H}^{(1R)}$ 为行满秩矩阵且 $\mathbf{H}^{(R2)}$ 为列满秩矩阵, 即 $M_R \leq \min(M_1, M_2)$, 唯—性条件简化为

$$\min(M_R, P) \geq 2 \quad (21)$$

当系统参数满足唯—性条件时, PARAFAC 模型中的 3 个加载矩阵 \mathbf{G} , $\mathbf{H}^{(R2)}$ 和 $\mathbf{H}^{(1R)}$ 本质唯—(只存在尺度模糊和列模糊)。

4 拟合算法的设计

为了快速而精确地估计出每一跳的信道矩阵，本文设计了两种有效的拟合算法来拟合所构造的PARAFAC模型，即P-ALS-LS和P-KRF拟合算法。

4.1 P-ALS-LS 算法

ALS算法是一种迭代算法，由于其简单易行，通常被用于拟合PARAFAC、PARATUCK和TUCKER等张量模型^[16]。其基本原理是利用最小二乘方法对加载矩阵进行交替更新直至算法收敛。对于本文，利用ALS算法进行拟合时，首先设定矩阵 \mathbf{G} 并随机初始化矩阵 $\mathbf{H}^{(R2)}$ ，根据式(14)，利用最小二乘来更新矩阵 $\mathbf{H}^{(1R)}$

$$\begin{aligned}\widehat{\mathbf{H}}^{(1R)} &= \arg \min_{\mathbf{H}^{(1R)}} \left\| \mathbf{Z} - \left(\mathbf{G} \odot \widehat{\mathbf{H}}^{(R2)} \right) \mathbf{H}^{(1R)} \right\|_F \\ &= \left(\mathbf{G} \odot \widehat{\mathbf{H}}^{(R2)} \right)^\dagger \mathbf{Z}\end{aligned}\quad (22)$$

其中， $\|\cdot\|_F$ 表示Frobenius范数， $(\cdot)^\dagger$ 表示伪逆。根据式(15)，利用最小二乘来更新矩阵 $\mathbf{H}^{(R2)}$ 。

$$\begin{aligned}\widehat{\mathbf{H}}^{(R2)} &= \arg \min_{\mathbf{H}^{(R2)}} \left\| \mathbf{X} - \left(\widehat{\mathbf{H}}^{(1R)} \right)^\top \odot \mathbf{G} \right\|_F \\ &= \left(\left(\mathbf{H}^{(1R)} \right)^\top \odot \mathbf{G} \right)^\dagger \mathbf{X}\end{aligned}\quad (23)$$

式(22)与式(23)交替迭代更新可以保持或者提高当前拟合精度。至少对于局部优化来说，ALS算法单调收敛^[5,6]。对于第 it 次迭代，ALS算法的代价函数可表示为

$$\gamma^{(it)} = \left\| \mathbf{X} - \left(\widehat{\mathbf{H}}^{(1R)} \right)^\top \odot \mathbf{G} \right\|_F \quad (24)$$

其中， $\widehat{\mathbf{H}}^{(1R)}_{(it)}$ 表示第 it 次迭代后矩阵 $\mathbf{H}^{(1R)}$ 的估计矩阵， $\widehat{\mathbf{H}}^{(R2)}_{(it)}$ 表示第 it 次迭代后矩阵 $\mathbf{H}^{(R2)}$ 的估计矩阵。

