

# 高阶对称差分解析能量算子在微弱轴承故障信号提取中的应用

徐元博,江祥奎,李 龙

(西安邮电大学自动化学院,陕西西安 710121)

**摘 要:** 针对对称差分解析能量算子在高幅值振动干扰频率影响下性能较差的不足,在对称差分解析能量算子的基础上提出了一种改进的解析能量算子. 该能量算子改用高阶对称差分序列替代对称差分序列以达到提高信号干扰比的目的,从而提高在高幅值振动干扰频率存在下提取故障特征的能力. 此外,为了防止能量出现负值,该改进的能量算子采用了绝对值对其能量表达式进行加权处理. 通过模拟实验证明了该方法在抗噪和抗振动干扰方面的优越性,及其它的非负特性. 最后将其应用于真实轴承故障数据,发现该方法可以在恶劣工况下提取出故障特征频率.

**关键词:** 轴承故障特征提取; 高阶对称差分; 解析能量算子; 非负性

中图分类号: TH165+.3; TH133.33 文献标识码: A 文章编号: 0372-2112 (2021)04-0750-10

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.12263/DZXB.20200201

## A Higher-Order Symmetric Difference Analytic Energy Operator and its Applications to Detect Weak Bearing Fault Signal

XU Yuan-bo,JIANG Xiang-kui,LI Long

(School of Automation,Xi'an University of Posts and Telecommunications,Xi'an,Shaanxi 710121,China)

**Abstract:** Considering that the inadequacy of the inferior performance of the symmetric difference analytic energy operator (SD-AEO) technique in the presence of vibration interferences with higher amplitudes,an improved analytic energy operator (AEO) based on SD-AEO is proposed in this work. This proposed energy measure takes advantage of the higher-order symmetric difference to substitute the symmetric difference for the sake of boosting the signal-to-interference ratio (SIR),which can enhance the ability to detect the weak fault signal in the presence of vibration interferences with larger magnitude. Furthermore,the energy transformation of this proposed energy operator is weighted by absolute value to prevent the negative values in the transformed signal. Under the simulated tests,the superiority of the immunity to intensive noise and interferences as well as the non-negative property is demonstrated. Finally,the proposed energy detector is applied to the real-world data measured from the defective bearings,and it is found that this proposed fault detection tool can successfully identify the weak fault signatures under a severe working condition.

**Key words:** bearing fault signature detection;higher-order symmetric difference;analytic energy operator;non-negative property

### 1 引言

据统计,在机械系统中60%的故障信息都蕴藏在振动信号中,因此振动信号处理是故障诊断领域最活跃的一个分支,在信息提取和故障诊断等技术中应用越来越广泛,成为工程实践中不可缺少的一种手段,可以说机械故障诊断技术的每一次进步都与信号处理手段的发展密切相关<sup>[1]</sup>.

在机械故障诊断的发展过程中,故障特征提取是诊断中最为关键也是最困难的一步,它直接关系到故障诊断的准确性和故障早期预报的可靠性. 尤其对于轴承故障信号更是如此,轴承故障信号属于一种周期性脉冲信号,这种脉冲信号能量小、作用时间短,因此该种信号是非常微弱的,加之背景噪声和其他振动源所产生的振动干扰的能量非常大,如转子不对中,齿轮啮合和不平衡等. 因此,轴承故障信号极易被这些干扰所

掩盖. 怎么从恶劣的工况下提取微弱的轴承故障特征一直是关注的焦点. 众所周知, 从受损轴承上所采集的振动信号会产生明显区别于其他振动信号的故障特征. 当轴承存在缺陷时, 滚珠通过缺陷时会产生携带轴承故障特征信息的周期脉冲. 当这些周期脉冲所产生的能量被内部阻尼耗散后, 这些周期脉冲会以近似于指数包络的方式衰减<sup>[2]</sup>. 该信号可视为幅值—频率调制 (Amplitude Modulation-Frequency Modulation, AM-FM) 信号, 其中这种调制信号的基频 (包络线) 为轴承故障特征频率. 因此, 可以说解调技术 (包络分析) 是针对这些 AM-FM 信号量身定做的方法.

近十几年来, 最为常用的两种解调技术, 希尔伯特变换 (Hilbert Transform, HT) 和 Teager 能量算子 (Teager Energy Operator, TEO), 在很多领域都得到了广泛应用<sup>[3-6]</sup>. 相比 HT 方法, TEO 方法具有更优秀的时间分辨率和局部特性, 加之其基本概念非常简单, 因此得到了更大的关注<sup>[7]</sup>. 但是由于 TEO 方法仅仅采用输入信号中较少的采样点来估计能量, 这无疑会导致对噪声的敏感性<sup>[8]</sup>. 除此之外, 虽然它是一种能量估计方法, 但在其转换的信号能量中常常含有不可解释的负值<sup>[9]</sup>. 为了解决这些问题, 一些改进的能量算子技术相继被提出. Faghidi 等人<sup>[10]</sup>深入地研究了高阶差分序列, 发现该种序列可以有效地提高信号的信号干扰比 (Signal-to-Interference Ratio, SIR), 从而抑制振动干扰频率的影响, 将其与 TEO 融合提出了高阶差分能量算子 (Higher-Order Energy Operator, HOEO). 并应用到轴承故障特征提取中, 取得了较好的效果. 随后, 由于对称差分序列可以实现平移不变量和滑动窗口滤波器的作用<sup>[11,12]</sup>, 蔡宗琰等人将对称差分序列同一种新颖的解析能量算子结合提出了对称差分解能量算子 (Symmetric Difference Analytic Energy Operator, SD-AEO)<sup>[13]</sup>. SD-AEO 同样具有优秀的故障提取能力, 但该方法与对称差分序列融合, 更多起到了一种滤波效果, 而在高强度的振动干扰下它的提取能力会受到一定限制.

因此, 本文在 SD-AEO 的基础上进行改进, 提出一种名为高阶对称差分解能量算子 (Higher-Order Symmetric Difference Analytic Energy Operator, HOSD-AEO) 的方法. 在文献[9]和文献[10]中, 作者虽然采用了高阶差分序列, 但该种差分序列是对前向差分进行多次求导发展而来. 因此这里对对称差分进行多次求导从而得到高阶对称差分序列, 该序列不仅可以起到平滑滤波作用而且能更好地抑制振动干扰, 相当于同时提高了信号的信噪比 (Signal-to-Noise Ratio, SNR) 和信号干扰比 (Signal-to-Interference Ratio, SIR). 因此, 它的故障提取能力要强于 SD-AEO. 最后将该 HOSD-AEO 应用在仿真信号和真实轴承故障信号上, 并与其他方法进

行对比, 验证了该方法的优越性, 也为其他科研领域提供了新的参考.

## 2 方法介绍

### 2.1 连续时间下的表达式

首先介绍解析能量算子的原理, 通过解析信号理论可知, 一个信号的解析形式都可通过幅值解调和瞬时频率来表征一个信号. 这一性质满足了经典的 TEO 的幅值—频率解调特性, 因此在此基础上引入解析信号的概念.

