

# 基于分数低阶统计量的盲多用户检测算法

郭 莹, 邱天爽

(大连理工大学电子与信息工程学院, 辽宁大连 116024)

**摘 要:** 多用户检测算法是抑制 CDMA 系统中多址干扰的重要手段, 但广泛存在的非高斯信道噪声会降低以往的基于高斯噪声模型假设的算法性能. 本文采用  $\alpha$  稳定分布作为噪声模型, 提出了基于分数低阶统计量的盲多用户检测算法, 并对该算法进行了理论分析. 仿真和分析表明, 该算法具有很好的韧性, 同时适用于高斯噪声和脉冲噪声环境.

**关键词:** 盲多用户检测;  $\alpha$  稳定分布; 分数低阶统计量; 最小输出能量

**中图分类号:** TN911.7      **文献标识码:** A      **文章编号:** 0372-2112(2007)09-1670-05

## Blind Multiuser Detector Based on FLOS in Impulse Noise Environment

GUO Ying, QIU Tian shuang

(School of Electronic and Information Engineering, Dalian University of Technology, Dalian, Liaoning 116024, China)

**Abstract:** The presence of non Gaussian ambient channel noise in wireless systems can degrade the performance of existing blind MUD (MultiUser Detection) method. We investigate the problem of blind MUD in alpha stable distribution noisy communication channels by addressing the negative effects of heavy-tailed noise to the original blind MUD algorithm. This paper proposes a new MOE (Minimum Output Energy) criterion employing FLOS (fractional lower order statistic). The associated FLOS MOE blind MUD method, based on a stochastic gradient descent algorithm, is able to mitigate impulsive channel noise and MAI (multiple address interference). Theoretical analyses and the computer simulations indicate that the new detector is not only suitable for Gaussian noise condition, but also robust under impulse noise condition.

**Key words:** blind multiuser detector;  $\alpha$  stable distribution; fractional lower order statistic; MOE

### 1 引言

CDMA 系统的重要特色之一就是允许多个用户在同一频段内同时传输, 这必然会产生多址干扰(MAI). 从 1979 年 K S Schneider 第一次提出多用户检测这个想法以来<sup>[1]</sup>, 人们已经研究出了包括线性、非线性、最佳、准最佳等众多多用户检测方法(MUD)来抑制 MAI<sup>[2]</sup>. 但这些算法基本上都假设信道噪声是符合高斯分布的, 这是因为以前人们的研究重点是 CDMA 系统中独有的、突出的多址干扰问题, 而不是信道噪声, 而且高斯噪声模型是一个简单适用的模型, 便于分析计算. 但是近年的研究及实测表明, 由于人为电磁脉冲干扰、低频大气噪声等的存在, 实际信道噪声表现出很强的脉冲性, 不能简单地用高斯分布进行描述<sup>[3]</sup>, 而且这些脉冲性噪声会影响系统的误码率等系统性能参数. 研究表明适当地对信道噪声进行建模可以有效提高系统性能<sup>[4]</sup>, 因此寻找合适的噪声模型并基于韧性信号处理技术, 发展非高斯

噪声环境下的多用户检测技术日益成为研究的热点之一<sup>[5-8]</sup>.

$\alpha$  稳定分布是一类有效描述厚拖尾脉冲干扰的统计模型, Nikias 等人最先将其引入信号处理领域<sup>[9]</sup>. 它具有相当的广泛性和代表性, 可以描述各种不同脉冲程度的噪声, 高斯分布只是其中的一个特例, 而且它是唯一一类满足稳定性和广义中心极限定理的非高斯模型, 已被广泛地应用到各个领域, 包括经济、统计、信号处理和通信工程等.

本文采用  $\alpha$  稳定分布作为无线信道的噪声模型, 提出了一种针对噪声模型特点的基于分数低阶统计量的最小输出能量(MOE, Minimum Output Energy)盲多用户检测算法, 并从理论上进行了分析. 仿真和理论分析都表明本算法是韧性的, 以往的 MOE 算法是本算法的特例.

