

## 改进 Teager 能量包络和 EWT 的轴承故障声发射诊断方法

李赞 于洋 杨平

(沈阳工业大学 信息科学与工程学院, 沈阳 110870)

**摘要:**【目的】针对滚动轴承早期故障声发射信号信噪比低、故障特征难提取的问题,提出一种改进 Teager 能量包络和经验小波变换(Empirical Wavelet Transform, EWT)的故障特征提取方法。【方法】该方法通过改进 Teager 能量包络处理,凸显轴承故障声发射信号的冲击特征;采用经验小波变换对改进 Teager 能量包络序列进行分解;通过经验小波峭度指标筛选分量并重构,进而对重构声发射信号进行包络分析。【结果】仿真与试验结果表明,该方法能够有效抑制噪声,增强故障弹性波,可准确提取轴承故障声发射信号的频率特征。

**关键词:** 声发射; 轴承; Teager 能量; 经验小波变换; 故障诊断

**中图分类号:** TH133.33 **DOI:** 10.16578/j.issn.1004.2539.2025.09.018

## 0 引言

滚动轴承应用非常广泛,如风电机组、机床和航空发动机等领域,它也是旋转机械中最重要的零部件之一<sup>[1]</sup>。轴承一旦发生局部故障,会影响机械设备的运行<sup>[2]</sup>。为了能够早期检测到轴承是否发生故障,相比振动技术,声发射技术更适合轴承的早期检测<sup>[3]</sup>。声发射技术可以检测到瞬态信号,对局部故障的变化十分敏感<sup>[4]</sup>。在滚动轴承运行时,局部故障点与其他部件发生周期性碰撞或摩擦,会产生周期性声发射信号,当材料或结构将要发生、或已损伤时,声发射技术可以较好地捕捉此类损伤信号,而此时振动信号表现较弱。

然而,工业现场机械传动系统结构复杂,滚动轴承故障声发射信号传递路径也十分复杂,其中往往夹杂着大量噪声,导致轴承故障声发射信号信噪比低。因此,对低信噪比的滚动轴承故障声发射信号展开研究十分重要。

近年来,国内外学者利用经验模态分解(Empirical Modal Decomposition, EMD)<sup>[5]</sup>、局部均值分解(Local Mean Decomposition, LMD)<sup>[6]</sup>、变分模态分解(Variation Modal Decomposition, VMD)<sup>[7]</sup>等方法诊断轴承故障。但是,这些方法均存在一定的不足。比如,EMD 缺乏数学理论支撑、模式混叠、边界效应不足;LMD 存在端点效应,信号会发生提前或滞

后现象;VMD 方法需要选取合适的参数组合等。随着经验小波变换(Empirical Wavelet Transform, EWT)<sup>[8]</sup>的提出,其以独特的优势弥补了上述方法的不足。吕跃刚等<sup>[9]</sup>通过 EWT 和独立分量方法对轴承信号进行了降噪处理。王志超等<sup>[10]</sup>利用 EWT 对轴承信号进行分解,结合 Kullback-Leibler(K-L)散度筛选了有效的主分量。张龙等<sup>[11]</sup>提出 EWT 和最大相关峭度解卷积相结合的轴承故障特征提取方法。刘奇等<sup>[12]</sup>研究了同步压缩小波变换与改进 EWT 相结合的齿轮无转速计阶次跟踪方法。

对于低信噪比的声发射信号,为了提高经验小波变换对轴承故障特征提取的能力,在 EWT 分解之前,需要选取合适的预处理方法。

Teager 能量算子通过信号的瞬时幅值和微分的非线性组合,可以估计信号源中动态信号所需的能量<sup>[13]</sup>,最大限度地降低干扰信号的影响,使瞬态特征得到增强。轴承故障声发射信号具有非线性、冲击性和快速衰减的特点。Teager 能量算子可以通过计算声发射信号来突出信号弹性波的瞬态特征,所以,非常适合检测滚动轴承故障声发射信号,并分析声发射信号中的瞬态特征。但 Teager 能量算子的不足是在处理低信噪比信号时,其性能受噪声干扰会明显下降。因此,改进 Teager 能量算子处理声发射信号的性能,提高信噪比,是提高轴承故障声发

收稿日期: 2024-05-10

基金项目: 中国航空发动机集团应用创新项目(630010504); 辽宁省教育厅重点攻关项目(LZGD2019005)

作者简介: 李赞,男,1993年生,河南开封人,博士研究生;主要研究方向为机械装备故障诊断;1786308837@qq.com。

于洋(通信作者),女,辽宁沈阳人,博士,教授;主要研究方向为装备故障监测与健康管理;yuy@sut.edu.cn。

引用格式: 李赞,于洋,杨平.改进 Teager 能量包络和 EWT 的轴承故障声发射诊断方法[J].机械传动,2025,49(9):143-150.

LI Yun, YU Yang, YANG Ping. Acoustic emission diagnosis method of bearing faults based on improved Teager energy envelope and EWT[J]. Journal of Mechanical Transmission, 2025, 49(9): 143-150.

