

基于多维矩阵分解的 QSNP-LS 算法的无线信号接收机

虞欣 韩曦 王瑞炜 刘奕晨 万继银

北方工业大学信息学院, 北京 100144

[摘要] 针对无人机群双跳模型下的通信系统, 文中提出了一种基于多维矩阵的快启动嵌套并行最小二乘法 (Quick Start Nested Parallel Least Square, QSNP-LS) 接收机。该方法由多维矩阵建模、信号估计方法和可辨识性条件三部分组成。在发送端处, 所提方法将经过 Khatri-Rao 空时编码的信号发送至无人机群, 无人机群对接收的信号进行放大转发至基站, 利用多维矩阵结构, 在基站处形成嵌套多维矩阵模型, 基于此模型实现了符号和信道的联合估计, 中继处无需对信号进行处理, 减轻了中继处的负担。仿真结果表明, 与一些竞争算法相比, 所提方法在误码率 (Bit Error Rate, BER) 和归一化均方误差 (Normalized Mean Square Error, NMSE) 方面具有显著的优越性。

[关键词] 多维矩阵; 联合估计; 无人机

DOI: 10.33142/sca.v5i6.7655

中图分类号: TN911.22

文献标识码: A

Wireless Signal Receiver Based on Multi-dimensional Matrix Decomposition QSNP-LS Algorithm

YU Xin, HAN Xi, WANG Ruiwei, LIU Yichen, WAN Jiyin

School of Information, North University of Technology, Beijing, 100144, China

Abstract: For the communication system under the dual-hop model of unmanned aircraft cluster, this paper proposes a Quick Start Nested Parallel Least Square (QSNP-LS) receiver based on multidimensional matrix. The method is composed of multidimensional matrix modeling, signal estimation method and identifiability condition. At the transmitter, the proposed method sends the signals encoded by Khatri-Rao space-time code to the UAV group. The UAV group amplifies and forwards the received signals to the base station. Using the multidimensional matrix structure, a nested multidimensional matrix model is formed at the base station. Based on this model, the joint estimation of symbol and channel is realized. The relay does not need to process the signals, which reduces the burden of the relay. Simulation results show that the proposed method has significant advantages in Bit Error Rate (BER) and Normalized Mean Square Error (NMSE) compared with some competitive algorithms.

Keywords: multidimensional matrix; joint estimation; UAV

近年来, 随着无人机技术的快速发展, 使得无人机在许多行业中都得到了广泛的应用, 无人机群由于在三维空间移动和部署的优点而被广泛用于与地面通信, 这可以有效解决传统通信中地面基站无法快速部署、选址困难等问题。而配备收发天线的无人机作为中继进行无线信号传输, 可以利用空地传输的优势来提升无线信道的容量, 与卫星远距离传输相比, 构建多跳无人机群系统可以有效解决远距离传输引起的大尺度衰落问题。由于无人机具有灵活性强、可控性高等优势, 在 5G 和后 5G 时代会有着非常大的潜力^[1-3], 比如在基站受损情况下、偏远地区无基础设施覆盖的通信。无人机能够搭建通信模块构建空中移动节点, 这可以节省地面站址资源。虽然在通信网络中使用无人机群会有着许多方面的优势, 但目前无人机群通信仍然面临着一些挑战。值得注意的是, 相较于地面站点的静态部署, 无人机的部署会存在动态调整问题, 无人机的机动性会导致空地信道的时变性, 这会影响符号和信道的估计。在通信系统中, 完美信道状态信息 (Channel State Information, CSI) 的获取是使实际系统性能得到提升的关键, 一些基于在时变信道环境下的 CSI 获取方法相继被

提出。在^[4]中, 利用到达/离开角的变化比路径增益慢得多的特性, 提出了一种毫米波时变信道估计方法。在^[5]中, 利用时变多径信道的并行因子分析结构, 提出了一种双跳多输入多输出 (Multiple Input Multiple Output, MIMO) 通信系统信道估计和接收机设计方法。