虽然ALS算法利用式(22)和式(23)交替迭代更新可以优化或者保持当前拟合，但由于每次迭代更新的步长是固定的(步长为1)，容易陷入局部循环，因此需要大量的迭代才能达到收敛。本文采用线性搜索^[17]的方法来加速ALS的拟合，即选择合适的松弛因子来优化步长，克服了局部循环，从而加速算法收敛。根据已有的 $\widehat{\mathbf{H}}^{(1R)}_{(it-1)}$ ， $\widehat{\mathbf{H}}^{(1R)}_{(it-2)}$ ， $\widehat{\mathbf{H}}^{(R2)}_{(it-1)}$ ， $\widehat{\mathbf{H}}^{(R2)}_{(it-2)}$ ，第 $it-1$ 次迭代后矩阵 $\mathbf{H}^{(1R)}$ 和 $\mathbf{H}^{(R2)}$ 的预测矩阵 $\widehat{\mathbf{H}}^{(1R)}_{(new)}$ 和 $\widehat{\mathbf{H}}^{(R2)}_{(new)}$ 分别表示为

$$\widehat{\mathbf{H}}^{(1R)}_{(new)} = \widehat{\mathbf{H}}^{(1R)}_{(it-2)} + \varepsilon_1 \left(\widehat{\mathbf{H}}^{(1R)}_{(it-1)} - \widehat{\mathbf{H}}^{(1R)}_{(it-2)} \right) \quad (25)$$

$$\widehat{\mathbf{H}}^{(R2)}_{(new)} = \widehat{\mathbf{H}}^{(R2)}_{(it-2)} + \varepsilon_2 \left(\widehat{\mathbf{H}}^{(R2)}_{(it-1)} - \widehat{\mathbf{H}}^{(R2)}_{(it-2)} \right) \quad (26)$$

其中， $\left(\widehat{\mathbf{H}}^{(1R)}_{(it-1)} - \widehat{\mathbf{H}}^{(1R)}_{(it-2)} \right)$ 和 $\left(\widehat{\mathbf{H}}^{(R2)}_{(it-1)} - \widehat{\mathbf{H}}^{(R2)}_{(it-2)} \right)$ 表示搜索方向， ε_1 和 ε_2 分别表示 $\widehat{\mathbf{H}}^{(1R)}_{(new)}$ 和 $\widehat{\mathbf{H}}^{(R2)}_{(new)}$ 的松弛因子(步长)，根据文献[17]，本文中 $\varepsilon_1 = \varepsilon_2 = 1.25$ 。代价函数 $\gamma^{(new)}$ 表示为

$$\gamma^{(new)} = \left\| \mathbf{X} - \left(\widehat{\mathbf{H}}^{(1R)}_{(new)} \right)^\top \odot \mathbf{G} \right\|_F \quad (27)$$

通过比较 $\gamma^{(it-1)}$ 与 $\gamma^{(new)}$ 的大小，来确定下一次迭代的最优初始值，从而提高算法的收敛速度，所提P-ALS-LS算法的实现步骤如下：

步骤1 选择已知 \mathbf{G} ，随机初始化 $\widehat{\mathbf{H}}^{(1R)}_{(0)}$ ， $\widehat{\mathbf{H}}^{(1R)}_{(1)}$ ， $\widehat{\mathbf{H}}^{(R2)}_{(0)}$ ， $\widehat{\mathbf{H}}^{(R2)}_{(1)}$ ，并设 $it=2$ ；

步骤2 根据式(25)和式(26)计算 $\widehat{\mathbf{H}}^{(1R)}_{(new)}$ 和 $\widehat{\mathbf{H}}^{(R2)}_{(new)}$ ；

步骤3 计算 $\gamma^{(it-1)}$ 与 $\gamma^{(new)}$ ，若 $\gamma^{(new)} < \gamma^{(it-1)}$ ， $\widehat{\mathbf{H}}^{(R2)}_{(it-1)} = \widehat{\mathbf{H}}^{(R2)}_{(new)}$ ；

步骤4 根据式(22)，更新矩阵 $\widehat{\mathbf{H}}^{(1R)}_{(it)}$ ： $\widehat{\mathbf{H}}^{(1R)}_{(it)} = \left(\mathbf{G} \odot \widehat{\mathbf{H}}^{(R2)}_{(it-1)} \right)^\dagger \mathbf{Z}$ ；

