

文章编号:1004-9037(2013)06-0000-00

脉冲性大气噪声的高斯化滤波

陈志毅 周穗华 冯士民

(海军工程大学兵器工程系,武汉,430033)

摘要:传统的非高斯噪声信道下数字接收机中的非线性处理器如:消波器、限幅器、熄灭器等,只是对噪声时域中的较大幅值进行简单处理,没有考虑实际噪声的统计分布特性,对噪声的抑制能力有限; α 稳定分布模型虽然能很好地描述大气噪声等非高斯噪声的“重尾”特征,但其概率密度函数除特殊值外无闭式,在实际使用中带来很大不便。首先采用柯西高斯模型,可以对 α 稳定分布的概率密度函数进行很好的近似;然后通过估计得到的噪声的概率密度函数来构建高斯化滤波器,并针对不同 α 值的S α S分布非高斯大气噪声模型进行专门的高斯化处理;最后通过仿真对比,得出高斯化滤波器的性能明显优于传统非线性处理方法。

关键词:大气噪声;非高斯; α 稳定分布;柯西高斯模型

中图分类号:TJ01 **文献标志码:**A

Removal of Impulsive Atmosphere Noise Based on Gaussian Filter

Chen Zhiyi, Zhou Suihua, Feng Shimin

(Department of Weaponry Engineering, Naval University of Engineering, Wuhan, 430033, China)

Abstract: There are several nonlinear filters, such as hard limiter, clipper and hold puncher in traditional digital receivers which only focus on larger amplitude in time domain and without any considerations for actual statistical characteristics of noises. α stable distribution is a non-Gaussian model, which can be adopted to describe the "heavy-tailed" noise well. But there is no closed form expression of the probability density function (PDF) of α stable distribution model except for several special values, which is inconvenient to use. Firstly Cauchy Gaussian Model (CGM) with specific expressions of PDF is adopted to approximate α distribution model. Then Gaussianization filter is formulated by estimated PDF, which is special for different value of α . At last simulation results indicate that this filter is better than traditional nonlinear filters.

Key words: atmosphere noises; non-Gaussian; α stable distribution; Cauchy Gaussian model (CGM)

引 言

非高斯噪声信道下的数字接收机一般是由一个非线性处理器后接一个匹配滤波器组成。传统的信号检测中,如匹配滤波器、相关检测器及一般的似然比检测器等都遵循高斯背景噪声的假设,仅需一阶矩(均值)、二阶矩(方差)即可完全描述其噪声统计特征,检测问题可以被极大地简化。而实际观测到的噪声常表现出非高斯性,并伴有显著的短时大幅度脉冲,如大气噪声(雷暴,闪电等)、水声信

号的混响噪声和雷达信号的杂波等。从统计数据看,这类非高斯噪声都具有明显的“重尾”分布特征。传统的非线性处理器如:消波器、限幅器、熄灭器等,只是对噪声时域中的较大幅值进行简单处理,没有考虑实际的大气噪声统计分布特性具体的大气噪声的概率密度函数,对噪声的抑制能力有限。

以Nikias为代表的学者发现 α 稳定分布模型是模拟这些噪声的最适合模型之一^[1-3]。同高斯分布具有指数衰减的拖尾不同, α 稳定分布的拖尾以平方律衰减,衰减的速度和指数 α 有关。 α 越

小,分布的衰减就越缓慢,分布的拖尾越重。 α 稳定分布随机变量的缺点是除了特殊的情况(高斯分布: $\alpha=2,\beta=0$ 、柯西分布: $\alpha=1,\beta=0$ 或列维分布: $\alpha=0.5,\beta=1$)外,不存在闭合形式的概率密度函数。

本文首先采用柯西高斯模型来逼近服从对称 α 稳定(Symmetric alpha stable, SaS)分布的噪声,然后利用估计的噪声概率密度函数(Probability density function, PDF)来构建高斯化滤波器,对仿真产生的大气噪声数据进行高斯化处理,从而使传统的匹配滤波达到最佳检测效果。