无人机群通信系统中精确的 CSI 获取是十分必要的。传统的基于导频的估计方法^[6]和特征码分解的信道估计方法^[7]存在诸多问题, ^[6]中会存在导频污染问题, 导频污染指的是基站处会收到不同小区相同导频的叠加, 由此会导致信道估计受到影响。^[7]中在实际环境下, 信道相关列向量并不能完全正交。近年来, 为了解决在没有导频或者少量导频信号下的参数估计, 盲多盲信号处理技术相继被提出。在众多盲信号处理技术中, 多维矩阵由于在特定的环境下其具有分解唯一性, 而被广泛运用于 MIMO 系统中的信号估计, 而在通信系统中可以利用时域频域空域等特性来构建多维矩阵模型。在^[8]中, 根据嵌套并行因子 (Parallel Factor, PARAFAC) 模型, 提出了多维矩阵在多跳传感器系统中的应用方法, 相比于传统方法, 其信号估计更加准确并且节省了导频的开销。鉴于此, 我们使用多

维矩阵模型来对双跳系统下的信号参量进行估计。PARAFAC 分解使得多维矩阵和低秩分解结合起来,它的好处在于低秩多维矩阵的情况下能够保证分解的唯一性,因而早期被广泛用于阵列处理^[9-10]、盲源分离^[11-13]和半盲系统联合估计^[14-15]等领域,而随着当今应用的不断增加,越来越多的数据呈现多维性,利用这种多维的数据结构,PARAFAC 及多维矩阵在图像领域^[16-17]及人脸识别^[18-20]相关领域得到了一定的发展。

为了获取准确的 CSI,文中提出了一种基于多维矩阵的信息获取算法,考虑到无人机群在空中盘旋,起到了移动中继的作用,该系统是 MIMO 系统,以满足多维矩阵模型天线数目大于 2 的需求,而 MIMO 通信系统又可以充分利用空间资源进行数据传输。该系统信道是时变和未知的,因此,传统的静态多维矩阵信号估计方法不再适用,基于此,在信道不断变化的环境下我们提出了 QSNP-LS 接收机,该接收机算法能够获得每个时刻下的信道,其估计方法基于前一时刻的信息,即接收机能够利用旧时刻值就可以动态跟踪每个时刻下的 CSI 信息,且估计过程复杂度较低。仿真结果表明,与一些竞争算法相比,该接收机在 BER 和 NMSE 方面具有更好的性能。

1 系统模型

1.1 双跳系统

在图 1 所示的由用户、无人机群和基站组成的 MIMO 通信系统中。数据经过无人机群发送到基站。用户处配备 M 根天线,无人机群处配备 R 根天线,基站处配备 K 根天线。我们用^[21]中的算法来获取相关矩阵的第一行信息,以此消除矩阵的模糊。用户到无人机群的信道矩阵和无人机群到基站的信道矩阵分别为 $\mathbf{H}_{sr} \in \mathbb{C}^{R \times M}$ 和 $\mathbf{H}_{rd} \in \mathbb{C}^{K \times R}$ 。用户处的符号矩阵为 $\mathbf{S} \in \mathbb{C}^{N \times M}$,编码矩阵为 $\mathbf{C} \in \mathbb{C}^{P \times M}$, P 代表源码的长度。无人机群处的放大矩阵为 $\mathbf{G} \in \mathbb{C}^{J \times R}$,相关码长为 J 。假设放大矩阵和编码矩阵已知,信道矩阵是时变和未知的。为了便于讨论,我们考虑在无噪声环境下的传输。

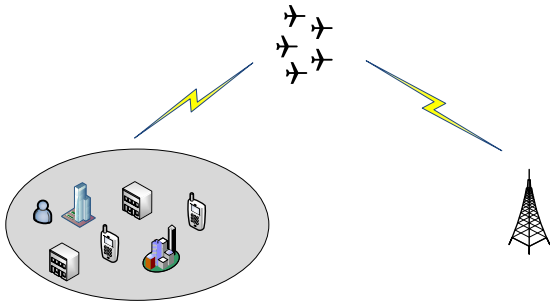


图 1 系统模型框图

1.2 数据模型

基站处的接收信号可以表示为

$$\mathbf{X}_{j,p} = \mathbf{H}_{rd} \mathbf{D}_j (\mathbf{G}) \mathbf{H}_{sr} \mathbf{D}_p (\mathbf{C}) \mathbf{S}^T \quad (1)$$