射信号诊断能力的前提。

本文提出一种改进 Teager 能量算子包络和经验小波变换的轴承故障声发射诊断方法。该方法充分结合声发射信号特点、经验小波变换与 Teager 能量算子各自方法的优点,解决了在低信噪比下,轴承故障声发射信号特征提取难的问题。将所提方法与 Teager 能量算子、改进 Teager 能量算子-EWT 方法进行对比研究,并通过滚动轴承试验进行了故障诊断。仿真与试验结果均验证了改进 Teager 能量包络-EWT 方法(所提方法)的有效性,可实现轴承故障低信噪比声发射信号的特征提取。

## 1 改进 Teager 能量包络-EWT 方法

### 1.1 改进 Teager 能量算子方法

Teager 能量算子可以得到轴承故障信号的瞬时频率随时间的变化特征<sup>[14]</sup>。这种非线性算子对信号的瞬时变化具有自适应性,具有计算复杂性低、时间分辨率高、算法效率高的特点。因此,Teager 能量算子可以提取声发射信号中的瞬态冲击特征。对于声发射信号  $x(t)$ , Teager 能量算子  $\phi[x(t)]$  可表示为

$$\phi[x(t)] = x'(t) - x(t)x''(t) \quad (1)$$

式中,  $x'(t)$ 、 $x''(t)$  分别为  $x(t)$  的 1 阶、2 阶导数。

实际采集的信号都是离散信号。对于离散信号,一般使用差分代替微分。所以,在离散时间信号中,其 Teager 能量算子可表示为

$$\phi[x(T)] = x^2(T) - x(T+1)x(T-1) \quad (2)$$

滚动轴承故障声发射信号可表示为

$$X(T) = A(T)\cos(\omega T + \theta) \quad (3)$$

式中,  $\omega$  为角频率;  $\theta$  为相位。

根据三角公式,可得

$$X^2(T) - X(T+1)X(T-1) = A^2 \sin^2 \omega \quad (4)$$

根据式(4),任何时刻  $T$  处的 Teager 能量算子可以通过 3 个相邻点来获得。所以,Teager 能量算子具有较好的时间分辨率,可有效表征声发射信号的瞬态特征。

$$\Phi_n(\omega) = \begin{cases} 1, & |\omega| \leq \omega_n - \tau_n \\ \cos \left\{ \frac{\pi}{2} \beta \left[ \frac{1}{2\tau_n} (|\omega| - \omega_n + \tau_n) \right] \right\}, & \omega_n - \tau_n < |\omega| \leq \omega_n + \tau_n \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

$$\Psi_n(\omega) = \begin{cases} 1, & \omega_n + \tau_n \leq |\omega| \leq \omega_{n+1} - \tau_{n+1} \\ \cos \left\{ \frac{\pi}{2} \beta \left[ \frac{1}{2\tau_{n+1}} (|\omega| - \omega_{n+1} + \tau_{n+1}) \right] \right\}, & \omega_{n+1} - \tau_{n+1} < |\omega| \leq \omega_{n+1} + \tau_{n+1} \\ \sin \left\{ \frac{\pi}{2} \beta \left[ \frac{1}{2\tau_n} (|\omega| - \omega_n + \tau_n) \right] \right\}, & \omega_n - \tau_n \leq |\omega| < \omega_n + \tau_n \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (8)$$

$$\beta(x) = x^4(35 - 84x + 70x^2 - 20x^3) \quad (9) \quad \tau_n = \gamma\omega_n, 0 < \gamma < 1 \quad (10)$$

但是,工程应用中声发射信号含有大量噪声,而 Teager 能量算子很容易受到噪声的干扰。针对这种状况,本文采用一种改进的 Teager 能量算子<sup>[15]</sup>。对于离散时间声发射信号  $x(T)$ ,不再通过取 3 个相邻点来计算瞬时能量,而是取前后相隔  $i$  个采样点的 3 个点来计算。对于声发射信号  $x(T)$ ,经计算得

$$\phi[x(T)] = x^2(T) - x(T+i)x(T-i) \quad (5)$$

此时,滚动轴承故障声发射信号的改进 Teager 能量算子可表示为

$$i^2 A^2 \omega^2 = X^2(T) - X(T+1)X(T-1) \quad (6)$$

式(5)、式(6)中,参数  $i$  需满足约束条件:  $i < \frac{f_s}{8f_0}$ 。其中,  $f_0$  为最大频率;  $f_s$  为采样频率。改进的

Teager 能量算子可有效地提高抗噪性,对含有高噪声的声发射信号进行分析。对改进 Teager 能量算子进行希尔伯特变换,可得到改进 Teager 能量算子包络。

### 1.2 经验小波变换

EWT 方法通过寻找频域中的极大值点,对信号的频谱进行自适应分割,通过分割后的每段可以得出构建的小波滤波器<sup>[16]</sup>。首先,将傅里叶频谱定义在  $[0, \pi]$  的区间内,信号分割成  $N$  小段。这是为了在频域中寻找极大值点,以相邻的两个极大值的中点作为分割点,其中,  $\omega_0 = 0$ ,  $\omega_N = \pi$ 。用  $\Lambda_n = [\omega_{n-1}, \omega_n]$  表示每一个分段,  $\bigcup_{n=1}^N \Lambda_n = [0, \pi]$ ,  $\Lambda_n$  为频带范围。频谱分割如图 1 所示。

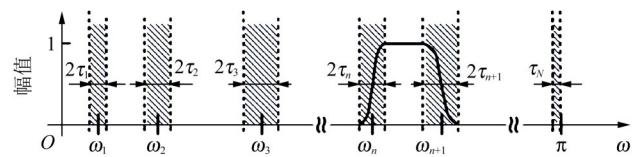


图 1 频谱分割

Fig. 1 Spectral segmentation

根据 Littlewood-Paley 与 Meyer 小波的构造方法,对每个分段加小波窗<sup>[17]</sup>,可以得到经验小波函数  $\Psi_n(\omega)$  和经验尺度函数  $\Phi_n(\omega)$ , 即

$$\gamma < \min_n \left( \frac{\omega_{n+1} - \omega_n}{\omega_{n+1} + \omega_n} \right) \quad (11)$$

