DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2021.06.006

基于 TET 瞬态特征提取的滚动 轴承早期故障诊断研究*

陈志刚^{1,2},赵杰¹,张楠¹,车吴阳³ (1.北京建筑大学机电与车辆工程学院,北京 100044;2.北京市建筑安全监测工程技术研究中心, 北京 100044;3.中国石油集团川庆钻探工程有限公司长庆井下技术作业公司,陕西 西安 710021)

摘要:滚动轴承运行时,其强烈的振动噪声通常会与轴承早期微弱故障叠加,导致其瞬态故障特征难以提取,因此提出了一种轴承 早期微弱故障信号瞬态特征的时频分析方法。首先,通过自适应噪声集合模态分解对数据做预处理,使用峭度筛选出了有效模态 分量,并进行了重构降噪;然后,对重构信号做了瞬态提取变换,并进行了瞬态特征提取;最后,利用提取到的瞬态信号进行了故障 诊断;对仿真信号和实验信号进行了处理,并将其与其他常用时频分析方法进行了比较。研究结果表明:该方法可以有效地提取滚 动轴承故障瞬态特征,提高复杂环境下滚动轴承故障早期信号的噪声鲁棒性;同时,时-频能量特征更集中,可以清楚地看到瞬态信 号的间隔,并能有效表征信号的早期故障特征频率。

关键词:滚动轴承;自适应噪声集合模态分解;时频分析;有效模态分量;瞬态提取变换

中图分类号:TH133.3 文献标识码:A

文章编号:1001-4551(2021)06-0697-08

Early fault diagnosis of rolling bearings based on TET transient feature extraction

CHEN Zhi-gang^{1,2}, ZHAO Jie¹, ZHANG Nan¹, CHE Hao-yang³

(1. School of Mechatronics and Vehicle Engineering, Beijing University of Civil Engineering and Architecture, Beijing 100044, China; 2. Construction Safety Monitoring Engineering Technology Research Center of Beijing, Beijing 100044, China; 3. Changqing Downhole Technology Company, CNPC. Chuanqing Engineering Company Limited, Xi'an 710021, China)

Abstract: Aiming at the problem that the strong vibration and noise of rolling bearings were usually superimposed with the early weak faults of the bearing, which made it difficult to extract the transient fault characteristics, a time-frequency analysis method was proposed to analyze the transient characteristics of the early weak fault signals of the bearing. Firstly, the data was preprocessed by complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise (CEEMDAN), the effective modal components were filtered out using kurtosis and were reconstructed to reduce noise. Then, the reconstructed signal was subjected to transient extraction transform (TET) for transient feature extraction. Finally, the fault diagnosis was performed using the extracted transient signals. The simulation signal and experimental signal were processed and compared with other common time-frequency analysis methods. The results show that this method can effectively extract the fault transient characteristics more clearly, clearly see the interval of transient signals, and can effectively represent the early fault characteristic frequency of the signal.

Key words: rolling bearing; complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise (CEEMDAN); time-frequency analysis (TFA); effective modal components; transient-extracting transform (TET)

收稿日期:2020-11-09

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51605022);北京市属高校基本科研资助项目(X20061,X20071);北京建筑大学研究生创新资助项目 (PG2020091)

作者简介:陈志刚(1979-),男,湖北黄冈人,副教授,硕士生导师,主要从事模式识别、轴承故障诊断方面的研究。E-mail:zdketi@163.com

0 引 言

旋转机械设备运行环境复杂多变,滚动轴承作为 其重要部件,在其中发挥着不可或缺的作用。旋转机 械设备一旦发生事故,将会造成巨大经济损失和员工伤 亡,所以对轴承进行必要的故障诊断意义重大^[1]。

旋转机械设备运转过程中通常夹杂着来自不同振 源的噪声,使得瞬态故障振动信号难以被提取、识别, 不能被有效地诊断和分析。

在实验采集到的振动信号中,通常夹杂着短时间 的瞬变特征,而早期微弱故障往往发生在信号瞬变的 时刻,在强噪声背景下的特征提取困难,不易识别,所 以研究高效的时频分析方法尤为重要^[2]。