1 基本原理及方法

高斯化滤波的基本思想是:首先采用非高斯模型来描述干扰背景的统计特性,然后基于模型参数估计构建高斯化滤波器,对数据进行处理使其分布接近或达到高斯分布,最后纳入到传统的匹配滤波(或相关检测)的范畴^[4],如图 1 所示。其关键技术是如何准确估计得到非高斯概率密度参数,并利用这些参数构造高斯化滤波器。

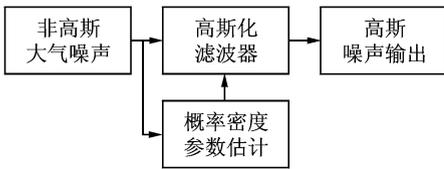


图 1 大气噪声的高斯化滤波原理图

2 大气噪声的 SaS 分布模型

单变量的 α 稳定分布随机变量的特征函数可表示为

$$\varphi(u) = \exp\{j\delta u - \gamma|u|^\alpha [1 + j\beta \text{sign}(u)\omega(u, \alpha)]\} \tag{1}$$

式中: $u=0, \text{sign}(u)=0; u>0, \text{sign}(u)=1; u<0, \text{sign}(u)=-1; \alpha \neq 1, \omega(u, \alpha) = \tan(\alpha\pi/2); \alpha=1, \omega(u, \alpha) = (2/\pi)\log|u|$ 。

表达式中的 4 个参数: α, β, δ 和 γ 可确定一个稳定的特征函数,其中: $\alpha \in (0, 2]$ 为特征指数,用来度量分布函数拖尾的厚度, α 越小意味着在分布的拖尾的概率密度 **稳定分布** 列参数,也称分散系数,类似于高斯分布的方差; $\beta \in [-1, 1]$ 为对称参数, $\beta=0$ 时 A 分布称为对称 α 稳定分布(SaS 分布); $\delta \in (-\infty, \infty)$ 为位置参数,对于 SaS 分布,当 $1 < \alpha < 2$ 时, δ 为均值;当 $0 < \alpha < 1$ 时, δ 为偏度; $\gamma=1$ 时的 A 分布为 **稳定分布** 标准 A 分布。不同 α 值的 SaS 分布 PDF 曲线如图 2 所示。

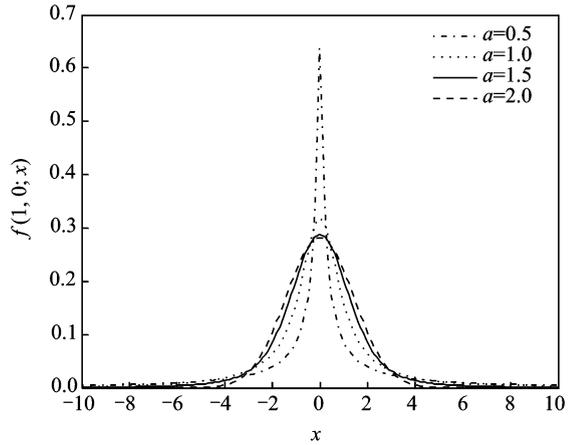


图 2 不同 α 值的 SaS 分布 PDF 曲线

3 SaS 分布模型 PDF 的近似估计

(1) 无穷级数逼近法

Nikias 和 Zolotarev 等提出 α 稳定分布噪声 PDF 的无穷级数逼近法^[5-6],但该方法存在级数的阶数难以确定,且级数在分布的尾部不收敛的缺陷。

(2) 高斯混合模型法

定理 1 一个服从 SaS 分布的随机变量 $Z \sim S_\alpha(\gamma, 0, 0), \alpha < 2$ 能够表示成 $Z = \gamma G^{1/2} S$, 其中 $G \sim N(0, \gamma^2), S \sim S_{\alpha/2}((\cos\alpha\pi/4)^{2/\alpha}, 1, 0)$, 服从正向偏斜的 $\alpha/2$ 稳定分布。

该定理说明了任何一个服从 SaS 分布的随机变量均可表示成高斯随机变量和正向稳定分布随机变量的复合形式。在此基础上, Kuruoglu 等提出了利用有限多个(M 个)高斯分布的比例混合(Scale mixtures of Gaussians, SMG)实现稳定噪声 SaS 分布的 PDF 估计的方法^[7]。而高斯混合模型在 M 较小时近似精度较低,而选择 M 较大时又失去了其计算简便的优势,且很难模拟 SaS 分布的代数拖尾^[8],一般 $M \geq 8$,如文献[7]中取 $M=10$ 。