式中,  $\beta$  为平滑函数;  $\gamma$  为频带重叠系数;  $\tau_n$  为  $\gamma$  倍的过渡带宽度。

通过传统的小波变换方法可以得到经验小波变换。经验小波变换系数可由式(12)、式(13)表示为

$$W_f^\varepsilon(n, t) = \int f(\tau) \overline{\Psi_n(\tau - t)} d\tau = \text{IFFT}^{-1} [ f(\omega) \widehat{\Psi}_n(\omega) ] \quad (12)$$

$$W_f^\varepsilon(0, t) = \int f(\tau) \overline{\Phi_1(\tau - t)} d\tau = \text{IFFT}^{-1} [ f(\omega) \widehat{\Phi}_1(\omega) ] \quad (13)$$

式中,  $\text{IFFT}^{-1}$  为傅里叶逆变换。

得到的经验模态函数可表示为

$$f_n(t) = W_f^\varepsilon(n, t) * \Psi_n(t) \quad (14)$$

$$f_0(t) = W_f^\varepsilon(0, t) * \Phi_n(t) \quad (15)$$

原始信号重构的过程可表示为

$$f(t) = W_f^\varepsilon(0, t) * \Phi_n(t) + \sum_{n=1}^N W_f^\varepsilon(n, t) * \Psi_n(t) \quad (16)$$

式(12)~式(16)中,  $W_f^\varepsilon(n, t)$  为经验小波系数;  $\widehat{\Psi}_n(\omega)$  为傅里叶变换后的  $\Psi_n(t)$ ;  $\overline{\Psi_n(\tau - t)}$  为  $\Psi_n(\tau - t)$  的共轭复数;  $*$  为卷积。

### 1.3 经验小波峭度指标

峭度是可以检测声发射信号的瞬态冲击, 并对周期信号较为敏感的无量纲参数<sup>[18]</sup>。峭度指标越大, 包含的轴承故障信息越多, 周期性弹性波越突出<sup>[19]</sup>。本文对经验小波分解得到的细节系数进行峭度计算, 得出经验小波峭度值。经验小波峭度可定义为经验小波细节系数的 4 阶中心矩与 2 阶中心矩的平方之比, 表示为

$$K = \left[ \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M W_f^\varepsilon(n, t)_i^4 \right] / \left[ \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M W_f^\varepsilon(n, t)_i^2 \right]^2 \quad (17)$$

式中,  $M$  为经验小波系数长度。

### 1.4 方法步骤

1) 对采集到的滚动轴承声发射信号进行改进 Teager 能量算子处理, 凸显轴承故障声发射信号的冲击分量。

2) 对得到的冲击分量进行希尔伯特变换, 增强轴承故障声发射信号的冲击分量。

3) 对改进 Teager 能量算子包络时间序列进行经验小波变换, 得到经验小波系数; 通过经验小波峭度指标, 筛选分量并重构信号。

4) 对重构的声发射信号进行希尔伯特包络谱解调, 诊断轴承故障。

本文方法的诊断流程图如图 2 所示。

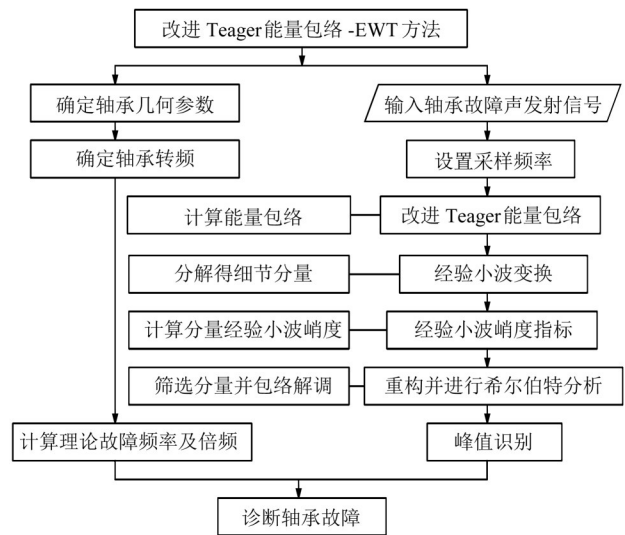


图 2 诊断流程图

Fig. 2 Diagnostic flow chart

## 2 仿真分析

在仿真分析中, 建立一组冲击信号来模拟轴承外圈故障信号, 如式(18)所示。轴承在运行中会受到噪声的干扰, 此时的噪声主要是高斯白噪声和有色噪声<sup>[20]</sup>。为有效模拟滚动轴承的工作环境, 在式(19)中加入信噪比为 -18 dB 的高斯白噪声  $n_1(t)$  和有色噪声  $n_2(t)$ , 则含有噪声的轴承故障信号为  $X(t)$ 。

$$x(t) = 0.05 \sin(2\pi \times 1000t) e^{-2\pi \times 80t} \quad (18)$$

$$X(t) = 0.05 \sin(2\pi \times 1000t) e^{-2\pi \times 80t} + n_1(t) + n_2(t) \quad (19)$$

仿真信号的采样时间为 1 s, 采样频率为 1 MHz。轴承外圈故障仿真波形如图 3(a)所示, 外圈故障时间间隔为 31 ms。低信噪比轴承外圈故障仿真波形如图 3(b)所示, 轴承故障周期性的冲击信号被噪声埋没, 从图 3(b)中未能提取到轴承故障特征。频谱如图 3(c)所示, 故障频率被噪声所覆盖。因此, 需要对低信噪比的轴承故障信号做进一步分析。

