

应用Khatri-Rao积分分解的DS-CDMA盲多用户检测

刘旭^{1,2}, 许宗泽²

(1. 南京邮电大学江苏省无线通信重点实验室 南京 210003;

2. 南京航空航天大学信息科学与技术学院 南京 210016)

【摘要】对多用户直接序列码分多址(DS-CDMA)系统的多用户检测进行了研究,提出了一种基于Khatri-Rao积分分解和连续干扰抵消的KRPSIC盲多用户检测算法。该算法充分利用DS-CDMA系统接收信号所具有的Khatri-Rao积结构性质,在用户扩频码、信道衰落系数均未知的情况下实现多用户检测,证明了算法的可辨识性和单调收敛性。仿真结果表明KRPSIC算法的误码率性能接近非盲的迫零算法,其作为一种非线性迭代算法,在多用户检测的过程中对迭代初值的选取不敏感,当使用随机值初始化时算法依然有效。

关键词 码分多址; Khatri-Rao积; 矩阵分解; 多用户检测

中图分类号 TN911.7

文献标识码 A

doi:10.3969/j.issn.1001-0548.2011.01.004

Blind Multiuser Detection for DS-CDMA Systems Using Khatri-Rao Product Decomposition

LIU Xu and XU Zong-ze

(1. Jiangsu Key Laboratory of Wireless Communication, Nanjing University of Posts & Telecommunications Nanjing 210003;

2. College of Information Science and Technology, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics Nanjing 10016)

Abstract A new blind multiuser detection algorithm for multiuser direct-sequence code-division multiple access (DS-CDMA) systems, named KRPSIC, is proposed. Based on the Khatri-Rao product (KRP) decomposition and successive interference cancellation (SIC), the structure property of Khatri-Rao product in received signals is exploited to achieve multiuser detection without any knowledge of users' spreading sequences and channel fading coefficients. The identifiability and monotone convergence results of the proposed algorithm are demonstrated. Simulation results show that the bit error (BER) performance of KRPSIC is close to that of non-blind zero forcing (ZF) algorithm. As a kind of nonlinear iteration algorithm, KRPSIC algorithm is not sensitive to the initial value of the iteration, and it still works well when it is initialized with random values.

Key words CDMA; Khatri-Rao product; matrix decomposition; multiuser detection

无线个人通信已进入第3代移动通信(3G)时代。ITU建议的3种3G标准(WCDMA、TD-SCDMA和CDMA2000)均采用直接扩频码分多址(DS-CDMA)技术作为物理层的传输技术。随着用户数的增多,多址干扰逐渐成为CDMA系统中的主要干扰,多用户检测技术(multiuser detection, MUD)具有良好的抗多址干扰性能,因此,CDMA系统中的多用户检测成为近几年无线通信的研究热点^[1-3]。传统的多用户检测技术需要已知无线信道的状态和用户的扩频码信息,而盲多用户检测技术旨在系统参数未知的情况下实现多用户检测过程,其中,自适应盲检测算

法具有良好的实时处理性能^[4],适用于信道多变的传输环境,但其存在收敛速度慢^[5]的缺点,部分算法需要已知期望用户的扩频序列^[6]。块处理盲检测算法收集多个时隙的接收信号进行联合处理,从接收信号矩阵中对用户信号进行估计,实现多用户的分离和检测,算法结构简单,常用于准静态信道环境^[7]。针对形如 $X = HS$ (H 、 S 分别被称为信道参数矩阵和信源矩阵)的接收信号模型,从二维矩阵分解的观点分析盲信号检测过程,已有学者证明,在一定条件下,利用 H 或 S 的结构性质,可以从接收信号矩阵 X 中唯一地得到信源矩阵 S ,实现信号检测。相对

收稿日期: 2009-05-11; 修回日期: 2010-08-10

基金项目: 国家973项目(2007CB310600); 国家863项目(2009AA011300); 国家自然科学基金(61071090); 国家重大科技专项(2009ZX03007-004, 2009ZX03001-004, 2010ZX03001-001); 江苏省自然科学基金项目(BK2010263)

作者简介: 刘旭(1982-),男,博士,主要从事通信信号处理方面的研究。

于非盲算法, 块处理盲检测算法的复杂度比较高, 一些盲算法对信道矩阵和信源矩阵的结构有一定的要求。块处理算法的性能通常与信源个数和每次处理的数据块长度密切相关^[8], 一些迭代算法(如有限字符算法^[9]、恒模算法^[10]等)的性能与迭代初始值有关, 初始值的选取在一定程度上限制了算法的应用。

本文提出了一种新的适用于多用户多天线DS-CDMA系统的盲多用户检测(Khatri-Rao product and successive interference cancellation algorithm, KRPSIC)算法。KRPSIC是一种非线性迭代算法, 它利用DS-CDMA接收信号模型中信道参数矩阵所具有的Khatri-Rao积的结构性质实现信道矩阵重构, 并将连续干扰抵消策略引入矩阵近似分解中, 实现多用户检测。算法在信号检测过程中不需要信道信息和用户扩频码信息, 其多用户检测的误码率性能与非盲的迫零(ZF)算法相接近。算法对迭代初始值的选取不敏感, 随着用户数的增加, 算法仍保持较好的性能, 系统处于过载(用户数多余接收天线数)情况时, 算法依然有效。

