

DOI: 10.13382/j.jemi.B2205848

改进复合插值包络经验模态分解的 滚动轴承故障特征提取方法*

蔡昕一¹ 马 军^{1,2} 李 祥¹

(1. 昆明理工大学信息工程与自动化学院 昆明 650500; 2. 云南省人工智能重点实验室 昆明 650500)

摘 要:针对复合插值包络经验模态分解(CIEEMD)方法存在非平稳系数阈值无法自适应确定的问题,提出了一种改进复合插值包络经验模态分解(ICIEEMD)方法。首先,以边长为 ε 的网格覆盖振动信号求出其分形盒维数,实现信号非平稳阈值自适应选取,分解得到若干固有模态函数(IMF);其次,结合互相关系数、时域峭度和包络谱峭度建立互相关系数-TE 峭度($C-indexTE$)复合指标,筛选出有效 IMF 分量并重构信号,使用 Teager 能量算子解调获得重构信号的能量谱,实现滚动轴承故障特征提取;最后,基于仿真信号和实验台滚动轴承数据集进行实验分析,与 CIEEMD 方法和谱峭度法相比,所提方法能够提取出更加清晰的故障特征频率,证明了所提方法的可行性和有效性。

关键词:改进复合插值;经验模态分解; $C-indexTE$ 复合指标;故障特征提取

中图分类号: TN911.7; TH165.3 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.1520

Fault feature extraction method of rolling bearing based on the improved composite interpolation envelope empirical mode decomposition

Cai Xinyi¹ Ma Jun^{1,2} Li Xiang¹

(1. Faculty of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China; 2. Yunnan Key Laboratory of Artificial Intelligence, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China)

Abstract: Aiming at the problem that the composite interpolation envelope empirical mode decomposition (CIEEMD) method is lack of self-adaptability in the selection of non-stationary coefficient threshold, an improved composite interpolation envelope empirical mode decomposition (ICIEEMD) method is proposed. Firstly, the fractal box dimension is calculated from the vibration signal covered by grids with side length of ε , and the non-stationary threshold is adaptively selected. After decomposition, some intrinsic mode functions (IMF) are obtained. Secondly, combining with the correlation coefficient, the kurtosises of time domain signal and of envelope spectrum to establish the composite index of correlation coefficient and TE kurtosises ($C-indexTE$), then the effective IMF components were selected and reconstructed into a new signal. The energy spectrum of the reconstructed signal is obtained by using Teager energy operator, and the fault feature extraction of rolling bearing is realized. Finally, based on the simulation signal and the experimental data set of rolling bearing, the experimental analysis is carried out. The proposed method can extract more clear fault feature frequencies than the CIEEMD and spectral kurtosis methods, which proves the effectiveness and feasibility of the proposed method.

Keywords: improved composite interpolation; empirical mode decomposition; $C-indexTE$ composite index; fault feature extraction

0 引 言

滚动轴承是旋转机械的关键部件之一,应用于航空航天、冶金、机械、矿山等众多行业,由于长期工作在高

速、高压、高应力的条件下,不可避免地会产生故障^[1]。轴承故障通常是引起机械设备失效的重要原因,对其进行状态监测与故障诊断尤为必要^[2]。

故障特征提取是滚动轴承状态监测与故障诊断的关键步骤,而轴承部件振动信号分析是故障特征提取的重

要手段,常用的分析方法有时域同步平均 (time synchronous averaging, TSA)^[3]、小波变换 (wavelet transform, WT)^[4]、经验模态分解 (empirical mode decomposition, EMD)^[5]等。其中 EMD 方法具有良好的自适应性与高效性,广泛应用于非线性、非平稳信号的处理^[6]。固有模式函数 (intrinsic mode functions, IMF) 筛选是 EMD 分解的主要步骤,筛选过程采用的包络方法直接影响分解的准确性,EMD 方法的提出者使用三次样条插值 (cubic spline interpolation, CSI) 求取包络曲线,会造成包络过冲、欠冲,容易使极值点的位置产生偏移。因此,许多学者对插值方法进行改进, Li 等^[7]采用一种 B 样条插值改进 EMD,抑制了包络过冲、欠冲,但求取局部均值的误差较大。朱伟芳等^[8]提出了一种基于最小长度约束的包络拟合方法,采用分段三次 Hermite 插值得到包络线,可有效解决过冲问题,但分段三次 Hermite 插值的光滑度不及 CSI。赵海洋等^[9]和 Zhao 等^[10]提出了一种复合插值包络 (composite interpolation envelope, CIE) 方法,根据强非平稳信号特点,使用单调分段三次 Hermite 插值 (monotonic piecewise cubic Hermite interpolation, MPCHI) 和 CSI 分别构造信号非平稳段与平稳段的包络,通过实验证明 CIE 优于单一包络拟合方法,并在此基础上将复合插值包络经验模态分解 (composite interpolation envelope empirical mode decomposition, CIEEMD) 用于往复压缩机轴承故障诊断,有效提高了故障识别的准确性。复合插值包络的关键在于设定合理的非平稳阈值来区分平稳段与非平稳段,文献[9]中根据经验统计将阈值设置为 2,缺乏理论依据并且不具备自适应性。基于此,本文提出一种以分形维数作为阈值的改进复合插值 (improved composite interpolation envelope, ICIE),分形维数能够定量刻画信号的不规则性以及非线性特征^[11],计算盒维数作为非平稳阈值,可以实现信号非平稳区域的自适应判断,有效减小包络误差。

另外,合理筛选有效分量也至关重要。滚动轴承振动信号经 EMD 分解后仅部分 IMF 分量蕴含故障信息,文献[9]中将 CIEEMD 分解得到的第一个 IMF 分量作为有效分量,误差较大。马新娜等^[12]使用 IMF 与原信号的互相关系数最大化原则选择分量。对于具体的选取阈值,马宏伟等^[13]将相关系数从大到小进行排序,若与前一分量相关系数差值最大的分量为 n ,则前 n 个分量为有效分量。斜锦周等^[14]将相关程度划分为 5 档,选择 0.19 作为判别阈值。虽然相关系数法常用于判别虚拟分量,但滚动轴承的故障冲击信号通常存在于高频分量当中,仅使用相关系数判别容易受低频噪声干扰。胡爱军等^[15]使用峭度准则选取有效分量,轴承局部故障时,时域信号峭度值明显增大,可以体现故障信息。隋文涛等^[16]在时域峭度法的基础上提出一种包络域峭度筛选

方法,有效分量不仅在时域存在大量冲击成分,并且在包络谱中有明显的故障特征频率及多次谐波,时域与包络谱都应具有大峭度值。因此,使用时域峭度与包络谱峭度的乘积 ($indexTE$) 选择分量,能更加准确地体现故障特征。Zhang 等^[17]将相关系数与峭度相乘构建加权峭度指数 (weighted kurtosis index) 作为选取 IMF 的标准,更有利于提取故障特征。因此,本文基于相关系数、峭度的优点,提出一种互相关系数-TE 峭度 ($C-indexTE$) 复合评价指标来选择有效分量。

综上,本文针对 CIEEMD 中非平稳阈值选取及有效分量筛选问题,结合 ICIE 方法及 $C-indexTE$ 指标的优势,提出一种基于改进复合插值包络经验模态分解 (improved composite interpolation envelope empirical mode decomposition, ICIEEMD) 的滚动轴承故障特征提取方法,使用正交性指标 (index of orthogonality, IO) 与相似性指标 (similarity index, SI) 对 CIEEMD、ICIEEMD 分解性进行评价,验证了 ICIEEMD 方法的优越性。同时,引入 $C-indexTE$ 筛选有效分量并重构,不仅能保留更多的故障信息,而且能突出振动信号的故障脉冲成分,提高识别精度。最后,利用仿真信号、凯斯西储大学 (Case Western Reserve University, CWRU)、美国航空航天局 (National Aeronautics and Space Administration, NASA) 和西安交大 (Xi'an Jiaotong University, XJTU) 联合长兴昇阳科技有限公司 (SumYoungTechCo., Ltd., SY) 提供的 4 种不同数据集开展了所提方法与 CIEEMD、谱峭度法的对比实验,充分验证了所提故障特征提取方法的可行性和可靠性。