(3) 柯西高斯模型法

柯西分布和高斯分布作为 α 稳定分布的两个特殊形式,通过选择合适参数的线性组合可以比高斯混合模型更好地逼近 SaS 分布模型的代数拖尾。具有结构明确、模型参数少和计算简便的优点,在图像和语音识别、通信等信号处理领域作为典型的非高斯模型得到广泛应用。

柯西高斯模型(Cauchy Gaussian model, CGM)的 PDF 可表示为

$$f(x) = (1-\epsilon)f_1(x) + \epsilon f_2(x) = (1-\epsilon) \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_1^2}} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma_1^2}\right) + \epsilon \frac{\sigma^2}{\pi(\sigma_2^2 + x^2)} \tag{2}$$

式中: ϵ 为混合参数; $f_1(x)$ 为服从 $N(0, \sigma_1^2)$ 的高斯

分布; $f_2(x)$ 为服从 $C(0, \sigma_2^2)$ 的柯西分布。

当 CGM 模型和 SaS 分布模型具有相同的分散系数 γ 时, CGM 模型简化为双参数 CGM 模型^[9], 且只需估计参数 ϵ 即可

$$f(x) = (1-\epsilon)f_1(x) + \epsilon f_2(x) = (1-\epsilon) \frac{1}{2\gamma\sqrt{\pi}} \exp\left(\frac{-x^2}{4\gamma^2}\right) + \frac{\epsilon\gamma}{\pi(\gamma^2+x^2)} \tag{3}$$

McCulloch 给出了线性函数 $\epsilon = 2 - \alpha$ 来近似计算参数 ϵ ; 另外 ϵ 还可以利用对数矩(Logarithmic moment, LM)和分数低阶矩(Fractional lower order moment, FLOM)的方法求得。

由 LM 法估计 SaS 分布模型参数, 可得

$$\frac{\pi^2}{6} \left(\frac{1}{\alpha^2} + \frac{1}{2} \right) = (1-\epsilon) \frac{\pi^2}{8} + \frac{\epsilon\pi^2}{4} \tag{4}$$

$$\epsilon = \frac{4 - \alpha^2}{3\alpha^2} \tag{5}$$

而采用 FLOM 的方法, 对柯西分布和高斯分布, 分别有

$$m_G^c = \int_{-\infty}^{+\infty} |x|^p f_c(x) dx = C(p, 1)\gamma \tag{6}$$

$$m_G^c = \int_{-\infty}^{+\infty} |x|^p f_g(x) dx = C(p, 2)\gamma^{p/2} \tag{7}$$

所以

$$\epsilon = \frac{E(|x|^p) - m_G^c}{m_G^c - m_G^c} = \frac{2\Gamma(-p/\alpha) - \alpha\Gamma(-p/2)}{2\alpha\Gamma(-p) - \alpha\Gamma(-p/2)} \tag{8}$$

不同的方法得到的 $\epsilon \sim \alpha$ 曲线如图 3 所示, 最后通过和最大似然法(Maximum likelihood, ML)得到的 ϵ 值比较可知, 采用 FLOM 法求得的 ϵ 最接近最大似然估计值, LM 法次之。