假设有一组单一成分连续信号, 如下式所示:

$$x(t) = A(t) \cos\psi(t) \quad (1)$$

式中,  $A(t)$  代表瞬时幅值;  $\psi(t)$  表示瞬时相位. 则它的解析形式可以表示为:

$$X(t) = x(t) + iH[x(t)] \quad (2)$$

式中  $H[x(t)]$  表示希尔伯特变换.

$$H(x(t)) = \frac{1}{\pi t} * x(t) = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{x(\tau)}{t - \tau} d\tau \quad (3)$$

将式(1)代入式(2)得到解析信号的三角和指数形式:

$$X(t) = |X(t)| [\cos\psi(t) + i\sin\psi(t)] = A(t) e^{i\psi(t)} \quad (4)$$

$$A(t) = \pm |X(t)| = \pm \sqrt{x^2(t) + H[x(t)]^2} = \pm e^{\text{Re}[\ln X(t)]} \quad (5)$$

瞬时相位  $\psi(t)$  又可以由下式表示:

$$\psi(t) = \arctan \frac{H[x(t)]}{x(t)} = \text{Im}[\ln X(t)] \quad (6)$$

对上式进行求导得到:

$$\omega(t) = \dot{\psi}(t) = \frac{x(t)H[\dot{x}(t)] - \dot{x}(t)H[x(t)]}{A^2(t)} \quad (7)$$

式中,  $\omega(t)$  为瞬时角频率, 它在信号分析中起着重要的作用. 对于任何信号, 在任何给定时间都有一个唯一的瞬时相位值. 我们将式(7)改为:

$$x(t)H[\dot{x}(t)] - \dot{x}(t)H[x(t)] = A^2(t)\omega(t) \quad (8)$$

从式(8)可以看到, 该式也具有了与 TEO 能量算子相同的幅值—频率解调性质. 因此, 称之为解析能量算子 (AEO), 由下式表示:

$$Y[x(t)] = x(t)H[\dot{x}(t)] - \dot{x}(t)H[x(t)] \quad (9)$$

因此, 通过递推, AEO 的高阶形式可以由下式表示:

$$Y_k[x^{(k)}(t)] = x(t)H[x^{(k)}(t)] - x^{(k)}(t)H[x(t)] \quad (10)$$

为了不出现负的能量值, 我们对其进行绝对值加权处理得到:

$$Y_k[x^{(k)}(t)] = |x(t)H[x^{(k)}(t)] - x^{(k)}(t)H[x(t)]| \quad (11)$$

这里需要说明的是, 文献[10]中强调了, 虽然高阶

差分序列可以显著提高故障特征频率的幅值,但同时也会增强噪音和振动干扰频率的幅值.此外,随着阶数  $k$  的增大,其计算复杂度也会相应增加.作者在其文章中讨论阶数  $k$  时,相较于其他阶数  $k$  的值,发现  $k=3$  或  $k=4$  时,可以更好地提高 SNR.故在此文中,我们选择  $k=3$  进行研究.因此,三阶形式的 AEO 能量表达式为:

$$Y_3[x^{(3)}(t)] = |x(t)H[x^{(3)}(t)] - x^{(3)}(t)H[x(t)]| \quad (12)$$

## 2.2 离散时间下的表达式

通过式(11),可以得到离散模型下的高阶 AEO 的能量表达式:

$$Y_3[x^{(k)}(n)] = |x(n)H[x^{(k)}(n)] - x^{(k)}(n)H[x(n)]| \quad (13)$$

这里采用对称差分序列,如下所示:

$$\dot{x}(n) = \frac{x(n+1) - x(n-1)}{2T} \quad (14)$$

式中,  $T$  为采样周期,取  $T=1$ .通过递推公式得到:

$$x^{(k)}(n) = \frac{x^{(k-1)}(n+1) - x^{(k-1)}(n-1)}{2^k} \quad (15)$$

因此,式(13)变为:

$$Y_k[x^{(k)}(n)] = \left| \begin{array}{l} x(n)H\left[\frac{x^{(k-1)}(n+1) - x^{(k-1)}(n-1)}{2^k}\right] \\ - \frac{x^{(k-1)}(n+1) - x^{(k-1)}(n-1)}{2^k}H[x(n)] \end{array} \right| \quad (16)$$

同样,当  $k=3$  时,将上式展开得到:

$$Y_3[x^{(3)}(n)] = \left| \begin{array}{l} x(n)H\left[\frac{x(n+3) - 3x(n+1) + 3x(n-1) - x(n-3)}{8}\right] \\ - \left[\frac{x(n+3) - 3x(n+1) + 3x(n-1) - x(n-3)}{8}\right]H[x(n)] \end{array} \right| \quad (17)$$

下来,我们将讨论 HOSD-AEO 的一些特殊性质.

## 2.3 性质探讨

### 2.3.1 解调性质

这里我们在连续时间模型和离散模型下对该算法的解调性质分别进行讨论,注意这里仍然讨论  $k=3$  的解调性质.假设有一组简单的模拟轴承的调制信号<sup>[14]</sup>:

$$s(t) = Ae^{rt} \cos(\omega t + \theta) \quad (18)$$

式中,  $r$  为结构弹性阻尼特性,  $A$  代表信号的幅值.

对式(18)进行三次求导得到:

$$\begin{aligned} s^{(3)}(t) &= Ar^3 e^{rt} \cos(\omega t + \theta) + A\omega^3 e^{rt} \sin(\omega t + \theta) \\ &\quad - 3Ar\omega^2 e^{rt} \cos(\omega t + \theta) - 3Ar^2 \omega e^{rt} \sin(\omega t + \theta) \end{aligned} \quad (19)$$

$$H[s^{(3)}(t)] = Ar^3 e^{rt} \sin(\omega t + \theta) - A\omega^3 e^{rt} \cos(\omega t + \theta)$$

$$- 3Ar\omega^2 e^{rt} \sin(\omega t + \theta) + 3Ar^2 \omega e^{rt} \cos(\omega t + \theta) \quad (20)$$

将式(19)和(20)代入式(12)得到:

$$Y_3[s^{(3)}(t)] = |A^2 \omega e^{2rt} (3r^2 - \omega^2)| \quad (21)$$

从上式可以看到该三阶 AEO 的同样具有幅值解调特性.

现在我们在离散形式下讨论下它的解调性质.假设存在一组数字信号  $x_n$ ,

$$x(n) = A \cos(\Omega n + \theta) \quad (22)$$

式中,  $\Omega$  代表数字频率  $\Omega = 2\pi f/F_s$ ,  $f$  为模拟频率,  $F_s$  为采样频率.利用对称差分形式对上式进行三阶求导得到:

$$x^{(3)}(n) = -A \sin^3 \Omega \sin(\Omega n + \theta) \quad (23)$$

$$H[x^{(3)}(n)] = A \sin^3 \Omega \cos(\Omega n + \theta) \quad (24)$$

将上述两式代入式(17)得到:

$$\begin{aligned} Y_3[x^{(3)}(n)] &= |A^2 \sin^3 \Omega \cos^2(\Omega n + \theta) \\ &\quad + A^2 \sin^3 \Omega \sin^2(\Omega n + \theta)| \\ &= |A^2 \sin^3 \Omega| \end{aligned} \quad (25)$$

假设  $\Omega$  为正值且值小于  $\pi/2$ ,可以得到一个近似值  $\sin \Omega \approx \Omega^{[15]}$ ,因此,

$$Y_3[x^{(3)}(n)] = |A^2 \Omega^3| \quad (26)$$

通过上式,也证明了离散形式下的解调性质.