根据^[8]将式 (1) 共 $J * P$ 个矩阵进行堆叠,可以展开

如下:

$$\mathbf{X}_{JK \times PN} = (\mathbf{G} \mathbf{e} \mathbf{H}_{rd}) \mathbf{H}_{sr} (\mathbf{C} \mathbf{e} \mathbf{S})^T \quad (2)$$

根据^[21],我们改变 $\mathbf{X}_{JK \times PN}$ 的内部排列方式,由此其模态矩阵可以被写为

$$\mathbf{X}_{PJK \times N} = (\mathbf{C} \mathbf{e} ((\mathbf{G} \mathbf{e} \mathbf{H}_{rd}) \mathbf{H}_{sr})) \mathbf{S}^T \quad (3)$$

为了更好地对多维矩阵模型进行阐述,我们定义 $\mathbf{Z}_{JK \times M}$ 为

$$\mathbf{Z}_{JK \times M} = (\mathbf{G} \mathbf{e} \mathbf{H}_{rd}) \mathbf{H}_{sr} \quad (4)$$

1.3 PARAFAC 模型

一个三维矩阵 $\mathbf{X} \in \mathbb{C}^{I \times J \times K}$, 它的模态矩阵可以表示为:

$$\begin{cases} \mathbf{X}^{(1)} = \mathbf{B} \text{diag}_i (\mathbf{A}) \mathbf{C}^T = (\mathbf{A} \mathbf{e} \mathbf{B}) \mathbf{C}^T \in \mathbb{C}^{I \times K} \\ \mathbf{X}^{(2)} = \mathbf{C} \text{diag}_j (\mathbf{B}) \mathbf{A}^T = (\mathbf{B} \mathbf{e} \mathbf{C}) \mathbf{A}^T \in \mathbb{C}^{J \times I} \\ \mathbf{X}^{(3)} = \mathbf{A} \text{diag}_k (\mathbf{C}) \mathbf{B}^T = (\mathbf{C} \mathbf{e} \mathbf{A}) \mathbf{B}^T \in \mathbb{C}^{K \times J} \end{cases} \quad (5)$$

其中, $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{I \times R}$ 、 $\mathbf{B} \in \mathbb{C}^{J \times R}$ 和 $\mathbf{C} \in \mathbb{C}^{K \times R}$ 为三维矩阵 \mathbf{X} 的三个承载矩阵,符号 \mathbf{e} 表示 Khatri-Rao 乘积。

承载矩阵 \mathbf{C} 的求解可以利用 $(\mathbf{A} \mathbf{e} \mathbf{B})$ 的伪逆乘以 $\mathbf{X}^{(1)}$ 再整体转置求得, \mathbf{A} 的求解可以利用 $(\mathbf{B} \mathbf{e} \mathbf{C})$ 的伪逆乘以 $\mathbf{X}^{(2)}$ 再整体转置求得, \mathbf{B} 的求解可以利用 $(\mathbf{C} \mathbf{e} \mathbf{A})$ 的伪逆乘以 $\mathbf{X}^{(3)}$ 再整体转置求得。通过将 \mathbf{A} 、 \mathbf{B} 代入求得 \mathbf{C} , 再将 \mathbf{B} 、 \mathbf{C} 代入求得 \mathbf{A} , 再将 \mathbf{C} 、 \mathbf{A} 代入求得 \mathbf{B} , 如此反复,直至第 i 次收敛条件和第 $i+1$ 次收敛条件的差值小于 10^{-6} , 就可以求得最终的 \mathbf{A} 、 \mathbf{B} 和 \mathbf{C} 。

第 i 次的收敛条件如下所示

$$\varepsilon(i) = \|\mathbf{X}^{(1)} - (\mathbf{A} \mathbf{e} \mathbf{B}) \mathbf{C}^T\|_F^2 \quad (6)$$

2 信号估计方法

本文使用的 QSNP-LS 接收机算法是在交替最小二乘 (Alternating Least Square, ALS) 算法和奇异值分解 (Singular Value Decomposition, SVD) 算法的基础上延伸获得的。通过将接收信号的 ALS 展开式和 SVD 展开式联立就可以构造信号估计模型,利用不同时刻下的模型就可以完成符号和信道估计。