### 2 $\alpha$ 稳定分布及其性质

$\alpha$  稳定分布的概率密度函数没有统一的封闭表达

式, 一般用其特征函数进行描述<sup>[9]</sup>:

$$\varphi(t) = \begin{cases} \exp\left\{j\alpha t - \gamma |t|^\alpha \left[1 + j\beta \operatorname{sgn}(t) \tan\left(\frac{\alpha\pi}{2}\right)\right]\right\}, & \text{当 } \alpha \neq 1 \\ \exp\left\{j\alpha t - \gamma |t|^\alpha \left[1 + j\beta \operatorname{sgn}(t) \frac{2}{\pi} \log|t|\right]\right\}, & \text{当 } \alpha = 1 \end{cases} \quad (1)$$

其中,  $\alpha \in (0, 2]$  是特征指数, 控制着随机过程的脉冲程度,  $\alpha$  愈小脉冲性愈强, 称  $0 < \alpha < 2$  的情况为分数低阶  $\alpha$  稳定分布 (FLOA 分布);  $\beta \in [-1, 1]$  是对称系数,  $\beta = 0$  表示对称分布,  $\beta = 0, \alpha = 2$  为高斯分布;  $\gamma > 0$  是分散系数, 类似于高斯分布的方差;  $a \in \mathbf{R}$  为位置参数, 表示稳定分布的均值或中值. 当  $\beta = 0, a = 0$  时称为 SaS (Symmetry  $\alpha$  Stable distribution), SaS 具有许多与高斯分布相同的性质, 比如平滑性、单峰性、钟型等. 故本文将信道噪声假设为 FLOA-SaS. 由于 FLOA 分布不具有  $\alpha$  及其以上的有限阶矩, 必须借助于新的统计量——分数低阶统计量理论来研究.

**定义 1—分数低阶矩** 如果  $X$  是位置参数  $a = 0$  的 SaS 随机变量, 那么

$$E(|X|^p) = C(p, \alpha) \gamma^{p/\alpha}, \quad 0 < p < \alpha \quad (2)$$

其中,  $C(p, \alpha)$  是只与  $p, \alpha$  有关的常数.

**定义 2—共变** 如果复随机变量  $X$  和  $Y$  是联合 SaS 分布的, 则定义  $X$  和  $Y$  的共变关系 (Covariation):

$$[X, Y]_\alpha = \frac{E(XY^{\alpha-1})}{E(|Y|^\alpha)} \gamma_Y, \quad 1 \leq p < \alpha \quad (3)$$

这里,  $Y^{\alpha-1} \triangleq |Y|^{\alpha-1} Y^*$ . 于是,  $[Y, Y]_\alpha = \gamma_Y$ .

**重要性质:**

$$[aX_1 + bX_2, Y]_\alpha = a[X_1, Y]_\alpha + b[X_2, Y]_\alpha \quad (4)$$

$$[X, aY_1 + bY_2]_\alpha = a^{\alpha-1}[X, Y_1]_\alpha + b^{\alpha-1}[X, Y_2]_\alpha \quad (5)$$

即若复随机变量  $X$  和  $Y$  是联合 SaS 分布的, 则共变关系具有对第一变量的线性和对第二变量的伪线性.

### 3 基于分数低阶统计量的多用户检测算法及其性能分析

#### 3.1 基于分数低阶统计量的盲多用户检测算法

##### 3.1.1 信号模型

考虑  $K$  个用户的同步 DS-SS CDMA 系统, 则经过信道后的基带接收信号可以写为:

$$r(t) = \sum_{k=1}^K A_k \sum_{i=0}^{M-1} b_k(i) s_k(t - iT) + n(t), \quad 0 \leq t \leq MT \quad (6)$$