### 2.3.2 增强 SIR 的特性

这里我们证明 HOSD-AEO 的提升 SIR 的能力,我们将式(18)模拟轴承故障信号的表达式加上振动干扰成分后可表示为:

$$x(t) = Ae^{rt} \cos(\omega t + \theta) + \sum_{m=1}^M L_m \cos(\omega_m t) \quad (27)$$

式中,  $\sum_{m=1}^M L_m \cos(\omega_m t)$  表示振动干扰信号;  $L_m$  代表不同振动频率的幅值;  $\omega$  表示共振频率.

信号的 SIR 表达式定义为<sup>[10]</sup>:

$$\text{SIR}(r) = \frac{(1/T) \int_0^T s^2(t) dt}{(1/T) \int_0^T \sum_{m=1}^M v^2(t) dt} \quad (28)$$

式中,  $s(t)$  和  $v(t)$  分别代表轴承故障信号和振动干扰信号.

将式(27)依次代入一阶 AEO 和三阶 AEO 的表达式得到:

$$Y_1[x(t)] = |(A^2 \omega) e^{2rt} - \sigma(t) e^{2rt} + \sum_{m=1}^M L_m^2 \omega_m| \quad (29)$$

$$Y_3[x(t)] = |A^2 \omega (3r^2 - \omega^2) e^{2rt} + \sigma(t) e^{2rt} + \sum_{m=1}^M L_m^2 \omega_m^3| \quad (30)$$

式中  $\sigma(t)$  表示高频部分,不参与比较,因此不再表示.

将式(29)和(30)代入(28)分别得到两种阶数下 AEO 转换后信号的 SIR:

$$\begin{aligned} \text{SIR}[Y_3(x(t))] &= \frac{\frac{1}{T_p} \int_0^{T_p} [A^2 \omega e^{2rt} (3r^2 - \omega^2)]^2 dt}{\frac{1}{T_m} \int_0^T [\sum_{m=1}^M L_m^2 \omega_m^3]^2 dt} \\ &\approx \frac{A^4 \omega^2 e^{4rt} (3r^2 - \omega^2)^2}{4rT_p \sum_{m=1}^M L_m^4 \omega_m^6} \end{aligned} \quad (31)$$

$$\begin{aligned} \text{SIR}[Y_1(x(t))] &= \frac{\frac{1}{T_p} \int_0^{T_p} [A^2 \omega e^{2rt}]^2 dt}{\frac{1}{T_m} \int_0^T [\sum_{m=1}^M L_m^2 \omega_m]^2 dt} \\ &\approx \frac{A^4 \omega^2 e^{4rt}}{4rT_p \sum_{m=1}^M L_m^4 \omega_m^2} \end{aligned} \quad (32)$$

将两式进行比较得:

$$\delta = \frac{\text{SIR}[Y_3(x(t))]}{\text{SIR}[Y_1(x(t))]} = (3r^2 - \omega^2)^2 \frac{\sum_{m=1}^M L_m^4 \omega_m^2}{\sum_{m=1}^M L_m^4 \omega_m^6} \quad (33)$$

可以看到,通过上式难以比较两个不同阶数 AEO 的 SIR 大小,这里我们通过一些实际工程经验,进行一些假设来进行分析比较. 首先假设振动干扰频率的幅值都是相同的,即  $L_1 = L_2 = \dots = L_m = L$ . 对于振动频率如齿轮啮合和转子不对中等,在一般情况下,振动频率和它的倍频成等差数列的关系,即  $\omega_2 = 2\omega_1, \omega_3 = 3\omega_1, \dots, \omega_m = m\omega_1$ ,因此这里使用  $\omega_1$  来表示各个振动频率. 对于结构弹性阻尼特性  $r$  和共振频率  $\omega$  要远远大于  $\omega_1$ ,因此这里假设  $r = 3\omega_1$  和  $\omega = 8\omega_1$ . 将这些关系式代入式(33)得到:

$$\delta = \frac{\text{SIR}[\Gamma_3(x(t))]}{\text{SIR}[\Gamma_1(x(t))]} \approx 37^2 \frac{1 + 2^2 + \dots + m^2}{1 + 2^6 + \dots + m^6} \quad (34)$$

解不等式  $\delta > 1$ , 得到  $m < 8$ . 因此,可知只有一个轴承故障信号至少被 8 个振动干扰频率影响才会导致三阶对称 AEO 的 SIR 小于一阶对称 AEO 的,这在实际工况下是比较罕见的. 特别是在  $m = 1, 2$  或 3 等值较小时,  $\delta$  值会非常大,所以在绝大多数情况下,三阶对称差分 AEO 转换后信号的 SIR 会显著提升.

### 2.3.3 非负特性

如引言中所述,TEO 转换后得到的信号能量会产生不可解释的负值,虽然一些改进能量算子改进了 TEO 的性能,但产生不合理的负能量的不足仍然没有改变. 由于对 HOSD-AEO 进行了绝对值加权,因此它表现出了非负性. 这里采用一组信号来进行演示,该测试信号如下所示:

$$x(n) = 1.3 \cos(n\pi/8) + 3.1 \cos(n\pi/32) \quad (35)$$

图 1 展示了该测试信号的时域波形.

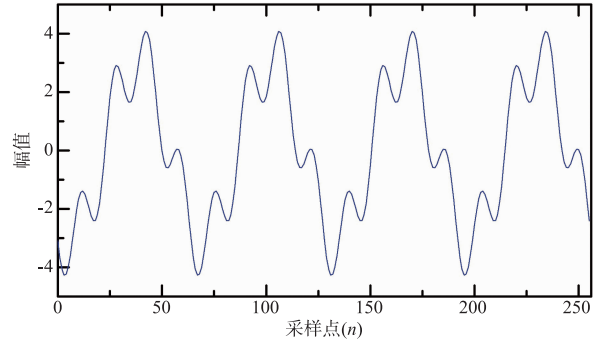


图1 测试信号波形

这里使用 TEO 和 HOEO 方法进行对比. 图 2 表示为 TEO, HOEO 和 HOSD-AEO 三种能量算子对信号转换后的信号能量. 从图中可以看到,TEO 和 HOEO 转换后的信号能量中出现了不合理的负值,而 HOSD-AEO 转换后得到的信号能量中始终都是正值.