1 基础理论

1.1 ICIE 方法的非平稳阈值

ICIE 使用 MPCHI 与 CSI 两种插值方法分别处理强非平稳信号的非平稳段与平稳段,首先确定两种方法的插值区间。当相邻插值点的斜率 Δ_i 发生显著变化时,CSI 将导致包络过冲、欠冲,此时两插值点构成的区间视为非平稳区域。对于数据 (x_i, y_i) , y_i 为分划点 x_i ($i=0, \dots, n$) 处的函数值,则 x_i 处的斜率 Δ_i 可按式(1)求得:

$$h_i = x_{i+1} - x_i, \Delta y_i = y_{i+1} - y_i, \Delta_i = \Delta y_i / h_i \quad (1)$$

将相邻插值点处斜率之比作为非平稳系数 Z_i ,用来评价信号局部非平稳性, Z_i 如式(2)定义:

$$Z_i = \begin{cases} |\Delta_{i+1} / \Delta_i|, & \text{当 } |\Delta_{i+1}| > |\Delta_i| \\ |\Delta_i / \Delta_{i+1}|, & \text{当 } |\Delta_{i+1}| < |\Delta_i| \end{cases} \quad (2)$$

当 Z_i 大于非平稳阈值时认为信号局部非平稳,使用 MPCHI,反之认为信号局部平稳,使用 CSI。CIE 方法中将非平稳阈值设置为 2,缺乏自适应性。本文计算分形维数作为非平稳阈值^[18],能够定量描述信号的非线性与

非平稳性,而盒维数计算简单、理论清晰,在提高自适应性的同时能够保证分解速度^[19-20]。设集合 $X \in R^n$, $N(X, \varepsilon)$ 是能够覆盖 X 的最少网格数,其最大边长为 ε , X 的盒维数 D_B 如式(3)定义^[21]:

$$D_B = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \frac{\ln N(X, \varepsilon)}{\ln(1/\varepsilon)} \quad (3)$$

在 ICIE 方法构建包络时,计算信号的非平稳系数 Z_i 以及分形盒维数 D_B ,通过比较 Z_i 与 D_B 的大小来确定 MPCHI 插值区间。

1.2 ICIEEMD 实现过程

ICIEEMD 分解流程如图 1 所示。

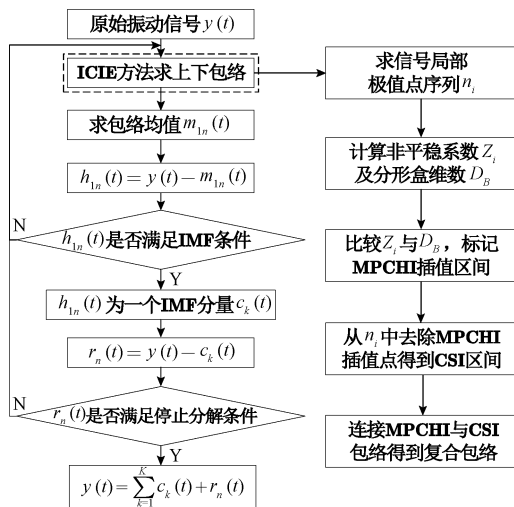


图 1 ICIEEMD 流程

Fig. 1 The flow chart of ICIEEMD

对于原始振动信号 $y(t)$,其分解的过程如下:

1) 求得信号 $y(t)$ 的局部极大值序列 $n_{i(\max)} (i=0, \dots, \omega)$ 和局部极小值序列 $n_{i(\min)} (i=0, \dots, \omega)$ 。

2) 计算极大值序列 $n_{i(\max)} (i=0, \dots, \omega)$ 的斜率 $\Delta_i (i=0, \dots, \omega-1)$,再求出其非平稳系数 $Z_i (i=0, \dots, \omega-2)$,并计算信号的分形盒维数 D_B 。

3) 将 D_B 作为非平稳阈值, $Z_i > D_B$ 所对应的插值点为非平稳插值点,其位置记为 $L_j (j=1, \dots, L)$,定义 $[L_j-1, L_j+1]$ 为局部 MPCHI 插值区间。

4) 从局部极大值序列 $n_{i(\max)} (i=0, \dots, \omega)$ 中除去 MPCHI 插值区间,剩余部分为 CSI 插值区间,记录 MPCHI 端点的一阶导数作为 CSI 的边界条件。

5) 将 MPCHI 包络与 CSI 包络连接得到复合插值的上包络线 $e_{\max}(t)$ 。

6) 重复步骤 2)~5) 得到下包络线 $e_{\min}(t)$ 。

7) 根据上下包络求取包络均值:

$$m_1(t) = \frac{e_{\max}(t) + e_{\min}(t)}{2} \quad (4)$$

用原信号减去包络均值得到一个新的信号 $h_1(t)$:

$$y(t) - m_1(t) = h_1(t) \quad (5)$$

8) 判断 $h_1(t)$ 是否满足 IMF 判断条件,若满足,则 $h_1(t)$ 为一个 IMF 分量,否则将 $h_1(t)$ 作为新的 $y(t)$ 反复执行(1)~(7),直至求出满足条件的 IMF1,记作 $c_1(t)$ 。

9) 用原信号减去 $c_1(t)$ 得到一个余量 $r_1(t)$:

$$y(t) - c_1(t) = r_1(t) \quad (6)$$

对新的信号 $r_1(t)$ 重复以上步骤,当 $r_n(t)$ 为单调信号或小于预设值时停止分解, $r_n(t)$ 作为余项,原信号可表示为一系列 IMF 分量和 $r_n(t)$ 之和:

$$y(t) = \sum_{k=1}^K c_k(t) + r_n(t) \quad (7)$$

1.3 互相关系数-TE 峭度指标 ($C\text{-index}TE$)

EMD 将信号分解成如式(7)所示的形式,IMF 分量的频率会随分解阶数的增加而减小。基于 CIEEMD 的故障诊断方法中简单地将第 1 个 IMF 分量作为有效分量,但是通常情况下,分解得到的前几个 IMF 分量都包含故障信息,应当使用合适的指标选择有效分量。本文提出一种使用互相关系数-TE 峭度指标选择有效分量的 ICIEEMD 故障特征提取方法。

互相关系数的计算方法如式(8)所示^[22]:

$$cc = \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})(c_i^k - \bar{c}^k)}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2 \sum_{i=1}^N (c_i^k - \bar{c}^k)^2}} \quad (8)$$

式中: y_i 为原信号的第 i 个数据点, $\bar{y}$ 为原信号均值, c_i^k ($k=1, \dots, n$) 为第 k 个 IMF 分量的第 i 个数据点, $\bar{c}^k$ 为第 k 个 IMF 分量的均值, N 为信号长度, cc 为原信号与第 k 个 IMF 分量的互相关系数。相关系数的取值在 $(0, 1)$ 内,白噪声或伪分量与原信号的相关性很小。

峭度是对冲击信号敏感的无量纲参数^[23]:

$$Kurtosis(x) = \frac{E(x - \mu)^4}{\delta^4} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left[\frac{x_i - \mu}{\delta} \right]^4 \quad (9)$$

式中: μ 为均值, δ 为标准差, N 为信号长度。从时域角度看,当 IMF 分量的时域峭度值较大时,说明该分量包含较多的故障冲击成分;从包络域角度看,当 IMF 包络谱峭度值较大时,说明该分量包络谱中有较为明显的故障频率以及多次谐波,因此可以计算 IMF 时域峭度和包络谱峭度乘积 $indexTE$ 来体现分量中故障冲击成分,包络由 Hilbert 变换法求得:

$$env = \sqrt{x(t)^2 + (\text{HT}[x(t)])^2} \quad (10)$$

$indexTE$ 计算公式如下:

$$indexTE = Kurtosis(x) \times Kurtosis(\text{FFT}(env)) \quad (11)$$

相关系数容易受到低频噪声的干扰,TE 峭度指标更能够体现信号中包含的故障信息,但可能遗漏振幅大但

分布分散的分量^[24],仅使用单一评价指标不能准确选取有效分量。根据相关系数的取值特点,可将其作为峭度权重,从而构建互相关系数-TE 峭度指标,该指标结合了互相关系数、峭度的优点,可以有效降噪并增强信号中的故障冲击成分,将互相关系数、TE 峭度指标相乘得到:

$$I = cc \times indexTE \quad (12)$$

$C-indexTE$ 指标定义为:

$$C-indexTE = I(k) - \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K I(k) \quad (13)$$

