

一种新的 CMA 盲多用户检测算法¹

薛 强 蒋笑冰* 吴伟陵

(北京邮电大学信息工程学院 北京 100876)

*(北方交通大学通信系 北京 100044)

摘 要 该文提出了一种新的盲自适应多用户检测算法, 这种算法的计算复杂度为 $O(NL)$, 其中 N 为扩频因子, L 为取样数据窗长度。仿真分析表明, 该文提出的算法稳态性能好, 收敛速度特别快, 且能适应环境的变化, 是一种较好的多用户检测算法。

关键词 码分多址, 多用户检测, 恒模算法, 盲自适应

中图分类号 TN914.4

1 引 言

多用户检测技术可以充分提高 CDMA 系统的容量。在过去的十几年中, 提出了各种各样的多用户检测技术^[1]。最主要的多用户检测有解相关检测、最小均方误差 (MMSE) 检测、多级干扰抵消检测、判决反馈检测、基于神经网络的检测等等。

盲多用户检测器仅需要知道解调用户的特征波形和定时, 所需条件与传统的单用户接收机相同, 这就克服了以往多用户检测器需要知道所有用户的特征波形和定时信息的弱点。对于 CDMA 下行链路, 具有特别的诱惑力^[2]。

本文提出了一种新的盲自适应多用户检测算法, 仿真结果表明这种算法收敛速度特别快, 稳态性能优于 CMOE(Constrained Minimum Output Energy) 算法^[3], 且能够适应环境的变化。

论文中黑体小写字母表示矢量, 黑体大写字母表示矩阵。

2 系统模型

考虑有 K 个用户的同步 DS-CDMA 系统, 经过 AWGN 信道后的基带接收信号可以描述成

$$r(t) = \sum_{k=1}^K A_k b_k(t) s_k(t) + \sigma n(t) \quad (1)$$

其中 A_k , $b_k(t) \in \{\pm 1\}$, $s_k(t)$ 分别是第 k 个用户接收信号的幅度、信息比特和具有单位功率的签名波形, 扩频码采用短码, 即码周期长度等于扩频增益 $N = T/T_c$, T 、 T_c 分别是比特间隔和码片间隔, 码片调制波形为方波, 用户数 $K \leq N$ 。 $n(t)$ 是一个具有单位功率谱密度的零均值复高斯白噪声, σ^2 是信道中的噪声功率。

基带信号首先经过一个码片匹配滤波器, 然后按照码片速率采样得到离散信号 r_n 。设 $r_n = [r(nN) \cdots r(nN - N + 1)]^T$, 则模型 (1) 式可以表示为

$$r_n = SAb + \sigma n \quad (2)$$

¹ 2000-10-20 收到, 2001-04-09 定稿

国家自然科学基金重大项目 (No.69896243) 资助课题

其中 $\mathbf{S} = [\mathbf{s}_1 \cdots \mathbf{s}_K]$, $\mathbf{A} = \text{diag}(A_1, \cdots, A_K)$ 是对角阵, $\mathbf{b} = [b_1 \cdots b_K]^T$, $\mathbf{n}$ 是高斯白噪声, 且 $E\{\mathbf{n}\} = \mathbf{0}$, $E\{\mathbf{n}\mathbf{n}^T\} = \mathbf{I}_N$.

线性多用户检测器由一个相关器和一个判决器组成, 即 $b = \text{sgn}(\mathbf{w}^T \mathbf{r})$. 其中 $\mathbf{w} \in R^N$ 为解调矢量. 不失一般性, 以下均考虑用户 1 的数据接收.

3 已存在的盲自适应多用户检测算法

较早的盲多用户检测由 Honig M. 等人在文献 [3] 中提出, 基于约束最小输出能量 (CMOE) 准则, 他们给出线性最小均方差检测器 (MMSE) 的一种盲自适应实现方案, 即最小输出能量 (MOE) 检测器. 但这种检测器的收敛性能不是太好, 而且对于误差比较敏感. X. Wang 等人 [4] 基于子空间方法, 给出了解相关检测器和线性 MMSE 检测器的盲实现方案, 但原文中的 PASTd 子空间跟踪算法的仿真结果并不理想, 该方法的实现还有赖于有效的子空间跟踪算法.