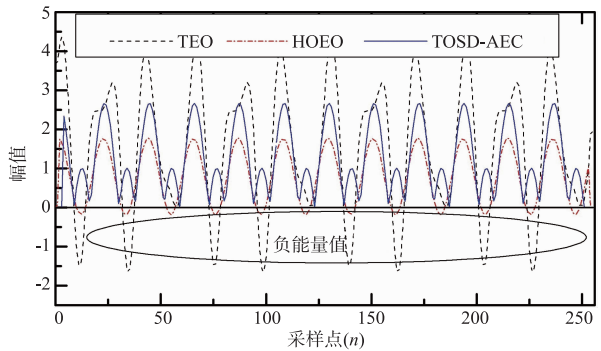


图2 信号能量

最后,该方法的信号分析方法的流程图如图 3 所示.

## 3 模拟轴承故障信号实验

为了证明 HOSD-AEO 在故障特征提取中的有效性,本小节采用一组模拟轴承故障信号进行验证,该模拟信号如下式所示:

$$s(t) = \sum_{n=-N}^N A_n e^{-r(t-nT_p-\tau_n)} \cos(\omega(t-nT_p + \theta_n)) \mu(t-nT_p) \quad (36)$$

式中,  $A_n = 1$  是轴承故障信号的幅值;  $r = 1500$  代表结构阻尼特性,  $\omega = 2048$  为共振频率,  $T_p = 0.01$  代表轴承故障特征的周期,则故障特征频率  $\text{FCF} = 1/T_p = 100\text{Hz}$ . 采样频率为  $20\text{kHz}$ . 采样点数为 20000 个. 图 4 为该模拟轴承故障的时域图.

为了增加故障特征的提取难度,首先我们在该信号中加入  $\text{SNR} = -5\text{dB}$  的高斯白噪声及其四组干扰频率(分别为  $5\text{Hz}, 27\text{Hz}, 43\text{Hz}$  和  $310\text{Hz}$ ). 同时这里采用

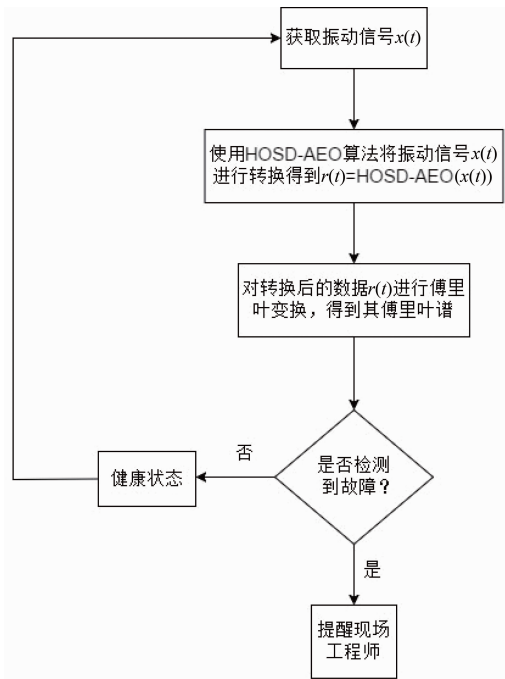


图3 HOSD-AEO方法分析流程图

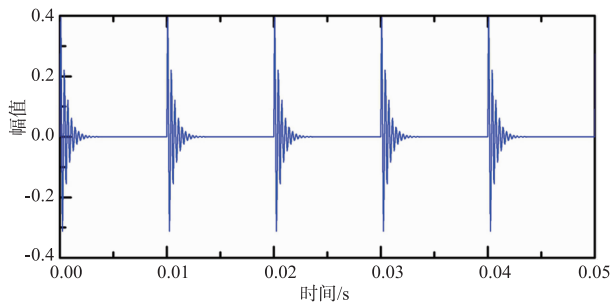


图4 模拟轴承故障信号

TEO 和 SD-AEO 进行对比. 除此之外, 我们采用前向差分还设计了一个非对称三阶 AEO (简称 HO-AEO) 来进行对比. 加入噪声和振动干扰后的信号和其频谱如图 5 所示. 可以看到轴承故障信号在加入强噪声和振动干扰后, 频谱中仅仅存在振动干扰频率, 而没有轴承故障特征频率.

现使用四种能量方法进行故障特征提取, 提取结果如图 6 所示. 从结果可以看出, TEO 无法在该恶劣工况下提取出故障特征频率. 而 SD-AEO 和 HOSD-AEO 均能在该种工况下提取出故障特征频率, 但是还是可以发现 HOSD-AEO 的提取效果更加优秀, 可以从它的能量谱中清晰地看到故障特征频率及其倍频, 而 SD-AEO 中的故障特征频率的倍频, 如四倍频、五倍频和六倍频的幅值都很低, 不易辨别. 但令人意外的是, 采用非对称差分形式的 HO-AEO 无法提取出故障特征频率, 它与 HOSD-AEO 的区别仅仅是差分序列不一样. 由此可以看到高阶对称差分序列在此方法中所起

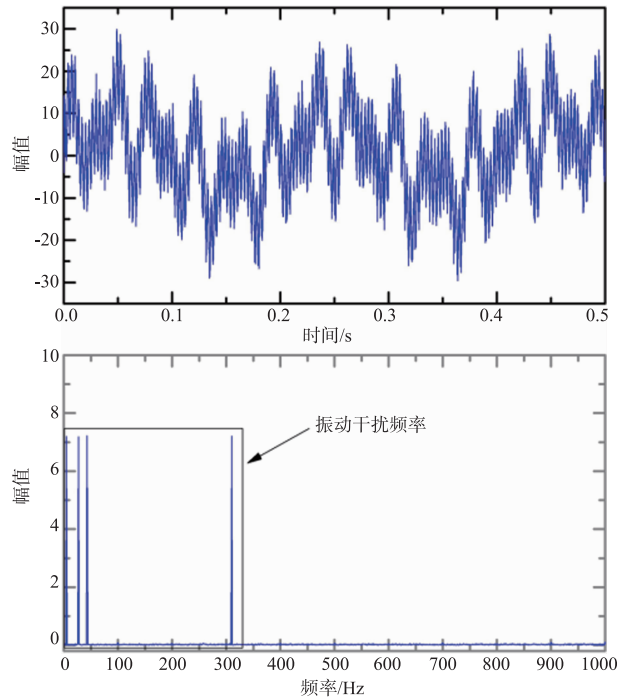


图5 加入噪声与振动干扰后的信号及其频谱

到的重要.

为了能更加定量地看出本文所提方法的优越性, 这里采用文献[16]中定义的信噪比 (Signal-to-Noise Ratio, SNR) 指标来进行对比, 该指标表达式如下:

$$\text{SNR}(f_d) = 10 \log_{10} \frac{\sum_{i=1}^3 P(i \cdot f_d)}{\sum_{f=0}^{f_s/2} P(f) - \sum_{i=1}^3 P(i \cdot f_d)} \quad (37)$$

式中  $P(f)$  表示为在频率  $f$  处的振幅谱;  $f_s$  为采样频率. 通过式 (37), 得到各个能量算子转换后信号的 SNR 值, 可以看到 HOSD-AEO 的转后信号的 SNR 值最高, 因此也可以从定量角度发现该方法的优越性.

