

α 稳定分布噪声下基于 Merid 滤波的跳频信号参数估计

赵新明 金艳* 姬红兵

(西安电子科技大学电子工程学院 西安 710071)

摘要: 常规时频分析方法是处理跳频(FH)信号的有力工具,但在 α 稳定分布噪声环境下无法有效地实现参数估计。该文提出基于 Merid 滤波的时频分析方法对跳频信号进行参数估计。Merid 滤波器可以有效地抑制 α 稳定分布噪声,该文先对观测信号进行 Merid 滤波,再采用短时傅里叶变换(STFT)进行参数估计。仿真结果表明,在 α 稳定分布噪声环境中,该方法的跳频信号参数估计性能优于基于分数低阶和基于 Myriad 滤波的两种时频分析方法。

关键词: 信息处理;跳频信号;参数估计;Merid 滤波; α 稳定分布噪声

中图分类号: TN911.7

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2014)08-1878-06

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2013.01436

Parameter Estimation of Frequency-hopping Signals Based on Merid Filter in α Stable Noise Environment

Zhao Xin-ming Jin Yan Ji Hong-bing

(School of Electronic Engineering, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract: Conventional time-frequency analysis is a powerful tool for Frequency-Hopping (FH) signal processing, however, it fails to realize the parameter estimation in α stable noise environment. Time-frequency analysis based on Merid filter is proposed for FH signal parameter estimation. Merid filter can suppress effectively the α stable noise. The observed signal is processed by Merid filter at first, then the FH signal parameters are estimated by Short-Time Fourier Transform (STFT). Simulation results show that the proposed method has better parameter estimation performance for FH signals than the fractional lower order statistics as well as the Myriad filter based time frequency analysis methods in α stable noise environment.

Key words: Signal processing; FH signals; Parameter estimation; Merid filter; α stable noise

1 引言

跳频信号具有良好的抗干扰、低截获及多址组网能力,在军事和民用通信中得到了广泛应用。因此研究切合实际应用的跳频信号参数估计方法具有重要意义^[1]。在传统的信号处理方法中,高斯模型能够较好地描述许多信号和噪声,因而一直占据着该领域的主导地位。但在实际噪声或杂波环境中,如通信多通道干扰、低频空气噪声、水声和雷达杂波及其它人为噪声都是非高斯的,具有一定的脉冲特性。在这类脉冲噪声背景下,基于高斯模型的常规处理方法性能下降甚至失效。

α 稳定分布是描述非高斯脉冲噪声的有效模型^[2-7],其中高斯分布与柯西分布为其特例。实际中可通过选择 α 稳定分布的不同参数来描述不同种

类、对称或非对称的脉冲噪声。 α 稳定分布是唯一一类满足广义中心极限定理的分布,能够较好地与实际数据相吻合,因此 α 稳定分布在信号处理领域中的应用迅速发展起来^[6]。基于高斯模型的传统信号处理方法无法有效地抑制 α 稳定分布噪声,针对这种情况,研究者提出了基于分数低阶统计量^[8]和 Myriad 滤波^[9,10]的处理方法。这些方法对 α 稳定分布噪声具有一定的抑制作用,但在脉冲特性较强时性能严重下降。

本文针对 α 稳定分布噪声中的跳频信号参数估计问题,首先采用加权 Merid 滤波器对观测信号进行滤波;然后采用基于 Merid 滤波器的短时傅里叶变换(Short Time Fourier Transform based on Merid filter, MSTFT)对滤波后信号进一步分析,得到跳频信号的跳频周期(跳速),跳频频率和跳变时刻等参数。

2 加权 Merid 滤波器原理

2.1 Merid 分布^[5]

广义柯西分布概率密度函数为

2013-09-18 收到, 2013-12-18 改回

国家自然科学基金(61201286), 中央高校基本科研业务费专项资金(K5051202013, K50511020022)和陕西省自然科学基金(2014JMS304)资助课题

