

一种基于约束最小四阶矩的盲自适应 多用户检测方法

郑 霖^{1,2}, 欧阳缮²

(1 西安电子科技大学通信工程学院, 陕西西安 710071; 2 桂林电子科技大学通信与信息工程系, 广西桂林 541004)

摘 要: 基于约束最小四阶矩 (Least Mean Fourth, LMF) 准则, 提出了一种新的高阶统计类型的盲多用户检测方法. 通过理论分析和证明, 采用此准则的盲多用户检测算法能够收敛于全局最小值, 且该极值点符合多用户信号迫零解相关的要求. 利用最速下降梯度方法, 文中给出了盲自适应 LMF 接收机形式. 该多用户接收机具有运算复杂度低, 收敛性能好的特点. 在 AWGN 信道和多用户环境中的仿真结果进一步验证了理论分析的结论.

关键词: 盲多用户检测; 最小四阶矩; 多址干扰; 码分多址

中图分类号: TN914.5 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2006) 09-1631-04

An Adaptive Blind Multiuser Detection Based on Constraint Least Mean Fourth

ZHENG Lin^{1,2}, OUYANG Shan²

(1 School of Telecommunication Engineering, Xidian University, Xi'an, Shanxi 710071, China;

2 Guilin University of Electronic Technology, Guilin, Guangxi 541004 China)

Abstract In CDMA system, a constrained least mean fourth (LMF) criterion is proposed to construct a multi-user detection algorithm. The criterion is proven to have global minima in AWGN environment and these stationary points can all decorrelate the multiuser signals as expected. The algorithm is a higher-order statistics type approach. Furthermore, an adaptive multiuser detector is obtained by using the method of the steepest descent. The detector has the virtues of global convergence and low computational complexity. In AWGN channel and multiuser environment, the simulation is studied and its results further demonstrate theoretic conclusion.

Key words blind multiuser detection; least mean fourth; MAI CDMA

1 引言

码分多址的通信技术的关键问题之一是其抗多址干扰的能力, 多用户检测技术因为能明显的减小多址干扰, 从而得到迅速的发展. 从文献 [1] 中提出盲自适应最小输出能量 (MOE) 多用户检测方法以来, 多种自适应盲检测技术得以实现. 因为不需要训练序列, 提高了通信的效率. 同时, 只需要目标解调用户的同步和扩频码序列信息, 与单用户检测所需信息相同, 可以用于移动台和基站侧, 抵抗用户和相邻基站信号干扰, 从而得到较大的发展. 近年来, 采用高阶统计量的多用户检测算法得到较深入的研究, 期望获得更好的检测效果, 这包括线性约束的恒模算法 LCCMA, 差分恒模算法 LCDCMA 等.

在文献 [2] 中提出了基于高阶统计量的恒模盲多用户检测方法, 表现了较好的抗干扰能力. 但根据对其进行的收敛性分析, 这种算法存在局部极小点的缺陷^[3,4], 只有在满足一定初始条件下才能实现全局收敛. 之后提出的最小平均峰度 (LMK) 算法^[5,6], 虽然发挥了高阶统计量算法的特性, 且能够实现全局收敛, 但由于在自适应迭代过程中需要计算统计平均, 而通过迭代遗忘的方法计算统计平均, 也给计算过程带来不便和不稳定参量^[6]. 本文提出的基于约束最小信号四阶矩 (LMF, Least Mean Fourth) 代价准则的盲检测方法, 也是基于高阶统计量的方法, 除拥有全局收敛的特性和高阶统计方法的优点外, 其迭代自适应过程能够直接采用即时数据进行计算, 且运算复杂度较低.