为了更好地体现 HOSD-AEO 的提取能力, 我们继续降低 SNR 到  $-8\text{dB}$ , 同时对振动频率的幅值进行提升. 再进行 SD-AEO 和 HOSD-AEO 的对比, 结果如图 7 所示. 从图中可以看到, 当再次增加提取难度时, SD-AEO 方法已无法提取出故障特征频率, 但 HOSD-AEO 还是能识别出故障特征频率及其相关倍频, 只是它们的幅值与之前的实验相比下降了一些. 与之前的实验类似, 这里同样适用式 (37) 进行量化比较, 发现 HOSD-AEO 转换后信号的 SNR 仍然大于 SD-AEO 转换后信号的 SNR, 即使较之前的实验下降了一些.

因此正如前面所述, 将高阶对称差分序列与 AEO 相融合可以显著提高信号的 SNR 和 SIR, 从而保证此算法可以在恶劣工况下提取出微弱信号特征.

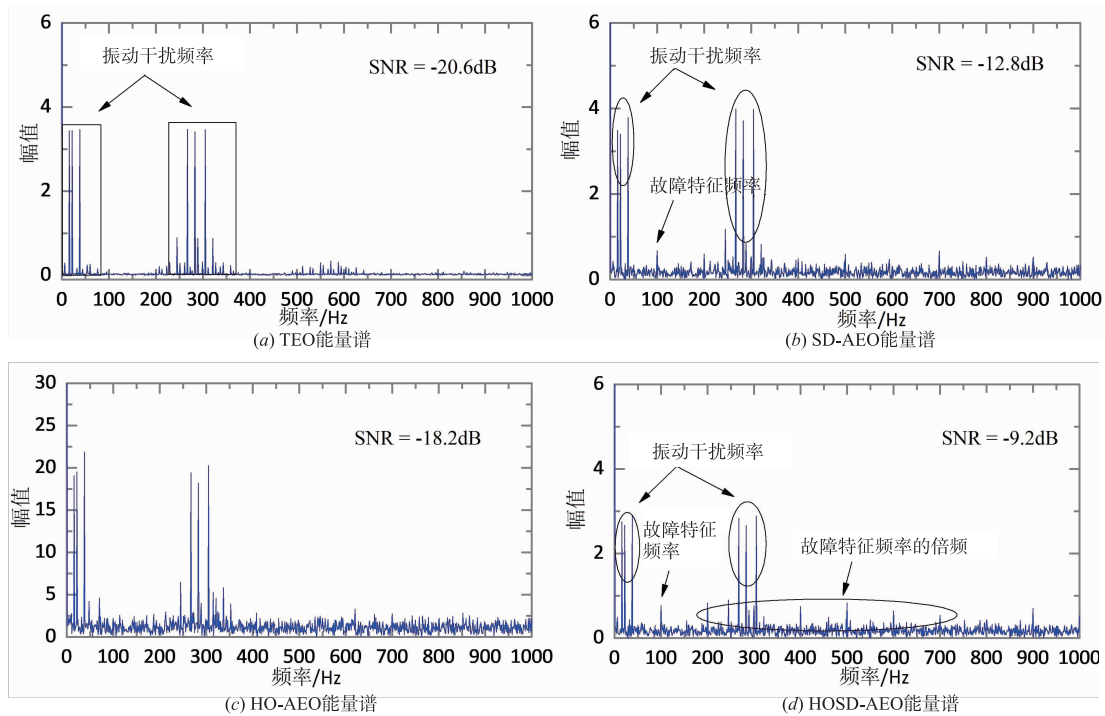


图6 对比结果

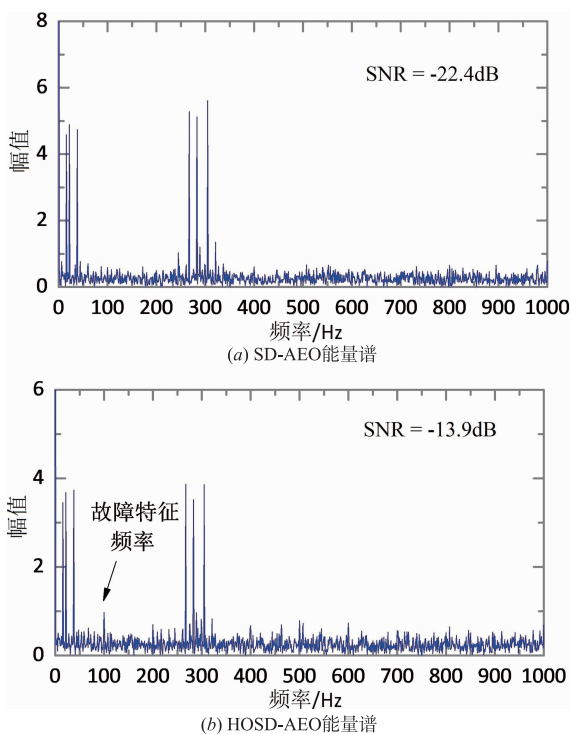


图7 SD-AEO和HOSD-AEO对比结果

### 4 真实轴承故障信号实验

为了验证所提方法的有效性和实用性,本节将其应用于实际的振动信号.在实际实验中,本研究使用了新南威尔士大学(UNSW)提供的轴承故障数据<sup>[17]</sup>.从

正齿轮箱试验台提取轴承故障信号,如图8所示.

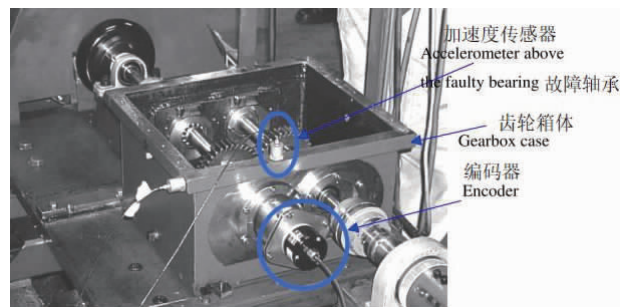


图8 齿轮箱试验台

对于所有故障信号,输出轴的速度大约设置为6Hz(360rpm).这些信号的采样频率为48000个/s(48kHz).试验所用轴承的规格如表1所示.

表1 故障轴承的尺寸

| 滚珠直径 (mm) | 节径 (mm) | 滚珠数量 | 接触角 |
|-----------|---------|------|-----|
| 7.12      | 38.5    | 12   | 0°  |

轴承各个故障部分的故障特征频率见表2.

表2 故障特征频率

| 故障位置      | 故障特征频率 (Hz) |
|-----------|-------------|
| 外圈 (BPFO) | 29.34       |
| 内圈 (BPFI) | 42.66       |

#### 4.1 外圈故障特征提取

图9显示了外圈缺陷的一些细节.可以看到,在轴

承的外圈上加工了一个缺口. 这个缺口的宽度和深度如图 9 所示.