式中: k 表示第 k 个 IMF 分量,按照式(13)计算各 IMF 分量的 $C-indexTE$ 值,选择 $C-indexTE > 0$ 的分量重构信号。

2 仿真信号分析

2.1 包络对比分析

为比较 ICIE 与 CIE 方法构建包络曲线的区别,设置仿真信号为:

$$x(t) = 1.5(1 + 0.6\sin(15\pi t))\cos(60\pi t) + 0.2\sin(30\pi t) + 1.5\sin(100\pi t) \quad (14)$$

首先计算仿真信号 $x(t)$ 的分形盒维数,得到 $D_B = 1.178$,再分别采用 CSI、CIE、ICIE 这 3 种方法对 $x(t)$ 进行包络拟合,结果如图 2 所示。

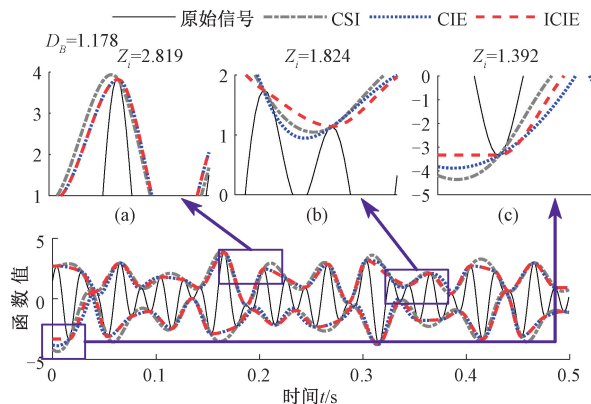


图 2 ICIE 与 CIE 包络

Fig. 2 The envelope of CIE and ICIE

从图 2 中可以看出,CSI 会产生明显的过冲、欠冲问题,而 CIE 与 ICIE 方法均有较为明显的改善。具体分析不同插值方法得到的包络曲线,图 2(a)中非平稳系数 $Z_i > 2 > D_B$,此时 CIE 与 ICIE 均采用 MPCHI 包络,故只有 CSI 方法造成包络过冲;而对于图 2(b)、(c),CSI 方法依然造成包络的欠冲(b)和过冲(c),可见信号局部非平稳,但由于 $2 > Z_i > D_B$,CIE 方法中采用 CSI,过冲、欠冲的问题仍然存在,而 ICIE 方法中采用 MPCHI,有效缓解了包络的过、欠冲。说明 CIE 将非平稳阈值设置为 2 仅适用于部分信号,将分形盒维数作为非平稳阈值的 ICIE 更

加具备自适应性。

2.2 分解结果对比分析

为了验证所提方法对强非平稳信号的分解效果,叠加周期性冲击信号与正弦信号模拟滚动轴承局部故障产生的振动信号,加入功率为 0.05 W 的高斯白噪声,如式(15)定义。采样频率为 50 kHz,采样时间为 0.06 s。

$$\begin{cases} y_1(t) = 5e^{(-400t)}\sin(5\,000\pi t) \\ y_2(t) = 5\sin(100\pi t) \\ y_3(t) = \text{Noise} \\ y(t) = y_1(t) + y_2(t) + y_3(t) \end{cases} \quad (15)$$

仿真信号的时域波形如图 3 所示。

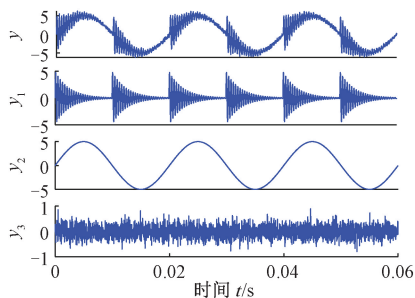


图 3 仿真信号时域波形图

Fig. 3 Simulated signal in time domain

为体现 ICIEEMD 分解的优越性,分别使用 CIEEMD 和 ICIEEMD 对信号 $y(t)$ 进行经验模态分解,得到的分解结果如图 4 和 5 所示,可以看出两种方法均能从仿真信号中分解出噪声信号、周期性冲击信号以及正弦信号。

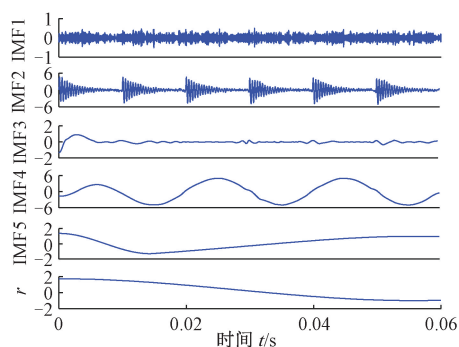


图 4 CIEEMD 分解结果

Fig. 4 The decomposition result of CIEEMD

为定量比较两种方法,使用正交性指标 IO 与相似性指标 SI ^[25]评价 CIEEMD 和 ICIEEMD 的分解结果。正交性指标体现各个分量之间的正交程度,理想的 IMF 分量 IO 值为 0,但由于分解误差的存在, IO 值通常大于 0,因此 IO 越小说明 IMF 分量越接近于正交。相似性指标是各 IMF 分量与原信号互相关系数的均值, SI 越大说明 IMF 分量与原信号的相关程度越高,分解效果越好。两

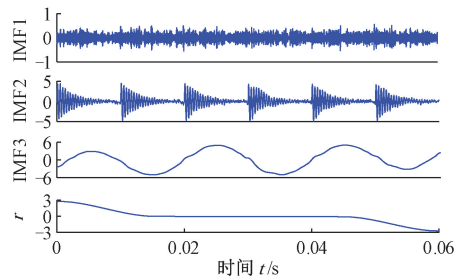


图 5 ICIEEMD 分解结果

Fig. 5 The decomposition result of ICIEEMD

种指标的计算公式如式(16)、(17)所示:

$$IO = \sum_{k=1}^K \sum_{p=1}^K \left| \sum_{t=0}^T \frac{\text{IMF}_k(t) \text{IMF}_p(t)}{y^2(t)} \right| \quad (16)$$

$$SI = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K cc(y(t), \text{IMF}_k(t)) \quad (17)$$

不同分解方法两种评价指标的计算结果如表 1 所示,从表 1 中可以看出,ICIEEMD 的 IO 值比 CIEEMD 的 IO 值小 80.9%、ICIEEMD 的 SI 值比 CIEEMD 的 SI 大 28.06%,因此,ICIEEMD 分解结果的正交性与相似性更好,说明该方法有更高的分解精度。

表 1 仿真信号两种分解方法的性能对比结果

Table 1 Performance comparison of two decomposition methods of the simulation signal

分解方法	IO	SI
CIEEMD	0.035 6	0.330 0
ICIEEMD	0.006 8	0.422 6

3 基于 ICIEEMD 的滚动轴承故障特征提取

通过仿真信号的实验分析可以证明 ICIEEMD 包络和分解效果优于 CIEEMD,为验证基于 $C-indexTE$ 指标的 ICIEEMD 方法在故障特征提取中的有效性,将其用于滚动轴承的故障诊断,过程如图 6 所示,具体描述为如下 4 步:

- 1) 采集滚动轴承故障振动信号,选取合适的长度作为实验数据。
- 2) 使用 ICIEEMD 方法对数据进行处理,得到 k 阶 IMF 分量和一个余项。
- 3) 计算各阶 IMF 的 $C-indexTE$ 值, $C-indexTE > 0$ 的分量为包含故障信息的有效分量,相加得到重构信号 $x_{new}(t)$ 。
- 4) 使用 Teager 能量算子对 $x_{new}(t)$ 进行解调,绘制 Teager 能量谱提取故障特征频率,实现故障诊断。

