

DOI: 10.13382/j.jemi.B2205525

用于多分量信号分析的自适应广义 S 变换算法研究*

江莉 焦予栋 向世召 尚文擎 王燕妮

(西安建筑科技大学信息与控制工程学院 西安 710055)

摘要:时频分析是处理非平稳信号强有力的工具, S 变换作为传统的时频分析方法之一, 其窗函数的尺度可以随频率改变。但是, 其时频窗函数尺度变化是固定的, 无法适用不同信号的局部特性, 导致能量聚集性较差。本文提出了一种自适应的广义 S 变换算法, 设计了由 4 个调节参数控制的广义高斯窗函数, 采用浓度测量自适应优化调节参数, 以寻求最佳的时频表征效果。并针对时频分析结果, 采用瞬时频率重组和分量重构方法, 得到各个分量的瞬时频率, 同时进行平滑处理, 最终实现多分量信号参数估计。仿真实验说明, 本文提出的自适应广义 S 变换算法, 结合瞬时频率重组和分量重构信号方法, 极大地提升了多分量信号的时频分辨率和信号分离的准确性。

关键词: 信号处理; 时频分析; 瞬时频率; 自适应广义 S 变换

中图分类号: TN911.7 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4010

Research on adaptive generalized S-transform algorithm for multi-component signal analysis

Jiang Li Jiao Yudong Xiang Shizhao Shang Wenqing Wang Yanni

(College of Information and Control Engineering, Xi'an University of Architecture and Technology, Xi'an 710055, China)

Abstract: Time-frequency analysis is a powerful tool to deal with non-stationary signals. As one of the traditional time-frequency analysis methods, s-transform can change the scale of its window function with frequency. However, the scale variation of time-frequency window function is fixed, which cannot be applied to the local characteristics of different signals, resulting in poor energy aggregation. In this paper, an adaptive generalized S-transform algorithm is proposed, and a generalized Gaussian window function controlled by four adjusting parameters is designed. The adjustment parameters are optimized by the adaptive concentration measurement to seek the best time-frequency characterization effect. According to the results of time-frequency analysis, instantaneous frequency recombination and component reconstruction are used to obtain the instantaneous frequency of each component, and at the same time, smooth processing is carried out to achieve the parameter estimation of multi-component signals. Simulation results show that the proposed adaptive generalized S-transform algorithm, combined with instantaneous frequency recombination and component reconstruction signal method, greatly improves the time-frequency resolution of multi-component signals and the accuracy of signal separation.

Keywords: signal processing; time-frequency analysis; instantaneous frequency; adaptive generalized S transform

0 引言

21 世纪以来, 时频分析作为处理地震信号等非平稳信号的常用工具, 广泛应用于地震、储层和流体的相关检测分析, 其特点是能将一维的信号表达为时间——频率联合函数的形式, 在二维空间进行描述。与传统的傅里

叶变换相比, 在分析信号局部统计特性方面有很大的优势。由于地震信号的复杂性, 传统的方法已经不能满足实际需求, 随着时频分析技术的不断进步, 时频分析方法能够有效地应用于处理地震信号, 得到了较好的信号分析结果。现有比较成熟的时频分析方法有短时傅里叶变换^[1]、连续小波变换^[2]、Wigner-Ville^[3]分布等。其中短时傅里叶变换能对信号进行局部特征的精细刻画, 但是

收稿日期: 2022-05-25 Received Date: 2022-05-25

* 基金项目: 国家自然科学基金(61803294)、陕西省自然科学基金(2020JQ-684, 2020JM-499)项目资助

其窗函数选定后对于非平稳信号来说是固定的,导致分辨率结果单一。作为非线性的 WVD 方法有较高的分辨率,但是会产生交叉干扰项。连续小波变换拥有可变频率特性,无论在时域或者频域都能表征信号局部的细节,但在运算过程中会发生信号分量的绝对相位发生变化。S 变换^[4](S-transform, ST)是一种拥有特殊基小波连续小波变换的相位变换方法。虽然 S 变换和小波变换两者都是由简谐波部分和高斯函数部分组成,但 S 变换的基本小波中简谐波部分在时域中可做伸缩变换,高斯函数部分除了做伸缩变换还可以平移变换。小波变换中简谐波和高斯窗部分的变化是一致的,做相同的伸缩和平移。S 变换的窗函数随着频率的增加可自适应地减小时间窗口宽度,在低频处有较高的频率分辨率,在高频处有较高的时间分辨率。但由于 S 变换仅靠频率来控制窗尺度,在时频聚集性上还有很大的提升空间,许多学者进行了深入研究,胡至华等^[5]提出二参数广义 S 变化,王玉霞等^[6]提出自适应三参数 S 变化,卢彩霞等^[7]将改进的 S 变换与 TT 变换相结合以提高信号的检测精度。

在多分量信号分离技术研究方面,目前已有许多方法被提出^[8-11],但是这些分离方法都要求信号分量在时频平面上严格分离,在时频平面上距离较近且存在重叠的信号分量就不能得到有效处理。2020 年,由杜明家^[12]等提到的经验模式分解算法(empirical mode decomposition, EMD)广泛用于处理各种复杂的非线性、非平稳、多分量信号分析中,它算法简单,不需要预先设定任何基函数,但是没有严格的数学理论基础,同时其稳定性受模态分量分解过程中存在的模式混叠、端点效应等影响,造成结果不准确。瞬时频率重组(ridge path regrouping, RPRG)和分量重构(intrinsic chirp component decomposition, ICCD)^[13]方法有效地解决了这一问题。本文提出一种新的自适应参数化 S 变化,将 ST 中的频率变量映射成一个关于频率的多元函数,引入了 4 个参数进行优化调节,通过时频聚集度作为衡量准则进行参数优化,通过筛选,选择最合适的参数值,并结合瞬时频率重组和分量重构方法进而得到更加理想的信号时频分析结果。