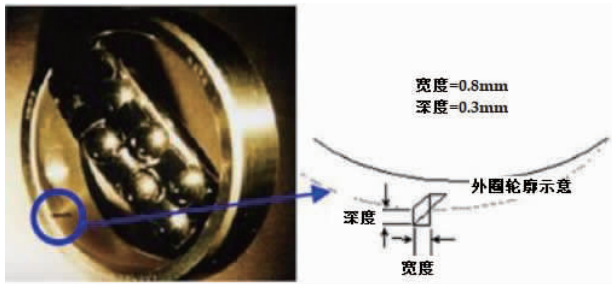


图9 外圈故障及其尺寸

图 10 给出了外圈缺陷的加速度信号及其对应的傅里叶频谱. 从加速度信号及其傅里叶频谱中可以发现, 轴承故障信号不仅被噪声干扰, 同时也被齿轮啮合所产生的振动干扰频率所破坏. 因此, 相比于一般的仅受噪声影响的轴承故障信号, 该种轴承故障信号呈现出更为强烈的非线性和非平稳性特征.

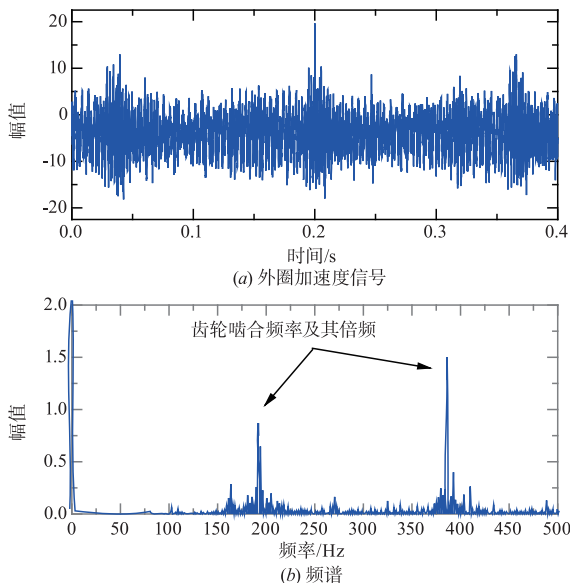


图10 外圈故障加速度信号及其频谱

现在使用 HOSD-AEO 方法对其进行故障特征的提取, 提取的效果如图 11 所示. 从图中可以看到, 虽然信号中含有噪声和齿轮啮合所产生的干扰, 但 HOSD-AEO 仍可以从该振动信号中提取出外圈故障特征频率.

由于在模拟实验中已经验证过 TEO, SD-AEO 等能量算子方法对于该种信号提取效果较差, 因此此处采用文献[18]中的方法进行对比. 该方法首先通过经验小波变换(Empirical Wavelet Transform, EWT)将一个复杂的非平稳信号自适应地分解为若干个本征模函数; 再通过对每个内禀模态函数进行希尔伯特解调变换, 得到原始信号的时频分布, 从而能够有效地诊断滚动轴承故障. 注意这里为了相应的进行对比, 不使用文献

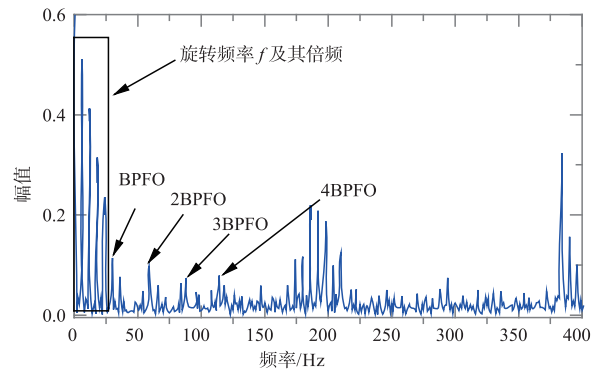


图11 HOSD-AEO转换后信号的能量谱

中的时频分析而直接采用希尔伯特包络谱进行对比.

图 12 为经验小波变换的分解结果. 经过经验小波变换分解后, 再分别对分解后的 IMF1 和 IMF2 分量进行进一步分析, 即对其分别进行频谱分析和包络谱分析, 分析如图 13 所示. 从图中可以观察到, IMF1 分量就是齿轮啮合产生的振动干扰频率及其倍频, IMF2 为经验小波变换将其分解出来, 消除其干扰同时过滤掉大量的背景噪声后的分量. 对其进行包络分析后也同样得到了外圈故障特征频率.

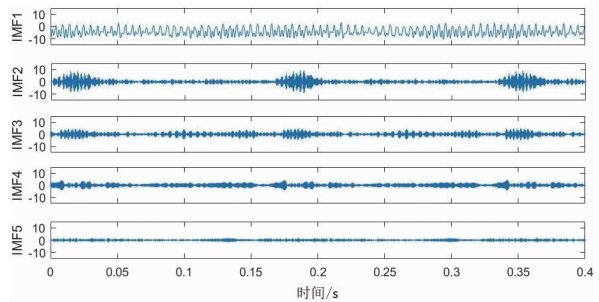


图12 经验小波变换的分解结果

值得注意的是, 虽然该方法也可以提取出故障特征频率, 但显然步骤较为繁琐, 首先要采用经验小波变换过滤掉振动干扰和噪声; 其次还必须选择出合适的 IMF 分量; 最后采用包络解调技术进行故障特征频率的提取. 除此之外, 经验小波变换等分解方法, 运算效率一般都较低, 在数据庞大时, 运行时间甚至会达到十几分钟. 相对于该种联合方法, HOSD-AEO 算法简单易用, 不需要前处理, 并且运算效率高. 图 14 为两种方法的运行时间对比. 可以看到, 随着数据点数的增加, HOAD-AEO 的运行时间几乎没发生变化, 而 EWT + HT 的方法的运行时间逐渐加大.

## 4.2 内圈故障特征提取

内圈缺陷的尺寸与外圈缺陷的尺寸一致. 图 15 显示了内圈缺陷.