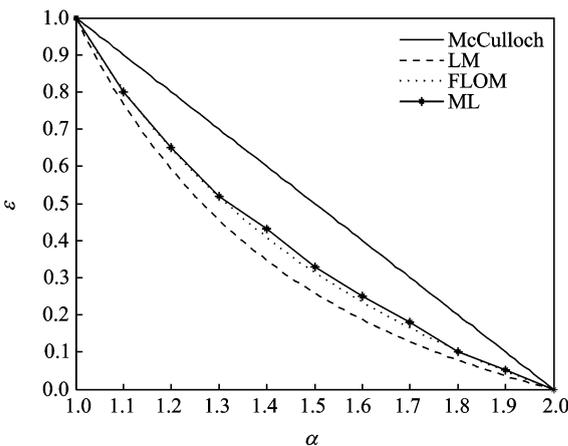


图 3 不同方法得到的 $\epsilon \sim \alpha$ 曲线

4 基于高斯化滤波的信号检测

在噪声背景下检测信号可用假设检验问题来描述: H_1 假设代表目标存在, H_0 假设代表目标不

存在

$$\begin{cases} H_1: x = \theta s + n \\ H_0: x = n \end{cases} \tag{9}$$

式中: x 为接收到的信号; s 为未知幅值 $\theta(\theta > 0)$ 的确定性通信信号; n 为独立同分布的非高斯大气噪声。

根据内曼-皮尔逊法则, 对于上述假设问题可以采用对数似然函数检测的一致最大功率(Unanimous maximum power, UMP)检测器。当噪声服从高斯分布时, UMP 检测器称为匹配滤波器(Matching filter, MF)或线性相关器。

$$\Delta_{NP}(x) = \sum_k \log \left[\frac{f(x(k) - \theta s(k))}{f(x(k))} \right] \tag{10}$$

式中, $f(\cdot)$ 为噪声分布的 PDF; η 为门限值, 由虚警率决定。

当 UMP 检测器不存在时, 特别是信号功率相对于噪声概率很小时, 可采用局部最优检测器, 通过局部最优的零记忆非线性变换(Zero memory nonlinear, ZMNL)来构造高斯化滤波器。

$$\Delta_{LO}(x) = \sum_k \log s(k) g(x(k)) \tag{11}$$

$$g(x) = -f'(x)/f(x) \tag{12}$$

对于 $\alpha = 0.5, 1.0, 1.5$ 和 2.0 , ZMNL 函数的响应曲线如图 4 所示。

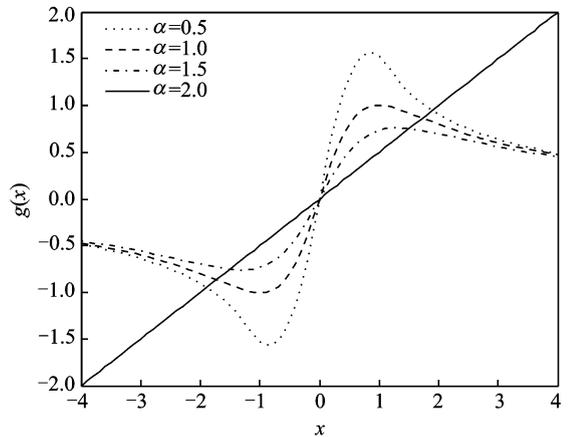


图 4 不同 α 值的 ZMNL 函数响应曲线

5 几种传统的非线性滤波器

非线性滤波器的目的是要将进入接收机前端的脉冲噪声尽量地处理为准高斯噪声, 以便于后续的匹配滤波器的检测。传统的非线性处理器有: 消波器、限幅器、熄灭器, 如图 5 所示。

(1) 限幅器的输入输出特性如图 5(a)所示, 具有结构简单, 实现容易的特点, 其输入输出函数为

$$x_{\text{hardlimiter}} = \begin{cases} -C & x < 0 \\ x & x = 0 \\ C & x > 0 \end{cases} \quad (13)$$

(2) 削波器的输入输出特性如图 5(b) 所示, 其输入输出函数为

$$x_{\text{clipper}} = \begin{cases} -C & x < -C \\ x & |x| \leq C \\ C & x > C \end{cases} \quad (14)$$

(3) 熄灭器的输入输出特性如图 5(c) 所示, 其输入输出函数为

$$x_{\text{blinker}} = \begin{cases} 0 & x < -C \\ x & |x| \leq C \\ 0 & x > C \end{cases} \quad (15)$$

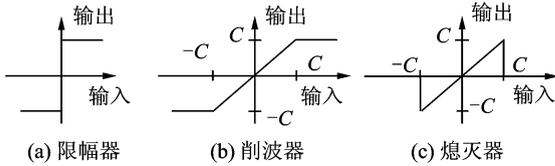


图 5 几种传统的非线性滤波器

6 高斯化滤波和传统非线性滤波性能对比

由于 $S_{\alpha}S$ 分布噪声不存在有限的二阶矩, 所以传统的信噪比定义不再适用。定义混合⁽¹⁶⁾

$$\text{MSNR} = 10 \log(P_s / \gamma) \quad (16)$$

式中, P_s 为每符号平均功率; γ 为 $S_{\alpha}S$ 分布噪声的分散系数。

通过调节参数 α 和 γ 随机产生模拟大气噪声 ($N=2000; \alpha=1.5; \gamma=1$), 如图 6 所示。再由计算机产生一组随机信息, 经 MSK 调制后输出, 如

