

自适应精简经验Ramanujan分解及其 在复合故障诊断中的应用

潘海洋, 章颖, 程健*, 郑近德, 童靳于

(安徽工业大学机械工程学院, 安徽马鞍山 243002)

摘要: Ramanujan傅里叶模态分解采用低频向高频扫描的方式获取分量信号, 易出现过量分解和信息分散的现象, 致使分解分量不具有单一完整的状态信息. 为了解决上述问题, 论文提出了一种自适应精简经验Ramanujan分解(Adaptive Concise Empirical Ramanujan Decomposition, ACERD)方法. 在ACERD方法中, 采用功率谱密度获取分割频带, 旨在进行准确的频带划分. 同时, 利用Ramanujan傅里叶变换提取每个分割频带所对应的模式分量, 提高周期分量的识别能力, 并获得具有单一周期特征信息的模式分量. 通过复合故障仿真信号和实测信号分析, 结果表明: ACERD方法具有优异的频带分割和周期脉冲特征提取能力, 适用于复合故障诊断.

关键词: 自适应精简经验Ramanujan分解; 功率谱密度; Ramanujan傅里叶变换; 复合故障

基金项目: 安徽省高校杰出青年科研项目(No.2022AH020032); 安徽省高校自然科学研究重点项目(No.2022AH050292); 矿山智能装备与技术安徽省重点实验室研究项目(No.ZKSYS202203)

中图分类号: TH17; TP206

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112(2024)06-1989-11

电子学报URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.12263/DZXB.20230593

Adaptive Concise Empirical Ramanujan Decomposition and Its Application in Composite Fault Diagnosis

PAN Hai-yang, ZHANG Ying, CHENG Jian*, ZHENG Jin-de, TONG Jin-yu

(School of Mechanical Engineering, Anhui University of Technology, Ma'anshan, Anhui 243002, China)

Abstract: Ramanujan Fourier mode decomposition uses scanning from low frequency to high frequency to obtain component signals, which is prone to excessive decomposition and information dispersion, resulting in decomposed components not having a single and complete mode information. To address the above issues, this paper proposes an adaptive concise empirical Ramanujan decomposition (ACERD) method. In the ACERD method, the power spectral density is used to obtain the split frequency band for accurate frequency band division. Meanwhile, the Ramanujan Fourier transform is used to extract the mode components corresponding to each segmented frequency band, improve the recognition ability of periodic components, and obtain mode components with a single periodic feature information. The analysis results of composite fault simulation signals and measured signals indicate that the ACERD method has excellent capability of frequency band segmentation and periodic pulse feature extraction, which is suitable for compound fault diagnosis.

Key words: adaptive concise empirical Ramanujan decomposition; power spectral density; Ramanujan Fourier transform; composite fault

Foundation Item(s): Outstanding Youth Fund of Universities in Anhui Province (No.2022AH020032); University Natural Science Research Project of Anhui Province (No.2022AH050292); Anhui Key Laboratory of Mine Intelligent Equipment and Technology (No.ZKSYS202203)

1 引言

周期脉冲信号广泛存在于自然界中, 如环境信号、医疗信号、设备状态信号等, 其包含了丰富的状态信息.

但是, 通过传感器采集的信号往往包含多种物体的状态信息, 且相互间存在耦合关系, 如机械复合故障信号. 在实际工况中, 由于干扰噪声、振动耦合、传递路径

等因素的影响,设备状态信号大多呈现出多周期性脉冲信号相互耦合的特点,掩盖了故障特征信息.因此,如何有效地实现频带分割和周期脉冲特征提取是故障诊断的关键.

针对多频率耦合信号特征提取问题,相关学者进行了广泛的研究,如 Huang 等人提出了经验模态分解 (Empirical Mode Decomposition, EMD) 方法^[1],其利用时间序列在不同特征尺度上的本征模态函数 (Intrinsic Mode Functions, IMFs) 对信号进行逐层分解.同时,EMD 无需人为设定基函数,只要根据待分析的信号特性即可完成自适应分解.但是,EMD 缺乏数学理论依据,并存在频率混叠和端点效应等问题^[2],极大地影响了信号的分解效果.为了克服 EMD 的频率混叠问题, Wu 和 Huang 等人提出了集合经验模态分解 (Ensemble Empirical Mode Decomposition, EEMD) 方法^[3],其充分利用高斯白噪声具有频率均匀分布的统计特性,并在此基础上加入一个有限振幅的白噪声,从而使信号的极值点特征发生变化,以达到抑制频率混叠的目的.但是, EEMD 在分解过程中会存在残余的白噪声,其将影响信号分解重构的准确性^[4]. 变分模态分解 (Variable Mode Decomposition, VMD) 是一种优化约束分析的分解方法,其能有效抑制 EMD 中频率混叠的问题^[5].但是,当 VMD 的分解分量数和惩罚因子参数选取不当时,会造成频带划分失效、单一频率分量分离不彻底等问题^[6]. 经验小波变换 (Empirical Wavelet Transform, EWT) 方法采用小波滤波器组识别信号的傅里叶谱中特征信息位置,并可以自适应地提取信号的不同频率成分^[7].但是,当待分解信号中含有强噪声时,信号频带划分的局部最大值将会受到影响,从而降低了 EWT 的提取特征能力. Zhou 等人提出了经验傅里叶分解 (Empirical Fourier Decomposition, EFD) 方法^[8],该方法具有较强的频谱分割以及紧密间隔频率识别能力.但是, EFD 的频谱边界需要根据主观经验进行预设,无规律信息将极大地影响频带分割的准确性,从而导致特征信息难以被充分提取^[9,10].上述方法虽然对多频率耦合信号具有优越的分析能力,但对周期性信号缺乏探讨,难以完成周期脉冲信号特征的有效提取.

