

DS/CDMA 多用户检测盲自适应梯度算法的改进

胡艳军^{1,2}, 朱怀松², 朱近康¹

(1. 中国科学技术大学个人通信与扩频实验室, 安徽合肥 230027; 2. 安徽大学电子工程与信息科学系, 安徽合肥 230039)

摘要: 本文在直接序列/码分多址(DS/CDMA)系统盲检测自适应梯度算法(BAG)的基础上,提出了一种多用户检测盲自适应梯度算法的改进算法(IBAG). BAG 算法包括自适应梯度算法(TBAG)和时变自适应梯度算法(TIBAG), TBAG 算法的跟踪特性较好,但起始收敛特性不好;TIBAG 算法的收敛特性较好,但跟踪特性较差,几乎不具备跟踪能力.本改进算法结合了这两种自适应梯度算法的优点,在不增加算法复杂度的前提下,使其收敛性和跟踪特性较 BAG 算法有所提高.

关键词: DS/CDMA; 盲多用户检测; 随机梯度算法

中图分类号: TN914.53 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112(2002)05-0719-04

The Improvement of Blind Adaptive Gradient Algorithms for Multiuser Detection in DS/CDMA Systems

HU Yair jun^{1,2}, ZHU Huar-Song², ZHU Jir kang¹

(1. Personal Communication Network & Spread Spectrum Lab. University of Science and Technology of China, Hefei, Anhui 230027, China;

2. Department of Electronic Engineering and Information Science, Anhui University, Hefei, Anhui 230039, China)

Abstract: In this paper, based on blind adaptive gradient algorithm (BAG) for multiuser detection, an improved blind adaptive gradient algorithm (IBAG) for code aided suppression of multiple access interference (MAI) and narrow band interference (NBI) in direct sequence code division multiple access system is proposed. The blind adaptive gradient algorithm (BAG) has two types: tracking blind adaptive gradient algorithm (TBAG), which has the tracking ability, and time invariant blind adaptive gradient algorithm (TIBAG), which is applied in time invariant circumstances. TIBAG has good convergence but no tracking ability, while TBAG has good tracking ability but its SIR rises slowly at beginning. so, IBAG modifies TIBAG to make its SIR rise more quickly and to keep its tracking ability as time goes on. The simulation results show that the IBAG has the similar computational complexity to BAG, but the tracking ability and convergence performance of the IBAG is much better than the BAG.

Key words: DS/CDMA; blind multiuser detection; stochastic gradient algorithm

1 引言

在 DS/CDMA 通信系统中,为了解调出用户的有用信息,除了要抑制窄带干扰(NBI)以外,还必须抑制由其它用户扩频信号产生的多址干扰(MAI).最佳多用户检测器^[1]尽管可以很好地抑制 MAI,但其运算量随着用户数的增加而指数增加,并且需要知道所有的时延、幅度和调制波形,因而无法应用.在多用户检测技术的大量研究成果中,大多都由于算法复杂度较高或假设已知参量前提等原因的限制,在实际系统中难以实现^[2,3].因此,人们正致力于盲检测等实用多用户检测技术的研究^[4].由于盲多用户检测技术可以在不知道时延、幅度和调制波形等系统参数的情况下,检测出任意给定用户,所以在实际应用中有着十分重要的前景.文献[5]在平均输出误差最小(MOE, minimizing the mean output error)梯度算法^[6]、盲

生最小均方算法^[7]等盲检测算法的基础上,提出了一种加速收敛的平均随机梯度算法(BAG, the blind adaptive gradient algorithm),它通过正交限制减小接收机输出能量来实现盲逼近,消除 MAI 和 NBI. BAG 算法主要有两种类型:跟踪自适应梯度算法(TBAG, Tracking Blind Adaptive Gradient algorithm)和时变自适应梯度算法(TIBAG, Time Invariant Blind Adaptive Gradient algorithm). TBAG 算法的跟踪特性较好,但起始收敛特性不好,且对参数的灵敏度要求较高;TIBAG 算法的收敛特性较好,但跟踪特性较差,几乎不具备跟踪能力.因此本文在此两类 BAG 算法的基础上进行了改进,在不增加算法复杂度的前提下,力图保持两种 BAG 算法的优点,提出了一种改进的多用户检测盲自适应梯度算法.该算法既保持了 BAG 算法的低复杂度,又使其在时变环境下保持较 BAG 好的收敛性和跟踪特性.

