

基于 α 稳定分布噪声稀疏性及最优匹配的跳频信号参数估计

金艳 武艳凤* 姬红兵

(西安电子科技大学电子工程学院 西安 710071)

摘要: 目前基于压缩感知的跳频信号参数估计方法大多是在高斯背景噪声下进行的研究,而在非高斯 α 稳定分布脉冲噪声环境下,已有基于高斯噪声数学模型设计的算法性能下降。针对上述问题,该文分析了 α 稳定分布噪声的大幅值脉冲满足近似稀疏性条件,利用跳频信号与噪声之间的时域特征差异将信噪分离,实现噪声抑制。并在压缩感知框架下,建立与跳频信号特点相匹配的3参数字典,采用最优匹配(Optimal Match, OM)方法对跳频信号自适应分解,获取匹配原子,基于这些时频原子包含的信息估计跳频信号的参数。仿真验证表明,在 α 稳定分布噪声中,与常规的跳频信号估计方法相比,该文提出的先利用噪声稀疏性去噪,再采用最优匹配提取跳频信号参数的方法(Sparsity-OM, SOM),能够较好地抑制脉冲噪声,获得准确的参数信息,具有良好的鲁棒特性。

关键词: 跳频信号; 参数估计; 压缩感知; 噪声稀疏性; 最优匹配

中图分类号: TN911.7

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2017)10-2413-08

DOI: 10.11999/JEIT161397

Parameter Estimation of FH Signals Based on α Stable Noise Sparsity and Optimal Match

JIN Yan WU Yanfeng JI Hongbing

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

Abstract: Currently, FH signal parameter estimation methods based on compressed sensing are mostly under the assumption of Gaussian noise background. In non-Gaussian α stable distribution noise conditions, the algorithms based on Gaussian noise model suffer undesirable performance degradation. In this paper, it is analyzed and concluded that the spike pulses of the α stable noise approximately meet sparse conditions. By using the differences of the characteristics in the time domain, the FH signal and the noise can be easily separated, and the goal of suppressing noise can be achieved. Under the framework of compressed sensing, the three-parameter dictionary is constructed based on the characteristics of FH signals, then the Optimal Match (OM) for adaptive FH signal decomposition is used to obtain the matching atoms and the FH signal parameters are estimated based on the information contained by these time frequency atoms. Simulation results show that compared with the conventional FH signal parameter estimation methods, the proposed Sparsity-OM (SOM), which uses noise sparsity to suppress the noise and then adopts the OM algorithm, improves the estimation accuracy of FH signal parameters and it is more robust to the α stable distribution noise.

Key words: Frequency Hopping (FH) signal; Parameter estimation; Compressed Sensing (CS); Noise sparsity; Optimal Match (OM)

1 引言

跳频(Frequency Hopping, FH)信号由于其突出

的优点,例如良好的抗干扰性能、低拦截概率、多径衰落等能力,广泛地用于雷达、军事和民用通信等系统中,跳频信号参数估计是在信号处理领域中引起更多注意的关键问题^[1]。跳频信号的频率随着时间不断变化,传统的傅里叶变换方法不能同时展现信号在时域和频域的完整信息,因此不再适用。时频分析方法联合了时域和频域,得到了长足的发展,常见的有维格纳-威尔分布(Wigner-Ville Distribution, WVD)^[2]、平滑伪WVD分布(SPWVD)^[3]、小波变换(Wavelet Transform, WT)^[4]、

收稿日期: 2016-12-29; 改回日期: 2017-06-14; 网络出版: 2017-07-21

*通信作者: 武艳凤 1374754117@qq.com

基金项目: 国家自然科学基金(61201286), 陕西省自然科学基金(2014JM8304)和中央高校基本科研业务费专项资金(K5051202013)
Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61201286), The Natural Science Foundation of Shaanxi Province (2014JM8304), The Fundamental Research Funds for the Central Universities (K5051202013)

Gabor 变换^[5]等。这些方法一定程度上改进了傅里叶变换的缺陷,但均为全域波范畴,会受到时频不确定性以及交叉项的影响^[6,7]。而局域波的引入为非平稳信号提供了又一种有效的时频分析方法,包括基于经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)^[8]、基于固有时间尺度分解(Intrinsic Time-scale Decomposition, ITD)^[9]等方法,此类方法克服了全域波时频分析方法的缺点,不会受到时频不确定性等问题的影响,但存在分解速度慢、计算量大等缺点。另外,将时频图视作特定 2 维图,采用处理图像^[10]的方法思路创新,但是由于噪声的存在会导致有用信号的误消。压缩感知(Compressed Sensing, CS)是近年来在信号处理方面的一个新研究领域,主要针对稀疏信号而言。跳频可视为多个正弦分量的线性组合,满足频域稀疏性,故而可将 CS 应用于跳频信号参数估计中,分析跳频信号的结构特点,通过自适应分解得到跳频信号的稀疏表示。

在传统的信号研究中,所分析的噪声干扰一般为高斯噪声。然而,在实际信道通信中还存在具有显著脉冲特性的噪声。 α 稳定分布^[11]是典型的脉冲重尾分布,可以较好地模拟脉冲噪声。然而基于高斯模型的常规方法在这种噪声环境下性能退化甚至失效,针对这种情况,近年来国内外学者提出了基于分数低阶(Fractional Lower Order, FLO)统计量^[12]、Myriad 滤波器^[13]等降噪处理方法。然而这些方法在脉冲性较强的噪声中性能均严重退化甚至失效,类似地,现有的基于压缩感知的跳频信号参数估计算法大多都是在高斯噪声背景下开展的,在这种非高斯脉冲噪声环境下,原来基于高斯噪声背景设计的算法无法有效抑制脉冲噪声,使参数估计性能下降,甚至失效。