3.1 滚动轴承故障数据分析

在仿真信号分析基础上,为了验证 ICIEEMD 方法在

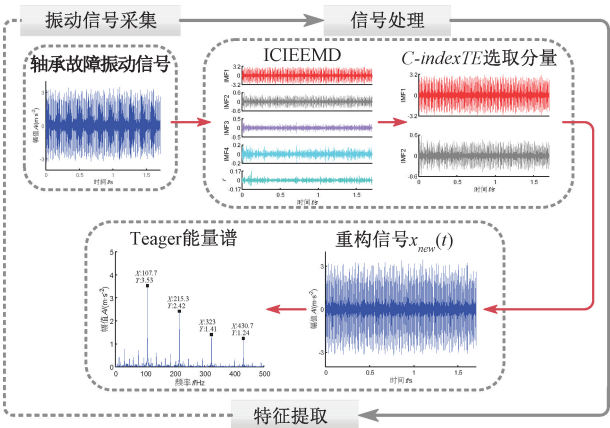


图 6 基于 ICIEEMD 的故障特征提取

Fig. 6 Fault feature extraction based on ICIEEMD

旋转机械故障诊断中的可行性,对 CWRU 轴承故障数据进行分析。滚动轴承故障模拟试验台如图 7 所示,电机驱动端轴承型号为 SKF6205,电机转速为 1 797 r/min(转频 $f_r = 1\,797/60\text{ Hz} = 29.95\text{ Hz}$)。采样频率为 12 kHz,采样点数为 20 480。选取滚动轴承外圈和内圈的故障振动信号进行实验分析。根据计算得到滚动轴承外圈故障频率 $BPFO = 107.36\text{ Hz}$ 、内圈故障频率 $BPFI = 162.19\text{ Hz}$ 。

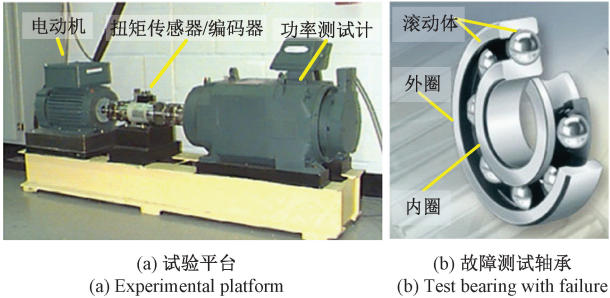


图 7 CWRU 轴承实验台

Fig. 7 Bearing test bench of CWRU

1) 轴承外圈故障振动信号分析

正常情况下轴承振动信号时域、频域波形图如图 8 所示,图 9 为轴承外圈出现故障时的振动信号时、频域波形图,可以看出随着轴承的持续运转,周期性的冲击成分出现在时域当中,并且频谱中的频率分布有明显变化,判断有故障发生,但仅凭故障振动信号的时频域波形无法确定故障特征和故障类型。因此,进一步使用 CIEEMD 和 ICIEEMD 方法分析信号,分解结果分别如图 10、11 所示。

为定量比较 CIEEMD 和 ICIEEMD,计算二者分解结果的 IO 与 SI 指标,得到表 2。ICIEEMD 的 IO 值比 CIEEMD 的 IO 值小 89.46%、ICIEEMD 的 SI 值比 CIEEMD 的 SI 大 50.34%,说明对于 CWRU 滚动轴承外

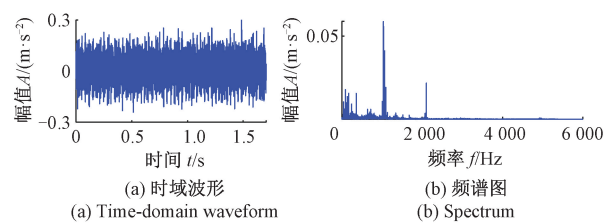


图 8 正常信号
Fig. 8 Normal signal

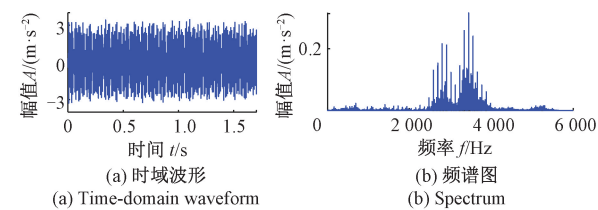


图 9 外圈故障信号
Fig. 9 Outer ring fault signal

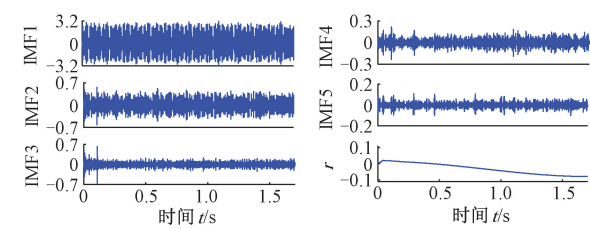


图 10 CIEEMD 分解结果
Fig. 10 The decomposition result of CIEEMD

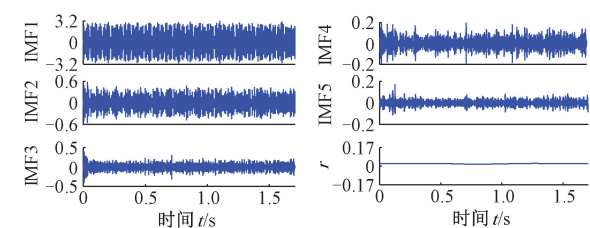


图 11 ICIEEMD 分解结果
Fig. 11 The decomposition result of ICIEEMD

圈故障振动信号,ICIEEMD 方法得到的 IMF 分量更加理想。因此,在故障特征提取实验中进一步使用 ICIEEMD 方法。

表 2 外圈故障信号两种分解方法的性能对比结果
Table 2 Performance comparison of two decomposition methods of the outer ring fault signal

分解方法	<i>IO</i>	<i>SI</i>
CIEEMD	0.191 6	0.058 2
ICIEEMD	0.020 2	0.087 5

CIEEMD 轴承故障特征提取方法中仅选取第 1 个 IMF 作为有效分量,本文在 ICIEEMD 轴承故障特征提取方法中使用 *C-indexTE* 指标选取有效分量。为比较两种选取规则,首先通过 Teager 能量算子解调得到 ICIEEMD 中第 1 个分量 IMF1 的 Teager 能量谱,如图 12 所示,再根据式(8)~(13)计算 ICIEEMD 得到的前 5 个分量 *C-indexTE* 值,计算结果记录在表 3,选择 *C-indexTE*>0 的分量进行重构得到 $x_{\text{new}}(t)$, $x_{\text{new}}(t)$ 的 Teager 能量谱如图 13 所示。

表 3 外圈故障信号 *C-indexTE* 指标
Table 3 *C-indexTE* of the outer ring fault signal

IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5
0.807 1	0.044 0	-0.067 7	-0.069 8	-0.071 4

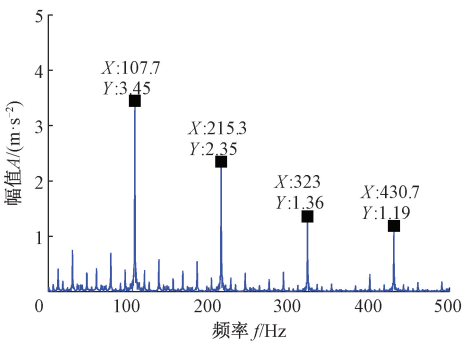


图 12 IMF1 Teager 能量谱
Fig. 12 Teager energy spectrum of IMF1

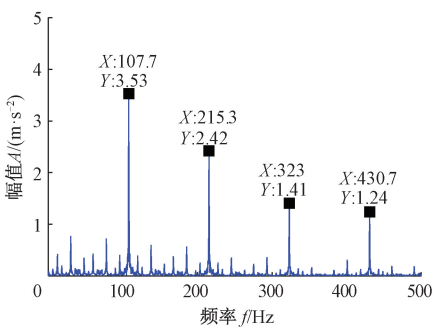


图 13 重构信号 Teager 能量谱
Fig. 13 Teager energy spectrum of reconstructed signal

可以看出,基于两种不同选取方法得到的 Teager 能量谱在 107.7 Hz 处均有明显峰值,与轴承外圈故障频率 107.36 Hz 十分接近,并且具有明显的倍频,可以判断轴承故障类型为外圈故障。相比于 IMF1 作为有效信号,使用 *C-indexTE* 指标选择有效分量进行重构的 ICIEEMD 方法能够得到更加清晰的能量频谱,在故障频率与各倍频处的幅值均大于 IMF1 能量谱中幅值,体现了所提 *C-indexTE* 评价指标的有效性。为验证 ICIEEMD 方法提取