针对周期脉冲信号特征的提取问题, Ramanujan 傅里叶变换 (Ramanujan Fourier Transform, RFT) 相关理论被提出^[11,12],如 Cheng 等人提出了 Ramanujan 傅立叶模态分解 (Ramanujan Fourier Mode Decomposition, RFMD) 方法^[13,14],并在周期脉冲信号分析中进行了验证. RFMD 以 RFT 为基础,通过从低频到高频扫描获得一系列 Ramanujan 傅里叶本征带函数 (Ramanujan Fourier In-

trinsic Band Functions, RFIBFs), 其具有优越的周期分量提取能力和较强的噪声鲁棒性.但是, RFMD 在扫描信号的频谱时,容易出现过度分解问题,使得特征信息分散,难以获得理想的分量信息.基于此,本文提出了一种新的信号处理方法——自适应精简经验 Ramanujan 分解 (Adaptive Concise Empirical Ramanujan Decomposition, ACERD) 方法.首先,对信号进行功率谱密度 (Power Spectral Density, PSD) 计算,约束频带中极值点和分割边界数,进而降低噪声对频带分割的影响.接着,将极大值按照顺序排列,获得两个连续极大值之间的最小值,即为分割边界.然后,构建零相位滤波器组获得滤波信号,保留各自频带内的主要成分,实现不同特征信息的分割.最后,采用 RFT 方法提取每个分割频带所对应的模式分量,并采用逆 RFT 对每个区间进行重构来获取时域分量,即本征 Ramanujan 分量 (Intrinsic Ramanujan Components, IRCs).因此,利用 ACERD 对多频率耦合信号进行分析,可以实现对不同状态信息的准确提取,提高了周期分量的识别能力.

本文通过对功率谱密度、零相位滤波器组和 Ramanujan 傅里叶变换等的研究,提出了 ACERD 方法,并将其与 RFMD、EFD 和 EEMD 方法进行对比分析.仿真与实测信号对比结果表明, ACERD 方法能够有效地诊断出复合故障,是一种有效的频带分割和周期脉冲特征提取方法.

2 自适应精简经验 Ramanujan 算法原理

2.1 Ramanujan 傅里叶变换

设一维时间序列为 $s(n)$, $n=1, 2, \dots, N$. RFT 可以将 $s(n)$ 表示为

$$s(n) = \sum_{q=1}^N S(q) c_q(n) \quad (1)$$

$$c_q(n) = \sum_{p=1; (p,q)=1}^q \exp\left(\frac{2\pi n p}{q} j\right) \quad (2)$$

其中, $(p, q)=1$ 表示 p 和 q 互为素数, $c_q(n)$ 为 Ramanujan 和. $S(q)$ 为 RFT, 可以表示为

$$S(q) = \frac{1}{\varphi(q)} \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N [s(n) c_q(n)] \quad (3)$$

其中, $q=1, 2, \dots, N$, $\varphi(q)$ 为欧拉函数. 将式(3)转化为有限和的形式:

$$S(q) = \frac{1}{N\varphi(q)} \sum_{n=1}^N [s(n) c_q(n)] \quad (4)$$

RFT 也可表示为式(5)变换矩阵与信号的乘积.

$$R = \begin{bmatrix} a(1,1) & a(1,2) & a(1,3) & \dots & a(1,N) \\ a(2,1) & a(2,2) & a(2,3) & \dots & a(2,N) \\ a(3,1) & a(3,2) & a(3,3) & \dots & a(3,N) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a(N,1) & a(N,2) & a(N,3) & \dots & a(N,N) \end{bmatrix} \quad (5)$$

其中,

$$a(i,j) = \frac{1}{\varphi(i)N} c_i(\text{mod}(j-1,i)+1) \quad (6)$$

其中, $\text{mod}(\cdot)$ 为模运算.

$$S(q) = s(n)R \quad (7)$$

从 RFT 的变化矩阵可以看出,其内部的数值并没有发生变化.在实际应用中,可以根据所需要信号的长度来确定 RFT 变换矩阵的规模.同时,RFT 还具有线性叠加性、齐次性、倍频特性等,其以 $c_q(n)$ 作为基函数,可以较好地识别信号的周期性分量.

2.2 自适应精简经验 Ramanujan 分解算法

对于信号 $x(t)$,其平均功率可以表示为

$$P = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{2T} \int_{-T}^T x(t)^2 dt \quad (8)$$

在区间 $[0, \pi]$ 的傅里叶变换可以表示为

$$X_T(f) = \frac{1}{\sqrt{T}} \int_0^T x(t) e^{-j2\pi ft} dt \quad (9)$$

功率谱密度则可以定义为^[15]

$$S_{xx}(f) = \lim_{T \rightarrow \infty} E \left[|X_T(f)|^2 \right] \quad (10)$$

从定义式(10)可以看出,PSD 与频率相关,且数值大于零.

将定义在 $[0, \pi]$ 范围内的频带划分为 N 个连续的频段,每个分段可由式(11)表示:

$$A_n = [\omega_{n-1}, \omega_n], n = 1, 2, \dots, N \quad (11)$$

序列中所有的极大值均按照降序过程排列,其前 N 个极大值之间的最小值对应的边界可以表示为 $[\Omega_1, \Omega_2, \dots, \Omega_N]$.

$$\omega_n = \begin{cases} \arg \min X_n(\omega), & 0 \leq n \leq N, \Omega_n \neq \Omega_{n+1} \\ \Omega_n, & 0 \leq n \leq N, \Omega_n = \Omega_{n+1} \end{cases} \quad (12)$$

其中, X_n 代表功率谱密度的振幅.