1 基本原理

1.1 广义 S 变换

由于 S 变换本身的时频聚集性不够好,如果直接用来对信号进行时频分析,得到的时频谱会存在大量的模糊能量,不利于后续处理。Stockwell 于 1996 年提出的一种基于高斯窗的窗口 $x(t) \in L^2(\mathbb{R}), L^2(\mathbb{R})$ 傅里叶变换称为 S 变换,对于信号为能量有限函数空间, $x(t)$ 的 S 变换表达式为:

$$S(\tau, f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \frac{|f|}{\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(\tau - t)^2 f^2}{2}\right] \exp(-j2\pi ft) dt \quad (1)$$

式中: $S(\tau, f)$ 表示信号 $x(t)$ 的 S 变换,它是时间 t 的连续函数; f 表示频率; 变量 τ 是一个控制参数,它用于确定高斯窗在时轴上的位置。

其中,高斯窗函数定义为:

$$\omega(t, \sigma) = \frac{1}{\sigma(f) \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{t^2}{2\sigma(f)^2}} \quad (2)$$

$$\sigma(f) = \frac{1}{|f|} \quad (3)$$

式中: $\omega(t, \sigma)$ 是 S 变换的核函数, σ 是调节因子,通过式(3)可以看出 σ 是频率的绝对值的倒数,由此可知, $\omega(t, \sigma)$ 会随频率的变化而自适应调整。

广义 S 变换(GST)是在原始 S 变换的基础上,通过在窗函数上添加两个参数来调节其变化规律,达到进一步提高时频分辨率的目的,其窗函数可以表示为:

$$g_{\tau}(t) = \frac{a |f|^b}{\sqrt{2\pi}} \cdot e^{-\frac{a^2 t^2 |f|^{2b}}{2}} \quad (4)$$

将式(4)中的窗函数替换式(1)中传统 S 变换的窗函数,即可得到信号 $x(t)$ 的广义 S 变换的表达式:

$$GST(\tau, f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \frac{a |f|^b}{\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{a^2(\tau - t)^2 f^{2b}}{2}\right] \exp(-j2\pi ft) dt \quad (5)$$

其中: a 为窗口调节参数, b 为频率尺度调节参数,对比式(5)和(1)可以发现,只有当 $a = b = 1$ 时, GST 的表达式为传统 S 变换; 当 $a < 1$ 或者 $b < 1$ 时,随着参数 a 或 b 的减小, GST 时频谱的时间分辨率下降而频率分辨率提高; 与之相反的,当 $a > 1$ 或者 $b > 1$ 时,随着参数 a 或 b 的增大, GST 时频谱的时间分辨率提高而频率分辨率下降。因此 GST 可以通过调节窗函数的参数,对原高斯窗函数随频率变化的特点进行二次调节,达到提高时频分辨率的目的。

1.2 自适应 S 变换

结合广义 S 变换的基本特性,本文提出一种自适应 S 变换方法,增加控制窗函数的调节参数,自适应地根据时频聚集性进行参数优化。改进的窗函数为:

$$g_{\tau}(t) = \frac{a |f|^b}{(c |f| + d) \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{t^2 (a |f|^b)^2}{2(c |f| + d)^2}} \quad (6)$$

其中,窗口的标准差为:

$$\sigma(f) = \frac{cf + d}{af^b} \quad (7)$$

将式(6)中的窗函数替换式(1)中传统 S 变换的窗函数,即可得到自适应广义 S 变换(adaptive generalized S-

transform, APST) 表达式为:

$$APST(\tau, f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \frac{a |f|^b}{(c |f| + d) \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{t^2(a|f|^b)^2}{2(c|f| + d)^2}} dt \tag{8}$$

其中, 参数 a, b, c, d 是为了控制自适应广义 S 变换的窗口属性, 即窗口大小和基函数的宽度。正如前面所述, 式(3)中 S 变换的窗函数的调节因子 σ 为频率模值的倒数, 这意味着所有的时间序列分量分配了相同的值。因此传统的 S 变换提供合适的频率边缘, 即对所有时间点的积分将保留信号的频谱内容; 但是, 在较高的频率下能量集中较差。为了减少“频谱混叠”的现象, 引入了使窗口优化的附加调节参数 a, b, c, d 。

引入参数的主要目的是为了在联合时频域提高能量的聚焦性, 同时保留传统 S 变换本身的优点, 通过 a, b, c, d 缩放因子来控制基函数的宽度, 改变窗口宽的缩放参

数 c 被用来在时频域微调得到更好的能量聚焦性。当 $a = 1, b = 1, c = 0, d = 1$ 时, 自适应广义 S 变换就变为了传统的 S 变换。

这里通过对参数 c 和 d 微调的仿真实验, 说明参数对窗的影响进而对时频分辨性能的影响。选择一个两分量 LFM 信号进行实验。首先选择参数值为 $a = 1, b = 1, c = 0, d = 1$, 即 S 变换进行实验, 然后进行了在其他参数不变的情况下, 仅改变参数 c 或参数 d 的值进行的广义 S 变换, 最后分析了同时改变参数 c 和 d 的值进行广义 S 变换的情况。仿真信号包含的两个分量分别为 $x_1 = \exp(j2\pi \cdot 400 \cdot t - \pi \cdot 100 \cdot t^2)$ 和 $x_2 = \exp(j2\pi \cdot 100 \cdot t + \pi \cdot 150 \cdot t^2)$, 在无噪声环境下, 采样频率是 1 000 Hz, 采样时间为 1 s。经过大量仿真实验, 选 $c = 0.01, d = 2$ 时, 时频聚集性更好, 实验得到的时频分布结果如图 1 所示。

