

基于 NGWarblet-WVD 的高质量时频分析方法

郝国成^{1,2,3} 冯思权^{1,2} 王巍¹ 凌斯奇^{1,3} 谭淦元^{1,3}

摘要 针对高聚集度 Wigner-Ville distribution (WVD) 时频分析方法存在严重的交叉项干扰问题, 利用广义 Warblet 变换 (Generalized Warblet transform, GWT) 不产生虚假频率分量的特点, 提出了 WVD 与 GWT 相结合的归一化广义 Warblet-WVD (Normalized generalized Warblet-WVD, NGWT-WVD) 算法. 该算法将 GWT 与 WVD 进行矩阵运算, 实现滤波效应, 抑制 WVD 产生的新交叉项以及混入自项的交叉项, 提高 WVD 的时频分析质量. 实验结果表明, NGWT-WVD 方法有效地去除了多分量信号的交叉项干扰, 提高信号分析结果的时频聚集度, 还原多分量信号的真实时频分布. 采用 NGWT-WVD 方法处理金属疑似破裂样本信号, 获取破裂发生区间的的时间和频率标志段, 为监测传感器设置有效门限值提供判据, 取得了良好效果.

关键词 时频分析, 交叉项干扰, Wigner-Ville 分布, 广义 Warblet 变换, 疑似金属破裂信号

引用格式 郝国成, 冯思权, 王巍, 凌斯奇, 谭淦元. 基于 NGWarblet-WVD 的高质量时频分析方法. 自动化学报, 2022, 48(10): 2526–2536

DOI 10.16383/j.aas.c190566

High Quality Time-frequency Analysis via Normalized Generalized Warblet-WVD

HAO Guo-Cheng^{1,2,3} FENG Si-Quan^{1,2} WANG Wei¹ LING Si-Qi^{1,3} TAN Song-Yuan^{1,3}

Abstract To solve the cross-terms interference of the high-aggregation Wigner-Ville distribution (WVD) time-frequency analysis method, a normalized generalized Warblet-WVD (NGWT-WVD) algorithm combining WVD and generalized Warblet transform (GWT) is proposed by using the characteristics of GWT without false frequency components. The algorithm can achieve the filtering effect by matrix operations on the GWT and WVD, and suppress new cross terms generated by WVD and cross terms mixed with its self terms. At the same time, it also improves the time-frequency analysis quality of WVD. The experimental results show that the NGWT-WVD method effectively removes the crossterm interference of multi-component signals and improves the time-frequency aggregation of the analysis results, the truly time-frequency distribution of the multi-component signal is restored. The NGWT-WVD method is used to process the sample signal suspected rupture of the metal, and the time and frequency flag segments of the rupture interval are obtained, which provides the basis for determining the effective threshold value of the monitoring sensor and achieves satisfactory results.

Key words Time-frequency analysis, cross-terms interference, Wigner-Ville distribution (WVD), generalized Warblet transform (GWT), signal suspected rupture of the metal

Citation Hao Guo-Cheng, Feng Si-Quan, Wang Wei, Ling Si-Qi, Tan Song-Yuan. High quality time-frequency analysis via normalized generalized Warblet-WVD. *Acta Automatica Sinica*, 2022, 48(10): 2526–2536

时频分析方法采用时间和频率域联合函数来处理时序信号, 获取信号频率随时间变化的细节信息, 是现代信号处理领域的重要技术手段之一. 1946 年, Gabor 首次对傅里叶变换加高斯窗函数, 提出了著

名的 Gabor 变换, 由此开启了时频联合分析的新思路^[1]. Ville 将量子力学的 Wigner 分布用于信号分析与处理领域, 提出了 Wigner-Ville 分布 (Wigner-Ville distribution, WVD)^[2]. WVD 具有良好的时频聚集特性, 但存在严重的交叉项干扰问题. Cohen 对 WVD 进行时频二维卷积得到 Cohen 类时频分布^[3]. Cohen 类时频分布通过构造核函数, 达到消除或抑制交叉项的目的, 缺点是降低了频率聚集度. 20 世纪 80 年代, Mallat^[4] 提出了多尺度分析思想和 Mallat 算法, 成功地统一了各种小波函数的构造模型, 使用可调节的时间和频率窗口, 有效提高了频率聚集度. 1996 年, 美国地球物理学家 Stockwell 等^[5] 对短时傅里叶变换和连续小波变换的思想进行延伸与推广, 提出了 S 变换. 1998 年, Huang 等^[6] 提

收稿日期 2019-08-06 录用日期 2020-04-10

Manuscript received August 6, 2019; accepted April 10, 2020

国家自然科学基金 (61333002), 111 项目 (B17040), 资助

Supported by National Natural Science Foundation of China (61333002) and 111 Project (B17040)

本文责任编辑 潘泉

Recommended by Associate Editor PAN Quan

1. 中国地质大学 (武汉) 机械与电子信息学院 武汉 430074 2. 复杂系统先进控制与智能自动化湖北省重点实验室 武汉 430074 3. 智能地学信息处理湖北省重点实验室 武汉 430074

1. School of Mechanical Engineering and Electronic Information, University of Geosciences (Wuhan), Wuhan 430074 2. Hubei Key Laboratory of Advanced Control and Intelligent Automation for Complex Systems, Wuhan 430074 3. Hubei Key Laboratory of Intelligent Geo-Information Processing, Wuhan 430074

出经验模态分解 (Empirical mode decomposition, EMD), 将信号分解为有限个固有模态函数 (Intrinsic mode functions, IMF) 的集合. EMD 方法可应用于多种类型信号的分解, 在处理非平稳、非线性信号方面, 效果良好^[7-8]. 但相对来讲, S 变换和 EMD 的聚集度不够理想. 2012 年, Yang 等^[9] 提出了适用范围更广泛的参数化时频分析广义 Warblet 变换 (Generalized Warblet transform, GWT), 该方法具有真实反映信号频率分布的特点, 但存在频率泄露现象, 时频聚集度较差, 需要结合其他算法加以改进.

WVD 作为一种优良的双线性时频分析方法具有其他方法不可替代的高锐化时频聚集特性, 但在处理多分量信号时会出现交叉项干扰问题. 文献 [10-12] 提出对信号进行 WVD 处理前, 分别采用变分模态分解 (Variational mode decomposition, VMD)、集成经验模态分解 (Ensemble empirical mode decomposition, EEMD)、自适应匹配追踪 (Adaptive matching pursuit, AMP) 将多分量信号转换为单分量信号, 有效避免产生交叉项; 文献 [13] 通过对信号进行带通滤波和相位矫正的方法去除交叉项; 文献 [14] 提出矩阵旋转变换的方法, 将 WVD 交叉项旋转至与频率轴平行, 再通过滤波器滤除交叉项; 文献 [15] 通过二重余弦信号的 WVD, 推导自项与交叉项位置关系以及振荡特性, 滤除交叉项; 文献 [16-17] 采用两种算法结合的思想 (如 Gabor-WVD、BGabor-NSPWVD、SPWVD-WVD 等), 对比实验证明此方法有效抑制了 WVD 交叉项.

本文在分析 WVD 交叉项的产生原因基础上, 将交叉项分为新产生的交叉项分量和混入自项的交叉项分量两种类型. 利用 GWT 较好还原信号真实频率分布的特性, 将 GWT 矩阵与 WVD 矩阵联合处理以实现滤波效应, 抑制 WVD 的两种类型交叉项. 使用两种定量评价方法将 NGWT-WVD 算法与同类算法进行对比, 检验算法有效性. 最后将该

算法用于处理金属破裂样本信号, 获取破裂期间的时频分布图, 找出滤波器的窗口门限近似频率, 为声发射信号监测传感器采集卡提供门限设置依据.