为了准确提取轴承故障特征, 利用本文提出的方法进行处理。首先, 对低信噪比信号进行改进 Teager 能量算子处理, 其中,  $i < \frac{f_s}{8f_0} = 3906$ 。然后, 进行希尔伯特变换, 得到改进 Teager 能量包络, 如图 4 所示。由图 4 可知, 部分轴承瞬态冲击信号特征得到增强。其次, 通过 EWT 方法提取仿真轴承故障信号的特征频率。本文将改进 Teager 能量包络信号分解成 6 层经验小波系数, 计算经验小波峭度指标和平均值, 并筛选系数, 如图 5 所示。由图 5 可知, 第 2、第 3 和第 6 个经验小波系数被选取并重构信号。

最后,进行希尔伯特包络解调,如图6所示。由图6可知,采用本文方法准确得出轴承故障频率 $f_0=32\text{ Hz}$ 及其倍频 $2f_0\sim 6f_0$ 。

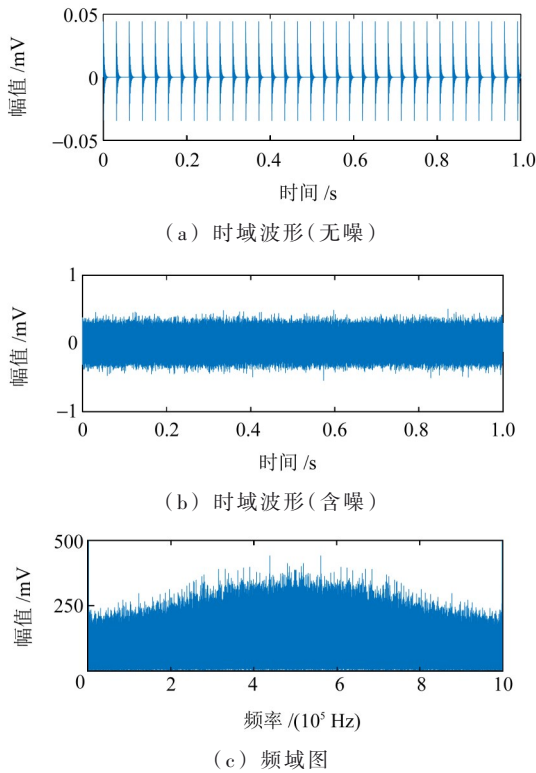


图3 仿真信号  
Fig. 3 Simulation signals

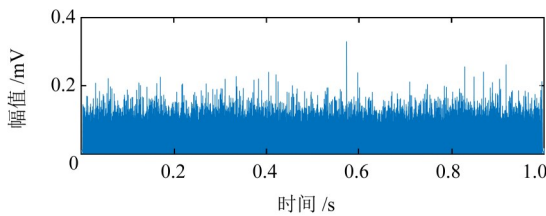


图4 改进 Teager 能量包络  
Fig. 4 Improved Teager energy envelope

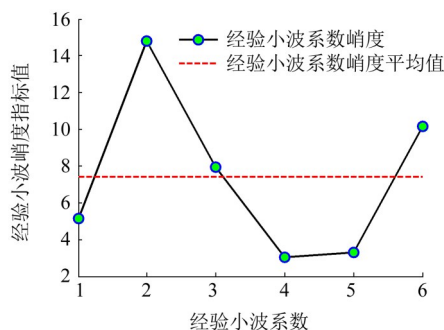


图5 筛选系数(仿真)  
Fig. 5 Screening coefficient (simulation)

图7所示为Teager能量算子方法处理结果。由图7可知,受噪声的干扰,频谱混乱,轴承故障频率特征不能由Teager能量算子方法直接提取,无法进行故障诊断。

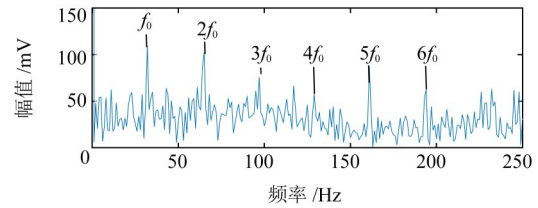


图6 改进 Teager 能量包络-EWT方法  
Fig. 6 Improved Teager energy envelope-EWT method

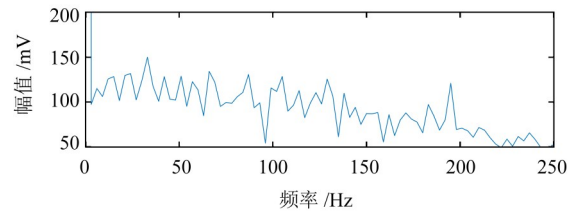


图7 Teager 能量算子方法  
Fig. 7 Teager energy operator method

图8所示为改进 Teager 能量算子-EWT方法处理结果。由图8可知,经验小波变换同样被分解成6层系数,明显得出轴承故障2倍频、5倍频;虽然可以找到轴承故障频率 $f_0=32\text{ Hz}$ ,但频率特征微弱,易受主观因素影响,说明该方法处理低信噪比信号时受噪声干扰大,故障冲击还未充分提取出来;其余故障倍频特征未能提取。通过计算,改进 Teager 能量包络-EWT方法相比于改进 Teager 能量算子-EWT方法,其故障频率 $f_0$ 幅值提升了14.6%。