本文第二部分就 DS/CDMA 系统模型及 BAG 算法进行了描述;第三部分介绍了所改进的多用户检测盲自适应梯度算法;第四部分给出了仿真实验结果;最后进行了总结。

2 系统模型及 BAG 算法

2.1 系统模型

考虑有 K 个用户的同步 DS/CDMA 通信系统,接收的基带信号在一个符号期间可写成:

$$r(t) = \sum_{k=1}^K A_k b_k s_k(t) + I(t) + N_0(t) \quad (1)$$

其中: A_k 表示用户 k 的信号幅度; $\{b_{kj}\} \in \{+1, -1\}$ 表示发送的数据比特; $\{s_k(t), 0 \leq t \leq T\}$ 表示归一化的扩频信号波形,其在间隔 $[0, T]$ 内具有单位能量,在 $[0, T]$ 外为零, T 是信息比特宽度; $N_0(t)$ 为高斯白噪声,其功率谱密度为 σ^2 ; $I(t)$ 代表窄带干扰 NBI.

设扩频因子为 N ,接收的信号 $r(t)$ 经过匹配滤波器输出为一个 N 维向量:

$$r = \sum_{k=1}^K \sqrt{P_k} b_k s_k + i + \sigma_n n_0 \quad (2)$$

这里 s_k 是第 k 个用户归一化的信号序列; $p_k = A_k^2$ 是第 k 个用户的信号能量; i 是 NBI 信号抽样形成的向量,通常认为它具有零均值和固定的协方差相关矩阵 I ; n_0 是高斯白噪声抽样形成的向量,离散时间随机过程 $\{b_{kj}\}$ 、 $\{i\}$ 及 $\{n_0\}$ 是相互独立的。

2.2 盲线性 MOE 检测器

不妨假设第一个用户为我们感兴趣的用户, s_1 代表第一个用户的归一化的信号.盲线性 MOE 检测就是选取一个优化的权向量 c 使 MOE 耗费函数 $E\{(c' r_n)^2\}$ 最小,即:

$$c_{opt}^* = \arg\{E\{(c' r_n)^2\}\}, \text{约束于: } c' s_1 = 1 \quad (3)$$

其中 c' 表示 c 的转置. MOE 检测器的输出的估计值 $b_1(n)$:

$$b_1(n) = \text{sgn}(c' r_n) \quad (4)$$

其中: $c_{opt}^* = R^{-1} s_1 / s_1' R^{-1} s_1$, $R = E\{r r'\}$, 代表接收信号 r 的自相关矩阵, c_{opt}^* 即为线性 MOE 检测的最优“权向量”; n 代表迭代次数.由于以上检测器不需要知道 $b_1(n)$ 和其他用户的信号,因此被称为盲检测^[4].

当权向量为 $c = c_{opt}^*$ 时,对应的输出信干比(SIR)可表示为:

$$SIR^* = \frac{[E\{c_{opt}^* r\}]^2}{\text{var}\{c_{opt}^* r\}} = P_1 s_1' (R - P_1 s_1 s_1')^{-1} s_1 \quad (5)$$

其中, $R - P_1 s_1 s_1' = \sum_{k=2}^K P_k b_k s_k' + R_i + \sigma_i^2 I$

c_{opt}^* 的平均输出能量用均方输出值来定义:

$$\begin{aligned} \xi &= E\{(c_{opt}^* r)^2\} = c_{opt}^*{}' R c_{opt}^* = \frac{1}{s_1' R^{-1} s_1} \\ &= P_1 + \frac{1}{s_1' (R - P_1 s_1 s_1')^{-1} s_1} \end{aligned} \quad (6)$$

2.3 BAG 检测算法及等价的非约束优化问题

对以上式(3)问题, BAG 算法中首先将其进行非约束优化问题的等价,然后再进行算法求解.