构造零相位滤波器 $\mu_n(\omega)$, 以获得相应的滤波信号 $S_n(\omega)$. 零相位滤波器为

$$\mu_n(\omega) = \begin{cases} 1, & \omega_{n-1} \leq |\omega| \leq \omega_n \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (13)$$

相应的滤波信号为

$$S_n(\omega) = \mu_n(\omega)S(q) = \begin{cases} S(q), & \omega_{n-1} \leq |\omega| \leq \omega_n \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (14)$$

相应的时域分量采用 RFT 的逆变换来获取,即

$$\begin{aligned} \lambda_n(t) &= S^{-1} [S_n(\omega)] \\ &= \frac{1}{\phi(\omega)} \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N S_n(\omega) c_{\omega}(n) \end{aligned} \quad (15)$$

重构信号为

$$\lambda(t) = \sum_{n=1}^N \lambda_n(t) \quad (16)$$

3 仿真信号分析

为了验证 ACERD 方法在多频率耦合周期脉冲信号分解中的有效性,拟构造复合故障仿真信号,如式(17)所示:

$$\begin{cases} y_1 = \sum_{i=1}^N 5e^{-g \times 2\pi f_{n1}^i t_1} \times \sin(2\pi f_{n1}^i t_1 \times \sqrt{1-g^2}) \\ y_2 = \sum_{i=1}^N 5e^{-g \times 2\pi f_{n2}^i t_2} \times \sin(2\pi f_{n2}^i t_2 \times \sqrt{1-g^2}) \\ x(t) = y_1(t) + y_2(t) + \eta(t) \end{cases} \quad (17)$$

其中,采样频率 $F_s = 8192$ Hz,第一个脉冲固有频率 $f_{n1} = 2000$ Hz,第一个重复周期为 $T_1 = 0.02$ s,第二个脉冲固有频率 $f_{n2} = 1500$ Hz,第二个重复周期为 $T_2 = 0.03$ s,阻尼系数 $g = -0.01$, $x(t)$ 由两个周期脉冲信号和 -5 dB 的高斯白噪声组成的复合信号. $x(t)$ 和各个分量的时域波形如图 1 所示,相应的包络谱如图 2 所示.

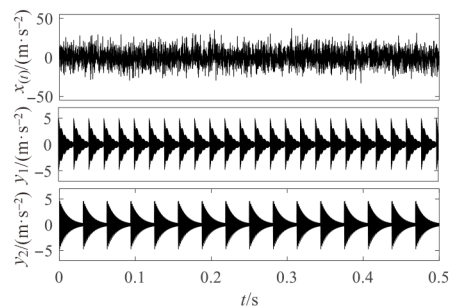


图 1 原始信号各分量时域波形

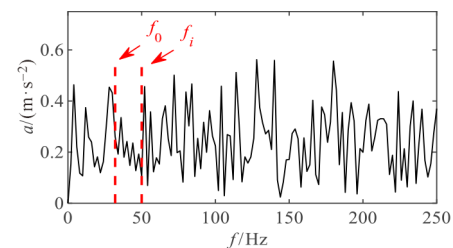


图 2 复合故障仿真信号包络谱

由于高斯白噪声存在,图 1 中复合信号的周期脉冲信息并不明显.在图 2 中,信号的包络谱包含了大量干扰频率,掩盖了故障特征信息.因此,需要合理划分频带,降低干扰频率的影响,以达到分离不同状态信息和提高特征提取准确性的目的.

采用傅里叶谱分割技术和PSD分割技术对多频率耦合信号的频带进行划分,结果如图3所示.从图中可以看出:傅里叶频谱包含了更多的频率信息,具有更高的复杂度;而PSD不但继承了傅里叶谱振幅的波动趋势,而且包含更少的极值点,削弱了干扰频率的影响.从图3(a)中可以看出,傅里叶分割技术分割出的第4个频段中包含了大量的干扰频率,影响了特征提取的准确性.在图3(b)中,PSD分割技术成功地将两种故障对应的共振频带划分开来,获得的带宽更加合理,同时,第1个、第3个和第5个以干扰频率为主的频带也被成

功划分出来,降低了干扰频率对结果的影响,具有良好的噪声鲁棒性.与傅里叶谱不同,PSD包含的干扰信息较少,复杂度较低,可以实现更合理、更精确的边界划分.

本文选择RFMD,EFD和EEMD作为对比方法,4种方法分解结果如图4所示.ACERD得到4个分量 $IRC_1 \sim IRC_4$;RFMD得到4个分量 $RFIBF_1 \sim RFIBF_4$;EFD得到4个分量 $EFC_1 \sim EFC_4$.将EEMD的噪声幅值设为0.5,总平均数设为100,并选取了前4个分量 $IMF_1 \sim IMF_4$ 进行对比分析.同时,对有效分量进行包络谱分析,提