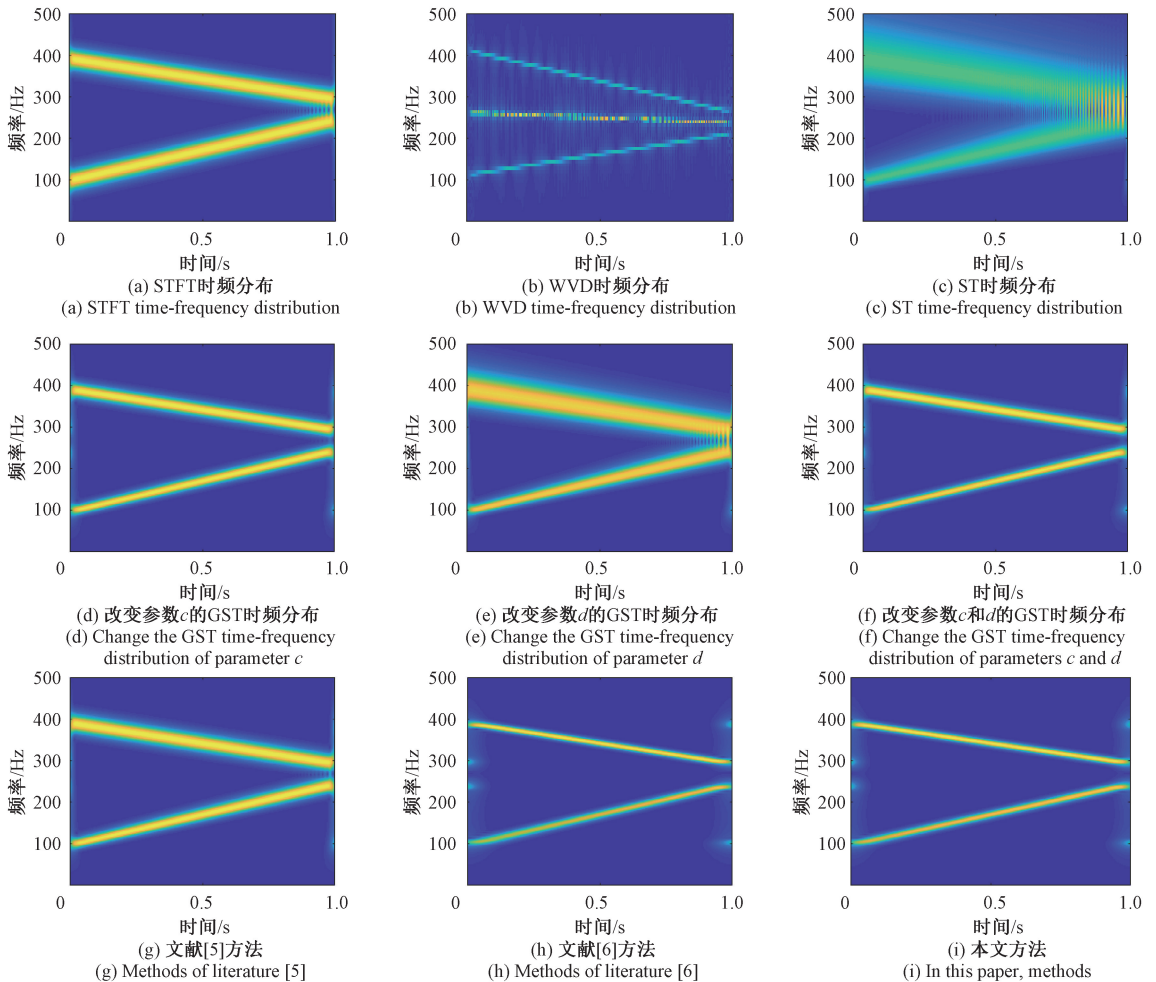


图 1 双分量 LFM 信号的不同时频分布方法对比

Fig. 1 Comparison of different simultaneous frequency distribution methods of two-component LFM signals

图 1 (a) 为短时傅里叶变换 (short time Fourier transform, STFT) 方法, 图 1 (b) 和 (c) 分别为魏格纳威尔

分布 (Wigner-Ville distribution, WVD) 和标准 S 变换 (ST), 可以看出 STFT 方法时频分辨率不高, WVD 有较

高的时频分辨率,但是会受到交叉项的干扰,标准 S 变换频率发散现象严重,图 1(d)~(f)为说明本文方法 c, d 参数微调所带来的改变的方法,图 1(g)和(h)为文献[5]和[6]的方法,其中,文献[5]是由 2 个参数控制调节的广义 S 变换,文献[6]是由 3 个参数控制调节的广义 S 变换,图 1(i)为本文方法。可以看出,在传统的 S 变换参数上,改变 c 或 d 任意一参数都能有效提高时频聚集性,降低发散的的能量,但进一步提升时就得对 4 个参数做出调节。文献[5]、[6]及本文方法都是在参数最优时进行的时频变换,本文方法相较于文献[5]方法和文献[6]方法,时频聚集性得到提升,表 1 给出了两分量 LFM 信号在不同时频分布方法下的浓度测量值 (concentration measurement, CM),其对应的值越高,说明该方法时频聚集性越好,可以看出本文方法相比于其他方法有更高的 CM 浓度测量值,进一步说明本文方法对信号分析的时频聚集性提升。