本文用到的符号与算子: $\text{diag}(\bullet)$ 为对角化算子, $\text{diag}([s_1, s_2, \dots, s_M])$ 构成了一个 $M \times M$ 的矩阵, 其对角线元素为 $[s_1, s_2, \dots, s_M]$, 其余元素为0; \otimes 为Kronecker积; \odot 为Khatri-Rao积, 是Kronecker积的列形式, 令 $\mathbf{A} = [\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_R] \in \mathbb{C}^{I \times R}$, $\mathbf{B} = [\mathbf{b}_1, \mathbf{b}_2, \dots, \mathbf{b}_R] \in \mathbb{C}^{I \times R}$, 则 $\mathbf{A} \odot \mathbf{B} = [\mathbf{a}_1 \otimes \mathbf{b}_1, \mathbf{a}_2 \otimes \mathbf{b}_2, \dots, \mathbf{a}_R \otimes \mathbf{b}_R]$; $\text{vec}(\bullet)$ 为向量化算子, $\text{vec}(\mathbf{A}) = [\mathbf{a}_1^T, \mathbf{a}_2^T, \dots, \mathbf{a}_R^T]^T$; $\text{unvec}(\bullet)$ 为 $\text{vec}(\bullet)$ 的逆运算, $\text{unvec}(\mathbf{c}, I, J) = [\mathbf{c}(1:J), \mathbf{c}(J+1:2J), \dots, \mathbf{c}((I-1)J+1:IJ)]$; $\|\bullet\|_F^2$ 为矩阵向量 \mathbf{F} 的范数; $(\bullet)^\dagger$ 为矩阵的Moore-Penrose逆矩阵; $(\bullet)^T$ 为矩阵转秩。

1 数据模型

假设DS-CDMA系统中有 M 个用户同时发送数据, 用户的扩频码长度均为 P , 基站采用 K 个天线的均匀线阵, T_s 为符号周期, T_c 为码片周期, $T_s = PT_c$ 。文献[11]指出, 在单径或多径延迟较小(多径延迟远小于符号周期)的传输环境下, DS-CDMA 的接收信号可以表示为:

$$\mathbf{X} = (\mathbf{C} \odot \mathbf{A})\mathbf{S} + \mathbf{E} = \mathbf{H}\mathbf{S} + \mathbf{E} \quad (1)$$

式中, $\mathbf{C} = [\mathbf{c}_1, \mathbf{c}_2, \dots, \mathbf{c}_M] \in \mathbb{C}^{P \times M}$ 为扩频码矩阵, \mathbf{c}_m 是用户 m 的扩频码; $\mathbf{A} = [\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_M] \in \mathbb{C}^{K \times M}$ 为信道增益矩阵, $a_{k,m} = [\mathbf{A}]_{k,m}$ 为用户 m 和天线 k 之间的衰落系数; $\mathbf{S} = [s_1, s_2, \dots, s_M]^T \in \mathbb{C}^{M \times N}$ 为信源矩阵, 用户 m 在 N 个符号时间周期内发射的符号向量为 $\mathbf{s}_m =$

$[s_m(1), s_m(2), \dots, s_m(N)]^T$; \mathbf{E} 为加性高斯白噪声。记:

$$\mathbf{H} = \mathbf{C} \odot \mathbf{A} \quad (2)$$

式中, \mathbf{H} 为系统的空时特征波形矩阵。易知, \mathbf{H} 具有Khatri-Rao积结构。

在多径传输情况下, 利用文献[12]中加入扩频前缀的方法消除多径所造成的符号间干扰(ISI), 但码片间干扰(ICI)依然存在。与用户原始扩频码不同, 此时的 \mathbf{c}_m 为用户 m 的有效扩频序列, 其正交性遭到破坏, 在信道状态未知的情况下, 有效扩频码的值在接收端是未知的。

2 算法描述

KRPSIC算法利用式(2)中 \mathbf{H} 矩阵的Khatri-Rao积的结构性质, 在迭代过程中对信道矩阵进行重构, 同时采用连续干扰抵消策略实现矩阵近似分解, 从接收信号矩阵 \mathbf{X} 中唯一地得到 \mathbf{S} 的估计值, 实现盲多用户检测, 其中, Khatri-Rao积结构可以实现矩阵分解唯一, 保证了估计值的有效性。干扰抵消策略的引入保证了算法单调收敛。令 \mathbf{h}_m 、 \mathbf{a}_m 和 \mathbf{c}_m 分别表示 \mathbf{H} 、 \mathbf{A} 和 \mathbf{C} 的第 m 列, s_m 表示 \mathbf{S} 矩阵的第 m 行, $(\bullet)^{(k)}$ 表示第 k 次的迭代得到的值。下面给出KRPSIC算法的实现。