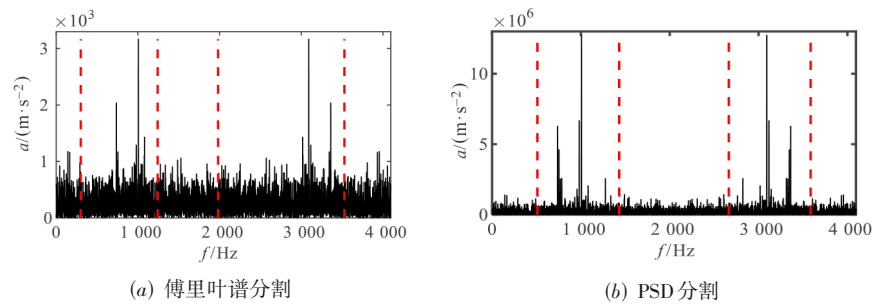


图3 傅里叶谱和PSD频带划分

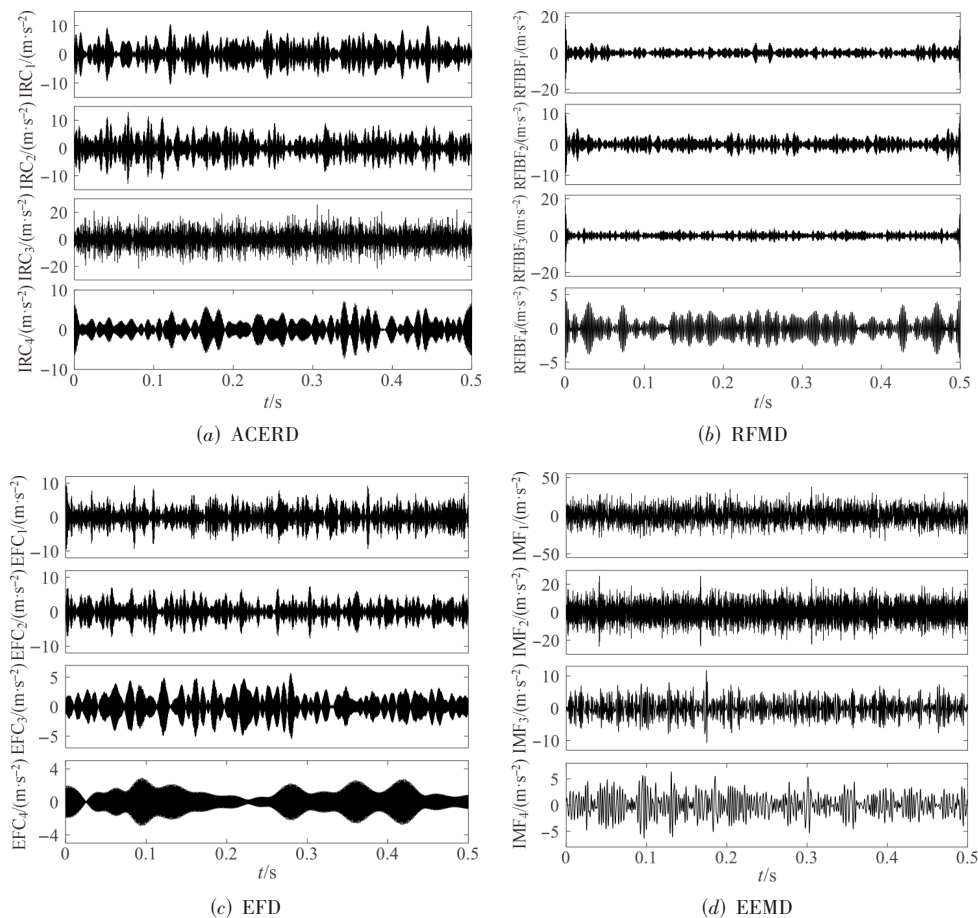


图4 4种方法的分解分量

取故障特征频率,结果如图 5 所示.

从图 4 中可以看出,干扰噪声导致信号的冲击成分不明显,无法获取有效的故障信息.图 5(a)显示,IRC₁ 的包络谱包含了明显的故障特征频率 f_i ,并且 IRC₂ 的包络谱包含了明显的故障特征频率 f_0 及其倍频,由此可以说明 ACERD 方法可以对多频率耦合信号进行有效分解.究其原因在于,ACERD 方法采用 PSD 获取分割频带,提高了频带划分的准确性,使得不同状态信息被分割到不同频带中,提高了复合故障诊断的准确性.在

图 5(b)中可以看出,RFIBF₁~RFIBF₄的包络谱中并无明显的故障特征频率信息,因此,无法判断该信号的真实状态,使得故障诊断失效.RFMD 通过全频域扫描获取分量,并没有考虑噪声成分的不利影响,使得分量中包含的故障信息并不明显.图 5(c)中,EFC₁~EFC₄的包络谱中存在过多的干扰分量,淹没了故障频率信息,进而导致信号的真实状态无法判断.EFD 采用基于傅里叶谱的频带划分方法,干扰噪声导致极值点过多,致使频带分割不够准确,故障特征信息难以显现.