M. L. Honig 在文献 [5] 中将恒模算法 (CMA: Constant Modulus Algorithm) 应用在多用户检测中. CMA 试图恢复在许多通信信号中都有的恒模特性, 对于第 i 个用户的使用的代价函数为 $J_{\text{CMA}}^i = E\{((y_i[n])^2 - 1)^2\}$. 对应的随机梯度算法是 $\mathbf{w}_i[n+1] = \mathbf{w}_i[n] - \mu y_i[n]((y_i[n])^2 - 1)\mathbf{r}$.

满足收敛条件的恒模算法的收敛速度和稳态性能都很好, 但恒模算法存在多个局部收敛点, 对于初始向量和收敛步长参数的选择有很大的依赖性, 容易收敛到局部最小点上, 因此不能在动态的环境下使用.

4 新的盲多用户接收方案

基于 CMA, 我们提出下面的盲自适应多用户检测算法. 仿真证明, 本算法的收敛性能不依赖于初始向量的设置, 在初始向量为 $[1, 0, \cdots, 0]^T$ 时, 算法仍能收敛.

假设 $\mathbf{X} = [\mathbf{r}_1, \mathbf{r}_2, \cdots, \mathbf{r}_L]$ 是一个 $N \times L$ 矩阵, 包含 L 个连续的接收数据矢量. 取下面的代价函数:

$$J(\mathbf{w}) = \sum_{l=1}^L (y^2(l) - 1)^2 = \sum_{l=1}^L ((\mathbf{w}^T \mathbf{r}_l)^2 - 1)^2, \mathbf{w}^T \mathbf{s}_1 = 1 \quad (3)$$

其中 $y(l) = \mathbf{w}^T \mathbf{r}_l$, $\mathbf{w}^T \mathbf{s}_1 = 1$ 为规范约束条件. 假设 $\mathbf{w} = \mathbf{s}_1 + \mathbf{z}$, 则代价函数能够表示为 $\mathbf{z}$ 的函数:

$$J(\mathbf{z}) = \sum_{l=1}^L (((\mathbf{s}_1 + \mathbf{z})^T \mathbf{r}_l)^2 - 1)^2 \quad (4)$$

取 $g_l(\mathbf{z}) = (y(l))^2 - 1 = ((\mathbf{s}_1 + \mathbf{z})^T \mathbf{r}_l)^2 - 1$, $\mathbf{g}(\mathbf{z}) = [g_1(\mathbf{z}), \cdots, g_L(\mathbf{z})]$. 假设 $\mathbf{d}$ 为偏移量, 使用泰勒公式得

$$J(\mathbf{z} + \mathbf{d}) \approx \|\mathbf{g}(\mathbf{z}) + \mathbf{D}^T(\mathbf{z})\mathbf{d}\|_2^2 \quad (5)$$

这里, $\mathbf{D}(\mathbf{z}) = [\nabla(g_1(\mathbf{z})), \cdots, \nabla(g_L(\mathbf{z}))]$.

对 $\mathbf{d}$ 求 $J(\mathbf{z} + \mathbf{d})$ 的梯度可得

$$\begin{aligned}\nabla_d J(\mathbf{z} + \mathbf{d}) &= \frac{\partial J(\mathbf{z} + \mathbf{d})}{\partial \mathbf{d}} = \frac{\partial \{(g(\mathbf{z}) + \mathbf{D}^T(\mathbf{z})\mathbf{d})^T (g(\mathbf{z}) + \mathbf{D}^T(\mathbf{z})\mathbf{d})\}}{\partial \mathbf{d}} \\ &= 2\{\mathbf{D}(\mathbf{z})g(\mathbf{z}) + \mathbf{D}(\mathbf{z})\mathbf{D}^T(\mathbf{z})\mathbf{d}\}\end{aligned}$$