- 1) 初始化模式矩阵 $\mathbf{C}^{(0)}$ 、 $\mathbf{A}^{(0)}$ 和 $\mathbf{S}^{(0)}$, $\mathbf{H}^{(0)} = \mathbf{C}^{(0)} \odot \mathbf{A}^{(0)}$ 。
 - 2) $k = k + 1$ 。
 - 3) 更新 \mathbf{H} ,
for $m = 1$ to M ,
• 令 $\mathbf{X}_m = \mathbf{X} - \mathbf{H}^{(k)}\mathbf{S}^{(k)} + \mathbf{h}_m^{(k)}s_m^{(k)} = \mathbf{h}_m^{(k)}s_m^{(k)} + \mathbf{E}_m^{(k)}$, $\mathbf{E}_m^{(k)}$ 为该次迭代的误差;
• 利用 $\mathbf{X}_m, s_m^{(k)}$, 通过最小二乘准则, 求出 $\mathbf{h}_m^{(k)}$, 即 $\mathbf{h}_m^{(k)} = \mathbf{X}_m \mathbf{g}(s_m^{(k)})^T / \|s_m^{(k)}\|_F^2$;
• 将向量 $\mathbf{h}_m^{(k)}$ 重构为 $P \times K$ 准的矩阵 $\mathbf{H}_m^{(k)}$, 即 $\mathbf{H}_m^{(k)} = \text{unvec}(\mathbf{h}_m^{(k)}, P, K)$;
• 对 $\mathbf{H}_m^{(k)}$ 进行奇异值分解, $\mathbf{a}_m^{(k+1)}$ 为 $\mathbf{H}_m^{(k)}$ 的最大奇异值对应的左奇异向量, $\mathbf{c}_m^{(k+1)}$ 为 $\mathbf{H}_m^{(k)}$ 的最大奇异值对应的右奇异向量;
• 计算 $\mathbf{a}_m^{(k+1)}$ 和 $\mathbf{c}_m^{(k+1)}$ 的Khatri-Rao积, 记为 $\mathbf{h}_m^{(k+1)}$, 即 $\mathbf{h}_m^{(k+1)} = \mathbf{c}_m^{(k+1)} \otimes \mathbf{a}_m^{(k+1)}$
• 更新 $\mathbf{h}_m^{(k+1)}$ 至 $\mathbf{H}^{(k)}$ 的第 m 列
- end
- 循环结束, 得到 $\mathbf{H}^{(k+1)}$ 。
- 4) 更新 \mathbf{S} : $\mathbf{S}^{(k+1)} = (\mathbf{H}^{(k+1)})^\dagger \mathbf{X}$ 。
 - 5) 重复步骤2)~步骤4), 令:
 $\varepsilon = \|\mathbf{X} - \mathbf{H}^{(k)}\mathbf{S}^{(k)}\|_F^2 - \|\mathbf{X} - \mathbf{H}^{(k+1)}\mathbf{S}^{(k+1)}\|_F^2$

当 ε 很小时(一般取 10^{-8}), 迭代结束。

在KRPSIC算法中, 步骤3) \mathbf{H} 矩阵的更新是一个连续干扰抵消的过程, 该过程与文献[13]中SIC-ILS算法类似。步骤4) \mathbf{S} 的求解充分利用了天线分集和扩频分集, 其更新过程是一个标准的最小二乘(LS)过程, 保证了算法单调收敛。

3 可辨识性和收敛性分析

3.1 可辨识性分析

盲信号处理算法要实现系统参数的可辨识, 首先要求矩阵分解唯一。已知 $\mathbf{X} = \mathbf{H}\mathbf{S}$, 在一定条件下, 所有满足等式的分解 $\mathbf{X} = \tilde{\mathbf{H}}\tilde{\mathbf{S}}$ 有:

$$\tilde{\mathbf{H}} = \mathbf{H}\mathbf{\Pi}_1\mathbf{A}_1 \quad \tilde{\mathbf{S}} = \mathbf{A}_2\mathbf{\Pi}_2\mathbf{S} \quad (3)$$

式中, $\mathbf{A}_{1,2}$ 为尺度模糊矩阵; $\mathbf{\Pi}_{1,2}$ 为列交换矩阵, 此时, 称 $\mathbf{X} = \mathbf{H}\mathbf{S}$ 分解唯一, 称 $\tilde{\mathbf{H}}, \tilde{\mathbf{S}}$ 与 \mathbf{H}, \mathbf{S} 是本质相等的^[14]。由式(3)可知, 通过盲算法得到的矩阵 $\tilde{\mathbf{H}}, \tilde{\mathbf{S}}$ 与原矩阵 \mathbf{H}, \mathbf{S} 之间存在着尺度模糊和列模糊。盲信号处理中, 在无额外信息的情况下, 尺度与列模糊是无法避免的, 但可以利用某些技术消除这些模糊, 具体方法不再赘述。下面给出式(1)分解的唯一性定理。

定义 1 (k-rank)^[15] 对于指定的矩阵 $\mathbf{A} \in \mathbf{C}^{I \times J}$, 若 \mathbf{A} 中任意 K 个列向量线性无关, 且存在 $K+1$ 个列向量线性相关, 称矩阵 \mathbf{A} 的k-rank为 $k_A = K$ 。

定理 1 设 $\mathbf{X} = (\mathbf{C} \odot \mathbf{A})\mathbf{S} = \mathbf{H}\mathbf{S}$, 其中 $\mathbf{C} \in \mathbf{C}^{P \times M}$, $\mathbf{A} \in \mathbf{C}^{K \times M}$, $\mathbf{S} \in \mathbf{C}^{M \times N}$, 假设 \mathbf{S} 满行秩, 当 $k_C + k_A \geq M+2$ 时, \mathbf{X} 分解唯一, 即 $\mathbf{X} = \mathbf{H}\mathbf{S} = \tilde{\mathbf{H}}\tilde{\mathbf{S}}$, 其中 $\tilde{\mathbf{H}} = \mathbf{H}\mathbf{\Pi}\mathbf{A}$, $\tilde{\mathbf{S}} = \mathbf{A}^{-1}\mathbf{\Pi}^{-1}\mathbf{S}$ 。