*通信作者: 金艳 yjin@mail.xidian.edu.cn

$$f(x) = a(\gamma^p + |x|^p)^{-2/p} \tag{1}$$

其中

$$a = \frac{p\Gamma(2/p)}{2(\Gamma(1/p))^2} \gamma, \quad \Gamma(x) = \int_0^\infty t^{x-1} e^{-t} dt \tag{2}$$

γ 为尺度参数, p 为拖尾参数。当 $p = 2$ 时为柯西分布

$$f(x) = \frac{\gamma}{\pi} \frac{1}{\gamma^2 + x^2} \tag{3}$$

当 $p = 1$ 时广义柯西分布的表达式

$$f(x) = \frac{\delta}{2} \frac{1}{(\delta + |x|)^2} \tag{4}$$

称之为 Merid 分布。其中 δ 为尺度参数。

图 1(a)为 Merid 分布与柯西分布的概率密度函数对比, 其钟形分布比较尖锐; 图 1(b)为 Merid 分布与柯西分布的拖尾对比, 其拖尾比较厚重。Merid 分布的脉冲性较柯西分布强, 因而该分布对应于特征参数满足 $\alpha < 1$ 的 α 稳定分布。

最大似然估计要求模型具有封闭的概率密度函数表达式, 而 Merid 分布作为 α 稳定分布中的一个特例, 满足最大似然估计要求, 可以 Merid 分布为基础构建最大似然估计。由此建立的最大似然估计具有可调性, 从而能够使其覆盖 α 稳定分布的所有情况。

2.2 加权 Merid 滤波器^[11-13]

假设一组给定的 N 个独立样本 $\{x_1, x_2, \dots, x_N\}$, 均满足尺度参数为 δ 的 Merid 分布。则最大似然位置估计即 Merid 样本平滑器可表示为

$$\begin{aligned} \hat{\theta}_\delta &= \arg \max_{\theta} L(x_1, \dots, x_N; \theta, \delta) \\ &= \arg \min_{\theta} \prod_{i=1}^N (\delta + |x_i - \theta|)^2 \\ &= \arg \min_{\theta} \sum_{i=1}^N \lg(\delta + |x_i - \theta|) = M(\delta; x_1, \dots, x_N) \end{aligned} \tag{5}$$

与样本均值及样本中值平滑器比较, Merid 平滑器多了一个尺度参数 δ 。由平滑器的几何意义可得, δ 的取值范围为 $(0, +\infty)$, 随着 δ 值的变化,

Merid 平滑器表现出不同的性质:

(1) 当 $\delta \rightarrow 0$ 时, $\hat{\theta}_\delta = M(\delta; x_1, x_2, \dots, x_N) = \arg \min_{x_j \in M} \prod_{i=1, i \neq x_j}^N |x_i - x_j|$ 。 M 为样本中重复次数最多的一组样本值。

(2) 当 $\delta \rightarrow +\infty$ 时, $\hat{\theta}_\delta = M(\delta; x_1, x_2, \dots, x_N) = \arg \min_{\theta} \left[\sum_{i=1}^N |x_i - \theta| \right]$, 为中值滤波器。

给定一组观测样本 $\{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ 及非负滤波权值 $\{w_1, w_2, \dots, w_N\}$, 则加权 Merid 滤波器输出^[7]为

$$\begin{aligned} \hat{\theta}_\delta &= \arg \min_{\theta} \sum_{i=1}^N \lg[\delta + w_i |x_i - \theta|] \\ &= M\{\delta, w_i \circ x_i\}_{i=1}^N \end{aligned} \tag{6}$$

其中 \circ 定义为 $w_i \circ x_i = \underbrace{x_i, \dots, x_i}_{w_i \uparrow}$ 。 $G(\theta, w, \delta) =$

$\sum_{i=1}^N \lg[\delta + w_i |x_i - \theta|]$ 为加权 Merid 滤波器的目标函数, 即求目标函数的最小输出 $\hat{\theta}_\delta$ 。

根据上述分析, 目标函数对 θ 求导可得

$$Q(\theta, w) = G'(\theta) = \sum_{i=1}^N -\frac{w_i \operatorname{sgn}(x_i - \theta)}{\delta + w_i |x_i - \theta|} = 0 \tag{7}$$