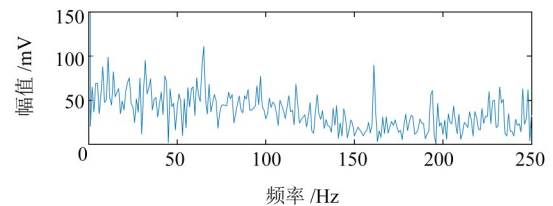


图8 改进 Teager 能量算子-EWT方法  
Fig. 8 Improved Teager energy operator-EWT method

通过仿真分析,改进 Teager 能量包络-EWT方法可以有效抑制噪声,增强轴承故障冲击特征,并能准确地提取轴承故障频率及其倍频。

### 3 试验验证

#### 3.1 声发射数据采集

将改进 Teager 能量包络-EWT方法应用到滚动轴承故障的诊断中,利用旋转机械故障模拟平台和声发射检测系统采集了轴承故障声发射信号。

试验平台中有变频电动机、联轴器、正常轴承、平衡圆盘和故障轴承。旋转机械平台如图9(a)所示。试验中,将R15声发射传感器安装到含有故障轴承的轴承座上端并垂直于传动轴,利用铁磁塞固定。传感器安装位置如图9(b)所示。采样频率为3 mHz,

试验中电动机的转速为 1 200 r/min。

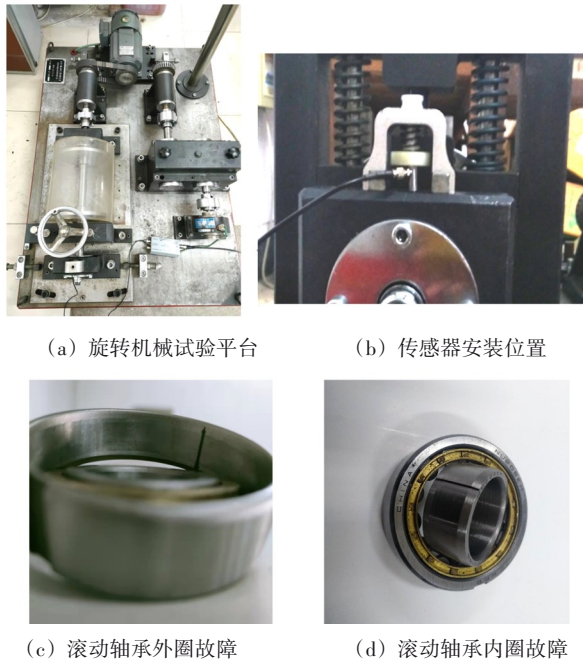


图9 试验设备

Fig. 9 Test equipment

测试轴承型号为 UN205EM, 通过线切割对轴承的外圈、内圈进行 1 处长方形槽预置损伤, 故障尺寸为 15 mm(长)×0.1 mm(宽)×0.1 mm(深)。轴承故障照片如图 9(c)和图 9(d)所示。

轴承几何参数如表 1 所示。根据转速和轴承几何参数可知, 外圈故障的理论特征频率<sup>[21-22]</sup>为 105.04 Hz, 内圈故障频率为 154.96 Hz。

表 1 滚动轴承尺寸参数

Tab. 1 Dimensional parameters of the rolling bearing

型号	节径/mm	外径/mm	滚动体直径/mm	滚动体数量
UN205EM	39	52	7.493	13

### 3.2 滚动轴承外圈故障声发射信号分析

对采集到的声发射信号添加 -16 dB 的高斯白噪声和有色噪声, 使声发射信号信噪比更低。图 10(a)所示为声发射信号的时域波形, 图 10(b)为声发射信号的频域图。由图 10(a)可知, 滚动轴承故障声发射信号的冲击性特征被噪声所影响, 只能得出最大幅值 2.9 mV。由图 10(b)可知, 轴承故障的主要频率集中在 10~20 kHz, 其他故障特征信息未能有效得出。

采用 Teager 能量算子、改进 Teager 能量算子-EWT 和改进 Teager 能量包络-EWT 等 3 种方法进行故障特征提取对比。在 EWT 方法中分解 6 层经验小波系数, 选择大于经验小波峭度平均值的系数。筛选系数如图 11 所示。由图 11 可知, 第 2、第 3 和第 6 个经验小波系数被选取并重构信号。最后, 对重构的声发射信

号进行希尔伯特包络谱解调。

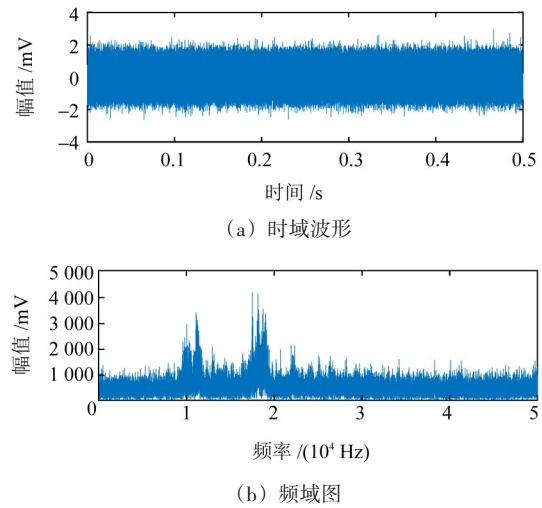


图 10 轴承外圈故障声发射信号

Fig. 10 Acoustic emission signals for the bearing outer ring fault

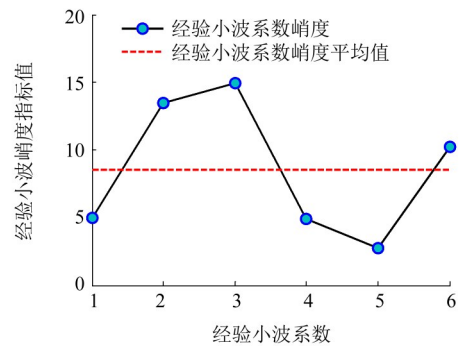


图 11 筛选系数(外圈故障)

Fig. 11 Screening coefficient (outer ring fault)