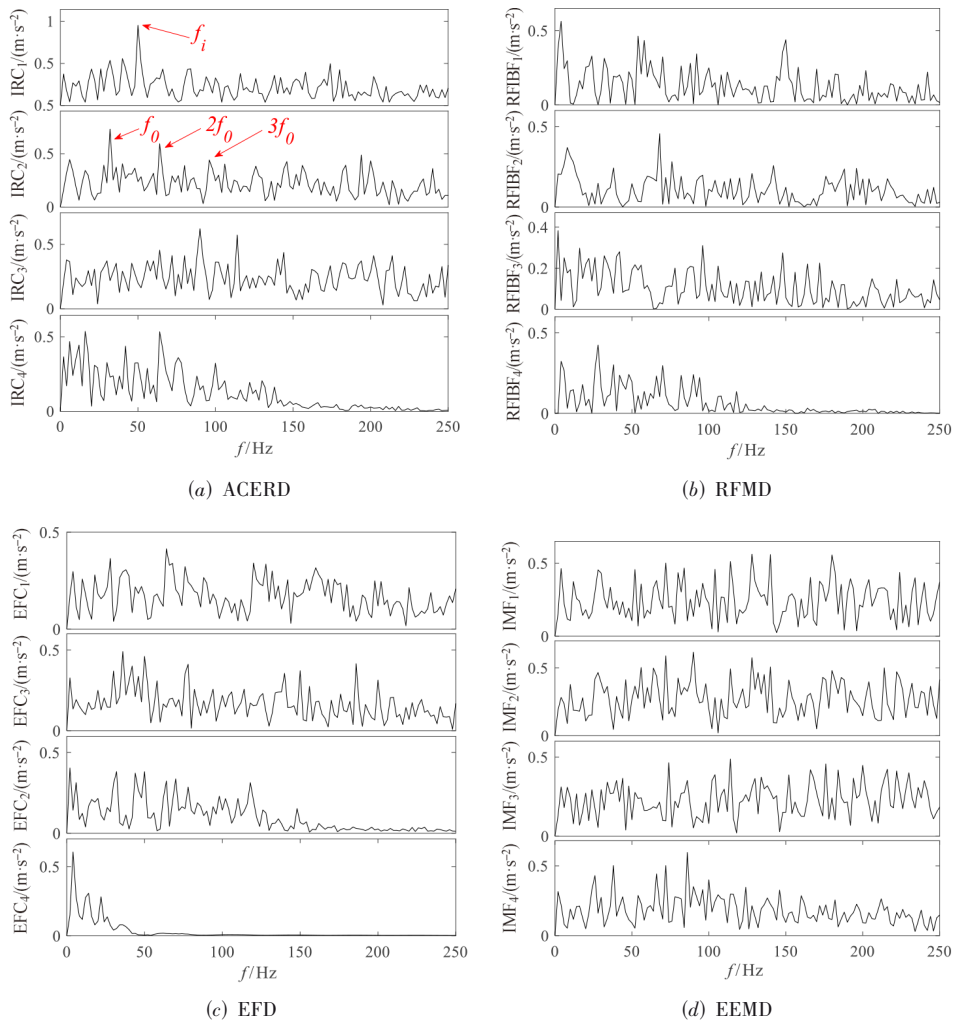


图 5 4 种方法分解分量的包络谱

图 5(d)中,IMF₁的包络谱中由于大量干扰频率的存在,故障频率信息被掩盖,极大地影响了故障诊断的准确性.EEMD 在重构分量时,仍然残留白噪声,重构之后噪声不可忽略,进而难以获得理想的分解效果.对比分析结果表明,与 RFMD, EFD 和 EEMD 方法相比,ACERD 具有更优越的故障特征提取和频带分割能力.

4 实测信号分析

4.1 内圈和外圈复合故障信号分析

为了进一步验证 ACERD 方法的有效性与优越性,使用安徽工业大学滚动轴承故障模拟实验台的实测信号进行实验.滚动轴承的型号为 SKF6205,滚动轴承故障模拟实验台如图 6 所示.该实验台主要由驱动装置、加载装置、支撑装置以及缓冲装置四部分构成.实验采用电火花

加工技术在内圈和外圈上分别切割出宽 0.3 mm、深 0.15 mm 的凹槽(内圈故障特征频率为 $f_i=119.7$ Hz,外圈故障特征频率为 $f_o=180.33$ Hz). 实验条件设置如下:负载为 1 000 N,采样频率为 10 000 Hz,电机转速为 1 500 r/min.

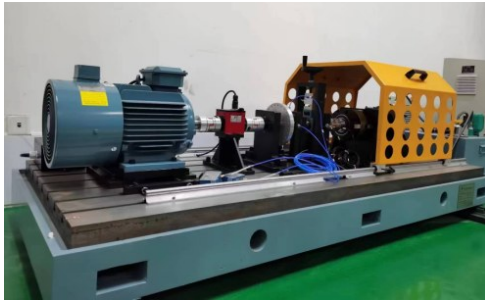


图6 滚动轴承故障模拟实验台

图7为滚动轴承内圈和外圈的复合故障信号时域波形图,但故障对应的冲击信息并不明显,进一步给出该复合故障信号的包络谱,如图8所示.

在图8中,虽然外圈故障特征频率比较明显,但内圈故障特征频率信息被干扰频率所淹没,其状态难以

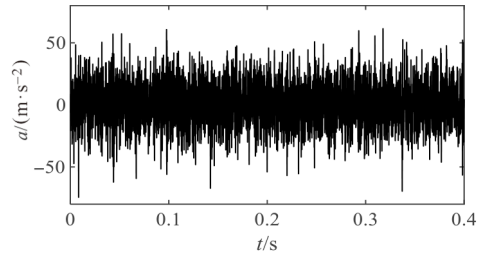


图7 滚动轴承复合故障信号时域图

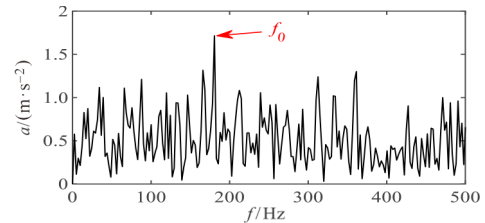


图8 滚动轴承复合故障信号包络谱

判断. 因此,需要采用信号处理方法对复合故障信号中各分量进行分解与特征提取.