1 NGWT-WVD 算法

1.1 WVD (Wigner-Ville 分布)

WVD 是一种双线性时频分布, 设信号为 $z(t)$, 其 Wigner-Ville 分布表达式为

$$WVD(t, f) = \int z\left(t + \frac{\tau}{2}\right) z^*\left(t - \frac{\tau}{2}\right) e^{-j2\pi\tau f} d\tau \quad (1)$$

$R(t, \tau) = z(t + \tau/2) z^*(t - \tau/2)$ 表示信号的自相关函数, WVD 可看作信号自相关函数的傅里叶变换. WVD 具有优良的时频聚集度, 但处理多分量信号时会出现交叉项, 如式 (2) 所示

$$\begin{aligned} R(t, \tau) &= \sum z^*\left(t - \frac{1}{2}\tau\right) \sum z\left(t - \frac{1}{2}\tau\right) = \\ &= \sum_i z_i^*\left(t - \frac{1}{2}\tau\right) z_i\left(t - \frac{1}{2}\tau\right) + \\ &= \sum_i \sum_j z_i^*\left(t - \frac{1}{2}\tau\right) z_j\left(t - \frac{1}{2}\tau\right) = \\ &= R_a(t, \tau) + R_s(t, \tau) \end{aligned} \quad (2)$$

$R_a(t, \tau)$ 表示自相关成分 (自项), 是有用信息; $R_s(t, \tau)$ 表示互相关成分 (交叉项), 是干扰信息. 对于同时时间区间的多分量信号, 交叉项具有两个特点: 任意两个信号分量均会产生一个交叉项; 交叉项位于两频率分量中间.

选取三分量线性调频信号 $z_1(t)$ 为例, 说明信号各成分之间的关系. 其表达式如式 (3) 所示

$$z_1(t) = \sum_{i=0}^2 e^{j(2\pi(0.1it + \frac{3t^2}{8000}))} \quad (3)$$

信号二维、三维 WVD 时频分布如图 1 所示. 由图 1(a)

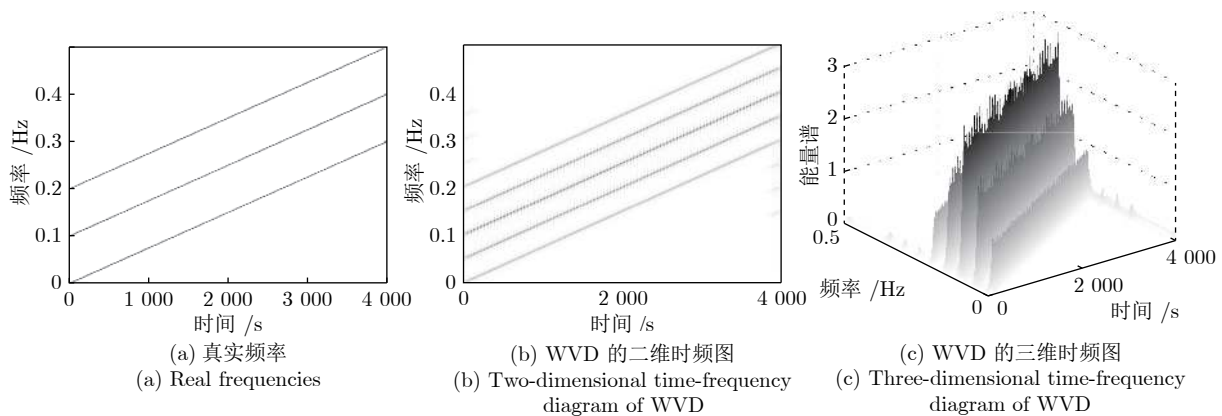


图 1 三分量信号的 WVD 时频图

Fig. 1 Time-frequency diagram of WVD of three-components signal

和图 1(b) 对比可见, 三分量线性调频信号的 Wigner-Ville 分布引入了一些新分量, 这些分量是新产生的交叉项分量; 而由图 1(c) 的三维图可见, 中间分量能量远高于两边分量, 说明有部分交叉项混入进自项成分. 本文需要解决的问题有两个: 一是抑制新产生的交叉项分量; 二是抑制混入自项的交叉项分量.

1.2 GWT (广义 Warblet 变换)

GWT 是核函数以傅里叶级数为模型定义的参数化时频分析方法. 其定义为

$$GWT(t_0, \alpha, \beta, f, \omega; \sigma) = \int_{-\infty}^{+\infty} \bar{z}(t) w_{\sigma}(t - t_0) e^{-j\omega t} dt \quad (4)$$

其中, $t_0 \in \mathbf{R}$ 表示时间窗滑动时的窗中心所在时间, $w_{\sigma} \in L^2(\mathbf{R})$ 定义了一个非负对称的标准化实窗, 通常是高斯窗, $\bar{z}(t)$ 计算式为

$$\begin{cases} \bar{z}(t) = z(t) \Phi^R(t, a, b, f) \Phi^S(t, t_0, a, b, f) \\ \Phi^R(t, a, b, f) = e^{-j(\sum_{i=1}^m \frac{a_i}{f_i} \cos 2\pi f_i t + \sum_{i=1}^m \frac{b_i}{f_i} \sin 2\pi f_i t)} \\ \Phi^S(t, t_0, a, b, f) = e^{(j2\pi(-\sum_{i=1}^m a_i \cos 2\pi f_i t_0 + \sum_{i=1}^m b_i \sin 2\pi f_i t_0))} \end{cases} \quad (5)$$

其中, $z(t)$ 为解析信号, m 表示正弦函数或余弦函数的总数, a_i 和 b_i 为傅里叶系数, f_i 为对应谐波分量频率, $\Phi^R(t, a, b, f)$ 和 $\Phi^S(t, t_0, a, b, f)$ 分别为频率平移算子与频率旋转算子. 频率旋转算子用瞬时频率减去 $\rho = -\sum_{i=1}^m a_i \cos 2\pi f_i t + \sum_{i=1}^m b_i \sin 2\pi f_i t$ (Hz) 来旋转分析信号频率分量; 频率平移算子在频率分量添加频率增量 $\gamma = -\sum_{i=1}^m a_i \cos 2\pi f_i t_0 + \sum_{i=1}^m b_i \sin 2\pi f_i t_0$ (Hz) 使频率分量平移时间 t_0 , 最后对频率分量进行短时傅里叶变换.

参数化时频分析方法选取合适的核函数对其分析效果有很大影响, 采用傅里叶级数变换核的 GWT 能够分析具有周期性或非周期性时频特征的非平稳信号, 以及具有强振荡时频特征的信号, 使其适用范围更加广阔.

三分量线性调频信号的 GWT 时频图如图 2 所示.

图 2 中 GWT 算法采用傅里叶级数模型作为核函数, 较好地还原了信号的真实频率分布, 虽然时频聚集度较差, 但能够保留真实频率分量, 不会产生交叉项. 由此, 基于 WVD 的高锐化特性和 GWT 真实还原信号时频分布的特性, 将二者相结合, 得到 GWT-WVD 算法, 既能抑制交叉项, 又能保留高锐化时频聚集度的性能.