步骤5 根据式(23)，更新矩阵 $\widehat{\mathbf{H}}^{(R2)}_{(it)}$ ： $\widehat{\mathbf{H}}^{(R2)}_{(it)} = \left(\left(\widehat{\mathbf{H}}^{(1R)}_{(it)} \right)^\top \odot \mathbf{G} \right)^\dagger \mathbf{X}$ ；

步骤6 若满足条件 $|\gamma^{(it)} - \gamma^{(it-1)}| / \gamma^{(it)} \geq \delta$ ($\delta = 10^{-6}$)，迭代结束；否则，令 $it = it + 1$ ，程序跳转至步骤2。

由于用户端已知矩阵 \mathbf{G} ，利用P-ALS-LS算法所获得 $\mathbf{H}^{(1R)}$ 和 $\mathbf{H}^{(R2)}$ 的估计矩阵与原矩阵之间只存在尺度模糊，可以通过标准化的方法消除该模糊^[11]。由步骤4和步骤5可知，当满足 $PM_2 \geq M_R$ 且 $PM_1 \geq M_R$ 时，P-ALS-LS算法具有可辨识性，即要求

$$P \geq \max \left(\left\lceil \frac{M_R}{M_2} \right\rceil, \left\lceil \frac{M_R}{M_1} \right\rceil \right) \quad (28)$$

其中， $\lceil \cdot \rceil$ 表示向上取整。

4.2 P-KRF 算法

当 $P \geq M_R$ 时，由式(18)可知，中继放大矩阵 \mathbf{G} 满足 $\mathbf{G}^T \mathbf{G}^* = \mathbf{I}_{M_R}$ 。将式(16)两边同时乘于 \mathbf{G}^* ，可得

$$\mathbf{W} \mathbf{G}^* = \left(\mathbf{H}^{(R2)} \odot \left(\mathbf{H}^{(1R)} \right)^\top \right) \quad (29)$$

所提P-KRF算法利用式(29)中Khatri-Rao乘

积对 $\mathbf{H}^{(R2)}$ 和 $\mathbf{H}^{(1R)}$ 进行估计。该算法将两个向量的 Khatri-Rao 乘积重构为一个秩 1 矩阵, 这意味着该 Khatri-Rao 乘积的因子可以通过对秩 1 矩阵的 SVD 分解计算获得。即对于 Khatri-Rao 乘积 $(\mathbf{H}^{(R2)} \odot (\mathbf{H}^{(1R)})^T)$, $\mathbf{H}^{(R2)}$ 和 $(\mathbf{H}^{(1R)})^T$ 的第 m_R 列可以通过对 $(\mathbf{H}^{(1R)})^T_{\cdot m_R} (\mathbf{H}^{(R2)})^T_{\cdot m_R}$ 进行 SVD 分解计算获得, $(\mathbf{H}^{(1R)})^T_{\cdot m_R}$ 和 $\mathbf{H}^{(R2)}_{\cdot m_R}$ 分别表示 $(\mathbf{H}^{(1R)})^T$ 和 $\mathbf{H}^{(R2)}$ 的第 m_R 列, $(\mathbf{H}^{(1R)})^T_{\cdot m_R} (\mathbf{H}^{(R2)})^T_{\cdot m_R}$ 与 $(\mathbf{H}^{(R2)} \odot (\mathbf{H}^{(1R)})^T)$ 中第 m_R 列相对应。

所提 P-KRF 算法的具体实现步骤如下:

对于 $m_R = 1, 2, \dots, M_R$:

步骤 1 计算 \mathbf{W} 与 \mathbf{G}^* 的乘积, 并选取列向量 $(\mathbf{W}\mathbf{G}^*)_{\cdot m_R}$;

步骤 2 将向量 $(\mathbf{W}\mathbf{G}^*)_{\cdot m_R}$ 排列为秩 1 矩阵 $\mathbf{\Xi}_{m_R} = \text{unvec}((\mathbf{W}\mathbf{G}^*)_{\cdot m_R}) \in \mathcal{C}^{M_1 \times M_2}$;