针对上述问题,本文分析了 α 稳定分布噪声的大幅值随机脉冲近似满足稀疏性条件,利用此特点重构并抑制噪声。在压缩感知理论框架下,采用基于 3 参数的 Gabor 基函数将跳频信号自适应分解,通过最优匹配(Optimal Match, OM)方法,获取最佳原子,从中提取出跳频信号的周期,跳变时刻和频率等参数。仿真结果表明,该方法可有效实现 α 稳定分布噪声环境下跳频信号参数估计。

2 跳频信号最优匹配方法

2.1 信号稀疏性及压缩感知理论

压缩感知^[14-17]是一种关于信号采集和恢复的新理论,信号应用压缩感知理论的前提是满足稀疏性条件。将一个长度为 N 的时域信号用一组基线性表示:

$$\mathbf{x} = \sum_{i=1}^N \omega_i a_i = \mathbf{W} \mathbf{a} \quad (1)$$

其中, $\mathbf{a} = [a_1, a_2, \dots, a_N]^T$ 为系数向量。若式(1)中系数 \mathbf{a} 仅有 K 个非零值,且 $K \ll N$, 则称信号 \mathbf{x} 为稀疏信号, \mathbf{W} 为稀疏基, K 称为稀疏度。若变换系数 \mathbf{a} 经排序之后,以指数级衰减并趋近于零,则称 \mathbf{x} 是 \mathbf{W} 上的近似稀疏信号或可压缩信号。

在 CS 理论中,稀疏信号 $\mathbf{x} \in R^N$ 经过观测矩阵 Φ 的压缩之后,如果 Φ 满足约束等距性条件^[18], 则可以仅由 $M \leq N$ 个线性观测值恢复出来。观测方程为

$$\mathbf{y} = \Phi \mathbf{x} = \Phi \Psi \mathbf{a} = \Theta \mathbf{a} \quad (2)$$

其中, Φ 为 $M \times N$ ($M \leq N$) 维观测矩阵, Ψ 为 $N \times N$ 维稀疏基, $\Theta = \Phi \Psi$ 为 $M \times N$ 维恢复矩阵。重构稀疏信号的关键是求出稀疏系数 $\hat{\mathbf{a}}$, 利用 l_0 范数意义下的优化问题得到重构系数 $\hat{\mathbf{a}}$, 表示如式(3):

$$\hat{\mathbf{a}} = \arg \min \|\mathbf{a}\|_0, \quad \text{s.t.} \quad \mathbf{y} = \Theta \mathbf{a} \quad (3)$$

对系数 $\hat{\mathbf{a}}$ 做变换 $\hat{\mathbf{x}} = \Psi \hat{\mathbf{a}}$, 则可得到重构信号 $\hat{\mathbf{x}}$ 。

2.2 跳频信号最优匹配方法

跳频信号建模^[19]为

$$x(t) = s(t) + n(t) = A \sum_k \text{rect}_{T_H}(t - kT_H - t_i) \cdot e^{j2\pi f_k(t - kT_H - t_i) + j\theta} + n(t) \quad (4)$$

式中, $s(t)$ 为跳频信号, 其中 T_H 为跳频周期, t_i 为跳变时刻, f_k 为跳变频率, $n(t)$ 是加性噪声。 rect_{T_H} 是宽度为 T_H 的矩形窗函数, 可表示为

$$\text{rect}_{T_H}(t) = \begin{cases} 1, & t \in (-T_H/2, T_H/2] \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

对于跳频信号的稀疏性, 由局部傅里叶稀疏(Locally Fourier Sparse, LFS)^[20]的概念知, 若信号在时域中的每个点可以用多个固定频率的正弦信号表示, 这个信号则满足局部傅里叶稀疏性。由式(4)知, 跳频信号每一跳可以由局部正弦曲线近似, 属于 LFS 信号。因此对于跳频信号, 从其稀疏性出发建立与其匹配的原子字典, 能够得到良好的效果^[21,22]。本文建立 3 参数的 Gabor 原子字典对跳频信号稀疏分解, 用最优匹配(OM)方法获取与跳频信号最匹配的参数原子。

传统的稀疏分解方法大多选择 Gabor 原子库来分解信号, 因为 Gabor 原子在时频面上具有最小的时频积, 所以使用 Gabor 原子分解信号可以比较准确地提取信号的时频细节。Gabor 原子的表达式为^[23]

$$g_r(t) = \frac{1}{\sqrt{s}} g\left(\frac{t-u}{s}\right) \cos(vt + \omega) \quad (6)$$

其中, $g(t) = e^{-\pi t^2}$ 是高斯窗函数, 即以高斯窗和余弦函数的乘积作为原子。基于此式构造的原子一般用于待分析信号结构特点不明显的情况。通过分析跳频信号的模型, 由于信号的每一跳均由 3 个关键参数确定^[24], 在此基础上本文建立新的 3 参数 Gabor 原子字典对跳频信号作稀疏分解, 对应的 Gabor 原子 ψ_{γ_i} 表示为

$$\psi_{\gamma_i} = \left(\frac{\delta}{\pi}\right)^{1/4} e^{-\frac{\delta}{2}(t-T)^2} \cdot e^{j[2\pi f(t-T)]} \quad (7)$$