1.3 GWT-WVD 算法: 抑制新产生的交叉项分量

本文提出的 GWT-WVD 算法, 可有效抑制

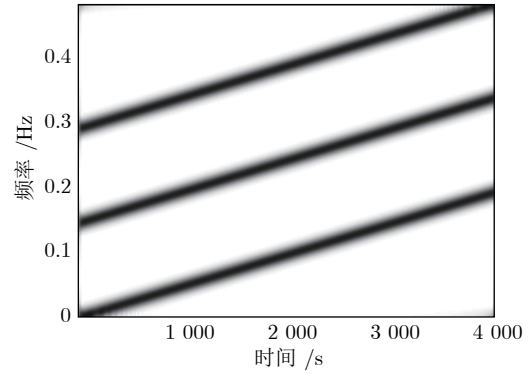


图 2 三分量信号的 GWT 时频图

Fig. 2 Time-frequency diagram of GWT of three-components signal

WVD 的交叉项分量. 该算法通过对 GWT 算法与 WVD 算法得到的矩阵进行运算, 在保留较好的时频聚集度的同时, 能较好地消除或抑制交叉项. 其表达式为

$$GW_x(t, f) = p(GWar_x(t, f), W_x(t, f)) \quad (6)$$

其中, $GWar_x(t, f)$ 与 $W_x(t, f)$ 分别代表 GWT 与 WVD, $p(x, y)$ 为联合处理函数. 本文采用了 3 种不同的函数, 得到 GWT-WVD 算法的 3 种定义式

$$GW_x(t, f) = \min \{GWar_x(t, f), |W_x(t, f)|\} \quad (7)$$

$$GW_x(t, f) = GWar_x^a(t, f) \times W_x^b(t, f) \quad (8)$$

$$GW_x(t, f) = W_x(t, f) \times \{|GWar_x(t, f)| > c\} \quad (9)$$

式 (7) ~ (9) 分别采用最小值法、二值化法、幂指数调节法对两矩阵进行处理, 其各自实现思想如下.

1) 最小值法. 比较 WVD 矩阵及 GWT 矩阵对应位置元素, 筛选其中较小的元素, 按比例处理后组成 GWT-WVD 矩阵, 使 WVD 矩阵新产生的交叉项所在位置的元素被 GWT 矩阵元素取代.

2) 幂指数调节法. 调节幂指数, 增强 GWT 与 WVD 矩阵中信号数据对应的元素, 削弱交叉项数据对应的元素, 再将两矩阵点乘, 得到 GWT-WVD 矩阵.

3) 二值化法. 选取合适的阈值将 GWT 矩阵二值化得到新矩阵, 用新矩阵点乘 WVD 矩阵得到 GWT-WVD 矩阵. WVD 矩阵有交叉项的元素位置对应的 GWT 矩阵元素会小于阈值, 二值化后为 0, 与 WVD 矩阵相乘后可消除新产生的交叉项.

线性调频信号 $z_1(t)$ 的 3 种 GWT-WVD 时频分布如图 3 所示. 3 种结合方法均能优化信号的时频分布, 有效抑制交叉项, 但幂指数调节法的时频聚集度比另外两种方法差 (第 3 节讨论时频聚集度

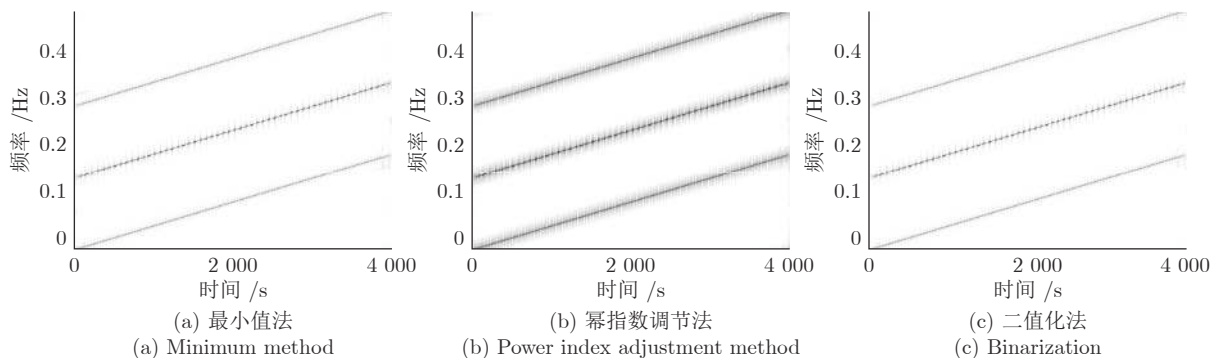


图 3 3 种 GWT-WVD 时频图
Fig.3 Time-frequency diagram of three types of GWT-WVD

问题). 在处理复杂信号时, 二值化法阈值难以确定. 综合比较, 最小值法的 GWT-WVD 算法性能最佳.

1.4 NGWT-WVD 算法: 抑制混入自项的交叉分量

GWT-WVD 算法能够有效抑制新产生的交叉项分量, 但无法抑制混入自项分量的交叉项. 针对这个问题, 本文对 GWT-WVD 算法进行改进, 又提出 NGWT-WVD 算法, 其主要实现思路如下.

- 1) 采用广义 Warblet 变换和 WVD 分别对原信号进行处理, 得到 GWT 矩阵和 WVD 矩阵;
- 2) 找出 GWT 矩阵中元素数值的最大值 GWT_{max} , 并记录其所对应的位置 (i, j) , 将 GWT 矩阵中的各元素除以 GWT_{max} , 即对 GWT 矩阵进行归一化, 得到矩阵 GWT-1;
- 3) 记录 GWT-1 矩阵中元素数值的最小值 GWT_{min} , 最小值 GWT_{min} 要求非零, 并用 GWT_{min} 的数值替换掉矩阵 GWT-1 中所有值为 0 的元素;
- 4) 找出 WVD 矩阵中位置为 (i, j) 的元素, 将其记为 WVD_{max} , 同时将 WVD 矩阵中的各个元素除以 WVD_{max} , 得到矩阵 WVD-1;
- 5) 用矩阵 WVD-1 点除矩阵 GWT-1, 得到矩阵 T , 选取矩阵 T 中大于 x 的元素以及小于 y 的元素, x 设置为 5, y 设置为 2, 将所对应的元素位置置 1, 并记录大于 x 的元素位置;
- 6) 在 WVD 矩阵中找出与上一步记录对应的元素位置, 并将此位置上元素置为 0, 最后用 WVD 矩阵点除矩阵 T , 输出 NGWT-WVD 矩阵. 其流程如图 4 所示.