故障特征频率的先进性,进一步与滚动轴承故障诊断经典的方法之一谱峭度(spectral kurtosis)法比较。谱峭度法绘制信号快速谱峭度图得到最优参数,从而设计带通滤波器对信号滤波,再求出信号包络谱,实现故障特征提取^[26-27]。外圈故障信号的快速谱峭度图如图 14 所示,依据最优参数对信号进行滤波,包络谱分析结果如图 15 所示。

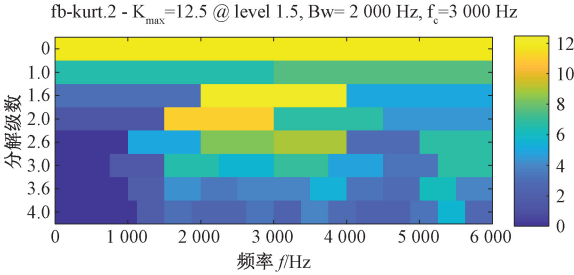


图 14 快速谱峭度图
Fig. 14 Fast spectral kurtosis graph

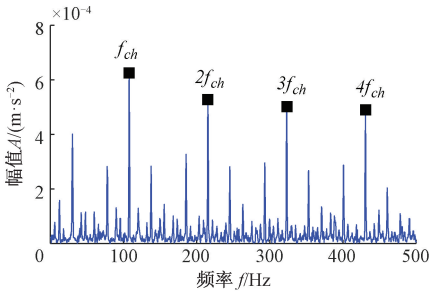


图 15 平方包络谱
Fig. 15 Square envelope spectrum

可见图 15 中有较多的噪声干扰频率,相比之下,图 13 中的谱线更加清晰,说明基于 ICIEEMD 的滚动轴承故障特征提取方法更有利于提取故障特征频率。

2) 轴承内圈故障振动信号分析

图 16 为内圈故障振动信号时域、频域波形图,为实现轴承故障诊断,同样使用 CIEEMD 和 ICIEEMD 对内圈故障振动信号进行分解,得到的前 5 个 IMF 分量与余项如图 17、18 所示。

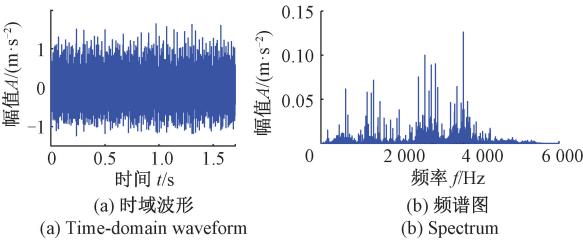


图 16 内圈故障信号
Fig. 16 Inner ring fault signal

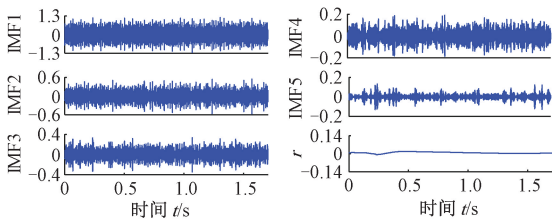


图 17 CIEEMD 分解结果
Fig. 17 The decomposition result of CIEEMD

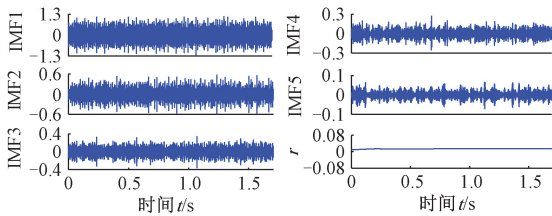


图 18 ICIEEMD 分解结果
Fig. 18 The decomposition result of ICIEEMD

表 4 是计算得到的两种方法的 IO 和 SI 指标,可见 ICIEEMD 的 IO 值比 CIEEMD 的 IO 值小 42.36%、ICIEEMD 的 SI 值比 CIEEMD 的 SI 大 72.27%,对于内圈故障信号,ICIEEMD 的分解效果更好。

表 4 内圈故障信号两种分解方法的性能对比结果

Table 4 Performance comparison of two decomposition methods of the inner ring fault signal		
分解方法	IO	SI
CIEEMD	0.066 8	0.068 8
ICIEEMD	0.035 8	0.119 9

若选择 ICIEEMD 得到的首个 IMF 作为有效分量,使用 Teager 能量算子得到其能量谱如图 19 所示。ICIEEMD 得到前 5 个 IMF 分量的 $C-indexTE$ 指标计算结果如表 5 所示,选择分解得到的前两个分量重构信号,对重构信号求取 Teager 能量谱,得到图 20。

表 5 内圈故障信号 $C-indexTE$ 指标

Table 5 $C-indexTE$ of the inner ring fault signal				
IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5
0.195 6	0.048 0	-0.009 6	-0.021 2	-0.021 6

分析以上频谱可以得到特征频率为 161.9 Hz,与计算的滚动轴承内圈故障特征频率 162.19 Hz 十分接近,同时能够观察到明显的倍频,可以判断故障类型为内圈故障。使用 $C-indexTE$ 评价指标筛选得到重构信号再求取 Teager 能量谱,故障特征频率更加明显,并且除 3 倍频幅值与图 19 中相等外,其余倍频均更明显,说明 $C-indexTE$ 评价指标更有利于故障诊断。同时,使用谱峭度

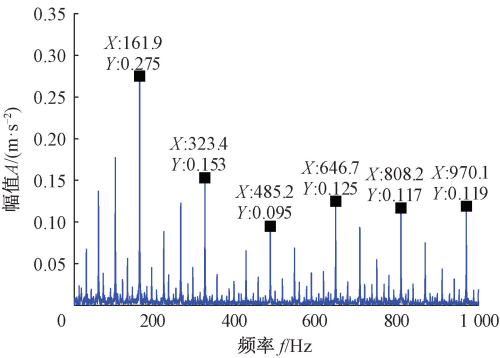


图 19 IMF1 Teager 能量谱
Fig. 19 Teager energy spectrum of IMF1

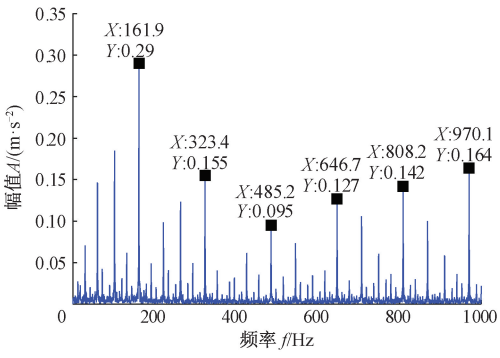


图 20 重构信号 Teager 能量谱
Fig. 20 Teager energy spectrum of reconstructed signal

法提取故障特征频率以形成对照,内圈故障信号的包络谱分析结果如图 21 所示。

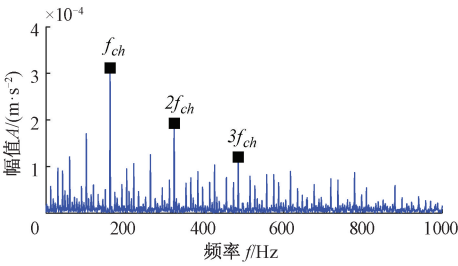


图 21 平方包络谱
Fig. 21 Square envelope spectrum

从图 21 中可看出,谱峭度法仅提取到较为明显的故障特征频率及 2,3 倍频,而在图 20 中,本文所提方法得到的能量频谱可以体现故障特征频率及 2~6 倍频,能够得到更加确切的故障诊断结果。