图 12(a)所示为 Teager 能量算子方法处理结果。由图 12(a)可知, 故障频率未能有效提取, 在低信噪比中, Teager 能量算子受到噪声的干扰, 不能完全突出轴承故障的周期性弹性波。

图 12(b)所示为改进 Teager 能量算子-EWT 方法处理结果。由图 12(b)可知, 提取到轴承故障频率特征, 然而, 轴承故障倍频均没有提取。这说明该方法仍然受到低信噪比的影响, 轴承故障声发射信号的周期性不突出。

为了使外圈故障产生的周期性弹性波被充分提取, 达到更好的效果, 采用本文方法进行处理, 如图 12(c)所示。由图 12(c)可知, 轴承故障频率特征  $f_0$ 、倍频  $2f_0 \sim 4f_0$  均可提取出来。通过计算, 本文方法相比改进 Teager 能量算子-EWT 方法, 故障频率幅值提升了 22.1%。这是由于改进 Teager 能量包络方法和 EWT 的结合, 实则是对声发射信号包络谱相邻极大值中点的分解, 包络谱可以有效抑制噪声, 使 EWT 方法更准确地得出分解系数。根据特征频率值, 可以诊断为轴承外圈故障。

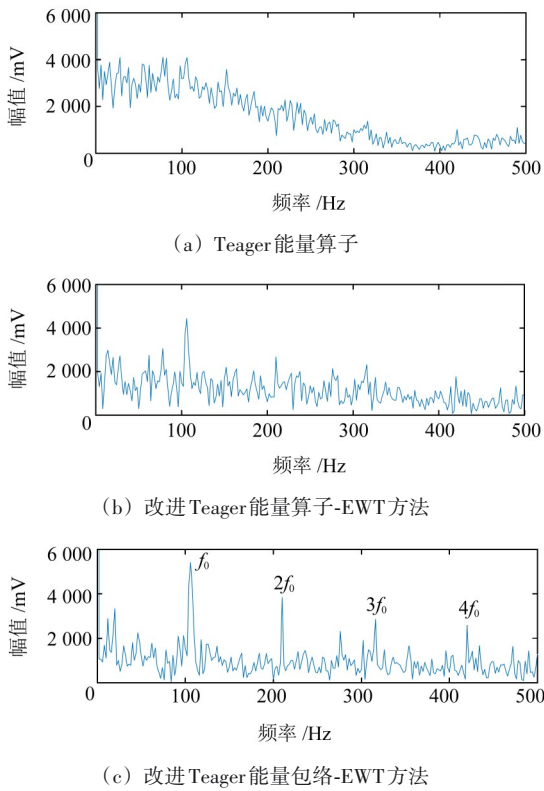


图 12 3种方法结果(外圈故障)

Fig. 12 Results of three methods (outer ring fault)

### 3.3 滚动轴承内圈故障声发射信号分析

对采集到的内圈故障声发射信号添加-16 dB的高斯白噪声和有色噪声,使声发射信号信噪比更低。图 13(a)所示为声发射信号时域波形;图 13(b)为声发射信号的频域图。由图 13(a)和图 13(b)可知,滚动轴承故障声发射信号的冲击性特征被噪声所影响。

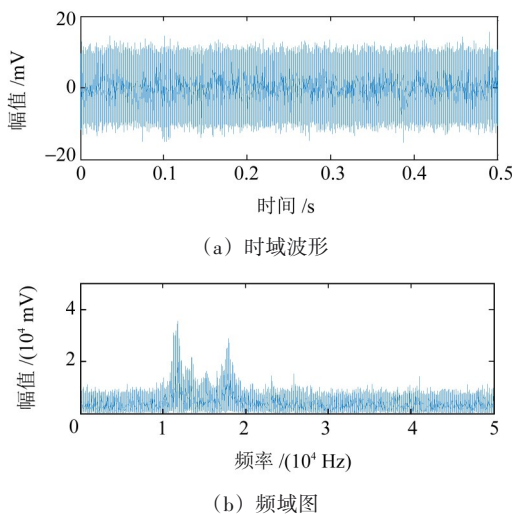


图 13 轴承内圈故障声发射信号

Fig. 13 Acoustic emission signals for the bearing inner ring fault

图 14(a)所示为 Teager 能量算子方法处理结果。由图 14(a)知,未能有效提取故障频率。图 14(b)所示

为改进 Teager 能量算子-EWT 方法处理结果。由图 14 (b)可知,可以得出转频 $f_i=20$  Hz。然而,轴承故障频率及倍频均被干扰,无法识别,说明轴承故障声发射信号的周期性不突出。

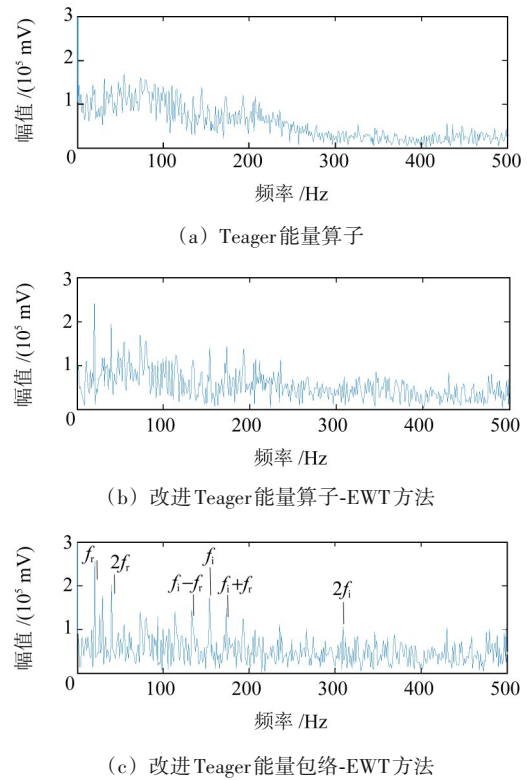


图 14 3种方法结果(内圈故障)