线性调频信号的 GWT-WVD 算法和 NGWT-WVD 算法三维时频分布如图 5 所示. 由图 5(a) 可见, 中间分量的能量谱明显高于其他分量的能量谱, GWT-WVD 算法不能有效抑制混入自项的交叉分量; 而图 5(b) 中 3 个信号分量能量一致, 混入自

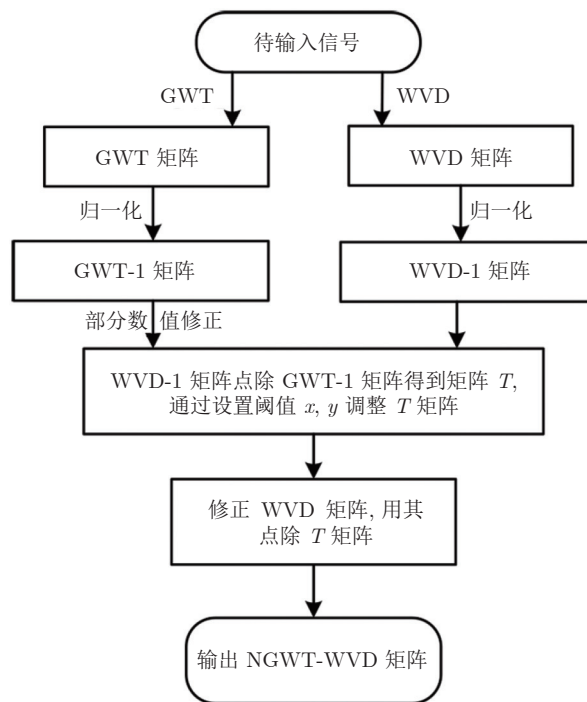


图 4 NGWT-WVD 算法流程图
Fig.4 Algorithm flowchart of NGWT-WVD

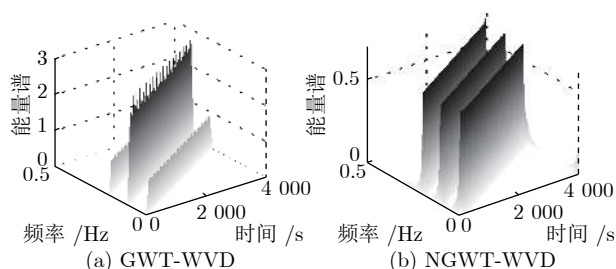


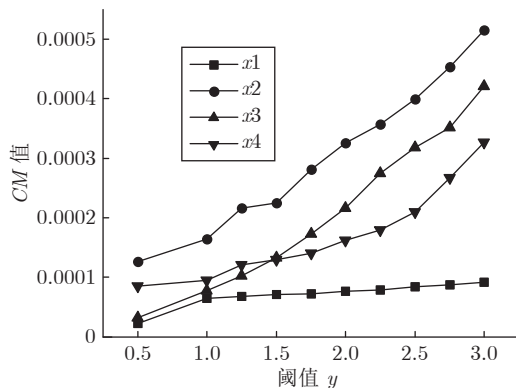
图 5 三分量信号三维时频图比较
Fig.5 Three-dimensional time-frequency diagrams comparison of three-component signals

项成分上的交叉项被有效抑制. 图 5 说明 NGWT-WVD 算法能有效抑制线性调频信号的两类交叉项.

NGWT-WVD 算法中的阈值参数 x 是为了抑制存在于自项中的干扰项, 阈值 y 是为了抑制新产生的干扰项并且去除发散的能量. 阈值对 NGWT-WVD 算法性能起决定性作用, 这里使用后文的两种定量评价方式对两个阈值的敏感性进行分析, 其结果如图 6 所示.

图 6(a) 是 CM 值 (时频聚集度定量评价方法, 数值越大代表聚集度越高, 其计算式见第 3.2 节) 随阈值 y 变化折线图, 此时阈值 x 设置为 5, x_1, x_2, x_3, x_4 分别代表文中使用的 4 种仿真信号. 图中, 阈值 y 小于 1 时, NGWT-WVD 算法的时频聚集度低于 WVD 算法; 随着阈值 y 的增加, CM 值逐渐增加, WVD 中部分扩散的时频系数被滤除, 时频聚集度提高. 当阈值 y 超过 2 时, 时频聚集度 CM 值迅速提高, 但这是以滤除部分 WVD 有用信息分量为代价. 因此阈值 y 取值为 2 即可, 此时新产生的交叉项基本消除干净 (由图 5(b) 可见), 且时频聚集度较理想. 图 6(b) 是时变功率谱误差随阈值 x 变化折线图, 此时阈值 y 设置为 2 (基本消除了新产生的交叉项分量). 阈值 x 是为滤除混入自项的交叉项 (只有仿真信号 1 含有混入自项的交叉项), 当阈值 x 大于 10 时, 时变功率谱误差保持在 25% 左右, 无法滤除混入自项的交叉项; 阈值 x 在 5~6 之间时, 时变功率谱误差接近 0, 此时抑制效果较好; 小于 5 后, 由于滤除了信息项, 导致误差进一步增加, 因此阈值 x 设置为 5 较合适. 实际应用信号由一系列单分量信号线性叠加而成, 也可按照此参数设置相应阈值.

NGWT-WVD 算法通过对 GWT 矩阵进行归一化且做去零处理得到的 GWT-1 矩阵, 此矩阵为对照矩阵, 通过设置两个阈值, 实现了滤波效应, 剔除了 WVD 中发散能量, 且抑制了混入自项的交叉项和新产生的交叉项, 得到了更加理想的时频分布结果.



(a) CM 值随阈值 y 变化图
(a) CM value changes with threshold y

2 数值实验

为了评价 NGWT-WVD 算法的处理效果, 本文另外构造了 3 种具有代表性的信号, 并通过与 Gabor-WVD、VMD-WVD 两种较有代表性的方法进行对比, 验证该算法的有效性.

2.1 分段信号

函数表达式为

$$z_2(t) \begin{cases} \cos(2\pi \times 0.4t), & 250 \leq t \leq 700 \\ \cos(2\pi \times 0.2t), & 700 < t \leq 1500 \\ \cos(2\pi \times 0.1t), & 1500 < t \leq 2200 \\ \cos(2\pi \times 0.025t), & 2200 < t \leq 3500 \end{cases} \quad (10)$$

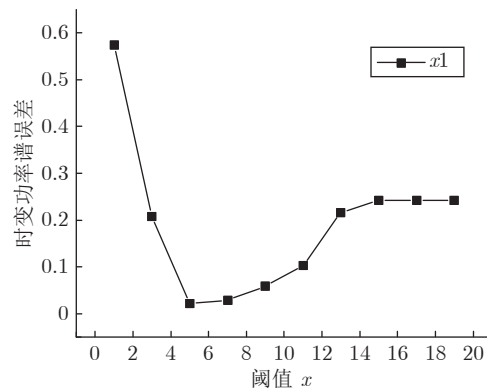
分段信号 $z_2(t)$ 的 WVD、Gabor-WVD (文献 [14] 中采用的处理方法)、VMD-WVD (选取模数为 4)、NGWT-WVD 算法时频分布如图 7 所示. 图 7(a) 中 WVD 在端点处出现严重的交叉项干扰; 图 7(b) 中 Gabor-WVD 算法处理信号时仍然会出现少许交叉项; 图 7(c) 中, VMD 的参数设置准确的情况下, VMD-WVD 算法交叉项抑制效果较好; 图 7(d) 中 NGWT-WVD 算法得到的时频分布也基本没有交叉项.