步骤 3 对 $\mathbf{\Xi}_{m_R}$ 进行 SVD 分解并消除尺度模糊^[18], 可得 $(\widehat{\mathbf{H}}^{(1R)})^T_{\cdot m_R} = \mathbf{u}/u_{1,1}$, $\widehat{\mathbf{H}}^{(R2)}_{\cdot m_R} = u_{1,1} \sigma_{\max} \mathbf{v}^*$ 。

其中, σ_{\max} 表示最大奇异值, \mathbf{u} 和 \mathbf{v} 分别为相应的左右奇异向量。

文献[18]采用类似的闭合算法对信道和信号进行联合估计, 然而该文献需要对 \mathbf{G}^T 求伪逆 $(\mathbf{G}^T)^\dagger$ 。在本文中, 由于 \mathbf{G} 的特殊设计结构, 满足 $\mathbf{G}^T \mathbf{G}^* = \mathbf{I}_{M_R}$ 。因此采用 \mathbf{G}^* 代替了 $(\mathbf{G}^T)^\dagger$, 不需要对 \mathbf{G}^T 进行求伪逆, 进一步降低了算法的复杂度^[19]。表 1 给出 TP-ALS 和 P-ALS-LS 算法单次迭代的计算复杂度, 以及 P-KRF 算法的总计算复杂度。后一节将结合仿真对这几种算法的计算复杂度进行详细地分析。

5 仿真与分析

通过计算机对所提算法的性能进行仿真和分析, 并与已有算法的性能进行比较。假设信道协方差矩阵具有共同的托普列茨结构^[12], 即 $[\mathbf{T}_{iR}]_{x,y} =$

$\rho^{|x-y|}$, $[\mathbf{R}_{iR}]_{x,y} = \rho^{|x-y|}$, $[\mathbf{R}_{Ri}]_{x,y} = \rho^{|x-y|}$, $[\mathbf{Q}_R]_{x,y} = \rho^{|x-y|}$, 其中 $i = 1, 2$, ρ 为信道相关系数。系统固定参数设定

为 $M_1 = M_2 = M_R = 4$ 。对于图 2 到图 5, 假设信道相关系数 $\rho = 0$ 。假设用户发射信噪比 (Signal Noise Ratio, SNR) 与中继发射 SNR 相同, 信道的估计性能由归一化均方误差 (Normalized Mean Square Error, NMSE) 进行衡量^[11]。用户到中继信道矩阵 $\mathbf{H}^{(SR)}$ 与中继到用户信道矩阵 $\mathbf{H}^{(RS)}$ 的 NMSE 分别定义为

$$\text{NMSE}(\mathbf{H}^{(SR)}) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^2 \frac{\|\widehat{\mathbf{H}}^{(iR)} - \mathbf{H}^{(iR)}\|_2^F}{\|\mathbf{H}^{(iR)}\|_2^F} \quad (30)$$

$$\text{NMSE}(\mathbf{H}^{(RS)}) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^2 \frac{\|\widehat{\mathbf{H}}^{(Ri)} - \mathbf{H}^{(Ri)}\|_2^F}{\|\mathbf{H}^{(Ri)}\|_2^F} \quad (31)$$

其中, $\widehat{\mathbf{H}}^{(1R)}$, $\widehat{\mathbf{H}}^{(2R)}$, $\widehat{\mathbf{H}}^{(R1)}$ 和 $\widehat{\mathbf{H}}^{(R2)}$ 分别为 $\mathbf{H}^{(1R)}$, $\mathbf{H}^{(2R)}$, $\mathbf{H}^{(R1)}$ 和 $\mathbf{H}^{(R2)}$ 的估计矩阵。

