

文章编号 :1001-2486(2000)06-0083-04

在非高斯信道下多用户检测的鲁棒算法*

杨世海,周良柱

(国防科技大学电子科学与工程学院,湖南长沙 410073)

摘要 在无线通信中应用多用户检测技术可以有效去除多路径干扰(MAI)。实验证明,实际信道通常包含冲激噪声,从而是非高斯的。讨论了目前扩频通信(DS-SS)中应用于非高斯信道的自适应鲁棒的多用户检测技术,以前的研究大多存在两个缺点:一是需要对非高斯信道的模型有一个先验估计;二是计算较基于高斯信道的算法复杂的多。本文从传统的特征空间的自适应跟踪技术 PASTd^[1] 针对其误差模型对算法进行修改,提出了一种简易的鲁棒算法。经蒙特卡洛仿真证明,该方法在含冲激噪声信道中能显著提高信号子空间跟踪的精度。

关键词 扩频通信;码分多址;多用户鲁棒检测;信号空间跟踪

中图分类号 TN914.42;TN914.53 **文献标识码** A

Robust Multiuser Detection in Non-Gaussian Channels

YANG Shi-hai ZHOU Liang-zhu

(College of Electronic Science and Engineering, National Univ. of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract In wireless system where multiuser detection techniques may be applied, the ambient channel noise is known through experimental measurements to be decidedly non-Gaussian. This paper consider the problem of adaptive robust detection of direct-sequence spread-spectrum(DS-SS) signal in the presence of unknown correlated SS interference and additive non-Gaussian noise. Many efforts have been made and most of them have two major problems: the first, explicit a priori knowledge of the underlying noise statistics is generally not available in a realistic scenario; second, computational complexity must be taken into consideration. From traditional subspace tracking techniques, we derive a robust method with low computational complexity. Analytical and simulation results show that the proposed robust techniques offer significant performance better than the normal subspace tracking methods in impulsive noise.

Key words spread spectrum communication; CDMA; robust multiuser detection; signal subspace tracking

应用码分多址技术的扩频通信中(DS-SS)采用多用户检测技术能极大地提高用户的容量。以往为了计算的简便,通常假设背景噪声是高斯的。但是在实际信道中,高斯噪声的假设往往难以满足。这主要是由于自然界和人工产生的各种冲激式的信道噪声(impulsive ambient noise),如闪电、汽车点火、霓虹灯、或敌对干扰信号等,都是非高斯的,在时域上表现为(尽管出现概率小)幅度很大的尖峰,或“劣点(outlier)”。因此,最近的多用户检测技术研究主要集中于在非高斯信道下的鲁棒算法^[2,3],二者的检测器均采用线性自适应滤波器与非线性判决器结合的方法。但是,这种结构需要对噪声的分布形式有先验知识,在实际应用中是很难做到的,另外还需考虑噪声分布的一致性问题。其实现结构一般很复杂,需要的运算量较大。本文针对这一问题,考察在信号空间自适应跟踪的 PASTd 算法的误差模型,采用一种简易的修正算法,将噪声中存在的尖峰剔除,实现整体算法的稳健性。

1 信号模型

对一个采用 BPSK 相关调制的数字直扩的基带 CDMA 网络,其接收信号可表示为

$$r(t) = S(t) + \sigma n(t) \quad (1)$$

这里首先假定 $n(t)$ 是单位功率的高斯白噪声, $S(t)$ 是 K 个用户数据信号的叠加,定义为

$$S(t) = \sum_{k=1}^K A_k \sum_{i=-M}^M b_k(i) s_k(t - iT - \tau_k) \quad (2)$$

* 收稿日期 2000-07-05
作者简介 杨世海(1970-)男,博士生。

$2M+1$ 是每个用户每帧信号比特数; $A_k, \tau_k, \{b_k(i); i=0, \pm 1, \dots, \pm M\}$ 和 $\{s_k, 0 \leq t \leq T\}$ 分别表示接收信号的幅度、延迟、信号比特流和第 k 个用户的正则信号波形; T 是每个比特符号的时间长度。假定 s_k 是时间有限的且是单位能量, $\{b_k(i)\}$ 是互相独立的等概率的 ± 1 随机变量。对于直扩(DS-SS)系统, 信号波形的格式为

$$s_k(t) = \sum_{j=0}^{N-1} \beta_j^k \psi(t - jT_c), \quad t \in [0, T] \quad (3)$$