QSNP-LS 接收机算法主要利用上一时刻的值作为辅助来更新当前时刻的值,该算法利用 t 时刻的已知信息获取 $t+1$ 时刻相关矩阵的预估计值,然后根据第一阶段获得的预估计值作为初始值完成 $t+1$ 时刻符号和信道的估计。预估计值的获取在 2.1 中被讨论,符号和信道的估计在 2.2 中被讨论。

2.1 预估计值获取

考虑 t 时刻和 $t+1$ 时刻的 \mathbf{S} 含有公共的块,即对于 $\mathbf{S}(t)$ 和 $\mathbf{S}(t+1)$, 公共块为 $\hat{\mathbf{S}} \in \mathbb{C}^{(N-1) \times M}$, 则有

$$[\mathbf{S}(t)]_{2:N,:} = [\mathbf{S}(t+1)]_{1:N-1,:} = \hat{\mathbf{S}} \quad (7)$$

将 $\mathbf{X}_{PJK \times N}(t)$ 按照 ALS 和 SVD 进行展开,接收信号可以被写为

$$\mathbf{X}_{PJK \times N}(t) = (\mathbf{C} \mathbf{e} \mathbf{Z}_{JK \times M}(t)) \mathbf{S}^T(t) \quad (8)$$

$$\mathbf{X}_{PJK \times N}(t) = \mathbf{U}(t)\Sigma(t)\mathbf{V}^H(t) \quad (9)$$

其中, \mathbf{U} 、 Σ 和 \mathbf{V} 为 $\mathbf{X}_{PJK \times N}$ 通过 SVD 分解得到的矩阵, \mathbf{U} 为左奇异值矩阵, \mathbf{V} 为右奇异值矩阵, Σ 为奇异值矩阵。通过观察式 (8)、(9) 可以发现, 存在 $\mathbf{W}(t)$, 使得:

$$(\mathbf{C}\mathbf{e} \mathbf{Z}_{JK \times M}(t)) = \mathbf{U}(t)\Sigma(t)\mathbf{W}(t) \quad (10)$$

$$\mathbf{S}^T(t) = \mathbf{W}^{-1}(t)\mathbf{V}^H(t) \quad (11)$$

同理, $t+1$ 时刻式 (10)、(11) 可以被写为:

$$(\mathbf{C}\mathbf{e} \mathbf{Z}_{JK \times M}(t+1)) = \mathbf{U}(t+1)\Sigma(t+1)\mathbf{W}(t+1) \quad (12)$$

$$\mathbf{S}^T(t+1) = \mathbf{W}^{-1}(t+1)\mathbf{V}^H(t+1) \quad (13)$$

对于式 (11) 和式 (13), 它们含有式 (7) 中所表示的共同块 $\hat{\mathbf{S}}$, 由此可以将式 (11)、(13) 进行联立, 消去符号信息, 可得

$$\mathbf{W}^{-1}(t+1) = \mathbf{W}^{-1}(t)\hat{\mathbf{V}}^H(t)(\hat{\mathbf{V}}^H(t+1))^\dagger \quad (14)$$

同样有

$$\mathbf{W}(t+1) = \hat{\mathbf{V}}^H(t+1)(\hat{\mathbf{V}}^H(t))^\dagger \mathbf{W}(t) \quad (15)$$

其中, $\hat{\mathbf{V}}^H(t) = [\mathbf{V}^H(t)]_{:,2:N}$, $\hat{\mathbf{V}}^H(t+1) = [\mathbf{V}^H(t+1)]_{:,1:N-1}$ 。

在 ALS 迭代过程中, 信号估计的误差主要是由于矩阵的逆引起的, 为了降低信号估计产生的误差, 我们将式 (14) 和式 (15) 的伪逆操作用其它的运算进行取代, 根据矩阵求逆定理, 有

$$(\hat{\mathbf{V}}^H(t+1))^\dagger = \hat{\mathbf{V}}(t+1) \left(\mathbf{I}_R + \frac{\hat{\mathbf{V}}^H(t+1)\hat{\mathbf{V}}(t+1)}{1 - \|\hat{\mathbf{V}}(t+1)\|^2} \right) \quad (16)$$

$$(\hat{\mathbf{V}}^H(t))^\dagger = \hat{\mathbf{V}}(t) \left(\mathbf{I}_R + \frac{\hat{\mathbf{V}}^H(t)\hat{\mathbf{V}}(t)}{1 - \|\hat{\mathbf{V}}(t)\|^2} \right) \quad (17)$$