该原子对应 3 参数向量为 $\gamma = \{\delta, T, f\}$, 其中, δ 为时频原子持续时间, T 为时间中点, f 为中心频率。分别对应跳频信号的跳变时刻、跳频周期和跳变频率 3 个参数。根据对应关系就能有效估计出跳频信号的参数。

原子字典由式(7)表示的 Gabor 原子组成, 对信号 $f(t)$ 的 q 阶原子分解为

$$f(t) = \sum_{i=0}^q \langle R^i f(t), \psi_{\gamma_i} \rangle \psi_{\gamma_i} + R^{q+1} f(t) \quad (8)$$

$R^i f(t)$ 为信号在第 i 次分解后的残差, 通过最优匹配方法, 按照与信号残差内积最大的原则:

$$\psi_{\gamma_n} = \arg \max_{\psi_{\gamma_n} \in \Psi} \left| \langle R^n f(t), \psi_{\gamma_n} \rangle \right| \quad (9)$$

每次从中选择 1 个与 $f(t)$ 匹配的 Gabor 原子, 该原子中时间和频率对应跳频信号分量的局部时频特性, 利用这些参数可以直接提取跳频信号参数信息。每确定一个原子对应跳频信号的一跳信息, 进而可以得到跳频信号 k 跳的时间、频率、持续时间等参数。

当背景噪声为高斯白噪声时, OM 方法能有效估计跳频信号参数。而在 α 稳定分布噪声环境下, 强脉冲的幅值远大于信号幅值, 跳频信号几乎被完全淹没, 混合信号只表现出脉冲噪声的特征。在这种情况下, OM 方法难以获取与跳频信号匹配的时频原子, 其性能退化甚至失效。对此, 本文分析了 α 稳定分布噪声的特征, 提出了基于噪声稀疏性的滤波方法, 可有效抑制该噪声。

2.3 α 稳定分布噪声稀疏性及去噪算法

在工程应用中的实际噪声通常具有明显的脉冲特性, 如海杂波噪声、大气噪声、无线信道噪声等。相关研究表明^[11], α 稳定分布具有更厚的拖尾和显著的脉冲特性, 可以较好地模拟脉冲噪声, 如雷达海杂波数据服从 $\alpha = 1.85$ 的 α 稳定分布。该分布的一个重要特性为, 若一个随机变量服从 α 稳定分布, 那么此随机变量只存在小于 α 阶的统计量。 α 稳定分布具有统一的特征函数表达式:

$$\phi(t) = \exp\{j\alpha t - \gamma |t|^\alpha [1 + j\beta \operatorname{sgn}(t)\omega(t, \alpha)]\} \quad (10)$$

$$\omega(t, a) = \begin{cases} \tan(\alpha\pi/2), & \alpha \neq 1 \\ (2/\pi) \log|t|, & \alpha = 1 \end{cases} \quad (11)$$

$$\operatorname{sgn}(u) = \begin{cases} 1, & u > 0 \\ 0, & u = 0, -\infty < a < +\infty, \\ -1, & u < 0 \end{cases} \quad (12)$$

$0 < \alpha \leq 2, -1 \leq \beta \leq 2, \gamma > 0$

由以上公式可知, α 稳定分布的特征函数可由 4 个参数确定: α, β, γ, a , 可记作 $S_\alpha(\gamma, \beta, a)$ 。其中, α 为特征指数, α 越小, 分布越尖锐, 拖尾越厚; β 为歪斜系数, 确定分布的歪斜程度, 当 $\beta = 0$ 时对应于对称稳定分布(Symmetric alpha Stable, S α S), 记为 S α S。 a 为位置参数, 对于 S α S 分布, 在 $1 < \alpha \leq 2$ 时, 该分布的一阶统计量存在, 即其数学期望存在, a 等于 S α S 分布的统计平均值, 在 $0 < \alpha \leq 1$ 时, a 等于分布的中值。

标准 S α S 分布记作 $S_\alpha(1, 0, 0)$, 图 1 与图 2 分别为不同 α 值下标准 S α S 的概率密度函数曲线和时域波形, 由图可知, 随着 α 值减小, 噪声的幅值增大, 脉冲性越强。

α 稳定分布噪声的短时脉冲具有幅值大, 稀疏性的特征, 而且其突发脉冲是随机的。结合其时域的特征及 CS 信号稀疏性的理论知识, 若用一组正交基线性表示 α 稳定分布噪声, 将表示数据从大