时频分析(TFA)方法对于时变信号十分有效,在 过去的几十年里受到了业界极大的关注,其自身也得 到了长足的发展。但是,传统的 TFA 技术依然存在较 大的问题,如信号两边的交叉项干扰、分解模态混叠、 海森伯格不确定性原理等问题。

短时傅立叶变换^[3](short-time Fourier transform, STFT)的时-频分辨率较好,但对于不同的信号适应性 较差,需重新选择窗函数;小波变换^[4](wavelet transform,WT)的窗口大小可根据信号频率的不同做出改 变,克服了 STFT 的缺点,但是小波基的选择受人为影 响较大;Wigner-Ville^[5]分布具有较高的时频分辨率, 对于多分量信号存在交叉干扰项,分析效果较差。

经验模态分解 (empirical mode decomposition, EMD)是 HUANG N E^[6]在 1998 年提出的一种自适应 时频信号处理方法。该方法对于非线性、非平稳的信号 的处理效果较好,解决了 WT 人为选择小波基函数的问题:但是该方法也存在端点延拓^[7]、模态混叠的问题^[8]。

为了改善EMD的缺点,聚合经验模态分解^[9](ensemble empirical mode decomposition, EEMD)被提了出 来。该方法在分解过程中加入随机白噪声,这使得模 态的混叠问题在一定程度上得到了一些改善,但端点 效应问题仍然存在。

在总结了以上问题的基础上,TORRES M E^[10]在 EMD、EEMD 的基础上,提出了一种自适应噪声完备集 合模态分解(CEEMDAN)。该方法具有更好的收敛性, 且重构误差基本为0,重构后具有良好的降噪效果。

瞬态提取变换^[11]是一种比较新的 TFA 方法。该方 法的分辨率较高,能够较好地提取出故障的瞬态特征。

笔者进行了大量文献调研,发现目前基于 TET 的 轴承瞬态故障诊断研究较少。因此,本文提出了一种瞬 态特征提取的轴承故障诊断处理方法。首先,通过 CEEMDAN 对原始信号做自适应降噪;然后,将重构的 信号利用瞬态特征提取算子(transient extraction operator,TEO)提取瞬态特征;最后,利用仿真信号和实验室 轴承故障试验台信号比较,对比 STFT、同步挤压变换 (synchro squeezing transform,SST)、重分配法(reassignment method,RS)、解调 TFA(demodulated TFA,DTFA) 等方法。

1 自适应噪声集合模态分解算法

自适应噪声集合模态分解(CEEMDAN)是在 EMD、EEMD的基础上改进得到的^[12]。首先,该方法 是将信号分解为一个模态分量 IMF;然后,进行总体平 均计算,得到第一阶 IMF;最后,对剩余分量进行上述 操作。该方法有效地减小了模态混叠效应和噪声的遗 留问题。

该算法具体步骤如下:

设原始信号为 x(t),在原始信号中加入自适应白 噪声 v(t),得到复合信号 x(t) + v(t)并进行 n 次 EMD 分解,对得到的 n 个 IMFs 进行总体平均运算,得到第 一个 IMF 分量 $\overline{imf_1}(t)$,即:

$$\overline{\operatorname{im} f_1}(t) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \operatorname{im} f_1^i(t) \tag{1}$$

x(t)减去第一个 IMF 分量 $\overline{imf_1}(t)$,得到剩余信号 $r_1(t)$,即:

$$r_1(t) = x(t) - imf_1(t)$$
 (2)

将 $r_1(t)$ 作为输入信号,重复以上步骤,即可得到 第 K 个模态分量 IMF_k(设总共有 K 个模态分量),最 终剩余信号为 R(t),则原始信号 x(t) 可得到 K 个 IMF 和一个 R(t),即:

$$x(t) = \sum_{i=1}^{k} \overline{imf_i}(t) + R(t)$$
(3)