利用 $\nabla_d J(\mathbf{z} + \mathbf{d}) = 0$, 得到

$$\mathbf{d} = -[\mathbf{D}(\mathbf{z})\mathbf{D}^T(\mathbf{z})]^{-1}\mathbf{D}(\mathbf{z})g(\mathbf{z}) \quad (7)$$

由以上分析, 我们可以得出

$$\mathbf{z}(i+1) = \mathbf{z}(i) + \mathbf{d} = \mathbf{z}(i) - [\mathbf{D}(\mathbf{z}(i))\mathbf{D}^T(\mathbf{z}(i))g(\mathbf{z}(i))] \quad (8)$$

又由于

$$\nabla(g_l(\mathbf{z})) = \frac{\partial g_l(\mathbf{z})}{\partial \mathbf{z}} = 2y(l)\mathbf{r}_l \quad (9)$$

可以得出

$$\mathbf{D}(\mathbf{z}) = [\nabla(g_1(\mathbf{z})), \nabla(g_2(\mathbf{z})), \dots, \nabla(g_L(\mathbf{z}))] = 2[y(1)\mathbf{r}_1, \dots, y(L)\mathbf{r}_L] = 2\mathbf{X}\mathbf{Y} \quad (10)$$

其中 $\mathbf{Y} = \text{diag}(y(1), \dots, y(L))$ 。因此可以得到:

$$\mathbf{D}(\mathbf{z})\mathbf{D}^T(\mathbf{z}) = 4\mathbf{X}\mathbf{Y}\mathbf{Y}^T\mathbf{X}^T = 4\mathbf{X}\mathbf{M}\mathbf{X}^T \quad (11)$$

$$\mathbf{D}(\mathbf{z})g(\mathbf{z}) = \mathbf{X}\mathbf{Y}[(y(1))^2 - 1, \dots, (y(L))^2 - 1]^T = 2\mathbf{X}(\mathbf{L}\mathbf{y} - \mathbf{y}) \quad (12)$$

其中 $\mathbf{M} = \mathbf{Y}\mathbf{Y}^T = \text{diag}((y(1))^2, \dots, (y(L))^2)$, $\mathbf{L}\mathbf{y} = [y(1)^3, \dots, y(L)^3]$, $\mathbf{y} = [y(1), \dots, y(L)]^T$, 将 (11), (12) 式代入 (8) 式,

$$\begin{aligned}\mathbf{z}(i+1) &= \mathbf{z}(i) - (1/2)[\mathbf{X}\mathbf{M}\mathbf{X}^T]^{-1}\mathbf{X}(\mathbf{L}\mathbf{y}(i) - \mathbf{y}(i)) \\ &= \mathbf{z}(i) - (1/2)[\mathbf{X}\mathbf{M}\mathbf{X}^T]^{-1}\mathbf{X}\mathbf{M}\mathbf{X}^T(\mathbf{z}(i) + \mathbf{s}_1) + (1/2)[\mathbf{X}\mathbf{M}\mathbf{X}^T]^{-1}\mathbf{X}\mathbf{y}(i) \\ &= \mathbf{z}(i)/2 + (1/2)[\mathbf{X}\mathbf{M}\mathbf{X}^T]^{-1}\mathbf{X}\mathbf{y}(i) - \mathbf{s}_1/2\end{aligned} \quad (13)$$

设定矩阵 $\mathbf{B} = \mathbf{I}_N - \mathbf{s}_1\mathbf{s}_1^T$, 则矩阵 $\mathbf{B}$ 的列向量张成 $\mathbf{s}_1$ 的正交补空间。对于任意的向量 $\mathbf{a}$, 有 $\mathbf{B}\mathbf{a} \perp \mathbf{s}_1$ 。由于 $\mathbf{w}$ 必须满足 $\mathbf{w}^T\mathbf{s}_1 = 1$ 的约束条件, 取 $\mathbf{z}$ 垂直于 $\mathbf{s}_1$ 方向上的分量, 得