定理1与文献[15]给出的PARAFAC模型唯一性条件类似, 本文给出了简单的证明。

证明 令 $\mathbf{X} = \mathbf{H}\mathbf{S} = \mathbf{H}\mathbf{D} \times \mathbf{D}^{-1}\mathbf{S} = \tilde{\mathbf{H}}\tilde{\mathbf{S}}$, 其中, 非奇异矩阵 $\mathbf{D} \in \mathbf{C}^{M \times M}$, 则 $\tilde{\mathbf{H}} = \mathbf{H}\mathbf{D}$, $\tilde{\mathbf{S}} = \mathbf{D}^{-1}\mathbf{S}$ 。由于 $\mathbf{X} = (\mathbf{C} \odot \mathbf{A})\mathbf{S}$, 有:

$$\tilde{\mathbf{C}} \odot \tilde{\mathbf{A}} = (\mathbf{C} \odot \mathbf{A})\mathbf{D} \quad (4)$$

将式(4)按列处理, 取 $\tilde{\mathbf{H}}$ 的第 m 列, 得:

$$\tilde{\mathbf{h}}_m = \tilde{\mathbf{c}}_m \otimes \tilde{\mathbf{a}}_m = (\mathbf{C} \odot \mathbf{A})\mathbf{d}_m \quad (5)$$

对 $\tilde{\mathbf{h}}_m$ 进行矩阵化处理, 有:

$$\tilde{\mathbf{H}}_m = \text{unvec}(\tilde{\mathbf{h}}_m, K, P) = \tilde{\mathbf{a}}_m \tilde{\mathbf{c}}_m^T = \mathbf{A} \text{diag}(\mathbf{d}_m) \mathbf{C}^T \quad (6)$$

假设 $\text{diag}(\mathbf{d}_m)$ 的对角线中有 ω 个非零元素, 易知 $\omega \leq M$, 有:

$$\begin{aligned} \text{rank}(\tilde{\mathbf{H}}_m) &= \text{rank}(\mathbf{A} \text{diag}(\mathbf{d}_m) \mathbf{C}^T) = \\ \text{rank}(\mathbf{A} \text{diag}(\sqrt{\mathbf{d}_m}) \text{diag}(\sqrt{\mathbf{d}_m}) \mathbf{C}) &= \\ \text{rank}(\mathbf{A}_\omega \mathbf{C}_\omega^T) & \end{aligned}$$

式中, $\mathbf{A}_\omega, \mathbf{C}_\omega$ 分别代表 $\mathbf{A} \text{diag}(\sqrt{\mathbf{d}_m})$ 和 $\text{diag}(\sqrt{\mathbf{d}_m})\mathbf{C}$ 中的非零列, 共 ω 列。于是有:

$$1 = \text{rank}(\tilde{\mathbf{H}}_m) = \text{rank}(\mathbf{A}_\omega \mathbf{C}_\omega^T) \geq \text{rank}(\mathbf{A}_\omega) + \text{rank}(\mathbf{C}_\omega^T) - \omega \quad (7)$$

即:

$$\min(k_A, \omega) + \min(k_C, \omega) - \omega \leq 1 \quad (8)$$

分3种情况对式(8)进行讨论:

1) $\omega \leq \min(k_A, k_C)$

此时式(8)转化为 $\omega + \omega - \omega \leq 1$, 由于 \mathbf{D} 非奇异, 所以 $\omega = 1$ 。

2) $\min(k_A, k_C) \leq \omega \leq \max(k_A, k_C)$

此时式(8)转化为 $\min(k_A, k_C) + \omega - \omega \leq 1$, 即 $\min(k_A, k_C) \leq 1$ 。由于 $k_C + k_A \geq M+2$, 且根据k-rank的定义, $k_A \leq M, k_C \leq M$, 得 $\min(k_A, k_C) \geq 2$, 因此, 假设不成立。

3) $\omega \geq \max(k_A, k_C)$

此时式(8)转化为 $k_A + k_C - \omega \leq 1$, 由于 $\omega \leq M$, 得 $k_A + k_C \leq 1 + \omega \leq 1 + M$, 与已知矛盾, 假设不成立。因此, $\omega = 1$, 即 \mathbf{d}_m 中仅有一个非零元素, 同理可证, $\mathbf{D} = [\mathbf{d}_1, \mathbf{d}_2, \dots, \mathbf{d}_M]$ 中的每一列均只含有一个元素。由于 \mathbf{D} 为非奇异矩阵, 则 \mathbf{D} 的每一行只有一个非零元素, 所以, 得到 $\mathbf{D} = \mathbf{\Pi}\mathbf{A}$, 其中, $\mathbf{\Pi}$ 和 \mathbf{A} 分别是前面所提到的列交换矩阵和尺度模糊矩阵。因此, $\tilde{\mathbf{H}} = \mathbf{H}\mathbf{D} = \mathbf{H}\mathbf{\Pi}\mathbf{A}$, $\tilde{\mathbf{S}} = \mathbf{D}^{-1}\mathbf{H} = \mathbf{A}^{-1}\mathbf{\Pi}^{-1}\mathbf{S}$, 定理1得证。