采用仿真信号可以验证 CEEMDAN 的降噪效果。 由于轴承运行过程中,原始信号中通常会具有调频调 幅成分,此处设仿真信号 *f*(*t*)为:

$$\begin{cases} f_1(t) = \cos(40\pi t) \\ f_2(t) = 0.35\cos[30\pi t - \sin(20t)] \\ f_3(t) = 0.65\cos[60\pi t - 3\cos(20t)] \\ f_4(t) = randn(1,n) \\ f(t) = f_1(t) + f_2(t) + f_3(t) + f_4(t) \end{cases}$$
(4)

式中: $f_1(t)$ 一余弦信号; $f_2(t)$, $f_3(t)$ 一调频信号; $f_4(t)$ 一随机白噪声,采样频率设置1 kHz。

选用其中1 s 的数据,通过 CEEMDAN 进行模态 分解,可以得到9个模态分量 IMF,如图1 所示。



然后,分别计算 9 个 IMF 的峭度值^[13,14],如图 2



由图 2 可以看出:第 2、3、4 个模态的峭度值较大, 相关度较高;因此,此处选其进行重构。

信号的预处理如图3所示。



图 3 中,重构降噪之后的信号如图 3(b)所示。跟

图 3(a)中的原始加噪信号相比,重构降噪之后的信号 滤除了部分噪声,效果较好。

2 瞬态提取算法

由于该方法是基于短时傅里叶变化(STFT),不需 扩展参数和先验信息^[11]。STFT 表达式为:

$$G(t,\omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} g(u-t) \cdot s(u) \cdot e^{-i\omega u} du \quad (5)$$

式中:g(u-t)—可移动窗口;s(u)—输入信号。 $t_0 = 0.5 \text{ s}$ 时, $\delta(t)$ 的时频谱如图 4 所示。



在数学上, $\delta(t)$ 函数是一个冲击函数,在零点处的 值无限大,非零处的值为零,且积分为1。此处令A =1, $t_0 = 0.5$,则时域和频域图像如图4(a,b)所示。由 此,将其看作具有瞬态特征信号的理想模型。

 $\delta(t)$ 通常可表示为:

$$s_{\delta}(t) = A \cdot \delta(t - t_0) \tag{6}$$

由于 STFT 的局限性,又根据海森堡(Heisenberg) 测不准原理,即使是 $\delta(t)$ 函数也不可能实现理想描述,为了探究 STFT 对 $\delta(t)$ 的时频能量分布,笔者将式 (6)代入式(5),可得:

$$G(t,\omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} g(u-t) \cdot A \cdot \delta(u-t_0) \cdot e^{-i\omega u} du =$$
$$A \cdot g(t_0-t) \cdot e^{-i\omega t_0}$$
(7)

因为 $|e^{-i\omega_0}| = 1, \delta(t)$ 的 STFT 能量分布可以表示为:

$$|G(t,\omega)| = A \cdot g(t_0 - t) \tag{8}$$

由式(8)可以看出:窗口函数g(t)在时域是紧凑的, 频域能量主要分布在 t_0 时刻,并达到最大值 $A \cdot g(0)$ 。

一个 $\delta(t)$ 函数的 STFT 由一系列具有相同群延迟 (group delay, GD)的 $\delta(t)$ 函数构成,通过计算 $G(t,\omega)$ 相对于频率变量的导数,可以得到精确 GDs,即:

$$\partial_{\omega}G(t,\omega) = \partial_{\omega}(A \cdot g(t_0 - t) \cdot e^{-i\omega t_0}) = -it_0 \cdot A \cdot g(t_0 - t) \cdot e^{-i\omega t_0} = -it_0 \cdot G(t,\omega)$$
(9)

对于任意的(t,ω),若 $G(t,\omega) \neq 0$,那么二维 GD $t_0(t,\omega)$ 可以定义为:

$$t_0(t,\omega) = i \cdot \frac{\partial_{\omega} G(t,\omega)}{G(t,\omega)}$$
(10)