3.2 轴承全寿命周期数据分析

1) NASA 轴承数据分析

在仿真信号和 CWRU 轴承振动数据分析的基础上,利用 NASA 全寿命周期轴承数据进一步验证方法的有效

性。实验平台如图 22 所示。交流电机转速为 2 000 r/min($f_r=2\,000/60\text{ Hz}=33.33\text{ Hz}$),采样频率为 20 kHz,采样点数为 20 480,失效测试实验结束时,轴承 1 出现外圈损坏,故障频率为 236.4 Hz,选择其故障信号数据组进行特征提取实验分析。

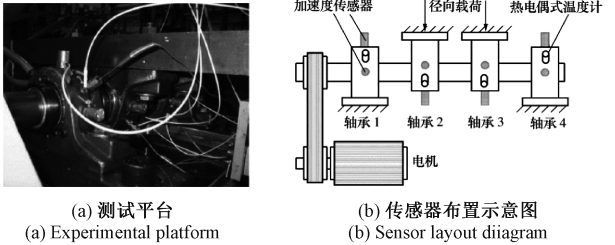


图 22 NASA 滚动轴承实验平台及传感器布置
Fig. 22 NASA bearing test bench and position of sensors

轴承 1 正常振动信号时域、频域波形如图 23 所示,图 24 为轴承外圈出现故障时的振动信号时域、频域波形图,使用 CIEEMD 和 ICIEEMD 方法对故障信号进行分解,分解结果分别如图 25、26 所示。

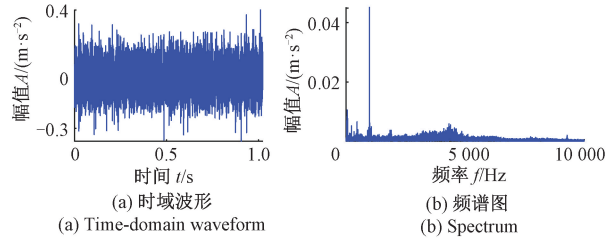


图 23 正常信号
Fig. 23 Normal signal

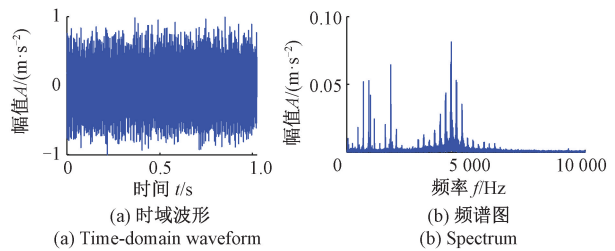


图 24 故障信号
Fig. 24 Fault signal

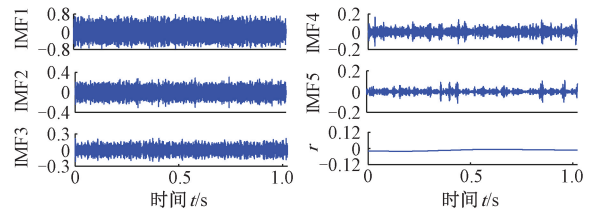


图 25 CIEEMD 分解结果
Fig. 25 The decomposition result of CIEEMD

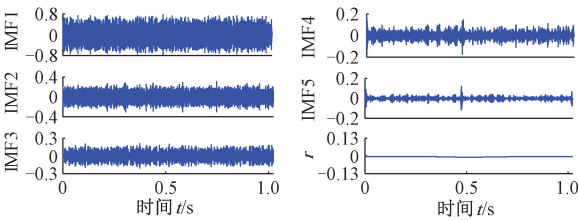


图 26 ICIEEMD 分解结果

Fig. 26 The decomposition result of ICIEEMD

进一步计算 CIEEMD 和 ICIEEMD 分解结果的 IO 与 SI 值,结果如表 6 所示,可见 ICIEEMD 的 IO 值比 CIEEMD 的 IO 值小 83.19%、ICIEEMD 的 SI 值比 CIEEMD 的 SI 大 44.40%,说明 ICIEEMD 的分解效果更好。

表 6 轴承 1 故障信号两种分解方法的性能对比结果

Table 6 Performance comparison of two decomposition methods of the fault signal of bearing 1

分解方法	IO	SI
CIEEMD	0.297 5	0.124 1
ICIEEMD	0.050 0	0.179 2

ICIEEMD 分解得到第 1 个 IMF 分量的 Teager 能量谱如图 27 所示。前 5 个分量 $C-indexTE$ 值如表 7 所示,选择 $C-indexTE > 0$ 的 IMF 进行重构得到 $x_{new}(t)$,其 Teager 能量谱如图 28 所示。

表 7 轴承 1 故障信号 $C-indexTE$ 指标

Table 7 $C-indexTE$ of the fault signal of bearing 1

IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5
0.758 9	0.002 9	-0.083 4	-0.100 2	-0.097 8

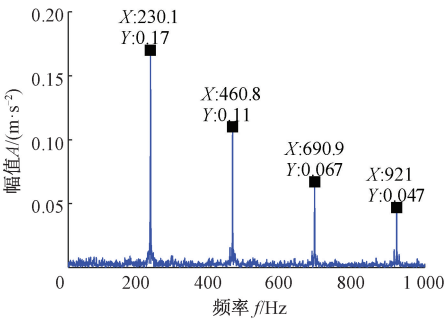


图 27 IMF1 Teager 能量谱

Fig. 27 Teager energy spectrum of IMF1

得到的 Teager 能量谱在 230.1 Hz 处有明显峰值,与轴承 1 外圈故障特征频率 236.4 Hz 接近,并且具有明显的倍频,可以判别轴承 1 的外圈故障。相比于 IMF1 作为有效信号,使用 $C-indexTE$ 选择有效分量进行重构的

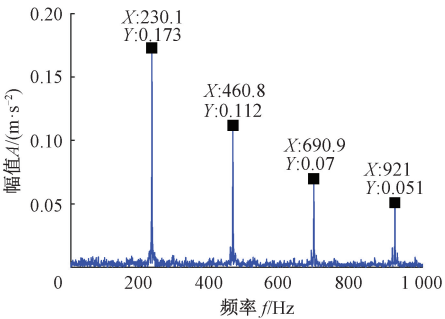


图 28 重构信号 Teager 能量谱

Fig. 28 Teager energy spectrum of reconstructed signal

ICIEEMD 方法得到的能量频谱中,故障特征频率与倍频处的幅值都更加明显。同时,谱峭度法的包络谱分析结果如图 29 所示。

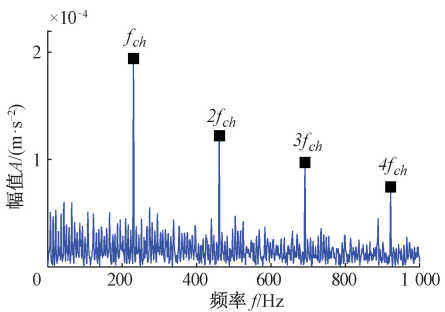


图 29 平方包络谱

Fig. 29 Square envelope spectrum

图 29 中有较多的噪声干扰频率,而所提方法图 28 中故障特征频率与倍频更加明显,说明基于 ICIEEMD 的滚动轴承故障特征提取方法效果更好。

2) XJTU-SY 轴承数据分析

在仿真信号、CWRU 及 NASA 轴承数据分析的基础上,进一步利用 XJTU-SY 全寿命周期轴承数据进行实验验证。轴承数据试验平台如图 30 所示,两个 PCB352C33 单向加速度传感器分别获取轴承水平和竖直方向的振动信号。采样频率为 25.6 kHz,驱动电机转速为 2 100 r/min($f_r = 2\,100/60\text{ Hz} = 35\text{ Hz}$),采样间隔为 1 min,每次采样时长为 1.28 s,采样点数为 20 480。可计算外圈理论故障频率为 107.91 Hz。

轴承正常工作时的振动信号时域、频域波形如图 31 所示,当轴承外圈出现故障时,其振动信号时域、频域波形如图 32 所示,使用 CIEEMD 和 ICIEEMD 方法对故障信号进行分解,分解结果分别如图 33、34 所示。

计算 CIEEMD 和 ICIEEMD 分解结果的 IO 与 SI 值,结果如表 8 所示,ICIEEMD 的 IO 值比 CIEEMD 的 IO 值小 67.96%、ICIEEMD 的 SI 值比 CIEEMD 的 SI 大 31.47%,可见 ICIEEMD 的分解效果更好。