$$\mathbf{w}(i+1) = \mathbf{s}_1 + \mathbf{B}\mathbf{z}(i+1) \quad (14)$$

这样, 我们得出了计算权矢量 $\mathbf{w}$ 的表达式。

使用 (14) 式, 有几种计算权矢量的方法, 一种方法是静态方法, 即在计算过程中, 数据矩阵 $\mathbf{X}$ 始终保持不变。每计算一个权矢量 $\mathbf{w}(i)$, 就得到一个新的滤波器输出 $y(i)$, 根据 (13) 式可以计算 $\mathbf{z}(i+1)$, 然后由 (13) 式计算出 $\mathbf{w}(i+1)$ 。重复上述过程直到收敛为止。这种方法的计算复杂度较低, 每次迭代只需 NL 次计算, 但当环境变化较大的情况下, 静态方法显然不能使用。

另一种计算权矢量是使用动态方法, 即每次计算权矢量时, 都使用最后的 L 个数据向量作为数据矩阵 $\mathbf{X}$ 中的列向量。动态方法可以是每接收到一个数据向量就计算一次, 我们称之为动

态法 1; 也可以在接收到 L 个数据后计算一次, 我们称之为动态法 2。前一种方法收敛速度快, 但计算量相当大; 后一种方法的计算量较小, 每解调一个符号的平均计算复杂度为 $O(N^2)$, 但解调有一定的延迟。

(14) 式的乘法计算量为 $N^2L + N^3/2 + 3N^2$ 。因此, 如果直接使用动态法 1 时计算量太大。使用矩阵求逆公式可以简化 (14) 式的计算量。假设 $\mathbf{X}(i) = [\mathbf{r}_{i-L+1}, \dots, \mathbf{r}_i]$, 设 $\Phi(i) = \mathbf{X}(i)\mathbf{M}(i)\mathbf{X}(i)^T$ 则可以得到

$$\Phi(i) = \Phi(i-1) + \mathbf{r}_i y^2(i) \mathbf{r}_i^T - \mathbf{r}_{i-L} y^2(i-L) \mathbf{r}_{i-L}^T = \mathbf{T} - \mathbf{r}_{i-L} y^2(i-L) \mathbf{r}_{i-L}^T \quad (15)$$

其中 $\mathbf{T} = \Phi(i-1) + \mathbf{r}_i y^2(i) \mathbf{r}_i^T$ 。由矩阵求逆定理, 可以得到以下的结果:

$$\mathbf{T}^{-1} = \Phi^{-1}(i-1) - \frac{\Phi^{-1}(i-1) \mathbf{r}_i \mathbf{r}_i^T \Phi^{-1}(i-1)}{y^{-2}(i) + \mathbf{r}_i^T \Phi^{-1}(i-1) \mathbf{r}_i} = \Phi^{-1}(i-1) - \frac{\mathbf{P} \mathbf{P}^T}{y^{-2}(i) + \mathbf{r}_i^T \mathbf{P}} \quad (16)$$

$$\Phi^{-1}(i) = \mathbf{T}^{-1} - \frac{\mathbf{T}^{-1} \mathbf{r}_{i-L} \mathbf{r}_{i-L}^T \mathbf{T}^{-1}}{-y^{-2}(i-L) + \mathbf{r}_{i-L}^T \mathbf{T}^{-1} \mathbf{r}_{i-L}} = \mathbf{T}^{-1} - \frac{\mathbf{Q} \mathbf{Q}^T}{\mathbf{r}_{i-L}^T \mathbf{Q} - y^{-2}(i-L)} \quad (17)$$

其中

$$\mathbf{P} = \Phi^{-1}(i-1) \mathbf{r}_i \quad (18)$$

$$\mathbf{Q} = \mathbf{T}^{-1} \mathbf{r}_{i-L} \quad (19)$$

(13)~(19) 式就构成了一种基于 CMA 的盲自适应多用户检测算法, 我们称之为 DCMA (Dynamic Constant Modulus Algorithm) 算法。算法的流程如下:

- (1) 根据 (18) 式计算矩阵 $\mathbf{P}$, 并依照 (16) 式计算矩阵 $\mathbf{T}^{-1}$, 两项的计算量为 $2N^2 + N$ 。
 - (2) 将 $\mathbf{T}^{-1}$ 代入 (19) 式, 得到矩阵 $\mathbf{Q}$, 代入 (17) 式, 得到 $\Phi^{-1}(i)$ 。计算量和 (1) 中一样, 也为 $2N^2 + N$ 。
 - (3) 使用 (13), (14) 式得到权矢量 $\mathbf{w}(i)$ 。计算量为 $2N^2 + NL$ 。
- 算法总的计算量为 $6N^2 + NL + 2N$ 。由于 $L \geq N$, 所以算法的计算复杂度为 $O(NL)$ 。

5 仿真结果

在这一节中, 我们对文中算法的性能进行仿真分析。仿真性能的测量是输出信扰比 SIR (Signal Interference Ratio), 定义为

$$\text{SIR}_1(i) = E^2\{\mathbf{w}(i)^T \mathbf{R}\} / \text{Var}\{\mathbf{w}(i)^T \mathbf{r}\} = \frac{A_1^2 [\mathbf{w}(i)^T \mathbf{s}_1]^2}{\sum A_k^2 [\mathbf{w}(i)^T \mathbf{s}_k]^2 + \mathbf{w}(i)^T \Sigma \mathbf{w}(i)}$$

其中 Σ 是噪声随机向量的协方差。仿真时算法的窗长度 L 取 100, 采用 31 位长的 Gold 码进行扩频。仿真的结果如图 1, 图 2 所示。

图 1 中的用户数为 6 个, 用户 1 为所需检测信号, 其余用户为干扰用户, 干扰强度为 $\text{MAI}_i = 10 \log_{10}(A_i^2/A_1^2) = 20\text{dB}$, $i = 2 \sim 6$ 。信噪比 $\text{SNR} = 10 \log_{10}(A_1^2/\sigma^2) = 20\text{dB}$, 其中 σ^2 为噪声方差。在这一个例子中, 我们研究了一下解调向量初始值不同对于算法的影响, 图 1(a) 中的初始向量为 $[1, 0, \dots, 0]^T$, 图 1(b) 中的初始向量为 $[1, 1, \dots, 1]^T$, 每个图中 CMOE 算法都做了两组仿真, 收敛步长参数 u 分别为 5×10^{-4} 和 10^{-4} 。由图中可以看出 CMOE 算法的收敛