群延迟 GD 和提取算子 TEO 如图 5 所示。



为了更清楚地说明 GD,图 5(b)为 ω_0 = 50 Hz 时 GD 的频率片段。

在 *t* ∈ [*t* − Δ , *t* + Δ](Δ 为时间偏移)时刻,所有二 维 GD 的值都与 *t*₀ = 0.5 s 时刻的值相同。对于理想 的 TFA 方法,信号的能量应该只出现在 *t*₀ 时刻,而不 是在一定的范围内发生扩散。

为了消除这一能量扩散带来的影响,笔者只保留 t_0 时刻的能量,提出了一种瞬态提取算子(TEO)的 TFA 方法:

$$TEO(t, \omega) = \delta(t - t_0(t, \omega))$$
(11)

由此可得:

$$t_0(t, \omega) = \begin{cases} t_0, & t \in [t - \Delta, t + \Delta], \omega \in R^+ \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$
(12)

则:

$$\delta(t - t_0(t, \boldsymbol{\omega})) = \delta(t - t_0) \tag{13}$$

由式(13)可以看出: TEO 的值只有在 $t = t_0$ 时才可以提取时频系数 $G(t, \omega)$, 如图 5(c) 所示。

因为式(11)具有瞬态提取行为,笔者采用瞬态提 取算子(TEO)的变换称为瞬态提取变换(TET),即: $T_e(t,\omega) = G(t,\omega) \cdot \text{TEO}(t,\omega) \quad (14)$

实际诊断中,仅对信号做频域处理往往是不够的, 有时还需要得到信号的时域信息。

由 STFT 信号重构表达式:

$$s(t) = (2\pi g(0))^{-1} \cdot \int_{-\infty}^{+\infty} G(t,\omega) \cdot e^{i\omega t} d\omega (15)$$
很容易可以得出 TET 重构表达式:

$$s(t) = (2\pi g(0))^{-1} \cdot \int_{-\infty}^{+\infty} Te(t,\omega) \cdot e^{i\omega t} d\omega (16)$$

3 仿真分析

为验证笔者所提方法的瞬态特征提取效果,此处 采用瞬变仿真信号进行分析验证。

仿真信号如图6所示。



为了衡量不同方法的处理效果,笔者采用 Renyi 熵来估计信号的分散程度^[15]。Renyi 熵也是信息熵的 一种,可以表示为:

$$R^{\alpha} = \frac{1}{1 - \alpha} \log_2 \frac{\iint TFR(t, \omega)^{\alpha} dt d\omega}{\iint TFR(t, \omega) dt d\omega}$$
(17)

在图 6 的仿真信号中,加入信噪比 1 dB ~ 30 dB 的高斯白噪声,采用短时傅里叶变换(STFT)、瞬态提取变换(TET)、小波变换(WT)、同步挤压变换(SST)、 重分配变换(RS)、离散函数分析(DTFA)来对其加噪 信号进行分析处理。其中,TF 结果的 Renyi 熵越低, 表示该方法的效果越好,能产生更加集中的 TF 表示。

在信噪比1 dB~30 dB时,6 种方法 TF 结果的 Renyi 熵水平如图7 所示。

由图 7 可以看出:在不同噪声水平下,TET 的效果 最好。

笔者选取 Renyi 熵较低的 4 种方法,即 STFT、 SST、RS、TET,查看其 TF 表示。4 种方法的 TF 表示及 其局部放大结果如图 8 所示。

由图 8 可知: STFT、SST、RS 的 TF 表示结果比较 分散;而 TET 结果能量集中,没有发散现象,效果 较好。





图 7 6 种方法在信噪比 1 dB~30 dB 时 TF 结果的 Renyi 熵水平



4 实验验证

4.1 信号采集

笔者采用实验室轴承试验台进行数据采集。试验 台由交流电动机、电机速度控制中心、支撑轴、测试轴 承、传感器等组成。

传感器选用美国 PCB 公司的 352C33 型 ICP 加速的传感器,测试轴承为 6105 - SKF 深沟球轴承,通过电火花加工的方式在轴承外圈和内圈刻蚀直径0.144 mm、深度 0.232 mm 的微小裂痕,模拟轴承运行过程中外圈和内圈产生的早期微弱故障。