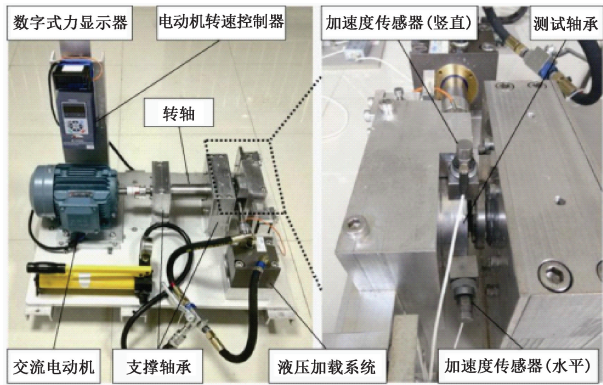


图 30 XJTU-SY 轴承数据试验平台
Fig. 30 Bearing data test bench of XJTU-SY

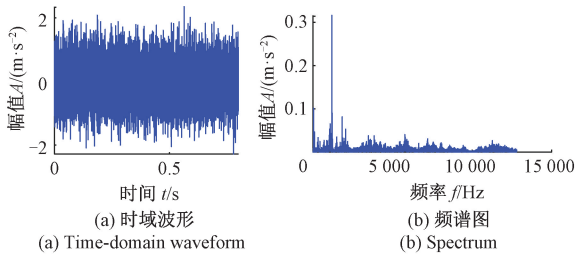


图 31 正常信号
Fig. 31 Normal signal

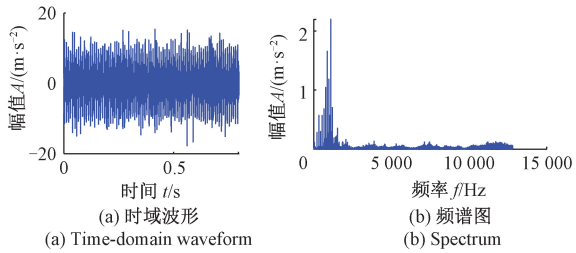


图 32 故障信号
Fig. 32 Fault signal

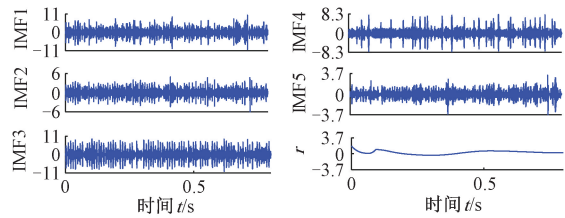


图 33 CIEEMD 分解结果
Fig. 33 The decomposition result of CIEEMD

ICIEEMD 分解得到第 1 个 IMF 分量的 Teager 能量谱如图 35 所示。前 5 个分量 $C-indexTE$ 值如表 9 所示, 选择 $C-indexTE > 0$ 的 IMF 进行重构得到 $x_{new}(t)$, 其 Teager 能量谱如图 36 所示。

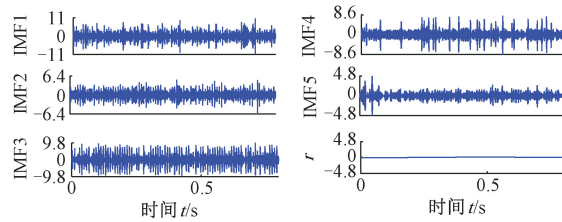


图 34 ICIEEMD 分解结果
Fig. 34 The decomposition result of ICIEEMD

表 8 故障信号两种分解方法的性能对比结果
Table 8 Performance comparison of two decomposition methods of the fault signal

分解方法	IO	SI
CIEEMD	0.332 7	0.106 7
ICIEEMD	0.106 6	0.155 7

表 9 故障信号 $C-indexTE$ 指标
Table 9 $C-indexTE$ of the fault signal

IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5
-0.019 7	-0.018 2	0.187	0.009 8	-0.008 9

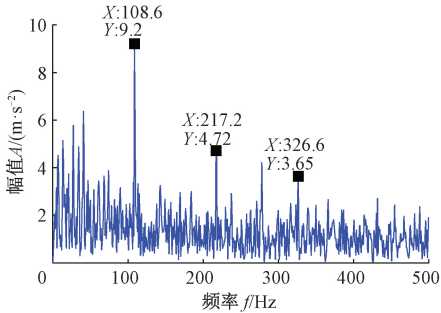


图 35 IMF1 Teager 能量谱
Fig. 35 Teager energy spectrum of IMF1

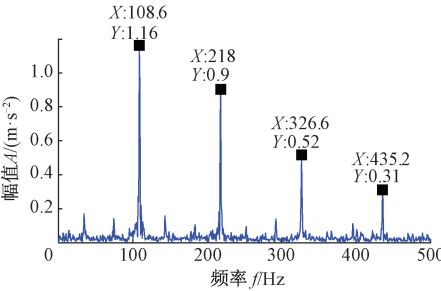


图 36 重构信号 Teager 能量谱
Fig. 36 Teager energy spectrum of reconstructed signal

得到的 Teager 能量谱在 108.6 Hz 处有明显峰值,与轴承外圈故障特征频率的理论值 107.91 Hz 接近,可以判别外圈故障。使用 $C-indexTE$ 选择有效分量进行重构的 ICIEEMD 方法得到的能量频谱中,有明显的降噪效果,说明 $C-indexTE$ 指标有利于故障识别。将所提方法与

谱峭度法相比较,谱峭度法的包络谱分析结果如图 37 所示。

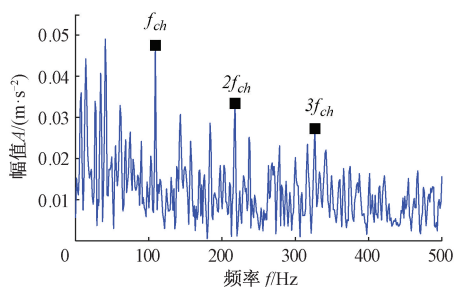


图 37 平方包络谱

Fig. 37 Square envelope spectrum

图 37 中的干扰较多,可能影响故障诊断的准确性,而通过 ICIEEMD 方法得到的能量谱图 36 效果更为突出,说明本文所提方法具备一定的优越性。

4 结 论

针对 CIEEMD 采用定值实现局部振动信号平稳和非平稳区域的分割,导致包络表征能力下降的问题,融合分形维数提出了 ICIEEMD 方法,实现了非平稳系数阈值的自适应选择,提高了信号包络线的表征能力;引入 $C_{indexTE}$ 指标完成 ICIEEMD 分解分量的筛选与重构;基于 IO 和 SI 性能评价体系,利用仿真信号和 CWRU 轴承故障数据、NASA 轴承全寿命周期数据、XJTU-SY 轴承全寿命周期数据 3 种不同数据集,完成了 ICIEEMD、CIELMD 与经典谱峭度法的系统对比与分析,充分验证了所提方法的有效性。同时,后续将结合实际工业设备的复杂性和工况的多变性,开展方法的推广应用研究。

参考文献

[1] 唐竞鹏,王红军,钟建琳,等. 基于 WDCNN-SVM 深度迁移学习的燃气轮机转子故障诊断方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(11):115-123.
TANG J P, WANG H J, ZHONG J L, et al. Fault diagnosis method for gas turbine rotor based on WDCNN-SVM deep transfer learning [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35 (11): 115-123.

[2] 宫文峰,陈辉,张美玲,等. 基于深度学习的电机轴承微小故障智能诊断方法[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(1):195-205.
GONG W F, CHEN H, ZHANG M L, et al. Intelligent diagnosis method for incipient fault of motor bearing based on deep learning [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(1):195-205.

[3] 王孝霖,张永祥,吕博. 一种改进时域同步平均的滚

动轴承故障诊断方法研究[J]. 武汉理工大学学报(交通科学与工程版), 2013, 37(5):1054-1058.

WANG X L, ZHANG Y X, LYU B. Research on rolling element bearing fault diagnosis based on a improved time synchronous averaging [J]. Journal of Wuhan University of Technology (Transportation Science &Engineering), 2013, 37(5):1054-1058.