Fig. 14 Results of three methods (inner ring fault)

采用本文方法进行处理,如图 14(c)所示。由图 14(c)可知,转频 $f_i=20$  Hz、 $2f_i=40$  Hz,轴承故障频率特征 $f_i=153.3$  Hz,倍频 $2f_i$ 以及边频 $f_i-f_i$ 、 $f_i+f_i$ 均可提取出来。分析结果说明,本文方法相比改进 Teager 能量算子-EWT 方法,故障频率幅值提升了 22.9%。根据特征频率值,可以诊断为轴承内圈故障。

通过外圈与内圈故障试验分析结果,相比于 Teager 能量算子方法和改进 Teager 能量算子-EWT 方法,本文方法优势明显,可有效增强弹性波冲击特征,抑制噪声,并能准确提取滚动轴承故障声发射信号频率特征。为低信噪比的轴承声发射信号诊断提供了一种新的方案。

## 4 结论

针对低信噪比情况下,轴承故障频率特征难提取的问题,提出改进 Teager 能量包络和 EWT 方法。首先,利用改进 Teager 能量包络方法凸显轴承故障声发射信号的冲击特征;然后,对处理后信号进行 EWT 处理;最后,实现故障频率特征提取。得出以

下结论:

1) 利用改进Teager能量包络方法处理滚动轴承声发射信号,可抑制噪声的干扰,增强弹性波冲击特征;相比于Teager能量算子、改进Teager能量算子,其提高了信噪比,有利于进行更好的特征提取。

2) 改进Teager能量包络方法与EWT方法的结合,可使EWT方法以包络谱相邻极大值中点作为边界点分解,分割更加合理;利用经验小波峭度可消除噪声干扰,准确提取轴承故障声发射频率特征。

3) 通过仿真与试验验证,相比于Teager能量算子方法和改进Teager能量算子-EWT方法,本文方法能准确提取轴承外圈故障声发射信号频率特征,在仿真和试验中的轴承故障频率幅值分别提升了14.6%和22.1%。

#### 参 考 文 献

- [1] 杨森,王恒迪,崔永存,等.基于改进SSA的参数优化VMD和ELM的轴承故障诊断[J].机械传动,2023,47(10):162-168.  
YANG Sen, WANG Hengdi, CUI Yongcun, et al. Bearing fault diagnosis based on parameter optimized VMD and ELM with improved SSA [J]. Journal of Mechanical Transmission, 2023, 47 (10):162-168.
- [2] 叶亮,邓四二,崔永存,等.滚动轴承振动性能状态演变的非线性特征和不确定性特征的灰关系分析[J].航空动力学报,2022,37(6):1121-1133.  
YE Liang, DENG Sier, CUI Yongcun, et al. Grey relation analysis on nonlinear characteristics and uncertainty characteristics of evolution of rolling bearing vibration performance state [J]. Journal of Aerospace Power, 2022, 37(6): 1121-1133.
- [3] 李德发,齐红元,侯东明,等.动车组轴箱轴承状态的声发射检测机理研究[J].机械工程学报,2021,57(12):153-160.  
LI Defa, QI Hongyuan, HOU Dongming, et al. Research on acoustic emission detection mechanism of axle box bearing state of EMU [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2021, 57(12): 153-160.
- [4] LIANG Z M, WANG A N, YU Y, et al. Research on early weak structural damage detection of aeroengine intershaft bearing based on acoustic emission technology [J]. Structural Health Monitoring, 2021, 20(6): 3113-3122.
- [5] 苗永浩,石惠芳,李晨辉,等.谐波特征模式分解方法在轴承故障诊断中的应用[J].机械工程学报,2023,59(21):234-244.  
MIAO Yonghao, SHI Hui Fang, LI Chenhui, et al. Harmonic feature mode decomposition and its application for bearing fault diagnosis [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2023, 59(21): 234-244.
- [6] 张超,买买提热依木·阿布力孜.基于EOE\_LMD和阶次跟踪分析的变转速轴承故障诊断[J].振动与冲击,2024,43(7):308-316.  
ZHAO Chao, MAIMAITIREYIMU Abulizi. Fault diagnosis of variable rotating speed rolling bearing based on EOE\_LMD and order tracking analysis [J]. Journal of Vibration and Shock, 2024, 43 (7): 308-316.
- [7] 王恒迪,邓四二,杨建玺,等.基于参数优化变分模态分解的滚动轴承早期故障诊断[J].振动与冲击,2020,39(23):38-46.  
WANG Hengdi, DENG Sier, YANG Jianxi, et al. Incipient fault diagnosis of rolling bearing based on VMD with parameters optimized [J]. Journal of Vibration and Shock, 2020, 39 (23) : 38-46.
- [8] GILLES J. Empirical wavelet transform [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 61(16): 3999-4010.
- [9] 吕跃刚,何洋洋. EWT和ICA联合降噪在轴承故障诊断中的应用[J].振动与冲击,2019,38(16):42-48.  
LÜ Yuegang, HE Yangyang. Application of an EWT-ICA combined method in fault diagnosis of rolling bearings [J]. Journal of Vibration and Shock, 2019, 38(16): 42-48.
- [10] 王志超,夏虹,朱少民,等. EWT-GG聚类的核电厂轴承故障诊断方法研究[J].哈尔滨工程大学学报,2020,41(6):899-906.  
WANG Zhichao, XIA Hong, ZHU Shaomin, et al. Bearing fault diagnosis method in nuclear power plants based on EWT-GG clustering [J]. Journal of Harbin Engineering University, 2020, 41 (6) : 899-906.
- [11] 张龙,闫乐玮,熊国良,等.基于EWT-MCKD的机车轮对轴承故障诊断[J].铁道科学与工程学报,2021,18(10):2722-2732.  
ZHANG Long, YAN Lewei, XIONG Guoliang, et al. Fault diagnosis of locomotive wheel set bearing based on EWT-MCKD [J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2021, 18(10): 2722-2732.
- [12] 刘奇,田辈辈,冷军发,等.基于SWT与IEWT的齿轮无转速阶次跟踪[J].机械设计与研究,2024,40(2):151-157.  
LIU Qi, TIAN Beibei, LENG Junfa, et al. Gear tacho-less order tracking method based on SWT and IEWT [J]. Machine Design & Research, 2024, 40(2): 151-157.
- [13] 裴迪,岳建海,焦静.基于自相关与能量算子增强的滚动轴承微弱故障特征提取[J].振动与冲击,2021,40(11):101-108.  
PEI Di, YUE Jianhai, JIAO Jing. Weak fault feature extraction of rolling bearing based on autocorrelation and energy operator enhancement [J]. Journal of Vibration and Shock, 2021, 40(11) : 101-108.
- [14] 郭璐,于忠清,俞 Jianqi. 基于Teager能量谱和卷积神经网络的滚动轴承故障诊断[J]. 计算机应用与软件, 2021, 38(9) : 111-119.  
GUO Lu, YU Zhongqing, YU Jianqi. Rolling bearing fault diagnosis based on Teager energy spectrum and CNN [J]. Computer Applications and Software, 2021, 38(9): 111-119.
- [15] 白浩,钟振鑫,李巍,等.基于CEEMD和NTEO的故障行波定位方法[J].电力系统保护与控制,2022,50(20):50-59.  
BAI Hao, ZHONG Zhenxin, LI Wei, et al. A fault traveling wave location method based on CEEMD and NTEO [J]. Power System