轴承实验台及其部件如图9所示。

图 9 中,采样频率 Fs = 12 kHz,转速 1 750 r/min。 根据式(18,19),可计算出外圈和内圈故障特征频率



(a) 轴承试验台



(b) 故障轴承图 9 实验台及其部件

- 为104.5 Hz 和157.9 Hz。
 - 轴承外圈特征频率为:

$$f = \frac{r}{60} \cdot 0.5 \cdot n \cdot \left(1 - \frac{d}{D} \cdot \cos\alpha\right)$$
(18)

内圈特征频率为:

$$f = \frac{r}{60} \cdot 0.5 \cdot n \cdot \left(1 + \frac{d}{D} \cdot \cos\alpha\right)$$
(19)

式中:r—转速;n—滚珠个数;d—滚动体直径;D—轴 承节径;α—滚动体接触角。

4.2 轴承外圈信号分析

轴承外圈信号的预处理如图 10 所示。



图 10 中,笔者首先对外圈信号进行处理,以展现 轴承外圈的原始振动信号;传感器在 3 点钟方向采 集。可以看到,瞬变信号完全被噪声淹没,无法清晰 地观察;

然后对信号进行 CEEMDAN 分解,并计算各个模态分量 IMF 的峭度值,共有 11 个 IMF 分量,其中,第 1、2、4 个 IMF 峭度值较大,与原信号相关度较高,选其进行重构。可以看出,经过重构之后,滤除了大部分噪声,能够清晰地看到故障的瞬变特征。

笔者选用第3节中效果较好的4种方法(STFT、 SST、RS、TET)对降噪信号进行处理,并生成TF表示, 如图11所示。



由图 11 可以看出:STFT 结果比较发散,无法准确 定位;RS 和 SST 只提供了较为粗略的 TF 表示,依旧不 能定位 TF 信息;TET 则表现出了比较清晰的 TF 结

瞬态特征分量如图 12 所示。

图 12 中,相比于降噪后的信号(图 10(c)),提取 TET 的结果(图 12(a))的瞬变特征有了明显改善;

图 12(a)的相邻瞬变信号的间隔为 9.5 ms,对其 做 Hilbert 包络谱分析后,可以清晰地观察到故障频率 f₀ 及其 2 倍、3 倍、4 倍频率,可见其效果较好。

4.3 轴承内圈信号分析

果,效果较好。

由于轴承内圈、外圈的故障机理具有一定的差异



性,来自外圈和滚动体的振动噪声与内圈本身的噪声相 叠加,会导致其故障特征更加难以识别^[16]。为了验证本 文所提方法的适用性,笔者对内圈故障信号进行分析。



图 13 中,笔者首先采用与处理外圈信号相同的方法,对内圈故障信号进行了自适应降噪处理,用 CEEMDAN 方法对其进行了分解,通过调整 CEEM-DAN 信噪比及迭代次数,得到了11 个 IMF 分量,并计 算了每个分量的峭度值。

由图 13(b)可知:第1、2、11 分量峭度值较大,说 明与原信号相关度较高;剩余分量则为噪声分量,通过 重构1、2、11 分量达到降噪的目的,如图 13(c)所示。 与原信号相比,其效果较好,滤除了大部分的噪声。 然后,笔者对降噪后的信号采用4种方法(STFT、 SST、RS、TET)进行了对比分析,并计算了每种方法的 Renyi 熵,如表1所示。

表1 STFT、SST、RS、TET 的 Renyi 熵 TFA STFT RS SST TET

|--|

由表1可以看出:RS 方法的 Renyi 熵数值最大, TET 的数值最小,这说明了 TET 的效果最好。



图 14 中的结果表明:STFT 的 TF 结果能量发散最为严重,无法准确定位;SST 结果能量受 Heisenberg 不确定性原理的影响也比较发散;RS 结果相对较好,但还是没有 TET 结果更清晰、准确。