2.3.1 等价的非约束优化问题 为方便求解,可将式(3)的约束优化问题转化为一个非约束优化问题.

令 $c_{n,i}, i \in [1, \dots, N]$ 代表 c_n 中的元素,通过求解 $c_{n,i}, i \in [1, \dots, N]$ 中的一个值可将式(3)的约束优化问题转化为一个非约束优化问题,不失一般性,可求解第一个元素 $c_{n,1}$

$$c_{n,1} = \frac{1}{s_{1,1}} \left(1 - \sum_{i=2}^N s_{1,i} c_{n,i} \right) \quad (7)$$

定义 $N-1$ 维矢量 $c_n = (c_{n,2} \dots c_{n,N})'$, 则等价的非约束优化问题即变为计算下式:

$$\min_{\bar{c}} J_n, J_n = E \left(\frac{r_{n,1}}{s_{1,1}} + \bar{c}' \bar{r}_n \right)^2 \quad (8)$$

其中, μ 代表步长; $\bar{r}_i, i = 1, 2, \dots, n$ 代表 $N-1$ 维矢量: $\bar{r}_i =$

$$(r_{i,2} - r_{i,1} \frac{s_{1,2}}{s_{1,1}}, \dots, r_{i,N} - r_{i,1} \frac{s_{1,N}}{s_{1,1}})'$$

2.3.2 时变 BAG 算法(TIBAG) 时变 BAG 算法即采用平均随机梯度算法求解式(8)的非约束优化函数.其主要思想:在每次迭代中,用一个较大的步长 $n^\nu (0.5 \leq \nu \leq 1)$ 代替传统随机梯度算法中的步长 $1/n$.然后,计算最后的估计作为起始步长的移动平均.对估计值 \hat{c} ,迭代关系如下:

$$\hat{c}_{n+1} = \hat{c}_n - \frac{1}{n^\nu} r_n \left(\frac{r_{n,1}}{s_{1,1}} + \hat{c}_n' \bar{r}_n \right), \dots, \hat{c}_0 = [s_{1,2}, \dots, s_{1,N}]' \quad (9)$$

$$\bar{c}_{n+1} = \frac{n}{n+1} \bar{c}_n + \frac{1}{n+1} \hat{c}_{n+1} \quad (10)$$

$$c_{n+1} = \left[\frac{1}{s_{1,1}} \left(1 - \sum_{i=2}^N s_{1,i} \bar{c}_{n+1,i} \right) \right] \quad (11)$$

TIBAG 算法有较好的收敛性,但没有时变环境的跟踪能力.

2.3.3 跟踪 BAG 算法(TBAG) 为使 BAG 算法具有跟踪能力,文献[5]将上面的迭代关系表示为:

$$\hat{c}_{n+1} = \hat{c}_n - \mu_n r_n \left(\frac{r_{n,1}}{s_{1,1}} + \hat{c}_n' \bar{r}_n \right), \dots, \hat{c}_0 = [s_{1,2}, \dots, s_{1,N}]' \quad (12)$$

$$\bar{c}_{n+1} = (1 - \rho) \bar{c}_n + \rho \hat{c}_{n+1} \quad (13)$$

$$c_{n+1} = \left[\frac{1}{s_{1,1}} \left(1 - \sum_{i=2}^N s_{1,i} \bar{c}_{n+1,i} \right) \right] \quad (14)$$

其中, $\rho (0 < \rho < 1, \rho < < 1)$ 表示平均过程遗忘因子; μ_n 表示跟踪算法的步长.这种算法具有了较好的跟踪能力,但其收敛性能变差,且需要较精确地估计出参数 ρ 和 μ_n .