可知

$$\frac{\partial Q}{\partial \theta} \frac{\partial \theta}{\partial w} + \frac{\partial Q}{\partial w} = 0 \tag{8}$$

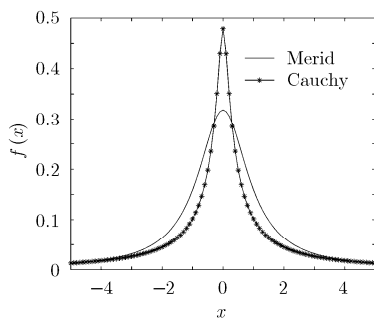
由式(7), 式(8)可得

$$\frac{\partial \theta}{\partial w_i} = \frac{\delta \operatorname{sgn}(x_i - \theta)}{(\delta + w_i |x_i - \theta|)^2} \bigg/ \sum_{i=1}^N \frac{w_i^2}{(\delta + w_i |x_i - \theta|)^2} \tag{9}$$

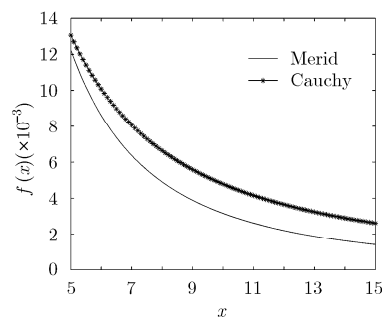
给定一组观测样本 $\mathbf{X} = [x_1, x_2, \dots, x_N]$, 相应的初始权值向量 $\mathbf{w} = [w_1, w_2, \dots, w_N]$ 及尺度参数 δ , 可得加权 Merid 滤波器输出为 $y(\mathbf{w}, \mathbf{X})$, 滤波误差为 $e = y - d$, d 为滤波器期望输出。

采用基于平均绝对误差最小准则的自适应估计方法求最佳权系数, 平均绝对误差即代价函数为

$$J(\mathbf{w}, \delta) \triangleq E\{|e|\} = E\{|y(\mathbf{w}, \mathbf{X}) - d|\} \tag{10}$$



(a) 概率密度函数



(b) 拖尾比较

图 1 Merid 分布与柯西分布

根据定义可知, 代价函数为凹函数, 可能存在多重极小值点, 而最优权值是其中的一个极值点。根据多变量函数极值的求解可知, 极值在其零点处取得, 令

$$\frac{\partial J(\mathbf{w}, \delta)}{\partial w_i} = E \left\{ \text{sgn}(e) \frac{\partial y}{\partial w_i} \right\} = 0 \quad (11)$$

权值的迭代关系可以表示为

$$w_i(n+1) = P \left[w_i(n) - \mu \frac{\partial J}{\partial w_i}(n) \right] \quad (12)$$

其中 $w_i(n), w_i(n+1)$ 分别为第 i 个加权值的第 n 次与第 $n+1$ 次迭代值, μ 为迭代步长, 函数 $P[u]$ 为矩形函数。

将式(9), 式(11)代入式(12)可得出

$$w_i(n+1) = P \left[w_i(n) - \mu \text{sgn}(e) \frac{\delta \text{sgn}(x_i - y)}{(\delta + w_i |x_i - y|)^2} \right. \\ \left. / \sum_{i=1}^N \frac{w_i^2}{(\delta + w_i |x_i - y|)^2} \right] \quad (13)$$

当 \mathbf{w} 取实数时, 其对应的加权 Merid 滤波输出和权值迭代表达式分别为

$$\hat{\theta}_\delta = \arg \min_{\theta} \sum_{i=1}^N \lg [\delta + |w_i| |\text{sgn}(w_i) x_i - \theta|] \\ = M \left\{ \delta, |w_i| \circ \text{sgn}(w_i) x_i \Big|_{i=1}^N \right\} \quad (14)$$