最小四阶矩的自适应算法作为一种 LMF 的快速算法

最早在 Eugene W. Black 的文献 [7] 中引入到自适应算法领域。在近年来的文献中, 作为一种基于高阶统计量的方法其跟踪和稳态性能得以深入的研究。本文将这种最小四阶矩的判决准则引入到多用户检测领域, 从 CDMA 系统多用户信号受限的角度重新研究了基于此准则下的信号检测性能。在文中通过对 IMF 受限代价函数最小化的收敛极值分析, 证明了该多用户判决准则的全局收敛特性, 以及在极值点的多用户干扰迫零特性。采用最速下降梯度算法实现了盲自适应检测器形式。通过在加性高斯噪声信道下的仿真验证了其收敛的性质和多用户检测的性能, 并就仿真结果进行了性能上的分析和比较。

2 系统模型和多用户检测器

本文对加性高斯白噪声信道下的同步 DS-SS-CDMA 系统来分析算法的性能, 对于异步 CDMA 系统可通过扩频周期性加以推广。考虑同时 K 个用户通信的接收系统, 其接收信号可表示为:

$$r(t) = \sum_{k=1}^K A_k \sum_{m=0}^M b_k(m) s_k(t - mT) + v(t) \quad (1)$$

式中 A_k 表示用户 k 的信号幅度, $s_k(t)$ 表示用户 K 扩频码波形, 包含 N 个码片周期, $b_k(m)$ 表示用户 k 的传输信息符号序列, M 表示调制的时序信息符号数, 此单用户时序信息符号间保持统计独立。 $v(t)$ 表示加性高斯白噪声, 设其方差为 σ^2 。

设接收系统已经按目标解调用户实现码位同步, 则按码片速率采样的结果, 单符号周期下式 (1) 可写为矢量形式:

$$\begin{aligned} r &= \sum_{k=1}^K A_k b_k s_k + v \\ &= [A_1 b_1 s_1, \dots, A_k b_k s_k, \dots, A_K b_K s_K] \mathbf{1}_k + v \\ &= [A_1 b_1 s_1, S_{m1} b_{m1}] \mathbf{1}_k + v \end{aligned} \quad (2)$$

r 为单周期接收信号波形矢量, b_k 表示该符号周期内用户 k 调制的信息符号, $b_k \in \{+1, -1\}$, 且各用户间信息符号统计独立, 即满足 $E(b_k b_j) |_{k \neq j} = 0$ 。 s_k 表示用户 k 的扩频码 N 维列向量, 在 DS-SS-CDMA 中一般要求各用户扩频向量是近似线性无关的, 但由于实际不能实现完全无关, 所以存在多用户信号间的干扰。不失一般性, 设目标解调用户为用户 $k=1$ 信号幅度 $A_1=1$, 干扰用户扩频序列为 $S_{m1} = [A_2 s_2, \dots, A_K s_K]$, 相应的干扰用户调制符号为 b_{in} , 则所有用户扩频序列可用 $S = [s_1, S_{m1}]$ 表示, $\mathbf{1}_k$ 表示全 1 的列向量。 v 是按码片采样的加性高斯白噪声矢量。

一般形式的多用户检测是通过与目标解调信号相匹配的特征滤波器向量 f 通过实现多用户干扰迫零的方法来实现解除多用户信号波形间的相关性, 实现多用户检测的目的。由式 (2), 多用户检测过程可表示为:

$$\begin{aligned} b_1 &= \text{sign}(f^T r) = \text{sign}([b_1, f^T s_1, f^T S_{m1} b_{m1}] \mathbf{1}_k + f^T v) \\ &= \text{sign}([b_1 f^T s_1, \mathbf{0}^T \mathbf{1}_k + f^T v]) = \text{sign}(b_1 f^T s_1 + f^T v) \end{aligned} \quad (3)$$

在一般基于匹配滤波的扩频信号检测中, $f = s_1$, 由于 $f^T S_{m1}$

$\neq 0$ 所以无法清除多用户干扰。

3 约束最小四阶矩 (IMF) 多用户检测原理

由式 (3) 可知, 要实现多用户检测的一个先决条件是要求解相关滤波器向量 f 与目标解调用户的扩频向量 s_1 完全相关, 即要求内积 $\langle f, s_1 \rangle = f^T s_1 = 1$ 。我们提出的解多用户信号相关的基于四阶矩的代价函数为: $J_{\text{IMF}}(f) = E[(f^T r)^4]$, 相应的最优化问题可以描述为:

$$f = \arg \min_{f^T s_1 = 1} J_{\text{IMF}}(f) = \arg \min_{f^T s_1 = 1} E[(f^T r)^4] \quad (4)$$