其中, \mathbf{V} 是由接收信号通过 SVD 分解直接求得的, 由此可以得到 \mathbf{W} 和 \mathbf{W}^{-1} 的递归更新, 从而可以根据式 (12)、(13) 获得当前时刻下其它矩阵的估计。

将 $\mathbf{Z}_{JK \times M}$ 内部按照不同维度进行重新排列, 我们可以得到其模态矩阵展开如下

$$\mathbf{Z}_{KM \times J} = (\mathbf{H}_{rd} \mathbf{e} \mathbf{H}_{sr}^T) \mathbf{G}^T \quad (18)$$

假设 t 时刻下的矩阵信息都是已知的, 我们目的是要求得 $t+1$ 时刻下的符号和信道信息。通过算法的第一阶段利用 t 时刻下的矩阵信息我们可以得到 $t+1$ 时刻下的 \mathbf{S} 、 \mathbf{H}_{rd} 、 \mathbf{H}_{sr} 和 \mathbf{Z} 的预估计值。d 维复向量标量积包含 $8d$ 的浮点操作^[22], 第一阶段的计算复杂度为:

$$16M^3 + M^2(31PJK + 31N + 46) + M(32PJK + 8RJK + 16KR + 11JK + 10R + 20)$$

2.2 符号和信道估计

根据式 (2)、(3)、(4), 多维矩阵 \mathbf{X} 、 \mathbf{Z} 和 \mathbf{Q} 的模态展开可以被写为

$$\mathbf{Z}_{JK \times M} = [\mathbf{I}_{3,m} \times_1 \mathbf{H}_{sr} \times_2 \mathbf{G} \times_3 \mathbf{H}_{rd}]_{JK \times M} = (\mathbf{G}\mathbf{e} \mathbf{H}_{rd}) \mathbf{H}_{sr} \quad (19)$$

$$\mathbf{X}_{PJK \times N} = [\mathbf{I}_{3,m} \times_1 \mathbf{S} \times_2 \mathbf{C} \times_3 \mathbf{Z}_{JK \times M}]_{PJK \times N} = (\mathbf{C}\mathbf{e} \mathbf{Z}_{JK \times M}) \mathbf{S}^T \quad (20)$$

$$\mathbf{Q}_{R \times PN} = [\mathbf{I}_{3,m} \times_1 \mathbf{H}_{sr} \times_2 \mathbf{C} \times_3 \mathbf{S}]_{R \times PN} = \mathbf{H}_{sr} (\mathbf{C}\mathbf{e} \mathbf{S})^T \quad (21)$$

多维矩阵 \mathbf{X} 有如下展开:

$$\mathbf{X}_{JKN \times P} = (\mathbf{Z}_{JK \times M} \mathbf{e} \mathbf{S}) \mathbf{C}^T \quad (22)$$

$$\mathbf{X}_{NP \times JK} = (\mathbf{S}\mathbf{e} \mathbf{C}) \mathbf{Z}_{JK \times M}^T \quad (23)$$

$$\mathbf{X}_{PNJ \times K} = (\mathbf{Q}_{R \times PN}^T \mathbf{e} \mathbf{G}) \mathbf{H}_{rd}^T \quad (24)$$

利用第一阶段求得的预估计值和 $t+1$ 时刻的接收多维矩阵信息就可以得到 $t+1$ 时刻的符号和信道估计。第二阶段的计算复杂度为:

$$l_1(PJKM^2 + NPM^2 + M^3 + PJKNM) + l_2(JKR^2 + MJR^2 + R^3 + JKRM) + l_3(JKR^2 + PNJR^2 + R^3 + JKPNR)$$

其中, l_1 、 l_2 和 l_3 为嵌套 PARAFAC 模型分解过程中的迭代次数。

整个算法过程如下所示:

已知 \mathbf{C} 、 \mathbf{G} 、 $\mathbf{S}(t)$ 、 $\mathbf{H}_{sr}(t)$ 、 $\mathbf{H}_{rd}(t)$ 。

第一阶段:

由式 (9) 计算 $\mathbf{X}(t)$ 和 $\mathbf{X}(t+1)$ 的 SVD 分解;

由式 (14) - (17) 更新 $\mathbf{W}(t+1)$ 和 $\mathbf{W}^{-1}(t+1)$;

由式 (18) 更新 $\mathbf{Z}_{KM \times J}(t+1)$;

更新 $\mathbf{H}_{sr}(t+1)$ 、 $\mathbf{H}_{rd}(t+1)$ 、 $\mathbf{Q}_{R \times PN}(t+1)$ 和 $\mathbf{S}(t+1)$;

第二阶段:

用 $\mathbf{S}(t+1)$ 和 $\mathbf{Z}_{KM \times J}(t+1)$ 初始化 $\mathbf{S}(t+1)$ 和 $\mathbf{Z}_{JK \times M}(t+1)$;

根据式 (20) 交替迭代计算 $\mathbf{S}(t+1)$ 和 $\mathbf{Z}_{JK \times M}(t+1)$ 直至收敛;

用 $\mathbf{Q}_{R \times PN}(t+1)$ 和 $\mathbf{H}_{rd}(t+1)$ 初始化 $\mathbf{Q}_{R \times PN}(t+1)$ 和 $\mathbf{H}_{rd}(t+1)$;

根据式 (24) 交替迭代计算 $\mathbf{Q}_{R \times PN}(t+1)$ 和 $\mathbf{H}_{rd}(t+1)$ 直至收敛;

用 $\mathbf{H}_{rd}(t+1)$ 初始化 $\mathbf{H}_{rd}(t+1)$;

根据式 (19) 利用 $\mathbf{Z}_{JK \times M}(t+1)$ 交替迭代计算 $\mathbf{H}_{sr}(t+1)$ 和 $\mathbf{H}_{rd}(t+1)$ 直至收敛。

3 可辨识性条件

多维矩阵在特定的条件下其分解具有唯一性, 为了获得更加精确的符号和信道估计, 需要合理设置天线数目, 我们对可辨识性条件进行了推导, 本文系统模型所需满足条件如下:

$$\min(J, R, K, M, P, N) \geq 2 \quad (25)$$

$$\min(J, R) + \min(K, R) + \min(M, R) \geq 2R + 2 \quad (26)$$

$$\min(JK, M) + \min(P, M) + \min(N, M) \geq 2M + 2 \quad (27)$$

在实际通信环境中, 我们可以合理假设数据链长度 N 非常大, 这意味着 $N > M$, 编码矩阵和放大矩阵都是已知的, 基于此我们消除了矩阵的尺度模糊和排列模糊, 在符号矩阵满列秩并信道富散射的情况下, 我们根据用户处、无人机群处和基站处的天线数目之间的大小关系, 建立了双跳无人机群系统中嵌套 PARAFAC 模型的可辨识条件, 如表 1 所示。

表 1 QSNP-LS 接收机算法模型的可辨识性条件

$K > R > M$	$K > M > R$
$\min(J, R) + M \geq R + 2$	$\min(J, R) \geq 2$
$\min(P, M) \geq 2$	$\min(P, M) \geq 2$
$R > K > M$	$R > M > K$
$\min(J, R) + K + M \geq 2R + 2$	$\min(J, R) + K + M \geq 2R + 2$
$\min(P, M) \geq 2$	$\min(JK, M) + \min(P, M) \geq M + 2$
$M > R > K$	$M > K > R$
$\min(J, R) + K \geq R + 2$	$\min(J, R) \geq 2$
$\min(JK, M) + \min(P, M) \geq M + 2$	$\min(JK, M) + \min(P, M) \geq M + 2$