表 1 不同时频分布方法下的 CM 浓度测量值
Table 1 CM concentration measured by different frequency distribution methods

方法	CM
STFT 时频分布	0.003 7
WVD 时频分布	0.009 7
ST 时频分布	0.001 9
改变参数 c 的 GST 时频分布	0.003 4
改变参数 d 的 GST 时频分布	0.002 5
同时改变参数 c, d 的 GST 时频分布	0.003 7
文献[5]方法	0.003 1
文献[6]方法	0.004 1
本文方法	0.004 2

为了更具体的了解到每个参数对窗的具体影响,通过对 a, b, c, d 这 4 个参数通过控制变量的方法进行仿真实验来表现参数的改变对窗的影响。

图 2 给出了每个参数对窗函数的具体影响。从图 2(a)和(b)中可以看出,当 c 和 d 不变时,随着参数 a 或 b 的增大,窗口长度变窄,窗口幅度增加,进而导致时频谱的时间分辨率提高而频率分辨率下降。反之,当 c 和 d 不变时,随着参数 a 或 b 的减小,窗口长度变长,窗口幅度减小,导致时频谱的时间分辨率下降而频率分辨率增高。当 a 和 b 不变时,随着参数 c 或 d 的增大,窗口长度变长,窗口幅度减小,时频谱的时间分辨率随之下降而频率分辨率增高。反之,当 a 和 b 不变时,随着参数 c 或 d 的减小,窗口长度变窄,窗口幅度增加,进而导致时频谱的时间分辨率提高而频率分辨率下降。为了提高该方法时频分析的能量聚集性,窗口的形状不可以太宽也不可以太窄,因此对影响窗函数的标准差作出以下限制,

$$\sigma(f) = \frac{cf + d}{af^b} \quad (9)$$

$$\sigma_{\min} < \sigma(f) < \sigma_{\max} \quad (10)$$

其中, σ_{\min} 取 nTs 代表可取的最小窗值, σ_{\max} 取 lTs 代表可以取的最大窗值, n 和 l 分别取 10, 1 000; Ts 为采样周期; $f \in [f_{\min}, f_{\max}]$, f_{\min}, f_{\max} 取决于待分析信号。同时对 4 个参数也有如下限制:

$$\begin{aligned} nTs(af_{\max}^b) - (cf_{\min} + d) &\leq 0 \\ (cf_{\max} + d) - lTs(af_{\min}^b) &\leq 0 \\ 0 &\leq a, b, c, d \leq 2 \end{aligned} \quad (11)$$

为了进一步提高时频分析分辨率,通过时频浓度测量值 CM (concentration measure)^[14] 作为窗口参数优化的目标函数。对于信号的广义 S 变换,定义为:

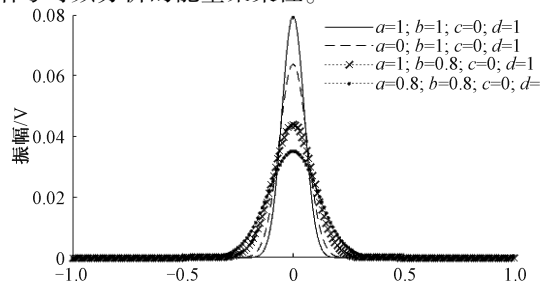
$$CM = \frac{1}{\int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} |APST(t, f)| dt df} \quad (12)$$

其中, $\overline{APST}(t, f)$ 定义为:

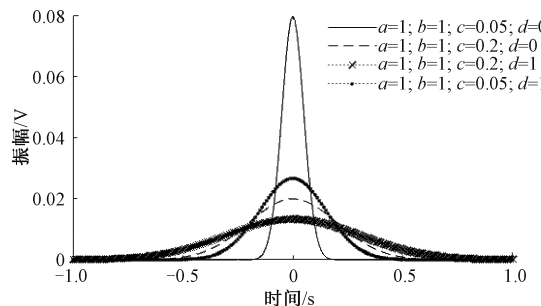
$$|\overline{APST}(t, f)| = \frac{APST(t, f)}{\int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} |APST(t, f)|^2 dt df} \quad (13)$$

在窗口标准差限制条件范围内,使用 CM 对其进行参数的自适应优化,将 CM 处理后得到的时频特征称为自适应 S 变换,应用优化后的参数对信号再进行自适应广义 S 变换即可达到提高时频分辨率的目的。

通过增加控制窗函数的参数,更好地微调控制窗函数,同时使用浓度测量值来自适应地优化参数,进一步提高信号时频分析的能量聚集性。



(a) 参数 a, b 的影响
 (a) The influence of parameters a and b



(b) 参数 c, d 的影响
 (b) The influence of parameters c and d

图 2 窗口参数的影响

Fig. 2 Influence of window parameters

2 基于自适应 S 变换的信号分离

2.1 多分量非平稳信号模型

多分量非平稳信号的数学模型可以表示为:

$$s(t) = \sum_{k=1}^n A_k(t) \cdot e^{i\varphi_k(t)} + \zeta(t) \quad (14)$$

其中, n 表示信号分量的个数, $A_k(t)$ 和 $\varphi_k(t)$ 分别表示第 k 个分量信号的瞬时幅值函数和瞬时频率函数, $\zeta(t)$ 为噪声, 其理想时频分析 (ideal time frequency analysis, ITFA) 可以表示为:

$$ITFA(t, \omega) = \sum_{k=1}^n A_k(t) \cdot \delta(\omega - \varphi'_k(t)) \quad (15)$$