3.2 收敛性分析

KRPSIC算法是一个块迭代过程, 单调收敛保证其有效性。为证明算法的单调收敛性, 先给出引理1。

引理 1 在KRPSIC算法的 \mathbf{H} 矩阵更新部分(步骤3)中, \mathbf{H} 的每一个列向量 $\mathbf{h}_m^{(k+1)}$ 的求解都是一个约束最小二乘过程。

证明 令 $\mathbf{X}_m = \mathbf{X} - \mathbf{H}\mathbf{S} + \mathbf{h}_m \mathbf{s}_m^T$, 证明引理1, 即证明KRPSIC算法步骤3)中通过奇异值分解得到的 \mathbf{h}_m 是下列问题的解:

$$\mathbf{h}_m = \text{argmin} \|\mathbf{X}_m - \mathbf{h}_m \mathbf{s}_m^T\|_F^2 \quad (9)$$

且 \mathbf{h}_m 是两个向量 \mathbf{c}_m 和 \mathbf{a}_m 的 Kronecker 积, 即 $\mathbf{h}_m = \mathbf{c}_m \otimes \mathbf{a}_m$ 。这是一个约束最小二乘问题, 其约束条件为 $\mathbf{h}_m = \mathbf{c}_m \otimes \mathbf{a}_m$ 。文献[16]指出, 该类问题可以转化为更为简单的最小二乘问题进行处理, 即:

$$\begin{cases} \mathbf{h}_m = \text{argmin} \|\mathbf{X}_m - \mathbf{h}_m \mathbf{s}_m^T\|_F^2 & \mathbf{h}_m = \mathbf{c}_m \otimes \mathbf{a}_m \\ \Leftrightarrow \mathbf{h}_m = \text{argmin} \|\bar{\mathbf{h}}_m - \mathbf{h}_m\|_F^2 & \mathbf{h}_m = \mathbf{c}_m \otimes \mathbf{a}_m \end{cases} \quad (10)$$

式中, $\bar{\mathbf{h}}_m$ 是式(9)的非约束LS解, 即 $\bar{\mathbf{h}}_m = \mathbf{X}_m \mathbf{s}_m^T / \|\mathbf{s}_m\|_2^2$ 。对式(10)进行矩阵化操作有:

$$\text{unvec}(\mathbf{h}_m, K, P) = \text{argmin} \|\text{unvec}(\bar{\mathbf{h}}_m, K, P) - \text{unvec}(\mathbf{h}_m, K, P)\|_F^2 \quad (11)$$

令 $\bar{\mathbf{H}}_m = \text{unvec}(\bar{\mathbf{h}}_m, K, P)$, 由于 $\text{unvec}(\mathbf{h}_m, K, P) = \mathbf{c}_m \mathbf{a}_m^T$, $\mathbf{c}_m \in \mathbf{C}^{K \times 1}$, $\mathbf{a}_m \in \mathbf{C}^{P \times 1}$, 问题转化为:

$$[\mathbf{c}_m, \mathbf{a}_m] = \text{argmin} \|\bar{\mathbf{H}}_m - \mathbf{c}_m \mathbf{a}_m^T\|_F^2 \quad (12)$$

式(12)是一个典型的矩阵低秩逼近问题, 有下面的定理。

定理 2^[14] 令 $\mathbf{A} \in \mathbf{R}^{M \times N}$ 的奇异值分解由 $\mathbf{A} = \sum_{i=1}^P \sigma_i \mathbf{u}_i \mathbf{v}_i^T$ 给出, 其中, $P = \text{rank}(\mathbf{A})$ 。若 $k < P$,

并且 $\mathbf{A} = \sum_{i=1}^k \sigma_i \mathbf{u}_i \mathbf{v}_i^T$, 则矩阵低秩逼近质量为:

$$\min_{\text{rank}(\mathbf{B})=k} \|\mathbf{A} - \mathbf{B}\|_F = \|\mathbf{A} - \mathbf{A}_k\|_F = \sqrt{\sum_{i=k+1}^Q \sigma_i^2} \quad (13)$$

式中, $Q = \min\{M, N\}$ 。

当 $k=1$ 时, 根据定理2, 式(12)中 \mathbf{a}_m 、 \mathbf{c}_m 分别为 $\bar{\mathbf{H}}_m$ 的最大奇异值对应的左奇异向量和右奇异向量与该奇异值的乘积时, $\mathbf{c}_m \mathbf{a}_m^T$ 满足式(13), 此时 $\mathbf{c}_m \mathbf{a}_m^T$ 是式(12)的解, $\mathbf{h}_m = \text{vec}(\mathbf{c}_m \mathbf{a}_m^T)$ 是式(10)的解, 引理1得证。

根据引理1, 有:

$$\|\mathbf{X}_m - \mathbf{h}_m^{(k)} \mathbf{s}_m\|_F^2 = \min \|\mathbf{X}_m - \mathbf{h}_m \mathbf{s}_m\|_F^2 \leq \|\mathbf{X}_m - \mathbf{h}_m^{(k-1)} \mathbf{s}_m\|_F^2 \quad (14)$$

式(14)将在下面的收敛性证明中反复用到。

根据Zangwill收敛定理^[17], 用残差函数作为迭代的下降函数, 即:

$$f(\mathbf{H}, \mathbf{S}; \mathbf{X}) = \|\mathbf{X} - \mathbf{H}\mathbf{S}\|_F^2$$