本节仍采用 ACERD, RFMD, EFD 和 EEMD 方法对复合故障信号进行分析,其分解结果如图9所示. 从图9

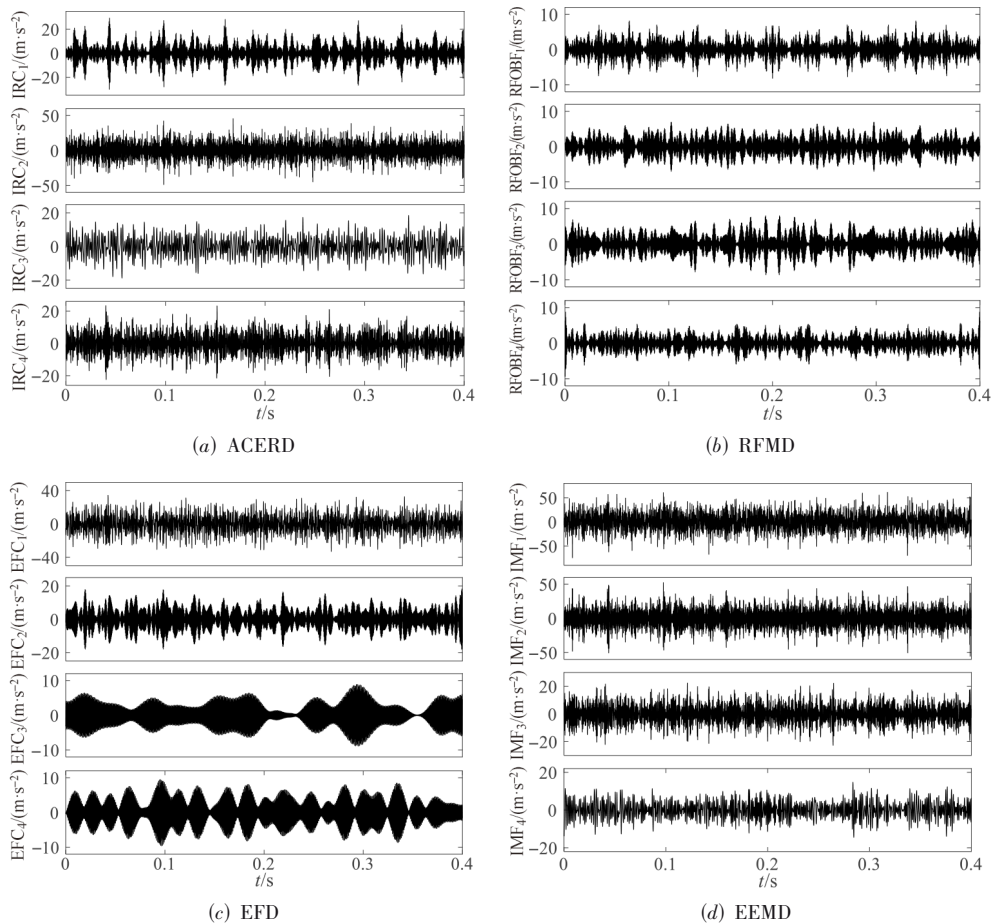


图9 4种方法的分解分量

中可以看出,4种方法获得的脉冲特性均不够显著,难以准确判断信号中的故障类型.为了确定分量中是否包含内外圈复合故障特征信息,继续对分解分量进行包络谱分析,结果如图10所示.

在图10(a)中,IRC₁包含了内圈故障特征频率 f_i ,IRC₂包含了外圈故障特征频率 f_0 及其倍频.其原因在于,ACERD方法采用的分割技术可以减少频带极值点和边界数,提高了频带划分精度,实现了不同频率信息的分量有效分离,并增强了周期特征提取的能力.在图10(b)中,RFIBF₁~RFIBF₄的包络谱中内外圈故障特

征频率 f_i 和 f_0 均被干扰频率所淹没,故障类型难以判断.这是因为RFMD通过全频域扫描方法获取的分量依然存在大量的噪声成分,故障特征并不明显.同样,图10(c)中显示EFC₁~EFC₄包含的内外圈故障特征信息也不足以准确地诊断出故障类型.这是因为噪声影响了EFD频带划分的准确性,各个频带对应分量的故障特征信息被掩盖.图10(d)中,由于EEMD降噪效果并不出众,IMF₁~IMF₄包含了大量的噪声成分,内外圈故障特征频率信息被淹没.实验结果表明:ACERD具有优异的故障特征分离和提取能力.



图10 四种方法分解分量的包络谱

为了充分说明本文所提方法在强噪声下的信号分解和特征提取能力,对上述滚动轴承复合故障信号添加-5 dB的高斯白噪声以模拟工程实际中复杂的干扰噪声.图11为加噪时域信号波形图,对应的包络谱分析结果如图12所示.

图11中受噪声的影响,轴承故障诱导的周期冲击

成分被掩盖,图12也没有明显的故障特征频率信息.因此,采用4种对比方法提取复合故障的特征频率信息,结果如图13所示.