2.2 交叉型信号

函数表达式为

$$z_3(t) = e^{j2\pi\left(\frac{t^2}{20000}\right)} + e^{j2\pi\left(0.4t - \frac{3t^2}{80000}\right)} \quad (11)$$

交叉信号 $z_3(t)$ 的 WVD、Gabor-WVD、VMD-WVD (选取模数为 2) 以及 NGWT-WVD 算法的时频分布如图 8 所示. 此信号为两个线性调频信号交叉于一点, 交叉点的频率分量混合在一起, 分离困难. 图 8(b) 中 Gabor-WVD 算法在处理该信号时, 不能十分有效地抑制交叉项, 且时频聚集度较



(b) 时变功率谱误差随阈值 x 变化图
(b) Time-varying power spectrum error changes with threshold x

图 6 阈值敏感性测试图

Fig.6 The test chart of threshold sensitivity

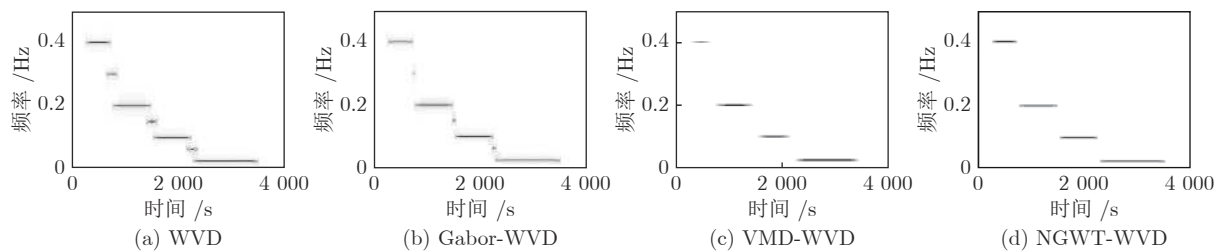


图 7 分段信号时频图

Fig.7 Time-frequency diagram of segmented signal

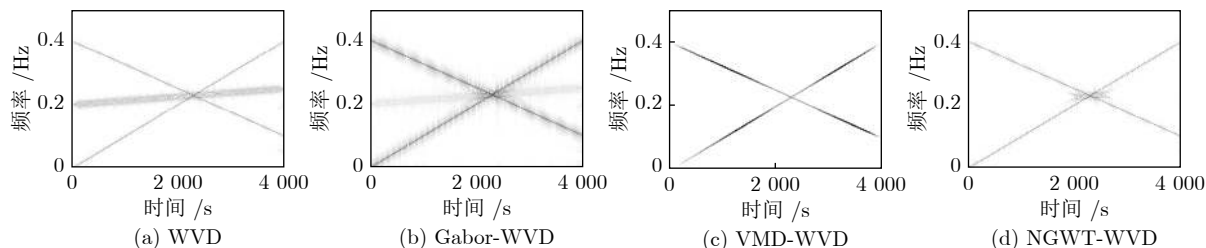


图 8 交叉型信号时频图

Fig.8 Time-frequency diagram of cross-type signal

低. 图 8(c) 中 VMD-WVD 算法交叉项抑制效果较好, 时频聚集度略差; 图 8(d) 中 NGWT-WVD 算法对此信号的频率分量刻画准确, 时频聚集度高.

2.3 两分量调频信号

函数表达式为

$$z_4(t) = e^{j2\pi(0.1t^3 - 0.2t^2 + 3t)} + e^{j2\pi(20t - 4\cos t)} \quad (12)$$

信号 $z_4(t)$ 是由一个抛物线调频信号和一个正弦调频信号组成, 并存在交叉点. 该信号的 WVD、Gabor-WVD、VMD-WVD (选取模数为 2) 以及 NGWT-WVD 算法的时频分布如图 9 所示. 由图可见, 图 9(b) 中 Gabor-WVD 不能完全抑制, 图 9(c) 中 VMD-WVD 在处理这一类复杂调频信号时, 即使参数设置准确, 也无法有效将单分量信号完全分开, 交叉项干扰较为严重; 而 NGWT-WVD 算法对交叉项具有较好的抑制效果. 由此, 以上 3 个仿真实验都能说明 NGWT-WVD 算法具有较好的抑制

信号交叉项效果, 同时保留了高时频聚集度, 提高了时频分析质量.

3 算法性能评价

为定量说明 NGWT-WVD 算法性能, 本文选取交叉项抑制效果评价和时频聚集度评价两个指标评判该算法的时频分析效果.

3.1 交叉项抑制效果评价

交叉项抑制效果是 WVD 改进算法性能评价的重要指标, 以往均使用定性分析, 即通过观察时频分布结果得出判断. 本文在分析 WVD 交叉项出现规律的基础上, 提出一种定量的交叉项抑制效果评价方法. 由式 (2) 知, 信号经 WVD 处理后, 分量包括自项成分与交叉项成分, 本文计算信号在时间-频率平面的时变功率谱 P_i , 并与信号标准时变功率谱 IP_i (不含交叉项的信号功率谱) 作对比, 计算出

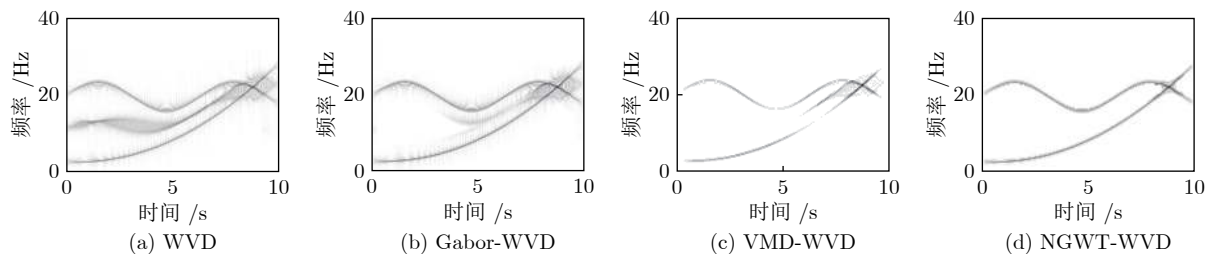


图 9 两分量调频信号时频图

Fig.9 Time-frequency diagram of two-component frequency modulated signal

时变功率谱误差, 以此评价交叉项抑制效果. 选取信号 $z_1(t)$, $z_2(t)$, $z_3(t)$, $z_4(t)$ 作为研究对象, 计算各算法的功率谱与标准功率谱的平均相对误差, 其计算式为

$$\eta_s = 20 \lg \left(\frac{1}{N} \sum_{i=0}^N \frac{P(i) - IP(i)}{IP(i)} \right) \quad (13)$$

其中, N 为信号采样点数. 标准时变功率谱计算式为

$$IP(i) = P_{f1}(i) + P_{f2}(i) + \dots + P_{fj}(i) + \dots + P_{fn}(i) \quad (14)$$

其中, n 表示信号含有单分量的个数, $P_{fj}(i)$ 代表第 j 个单分量的时变功率谱. 将各单分量分别求时频分布后相加, 得到没有交叉项的标准时变功率谱. 四种仿真信号平均时变功率谱误差对应的柱形图如图 10 所示, 数据如表 1 所示, z_1, z_2, z_3, z_4 分别代表信号 $z_1(t), z_2(t), z_3(t), z_4(t)$.

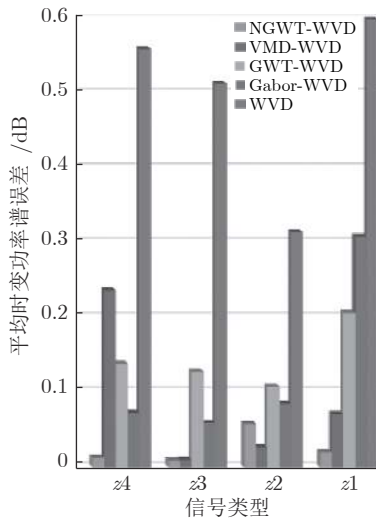


图 10 各算法的时变功率谱误差柱形图

Fig. 10 Time-varying power spectrum error column chart of each algorithm

表 1 各算法的时变功率谱误差比较

Table 1 Time-varying power spectrum error comparison of each algorithm

算法类型	$z_1(t)$	$z_2(t)$	$z_3(t)$	$z_4(t)$
WVD	0.6061	0.3153	0.5139	0.5603
Gabor-WVD	0.3095	0.0854	0.0599	0.0736
GWT-WVD	0.2072	0.1084	0.1287	0.1394
VMD-WVD	0.0720	0.0274	0.0105	0.2375
NGWT-WVD	0.0210	0.0587	0.0099	0.0136

表 1 中不同信号的 NGWT-WVD 算法的时变功率谱误差均为最小, 反映出算法抑制交叉项性能

最佳. 图 11 为表 1 的平均时变功率谱误差折线图形式.