和

$$w_i(n+1) \\ = P \left[w_i(n) - \mu \frac{\delta \cdot \text{sgn}(w_i) \cdot \text{sgn}(\text{sgn}(w_i) x_i - y)}{(\delta + |w_i| |\text{sgn}(w_i) x_i - y|)^2} \right. \\ \left. / \sum_{i=1}^N \frac{w_i^2}{(\delta + |w_i| |\text{sgn}(w_i) x_i - y|)^2} \right] \quad (15)$$

3 跳频信号参数估计

跳频信号的数学模型定义如下:

$$x(t) = \sum_k x_0(t - t_k) \exp(j2\pi f_k t), \quad 0 < t \leq t_1 \quad (16)$$

其中, $x_0(t) = \text{rect}_T(t - T - mT) \exp(j2\pi ft)$, t_1 为观测时间, $\text{rect}_T(\cdot)$ 是宽度为 T 的矩形窗, T 为跳频周期, f_k 为跳频频率, mT 是跳变时刻。

跳频信号的频率随时间快速跳变, 属于典型的非平稳信号, 因而传统的傅里叶分析方法不再适用, 可采用时频分析方法来分析。短时傅里叶变换也称为加窗傅里叶变换, 给定一个时间宽度很窄的窗函数 $h(t)$, 则滑动窗函数信号 $x(t)$ 的短时傅里叶变换定义为

$$\text{STFT}(t, w) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) h(\tau - t) e^{-jw\tau} d\tau \quad (17)$$

由于窗函数的时移性能, 短时傅里叶变换可看作是信号 $x(t)$ 在分析时间附近的局部频谱, 表示信号的时间-频率能量分布的 2 维时频分布。

基于 Merid 滤波的参数估计算法可总结如下: 假设对观测信号采样后得到样本数为 N 的序列 $x(n), n = 0, 1, \dots, N-1$, 采样频率为 f_s , 首先采用自适应加权 Merid 滤波器对信号进行处理, 然后用 STFT 方法估计跳频信号的参数, 步骤为:

(1) 对滤波后的信号进行时频分析, 记为 $\text{MSTFT}_x(k, l)$;

(2) 计算在每一时刻 k 处沿频率轴得最大值, 得一矢量 $\hat{\mathbf{y}}(k)$, 即

$$\hat{\mathbf{y}}(k) = \max_l \{ \text{MSTFT}_x(k, l) \} \quad (18)$$

(3) 用 FFT 估计 $\hat{\mathbf{y}}(k)$ 的周期, 得到跳频间隔的估计值 N_h 。每两个相邻的完整跳频时间间隔中心之间的距离是跳频间隔, 即跳频周期;

(4) 在计算出跳频间隔估计值后, 求 $\hat{\mathbf{y}}(k)$ 在 $n \in [N_h + 1, N - N_h]$ 范围内出现峰值的位置(频点), 得到 $p_i (i = 1, 2, \dots, P)$, P 为峰值个数。跳变点位置

$$n_i = p_i - N_h / 2 \quad (19)$$

(5) 估计观测信号中的跳频频率

$$f_i = \arg \max_k \left\{ \sum_{n_i}^{n_{i+1}} \text{MSTFT}(n, k) \right\} \cdot f_s / (2N) \quad (20)$$