图 16 给出了内圈缺陷的加速度信号及其对应的傅里叶频谱. 同外圈故障信号一样, 该内圈故障信号同

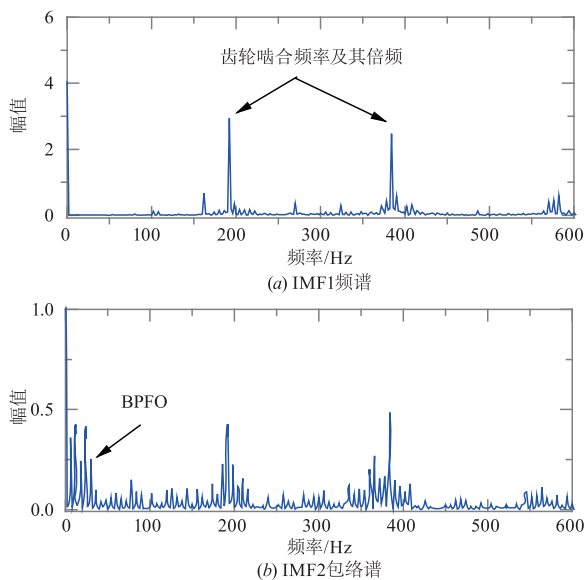


图13 IMF1的频谱和IMF2的包络谱

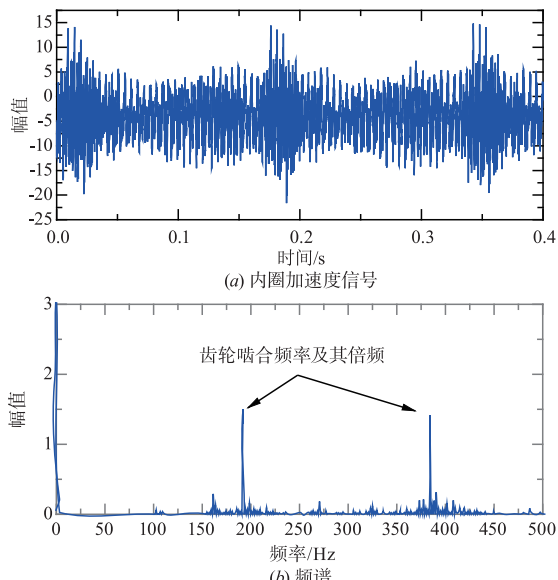


图16 内圈故障加速度信号及其频谱

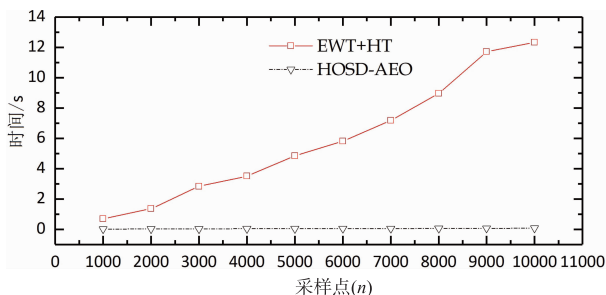


图14 运行时间对比

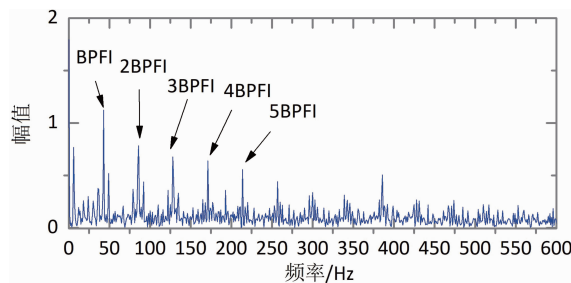


图17 HOSD-AEO转换后信号的内圈能量谱



图15 内圈故障

样表现出了强烈的非平稳性和非线性,同时在频谱中只出现了齿轮啮合频率及其倍频.

如上,采用 HOSD-AEO 方法对内圈故障信号进行转换. 图17 为转换后信号的能量谱. 从能量谱中可以清晰的辨认出轴承内圈故障特征频率及其倍频.

同样,为了体现该算法的优越性,这里采用文献 [19] 中的最小熵解卷积 (Minimum Entropy Deconvolution, MED) 和 TEO 的方法进行对比. MED 方法相对于前边的 EWT 方法,不仅可以去除故障信号中的大量噪声和振动干扰,同时还可以增强信号中的冲击成分;除此之外,它的运算效率也较为高效一些. 再结合 TEO 对

MED 处理后的信号进行频谱分析从而提取滚动轴承的故障特征. 但在使用 MED 方法前,需设置滤波器长度  $L$  和迭代次数  $N$  这两个参数,因此这里首先设置  $L = 100$ ,  $N = 30$ . 处理后的信号如图 18 所示.

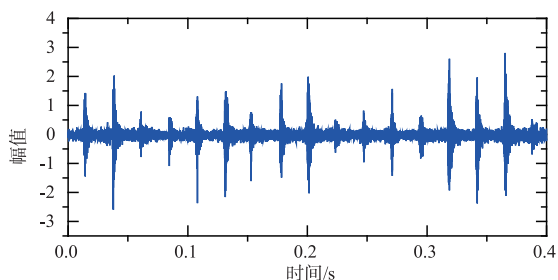


图18 MED(L=100, N=30)处理后的信号

从图中可以看到, MED 去除了大量的背景噪声和振动干扰,并且处理后的故障信号中的冲击成分非常明显. 然后使用 TEO 对其进行处理,得到了的能量谱如图 19 所示. 可以看到,信号经过处理后,TEO 可以成功地提取出内圈故障特征频率及其倍频.

但正如前述, MED 方法需要设置恰当的参数值,为了说明这点,再次对滤波器长度  $L$  和迭代次数  $N$  这两

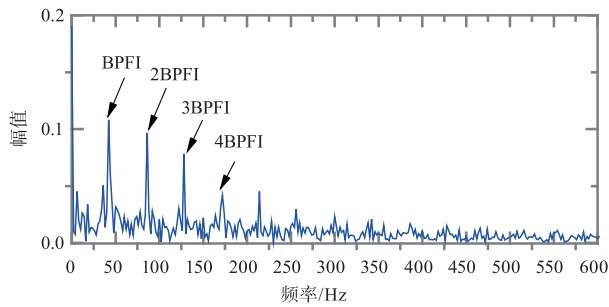


图19 TEO能量谱

个参数进行重新设置,这里设置  $L = 30, N = 15$ . 重新设置参数后得到的故障信号图如图 20 所示.

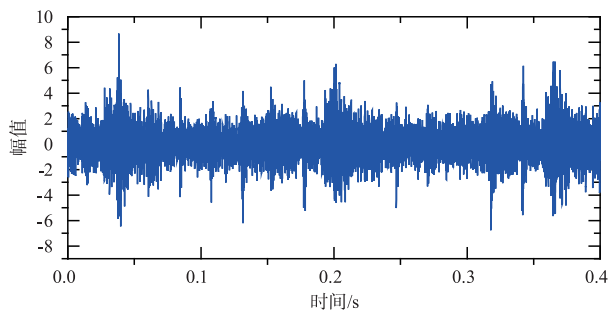


图20 MED(L=30,N=15)处理后的信号

从图中可以看到,参数值变换以后,显然滤波效果下降了许多.再次使用 TEO 对该 MED 滤波信号进行处理,得到的能量谱如图 21 所示.

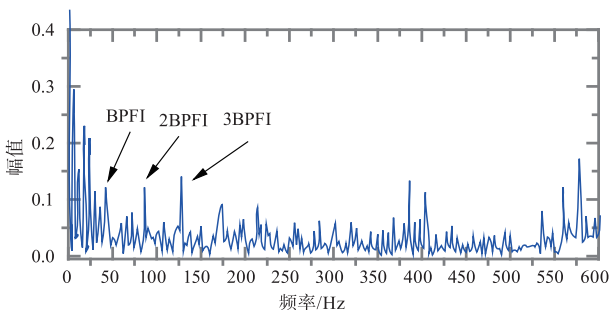


图21 TEO能量谱

可以看到,同图 19 相比,虽然该能量谱也能辨别出内圈故障特征频率及其倍频,但能量谱中还存在着其他振动频率,因此显然该能量谱的提取效果没有图 19 中的效果好.通过这个对比可以发现,虽然该种 MED + TEO 的方法也可以很好地提取出恶劣环境下的故障特征,但前提是必须设置合适的参数值,而这种参数值的选择一般都是通过经验选择,并没有一个统一的准则.而 HOSD-AEO 方法中无需设置参数,因此避免了参数的选择和重新校对.