其中  $A_k, \{b_k(i)\}_{i=0}^{M-1}, s_k(t)$  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扩频码, 扩频增益  $N = T/T_c$ ,  $T$  和  $T_c$  分别是比特间隔和码片间隔, 不特殊说明的情况下, 码片调制波形为方波, 用户数  $K \leq N$ . 噪声  $n(t)$  是分散系数为  $\gamma$  的 FLOA-SaS 过程. 基带信号经过码片匹配滤波器后得到的离散信号为:

$$r(i) = \sum_{k=1}^K A_k b_k(i) s_k + n(i) = \mathbf{SAb}(i) + n(i) \quad (7)$$

其中,  $\mathbf{S} = [s_1 \ \dots \ s_K]$ ,  $\mathbf{A} = \operatorname{diag}(A_1 \ \dots \ A_K)$ ,  $\mathbf{b}(i) = [b_1(i) \ \dots \ b_K(i)]^T$ ,  $n(i)$  是 SaS 过程. 假设用户 1 为期望用户, 其他为干扰用户, 线性接收机的权矢量为  $\mathbf{w} \in C^N$ , 则滤波器的输出为:

$$y(i) = \mathbf{w}^H r(i) = \mathbf{w}^H \mathbf{SAb}(i) + \mathbf{w}^H n(i) \quad (8)$$

判决器的输出为:

$$b_1(i) = \operatorname{sign}[R(\mathbf{w}^H r(i))] \quad (9)$$

##### 3.1.2 盲多用户检测新算法

盲多用户检测技术因无需知道系统参数, 无需发送训练序列而得到广泛研究, 其中文献[10]提出的高斯噪声模型假设下、具有全局最优的 MOE 检测算法是备受关注的算法之一. 它是线性最小均方误差检测器 (MMSE) 的一种盲自适应实现方案, 因而是一种基于二阶统计量的算法.

当信道噪声服从  $\alpha$  稳定分布时, 从式(8)可以看出, 滤波器的输出  $y(i)$  是线性组合  $\mathbf{w}^H \mathbf{SAb}$  与一个  $\alpha$  稳定过程  $\mathbf{w}^H n(i)$  之和. 根据  $\alpha$  稳定分布的性质, 可知其  $\alpha$  阶及以上各阶统计量是不存在的, 这样, 诸如文献[10]及其各种改进算法等基于二阶统计量的 MOE 准则不再适用. 另一方面, 输出信号的  $p (p < \alpha)$  阶统计量是有限的, 故本文提出一种基于分数低阶统计量的 MOE 盲多用户检测法, 简称为 FLOS-MOE 法. 其代价函数为:

$$J(\mathbf{w}) = E(|\mathbf{w}^H r(i)|^p) \quad (10)$$

定义

$$\mathbf{P} = \mathbf{I}_N - \mathbf{s}_1(\mathbf{s}_1^H \mathbf{s}_1)^{-1} \mathbf{s}_1^H = \mathbf{I}_N - \mathbf{s}_1 \mathbf{s}_1^H \quad (11)$$

将检测器的权写成:

$$\mathbf{w} = \mathbf{s}_1 + \mathbf{x} \quad (12)$$

其中  $\mathbf{s}_1$  与  $\mathbf{x}$  是正交的, 所以

$$\mathbf{x} = \mathbf{Pw} = \mathbf{Px} \quad (13)$$

$\mathbf{x}$  是自适应部分,  $\mathbf{s}_1$  是固定部分. 则式(10)可写为:

$$J(\mathbf{x}) = E(|\mathbf{s}_1 + \mathbf{Px}|^p) \quad (14)$$

则

$$\mathbf{x}_1 = \arg \min J(\mathbf{x}) \quad (15)$$

由随机梯度下降法得,

$$\begin{aligned} g(\mathbf{x}(i)) &= \frac{d}{d\mathbf{x}^*} J(\mathbf{x}) \Big|_{\mathbf{x}=\mathbf{x}(i)} \\ &= \frac{d}{d\mathbf{x}^*} (|\mathbf{s}_1 + \mathbf{Px}(i)|^p) \Big|_{\mathbf{x}=\mathbf{x}(i)} \\ &= p [(\mathbf{s}_1 + \mathbf{Px}(i))^H r(i)]^{p-1} \mathbf{P} r(i) \end{aligned} \quad (16)$$