4 仿真实验及分析

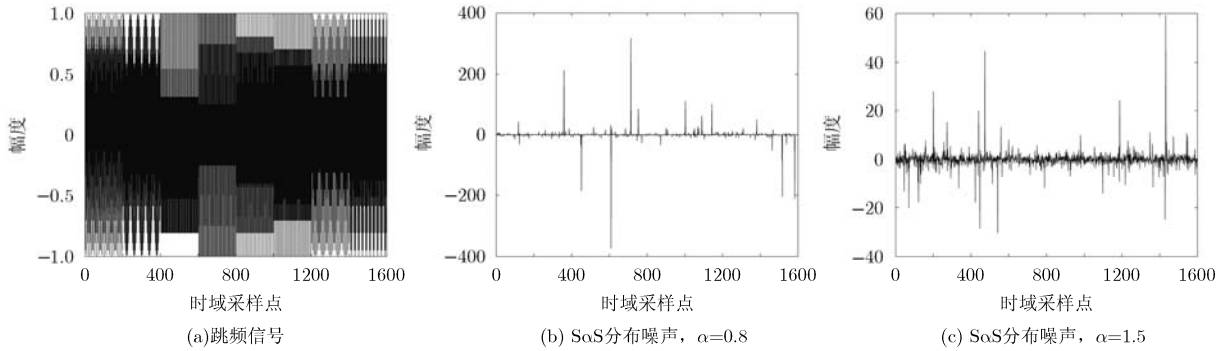
仿真中的跳频信号参数设置为: 跳频频率 $f_k = \{1.1, 1.3, 1.6, 1.0, 1.2, 1.5, 1.7, 1.4\}$ kHz, 采样频率 $f_s = 4$ kHz, 跳频周期 $T_h = 0.05$ s, $m = 0$, 跳频速率 $f_h = 20$ Hops/s, 观测时间为 8 个跳频周期, 样本数 $N = 1600$ 。仿真中的非高斯脉冲噪声为对称 α 稳定 (Symmetric α -Stable, S α S) 分布噪声^[14]。图 2(a) 所示为跳频信号, 图 2(b) 和图 2(c) 分别为 $\alpha = 0.8$ 和 $\alpha = 1.5$ 的 S α S 分布噪声。

对于 S α S 分布噪声来说, 由于不存在有限的二阶矩, 使得方差的概念失去意义, 因此采用广义信噪比 (GSNR)^[15]:

$$\text{GSNR}_{\text{dB}} = 10 \lg \left(\sigma_s^2 / \gamma_v \right) \quad (21)$$

其中 σ_s^2 是信号方差, γ_v 是 S α S 分布噪声的尺度参数。

将本文方法分别与基于分数低阶和基于 Myriad 滤波的时频分析方法进行对比。其中基于分数低阶的短时傅里叶变换 (Fractional lower order Short Time Fourier Transform, FSTFT)^[8] 方法首先

图2 跳频信号及 $S\alpha S$ 分布噪声

对观测信号进行 p 阶分数低阶算子运算, 之后再做短时傅里叶变换进行参数估计; 基于 Myriad 滤波器的 [10,11] 的短时傅里叶变换 (Short Time Fourier Transform based on MYriad, MYRSTFT) 方法首先对观测信号做 Myriad 滤波, 之后再做短时傅里叶变换进行参数估计。

加权 Merid 滤波器的参数设定为: 窗口长度 $N = 5$, 初始权向量 $\mathbf{w} = [0, 0, 10, 0, 0]$, 步长因子 $\mu = 0.01$ 。图3是在 $\alpha = 1.5$, GSNR = 2 dB 的 $S\alpha S$ 分布噪声下, 采用不同方法所得的跳频信号的时频分布图。图3(a)是采用 STFT 所得的时频图, 由图可知, 噪声的脉冲特性使其时间、频率分辨率大大下降。图3(b)是采用 FSTFT 方法所得的时频图, 与图3(a)相比, 该方法对脉冲噪声具有一定的抑制作用。图3(c)是采用 MYRSTFT 所得的时频图, 由图可知, MYRSTFT 对脉冲噪声抑制效果显著, 时间与频率分辨率都得到提高。图3(d)是采用 MSTFT 所得的时频图, 由图可直观得出, 其性能要明显优于 STFT 与 FSTFT 两种方法, 相比于 MYRSTFT 时间与频率分辨率也得到了提高。

下面以跳频速率的标准差来评价在 α 稳定分布噪声环境下不同参数估计方法的性能。在不同的广义信噪比下, 进行 200 次蒙特卡罗实验, 所得结果如图4所示。由图4(a)可得, 对于 $\alpha = 1.5$ 的 $S\alpha S$ 分布噪声, 当 GSNR ≥ -3 dB 时, 采用 MSTFT 可以准确估计出跳频速率, 当 GSNR < -3 dB 估计性能下降; 采用 MYRSTFT 在 GSNR ≥ 0 dB 时可得到准确的估计; 采用 FSTFT 在 GSNR ≥ 2 dB 时才得到准确的估计; 而采用 STFT 估计跳频速率其性能严重下降, 不能满足参数估计要求。由图4(b)可得, 对于 $\alpha = 0.8$ 的 $S\alpha S$ 分布噪声, 当 GSNR ≥ 3 dB 时, 采用 MSTFT 方法可得到跳频速率的准确估计; 采用 MYRSTFT 方法在 GSNR ≥ 6 dB 时可得到准确的估计; 当 GSNR ≥ 9 dB 时, 采用 FSTFT 方法可得准确估计; 采用 STFT 方法不能实现准确的参