3 改进的盲自适应梯度算法及其收敛性分析

3.1 改进的 BAG 算法思想

针对 TBAG 算法和 TIBAG 算法的优点和缺陷,将二者进行综合,在不增加复杂度的前提下,保持两种 BAG 算法的优点.主要对 BAG 算法作两方面的改进,首先改变步长 n ,以提高收敛速率.将步长从某一大于 1 的值 $M (1 < M < 100)$ 开始,而不为 1,同时迭代过程中根据不同情况变化.然后,结合 TIBAG 算法,使其具有跟踪能力.则迭代关系为:

$$\hat{c}_{n+1} = \hat{c}_n - \frac{1}{n} r_n \left(\frac{r_{n,1}}{s_{1,1}} + \hat{c}_n' \bar{r}_n \right), \dots, \hat{c}_0 = [s_{1,2}, \dots, s_{1,N}]' \quad (15)$$

$$\bar{c}_{n+1} = \frac{n+M}{n+1+M}\bar{c}_n + \frac{1}{n+M+1}\hat{c}_{n+1} \quad (16)$$

同时, 定义信干比: $SIR = (Eb_i)^2 / \text{Var}(b_i)$ (17)

如果 SIR 连续 l 次小于某一门限值 L , 当步长大于规定的范围, $n > M_1$, 则让步长 n 减小至 M . 其中 M 、 L 、 M_1 可根据性能要求预先设定, 且它们决定了算法的跟踪能力和收敛速度. 这样, 就使 IBAG 算法具有了跟踪能力.

3.2 改进 BAG 算法的收敛性和跟踪特性分析

3.2.1 收敛性 据文献[4], 在 TIBAG 算法中, 由迭代关系推得:

$$\bar{c}_{n+1 \text{ TIBAG}} = \frac{1}{N+1} \sum_{i=0}^n \hat{c}_i$$

且当 $n \rightarrow \infty$ 时, $\bar{c}_{n+1 \text{ TIBAG}} = \frac{1}{N+1} \sum_{i=0}^n \hat{c}_i \rightarrow c_{opt}^*$. 在上面改进的

BAG 算法中, 由式(15)可得:

$$\bar{c}_{n+1} = \frac{1}{n+M+1} \sum_{i=0}^n \hat{c}_i = \frac{n+1}{M+n+1} \times \frac{1}{n+1} \sum_{i=0}^n \hat{c}_i$$

显然, 当 $n \rightarrow \infty$ 时, $\frac{n+1}{n+M+1} \rightarrow 1$, 而 $\frac{1}{n+1} \sum_{i=0}^n \hat{c}_i \rightarrow c_{opt}^*$,

因此, $\bar{c}_{n+1} \rightarrow c_{opt}^*$, 算法收敛.

又已知在 TIBAG 算法中, 满足:

$$\bar{c}_{n \text{ TIBAG}} = \frac{n-1}{n} \bar{c}_{n-1} - \frac{1}{n} \sum_{s=1}^n r_n \frac{r_{n,1}}{s_{1,1}} \quad (18)$$

令 MOE 最优权矢量 c_{opt}^* 的最后 $N-1$ 个元素的平均为 \bar{c}_{opt}^* , θ_n ($\bar{\theta}_n$ 为其均值) 代表权矢量 c_n (\bar{c}_n 为其均值) 和 c_{opt}^* 之间的权误差矢量, 即:

$$\theta_n = c_n - c_{opt}^*, \bar{\theta}_n = \bar{c}_n - \bar{c}_{opt}^* \quad (19)$$