则迭代方程为:

$$\mathbf{x}(i+1) = \mathbf{x}(i) - \mu [(\mathbf{s}_1 + \mathbf{Px}(i))^H r(i)]^{p-1} \mathbf{P} r(i) \quad (17)$$

归一化之后:

$$x(i+1) = x(i) - \mu \frac{[(s_1 + Px(i))^H r(i)]^{\langle p-1 \rangle}}{\|r(i)\|_p^p + c} Pr(i),$$

$c$  是一个很小的常数 (18)

$$y(i+1) = w^H r(i+1) = [s_1 + Px(i+1)]^H r(i+1) \quad (19)$$

### 3.2 性能分析

#### 3.2.1 代价函数的凸凹性分析

本文的 FLOS-MOE 盲多用户检测算法可以看作如下的优化问题:

$$\min_{w_{opt}} J(w), \quad s. t. \quad w_{opt}^H s_1 = 1 \quad (20)$$

显然, 当  $p \geq 1$  时, 问题(20)是一个凸规划问题. 下面对此进行说明.

设常数  $\lambda$  满足:  $0 \leq \lambda \leq 1$ , 且  $w = \lambda w_1 + (1 - \lambda) w_2$ , 则

$$\begin{aligned} J(x) &= E(|w^H r(i)|^p) \\ &= E[|\lambda w_1 + (1 - \lambda) w_2|^H r(i)|^p] \\ &= E\{\lambda |w_1^H r(i)|^p + (1 - \lambda) |w_2^H r(i)|^p\} \quad (21) \end{aligned}$$

当  $p \geq 1$  时, 有

$$\begin{aligned} J(x) &\leq E\{\lambda |w_1^H r(i)|^p + (1 - \lambda) |w_2^H r(i)|^p\} \\ &\leq \lambda E[|w_1^H r(i)|^p] + (1 - \lambda) E[|w_2^H r(i)|^p] \quad (22) \end{aligned}$$

即  $J(\lambda w_1 + (1 - \lambda) w_2) \leq \lambda J(w_1) + (1 - \lambda) J(w_2)$ .

故当  $p \geq 1$  时, 代价函数是凸的, 从而该新算法也可求得全局最小解. 又因为  $\alpha$  稳定过程只存在  $0 < p < \alpha$  的 FLOM, 故本文仅限于讨论  $1 < \alpha < 2$  的情况. 实际上, 这个范围的  $\alpha$  稳定过程足以描述现实的脉冲噪声了<sup>[11]</sup>.

#### 3.2.2 最优权向量

同最小均方准则下求解最佳权值一样, 需要找到使式(10)最小的权值, 即

$$w_{opt} = \arg \min J(w) = \arg \min E(|y|^p) \quad (23)$$

从式(3)可看到,  $\min[E|X|^p]$  等价于  $\min[V_X]$ , 所以式(23)可以写成:

$$w_{opt} = \arg \min(V_{y(i)}) \quad (24)$$

而由共变的性质,

$$\begin{aligned} V_{y(i)} &= [y(i), y(i)]_{\alpha} = [w^H r(i), w^H r(i)]_{\alpha} \\ &= w_1^*(i) [r_1(i), r_1(i)]_{\alpha} w_1^*(i)^{\langle \alpha-1 \rangle} + w_1^*(i) [r_1(i), \\ &\quad r_2(i)]_{\alpha} w_2^*(i)^{\langle \alpha-1 \rangle} + \dots + w_1^*(i) [r_1(i), r_N(i)]_{\alpha} \\ &\quad [w_N^*(i)]^{\langle \alpha-1 \rangle} + \dots + w_N^*(i) [r_N(i), r_1(i)]_{\alpha} \\ &\quad [w_1^*(i)]^{\langle \alpha-1 \rangle} + \dots + w_N^*(i) [r_N(i), r_N(i)]_{\alpha} w_N^*(i)^{\langle \alpha-1 \rangle} \\ &= w^H C_{rr}(i) w_{\alpha} \quad (25) \end{aligned}$$