数估计, 其估计性能严重退化。比较图4(a)和图4(b)可得, 采用 MSTFT 可在较低信噪比下准确估计跳频速率; α 值减小时, 几种方法的估计性能都会下降, 但 MSTFT 的估计性能优于 FSTFT 与 MYRSTFT 两种方法。此外, STFT 方法无法实现有效估计。

估计出跳频速率后, 由 $T_h = 1/f_h$ 和式(19)可分别得跳频周期和跳变时刻的估计值。以相对误差 $RE = |\hat{t}_i - t_i|/T$ 作为各方法估计性能的评价指标¹⁾。在 GSNR = 3 dB, $\alpha = 1.5$ 的 $S\alpha S$ 分布噪声下分别采用 FSTFT, MYRSTFT, MSTFT 进行 200 次蒙特卡罗实验所得的跳变时刻估计如表1所示。由表1可知, 采用 MSTFT 时最大相对误差仅为 0.54%, 即估计误差不超过 0.3 ms; 采用 MYRSTFT 方法所得跳频时刻最大相对误差为 2.88%, 即估计误差不超过 1.5 ms; FSTFT 方法所得最大相对误差为 3.20%, 即估计误差不超过 1.6 ms; 可知 FSTFT 与 MYRSTFT 两种方法估计性能相近, 而 MSTFT 的估计性能要优于这两种方法。

得到跳频周期和跳变时刻估计值后, 依据式(20)可得跳频频率的估计。表2所示为跳频频率的估计结果。由表2可知, 采用 MYRSTFT 与 MSTFT 所得跳频频率估计值相比于 FSTFT 更为精确; MYRSTFT 与 MSTFT 估计性能相近。综合几种方法对跳频周期、跳变时刻及跳频频率的估计性能可得, 采用 MSTFT 可以在低广义信噪比下更为准确地对跳频信号进行参数估计。