下面我们证明式 (4) 最优规划可以全局收敛到唯一的极小值。

定义 $u^T = f^T S = [u_1, \dots, u_k]$, 则 $y = f^T r = f^T s_1 b_1 + f^T S_{m1} b_{m1} + f^T v = u^T b + f^T v$ 。由 $f^T s_1 = 1$, 可得 $u_1 = 1$ 。计算式 (4) 中的四阶矩:

$$\begin{aligned} &E\{[f^T r]^4\} \\ &= E\{[\sum_{k=1}^K (u_k b_k) + f^T v]^4\} \\ &= E\{[\sum_{k=1}^K (u_k b_k)]^4\} + 3\sigma^4 + 6\sigma^2 E\{[\sum_{k=1}^K (u_k b_k)]^2\} \\ &= \sum_{k=1}^K u_k^4 + 3 \sum_{k=1}^K u_k^2 \sum_{j=1, j \neq k}^K u_j^2 + 3\sigma^4 + 6\sigma^2 (u^T u) \\ &= 3(u^T u)^2 - 2 \sum_{k=1}^K u_k^4 + 3\sigma^4 + 6\sigma^2 (u^T u) \end{aligned}$$

上式推导中的第二三步采用了高阶统计量的性质^[8]。

从而代价函数式 (4) 可化简为:

$$J_{\text{IMF}}(f) = 3(u^T u)^2 - 2 \sum_{k=1}^K u_k^4 + 3\sigma^4 + 6\sigma^2 (u^T u) \quad (5)$$

定义 $\tilde{u} = [u_2, \dots, u_k]^T$, 则 $u = [1, \tilde{u}^T]^T$ 。定义 $G(u) = J_{\text{IMF}}(f) = G(\tilde{u})$, 取 $G(\tilde{u})$ 的一阶偏导:

$$\begin{aligned} \frac{\partial G(\tilde{u})}{\partial u_k} &= 12u_k (u^T u) - 8u_k^3 + 12\sigma^2 u_k \\ &= 4u_k (3u^T u - 2u_k^2 + 3\sigma^2) \\ &= 4u_k (3 \sum_{j=2}^K u_j^2 + u_k^2 + 3\sigma^2) \end{aligned} \quad (6)$$

取 $G(\tilde{u})$ 的二阶偏导:

$$\frac{\partial^2 G(\tilde{u})}{\partial u_k \partial u_j} = \begin{cases} 12u^T u + 12\sigma^2, & j=k \\ 24u_j u_k, & j \neq k \end{cases} \quad (7)$$

由式 (6) 可知, $G(\tilde{u})$ 的一阶偏导只有在所有 $u_k = 0 (k=2 \sim K)$ 时才能存在稳态的零点, 即 $\tilde{u} = \mathbf{0}$ 所以 $G(\tilde{u})$ 存在唯一的极值点 $u = [1, \mathbf{0}^T]^T$ 。根据式 (7), 在此唯一极值点 $G(\tilde{u})$ 二阶导的 Hessian 矩阵为:

$$H_0 = \left[\frac{\partial^2 G(\tilde{u})}{\partial u_k \partial u_j} \right]_{1 \leq j, k \leq K} = 12 \begin{bmatrix} u_1^2 & & 0 \\ & \ddots & \\ 0 & & u_1^2 \end{bmatrix} = 12I > 0$$

则 $u = [1, \mathbf{0}^T]^T$ 是 $G(\tilde{u})$ 唯一极小值点, 所以式 (5) 代价函数存在唯一的极小值点, 即为全局收敛。如图 1 所示是当用户数为 3 时, 式 (5) 代价函数表面 (设 $\sigma^2 \approx 0$), 可以直观

的看到其收敛特性和以上数学分析是一致的. 式 (5) 极值点 $f^T S = [1, \mathbf{0}^T]^T$, MA 为 0 达到了迫零多用户检测的目的.