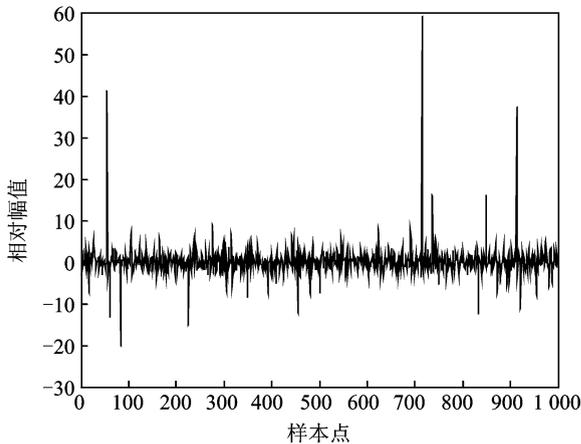


图 6 模拟大气噪声随机信号

图 7 所示。模拟大气噪声数据和调制信号叠加后 ($\text{MSNR}=4$), 如图 8 所示。经限幅器、削波器、熄灭器和 Gaussian 滤波器处理后的结果分别如图 9~12 所示。不同方法的误码率性能如图 13 所示。

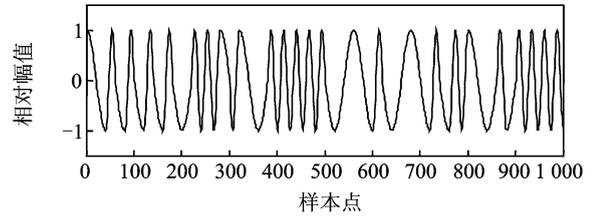
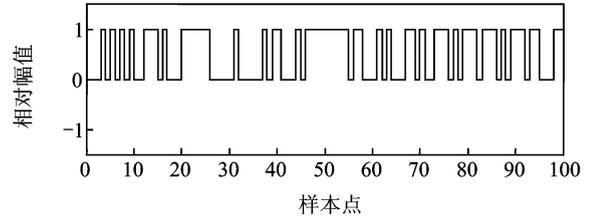