图 2 给出了 TP-ALS 算法和所提 P-ALS-LS 算法达到收敛所需的迭代次数, 信道训练长度为 $L = 10$ 。图 3 给出了 TP-ALS 算法、所提 P-ALS-LS 算法和所提 P-KRF 算法的平均处理时间 (s)。对于双向 MIMO 中继系统, 文献[11]所提的信道训练方法可视为本文所提信道训练方法的一种特殊情况, 即固定 $K_n = 1$, $n = 1, 2, \dots, N$ 。对于拟合算法, 为了公平比较起见, 令所提 P-ALS-LS 算法也在 $K_n = 1$ 的条件限制下进行。由图 2 可知, 当训练过程数目 $N = 3$ 时, 所提 P-ALS-LS 算法比 TP-ALS 算法需要较少的迭代次数, 在低 SNR 时所提算法的优势尤为明显。

由图 2 还可知, 当 $N = 4$ 时, 所提 P-ALS-LS 算法虽然在低 SNR 情况下比 TP-ALS 算法需要较少的迭代次数, 但优势并不明显。由于所提 P-ALS-LS 算法单次迭代的计算复杂度略高于 TP-ALS 算法, 从图 3 中可以看出, 当 $N = 4$ 时所提 P-ALS-LS 算法与 TP-ALS 算法需要相似的处理时间。然而, 当 $N = 4$ 时, 满足 P-KRF 算法的执行条件 $P \geq M_R$, 此时可以不必采用所提 P-ALS-LS 算法, 而采用所提 P-KRF 算法来进行信道估计。由图 3 可以看出, 所提 P-KRF 算法需要的处理时间远远小于 TP-ALS 算法 (只需零点几微秒)。此时, 上述 3 种算法的信道估计精度在低 SNR 时会存在较小的差异, 然而在中高 SNR 时, 这 3 种算法几乎具有相同的 NMSE。因此, 所提算法能在保持估计精度的情况下, 降低计算复杂度, 从而提高信道估计的速度。

图 4 给出了 TP-ALS 算法^[11]、所提 P-KRF 算

表 1 不同算法的计算复杂度比较

算法	复杂度
TP-ALS	$\mathcal{O}(PM_2M_R^2 + M_1PM_R^2 + 3M_RPM_2M_1)$
P-ALS-LS	$\mathcal{O}(PM_2M_R^2 + M_1PM_R^2 + 4M_RPM_2M_1)$
P-KRF	$\mathcal{O}(M_RM_1M_2(\min(M_1, M_2) + P))$