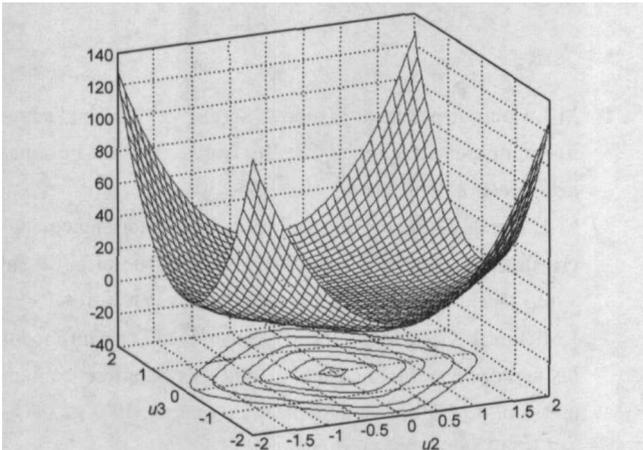


图 1 代价函数 $J(u)$ 表面 (用户数为 3, 设噪声方差为 0)

根据以上证明 $L_{\text{LMF}}(f)$ 在 $f^T S = [1, \mathbf{0}^T]^T$ 存在唯一极小值点, 下面只要证明沿梯度方向 $\nabla_f J_{\text{LMF}}(f)$ 会收敛与此迫零解. 则可以说明采用最陡下降梯度迭代算法, 可以收敛于全局极小值点. 按式 (5) 和约束条件 $f^T s_1 = 1$ 构造 Lagrange 代价函数: $J_a(f) = J(f) + \lambda(f^T s_1 - 1)$, 令其梯度为零, 求 f 的收敛点:

$$\begin{aligned} \nabla_f J_a &= \frac{\partial J_a(f)}{\partial f} = \frac{\partial J(f)}{\partial f} + \lambda s_1 = 0 \\ &= S \cdot 12(u^T u) u + S \cdot 12\sigma^2 u - 8 \sum_{k=1}^K u_k^3 s_k + \lambda s_1 = 0 \\ &= S \cdot \left\{ 12(u^T u) u + 12\sigma^2 u - 8 \begin{bmatrix} u_1^3 \\ \vdots \\ u_K^3 \end{bmatrix} \right\} + \lambda s_1 \\ &= S \cdot \left[\frac{\partial J(u)}{\partial u_1} \quad \frac{\partial J(u)}{\partial u_2} \quad \dots \quad \frac{\partial J(u)}{\partial u_K} \right]^T + \lambda s_1 \\ &= s_1 \left[\frac{\partial J(u)}{\partial u_1} + \lambda \right] + s_2 \cdot \frac{\partial J(u)}{\partial u_2} + \dots + s_K \cdot \frac{\partial J(u)}{\partial u_K} = 0 \end{aligned}$$

因为 $s_1 \sim s_K$ 线性无关, 由 $\nabla_f J_a = 0$ 可推得 $\left. \frac{\partial J(u)}{\partial u_k} \right|_{k>1} = 0$ 也就是 $u_k |_{k>1} = 0$ 即迫零解. 证明结束.

4 自适应算法

采用最陡梯度下降方法获得式 (4) 的最优化解, 即迭代方法为:

$$f_{i+1} = f_i - \mu \nabla_f J_{\text{LMF}}(f) \quad (8)$$

μ 是迭代步长, LMF 代价函数梯度为 $\nabla_f J_{\text{LMF}}(f) = 4E[f(f^T r)^3 r]$, 在实际运算中, 用前一次迭代的结果 f_n 来计算, 实现盲检测的目的. 同时, 统计期望值也可以用即时值代替, 即:

$$\nabla_f J_{\text{LMF}}(f) = [f_n^T r(n)]^3 r(n) \quad (9)$$

这样式 (8)、(9) 构成了 LMF 盲多用户检测的自适应梯度迭代算法. 从中可以看到: 算法过程中不需要进行统计值的计算, 而是用即时值进行处理, 减小了算法复杂度, 免除了统计参量对收敛性和精度的影响^[6]. 算法为保证约束条件, 须设定 f_i 初始值为 $f_i = s_1$. 检测算法每次迭代中乘法运算复杂度为 $2N + 3$ 可见其复杂度是很低的.

5 仿真分析

本节通过计算机仿真来分析文中提出的 LMF 盲多用户检测算法的性能. 首先假定是慢衰落信道环境, 即无线环境在较短时间内不会发生大的改变. 仿真采用了直接序列扩频方式 DS-BPSK. 仿真条件为: 扩频采用扩频增益 $N = 32$ 用户数为 6 干扰用户以高于目标解调用户信号的发射功率以检验算法抗远近效应的能力, 设 $(A_k/A_1)^2 = 10$ (10dB), 信噪比 $A_1^2/\sigma_n^2 = 10$ dB. 算法性能的评价通过对仿真输出的信号干扰噪声比 SNR 来进行比较. 按蒙特卡洛仿真原理, 以下仿真结果是 100 次独立仿真运算的统计平均.