其中, N 是扩频增益, $\{\beta_0^k, \beta_1^k, \dots, \beta_{N-1}^k\}$ 是第 k 个用户的扩频码, 码的时间长度为 T_c , 且 $NT_c = T$ 。

对于式(2)的同步模型(对于异步系统, 可采用次优方法——“快照”^[4], 不影响以后的分析), 在接收端采用码片匹配滤波器后跟码速率采样, 在一个信号比特时间内产生一个 N 维接收数据向量:

$$\mathbf{r} = \sum_{k=1}^K A_k b_k s_k + \sigma n \quad (4)$$

这里 $s_k = (1/\sqrt{N}) [\beta_0^k, \beta_1^k, \dots, \beta_{N-1}^k]^T$ 是第 k 个用户的归一化扩频码序列, n 是零均值白色高斯向量, 其协方差矩阵为 N 维单位矩阵 I_N 。

2 基于信号特征空间的盲多用户检测

为不失一般性, 假定 K 个用户的扩频码 $\{s_k\}_{k=1}^K$ 是线性独立的。令 $S = [s_1, s_2, \dots, s_K]$ 和 $A = \text{diag}(A_1^2, \dots, A_K^2)$, 则接收数据向量 r 的自相关矩阵为

$$C \equiv E\{\mathbf{r}\mathbf{r}^T\} = \sum_{k=1}^K A_k^2 s_k s_k^T + \sigma^2 I_N = SAS^T + \sigma^2 I_N \quad (5)$$

对矩阵 C 进行特征分解, 得到

$$C = U \Lambda U^T = [U_S \ U_n] \begin{bmatrix} \Lambda_S & \\ & \Lambda_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} U_S^T \\ U_n^T \end{bmatrix} \quad (6)$$

其中 $\Lambda_S = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_K)$ 包括 C 的 K 个最大的特征值, $U_S = [u_1, \dots, u_K]$ 是相应的正交特征向量, 其张开的空间称为信号子空间; $\Lambda_n = \sigma^2 I_{N-K}$ 和 $U_n = [u_{K+1}, \dots, u_N]$ 分别是噪声空间的特征值和特征向量。一个第 k 个用户的线性多用户检测器具有形式 $b_k = \text{sgn}(w_k^T \mathbf{r})$, 其中 $w_k \in R^N$ 是权矢量。X. Wang 在文[5]中证明了对通常的线性多用户检测器, 如解相关检测器(decorrelating detector)和线性最小均方(MMSE)检测器, 都可以通过求解接收数据矢量的自相关矩阵的特征分解直接得到。求矩阵的特征分解, 常用的有特征值分解(ED)和奇异值分解(SVD), 但应用于自适应算法都过于复杂。B. Yang 在文[1]中提出一种 PASTd 算法, 能同时自适应地跟踪信号空间的特征值、特征矢量及其秩, 且具有总体收敛、算法复杂度低($O(NK)$)的特点, 因此文[5]中采用了该算法。为了提高算法在非高斯信道下的稳健性, 本文将对算法作一定修改, 以达到鲁棒的目的。

3 信号子空间跟踪的 PASTd 算法

设 $\mathbf{r} \in R^N$, 是一个自相关矩阵为 $C = E\{\mathbf{r}\mathbf{r}^T\}$ 的随机矢量, 考虑带参数量方程

$$\mathcal{J}(W) = E\{\|\mathbf{r} - WW^T \mathbf{r}\|^2\} \quad (7)$$

参数矩阵 $W \in R^{N \times K}$ ($K < N$), 可以证明:

(1) W 是 $\mathcal{J}(W)$ 的平稳点, 当且仅当 $W = U_k Q$, 其中 $U_k \in R^{N \times K}$ 包含 C 的任意 K 个不同的特征向量, $Q \in R^{K \times K}$ 是单位矩阵;

(2) 所有 $\mathcal{J}(W)$ 的平稳点都是鞍点, 除非 U_k 包含 C 的 K 个最大特征值对应的特征向量。在这一点, $\mathcal{J}(W)$ 达到了总体最小。

实际应用时, 只能得到 \mathbf{r} 的样本向量 $\mathbf{r}(i)$, 将(7)替换为求和方程

$$\mathcal{J}(W(t)) = \sum_{i=1}^t \|\mathbf{r}(i) - W(t)W(t)^T \mathbf{r}(i)\|^2 \quad (8)$$