记第 k 次的迭代结果为 $\mathbf{H}^{(k)}$ 和 $\mathbf{S}^{(k)}$, 有:

$$f(\mathbf{H}^{(k)}, \mathbf{S}^{(k)}; \mathbf{X}) = \|\mathbf{X} - \mathbf{H}^{(k)} \mathbf{S}^{(k)}\|_F^2 =$$

$$\min \|\mathbf{X} - \sum_{m=1}^{M-1} \mathbf{h}_m^{(k)} \mathbf{s}_m^{(k)} - \mathbf{h}_M \mathbf{s}_M^{(k)}\|_F^2 \leq$$

$$\|\mathbf{X} - \sum_{m=1}^{M-1} \mathbf{h}_m^{(k)} \mathbf{s}_m^{(k)} - \mathbf{h}_M^{(k-1)} \mathbf{s}_M^{(k)}\|_F^2 =$$

$$\|\mathbf{X} - \mathbf{h}_M^{(k-1)} \mathbf{s}_M^{(k)} - \sum_{m=1}^{M-2} \mathbf{h}_m^{(k)} \mathbf{s}_m^{(k)} - \mathbf{h}_{M-1}^{(k)} \mathbf{s}_{M-1}^{(k)}\|_F^2 =$$

$$\min \|\mathbf{X} - \mathbf{h}_M^{(k-1)} \mathbf{s}_M^{(k)} - \sum_{m=1}^{M-2} \mathbf{h}_m^{(k)} \mathbf{s}_m^{(k)} - \mathbf{h}_{M-1} \mathbf{s}_{M-1}^{(k)}\|_F^2 \leq$$

$$\|\mathbf{X} - \mathbf{h}_M^{(k-1)} \mathbf{s}_M^{(k)} - \sum_{m=1}^{M-2} \mathbf{h}_m^{(k)} \mathbf{s}_m^{(k)} - \mathbf{h}_{M-1}^{(k-1)} \mathbf{s}_{M-1}^{(k)}\|_F^2 \leq$$

⋮

$$\|\mathbf{X} - \sum_{m=2}^M \mathbf{h}_m^{(k-1)} \mathbf{s}_m^{(k)} - \mathbf{h}_1^{(k-1)} \mathbf{s}_1^{(k)}\|_F^2 =$$

$$\|\mathbf{X} - \mathbf{H}^{(k-1)} \mathbf{S}^{(k)}\|_F^2 =$$

$$\min \|\mathbf{X} - \mathbf{H}^{(k-1)} \mathbf{S}\|_F^2 \leq$$

$$\|\mathbf{X} - \mathbf{H}^{(k-1)} \mathbf{S}^{(k-1)}\|_F^2 =$$

$$f(\mathbf{H}^{(k-1)}, \mathbf{S}^{(k-1)}; \mathbf{X})$$

可以看出, \mathbf{H} 、 \mathbf{S} 的每一次迭代更新都会使残差函数减小或保持, 因此, 算法是单调收敛的。令:

$$\varepsilon = f(\mathbf{H}^{(k)}, \mathbf{S}^{(k)}; \mathbf{X}) - f(\mathbf{H}^{(k-1)}, \mathbf{S}^{(k-1)}; \mathbf{X})$$

当 ε 很小时(一般取 10^{-8}), 认为迭代收敛到稳定值, 迭代结束。

4 仿真及分析

下面通过仿真, 讨论KRPSIC算法的性能, 仿真过程中, 信噪比定义为:

$$\text{SNR} = 10 \lg \|\mathbf{X}\|_F^2 / \|\mathbf{E}\|_F^2$$

取扩频码长度 $P=10$, 用户数目 M 、天线数目 K 和每次处理的数据块长度 N 随仿真环境的不同而改变。仿真的是传统的迫零(ZF)算法和文献[9]提出的ILSP算法。ZF算法是非盲算法, 需要知道 \mathbf{H} 矩阵, 其多用户检测的表达式为 $\hat{\mathbf{S}}_{\text{ZF}} = \mathbf{H}^+ \mathbf{X}$; ILSP算法是一种迭代盲信号检测算法, 它利用通信信号的有限字符性质进行多用户检测。下面采用Monte- Carlo进行1 000次仿真。

为了说明初始值对不同迭代算法的影响, 在不同的性能分析中, 分别采用两种初始化方法, 一种是随机初始化方法, 用于考察不同算法对随机初始值的鲁棒性; 另一种采用文献[18]给出的初始值优化选取方法, 该方法选取的初始值使算法的收敛速度更快, 很大程度上避免了算法收敛到局部最小值的情况, 可以比较客观地考察算法的误码率性能。

仿真1: 考察KRPSIC算法的误码率性能。选取 $M=4$, $K=4$, $N=100$, 采用初始值优化选取的方法对KRPSIC算法和ILSP算法进行初始化。

图1给出了3种算法的性能曲线。可以看出, KRPSIC算法的误码率性能与精确已知信道状态的ZF算法相接近(相差约1 dB), 且优于ILSP算法。作为一种盲算法, KRPSIC算法的误码率性能是很优越的。