式中: $A_k(t)$ 表示第 k 个分量信号的瞬时幅值函数, $\varphi'_k(t)$ 是第 k 个分量信号的瞬时频率函数的一阶导数。根据式 (15) 可以看出, 多分量信号的理想时频分析可以表示为多个单分量信号的理想时频分析的叠加。

2.2 瞬时频率提取算法

通常情况下, 检测时频分布 (time frequency representation, TFR) 的脊线是瞬时频率 (instantaneous frequency, IF) 估计的常用方法。脊线检测方法是寻找 TFR 的最大值, 来估计瞬时频率, 但是该方法容易忽略掉能量较小的分量, 所以尽可能在提取时让频率变化较小:

$$\overline{IF}(t) = \underset{f \in (f_n - \Delta f, f_m + \Delta f)}{\operatorname{argmax}} |TF(t_{(n,m)}, f)|, t = t_0, \dots, t_{N-1}, (n, m) \in t \quad (16)$$

式中: $\overline{IF}(t)$ 表示获得的脊线, 是理论瞬时频率 $IF(t)$ 的估计, Δf 表示频率间允许变化的最大变化。该算法的瞬时频率提取方法是完全非参数化的, 当提取单个分量, 并且环境较为理想时可以使用, 但当环境不好, 比如有噪声的情况下, 提取容易收到干扰, 提取的时频脊线也不光滑, 因此提取多分量信号时, 只能提取其中能量最强的分量的瞬时频率。为了能够全面分离每个信号分量的瞬时频率, 这里选择使用 ICCD 信号分解算法, 利用 ICCD 能够进行时频滤波的特性, 依次在时频域屏蔽已经提取瞬时频率的信号分量, 同时引入时频脊线路径重组算法 (RPRG)^[15] 来实现多分量信号的分离。

本文所提自适应广义 S 变换结合 RPRG+ ICCD 方法的瞬时频率提取的具体步骤如下:

步骤 1) 对多分量信号进行自适应广义 S 变换, 得到时频分布 $APST(t, f)$ 。

步骤 2) 对时频分布 $APST(t, f)$ 结果使用式 (16) 进行瞬时频率提取, 并使用 ICCD 屏蔽分量。

步骤 3) 寻找分量的交叉区间

$$|\overline{IF}_n(t) - \overline{IF}_m(t)| \leq d_f, t \in [t_s^-, t_e^-] \quad (17)$$

其中, t_s 和 t_e 分别代表开始和结束的时间, d_f 是为了确定交点所在的区间设定的阈值, 这里为了更好的进行识别, 将 d_f 设定为 5%。当大于这个值时认为该时间点不属于交叉区间。

步骤 4) 对步骤 3) 中的交点区间进行编号, 将在第 i 个区间表示为

$$\Lambda^{(i)} = [R^{(i)}, T^{(i)}] = [\{R_1^{(i)}, R_2^{(i)}\}, \{t_s^{-(i)}, t_e^{-(i)}\}] \quad (18)$$

式中: $R^{(i)} = \{R_1^{(i)}, R_2^{(i)}\} \subseteq \{1, \dots, M\}$ 表示重叠“脊”线编号的集合, $T^{(i)} = \{t_s^{-(i)}, t_e^{-(i)}\}$ 为间隔的起始和结束时刻的集合。

步骤 5) 时频脊线在瞬时时刻 $t_s^{-(i)}$ 和 $t_e^{-(i)}$ 的变化率可近似为:

$$K_{R_k^{(i)}}^- = [\overline{IF}_{R_k^{(i)}}(t_s^{-(i)}) - \overline{IF}_{R_k^{(i)}}(t_e^{-(i)} - \Delta t)] / \Delta t \quad (19)$$

$$K_{R_k^{(i)}}^+ = [\overline{IF}_{R_k^{(i)}}(t_s^{-(i)} + \Delta t) + \overline{IF}_{R_k^{(i)}}(t_e^{-(i)})] / \Delta t \quad (20)$$

其中, $\Delta t > 0$ 是一个比较小的时间增量, 衡量 $(-\infty, t_s^-]$ 和 $[t_e^-, +\infty)$ 中不同脊线部分匹配程度的连接矩阵可以定义为:

$$CM(r, l) = |K_{R_k^{(i)}}^- - K_{R_l^{(i)}}^+| \quad (21)$$

式中: k 为间隔中相交脊线的数量, 通过找到矩阵的最小元素进而确定连接对:

$$(r_0, l_0) = \underset{r, l \in \{1, \dots, k\}}{\operatorname{argmin}} CM^{(i)}(r, l) \quad (22)$$

步骤 6) 通过式 (21) 得出, 在 $(-\infty, t_s^{-(i)}]$ 中的脊线段 $\overline{IF}_{R_0^{(i)}}(t)$ 和在 $[t_e^{-(i)}, +\infty)$ 的脊线段 $\overline{IF}_{R_0^{(i)}}(t)$ 有相似的变化率, 应该被连接起来, 再重复步骤 5), 连接该区间内的其他脊线段, 并对所有交点区间重复上述算法, 即可完成时频脊线路径重组。

综合上述的分析, 可以理解为, 首先在自适应 S 变换时频分布的基础上, 对传统瞬时频率脊检测做出改进, 同时利用 ICCD 算法屏蔽已经被提取时频脊线的信号分量, 进行交替检测; 接着再判定信号相交区间的基础上, 舍弃原相交区间的瞬时频率, 利用 PRRG 算法进行时频脊线路径重组, 补上相交区间内缺失的瞬时频率, 从而达到获得更加准确的信号时频脊线, 进行信号分离。图 3 为本文方法流程图。