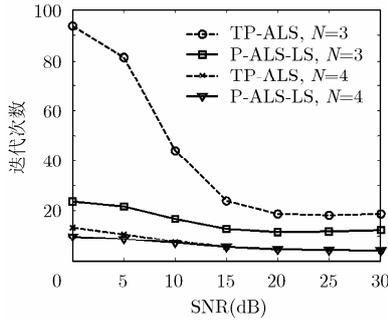


图 2 TP-ALS 和 P-ALS-LS 算法达到收敛所需的迭代次数

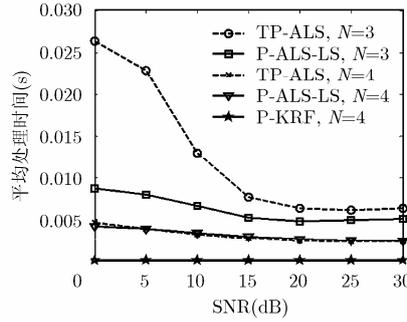


图 3 TP-ALS, P-ALS-LS 和 P-KRF 算法所需的平均处理时间

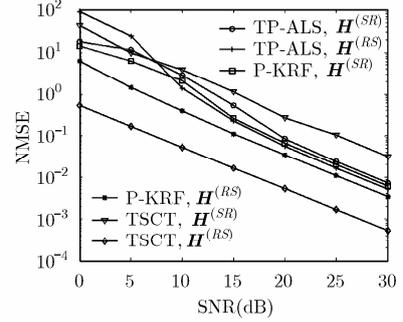


图 4 TP-ALS 算法、所提 P-KRF 算法和 TSCT 算法的 NMSE 性能比较

法和两阶段算法^[12]的 NMSE 性能比较。信道训练信号长度为 $L = 8$ 。对于 P-KRF 算法，取 $N = 2, K_n = 2, n = 1, 2, \dots, N$ 。在相同的信道估计效率情况下，TP-ALS 算法的 $N = 3, K_n = 1, n = 1, 2, \dots, N$ 。由图 4 可知，对于 $H^{(SR)}$ 和 $H^{(RS)}$ ，P-KRF 算法的信道估计精度优于 TP-ALS 算法。图 4 还表明，对于 $H^{(RS)}$ ，两阶段算法的信道估计精度优于所提 P-KRF 算法，这是因为两阶段算法对于 $H^{(RS)}$ 的估计是直接估计的(点对点估计)。然而对于 $H^{(SR)}$ ，由于两阶段算法存在差错传播现象，所提 P-KRF 算法是联合估计的，不存在这种问题，因此所提算法的信道估计精度优于两阶段算法。

图 5 给出了系统参数 K_n 与 N 对所提算法性能的影响，其中 $n = 1, 2, \dots, N$ ，信道训练信号长度为 $L = 10$ 。由上述分析可知当 $P \geq M_R$ 时，所提 P-ALS-LS 与 P-KRF 算法具有几乎相同的信道估计精度，但所提 P-KRF 算法具有更低的计算复杂度，因此实际中宜采用 P-KRF 算法。图 5 显示，随着 K_n 和 N 的增长，信道的 NMSE 逐渐减小，所提算法的信道估计精度得到提高。值得注意的是：与 K_n 的增长相

比， N 的增长需要更多的信道训练信号，因此具有更低的频谱效率，而文献[11]只是采用单一 N 的增长方式来提高信道估计精度。

图 6 给出了中继放大矩阵 G 和信道训练长度 L 对所提信道估计算法的影响。系统参数为： $N = 3, K_n = 3, n = 1, 2, \dots, N$ 。图 6 表明，与采用随机中继放大矩阵相比，采用所设计的范德蒙放大矩阵不仅能提供更为宽松的唯一性条件，而且所提算法具有更高的信道估计精度。图 6 还表明，随着信道训练长度的增加，所提算法的信道估计精度也相应提高。

图 7 给出了信道相关系数 ρ 对所提信道估计算法性能的影响。系统参数为： $L = 10, N = 3, K_n = 3, n = 1, 2, \dots, N$ 。图 7 显示，与 $\rho = 0.8$ (强相关)相比，在 $\rho = 0.2$ (弱相关)情况下，所提算法具有较好的信道估计性能。由图 7 还可以看出，即使在强相关情况下，所提算法仍然具有较好的信道估计性能。结合图 5 和图 6 可知，若要在强相关情况下进一步提高所提算法的信道估计精度，可以采用增加训练块数目或者加长信道训练信号长度的方法。