图 7 无噪声时的 MSK 调制信号

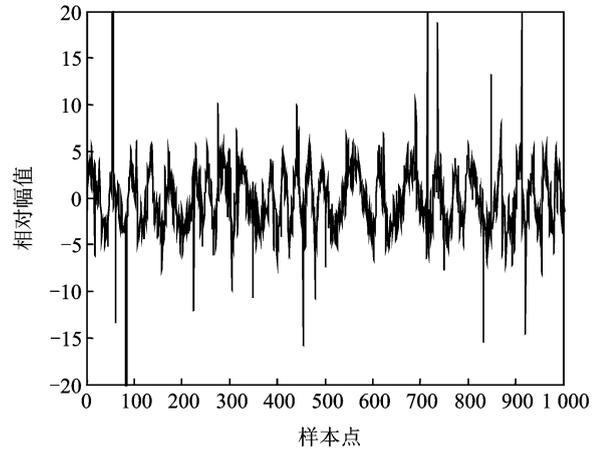


图 8 混合了大气噪声的 MSK 调制信号

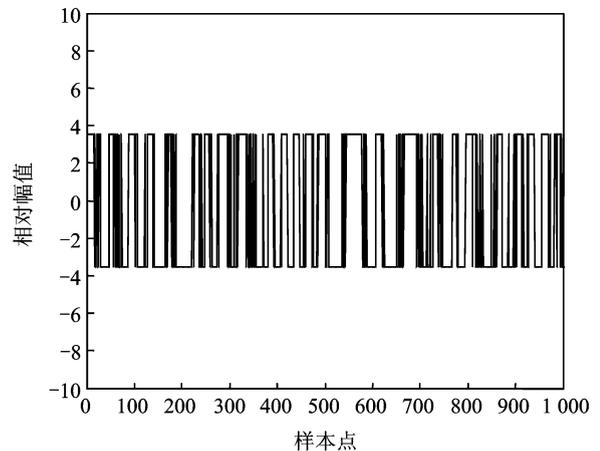


图 9 经限幅器处理后的信号

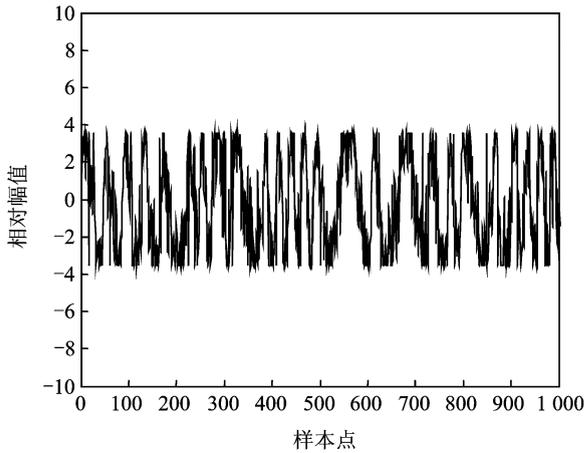


图10 经削波器处理后的信号

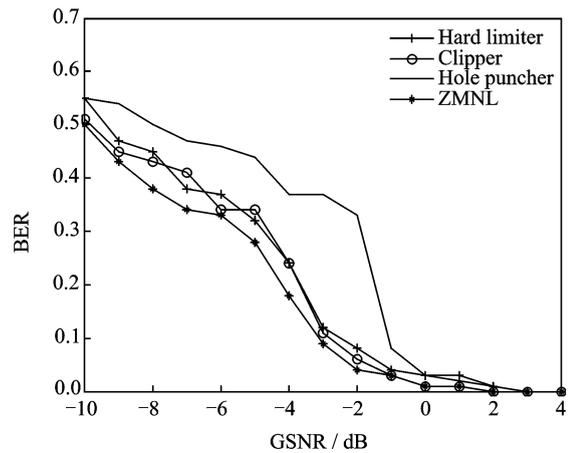


图13 不同处理方式的误码率对比

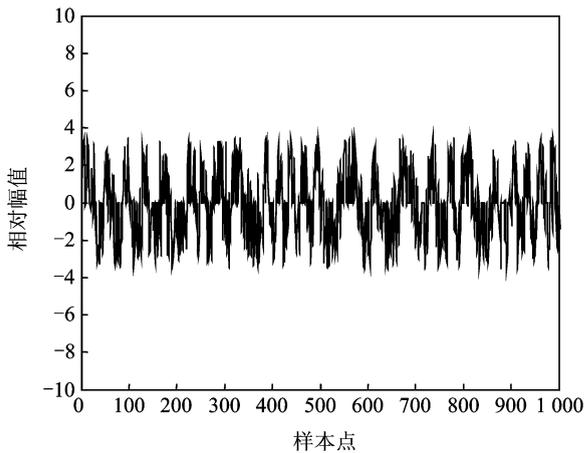


图11 经熄灭器处理后的信号

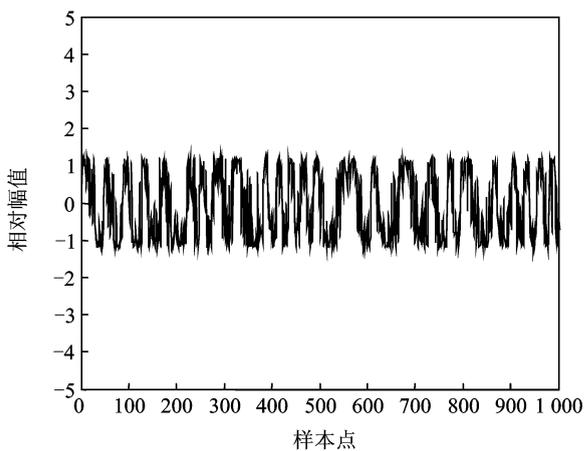


图12 经高斯化滤波器处理后的信号

限幅器、熄灭器等,只是对噪声时域中的较大幅值进行简单处理,没有考虑实际的大气噪声统计分布特性,对噪声的抑制能力有限。而 α 稳定分布模型能很好地描述大气噪声等具有“重尾”特征,但其概率密度函数除特殊值外无闭式,在实际使用中带来很大不便。首先采用柯西高斯模型,对 α 稳定分布的概率密度函数进行很好的近似。然后利用估计的噪声概率密度函数来构建高斯化滤波器,针对不同 α 值的 $S_{\alpha S}$ 分布非高斯大气噪声模型进行专门的高斯化处理,通过仿真性能和误码率对比,从而得到高斯化滤波器明显优于传统的非线性处理方法。