3 实验仿真及分析

均方误差 (mean square error, MSE) 通常用作回归问题的损失函数, 也可以用来观察真实瞬时频率与计算瞬时频率的误差, 本文使用均方误差作为评判实验结果的接近性, 公式如下:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (F_i - \hat{F}_i)^2 \quad (23)$$

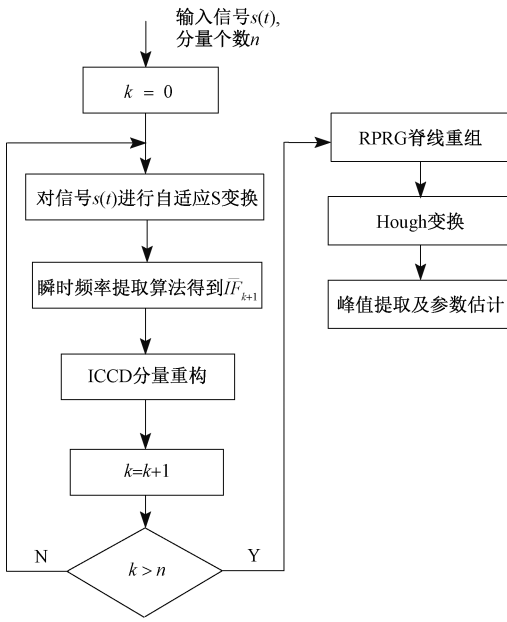


图 3 本文方法流程

Fig. 3 Method flow chart of this paper

式中: n 为待测信号数量, F_i 为真实瞬时频率, \hat{F}_i 为经过计算得到的瞬时频率。

实验 1: 两分量 LFM 信号改进算法仿真分析, 仿真信号分量分别为 $x_1 = \exp(j2\pi \cdot 300 \cdot t - 200 \cdot \pi \cdot t^2)$ 和 $x_2 = \exp(j2\pi \cdot 150 \cdot t + 250 \cdot \pi \cdot t^2)$, 在噪声为 0 dB 的环境下, 采样频率为 1 000 Hz, 采样时间为 1 s。

首先, 对该信号进行 S 变换, 得到的时频分布如图 4 (a) 所示, 从图 4(a) 可以看出传统的 S 变换时频聚集度很差, 在高频模糊能量较多, 图 4(b) 给出了该两分量 LFM 信号的改进自适应广义 S 变换结果, 结合浓度测量 (CM), 优化后的参数为 $a = 1.016 1, b = 0.848 8, c = 0.007 0, d = 0.990 7$, 结果如图 4(b) 所示。从图 4 中可以看出, 自适应广义 S 变换相较于传统的 S 变换, 其时频聚集性更好, 发散的模糊能量也比较少, 自适应广义 S 变换在增加控制窗参数的基础上保留了原始 S 变换的优点, 同时抗噪能力也较好, 更有利于信号的时频分析。

实验 2: 三分量、多时频交叉点信号实验。从“实验 1”可以看出当信号为两分量, 交叉点较少时, 瞬时频率的提取误差较小。但当信号分量变多, 交叉点变多时, 瞬时频率提取就容易产生失真问题, 为了解决这一问题。通过本文提出的自适应 S 变换获得时频分布结果, 结合 3.2 节提到的瞬时频率提取算法来改善信号分量在时频平面相交时瞬时频率提取的失真问题。

为了进一步验证算法的有效性, 构建一个三分量信号, 它所包含的 3 个信号分量分别为:

$$x_1 = \exp(j \cdot 2\pi \cdot 200 \cdot t^2), x_2 = \exp(j \cdot ((300\pi \cdot t$$

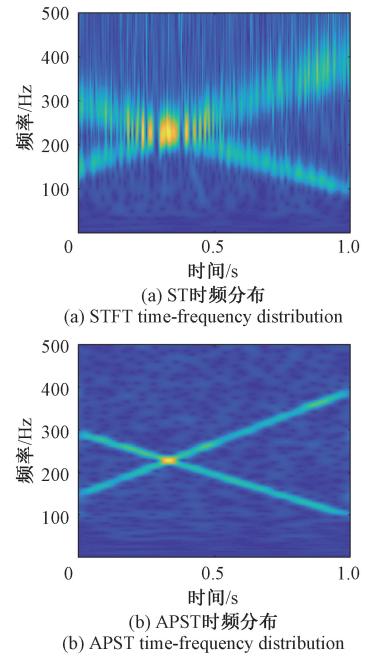


图 4 双分量 LFM 信号的传统 S 变换 (ST) 和自适应广义 S 变换 (APST) 对比

Fig. 4 Comparison between traditional S-transform (ST) and adaptive generalized S-transform (APST) of two-component LFM signals

$+ 100 \cdot \sin(2\pi \cdot t))$ 和 $x_3 = \exp(j \cdot (2\pi \cdot (400t - 200t^2)))$ 。设采样频率为 1 024 Hz, 采样时间为 1 s, 噪声为 -6 dB, 广义 S 变换的参数为: $a = 1.007 8, b = 0.922 3, c = 0.007 6, d = 0.197 8$, 对该信号分别进行以短时傅里叶变换和自适应 S 变换, 并用 RPRG+ICCD 方法实现时频域部分重叠的多分量信号的分离, 结果如图 5 所示。

图 5(a) 为短时傅里叶变换, 从时频图 5(a) 中可以看出, 在噪声环境下, 短时傅里叶变换的频率不太连续, 产生间断, 图 5(b) 为脊线的提取和拟合, 可以看出由于噪声影响和时频分析方法的限制, 提取的瞬时频率与真实频率不一致, 与原始的真实频率不能互相对应, 为后续的脊线重组产生较大影响, 进而导致了拟合错误, 使图 5(c) 脊路径的重组也受到影响, 重组了错误的瞬时频率。图 5(d) 为最终的信号分离的瞬时频率, 也因此出现严重偏差。图 5(d) 中虚线为信号的真实频率, 实线为经过 RPRG+ICCD 处理后的瞬时频率, 可以看到存在明显的误差, 此时的均方误差为 0.037 8。