5 结论

在 α 稳定分布噪声环境下, 传统的时频分析方

¹⁾由于跳变时刻反映的是时间上的先后关系, 若采用标准差作为评价指标, 无法对跳变时刻的估计精度进行对比说明, 因而以估计误差与跳频周期的比值作为评价指标。

法无法有效地对跳频信号进行参数估计。基于分数低阶统计量的时频分析与基于 Myriad 滤波的时频分析方法作为可行的方案可以得到较为准确的

跳频信号参数估计，但在低广义信噪比时其估计性能严重下降。本文提出的基于 Merid 滤波的时频分析方法使参数估计的精度提高，而且在低广义信噪

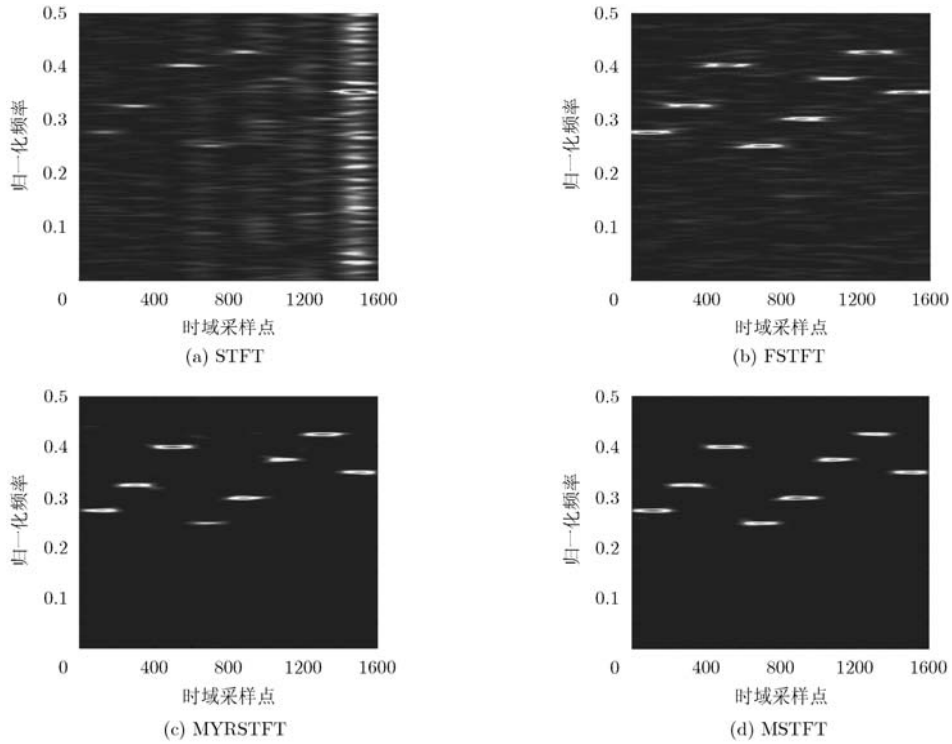


图 3 跳频信号时频图

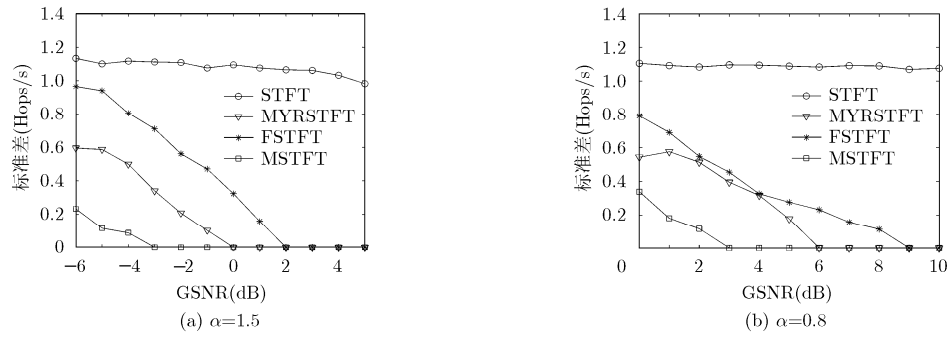


图 4 跳频速率估计标准差

表 1 不同方法估计跳变时刻对比

		t_1	t_2	t_3	t_4	t_5	t_6	t_7	t_8
FSTFT	真实跳时(ms)	0.00	50.00	100.00	150.00	200.00	250.00	300.00	350.00
	估计跳时(ms)	0.52	50.52	100.91	151.60	199.27	250.42	300.59	350.30
	相对误差(%)	1.04	1.04	1.82	3.20	1.46	0.84	1.18	0.60
MYRSTFT	估计跳时(ms)	0.43	50.45	100.27	148.56	200.54	249.29	301.08	348.86
	相对误差(%)	0.86	0.90	0.54	2.88	1.08	1.42	2.16	2.28
MSTFT	估计跳时(ms)	0.27	50.27	100.18	150.13	200.19	250.23	300.18	350.16
	相对误差(%)	0.54	0.54	0.36	0.26	0.38	0.46	0.36	0.32

表 2 不同方法估计跳频频率对比(Hz)

		f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_6	f_7	f_8
FSTFT	真实频率	1100.0	1300.0	1600.0	1000.0	1200.0	1500.0	1700.0	1400.0
	估计频率	1100.2	1300.7	1601.7	1000.7	1200.6	1501.7	1701.6	1401.9
	标准差	0.101	0.181	0.289	0.188	0.167	0.297	0.284	0.310
MYRSTFT	估计频率	1100.1	1299.9	1599.9	1000.2	1199.9	1500.0	1699.9	1400.1
	标准差	0.062	0.064	0.049	0.088	0.075	0.059	0.050	0.060
MSTFT	估计频率	1100.1	1299.9	1599.8	1000.0	1200.0	1500.1	1699.7	1400.2
	标准差	0.056	0.058	0.069	0.047	0.053	0.067	0.063	0.056