最后,笔者提取了 TET 结果的 TF 分量,其瞬态特征分量分析结果如图 15 所示。

由图 15 可以看出:图 15(a)中的瞬变信号非常明显,分量的间隔基本为 6.3 ms,与故障频率 157.9 Hz



相对应;对瞬态分量在 Hilbert 进行包络谱分析,可以 在图中清楚地观察到内圈信号的故障特征频率 f_0 及 其2、3、4、5 倍频,可见其效果很好。

5 结束语

本文提出了一种瞬态特征提取的轴承早期故障诊 断方法,能够有效地对故障信号自适应进行滤波降噪, 并提取出了轴承故障瞬态特征,结果表明其抗噪性较 强,效果也较为明显。

主要结论如下:

(1)利用 CEEMDAN 对仿真信号及实验信号进行 了自适应分解,并通过峭度选择相关度较大的分量重构 降噪,实测数据表明其效果较好,噪声的鲁棒性较强;

(2) 对降噪之后的信号进行了瞬变信号特征提 取,然后做 Hilbert 包络谱分析,能够容易地找到轴承 故障特征频率及其多倍频,并且选取轴承的外圈和内 圈进行了分析对比,结果表明其皆可以有效地分析出 其故障频率,这说明了该方法的适应性较强;

(3)将该方法与 STFT、SST、RS、TET 等方法作了 比较分析,结果表明 TET 优于其他先进 TF 方法,且 TET 基于 STFT,运算量相当,可以将其应用于实际中 的轴承早期微弱故障诊断之中。

另外,对于 CEEMDAN 分量的选择问题,还有待于 在后续的研究中进一步进行优化,使其与原信号的相 关度更高。

(下转第711页)

本文引用格式:

CHEN Zhi-gang, ZHAO Jie, ZHANG Nan, et al. Early fault diagnosis of rolling bearings based on TET transient feature extraction[J]. Journal of Mechanical & Electrical Engineering, 2021,38(6):697-703,711. 《机电工程》杂志:http://www.meem.com.cn

陈志刚,赵 杰,张 楠,等. 基于 TET 瞬态特征提取的滚动轴承早期故障诊断研究[J]. 机电工程,2021,38(6):697-703,711.

- YANG Y L, FU P Y, HE Y C. Bearing fault automatic classification based on deep learning [J]. IEEE Access, 2018 (6):71540-71554.
- [8] 唐 魏,郑 源,潘 虹,等.引入动态调节学习率的 SAE 轴承故障诊断研究[J].计算机工程与应用,2020,56 (20):264-269.
- [9] 高佳程,朱永利,郑艳艳,等.基于 VMD-WVD 分布与堆栈 稀疏自编码网络的局放类型识别[J].中国电机工程学 报,2019,39(14):4118-4129.
- [10] 唐贵基,田 甜,庞 彬.基于快速谱相关和 PSO-SVM 的变工况滚动轴承状态识别[J].电力自动化设备, 2019,39(7):168-174.
- [11] XIE J Q, DU G F, SHEN C Q, et al. An end-to-end model based on improved adaptive deep belief network and its application to bearing fault diagnosis [J]. IEEE Access, 2018,6(2018):63584-63596.
- [12] 赵洪山,闫西慧,王桂兰,等.应用深度自编码网络和 XGBoost的风电机组发电机故障诊断[J].电力系统自 动化,2019,43(1):81-90.