仿真2: 考察KRPSIC算法在处理不同长度数据块时的误码率性能。选取 $M=4$, $K=4$, 图2给出了数据块长度 $N=50, 100, 200, 400$ 时算法的性能。随着数据块长度的增加, KRPSIC算法的性能逐渐接近于ZF算法。同时可以看出, 在数据块长度较小的情况下, KRPSIC算法依然保持了较好的性能。

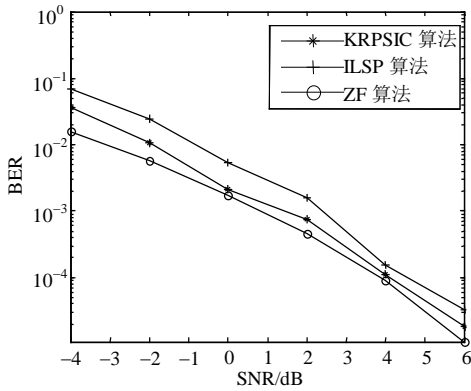


图1 KRPSIC、ILSP和ZF算法的误码率性能比较

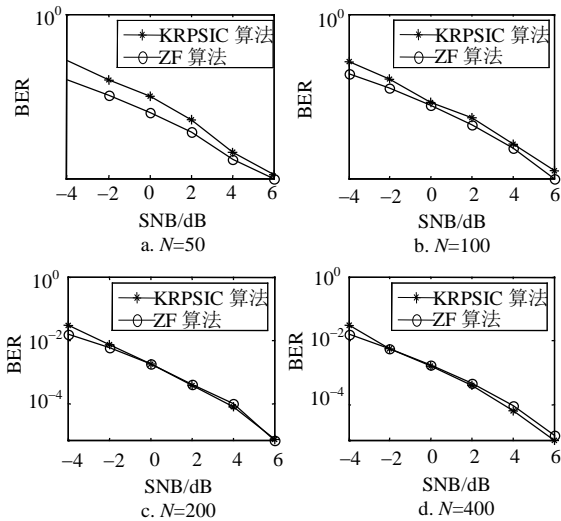


图2 不同数据块长度情况下KRPSIC与ZF性能比较

仿真3: 考察KRPSIC算法在不同接收天线情况下的误码率性能。选取 $M = 4$, $N = 100$, 图3给出了接收天线数 $K = 2, 4, 6, 8$ 时算法的性能曲线。天线数目增加意味着增加了空间分集, KRPSIC算法在多用户检测的过程中充分地利用了空间分集。因此, KRPSIC算法的性能是随接收天线数目的增加而不断提高的。

仿真4: 考察KRPSIC算法在不同用户数目时的误码率性能, 同时仿真的有ZF算法和ILSP算法。选取 $K = 4$, $N = 100$, 图4给出的用户数目 $M = 2, 4, 6, 8$ 时3种算法的性能。随着用户数目的增加, 多址干扰随之增加, 3种算法的性能都有所下降。ILSP算法在用户数目较多 ($M=8$) 的情况下性能很差, 但是KRPSIC算法在用户数较多的情况下依然保持了较好的性能, 说明KRPSIC算法的用户扩展性较好, 在用户较多的情况下依然可以较好地抑制干扰。此外, 图4同样说明KRPSIC算法在系统过载即用户数目大于天线数目的情况下依然有效。

仿真5: 考察KRPSIC算法在采用随机值进行初始化时的误码率性能, 同时仿真的有ILSP算法。系统参数与仿真1相同, 图5给出了两种算法的性能曲

线。可以看出, 使用随机值进行初始化时, ILSP算法几乎失效, 这是因为随机初始化时, ILSP算法容易收敛到局部最小值。KRPSIC算法对初始值的要求比较低, 它在随机初始化时误码率性能依然很好。用随机值进行初始化, 不仅降低了算法的运算复杂度, 而且提高了算法的实时处理性能, KRPSIC算法在该方面更为有效。