令 $y(i) = W(i-1)^T \mathbf{r}(i)$, 则可以利用 $1 \leq i \leq t$ 的数据求得 $\mathcal{J}(W(t))$ 的近似

$$\tilde{J}[W(t)] = \sum_{i=1}^t \beta^{t-i} \|r(i) - W(t)y(i)\|^2 \quad (9)$$

β 为遗忘因子 (forgetting factor), 显然, 上式可以采用递归最小二乘 (RLS) 方便求得。取 $r=1$, 当最小化 $J(W)$ 时, 就可以得到 C 的最大特征向量。将 $r(i)$ 投影于此向量并从 $r(i)$ 中剔除, 依次可以求得 C 的前 K 个最大特征向量^[1]。

4 PASTd 的鲁棒算法

考察非高斯信道的典型模型二元高斯 ϵ -混合模型, 其概率密度函数 f 为

$$f = (1 - \epsilon)\mathcal{N}(0, v^2) + \epsilon\mathcal{N}(0, kv^2) \quad (10)$$

这里 $\mathcal{N}(0, v^2)$ 代表通常的背景高斯噪声, $\mathcal{N}(0, kv^2)$ 代表其冲激成分, ϵ 表示该冲激发生的概率。一般情况下 ϵ 取得较小, $\epsilon < 0.1$, k 较大。其它 A 类噪声模型也具有这类特性, 功率越高的发生概率越小。设单步重构误差平方 $z = \|r_i - WW^T r_i\|^2$ 服从负指数分布

$$f(z) = \begin{cases} \lambda e^{-\lambda z} & z \geq 0 \\ 0 & z < 0 \end{cases} \quad (11)$$

其中 $\lambda > 0$, 这样训练样本集合的似然函数为

$$\prod_{i=1}^N f(z_i) = \prod_{i=1}^N \lambda e^{-\lambda \|r_i - WW^T r_i\|^2} \quad (12)$$

由于参数 λ 和 N 是确定的常数, 矩阵 W 的极大似然估计应满足

$$\min_W \left\{ \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|r_i - WW^T r_i\|^2 \right\} \quad (13)$$

显然, 式(13)和(8)是等价的, 即通常的 PASTd 算法是基于负指数分布重构误差模型的。当 z 增大时, 该分布密度函数以指数律下降很快, 没能充分考虑“劣点”的存在。为提高其鲁棒性, 可采用柯西分布模型

$$g(z) = \begin{cases} \frac{2}{\pi} \frac{\theta}{\theta^2 + z^2} & z \geq 0 \\ 0 & z < 0 \end{cases} \quad (14)$$

其中 $\theta > 0$, 显然, 随着 z 的增大, 密度函数以平方律下降。其似然函数为

$$\prod_{i=1}^N g(z_i) = \prod_{i=1}^N \frac{2}{\pi} \frac{\theta}{\theta^2 + z_i^2} \quad (15)$$

θ 为常数, 对 W 的极大似然估计为

$$J_{\lambda}(W) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \ln(\theta^2 + \|r_i - WW^T r_i\|^4) \quad (16)$$

当 $J_{\lambda}(W)$ 取极小时 (8) 也达到极小。其迭代方程为

$$W_{k+1} = W_k + \mu_k \frac{2 \cdot \|e_k\|^2}{\theta^2 + \|e_k\|^4} e_k r_k^T W_k \quad (17)$$

其中, $e_k = r_k - u_k y_k$, 根据式(7)对原 PASTd 算法迭代式进行修改, 就可得到其鲁棒算法,

$$u_k(i+1) = u_k(i) + \frac{2 \|e_k(i)\|^2}{\theta^2 + \|e_k(i)\|^4} e_k(i) y_k^*(i) / \lambda_k(i) \quad (18)$$

该算法的运算量为 $(6K+3)N + O(K) = O(NK)$ 。

5 计算仿真及结论

例 1 通常 PASTd 算法与鲁棒 PASTd 算法跟踪效率的比较 (见图 1)。

仿真条件: 除感兴趣用户外, 共有 4 个 10 dB 用户和一个 20 dB 用户, 背景噪声为二元高斯噪声, $\epsilon = 0.05$, $v = 0.1$, $k = 50$, β 分别是 0.98 和 0.945。在 $i = 500$ 和 $i = 1000$ 时, 分别有一个 10 dB 用户加入和离开。纵轴为 30 次仿真跟踪出的特征向量平均数, 扩频增益为 31。