为了比较接收机性能, 在 AWGN 信道模型下对约束最小四阶矩 LMF 算法和最小能量输出 IM-SMOE 盲自适应检测算法^[1] 的性能进行了比较. 从图 2 的仿真结果可以看出, LMF 盲多用户检测算法的收敛性能, 包括收敛速度和稳态误差都要明显好于 MOE 检测算法.

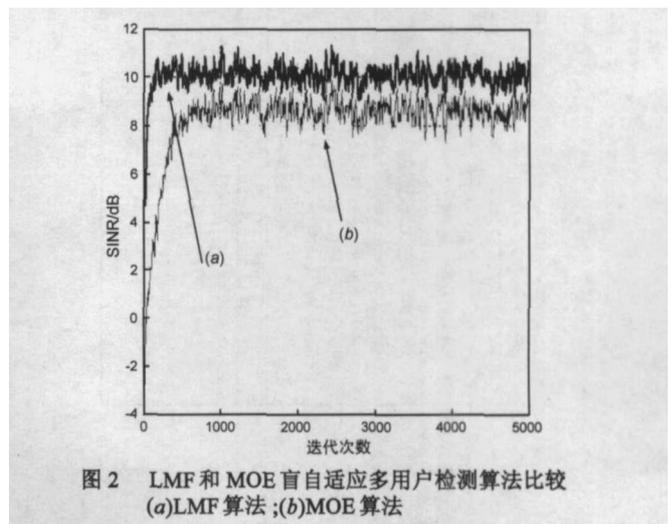


图 2 LMF 和 MOE 盲自适应多用户检测算法比较 (a) LMF 算法; (b) MOE 算法

针对算法的收敛特性, 我们将 LMF 算法与恒模算法的检测性能进行比较. 恒模算法的收敛条件, 参见文献 [3, 4], 若恒模代价函数为 $J_{\text{CM}} = E\{[(f^T r)^2 - \gamma]^2\}$, 则其无偏收敛条件要求目标解调信号 $A_1^2 \geq \frac{1}{3}\gamma$, 当 $A_1^2 < \frac{1}{3}\gamma$ 时, 恒模算法存在局部极小点, 且无法实现干扰信号的迫零检测, 仍存在单用户干扰. 在收敛性仿真比较中采用了 $A_1^2/\gamma = 1$ 和 $A_1^2/\gamma = 1/4$ 两种情况, 如图 3 所示的自适应收敛 SNR 输出进一步验证了 LMF 多用户检测算法的收敛性优势.

图 4 中对不同用户下几种算法误码 BER 性能进行了仿真比较, 仿真条件采用 $A_1^2/\sigma_n^2 = 10$ dB, $(A_k/A_1)^2 = 10$

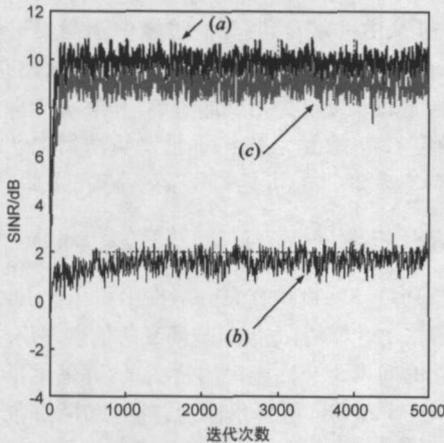


图3 LMF和CM盲自适应多用户检测算法比较 (a)LMF算法;(b)CM算法($A^2=\gamma/4$);(c)CM算法($A^2=\gamma$)

(10dB), 为便于考察 BER 性能, 实验中采用扩频增益 $N = 16$ 从中可以看出在恒模算法能够保证收敛的条件下(实验中采用 $A_1^2/\gamma = 1$), 其误码性能和 LMF 检测算法基本是一致的, 也说明了这两种基于四阶统计量的方法具有相近的性能, 但 LMF 算法更在收敛性方面胜出. 最小能量输出 MOE 方法在检测性能上由于收敛速度和输出 SNR 的原因, BER 性能较差. 这几种盲多用户检测方法在用户数达到 5 和 6 的时候, BER 性能都会恶化, 但 MOE 方法恶化的速度更快一些.