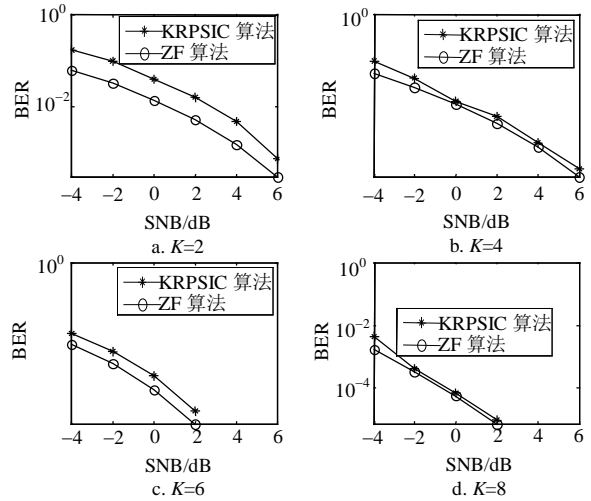


图3 不同接收天线数目情况下KRPSIC与ZF性能比较

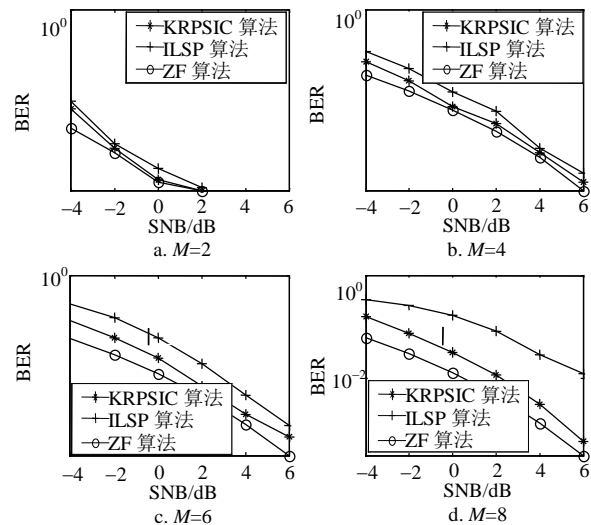


图4 不同用户数情况下KRPSIC、ILSP和ZF性能比较

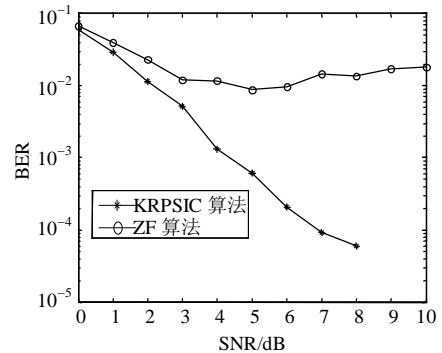


图5 随机初始化时KRPSIC和ILSP算法性能比较

5 总 结

本文针对多用户多天线DS-CDMA系统模型,提出了一种新的基于Khatri-Rao积和连续干扰抵消策略的盲多用户检测算法——KRPSIC算法。该算法利用多天线DS-CDMA接收信号模型中空时特征波形矩阵的Khatri-Rao积性质,可以在用户扩频码、信道衰落系数均未知的情况下完成多用户检测。文章对KRPSIC算法的可辨识性和单调收敛性进行了证明。仿真表明,KRPSIC算法的性能与ZF算法相接近,对迭代初始值的选取不敏感,在随机选取初值时,算法仍然有效。而且,随着用户数目的增加,KRPSIC算法依然保持了较好的误码率性能,有效地抑制了多用户干扰,易于多用户扩展。

参 考 文 献

- [1] SUNG Y, LIM Y, TONG L, et al. Signal processing advances for 3G WCDMA: From rake receivers to blind techniques[J]. IEEE Communication Magazine, 2009, 47: 48-54.
- [2] CHEN F J, KWONG S. Multiuser detection using hidden Markov model[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2009, 58(1): 107-115.
- [3] 习鸣, 高洪元, 马杰, 等. 应用神经网络粒子群算法的多用户检测[J]. 电子科技大学学报, 2008, 37(2):178-180.
DIAO M, GAO H Y, MA J, et al. Multi-user detection based on particle swarm optimization algorithm with neural network[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2008, 37(2): 178-180.
- [4] WANF X, FENG G Z. Performance analysis of RLS linearly constrained constant modulus algorithm for multiuser detection[J]. Signal Processing, 2009, 89(2): 181-186.
- [5] MANCINI F R, MARINI L A. Neural network-based blind multiuser receiver for DS-CDMA communication systems[J]. Wireless Personal Communications, 2003, 27: 195-273.
- [6] 董恩清, 闫玉才. DS-CDMA系统中基于信号子空间的盲降秩多用户检测[J]. 电子学报, 2009, 37(1): 180-184.
DONG E Q, YAN Y C. Blind reduced-rank multi-user detector for DS-CDMA system based on signal subspace[J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 37(1): 180-184.
- [7] VAN DER VEEN A J. Algebraic methods for deterministic blind beamforming[J]. Proceedings of the IEEE, 1998, 86(10): 1987-2008.
- [8] YAO Y W, GIANNAKIS G B. On regularity and identifiability of blind source separation under constant-modulus constraints[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2005, 53(4): 1272-1281.
- [9] TALWAR S, VIBERG M, PAULRAJ A. Blind separation of Synchronous CO-Channel digital signals using an antenna array-Part I: Algorithms[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1996, 44(5): 1184-1197.
- [10] LIU P, XU Z Y. Blind MMSE-constrained multiuser detection[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2008, 57(1): 608-615.
- [11] LATHAUWER L D, CASTAING J. Tensor-based techniques for the blind separation of DS-CDMA signals[J]. Signal Processing, 2007, 87:322-336.
- [12] SIDIROPOULOS N D, GIANNAKIS G B, BRO R. Blind parafac receivers for DS-CDMA systems[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2000, 48(3): 810-823.
- [13] LI T, SIDIROPOULOS N D. Blind digital signal separation using successive interference cancellation iterative least squares[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2000, 48(11): 3146-3152.
- [14] 张贤达. 矩阵分析与应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2004.
ZHANG X D. Matrix analysis and applications[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2004.
- [15] KRUSKAL J B. Three-way arrays: Rank and uniqueness of trilinear decompositions, with application to arithmetic complexity and statistics[J]. Linear Algebra Application, 1977, 18: 95-138.
- [16] BRO R, SIDIROPOULOS N D. Least squares algorithms under unimodality and non-negativity constraints[J]. Journal of Chemometrics, 1998, 12(4): 223-247.
- [17] ZANGWILL W I. Nonlinear programming: a unified approach[M]. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1969.
- [18] BRO R, HARSHMAN R A, SIDIROPOULOS N D, et al. Modeling multi-way data with linearly dependent loadings[J]. Journal of Chemometrics, 2009, 23(7-8): 324-340.

编辑 张俊