速度和稳态性能受初始向量和参数 u 的影响很大, 而本文中算法基本不受他们的影响, 且无论是收敛速度还是稳态性能, 本文算法都明显优于 CMOE 算法。

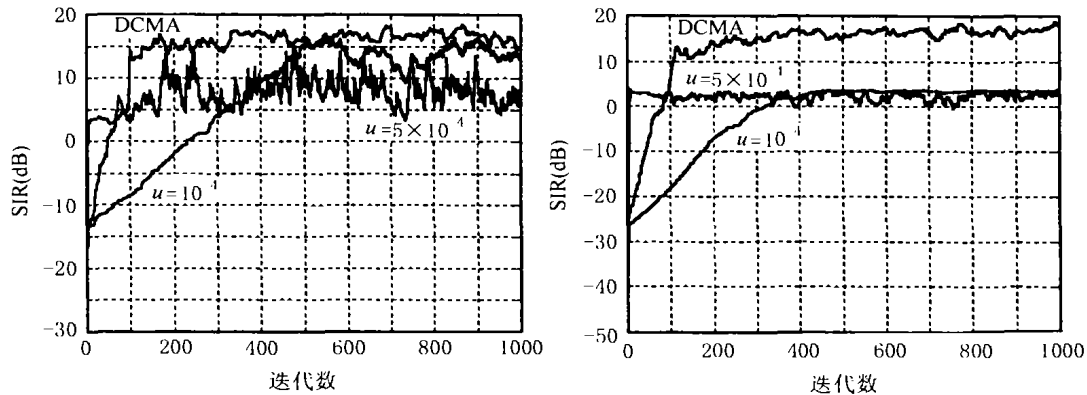


图 1 本文算法和 CMOE 算法的收敛速度和稳态性能比较

图 2 对算法的动态性能进行了仿真。系统的 SNR=20dB, 初始状态为 4 个干扰用户, 且 $\text{MAI}_i=10\text{dB}$, $i=2\sim 5$ 。仿真中设置初始向量为 $[1, 0, \dots, 0]^T$, 设置 CMOE 算法的收敛步长参数 u 都取为 $5e-4$ 。在迭代次数为 1000 次时, 一个 MAI 为 20dB 的用户 (即 $\text{MAI}_6=20\text{dB}$) 进入系统; 在迭代次数为 2000 次时, MAI 为 20dB 的用户和两个 MAI 为 10dB 的用户离开系统。在迭代次数为 3000 次时, 三个 MAI 为 20dB 的用户进入系统。

从图中可以看出, 本文中算法的性能优于 CMOE 算法, 且能够适应环境的变化。

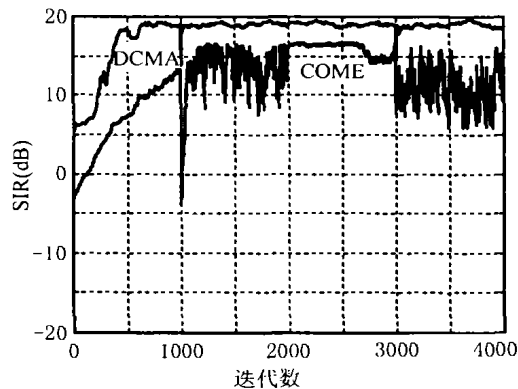


图 2 动态环境下算法的性能

6 结 论

本文推导出了一种新的基于 CMA 的盲自适应多用户检测算法, 这种算法有较好的稳态性能和特别快的收敛速度。仿真结果表明, 这种算法的性能明显优于 CMOE 算法, 而且在动态的环境下也能很好的工作。这种算法的计算复杂度为 $O(NL)$, 算法复杂度不高, 有利于工程实现。

参 考 文 献

- [1] S. Verdu, Multiuser Detection, Cambridge Univer, Press, 1998, Ch. 5-7.
- [2] U. Madhow, Blind adaptive interference suppression for direct-sequence CDMA, IEEE Proc, 1995, 41(4), 944-960.
- [3] M. Honig, U. Madhow, S. Verdu, Blind adaptive multiuser detection, IEEE Trans. on IT, 1995, 41(4), 944-960.
- [4] X. Wang, H. V. Poor, Blind multiuser detection: A subspace approach, IEEE Trans. on IT, 1998, 44(2), 677-690.
- [5] M. L. Honig, Orthogonally anchored blind interference suppression using the sato cost criterion, Proc. of 1995 IEEE International Symposium on Information Theory, Chicago, 1995, 314-318.

A NEW CMA-BASED BLIND ADAPTIVE MULTIUSER
DETECTION

Xue Qiang Jiang Xiaobing* Wu Weiling

*(Beijing University of Posts & Telecommunications, Beijing 100876, China)***(Dept. of Communication & Information Northern Jiaotong University, Beijing 100044, China)*

Abstract In this paper, a novel blind adaptive multiuser detection is proposed, the computing complex of this algorithm is $O(NL)$, where N is the spread grain, and L is the window length. The simulation shows that this algorithm has good steady state performance and it converges very fast, and can be used when the environment varies, so it is a very good multiuser detection.

Key words Code division multiple access, Multiuser detection, Constant modulus algorithm, Blind adaptation

薛 强: 男, 1974 年生, 博士生, 主要从事多用户检测、自适应信号处理方面的研究.

蒋笑冰: 女, 1975 年生, 硕士生, 主要从事多媒体通信, 移动 IP 方面的研究和开发.

吴伟陵: 男, 1938 年生, 教授, 博士生导师, 中国电子学会信息论分会主任委员. 主要从事信息论、信息处理与移动通信方面的教学和科研工作.