4 仿真结果和讨论

我们提供了 3000 组蒙特卡罗实验以证明我们接收机与其它接收机的性能, 通过 BER 和 NMSE 来评估。我们设置 M 、 K 、 R 以满足可辨识性条件。

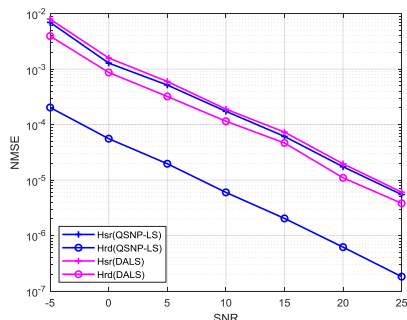


图 2 NMSE 随 SNR 变化曲线图

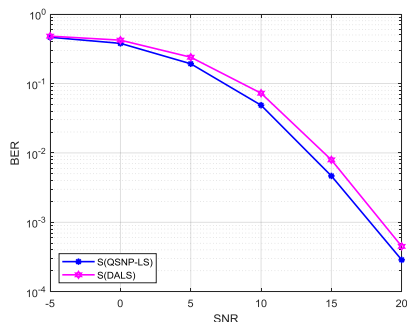


图 3 BER 随 SNR 变化曲线图

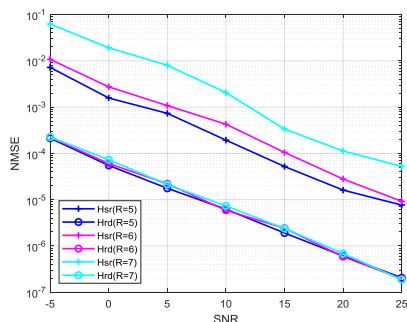


图 4 QSNP-LS 接收机不同 R 下 NMSE 随 SNR 变化曲线图

为了验证本文所提算法的有效性, 使用 MATLAB 软件进行仿真。图 2、图 3 分别描述了 $R=5$ 时 QSNP-LS 接收机与 DALs 接收机的 NMSE 和 BER 性能, 图 4 描述了 QSNP-LS 接收机在中继端天线数 $R=5$ 、 $R=6$ 、 $R=7$ 下的 NMSE 性能。其中, 用户处天线数为 6, 基站处天线数为 8, 符号个数为 20, 编码矩阵码长为 5。

在图 2、图 3 中可以看出, 两种接收机 NMSE 和 BER 值都随着 SNR 值的增加逐渐减小。QSNP-LS 接收机在估计信道矩阵方面比 DALs 接收机具有更显著的增益, 其原因在于 DALs 接收机信道矩阵是从嵌套多维矩阵内层迭代获得, 这会导致估计存在嵌套多维矩阵外层的累积误差, 而 QSNP-LS 接收机信道矩阵是从嵌套多维矩阵内外层分别获得的, 并且对迭代的初始值做了预处理。图 3 表现了 QSNP-LS 接收机在估计符号矩阵方面比 DALs 接收机具有更好的性能, 预处理会使得迭代得更快, 结果更加精确。图 4 体现了 QSNP-LS 接收机在不同天线数下的 NMSE 性能, 其性能随着天线数得增加而逐渐减小。通过仿真可以表明, QSNP-LS 接收机在 NMSE 和 BER 方面比 DALs 接收机具有更显著的性能。

在双跳无人机群系统中, 我们构建了嵌套多维矩阵模型, 提出了 QSNP-LS 接收机算法, 推导了可辨识性条件, 并实现了符号和信道的有效估计。通过仿真将所提接收机算法与 DALs 算法进行比较, 验证了所提算法的有效性。

基金项目: 本课题获得国家自然科学基金项目资助(61602055, 62001008), 泛网无线通信教育部重点实验室项目资助(BUPT)(批准编号 KFCT-2020104), 北京市自然科学基金项目资助(4212002、L182042、L182039、L192034), 北京市教育委员会科学研究计划项目资助(KM201910009011)。

[参考文献]

- [1]Y. Kawamoto, H. Nishiyama, N.Kato,F. Ono and R. Miura, "Toward Future Unmanned Aerial Vehicle Networks: Architecture, Resource Allocation and Field Experiments[J].in IEEE Wireless Communications,2019,26(1):94-99.
- [2]Zhang, Rui, Zeng, et al. Wireless Communications with Unmanned Aerial Vehicles: Opportunities and Challenges[J]. IEEE Communications Magazine Articles News & Events of Interest to Communications Engineers,2016(9):45.
- [3]B,Li,Z,Fei,Y.Secure UAV Communication Networks over 5G[J].in IEEE Wireless Communications,2019,26(5):114-120.
- [4]L. Cheng,G. Yue,X. Xiong,Y. Liang and S. Li, "Tensor Decomposition-Aided Time-Varying Channel Estimation for Millimeter Wave MIMO Systems[J].in