参考文献:

- [1] 李森,邱天爽. 基于鲁棒协方差矩阵估计的盲信道识别方法[J]. 数据采集与处理,2010(9):449-453.
Li Sen, Qiu Tianshuang. Blind channel identification based on robust covariance matrix estimation [J]. Journal of Data Acquisition & Processing, 2010(9): 449-453.
- [2] 姜玉林,查代奉,江金龙. 基于BLPN算法的AR SaS过程共变谱估计方法[J]. 数据采集与处理,2010(11):766-771.
Jiang Yulin, Zha Daifeng, Jiang Jinlong. Covariation spectrum method for AR SaS processes based on BLPN algorithm [J]. Journal of Data Acquisition & Processing, 2010(11):766-771.
- [3] 熊美英,查代奉,武良丹. 稳定分布自回归有色噪声及其改进的白化方法[J]. 数据采集与处理,2010(9):643-647.
Xiong Meiyong, Zha Daifeng, Wu Liangdan. Improved whitening method for AR colored noise in stable distribution environments [J]. Journal of Data Acquisition & Processing, 2010(9): 643-647.

7 结束语

关于非高斯噪声建模,目前已有很多成熟的模型,如 $S_{\alpha S}$ 分布模型、高斯混合模型和柯西高斯模型等。本文针对传统的非线性处理器如:消波器、

[8] A. Swami. Non-Gaussian mixture models for detection and estimation in heavy-tailed noise [C]. IEEE International Conference on ICASSP, 2000(6): 3802-3805 . ”

communications Letters, IEEE, 1998,2(10):282-284.

[8] Swami A. Non-Gaussian mixture models for detection and estimation in heavy-tailed noise[C]//IEEE International Conference on ICASSP' 00, [S. l.]: IEEE,2000:3802-3805.

[9] Xutao Li, Lianwen Jin, Shouyong Wang. A simplified Non-Gaussian mixture model for signal LO detection in α -Stable interference[C]//Congress on Image and Signal Processing. 2008:403-407

[5] Nikias C L, Shao M. Singnal processing with A-Stable distributions and applications[M]. New York; Wiley, 1995.

河南新乡, 汉

[6] Zolotarev V M. One-dimewisional stable istributions [J]. Amer Math Soc Tkansl of Math Monographs, Amer Math Soc, 1986, 65.

广东五华, 汉族

作者简介:陈志毅(1982-),男,博士研究生,研究方向:军用目标特性及信号处理,E-mail:chzhiyi2010@163.com;周穗华(1962-),男,教授,博士生导师,研究方向:武器系统总体;冯士民(1986-),男,博士研究生,研究方向:军用目标特性及信号处理。

[7] Kuruoglu E E, Fitzgerald W J, Rayner P J W. Near optimal detection of signals in impulsive noise modeled with a symmetric α -stable distribution [J]. Com-

河北石家庄, 汉族

Zolotarev V.M. One-dimewisional Stable Distributions [M]. Providence: American Mathematical Society, 1986. ”

[9] Xutao Li, Lianwen Jin, Shouyong Wang. A Simplified Non-Gaussian Mixture Model for Signal LO Detection in α -Stable Interference [C]. SANYA: IEEE Congress on Image and Signal Processing, 2008(5): 403-407 . ”

$$\Lambda_{NP}(x) = \sum_k \log \left[\frac{f(x(k) - \theta s(k))}{f(x(k))} \right] \begin{matrix} H_1 \\ > \\ < \\ H_0 \end{matrix} \eta \quad (10)$$

$$\Lambda_{LO}(x) = \sum_k \log s(k) g(x(k)) \begin{matrix} H_1 \\ > \\ < \\ H_0 \end{matrix} \eta \quad (11)$$