从图13中可以看出,只有ACERD分解出来的IRC₁和IRC₂的包络谱中具有较为明显的内圈和外圈故障频率,由此可以说明IRC₁和IRC₂中分别包含内圈和外圈

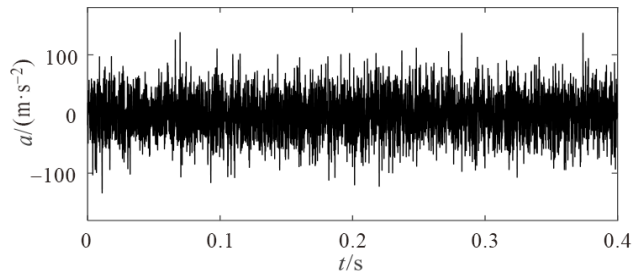


图 11 添加-5dB 噪声的滚动轴承复合故障信号时域图

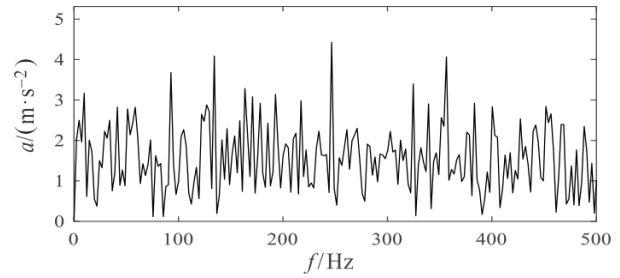


图 12 滚动轴承复合故障信号包络谱

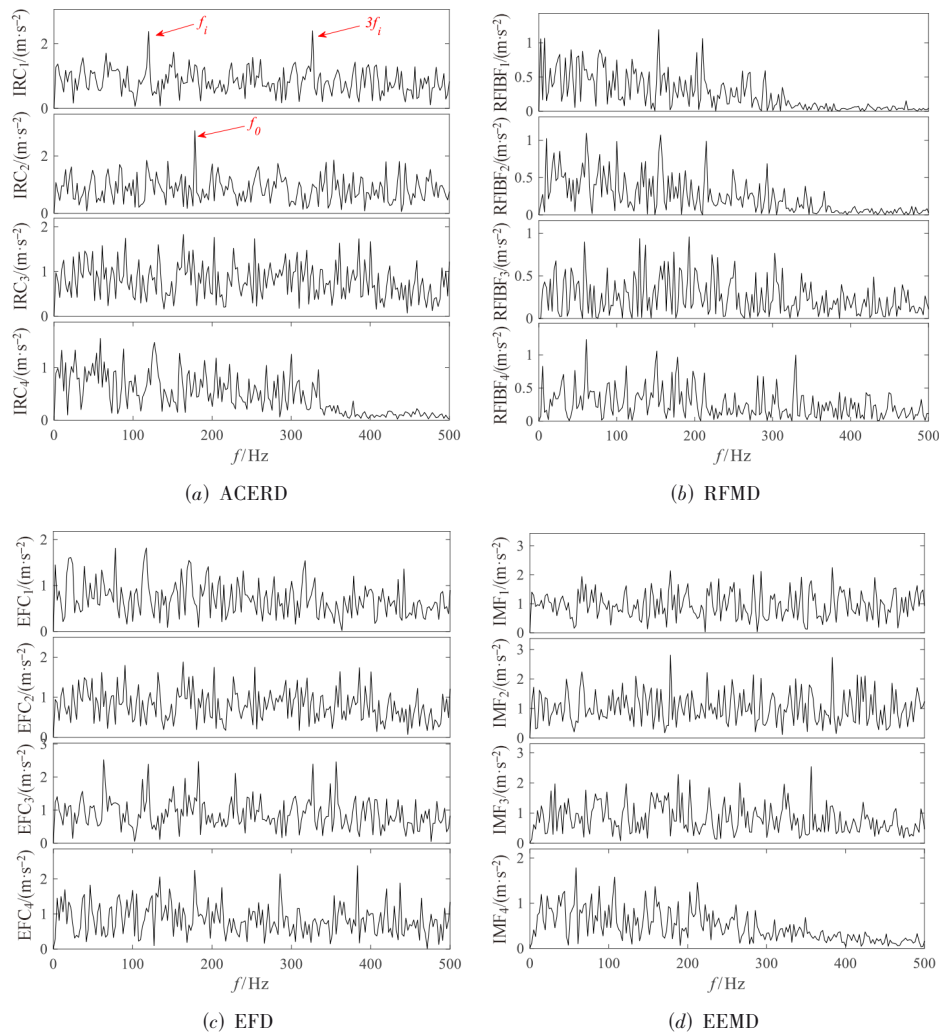


图 13 4 种方法分解分量的包络谱

故障特征信息,而 RFMD, EFD 和 EEMD 方法的分解分量中内圈和外圈故障特征频率均被淹没,难以辨别信号的真实状态. 实验结果验证了所提方法具有较为理想的噪声鲁棒性,能够有效分离出含有不同故障特征的模式分量.

4.2 齿轮-滚动轴承复合故障信号分析

图 14 为湖南大学齿轮-滚动轴承复合故障模拟实

验台,滚动轴承型号为 6307 深沟球轴承. 实验中,采样频率为 8 192 Hz,电机转速为 900 r/min,齿轮故障特征频率为 $f_g = 15$ Hz,滚动轴承故障特征频率为 $f_r = 31$ Hz. 信号时域波形如图 15 所示,但其周期调制成分并不明显,需要进一步进行包络谱分析,如图 16 所示. 在图 16 中,仅有明显的滚动轴承故障特征频率信息,而齿轮故障特征频率被完全覆盖.