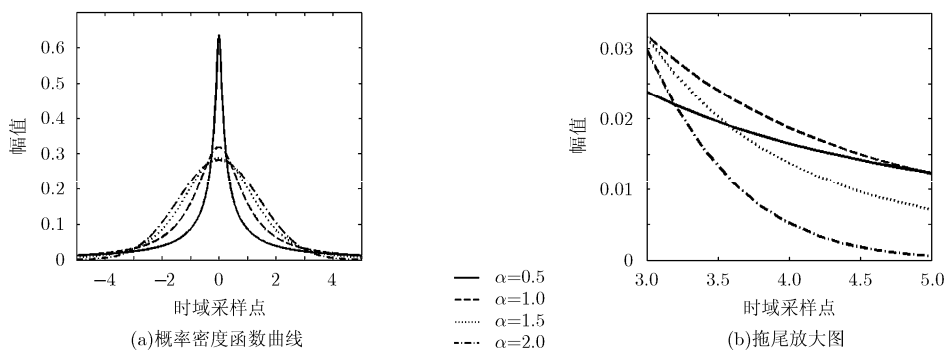
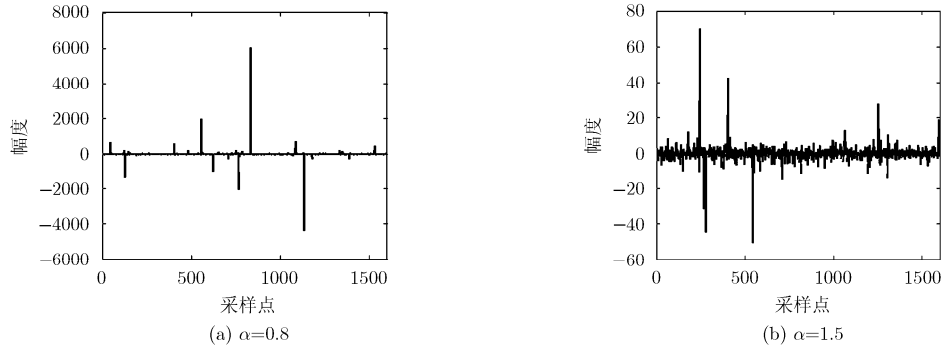


图 1 标准 S α S 在不同 α 值下概率密度函数曲线

图2 不同 α 值下标准 $S\alpha S$ 的时域分布

到小排序后会以指数级衰减,故该噪声在时域满足非严格稀疏的条件,即 α 稳定分布噪声可以由其中包含的大系数近似表示。图2为不同 α 值下标准 $S\alpha S$ 的时域图,由图可以更直观地看出其时域的稀疏性特征。而通过前面对跳频信号的稀疏性分析可知,跳频信号属于局部傅里叶稀疏(LFS)信号,其频域满足稀疏性,而在时域不满足。据此,可以利用CS算法对噪声向量进行重构并消除。

设脉冲噪声中,观测信号可以表示为 $\mathbf{x} = \mathbf{s} + \mathbf{v}$,其中 \mathbf{s} 是跳频信号, \mathbf{v} 是脉冲噪声,由于 α 稳定分布噪声向量具有近似稀疏性,而且其稀疏域为时域,故在时域的稀疏基选单位矩阵即可,即若稀疏基用 \mathbf{B} 表示,取 $\mathbf{B} = \mathbf{I}$ 。稀疏系数用 \mathbf{e} 表示,则信号可表示为 $\mathbf{x} = \mathbf{s} + \mathbf{B}\mathbf{e}$ 。

本文在压缩感知框架下,提出重构并消除脉冲噪声向量的算法。 α 稳定分布噪声的突发性大脉冲为随机的,故虽然该噪声在时域满足稀疏性,但其稀疏度是未知的。通过逐步迭代确定出信号在候选矩阵中的支撑集,选取出矩阵 Θ 中构成 \mathbf{y} 的列向量,即最优稀疏系数 \mathbf{e} ,实现信号的稀疏估计。算法主要步骤如下:

输入:原始接收信号 \mathbf{x} ,观测信号 \mathbf{y} ,观测矩阵 Φ , Φ 选高斯随机矩阵,步长 μ 。

输出:信号的稀疏逼近 \mathbf{x}' 。

(1)初始化:初始化余量 $\mathbf{r}_0 = \mathbf{y}$,设置步长 $\mu=1$,迭代次数 $t=1$;

(2)计算 $u = \text{abs}[\mathbf{A}^T \mathbf{r}_{t-1}]$,选择 u 中 L 个最大值,将这些值对应 \mathbf{A} 的列序列 i 构成集合 S_k ,令 $C_k = \Gamma_{t-1} \cup S_k$, $\mathbf{A}_t = \{\delta_i\}$;

(3)求 $\mathbf{y} = \mathbf{A}_t \mathbf{a}_t$ 的最小二乘解, $\hat{\mathbf{a}}_t = \text{argmin} \|\mathbf{y} - \mathbf{A}_t \mathbf{a}_t\| = (\mathbf{A}_t^T \mathbf{A}_t)^{-1} \mathbf{A}_t^T \mathbf{y}$;

(4)从 $\hat{\mathbf{a}}_t$ 中选出绝对值最大的 L 项 $\hat{\theta}_{tL}$,对应的 \mathbf{A}_t 中的 L 列记为 \mathbf{A}_{tL} ,更新残差 $\mathbf{r} = \mathbf{y} - \mathbf{A}_{tL} (\mathbf{A}_{tL}^T \mathbf{A}_{tL})^{-1} \mathbf{A}_{tL}^T \mathbf{y}$;

(5)令 $t = t + 1$,当 $t > L$ 时停止迭代,得到重构稀疏 $\hat{\mathbf{a}}$,对重构系数 $\hat{\mathbf{a}}$ 做变换 $\mathbf{x}' = \Psi \hat{\mathbf{a}}$,就可以重构出稀疏信号 \mathbf{x}' 。