这里定义

$$C_{rr}(i) \triangleq \begin{bmatrix} [r_1(i), r_1(i)]_{\alpha} & \dots & [r_1(i), r_N(i)]_{\alpha} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ [r_N(i), r_1(i)]_{\alpha} & \dots & [r_N(i), r_N(i)]_{\alpha} \end{bmatrix}^T$$

为接收信号的共变矩阵,

$$w_{\alpha} \triangleq [w_1^*(i)]^{\langle \alpha-1 \rangle} \dots [w_N^*(i)]^{\langle \alpha-1 \rangle}^T$$

因为  $Y^{\langle p-1 \rangle} = |Y|^{\langle p-2 \rangle} Y^*$ , 所以

$$w_{\alpha} = [|w_1(i)|^{\alpha-2} w_1(i), \dots, |w_N(i)|^{\alpha-2} w_N(i)]^T \quad (26)$$

记:  $W_{\alpha\_diag} = \text{diag}[|w_1(i)|^{\alpha-2} \dots |w_N(i)|^{\alpha-2}]$ . 式(25)可整理为:

$$V_{y(i)} = w^H C_{rr} W_{\alpha\_diag} w \quad (27)$$

因为用户 1 为期望信号, 所以当权最优时有

$$w_{opt}^H s_1 = 1 \quad (28)$$

考虑约束条件:

$$w_{opt} = \arg \min(w^H C_{rr} W_{\alpha\_diag} w) \quad \text{约束条件: } w^H s_1 = 1 \quad (29)$$

引入 Lagrange 算子:

$$J(w) = w^H C_{rr} W_{\alpha\_diag} w + \eta(1 - w^H s_1) \quad (30)$$

由此得到权的最优值:

$$\frac{d}{dw^*} J(w) \Big|_{w=w_{opt}} = 0 \Rightarrow w_{opt} = \eta (W_{\alpha\_diag})^{-1} C_{rr}^{-1} s_1 \quad (31)$$

将最优权带入约束条件, 得

$$\eta = \frac{1}{(s_1)^H ((W_{\alpha\_diag})^{-1} C_{rr}^{-1})^H s_1} \quad (32)$$

当  $p = 2$ , 即噪声为高斯噪声时,  $C_{rr}$  退化为接收信号的自相关矩阵  $R_{rr}$  且  $W_{\alpha\_diag} = I$ , 此时该检测算法与二阶的 MOE 盲多用户检测算法<sup>[10]</sup>一致, 即传统的 MOE 检测算法是本文提出的检测算法的特例.

#### 3.2.3 收敛性分析

对式(17)两边同时加  $s_1$ , 并设  $v(i) = Pr(i)$ , 则有

$$\begin{aligned} w(i+1) &= w(i) - \mu [w^H(i) r(i)]^{\langle p-1 \rangle} Pr(i) \\ &= w(i) - \mu [w^H(i) r(i)]^{\langle p-1 \rangle} v(i) \\ &= w(i) - \mu [w^H(i)]^{\langle p-1 \rangle} [r(i)]^{\langle p-1 \rangle} v(i) \quad (33) \end{aligned}$$

记:  $W_{p\_diag} = \text{diag}[|w_1(i)|^{p-2} \dots |w_N(i)|^{p-2}]$ , 则式(33)写为:

$$\begin{aligned} w(i+1) &= w(i) - \mu (W_{p\_diag} w(i))^T [r(i)]^{\langle p-1 \rangle} v(i) \\ &= w(i) - \mu v(i) \{ [r(i)]^{\langle p-1 \rangle} \}^T [W_{p\_diag} w(i)] \\ &= \{ I - \mu v(i) (W_{p\_diag} [r(i)])^{\langle p-1 \rangle} \}^T w(i) \quad (34) \end{aligned}$$