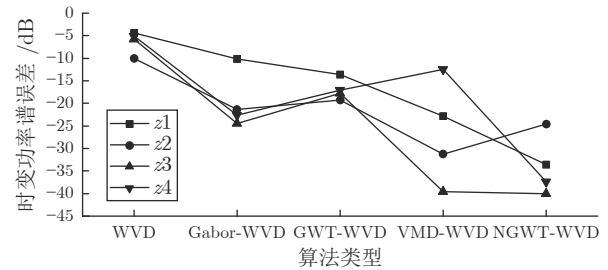


图 11 各算法的时变功率谱误差折线图

Fig. 11 Time-varying power spectrum error line chart of each algorithm

图 11 中 WVD 算法的误差值最大, 说明时频分布中含有大量的交叉项, Gabor-WVD、GWT-WVD 算法都能一定程度上抑制交叉项, 但是无法有效抑制混入自项成分中的交叉项, 其时变功率谱误差仍很大; VMD-WVD 算法会先分解信号, 在处理恒频信号时, 分解效果好, 交叉项抑制效果也好, 在处理复杂信号时, 分解效果不佳, 时变功率谱误差远高于 NGWT-WVD 算法; 而 NGWT-WVD 算法可以较好地抑制两种交叉项, 时变功率谱误差较小, 且不需要设置初始参数, 算法的适应性强.

3.2 时频聚集度评价

Shafi 等^[18]于 2009 年提出了关于时频聚集度量化的方法, 本文选取 CM 值作为时频聚集度量化的标准, 评价信号的时频图的聚集度, 其计算式为

$$CM = \frac{\sum_{n=0}^{N-1} \sum_{\omega=0}^{W-1} |Q(n, \omega)|^4}{\left(\sum_{n=0}^{N-1} \sum_{\omega=0}^{W-1} |Q(n, \omega)|^2 \right)^2} \quad (15)$$

其中, n 为时间窗长度, ω 为信号在某点的频率, Q 表示信号的时频分布. 选取上述 4 种仿真信号作为实验对象, 计算 CM 值. 图 12 为 4 种信号各时频分析方法的 CM 值柱形图, 其数据如表 2 所示.

表 2 中 NGWT-WVD 算法在评价不同信号的时频聚集度时, 其 CM 值均为最大, 反映出算法时频聚集度性能最佳, 锐化程度最高. 图 13 时频聚集度 CM 值折线图.

图 13 中, GWT 算法 CM 值最小, 时频聚集度最差. Gabor-WVD 算法 CM 值低于 GWT-WVD 算法, 时频聚集度较 GWT-WVD 算法低, 其去除交叉项的同时, 降低了时频聚集度. 信号 z_1 因为是一种线性调频信号, 其 VMD-WVD、NGWT-WVD

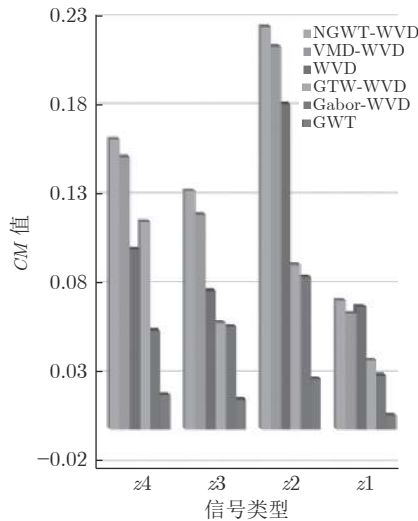


图 12 各算法的 CM 值柱形图

Fig. 12 CM value column chart of each algorithm

表 2 各算法的 CM 值比较 ($\times 10^{-3}$)

Table 2 CM value comparison of each algorithm ($\times 10^{-3}$)

算法类型	$z_1(t)$	$z_2(t)$	$z_3(t)$	$z_4(t)$
GWT	0.0079	0.0282	0.0167	0.0194
Gabor-WVD	0.0303	0.0852	0.0576	0.0554
GWT-WVD	0.0386	0.0921	0.0596	0.1164
WVD	0.0687	0.1821	0.0776	0.1008
VMD-WVD	0.0649	0.2143	0.1204	0.1526
NGWT-WVD	0.0722	0.2254	0.1336	0.1625

算法的 CM 值与 WVD 的 CM 值相差不大, 但对于另外 3 种信号, VMD-WVD、NGWT-WVD 算法的时频聚集度 CM 值明显高于 WVD 算法, 且 NGWT-WVD 算法略优于 VMD-WVD 算法. 通过比较 4 种信号各时频分析方法的时频聚集度 CM 值

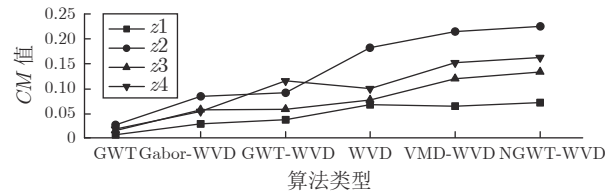


图 13 各算法的 CM 值折线图 ($\times 10^{-3}$)

Fig. 13 CM value line chart of each algorithm ($\times 10^{-3}$)

大小, 验证了 NGWT-WVD 算法具有高锐化的时频聚集度.

4 金属破裂检测信号的时频分析应用

人造金刚石合成过程中, 六面顶压机顶锤的破裂损坏是经常发生的生产事故. 顶锤采用的钨钴类硬质合金, 在高温高压环境中, 长期处于超临界应力状态, 会出现疲劳损伤, 进而而导致顶锤破裂^[19]. 若金刚石生产加工过程中未发现顶锤破裂前的异常情况, 将会使六面顶压机顶锤出现不可逆性损坏, 造成严重生产损失. 六面顶压机和顶锤结构如图 14 所示.

声发射技术是一种有效的探伤检测手段. 构件在外力或应变力的作用下会激发一定频谱的声发射信号, 通过判断接收到的信号频谱强度来预判构件的缺陷严重程度^[20]. 顶锤破裂大致分为: 裂纹成核、裂纹拓展、断裂 3 个过程, 在这 3 个过程中应变能以弹性应力波的形式释放出来, 会产生剧烈的声发射信号^[20].