则由式(9)和(10), 得:

$$\begin{aligned} \bar{\theta}_n &= \frac{n-1}{n} \bar{c}_{n-1} - \bar{c}_{opt}^* - \frac{1}{n} \{E\{\bar{r}_n \bar{r}_n^T\}\}^{-1} \bar{r}_n \frac{r_{n,1}}{s_{1,1}} \\ &= \frac{n-1}{n} \bar{\theta}_{n-1} - \frac{1}{n} \bar{c}_{opt}^* + \frac{1}{n} \{E\{\bar{r}_n \bar{r}_n^T\}\}^{-1} \bar{r}_n (e_n + \bar{r}_n^T c_{opt}^*) \\ &= \frac{n-1}{n} \bar{\theta}_{n-1} + \frac{1}{n} \{E\{\bar{r}_n \bar{r}_n^T\}\}^{-1} \bar{r}_n e_n \end{aligned} \quad (20)$$

则有: $[n\bar{\theta}_n - (n-1)\bar{\theta}_{n-1}] \bar{r}_n^T = e_n E$ (21)

这里, e_n 为任意权系数的估计误差, 满足:

$$e_n = -(\bar{c}_{opt}^* \bar{r}_n + \frac{r_{n,1}}{s_{1,1}}) \quad (22)$$

当 n 较大时, 式(21)近似为:

$$n(\bar{\theta}_n - \bar{\theta}_{n-1}) \bar{r}_n^T = e_n E \quad (23)$$

再由式(12)、(13)得:

$$\frac{1}{\rho} (\bar{\theta}_n - \bar{\theta}_{n-1}) \bar{r}_n^T = e_n \quad (24)$$

因此, 改进的 BAG 算法满足:

$$(n+N)(\bar{\theta}_n - \bar{\theta}_{n-1}) \bar{r}_n^T = e_n E \quad (25)$$

由式(23)可知, 当 e_n 、 \bar{r}_n 一定, n 越大, $\Delta \bar{\theta}_n = \bar{\theta}_n - \bar{\theta}_{n-1}$ 越小, 也即 $\bar{\theta}_n$ 越稳定 ($\bar{\theta}_n$ 收敛于零). 而当 n 较大时, $n+N > n > 1/\rho$, 那么, 改进的 BAG 算法中 $\bar{\theta}_n$ 更快地收敛于零, 因此, 改进的 BAG 算法较 TIBAG 具有更好的收敛性.

3.2.2 跟踪能力 当 n 较大时, $1/n \rightarrow 0$. 由式(9)、(10)知道,

此时 TIBAG 算法丧失了跟踪能力. 从式(12)、(13)可知, 当 n 减小时, ρ 将不变. 因此, 不管 n 多大, TIBAG 算法都具有跟踪能力. 在改进的算法中, 如果 SIR 连续 L 次小于 M , 我们就可以认为此时的平均权矢量不适合, 将步长 n 减至 M , 使 TIBAG 算法再次具有跟踪能力. 因此, 改进的 BAG 算法既具有较好的收敛性能, 又保持了跟踪能力.

3.2.3 算法复杂度 TIBAG 算法和 TBAG 算法的算法复杂度均为 $O(N)$, N 为扩频因子. 改进的 BAG 算法的算法复杂度为 $O(N+3)$, 且 $N \gg 3$. 因此, 改进的 BAG 算法的算法复杂度保持在与 BAG 算法的算法复杂度同阶次, 也就是说仍具有了较低的算法复杂度.

4 仿真实验结果

仿真中以同步 DS/CDMA 系统为例, 扩频增益 $N = 31$. 干扰的用户数和强弱随着时间的变化而变化. 图中数据均是 50 次仿真结果的平均值.

我们首先验证了提出的改进算法在时变环境下的跟踪能力, 如图 1 所示. 输出信噪比为 25dB. 在仿真中, 系统开始工作时感兴趣用户信号与 4 个多址干扰用户信号的功率均为 25dB. 当迭代次数 $n = 400$ 时, 加入一个 10dB 的 NBI 干扰信号和另外 4 个功率为 20dB 的多址干扰用户信号. 从图 1 中可见改进的 BAG 算法可快速适应变化的环境.