以上流程中 Γ_t 表示 t 次迭代的列序号集合,元素个数为 L , L 等于整数倍步长 μ , \mathbf{a}_i 表示矩阵 \mathbf{A} 的第 i 列, $\mathbf{A}_t = \{\mathbf{a}_i\}$ 表示按索引集合 C_k 选出的矩阵 \mathbf{A} 的列集合,其列数为 Lt 。由于 α 稳定分布噪声的稀疏度未知,在此情况下,算法中需要选择合适的步长 μ ,如果 μ 过小,会造成无法达到停止迭代条件,过大则重构信号的质量和视觉效果差,远达不到精确重构。为避免过估计,当稀疏度未知时,安全的选择设置步长 $\mu = 1$ 。分析得到的列向量 \mathbf{e} ,其中包含的大系数对应脉冲噪声中的突发大脉冲,噪声向量可以近似表示为 $\mathbf{v} = \mathbf{B}\mathbf{e}$,从接收信号 \mathbf{x} 中减去重构的噪声向量,即可有效消除脉冲噪声突发大脉冲对跳频信号的影响,得到有用的观测向量 $\mathbf{x} = \mathbf{x} - \mathbf{v} = \mathbf{x} - \mathbf{B}\mathbf{e}$ 。

在 $\alpha = 1.5$, GSNR = 3dB时,采用本文方法抑制脉冲噪声,效果分析如下。图3为FH信号时域及频域图,图4为含噪信号及重构噪声信号的时域图,比较图3(a)与图4(a)可以更直观地看出跳频信号在时域不满足稀疏性,而含噪信号在时域呈现出 α 稳定分布噪声的近似稀疏性。比较图4(a)与图4(b)中大脉冲的幅值可知,本文算法可以重构出 α 稳定分布噪声的突发脉冲。图5为去噪后的跳频信号时域及频域图。利用本文所提噪声抑制方法处理后的信号与原信号波形比较表明,本文提出算法可以有效去除 α 稳定分布噪声,具有很好的鲁棒性。

2.4 跳频信号的参数提取

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2.3节提出的稀疏性重构算法抑制脉冲噪声,之后建立Gabor字典,用最优匹配方法搜索最优Gabor原子,利用最优原子包含的信息提取跳频信号的参数。算法步骤为

(1)跳频周期:按搜索出的时间先后对得到的

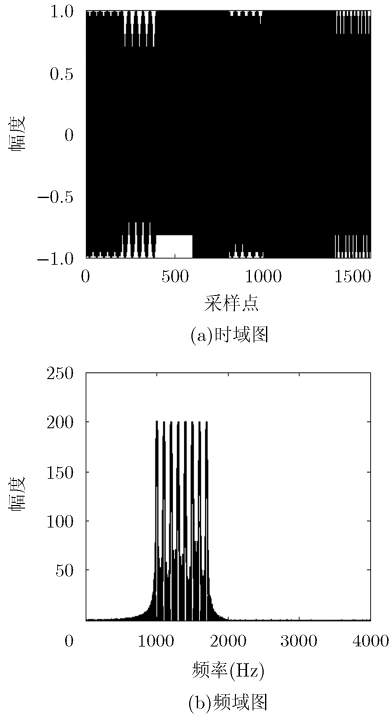


图 3 跳频信号的时域波形及频域图

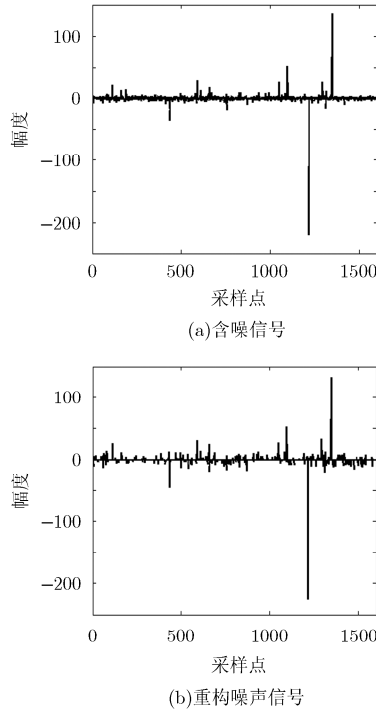


图 4 含噪信号及重构噪声信号的时域图

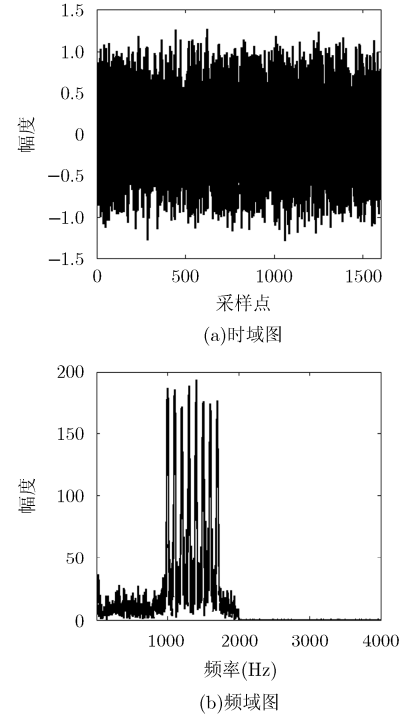


图 5 去噪后的跳频信号时域及频域图

最优 Gabor 原子排序，计算中间原子持续时间的算术平均值，得到的值用 d 表示，即为跳频周期的估计值 \hat{T}_H ， $\hat{T}_H = d$ ；