为了避免生产事故, 需要在初步检测到钨钴合金出现破裂时立即终止加工过程. 而采集到的声发射信号振幅微弱 (如图 15(a) 所示), 难于甄别判断. 本文使用的疑似金属破裂信号数据采样频率为 40 000 Hz, 选取 2 000 个采样点数据, 由于篇幅限制, 仅绘制时域图、WVD 算法时频分布图以及 NGWT-WVD

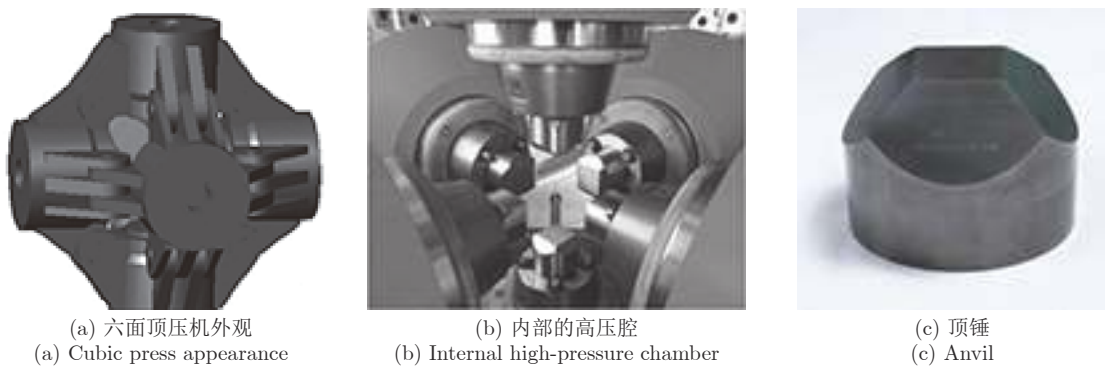


图 14 六面顶压机和硬质合金顶锤
Fig. 14 Cubic press and carbide anvil

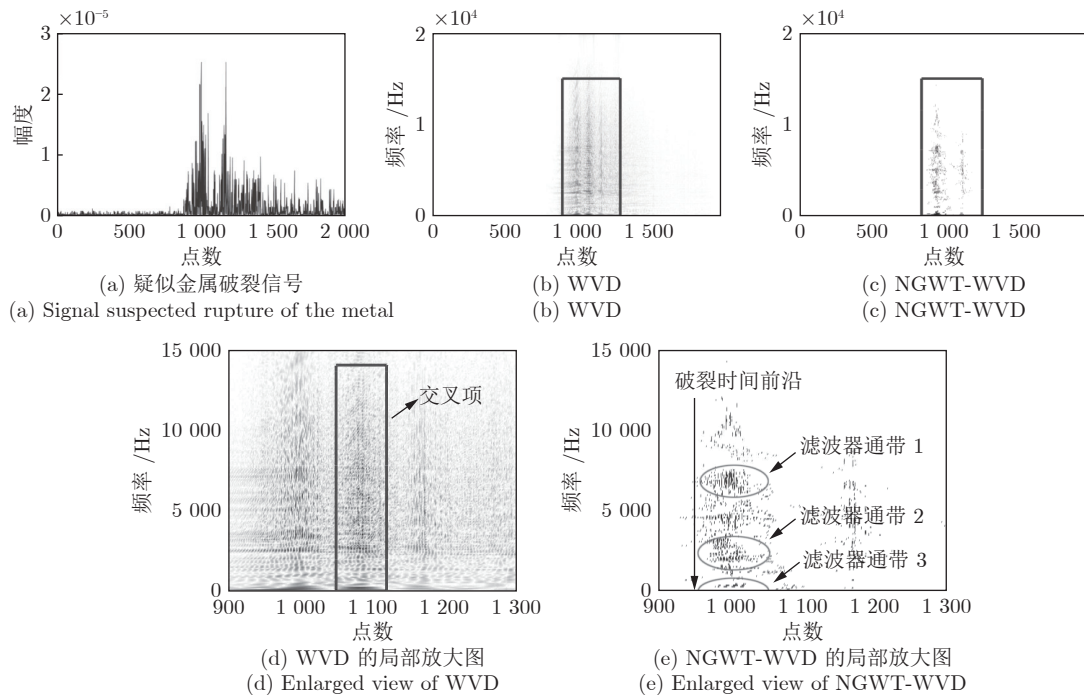


图 15 疑似金属破裂样本时频分析

Fig. 15 Time-frequency analysis of suspected metal rupture samples

算法时频分布图, 结果如图 15 所示. 两种时频分析方法的 CM 值对比如表 3 所示, NGWT-WVD 的时频聚集度 CM 值最大, 时频聚集度最好.

表 3 六种算法的 CM 值比较 ($\times 10^{-5}$)
Table 3 CM value comparison of six algorithms ($\times 10^{-5}$)

算法类型	CM 值
GWT	4.3669
Gabor-WVD	5.6375
GWT-WVD	7.5044
WVD	7.5046
VMD-WVD	17.6381
NGWT-WVD	20.8527

图 15(a) 为某一疑似金属破裂样本信号时域图, 该信号振幅微弱, 不利于监测传感器报警阈值的设置; 图 15(b) 和图 15(c) 分别为该样本信号 WVD 算法以及 NGWT-WVD 算法处理得到的时频分布图. 为便于更精确的分析, 截取了频率发生剧烈波动的片段 (采样点数为 900 ~ 1300 之间数据) 进行分析, 结果如图 15(d) 和图 15(e) 所示. 图 15(d) 中 WVD 算法得到的时频分布图交叉项分量与信号分量混杂, 整个时频分布图杂乱不清, 难以确定出现金属破裂的精确时间节点, 无法有效警示. 图 15(e)

中可较为明显地看出抑制了图 15(d) 中的交叉项 (尤其是图 15(d) 方框中的主要交叉项), 时频分布锐化聚集度有明显的提高, CM 值验证了这一结果. 图 15(e) 中椭圆框标记了金属破裂过程中频率较集中的频率分量区域, 可作为监测滤波器组的通带上下限的选取范围. 其中滤波器通带 2 作为主要预警通带, 滤波器通带 1 由于频率较低, 比较容易受到外界噪声干扰, 通带 3 则由于频率阈值过高, 容易遗漏低频预警信号, 因此滤波器通带 1、3 通常作为辅助预警通带, 此外还可以在各通带间再设置部分滤波器通带, 提高识别几率. 实验结果表明, NGWT-WVD 算法能够较精确地显示出各信号出现破裂的具体时间和频率窗口值, 可为信号监测传感器和滤波器组提供可操作的判断阈值, 提高设备的监测成功率.

5 结束语

本文分析了 WVD 产生交叉项的原理, 针对交叉项干扰和时频模糊问题, 提出了 NGWT-WVD 算法. 该算法不仅能够有效抑制新产生的交叉项分量, 而且解决了 Gabor-WVD 等算法无法消除混入自项分量的交叉项分量问题, 在交叉项抑制效果评价和时频聚集度评价中表现良好. 仿真结果表明, NGWT-WVD 算法能够实现保持高锐化聚集度的

同时, 有效抑制交叉项干扰, 是一种高质量的时频分析方法. 将该算法用于处理金属破裂样本信号, 能够得到较为精确的信号时间和频率窗口值, 为监测传感器报警阈值的设置和数据采集滤波器组的设计提供有效依据.