- Protection and Control, 2022, 50(20): 50-59.
- [16] 孙康, 金江涛, 李春, 等. 基于改进经验小波变换与分形特征集的风力机齿轮箱故障诊断[J]. 太阳能学报, 2023, 44(5): 310-319.  
SUN Kang, JIN Jiangtao, LI Chun, et al. Fault diagnosis of wind turbine gearbox based on improved empirical wavelet transform and fractal feature set[J]. Acta Energetica Solaris Sinica, 2023, 44(5): 310-319.
- [17] 徐野, 黄文君, 米俊芑, 等. 多源信息融合的离心式压缩机喘振诊断方法[J]. 化工学报, 2023, 47(7): 2979-2987.  
XU Ye, HUANG Wenjun, MI Junpeng, et al. Surge diagnosis method of centrifugal compressor based on multi-source data fusion[J]. CIESC Journal, 2023, 47(7): 2979-2987.
- [18] 李华, 刘韬, 伍星, 等. 相关奇异值比的SVD在轴承故障诊断中的应用[J]. 机械工程学报, 2021, 57(21): 138-149.  
LI Hua, LIU Tao, WU Xing, et al. Application of SVD based on correlated singular value ratio in bearing fault diagnosis[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2021, 57(21): 138-149.
- [19] 吕凯波, 娄培生, 谷丰收, 等. 基于声压信号能量峭度的早期切削颤振预警技术研究[J]. 振动与冲击, 2021, 40(20): 50-55.  
LÜ Kaibo, LOU Peisheng, GU Fengshou, et al. A study on early chatter monitoring based on energy kurtosis index of acoustic signals[J]. Journal of Vibration and Shock, 2021, 40(20): 50-55.
- [20] BORGHESANI P, PENNACCHI P, RICCI R, et al. Testing second order cyclostationarity in the squared envelope spectrum of non-white vibration signals [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2013, 40(1): 38-55.
- [21] CUI L L, WU N, MA C Q, et al. Quantitative fault analysis of roller bearings based on a novel matching pursuit method with a new step-impulse dictionary [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 68/69: 34-43.
- [22] 栾孝驰, 沙云东, 柳贡民, 等. 基于WPD-KVI-Hilbert变换相结合的滚动轴承早期故障特征精准识别[J]. 推进技术, 2022, 43(2): 210408.  
LUAN Xiaochi, SHA Yundong, LIU Gongmin, et al. Accurate identification for early fault features of rolling bearings based on WPD-KVI-Hilbert transform [J]. Journal of Propulsion Technology, 2022, 43(2): 210408.

## Acoustic emission diagnosis method of bearing faults based on improved Teager energy envelope and EWT

LI Yun YU Yang YANG Ping

(School of Information Science and Engineering, Shenyang University of Technology, Shenyang 110870, China)

**Abstract:** [Objective] Aiming at the problems of low signal-to-noise ratio and difficulty in extracting fault features from acoustic emission signals of rolling bearing early faults, a fault feature extraction method combining improved Teager energy envelope and empirical wavelet transform (EWT) was proposed. [Methods] In this method, the impact characteristics of bearing fault acoustic emission signals were highlighted through improved Teager energy envelope processing. The empirical wavelet transform was applied to decompose the improved Teager energy envelope sequence. Components were screened and reconstructed using the empirical wavelet kurtosis index, and then the envelope analysis was performed on the reconstructed acoustic emission signals. [Results] Simulation and test results show that this method can effectively suppress noise, enhance fault elastic waves, and accurately extract the frequency characteristics of bearing fault acoustic emission signals.

**Key words:** Acoustic emission; Bearing; Teager energy; Empirical wavelet transform; Fault diagnosis