[4] LINGWEI Z, ZHENG DONG Z, YUNFEI X U, et al. Classification of imagined speech EEG signals with DWT and SVM[J]. Instrumentation, 2022, 9(2):56-63.

[5] 王海龙,夏筱筠,孙维堂. 基于 EMD 与卷积神经网络的滚动轴承故障诊断[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2019(10):46-48,52.
WANG H L, XIA X Y, SUN W T. Rolling bearing fault diagnosis based on EMD and convolutional neural network [J]. Modular Machine Tool and Automatic Machining Technology, 2019(10):46-48,52.

[6] 张刚,李红威. 小波-EMD 和随机共振级联微弱信号检测[J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(1):57-65.
ZHANG G, LI H W. Wavelet-EMD and stochastic resonance cascade weak signal detection [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2018, 32(1):57-65.

[7] LI H Y, WANG C J, ZHAO D. An improved EMD and its applications to find the basis functions of EMI signals [J]. Mathematical Problems in Engineering, 2015:1-8.

[8] 朱伟芳,赵鹤鸣,陈小平. 一种最小长度约束的 EMD 包络拟合方法[J]. 电子学报, 2012, 40(9):1909-1912.
ZHU W F, ZHAO H M, CHEN X P. A least-length constrained envelope approach for EMD [J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 40(9):1909-1912.

[9] 赵海洋,刘祖健,王金东,等. 复合插值包络经验模式分解及其在往复压缩机轴承故障诊断中的应用[J]. 机床与液压, 2021, 49(23):169-174.
ZHAO H Y, LIU Z J, WANG J D, et al. A composite interpolation envelope empirical mode decomposition and its application in bearing fault diagnosis of reciprocating compressor [J]. Machine Tool & Hydraulics, 2021, 49(23):169-174.

[10] ZHAO H Y, WANG J D, LEE J, et al. A compound interpolation envelope local mean decomposition and its application for fault diagnosis of reciprocating compressors [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 110:273-295.

[11] HUANG H F, SONG X L, LIU C, et al. A novel fractal method for fault diagnosis and signal measurements [J].

- Optik-International Journal for Light and Electron Optics, 2016, 127(16):6805-6812.
- [12] 马新娜, 杨绍普. 滚动轴承复合故障诊断的自适应方法研究[J]. 振动与冲击, 2016, 35(10):145-150.
MA X N, YANG SH P. Adaptive compound fault diagnosis of rolling bearings [J]. Journal of Vibration and Shock, 2016, 35(10):145-150.
- [13] 马宏伟, 张大伟, 曹现刚, 等. 基于 EMD 的振动信号去噪方法研究 [J]. 振动与冲击, 2016, 35(22):38-40.
MA H W, ZHANG D W, CAO X G, et al. Vibration signal de-noising method based on empirical mode decomposition [J]. Journal of Vibration and Shock, 2016, 35(22):38-40.
- [14] 斜锦周, 王卫玉, 陈启卷. 改进 EMD 降噪方法在水轮机尾水管压力脉动信号中的应用 [J]. 水电能源科学, 2017, 35(5):157-160.
DOU J ZH, WANG W Y, CHEN Q J. Application of improved EMD de-noising method in pressure fluctuation signal of draft tube [J]. Water Resource and Power, 2017, 35(5):157-160.
- [15] 胡爱军, 马万里, 唐贵基. 基于集成经验模态分解和峭度准则的滚动轴承故障特征提取方法 [J]. 中国电机工程学报, 2012, 32(11):106-111.
HU AI J, MA W L, TANG G J. Fault feature extraction method of rolling bearing based on integrated empirical mode decomposition and kurtosis criterion [J]. Chinese Journal of Electrical Engineering, 2012, 32(11):106-111.
- [16] 隋文涛, 张丹, WANG W. 基于 EMD 和 MKD 的滚动轴承故障诊断方法 [J]. 振动与冲击, 2015, 34(9):55-59, 64.
SUI W T, ZHANG D, WANG W, et al. Fault diagnosis method of rolling bearing based on EMD and MKD [J]. Journal of Vibration and Shock, 2015, 34(9):55-59, 64.
- [17] ZHANG X, MIAO Q, ZHANG H, et al. A parameter-adaptive VMD method based on grasshopper optimization algorithm to analyze vibration signals from rotating machinery [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 108:58-72.
- [18] LI X, MA J, WANG X D, et al. An improved local mean decomposition method based on improved composite interpolation envelope and its application in bearing fault feature extraction [J]. ISA Transactions, 2020, 97:365-383.
- [19] 韩东颖, 李庚, 时培明. 基于 EMD 和分形盒维数的旋转机械耦合故障诊断方法研究 [J]. 振动与冲击, 2013, 32(15):209-214.
HAN D Y, LI G, SHI P M. Diagnosis method for coupling faults of rotary machinery based on EMD and fractal box dimension [J]. Journal of Vibration and Shock, 2013, 32(15):209-214.
- [20] ZHANG Y Q, REN G Q, WU D H, et al. Rolling bearing fault diagnosis utilizing variational mode decomposition based fractal dimension estimation method [J]. Measurement, 2021, 181:1-11.
- [21] 郝研, 王太勇, 万剑, 等. 分形盒维数抗噪研究及其在故障诊断中的应用 [J]. 仪器仪表学报, 2011, 32(3):540-545.
HAO Y, WANG T Y, WAN J, et al. Research on fractal box dimension anti-noise performance and its application in fault diagnosis [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2011, 32(3):540-545.
- [22] 刘东瀛, 邓艾东, 刘振元, 等. 基于 EMD 与相关系数原理的故障声发射信号降噪研究 [J]. 振动与冲击, 2017, 36(19):71-77.
LIU D Y, DENG AI D, LIU ZH Y, et al. Research on noise reduction of fault acoustic emission signal based on EMD and correlation coefficient principle [J]. Journal of Vibration and Shock, 2017, 36(19):71-77.
- [23] 李长江, 刘广朋. 基于 VMD 和 SVD 的矿用电机局部放电信号去噪算法研究 [J]. 电子测量技术, 2021, 44(6):42-46.
LI CH J, LIU G P. Research on denoising algorithm of partial discharge signal of mine motor based on VMD and SVD [J]. Electronic Measurement Technology, 2021, 44(6):42-46.
- [24] 吕明珠, 刘世勋, 苏晓明, 等. 基于自适应变分模态分解和包络谐波比的滚动轴承早期退化检测 [J]. 振动与冲击, 2021, 40(13):271-280.
LYU M ZH, LIU SH X, SU X M, et al. Early degradation detection of rolling bearing based on adaptive variational mode decomposition and envelope harmonic to noise ratio [J]. Journal of Vibration and Shock, 2021, 40(13):271-280.
- [25] YANG H, LI L L, LI G H, et al. A novel feature extraction method for ship-radiated noise [J]. Defence Technology, 2022, 18(4):604-617.
- [26] WANG Z J, ZHOU J, WANG J Y, et al. A novel fault diagnosis method of gearbox based on maximum kurtosis spectral entropy deconvolution [J]. IEEE Access, 2019, 7:29520-29532.
- [27] 刘泽锐, 邢济收, 王红军, 等. 基于 VMD 与快速谱峭度的滚动轴承故障诊断 [J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(2):73-79.

LIU Z R, XING J SH, WANG H J, et al. Fault diagnosis of rolling bearings based on VMD and fast spectral kurtosis [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(2):73-79.

作者简介



蔡昕一，现为昆明理工大学本科生，主要研究方向为机械设备故障诊断。
E-mail: cxy_2132@163.com

Cai Xinyi is now a B. Sc. candidate of Kunming University of Technology. Her main research interest includes mechanical

equipment fault diagnosis.



马军(通信作者)，2016 年于昆明理工大学获得工学博士学位，现为昆明理工大学硕士生导师，副教授，主要研究方向为机械设备健康管理。

E-mail: mjun@kmust.edu.cn

Ma Jun (Corresponding author) received his Ph. D. degree from Kunming University of Science and Technology in 2016. Now he is an associate professor and M. Sc. supervisor at Kunming University of Science and Technology. His main research interest includes health management of mechanical equipment.