比环境下也可以对跳频信号进行有效的估计。仿真实验表明该方法能够有效抑制 α 稳定分布噪声, 得到较为精确的跳频信号参数估计。

参 考 文 献

- [1] 梅文华. 跳频通信[M]. 北京: 国防工业出版社, 2005: 15-27.
Mei Wen-hua. Frequency-hopping Communication[M]. Beijing: National Defence Industry Press, 2005: 15-27.
- [2] Panayiotis Tsakalides and Nikias C L. Maximum likelihood localization of sources in noise modeled as alpha-stable process[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1995, 43(11): 2700-2713.
- [3] Tsihrantzis G A and Nikias C L. Fast estimation of the parameters of alpha-stable impulsive interference[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1996, 44(6): 1492-1503.
- [4] Zhong X, Premkumar A B, and Madhukumar A S. Particle filtering for acoustic source tracking in impulsive noise with alpha-stable process[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2013, 13(2): 589-600.
- [5] Aysal T C and Barner K E. Meridian filtering for robust signal processing[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2007, 55(8): 3949-3962.
- [6] Nikias C L and Shao M. Signal Processing with Alpha-stable Distribution and Application [M]. New York: John Wiley & Sons, Inc, 1995, Chapter 2.
- [7] Chavali V and da Silva C. Detection of digital amplitude-phase modulated signals in symmetric alpha-stable noise[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2012, 60(11): 3365-3375.
- [8] Jin Y and Liu J. Parameter estimation of frequency hopping signals in alpha stable noise environment[C]. IEEE 11th International Conference on Signal Processing, Beijing, 2012, 1: 250-253.
- [9] Kalluri S and Arce G R. Adaptive weighted Myriad filter algorithms for robust signal processing in alpha-stable noise environments[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1998, 46(2): 322-334.
- [10] Pander T and Przybyla T. Impulsive noise cancelation with simplified Cauchy-based p -norm filter[J]. *Signal Processing*, 2012, 92(9): 2187-2198.
- [11] Kurkin D, Roenko A, Lukin V, et al. An adaptive meridian estimator[C]. IEEE Microwaves, Radar and Remote Sensing Symposium, Kiev, 2011: 301-304.
- [12] Kurkin D A, Lukin V V, Djurovic I, et al. Meridian estimator performance for samples of generalized Gaussian distribution [C]. IEEE International Conference on Mathematical Methods in Electromagnetic Theory, Kyiv, 2010: 1-4.
- [13] Kurkin D A, Roenko A A, Lukin V V, et al. Analysis of meridian estimator performance for non-Gaussian PDF data samples[J]. *Telecommunications and Radio Engineering*, 2010, 69(8): 669-679.
- [14] 刘明骞, 李兵兵, 曹超凤. 非高斯噪声下数字调制信号识别方法[J]. 电子与信息学报, 2013, 35(1): 85-91.
Liu Ming-qian, Li Bing-bing, and Cao Chao-feng. Recognition method of digital modulation signals in nonGaussian noise[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2013, 35(1): 85-91.
- [15] 邱天爽, 张旭秀, 李小兵, 等. 统计信号处理——非高斯信号处理及其应用[M]. 北京: 电子工业出版社, 2004: 139-172.
Qiu Tian-shuang, Zhang Xu-xiu, Li Xiao-bing, et al. Statistical Signal Processing — Non-Gaussian Signal Processing and Application[M]. Beijing: Electronic Industry Press, 2004: 139-172.

赵新明: 男, 1986年生, 硕士生, 研究方向为非高斯噪声下跳频信号处理。

金 艳: 女, 1978年生, 副教授, 研究方向为现代信号处理、统计信号处理、非高斯噪声处理、信号检测与估计、通信信号侦测等。

姬红兵: 男, 1963年生, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为光电信息处理、微弱信号检测与识别、医学影像处理等。