(2)跳变时刻： 搜索出最优匹配的原子，每确定一个原子对应跳频信号一跳的信息，假设为 ψ_{r_p} ，其持续时间 d_p 为跳变时刻的估计值 \hat{t}_h ，即 $\hat{t}_h = d_p$ ；

(3)跳频频率集： 设第 k 个最优原子为 ψ_{r_q} ，其载频 f_q 为第 k 跳的频率估计值 \hat{f}_k ，即 $\hat{f}_k = f_q$ ，得到跳频频率集 $\{f_1, f_2, \dots, f_k\}$ 。

3 仿真实验及分析

本文中选取 FH 信号参数为：观测时间 $T = 400$ ms，采样频率 $f_s = 4$ kHz，FH 频率集 $f_i = \{1.1, 1.3, 1.6, 1.0, 1.7, 1.5, 1.2, 1.4\}$ kHz，FH 周期 $T_h = 50$ ms，采样点数 $N = 1600$ ，观测时间为 8 个 FH 周期，即 $k = 8$ ，背景噪声为加性 S α S 分布噪声。对于 α 稳定分布噪声，只有小于 α 阶的阶数是有限的，其二阶及更高阶的矩均不存在，因此在高斯噪声下常用的信噪比 $\text{SNR} = 10 \lg(\sigma_s^2 / \sigma_v^2)$ 中噪声方差 σ_v^2 失去意义，故定义广义信噪比 (Generalized Signal-to-Noise Ratio, GSNR)^[25]：

$$\text{GSNR} = 10 \lg(\sigma_s^2 / \gamma_v) \quad (13)$$

式中， σ_s^2 表示信号能量； γ_v 代表 α 稳定分布的分散系数。

本文所提出方法稀疏最优匹配(SOM)分别与基

于 MYriad 滤波器的 STFT(Short Time Fourier Transform based on Myriad filter, MYRSTFT)，基于分数低阶的 STFT(Fractional Lower Order Short Time Fourier Transform, FLOSTFT)作对比。

在跳频周期方面，本文做 200 次蒙特卡罗实验，得到跳频的周期均方差，将其作为性能评价指标。图 6 为 $\alpha = 1.5$ 和 $\alpha = 0.8$ 时的跳频周期标准差性能曲线。从图 6(a)可看出，在 $\alpha = 1.5$ 条件下，当 $\text{GSNR} > -2$ dB 时，采用本文方法(SOM)可以准确地提取跳频信号的跳频周期，在小于 -3 dB 时，参数估计性能开始退化； $\text{GSNR} > 0$ dB 时，MYRSTFT 可得到跳频周期的有效估计； $\text{GSNR} > 3$ dB 时 FLOSTFT 才可以准确获得信号的跳频周期。同时本文 SOM 方法在 $\text{GSNR} < 0$ dB 时，在跳频周期估计方面依然有较高精度，表现出了良好的稳健性。从图 6(b)可看出，在 $\alpha = 0.8$ 的条件下，当 $\text{GSNR} > 4$ dB 时，采用本文方法(SOM)可准确提取跳频信号的跳频周期，在小于 4 dB 时，估计性能开始退化；而当 $\text{GSNR} > 5$ dB 时，MYRSTFT 可准确估计信号的跳频周期；当 $\text{GSNR} > 10$ dB 时，FLOSTFT 方法才可以获得信号的跳频周期。由上比较可知，本文提出的方法(SOM)在强脉冲噪声干扰和较低的广义信噪比下可以提取跳频信号参数，并且优于 MYRSTFT, FLOSTFT 等常规的处理方法。

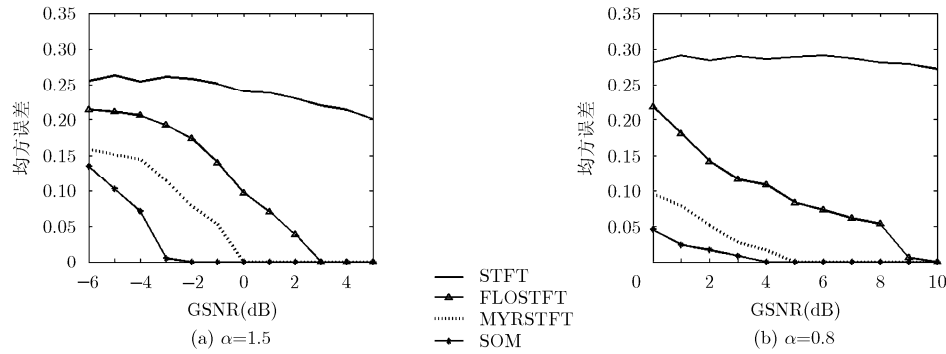


图6 跳频周期均方误差

在跳频频率和跳变时刻估计方面, 本文在 $\text{GSNR} = 3 \text{ dB}$ 和 $\alpha = 1.5$ 时, 做 200 次蒙特卡罗实验, 所得估计的统计结果如表 1 和表 2。从表 1 可看出, 在估计跳变时刻时, 采用本文方法(SOM)的相对误差最大值为 1.85%, 即对跳变时刻的估计误差不超过 0.68 ms; 而采用 FLOSTFT 和 MYRSTFT 的方法, 相对误差最大值依次为 6.50% 和 2.44%, 即对跳变时刻的估计误差不超过 2.25 ms 和 1.22 ms。从表 2 可知, 在跳频频率估计方面, 采用本文方法(SOM)均方误差最大不超过 4.21, 而采用 FLOSTFT, MYRSTFT, 均方误差最大值依次为 7.04 和 6.32。表 1 和表 2 说明, 本文方法(SOM)在