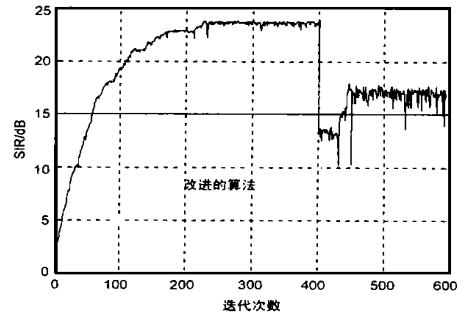


图 1 改进的 BAG 算法的跟踪特性

图 2 是本文改进的 BAG 算法与文献[4]的 BAG 算法, 在有多强多址干扰的环境下平均输出信干比(SIR)的性能比较. 系统中有 5 个功率为 25dB 的多址干扰用户信号, NBI 干扰信号为 20dB. 输出信噪比为 20dB. 可见, 改进的 BAG 算法的收敛速度较 TIBAG 算法快, 而 TBAG 算法的起始收敛特性较差.

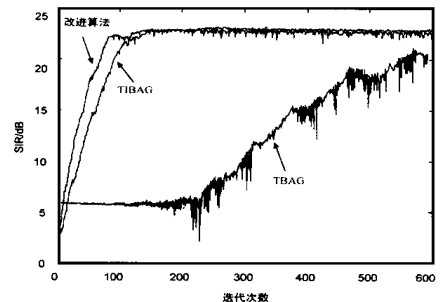


图 2 时变环境下平均信干比(SIR)性能比较

5 结束语

以上介绍了改进的多用户检测盲自适应梯度算法及其与盲自适应梯度算法比较的仿真结果,实验结果表明,本文改进的 BAG 算法在时变环境下具有较 BAG 算法更好的性能,它既具有较快的收敛特性,又保持了较好的跟踪能力,同时,维持在低的算法复杂度.当然,如何将算法与实际系统相结合还有待于进一步深入研究.如何获得更具应用价值的盲多用户检测技术是值得我们为之努力探索的.

参考文献:

- [1] S Verdu. Computational complexity of optimum multiuser detection Algorithmic [J]. 1989, 4: 303- 312.
- [2] 夏鹏飞, 李国清, 夏斌, 朱近康. CDMA 通信系统中的多用户检测 [J]. 现代电信科技, 1999, 3: 34- 38.
- [3] 胡艳军. CDMA 多用户通信处理模型及优化算法的研究 [D]. 合肥: 中国科技大学, 2001.
- [4] M L Honig, U Madhow, S Verdu. Adaptive blind multiuser detection [J]. IEEE Trans Inform Theory, 1995, 41(7): 944- 960.
- [5] Vikram Krishnamurthy. Averaged stochastic gradient algorithms for adaptive blind multiuser detection in DS/ CDMA systems [J]. IEEE Trans on Comm, 2000, 48(1): 125- 134.

- [6] H V Poor, X Wang. Code aided interference suppression for DS/ CDMA communications: Interference suppression capability [J]. IEEE Trans On Comm 1997, 45(9): 1101- 1111.
- [7] H V Poor, X Wang. Code aided interference suppression for DS/ CDMA communications-Part II: Parallel blind adaptive implementations [J]. IEEE Trans Comm, 1997, 45(9): 1112- 1122.

作者简介:



胡艳军 女,副教授,1967年10月出生于安徽省淮南,分别于1989年、1992年在安徽大学获工学学士、工学硕士学位,并留校任教,2001年6月在中国科学技术大学获信息与通信工程专业工学博士学位,现在职进入中国科学技术大学电子科学与技术博士后流动站工作,目前主要从事通信信号处理方面的研究,已发表论文20余篇.

E-mail: yanjunhu@ustc.edu.cn

朱怀松 1979年出生于安徽省淮南,2001年在安徽大学获工学学士学位,现为北京邮电大学硕士研究生.