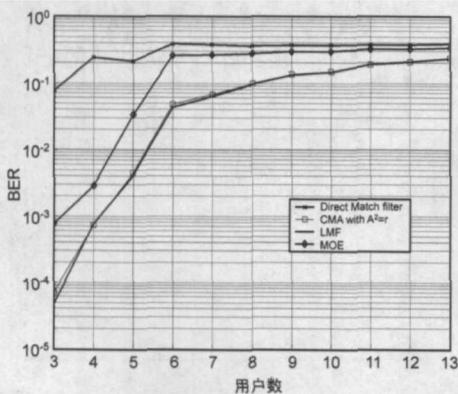


图4 不同用户数下的多用户检测 BER 性能

6 结论

本文提出了一种基于约束最小四阶矩(LMF)准则的盲自适应多用户检测方法. 理论分析证明了该检测算法的收敛性和在收敛点的解相关性能. 仿真结果表明, 该算法的收敛性能优于基于最小能量输出, 最陡梯度下降自适应多用户检测算法(LMSMOE), 且在计算量和 LMS 方法相当, 都很小的条件下, 收敛速度却要比 LMSMOE 方法快得多, 是一种能够适于实际应用的基于高阶统计量的自适应多用户检测算法. 同时, 由于该算法能够收敛到唯一极

小值, 且收敛点向量都能够保证解相关特性, 有利于在多径和一些复杂干扰环境下的信号分离. 虽然如此, 本文还只是对这种算法进行了一点初步的探讨, 仍然有必要作深入的研究. 例如算法的步长收敛条件和稳态噪声的影响, 在实际多径信道下的算法改进等.

参考文献:

- [1] M L Honig Upan anyu Madhow, Sergio Verdu Blind adaptive multiuser detection [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1995 41(4): 944- 960
- [2] M L Honig Orthogonally anchored blind interference suppression using the sub cost criterion [A]. Proc of IEEE Int Symp on Inf Theory [C]. CA: IEEE Press 1995 314
- [3] JM iguez L Castedo A linearly constrained constant modulus approach to blind adaptive multiuser interference suppression [J]. IEEE Communication Letters 1998, 2(8): 217- 219.
- [4] Changjiang Xu Guangzeng Feng Comments on a linearly constrained constant modulus approach to blind adaptive multiuser interference suppression [J]. IEEE Communication Letters 2000, 4(9): 280- 282
- [5] 唐祖强, 杨知行, 潘长勇. 基于 LMK 准则的盲自适应多用户检测器 [J]. 电子学报, 2000 28(4): 40- 42
Zuqiang Tang Zhixing Yang Changyong Pan A new blind multiuser detector based on LMK criterion [J]. Acta Electronica Sinica 2000, 28(4): 40- 42 (in Chinese)
- [6] O Tanrikulu, A G Constantinides The LMK algorithm with time varying forgetting factor for adaptive system identification in additive output noise [A]. Proc of IEEE ICASSP-96 [C]. New York, USA: IEEE Press 1996 3 1850- 1853
- [7] E W alach, B W idrow. The least mean fourth (LMF) adaptive algorithm and its family [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1984 it-30(2): 275- 283
- [8] 张贤达. 现代信号处理 (第二版) [M]. 北京: 清华大学出版社, 2002
Xianda Zhang Modern Signal Processing [M]. Beijing Tsinghua University Press 2002 (in Chinese)

作者简介:

郑霖 男, 1973年7月生, 籍贯安徽, 2000年在桂林电子工业学院获通信与信息学科硕士学位, 现为西安电子科技大学通信工程学院博士研究生, 主要研究方向为多用户信号检测, 通信信号处理和超宽带通信. E-mail: cnzheng@vip.sina.com

欧阳继 男, 桂林电子科技大学通信与信息工程系主任, 教授, 博士生导师, 2000年获西安电子科技大学博士学位, 其学位论文被评为2002年全国百篇优秀博士论文. 2001年到2004年分别在香港中文大学和加州大学作访问研究. 研究方向为自适应滤波、通信信号处理、雷达信号处理、神经网络等.