## 5 结论

本文提出了一种新的基于能量解调方法的轴承故

障检测方法.该算法将高阶对称差分序列与解析能量算子相融合,使得该检测方法可以显著提高信号的 SNR 和 SIR,从而有效提高轴承故障检测能力.该方法的另一个优点是,与其他轴承故障检测方法不同,它不需要选择参数,也不需要进行前滤波处理即可在复杂工况下提取出微弱的故障信号.将该方法应用于轴承内、外圈故障信号的测量,结果表明该方法能有效地揭示强振动干扰下的故障特征频率及其相关倍频.此外,一些医学信号和声音信号的性质与轴承故障信号类似,因此该方法也为其他领域的应用提供了一种可能.

## 参考文献

- [1] D-M Yang, A F Stronach, P MacConnell. The application of advanced signal processing techniques to induction motor bearing condition diagnosis [J]. *Meccanica*, 2003, 38(2): 297 - 308.
- [2] Zheng J, Cheng J, Yang Y. Generalized empirical mode decomposition and its applications to rolling element bearing fault diagnosis [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2013, 40(1): 136 - 153.
- [3] 苏维均, 杨飞, 于重重, 等. 基于局部频谱的滚动轴承故障特征提取方法 [J]. *电子学报*, 2018, 46(1): 160 - 166. SU Wei-jun, YANG Fei, YU Chong-chong. Rolling bearing fault feature extraction method based on local spectrum [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2018, 46(1): 160 - 166. (in Chinese)
- [4] Pineda-Sanchez M, Puche-Panadero R, Riera-Guasp M, et al. Application of the teager-kaiser energy operator to the fault diagnosis of induction motors [J]. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 2013, 28(4): 1036 - 1044.
- [5] 王天金, 冯志鹏, 郝如江. 基于 Teager 能量算子的滚动轴承故障诊断研究 [J]. *振动与冲击*, 2012, 31(2): 1 - 5. WANG Tian-jin, FENG Zhi-peng, HAO Ru-jiang. Fault diagnosis of rolling element bearings based on Teager energy operator [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2012, 31(2): 1 - 5. (in Chinese)
- [6] 盖强, 张海勇, 徐晓刚. Hilbert-Huang 变换的自适应频率多分辨分析研究 [J]. *电子学报*, 2005, 33(3): 563 - 566. GAI Qiang, ZHANG Hai-yong, XU Xiao-gang. Study of adaptive frequency multiresolution analysis of the hilbert-huang transform [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2005, 33(3): 563 - 566. (in Chinese)
- [7] 武哲, 杨绍普, 张建超. 基于 LMD 自适应多尺度形态学和 Teager 能量算子方法在轴承故障诊断中的应用 [J]. *振动与冲击*, 2016, 35(3): 7 - 13. WU Zhe, YANG Shao-pu, ZHANG Jian-chao. Bearing fault feature extraction method based on LMD adaptive multiscale morphology and energy operator demodulating

- [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2016, 35(3): 7 – 13. (in Chinese)
- [8] Bovik A C, Maragos P, Quatieri T F. AM-FM energy detection and separation in noise using multiband energy operators[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1993, 41(12): 3245 – 3265.
- [9] 刘泽潮, 张兵, 易彩, 吴文逸, 黄晨光. 高阶频率加权能量算子在列车轴箱轴承故障诊断中的应用[J]. *西安交通大学学报*, 2019, 53(12): 46 – 56.  
LIU Ze-chao, ZHANG Bing, YI Cai, WU Wen-yi, HUANG Cheng-uang. High-order frequency-weighted energy operator with applications to train axle-box bearing fault diagnosis[J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2019, 53(12): 46 – 56. (in Chinese)
- [10] H Faghidi, M Liang. Bearing fault identification by higher order energy operator fusion: A non-resonance based approach[J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2016, 381: 83 – 100.
- [11] Fang J, Atlas L E. Quadratic detectors for energy estimation[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1995, 43(11): 2582 – 2594.
- [12] 孟宗, 李姗姗, 季艳. 基于对称差分能量算子解调的局部均值分解端点效应抑制方法[J]. *机械工程学报*, 2014, 50(13): 80 – 87.  
MENG Zong, LI San-shan, Ji Yan. Restraining method for end effect of local mean decomposition based on energy operator demodulation of symmetrical differencing[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2014, 50(13): 80 – 87. (in Chinese)
- [13] 徐元博, 蔡宗琰, 丁凯. 复杂背景下对称差分解析能量算子在轴承故障诊断中的应用[J]. *振动与冲击*, 2019, 38(8): 246 – 254.  
XU Yuan-bo, CAI Zong-yan, DING Kai. Bearing fault detection based on an analytic energy operator of symmetrical differencing under complex background[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2019, 38(8): 246 – 254. (in Chinese)
- [14] Randall R B, Jérime Antoni. Rolling element bearing diagnostics-A tutorial[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2011, 25(2): 485 – 520.
- [15] Kaiser J F. Some useful properties of Teager's energy operators[A]. *IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing* [C]. Minneapolis, USA: IEEE Computer Society, 1993. 143 – 152.
- [16] Zhang S, Lu S, He Q, et al. Time-varying singular value decomposition for periodic transient identification in bearing fault diagnosis[J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2016, 379: 213 – 231.
- [17] Randall R B. *Vibration-based Condition Monitoring: Industrial, Aerospace and Automotive Applications* [M]. USA: John Wiley & Sons, 2011. 172 – 178.
- [18] 郑近德, 潘海洋, 戚晓利, 等. 基于改进经验小波变换的时频分析方法及其在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. *电子学报*, 2018, 46(2): 358 – 364.  
ZHENG Jin-de, PAN Hai-yang, QI Xiao-li, et al. Enhanced empirical wavelet transform based time-frequency analysis and its application to rolling bearing fault diagnosis[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2018, 46(2): 358 – 364. (in Chinese)
- [19] 陈海周, 王家序, 汤宝平, 等. 基于最小熵解卷积和 Teager 能量算子直升机滚动轴承复合故障诊断研究[J]. *振动与冲击*, 2017, 36(9): 45 – 50, 73.  
CHEN Haizhou, WANG Jiaxu, TANG Baoping, et al. Helicopter rolling bearing hybrid faults diagnosis using minimum entropy deconvolution and Teager energy operator[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2017, 36(9): 45 – 50, 73. (in Chinese)

#### 作者简介



徐元博 男, 1986 年生于陕西宝鸡, 博士, 现为西安邮电大学自动化学院讲师. 研究方向为振动信号处理及机械设备故障诊断.  
E-mail: xuyuanbo@xupt.edu.cn