设  $e(i) = w(i) - w_{opt}$ , 则式(34)变为

$$\begin{aligned} e(i+1) &= \{ I - \mu v(i) (W_{p\_diag} [r(i)]^{\langle p-1 \rangle})^T \} e(i) + \\ &\quad \{ I - \mu v(i) (W_{p\_diag} [r(i)]^{\langle p-1 \rangle})^T \} w_{opt} - w_{opt} \\ &= \{ I - \mu v(i) (W_{p\_diag} [r(i)]^{\langle p-1 \rangle})^T \} e(i) \\ &\quad - \mu v(i) (W_{p\_diag} [r(i)]^{\langle p-1 \rangle})^T w_{opt} \quad (35) \end{aligned}$$

对式(35)的两端取期望值, 有

$$E[e(i+1)] = \{ I - \mu R_{v,r,w} \} E[e(i)] \quad (36)$$

$$R_{v,r,w} = E\{v(i) (W_{p\_diag} [r(i)]^{\langle p-1 \rangle})^T\} \quad (37)$$

当  $p = 2$  时,  $W_{p\_diag} = I$ , 则式(37)变为  $R_{v,r,w} = R_{v,r} =$

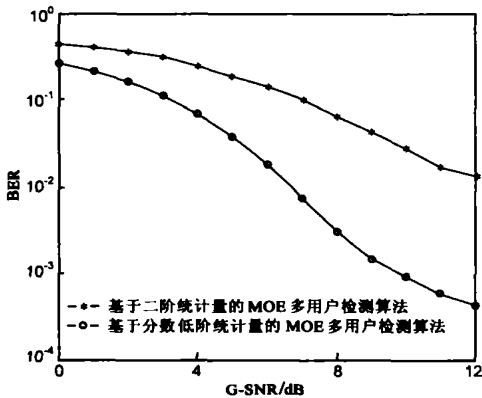
$E\{v(i)r^H(i)\}$ , 因此高斯噪声条件下, 本文新算法的收敛性分析与文献[10]是相当的。

#### 4 仿真实例

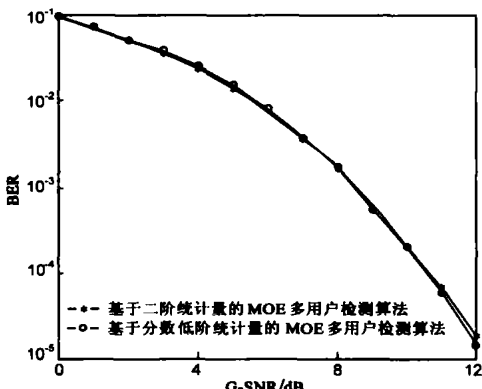
考虑一个同步的 DS-SS CDMA 通信系统传送 BPSK 信号, 用户数为  $K=5$ , 用长度为 31 的 GOLD 序列作扩频码, 即扩频增益为 31, 设每帧传送的符号数为 1000. 一个特征指数为  $\alpha$  的稳定分布是不存在  $\alpha$  阶及以上各阶统计量的, 故二阶统计量下用方差定义的信噪比(SNR)不再适用, 这里引入广义信噪比(GSNR, Generalized Signal Noise Ratio)<sup>[9]</sup>, 记为  $GSNR = 10 \log |A_1|^2 / \gamma$ ,  $\gamma$  是 FLOA-Ss 噪声的离差. 以用户 1 的功率为基准, 其他用户的功率都比用户 1 高 10dB. 以下仿真结果是 100 次独立运行的平均.

实例 1 背景噪声分别是  $\alpha$  稳定分布模型和高斯分布模型时, 基于分数低阶统计量和基于二阶统计量的盲多用户检测算法的误码率比较.

从图 1 中可以看出在稳定分布噪声条件下, 基于二阶统计量的 MOE 盲检测算法的性能已经退化到无法忍受的程度, 而基于分数低阶统计量的盲检测算法却性能良好. 当噪声是高斯噪声时二者的性能几乎相同, 说



(a) 背景噪声是  $\alpha$  稳定分布模型 ( $\alpha=1.5$ )



(b) 背景噪声是高斯分布模型

图 1 基于分数低阶统计量和基于二阶统计量的盲多用户检测算法的误码率比较

明本文提出的盲多用户检测算法对高斯噪声也是适用的。

实例 2 背景噪声是  $\alpha$  稳定分布、广义信噪比为 8dB 时, 两种盲多用户检测算法在不同  $\alpha$  值下的误码率比较.