图 5(e) 为自适应广义 S 变换, 可以看出与图 5(a) 短时傅里叶变换相比, 自适应广义 S 变换得到的时频图中频率较为连续。图 5(f) 为脊线的提取和拟合, 可以看出受噪声影响, 跟原本真实的瞬时频率有微小偏差但是不影响提取和拟合, 初始频率的估计精度和调频率估计精度都要好于图 5(b)。图 5(g) 为脊路径的重组, 可以

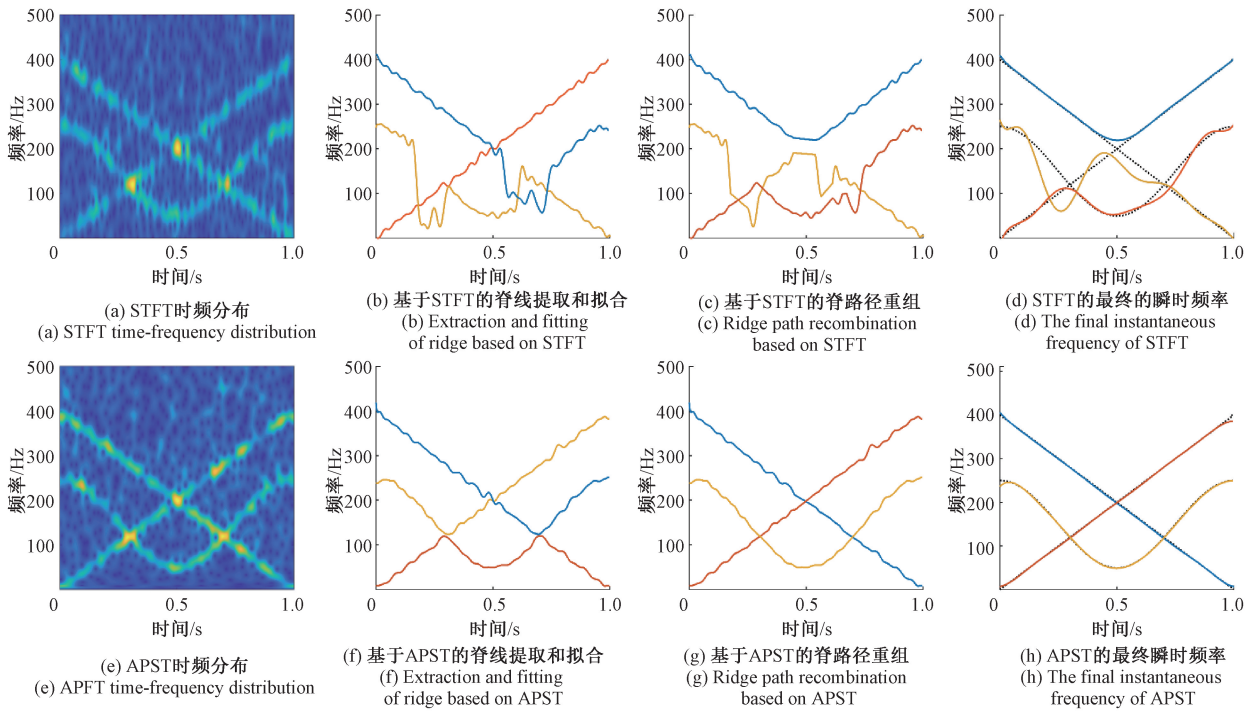


图 5 基于 STFT 和 APST 的时频平面相交的三分量 LFM 信号的瞬时频率提取

Fig. 5 Instantaneous frequency extraction of three-component LFM signals intersecting time-frequency plane based on STFT and APST

看出较图 5(f) 已经有了明显的平滑。图 5(h) 中虚线为信号的真实频率, 实线为经过 PRRG+ICCD 处理后的瞬时频率, 可以看出已经基本和真实频率重合, 此时的均方误差为 0.0014。

通过两组实验的对比可以发现, 通过 RPRG+ICCD 获取瞬时频率, 关键在于一开始对于信号的时频分析的方法能够产生清晰且效果较好的时频分布图, 如果时频分布图的效果不好将对后续一系列瞬时频率操作产生很大的影响, 带来误差。

4 结 论

本文从时频前着手对传统的广义 S 变换时频方法进行改进, 并结合时频后处理方法来实现多分量信号的准确分离。传统的短时傅里叶变换窗口不能改变, 原始的 S 变换窗口形态变换单一, 都难以满足分析复杂的非平稳信号的需要, 因此对于时频前处理方法, 选择增加 S 变换窗的控制参数, 使得窗口更加灵活, 同时结合时频聚集度值来自适应调节参数, 进一步提高信号时频分析的时频聚集度和时频分辨率。此后再通过对比传统短时傅里叶方法及结合 RPRG+ICCD 瞬时频率提取的实验分析, 实验结果表明, 本文方法得到的瞬时频率跟真实瞬时频率有很好的重合性, 均方误差值也很小。本文所提方法对含噪信号有很好的适应性, 表现了优良的抗噪性能, 时