References

- Zhou J, Fang X Y, Tao L. A sparse analysis window for discrete Gabor transform. *Circuits Systems and Signal Processing*, 2017, **36**(10): 1–20
- Martin W, Flandrin P. Wigner-Ville spectral analysis of non-stationary processes. *IEEE Transactions on Acoustics Speech and Signal Processing*, 2003, **33**(6): 1461–1470
- Cohen L. Time-frequency distribution — A review. *Proceedings of the IEEE*, 1989, **77**(7): 941–981
- Mallat S G. A theory for multiresolution signal decomposition: The wavelet representation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1989, **11**(7): 674–693
- Stockwell R G, Mansinha L, Lowe R P. Localization of the complex spectrum: The S transform. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1996, **44**(4): 998–1001
- Huang N E, Shen Z, Long S R, Wu M C, Shih H H, Zheng Q, et al. The empirical mode decomposition and the hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis. *Proceedings Mathematical Physical and Engineering Sciences*, 1998, **454**(1971): 903–995
- Hao Guo-Cheng, Gong Ting, Dong Hao-Bin, Sibgatulin V G, Chen Zhong-Chang, Kabanov Alexey. Time-frequency and energy spectrum analysis of Earth's natural pulsed electromagnetic field based on ensemble empirical mode decomposition: A case study of Lushan Ms7.0 earthquake. *Earth Science Frontiers*, 2015, **22**(4): 231–238
(郝国成, 龚婷, 董浩斌, Sibgatulin V G, 陈忠昌, Kabanov Alexey. 基于聚类经验模态分解的地球天然脉冲电磁场时频与能量谱分析: 以庐山Ms7.0地震为例. *地学前缘*, 2015, **22**(4): 231–238)
- Yang Mo-Han, Chen Wan-Zhong, Li Ming-Yang. Multiple feature extraction based on ensemble empirical mode decomposition for motor imagery EEG recognition tasks. *Acta Automatica Sinica*, 2017, **43**(5): 743–752
(杨默涵, 陈万忠, 李明阳. 基于总体经验模态分解的多类特征的运动想象脑电识别方法研究. *自动化学报*, 2017, **43**(5): 743–752)
- Yang Y, Peng Z K, Meng G, Vadursi M. Characterize highly oscillating frequency modulation using generalized Warblet transform. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2012, **26**(1): 128–140
- Jia Ya-Fei, Zhu Yong-Li, Wang Liu-Wang. Time-frequency analysis of partial discharge signal based on VMD and Wigner-Ville distribution. *Journal of System Simulation*, 2018, **30**(2): 226–235
(贾亚飞, 朱永利, 王刘旺. 基于VMD和Wigner-Ville分布的局放信号时频分析. *系统仿真学报*, 2018, **30**(2): 226–235)
- Hao G C, Bai Y X, Liu H, Zhao J, Zeng Z X. The Earth's natural pulse electromagnetic fields for earthquake timefrequency characteristics: Insights from the EEMD-WVD method. *Island Arc*, 2018, **27**(4): e12256
- Wang Xu, Yue Ying-Juan, Cai Yan-Ping. Fast sparse decomposition and two-dimensional feature encoding recognition method of diesel engine vibration signal. *Journal of Vibration Measurement and Diagnosis*, 2019, **39**(1): 120–128, 231
(王旭, 岳应娟, 蔡艳平. 柴油机振动信号快速稀疏分解与二维特征

编码. *振动. 测试与诊断*, 2019, **39**(1): 120–128, 231)

- Wang Yong, Jiang Yi-Cheng. A new method for restrain the cross-terms of time-frequency distribution. *Acta Electronica Sinica*, 2008, **36**(s1): 161–165
(王勇, 姜义成. 一种抑制时频分布交叉项的新方法. *电子学报*, 2008, **36**(s1): 161–165)
- Li Xiu-Kun, Wu Yu-Shuang. Cross-term removal of Wigner-Ville distribution for multi-component LFM signals. *Acta Electronica Sinica*, 2017, **45**(2): 315–320
(李秀坤, 吴玉双. 多分量线性调频信号的Wigner-Ville分布交叉项去除. *电子学报*, 2017, **45**(2): 315–320)
- Chen Yan-Jiang, Wang Kai, Ma Yu-Chao, Hao Chao-Wei. Experimental study of single-tower self-anchored suspension bridge damage identification based on cross terms of Wigner-Ville distribution. *Journal of Vibration and Shock*, 2016, **35**(6): 161–168
(陈彦江, 王凯, 马裕超, 郝朝伟. 基于Wigner-Ville分布交叉项的独塔自锚式悬索桥损伤识别试验研究. *振动与冲击*, 2016, **35**(6): 161–168)
- Hao Guo-Cheng, Tan Fan, Cheng Zhuo, Wang Wei, Feng Si-Quan, Zhang Wei-Min. Time-frequency analysis of BGaborNSP-WVD algorithm with strong robustness and high sharpening concentration. *Acta Automation Sinica*, 2019, **45**(3): 566–576
(郝国成, 谈帆, 程卓, 王巍, 冯思权, 张伟民. 强鲁棒性和高锐化聚集度的BGabor-NSPWVD时频分析算法. *自动化学报*, 2019, **45**(3): 566–576)
- Su Jia, Tao Hai-Hong, Rao Xuan, Xie Jian. An efficient multi-component signals reconstruction algorithm using masking technique based on sliding window in timefrequency plane. *Journal of Electronics and Information Technology*, 2015, **37**(4): 804–810
(粟嘉, 陶海红, 饶炫, 谢坚. 时频面滑窗掩膜的时频信号高效重构算法. *电子与信息学报*, 2015, **37**(4): 804–810)
- Shafi I, Ahmad J, Shah S I, Kashif F. M. Quantitative evaluation of concentrated time-frequency distributions. In: *Proceedings of the 2009 Signal Processing Conference*. Glasgow, UK: IEEE, 2009. 1176–1180
- Wang Ming, Wang Song-Shun. The breaking characteristic and breakdown factors analysis of cemented carbide anvil and pressure die and the way of raise their sevice life. *Hard Alloy*, 1994, **11**(4): 231–240
(王民, 王松顺. 硬质合金顶锤和压缸的破裂特征、破坏因素的分析和提高使用寿命的途径. *硬质合金*, 1994, **11**(4): 231–240)
- Li Meng-Yuan. *Acoustic Emission Detection and Signal Processing*. Beijing: Science Press, 2010. 161–165
(李孟源. *声发射检测及信号处理*. 北京: 科学出版社, 2010. 161–165)



郝国成 中国地质大学(武汉)机械与电子信息学院教授. 主要研究方向为信号处理, 时频分析, 电磁传感器设计. 本文通信作者.

E-mail: haogch@cug.edu.cn

(HAO Guo-Cheng Professor at the School of Mechanical Engineering and Electronic Information, China University of Geosciences (Wuhan). His research interest covers signal processing, time-frequency analysis, and electromagnetic sensor design. Corresponding author of this paper.)



冯思权 中国地质大学(武汉)机械与电子信息学院硕士研究生. 主要研究方向为图像处理, 机械故障信号处理, 时频分析算法.

E-mail: fengsq@cug.edu.cn

(FENG Si-Quan Master student at the School of Mechanical Engineering and Electronic Information, China University of Geosciences (Wuhan). His research interest covers image processing, mechanical fault signal processing, and time-frequency analysis algorithm.)



王 巍 中国地质大学(武汉)机械与电子信息学院讲师. 主要研究方向为FPGA开发, 信号检测.

E-mail: geo_wangwei@126.com

(WANG Wei Lecturer at the School of Mechanical Engineering and Electronic Information, China University of Geosciences (Wuhan). His research interest covers FPGA development and signal detection.)



凌斯奇 中国地质大学(武汉)机械与电子信息学院硕士研究生. 主要研究方向为机械故障信号处理, 时频分析算法. E-mail: ling047@icloud.com

(LING Si-Qi Master student at the School of Mechanical Engineering and Electronic Information, China

University of Geosciences (Wuhan). His research interest covers mechanical fault signal processing and timefrequency analysis algorithm.)



谭淞元 中国地质大学(武汉)机械与电子信息学院硕士研究生. 主要研究方向为电磁信号处理, 时频分析算法. E-mail: tansongyuan@cug.edu.cn

(TAN Song-Yuan Master student at the School of Mechanical Engineering and Electronic Information,

China University of Geosciences (Wuhan). His research interest covers electromagnetic signal processing and time-frequency analysis algorithm.)