跳变时刻和跳频频率估计方面较以上其他方法, 在强脉冲噪声中具有显著稳健性优势。

4 结论

针对 α 稳定分布噪声环境下跳频信号的参数估计问题, 本文在压缩感知框架下, 分析了 α 稳定分布噪声的时域稀疏性和跳频信号的局部傅里叶稀疏特性, 首先利用 α 稳定分布噪声的时域稀疏性对观测信号去噪, 再利用最优匹配方法对去噪后信号稀疏分解, 获取最佳原子, 根据包含信息提取出跳频信号参数。通过仿真实验对比, 本文提出的 SOM 方法能有效抑制 α 稳定分布噪声, 获得跳频信号的参数信息, 表现出良好的稳健性。

表 1 跳变时刻误差统计

| 方法名称 | 跳时 | t_1 | t_2 | t_3 | t_4 | t_5 | t_6 | t_7 | t_8 |
|---------|---------|-------|-------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| | 真值(ms) | 0.00 | 50.00 | 100.00 | 150.00 | 200.00 | 250.00 | 300.00 | 350.00 |
| FLOSTFT | 均值(ms) | 0.57 | 52.61 | 997.97 | 146.75 | 202.51 | 251.99 | 297.54 | 353.04 |
| | 相对误差(%) | 1.15 | 5.21 | 4.06 | 6.50 | 5.02 | 3.98 | 4.92 | 6.08 |
| MYRSTFT | 均值(ms) | 0.43 | 51.01 | 100.87 | 149.56 | 201.22 | 249.01 | 301.05 | 348.87 |
| | 相对误差(%) | 0.86 | 2.02 | 1.74 | 0.88 | 2.44 | 1.98 | 2.10 | 2.26 |
| SOM | 均值(ms) | 0.18 | 50.68 | 100.11 | 150.13 | 200.18 | 250.12 | 299.96 | 350.39 |
| | 相对误差(%) | 0.55 | 1.85 | 1.12 | 1.04 | 0.72 | 1.03 | 0.42 | 1.27 |

表 2 跳频频率误差统计

| 方法名称 | 跳频 | f_1 | f_2 | f_3 | f_4 | f_5 | f_6 | f_7 | f_8 |
|---------|----------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| | 真实频率(Hz) | 1100.0 | 1300.0 | 1600.0 | 1000.0 | 1200.0 | 1500.0 | 1700.0 | 1400.0 |
| FLOSTFT | 均值(Hz) | 1100.3 | 1300.9 | 1599.4 | 1001.2 | 1199.1 | 1501.2 | 1699.4 | 1400.8 |
| | 均方误差 | 6.15 | 5.37 | 5.48 | 6.78 | 7.04 | 6.23 | 6.12 | 5.43 |
| MYRSTFT | 均值(Hz) | 1100.8 | 1299.4 | 1599.7 | 1000.6 | 1201.6 | 1499.3 | 1701.4 | 1399.6 |
| | 均方误差 | 5.72 | 4.98 | 5.74 | 6.32 | 6.18 | 5.98 | 5.04 | 5.73 |
| SOM | 均值(Hz) | 1100.1 | 1300.3 | 1600.0 | 1000.5 | 1202.4 | 1501.1 | 1700.8 | 1399.2 |
| | 均方误差 | 2.01 | 1.09 | 1.72 | 1.53 | 4.21 | 2.21 | 2.54 | 3.06 |