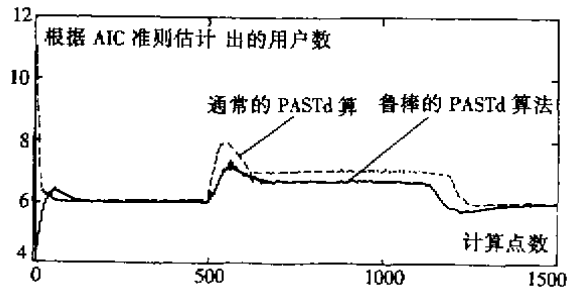


图1 通常 PASTd 与鲁棒 PASTd 算法跟踪效率的比较

Fig.1 compare of the normal PASTd and the robust PASTd's efficiency

在适当选取 β 的情况下,二者均可很快地跟踪到实际用户数,当用户中途加入或离开时,也能在一段数据点后,自动调整其估计数。

例2 通常 PASTd 与鲁棒 PASTd 算法跟踪精度的比较(见图2)

仿真条件:除感兴趣用户外,共有5个10 dB用户和一个20 dB用户,背景噪声为二元高斯噪声, ϵ 为0.1, $\nu=0.1$, k 为40, $\beta=0.98$ 。纵轴为计算出的信号空间的第7个特征向量(前6个是其它用户的)与感兴趣用户扩频码向量的夹角的余弦的绝对值,扩频增益为31。

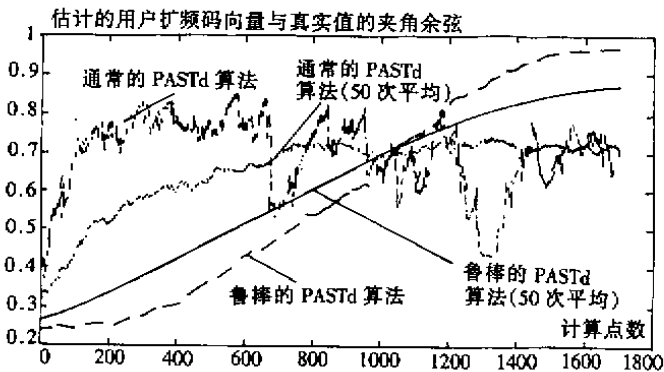


图2 通常 PASTd 与鲁棒 PASTd 算法跟踪精度的比较

Fig.2 compare of the normal PASTd and the robust PASTd's accuracy

在图2中,比较了采用通常 PASTd 与鲁棒 PASTd 算法计算出的用户扩频码向量的收敛情况(包括单次计算和50次蒙特卡罗平均),从中可以看出,采用鲁棒的 PASTd 算法能平稳、一致地收敛到信号空间的特征向量(用户扩频码向量),而普通的 PASTd 算法很容易出现震荡现象而不收敛。

从计算仿真可以看出,本文所提出的鲁棒的多用户检测算法在含冲激噪声信道下能自适应地跟踪各个用户,且具有运算量小、稳健的特性,从而为盲多用户检测算法在 CDMA 中的实际应用提供了保障。

参考文献:

- [1] Yang B. An extension of the PASTd algorithm to both rank and subspace tracking[J]. IEEE Signal Processing Let., Sept. 1995 2:179-182.
- [2] Verdu S. Multiuser Detection[M]. Cambridge, U.K.: Cambridge Univ. Press, 1998.
- [3] Wang X and Poor H V. Robust multiuser detection in non-Gaussian channels[J]. IEEE Trans. Signal Processing, vol. 47, pp. 289-305, Feb 1999 47: 289-305.
- [4] Batalama S N, Medley M J and Psaromiligkos I N. Adaptive robust spread-spectrum receivers[J]. IEEE Trans. Commun., June, 1999 47: 905-916.
- [5] Wang X and Poor H V. Blind equalization and multiuser detection for cdma communication in dispersive channels[J]. IEEE Trans. Commun., Jan. 1998 46: 91-103.
- [6] Wang X and Poor H V. Multiuser detection: a subspace approach[J]. IEEE Trans. Information theory, Mar. 1998 44: 677-689.