- IEEE Wireless Communications Letters, 2019(8):1216-1219.
- [5] P. R. B. Gomes, G. Fodor, W. C. Freitas, A. L. F. de Almeida and Y. C. B. Silva, "Tensor-Based Modeling and Processing for Channel Estimation in Two-Hop V2X MIMO Systems[J]. 2019 IEEE Conference on Standards for Communications and Networking (CSCN), 2019(9):1-7.
- [6] Kong. Optimal design of source and relay pilots for MIMO relay channel estimation[J]. IEEE Trans Signal Process, 2011(8):4438-4446.
- [7] H. Q. Ngo. EVD-based channel estimation in multicell multiuser MIMO systems with very large antenna arrays[J]. 2012 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), 2012(9):3249-3252.
- [8] X. Han, Y. Zhao, J. Ying. "Semi-Blind Receivers for UAV M-KRST Coding MIMO Systems Based on Nested Tensor Models[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2021(1):185-188.
- [9] Sidiropoulos Giannakis. Blind PARAFAC receivers for DS-CDMA systems[J]. IEEE Trans Signal Process, 2000(48):810-823.
- [10] N. D. Sidiropoulos, R. Bro, and G. B. Giannakis, "Parallel factor analysis in sensor array processing[J]. IEEE Trans. Signal Process, 2000(48):2377-2388.
- [11] L. De Lathauwer J. Castaing, "Blind identification of underdetermined mixtures by simultaneous matrix diagonalization[J]. IEEE Trans. Signal Process, 2008, 3(56):1096-1105.
- [12] K. Mokios, N. D. Sidiropoulos, and A. Potamianos "Blind speech separation using[J]. IEEE Trans. Signal Process, 2018, 3(6):96-97.
- [13] 余华东. 基于稀疏分量分析的雷达信号欠定盲源分离方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2019.
- [14] 韩曦, 周迎春, 赵欣远, 等. CCFD 中继系统中基于多维矩阵的信道估计方法[J]. 华南理工大学学报: 自然科学版, 2020, 48(1):7.
- [15] 韩曦, 赵雨雨, 刘芹, 等. 基于 PARAFAC 分解的通信系统信道估计方法[J]. 现代信息科技, 2020, 4(2):71-73.
- [16] 刘进, 亢艳芹, 顾云波, 等. 稀疏张量约束的低剂量 CT 图像重建[J]. 光学学报, 2019, 39(8):167-176.
- [17] 赵文达, 赵建, 续志军. 基于结构张量的变分多源图像融合[J]. 物理学报, 2013, 62(21):164-170.
- [18] 叶学义, 王大安, 宦天枢, 等. 基于张量的 2D-PCA 人脸识别算法[J]. 计算机工程与应用, 2017, 53(6):1-6.
- [19] 董超, 徐宁, Kim Batselier, 等. 基于 TTrISVD 的张量奇异值分解及其在人脸识别上的应用[J]. 计算机应用研究, 2018, 35(1):287-304.
- [20] 计雨含, 王晓东, 姚宇. 基于张量奇异值分解的人脸识别方法[J]. 计算机应用, 2015, 35(1):117-126.
- [21] L. R. Ximenes, G. Favier, and A. L. F. de Almeida, "Semi-blind receivers for non-regenerative cooperative MIMO communications based on nested PARAFAC modeling[J]. IEEE Trans. Signal Process, 2015, 18(63):4985-4998.
- [22] D. Nion and N. D. Sidiropoulos, "Adaptive Algorithms to Track the PARAFAC Decomposition of a Third-Order Tensor[J]. in IEEE Transactions on Signal Processing, 2009, 6(57):2299-2310.
- 作者简介: 虞欣(1997.5-), 籍贯: 江西九江, 性别: 男, 民族: 汉族, 所属院校: 北方工业大学, 所学专业: 信息与通信工程, 研究方向: 无线通信技术。