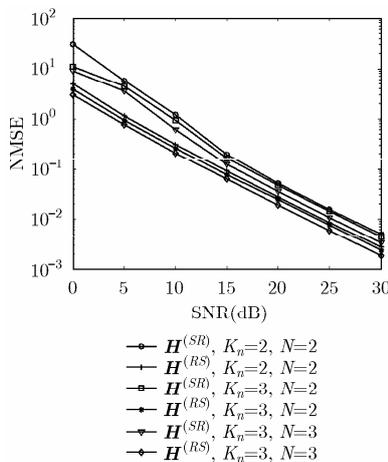


图 5 不同系统参数 N 与 K_n 下，所提算法的 NMSE 性能

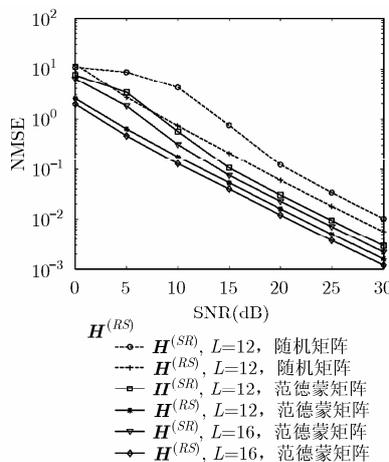


图 6 放大矩阵和训练信号长度对所提算法性能的影响

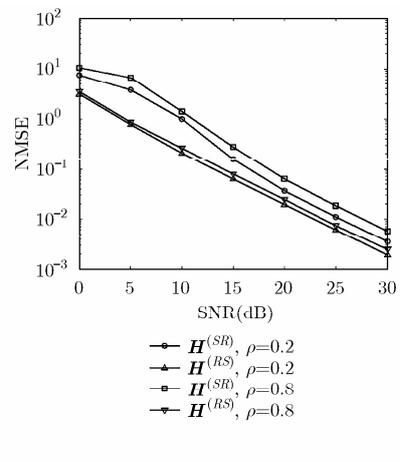


图 7 信道相关系数对所提算法性能的影响

6 结束语

本文针对双向 MIMO 中继系统, 提出了一种低复杂度的信道估计方法。所提方法能在用户端估计出所有信道的 CSI。本文详细阐述了所提信道估计方法的建模, 唯一性条件和拟合算法的设计。与已有信道估计方法相比, 所提方法具有较高的信道估计精度, 而且可以根据系统要求选择相应低复杂度的拟合算法, 仿真验证了所提信道估计方法的性能。下一步的研究工作将针对双向 MIMO 中继系统, 考虑联合信道与符号估计方案, 即在假设 CSI 未知的条件下, 无需发送信道训练信号, 仅仅利用发送的有用符号和双向中继信道互易性特点, 通过构造高维的 PARAFAC 模型或 TUCKER 模型, 设计相应的拟合算法在用户端对信道和符号进行联合估计。