参 考 文 献

- [1] ZHAO L, WANG L, and BI G. Blind frequency hopping spectrum estimation: A Bayesian approach[C]. IEEE Fourth International Conference on Big Data and Cloud Computing, IEEE, 2015: 669–675. doi: 10.1109/BDCloud.2014.137.
- [2] 吕晨杰. 基于时频分析的跳频信号检测与参数估计技术[D]. [硕士学位论文]. 解放军信息工程大学, 2015.
LÜ Chenjie. Detection and parameters estimation of frequency hopping signals based on time-frequency analysis [D]. [Master dissertation], PLA Information Engineering University, 2015.
- [3] ZHANG H, CHEN C F, and WANG H Q. A parameter estimation method for FH signal based on SPWVD[J]. *The Journal of China Universities of Posts and Telecommunications*, 2011, 18: 133–136.
- [4] CHAVALI V G and SILVA C R C M D. Detection of digital amplitude-phase modulated signals in symmetric alpha-stable noise[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2012, 60(11): 3365–3375.
- [5] ZENG Y, LIU X, and LI O. A new method of Frequency-Hopping (FH) signal detection[J]. *Journal of Electronics (China)*, 2011, 28(4): 468–473.
- [6] 陈立军, 张海勇, 韩东, 等. 局域波分析在跳频信号参数估计中的应用[J]. 电声技术, 2015, 39(10): 61–64. doi: 10.16311/j.audioe.2015.10.14.
CHEN Lijun, ZHANG Haiyong, HAN Dong, et al. Application of local wave analysis in the parameter estimation of frequency-hopping signal[J]. *Audio Engineering*, 2015, 39(10): 61–64. doi: 10.16311/j.audioe.2015.10.14.
- [7] 郭建涛, 刘瑞杰, 陈新武. 用于跳频分量选取的修正适应度距离比粒子群算法[J]. 重庆邮电大学学报(自然科学版), 2015, 27(1): 27–30. doi: 10.3979/j.issn.1673-825X.2015.01.005.
GUO Jiantao, LIU Ruijie, and CHEN Xinwu. Modified fitness-distance ratio based particle swarm optimizer for selection of frequency hopping components[J]. *Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications (Natural Science Edition)*, 2015, 27(1): 27–30. doi: 10.3979/j.issn.1673-825X.2015.01.005.
- [8] WU Z and HUANG N E. A study of the characteristics of white noise using the empirical mode decomposition method [J]. *Proceedings of the Royal Society A*, 2004, 460: 1597–1611.
- [9] AN J K, TIAN B, and YI K C. Intrinsic time-scale decomposition based algorithm for the hop rate estimation of frequency hopping signal[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2011, 33(1): 166–169.
- [10] 吕晨杰, 王斌, 王开勋. 采用图像处理的跳频信号参数盲估计[J]. 电讯技术, 2015, 55(8): 842–847. doi: 10.3969/j.issn.1001-893x.2015.08.003.
LÜ Chenjie, WANG Bin, and WANG Kaixun. Blind parameter estimation of frequency hopping signals by image processing[J]. *Telecommunication Engineering*, 2015, 55(8): 842–847. doi: 10.3969/j.issn.1001-893x.2015.08.003.
- [11] JIN Y and LIU J. Parameter estimation of frequency hopping signals in alpha stable noise environment[C]. IEEE, Proceedings of 11th International Conference on Signal Processing, Beijing, China, 2013: 250–253.
- [12] DAVID W, GONZALEZ J G, and ARCE G R. Robust time-frequency representations for signals in alpha stable noise using fractional lower-order statistics[C]. IEEE Signal Processing Workshop on Higher-Order Statistics, Banff, Alberta, Canada, 1997: 415–419.
- [13] YUE B, PENG Z, and HE Y. Impulsive noise suppression using fast myriad filter in seismic signal processing[C]. International Conference on Computational and Information Sciences, IEEE Computer Society, 2013: 1001–1004.
- [14] BARANIUK R G. Compressive sensing[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2007, 56(4): 118–120.
- [15] ADCOCK B and HANSEN A C. Generalized sampling and infinite-dimensional compressed sensing[J]. *Foundations of Computational Mathematics*, 2015, 16(5): 1263–1323.
- [16] BARANIUK R G, CEVHER V, DUARTE M F, et al. Model-based compressive sensing[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2010, 56(4): 1982–2001.
- [17] STANKOVIC L, STANKOVIC S, and OROVIC I. Robust time-frequency analysis based on the L-estimation and compressive sensing[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2013, 20(5): 499–502.
- [18] CANDÈS E J, ROMBERG J, and TAO T. Robust uncertainty principles: Exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(2): 489–509.
- [19] 金艳, 李曙光, 姬红兵. 基于柯西分布的跳频信号参数最大似然估计方法[J]. 电子与信息学报, 2016, 38(7): 1696–1702. doi: 10.11999/JEIT151029.
JIN Yan, LI Shuguang, and JI Hongbing. Maximum-likelihood estimation for frequency-hopping parameters by cauchy distribution[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2016, 38(7): 1696–1702. doi: 10.11999/JEIT151029.
- [20] ZHANG C M, YIN Z K, and XIAO M X. Redundant dictionary based signal over-complete representation and sparse decomposition[J]. *Chinese Science Bulletin*, 2006, 51(6): 628–633.
- [21] FAN H, GUO Y, and FENG X. Blind parameter estimation of frequency hopping signals based on matching pursuit[C]. International Conference on Wireless Communications, Networking and Mobile Computing, IEEE, 2008: 1–5.

- [22] BULTAN A. A four-parameter atomic decomposition of chirplets[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1997, 47(3): 731-745.
- [23] DO T T, GAN L, NGUYEN N, *et al.* Sparsity adaptive matching pursuit algorithm for practical compressed sensing[C]. *Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers*, IEEE, 2008: 581-587.
- [24] 范海宁, 郭英, 艾宇. 基于原子分解的跳频信号盲检测和参数盲估计算法[J]. *信号处理*, 2010, 26(5): 695-702.
FAN Haining, GUO Ying, and AI Yu. Blind detection and parameter estimation algorithm based on atomic decomposition[J]. *Signal Processing*, 2010, 26(5): 695-702.
- [25] 金艳, 朱敏, 姬红兵. Alpha 稳定分布噪声下基于柯西分布的相位键控信号码速率最大似然估计[J]. *电子与信息学报*, 2015, 37(6): 1323-1329. doi: 10.11999/JEIT141180.
- JIN Yan, ZHU Min, and JI Hongbing. Cauchy distribution based maximum-likelihood estimator for symbol rate of phase shift keying signals in alpha stable noise environment[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2015, 37(6): 1323-1329. doi: 10.11999/JEIT141180.
- 金 艳: 女, 1978 年生, 博士, 副教授, 硕士生导师, 研究方向为现代信号处理、统计信号处理、信号参数估计、通信信号侦测等.
- 武艳凤: 女, 1990 年生, 硕士生, 研究方向为信号参数估计、非高斯噪声下跳频信号处理.
- 姬红兵: 男, 1963 年生, 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为光电信息处理、微弱信号参数估计与识别、医学影像处理等.