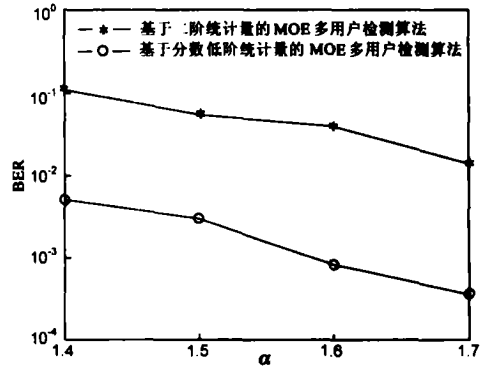


图 2 基于分数低阶统计量和基于二阶统计量的盲多用户检测算法在不同  $\alpha$  值下的误码率比较

由图 2 易知, 不同的脉冲噪声条件下, 基于分数低阶统计量的盲检测算法的性能均优于基于二阶统计量的 MOE 盲检测算法.

#### 5 结论

本文以  $\alpha$  稳定分布作为噪声模型, 提出了基于分数低阶统计量的 MOE 盲多用户检测算法并利用分数低阶理论分析了该算法的性能. 仿真结果和性能分析都表明, 本新算法具有很好的韧性, 可以同时抑制高斯和非高斯噪声, 是传统的 MOE 盲多用户检测算法的推广.

#### 参考文献:

- [1] Verdú S. Minimum probability of error for asynchronous Gaussian multiple access channels[J]. IEEE Trans Inform Theory, 1986, 32(1): 85-96.
- [2] Verdú S. Multiuser Detection[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 1998.
- [3] Blackard K L, Rappaport T S. Measurements and models of the radio frequency impulsive noise for indoor wireless communication[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 1993, 11(7): 991-1001.
- [4] Wang X D, Poor H P. Robust multiuser detection in non Gaussian channels[J]. IEEE Trans Signal Processing, 1999, 47(2): 289-305.
- [5] Chuah T C, Sharif B S, Hinton O R. Robust decorrelating decision feedback multiuser in non Gaussian channels[J]. IEEE Trans Signal Processing, 2001, 49(11): 1997-2004.
- [6] Hmidat A M, Sharif B S, et al. Nonlinear space time multiuser detector for non Gaussian channel[J]. Computers and Communications Proceedings, 2004, 2(28): 610-614.

- [7] Chuah T C, Sharif B S, Hinton O R. Robust CDMA multiuser detection using a neural network approach [J]. IEEE Trans Neural Networks, 2001, 12(3): 1546–1558.
- [8] Spasojevic P, Georgiades C N. The slowest descent method and its application to sequence estimation [J]. IEEE Trans Communication, 2001, 49(9): 1592–1604.
- [9] Nkias C L, Shao M. Signal Processing with Alpha Stable Distribution and Application[M]. New York: John Wiley & Sons, Inc, 1995.
- [10] Honig M L, Madhow U, Verdu S. Blind adaptive multiuser detection[J]. IEEE Trans Inform Theory, 1995, 41(4): 44–960.
- [11] Tsakalides P, Nkias C L. The robust covariation-based MUSIC algorithm for bearing estimation in impulsive noise environments[J]. IEEE Trans Signal Process, 1996, 44(7): 1623–1633.

#### 作者简介:



郭莹女, 1975年生于辽宁铁岭, 大连理工大学博士生. 主要研究方向为非高斯信号处理. E-mail: lovelygy2002@yahoo.com.cn



邱天爽男, 1954年生于江苏海门, 博士, 大连理工大学电子与信息工程学院教授, 博士生导师, IEEE会员, 信号处理学会委员. 主要研究方向为数字信号处理理论、生物医学信号处理、非平稳与非高斯信号处理等.

E-mail: qitutsh@dlut.edu.cn