参考文献

- [1] NOSRATINIA A, HUNTER T E, and HEDAYAT A. Cooperative communication in wireless networks[J]. *IEEE Communications Magazine*, 2004, 42(10): 74-80. doi: 10.1109/MCOM.2004.1341264.
- [2] JIN X and KIM Y H. The approximate capacity of the MIMO relay channel[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2017, 63(2): 1167-1176. doi: 10.1109/TIT.2016.2632625.
- [3] KONG Ting and HUA Yingbo. Optimal design of source and relay pilots for MIMO relay channel estimation[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2011, 59(9): 4438-4446. doi: 10.1109/TSP.2011.2158429.
- [4] RONG Yue and KHANDAKER M R A. Channel estimation of dual-hop MIMO relay systems using parallel factor analysis[C]. 2011 IEEE 17th Asia-Pacific Conference on Communications (APCC), Sabah, Malaysia, 2011: 278-283. doi: 10.1109/APCC.2011.6152819.
- [5] SIDIROPOULOS N D, BRO R, and GIANNAKIS G B. Parallel factor analysis in sensor array processing[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2000, 48(8): 2377-2388. doi: 10.1109/78.852018.
- [6] SIDIROPOULOS N D, DE Lathauwer L, FU Xiao, *et al.* Tensor Decomposition for Signal Processing and Machine Learning[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2017, 65(13): 3551-3582. doi: 10.1109/TSP.2017.2690524.
- [7] DU Jianhe, YUAN Chaowei, and ZHANG Jinbo. Low complexity PARAFAC-based channel estimation for non-regenerative MIMO relay systems[J]. *IET Communications*, 2014, 8(12): 2193-2199. doi: 10.1049/iet-com.2013.1155.
- [8] 林和昀, 袁超伟, 杜建和. 一种多用户上行放大转发中继系统中快速收敛的信道估计方法[J]. *物理学报*, 2016, 65(21): 35-43. doi: 10.7498/aps.65.210201.
LIN Heyun, YUAN Chaowei, and DU Jianhe. A fast algorithm with convergence for channel estimation in multi-user uplink amplify-and-forward relay system[J]. *Acta Physica Sinica*, 2016, 65(21): 35-43. doi: 10.7498/aps.65.210201.
- [9] SANGUINETTI L, D'AMICO A A, and RONG Yue. A tutorial on the optimization of amplify-and-forward MIMO relay systems[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2012, 30(8): 1331-1346. doi: 10.1109/JSAC.2012.120904.
- [10] FANG Zhaoxi, JIONG Shi, and SHAN Hangguan. Comparison of channel estimation schemes for MIMO two-way relaying systems[C]. 2011 IEEE Cross Strait Quad-Regional Radio Science and Wireless Technology Conference (CSQRWC), 2011, 1: 719-722. doi: 10.1109/CSQRWC.2011.6037053.
- [11] RONG Yue, KHANDAKER M R A, and YONG Xiang. Channel estimation of dual-hop MIMO relay system via parallel factor analysis[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2012, 11(6): 2224-2233. doi: 10.1109/TWC.2012.032712.111251.
- [12] CHIONG C W R, RONG Yue, and YONG Xiang. Channel training algorithms for two-way MIMO relay systems[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2013, 61(16): 3988-3998. doi: 10.1109/TSP.2013.2265223.
- [13] GHASEMI-GOOJANI S, KARIMI-BIDHENDI S, and BEHROOZI H. On the capacity region of asymmetric gaussian two-way line channel[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2016, 64(9): 3669-3682. doi: 10.1109/TCOMM.2016.2597852.
- [14] 王林, 芮国胜, 张海波. 双向中继系统用户联合预编码与检测算法研究[J]. *电子与信息学报*, 2015, 37(7): 1550-1555. doi: 10.11999/JEIT141455.
WANG Lin, RUI Guosheng, and ZHANG Haibo. Research on users joint precoding and detection in two-way relay systems[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2015, 37(7): 1550-1555. doi: 10.11999/JEIT141455.
- [15] SØRENSEN M and DE LATHAUWER L. Blind signal separation via tensor decomposition with Vandermonde factor: Canonical polyadic decomposition[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2013, 61(22): 5507-5519. doi: 10.1109/TSP.2013.2276416.
- [16] FAVIER G, FERNANDES C A R, and DE ALMEIDA A L F. Nested Tucker tensor decomposition with application to MIMO relay systems using tensor space-time coding (TSTC) [J]. *Signal Processing*, 2016, 128: 318-331. doi: 10.1016/j.sigpro.2016.04.009.
- [17] RAJIH M, COMON P, and HARSHMAN R A. Enhanced line search: A novel method to accelerate PARAFAC[J]. *SIAM Journal on Matrix Analysis and Applications*, 2008, 30(3): 1128-1147. doi: 10.1137/06065577.
- [18] DU Jianhe, YUAN Chaowei, HU Zhongwei, *et al.* A novel tensor-based receiver for joint symbol and channel estimation in two-hop cooperative MIMO relay systems[J]. *IEEE Communications Letters*, 2015, 19(11): 1961-1964. doi: 10.1109/LCOMM.2015.2473172.
- [19] XIMENES L R, FAVIER G, and DE ALMEIDA A L F. 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. doi: 10.1109/LSP.2016.2518699.

杜建和: 男, 1984 年生, 博士, 讲师, 主要研究方向为中继通信、信道估计与多维信号处理技术。

花 妍: 女, 1988 年生, 博士, 讲师, 主要研究方向为信号分析与处理技术。

林和昀: 男, 1985 年生, 博士生, 研究方向为多天线与信道估计技术。

田 沛: 男, 1970 年生, 博士, 教授, 主要研究方向为通信与信息网络技术。