- [13] 吕菲亚.基于栈式自编码网络的故障诊断方法研究 [D].杭州:浙江大学电气工程学院.2019.
- [14] BENGIO Y, LAMBLIN P, POPOVICI D, et al. Greedy layer-wise training of deep networks [C]. Advances in neural information processing systems, Portugal: [s. n.], 2007.
- [15] RIFAI S, VINCENT P, MULLER X, et al. Contractive auto-encoders: explicit invariance during feature extraction [C]. International conference on machine learning, Portugal:[s. n.],2011.
- [16] 易 京.基于深度收缩自编码网络的机械设备故障诊断 研究[D].北京:北京邮电大学信息与通信工程学院, 2019.
- [17] 张文风,周 俊. 基于 Dropout-CNN 的滚动轴承故障诊断研究[J]. 轻工机械,2019,37(2):62-67.
- [18] KINGMA D P, BA J. Adam: a method for stochastic optimization [C]. The 3rd International Conference for Learning Representations, San Diego, 2015.

[编辑:雷 敏]

本文引用格式:

向 川,任泽俊,赵 晶,等. 基于 ISSAE 和 XGBoost 的滚动轴承故障诊断研究[J]. 机电工程,2021,38(6):704-711. XIANG Chuan, REN Ze-jun, ZHAO Jing, et al. Fault diagnosis for rolling bearing based on improved SSAE and XGBoost[J]. Journal of Mechanical & Electrical Engineering, 2021,38(6):704-711. 《机电工程》杂志:http://www.meem.com.cn

(上接第703页)

参考文献(References):

- [1] 王国彪,何正嘉,陈雪峰,等. 机械故障诊断基础研究"何 去何从"[J]. 机械工程学报,2013,49(1):63-72.
- [2] PAN Hai-yang, YANG Yu, LI Xin, et al. Symplectic geometry mode decomposition and its application to rotating machinery compound fault diagnosis [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019(114):189-211.
- [3] 赵学智,叶邦彦,陈统坚.短时傅里叶变换的时频聚集性 度量准则研究[J].振动.测试与诊断,2017,37(5):948-956,1065.
- [4] 刘胜昔,程春玲.改进的 Gabor 小波变换特征提取算法 [J].计算机应用究,2020,37(2):606-610.
- [5] 臧怀刚,王石云,李玉奎. EMD 和平滑伪 Wigner-Ville 谱 熵的轴承故障诊断[J]. 噪声与振动控制,2014,34(5): 145-149.
- [6] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis [J]. Proceedings of the Royal Society of London Series A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 1998(454):903-995.
- [7] 杨建华,韩 帅,张 帅,等.强噪声背景下滚动轴承微弱 故障特征信号的经验模态分解[J].振动工程学报,2020, 33(3):582-589.

- [8] 曹 莹,段玉波,刘继承. Hilbert-Huang 变换中的模态混 叠问题[J]. 振动. 测试与诊断,2016,36(3):518-523, 605-606.
- [9] 李国华,付振芳,曾 璇. EEMD 联合 SOM 的电机滚动轴 承故障诊断[J]. 噪声与振动控制,2020,40(4):87-91.
- [10] TORRES M E, COLOMINAS M A, SCHLOTTHAUER G, et al. A complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise [C]. Proceedings of 2011 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing(ICASSP). Prague, Czech Republic: IEEE, 2011.
- [11] YU Gang. A concentrated time-frequency analysis tool for bearing fault diagnosis [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020,69(2):371-381.
- [12] 孙 苗,吴 立,袁 青,等.基于 CEEMDAN 的爆破地 震波信号时频分析[J].华南理工大学学报:自然科学 版,2020,48(3):76-82.
- [13] 张丽坪,刘永强,杨绍普.基于相关峭度及自适应变分模态分解的滚动轴承故障诊断[J].轴承,2020(10):64-69.
- [14] 张文风,周 俊. 基于 Dropout-CNN 的滚动轴承故障诊断研究[J]. 轻工机械,2019,37(2):62-67.
- [15] 刘明骞,高晓腾,张俊林.多类型的雷达有源干扰感知新 方法[J].西安交通大学学报,2019,53(10):103-108,121.
- [16] 鄢小安.基于数学形态学的滚动轴承故障诊断方法研究 [D].东南大学,2019.

「编辑:雷 敏]