频分辨率也较好, 也可以获得更准确的多分量信号分离结果。

参考文献

- [1] 李恒, 张氢, 秦仙蓉, 等. 基于短时傅里叶变换和卷积神经网络的轴承故障诊断方法[J]. 振动与冲击, 2018, 37(19): 124-131.
LI H, ZHANG Q, QIN X R, et al. Bearing fault diagnosis method based on STFT and convolutional neural network [J]. Journal of Vibration and Shock, 2018, 37(19): 124-131.
- [2] 王剑平, 张捷. 小波变换在数字图像处理中的应用[J]. 现代电子技术, 2011, 34(1): 91-94.
WANG J P, ZHANG J. Application of wavelet transform in digital image processing [J]. Modern Electronic Technology, 2011, 34(1): 91-94.
- [3] 王思豪, 王晓东, 李卓睿, 等. 一种改进的 MP-WVD 滚动轴承信号时频分析方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 240(12): 133-143.
WANG S H, WANG X D, LI ZH R, et al. An improved time-frequency analysis method for MP-WVD rolling bearing signal [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 240(12): 133-143.
- [4] 王红庆. 分数阶 S 变换及其在齿轮箱故障诊断中的应用[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 224(8): 133-139.
WANG H Q. Fractional S-transform and its application in

- gearbox fault diagnosis [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 224 (8): 133-139.
- [5] 胡至华, 胡雨豪, 马东涛, 等. 基于广义 S 变换的不同类型泥石流声波试验研究[J]. 岩土工程学报, 2020, 42(10): 1962-1968.
HU ZH H, HU Y H, MA D T, et al. Experimental study on acoustic wave of different types of debris flow based on generalized S-transform [J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2020, 42(10): 1962-1968.
- [6] 方玉霞, 胡英, 陈辉, 等. 自适应参数化 S 变换在三角洲砂岩储层识别中的应用[C]. 2020 年中国地球科学联合学术年会论文集(十九), 2020: 79-82.
FANG Y X, HU Y, CHEN H, et al. Application of adaptive parametric S transform in delta sandstone reservoir identification [C]. 2020 Chinese Geoscience Union Academic Conference Proceedings (19), 2020: 79-82.
- [7] 卢彩霞, 王新环, 刘志超, 等. 基于改进 S 变换-TT 变换的电压暂降特性研究[J]. 电子测量技术, 2019, 312(4): 58-64.
LU C X, WANG X H, LIU ZH CH, et al. Research on voltage sag characteristics based on improved S-TT transform [J]. Electronic Measurement Technology, 2019, 312(4): 58-64.
- [8] 李燕, 何怡刚, 于文新, 等. 广义 S 变换多分量 LFM 信号检测及参数估计[J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(12): 2056-2062.
LI Y, HE Y G, YU W X, et al. Generalized S-transform multi-component LFM signal detection and parameter estimation [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2017, 31(12): 2056-2062.
- [9] IATSENKO D, STEFANOVSKA A, MCCLINTOCK P V. Nonlinear mode decomposition: A noise-robust, adaptive decomposition method[J]. Physical Review E Statistical Nonlinear & Soft Matter Physics, 2016, 92(3): 916-933.
- [10] GILLES J. Empirical wavelet transform [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 61(16): 3999-4010.
- [11] WANG D, WANG J, LIU Y, et al. An adaptive time-frequency filtering algorithm for multi-component LFM signals based on generalized S-transform. 21st International Conference on Automation and Computing[C]. America: IEEE, 2015: 1-6.
- [12] 杜明家, 胡保华, 肖飞云, 等. 基于经验模态分解的牵张反射起始点检测研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(4): 27-32.
DU M J, HU B H, XIAO F Y, et al. Research on the detection of the initial point of stretch reflection based on empirical mode decomposition [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(4): 27-32.
- [13] CHEN S, PENG Z, YANG Y, et al. Intrinsic chirp component decomposition by using Fourier series representation [J]. Signal Processing, 2017, 137: 319-327.
- [14] ZHU M, ZHANG X, YUE Q. An adaptive STFT using energy concentration optimization [C]. 2015 10th International Conference on Information, Communications and Signal Processing (ICICS). IEEE, 2015: 1-4.
- [15] CHEN S, DONG X, XING G, et al. Separation of overlapped non-stationary signals by ridge path regrouping and intrinsic chirp component decomposition [J]. IEEE Sensors Journal, 2017, 17(18): 5994-6005.

作者简介



江莉, 分别获燕山大学学士学位, 西安电子科技大学硕士学位, 西安电子科技大学博士学位。现为西安建筑科技大学信息与控制工程学院副教授, 主要研究方向为非平稳信号处理、信号检测与估计。

E-mail: yolanda_jiangli@163.com

Jiang Li received her B. Sc. degree from Yanshan University, the M. S. and Ph. D. degrees from Xidian University, respectively. She is currently an associate professor at the College of Information and Control Engineering, Xi'an University of Architecture and Technology. Her main research interests include time-frequency analysis of nonstationary signals, signal detection and estimation.



焦予栋(通信作者), 2020 年于西安文理学院获得工学学士学位, 现为西安建筑科技大学硕士研究生, 主要研究方向为非平稳信号处理。

E-mail: 584813864@qq.com

Jiao Yudong (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Xi'an University of Arts and Sciences in 2020. Now he is currently a M. Sc. candidate at Xi'an University of Architecture and Technology. His main research interest includes non-stationary signal processing.



向世召, 2020 年于西安建筑科技大学获得工学学士学位, 现为西安建筑科技大学硕士研究生, 主要研究方向为非平稳信号处理。

E-mail: 2509769587@qq.com

Xiang Shizhao received his B. Sc. degree from Xi'an University of Architecture and Technology in 2020. Now he is currently a M. Sc. candidate of Xi'an University of Architecture and Technology. His research interest includes non-stationary signal processing.