图 14 齿轮-滚动轴承复合故障模拟实验台

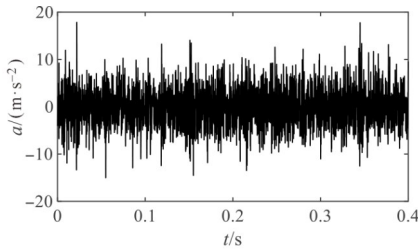


图 15 齿轮-滚动轴承复合故障信号时域波形

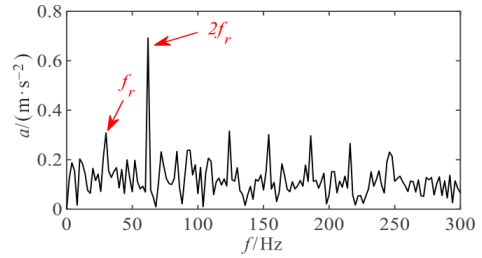
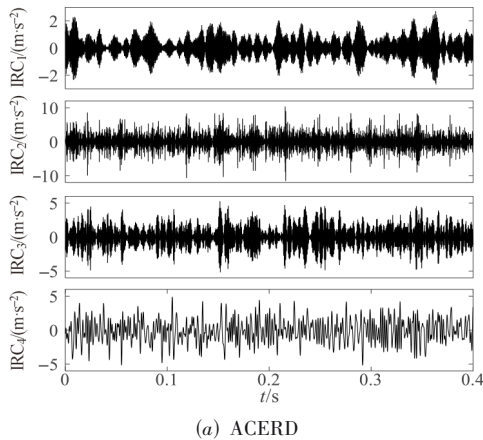


图 16 齿轮-滚动轴承复合故障信号包络谱

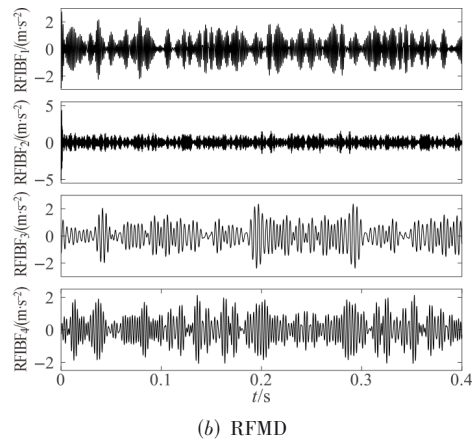
谱,包络分析结果如图 18 所示.

采用 ACERD, RFMD, EFD 和 EEMD 方法对齿轮-滚动轴承复合故障信号进行分解,分解结果如图 17 所示. 从图 17 中可以看出,4 种方法的时域分量中均无明显的故障特征信息,难以判断该信号的状态类型. 为了进行准确的分析,进一步做出 4 种分解方法对应的分量包络

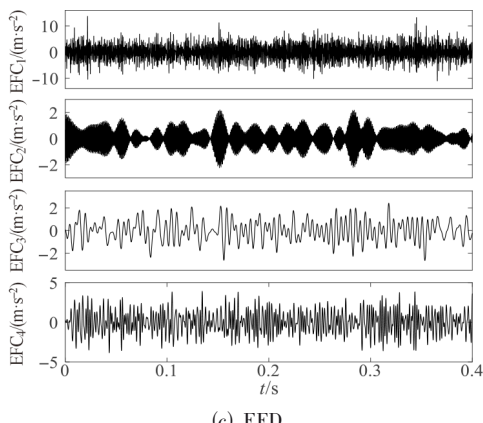
由图 18(a)可知,IRC₁的包络谱中包含齿轮故障特征频率 f_g ,并且IRC₂的包络谱中包含滚动轴承故障特征频率 f_r 及其倍频,进而可以判断设备的状态. ACERD 采用准确的频带分割技术对信号进行功率谱密度计算,约束频带中极值点和分割边界数,进而降低噪声对频带分割的影响. 同时,采用 RFT 方法提取每个分割频带所对应的模式分量,并采用逆 RFT 对每个区间进行重构来获取时域分量,使得齿轮故障信息和滚动轴承故障信息被完全分离开来,准确地分布在 IRC₁和 IRC₂中,实现了多频率耦合信号的有效分解. 在图 18(b)中,RFIBF₁~RFIBF₄中并没有明显的故障特征频率信息,这



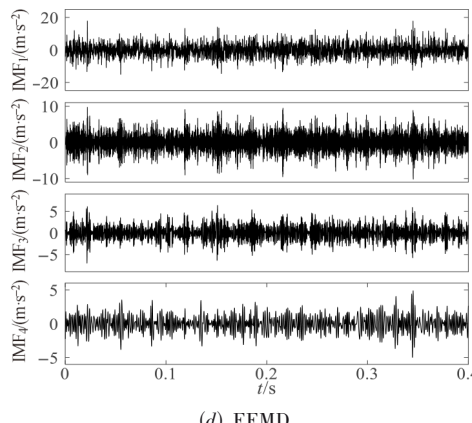
(a) ACERD



(b) RFMD



(c) EFD



(d) EEMD

图 17 4 种方法的分解分量

是因为 RFMD 出现了过度分解的现象,导致故障特征信息过于分散.在图 18(c)中, EFC_1 和 EFC_2 的包络谱中均可以提取出滚动轴承故障特征频率 f_r 及其倍频,但齿轮故障特征频率 f_g 被淹没.同样地, IMF_1 、 IMF_2 和 IMF_3

的包络谱中只提取出滚动轴承故障特征频率 f_r 及其倍频,而齿轮故障特征频率 f_g 也被淹没.通过对比可知,ACERD方法能够有效地对齿轮和滚动轴承的故障特征进行分离,具有良好的频带分割和周期脉冲特征提取能力.

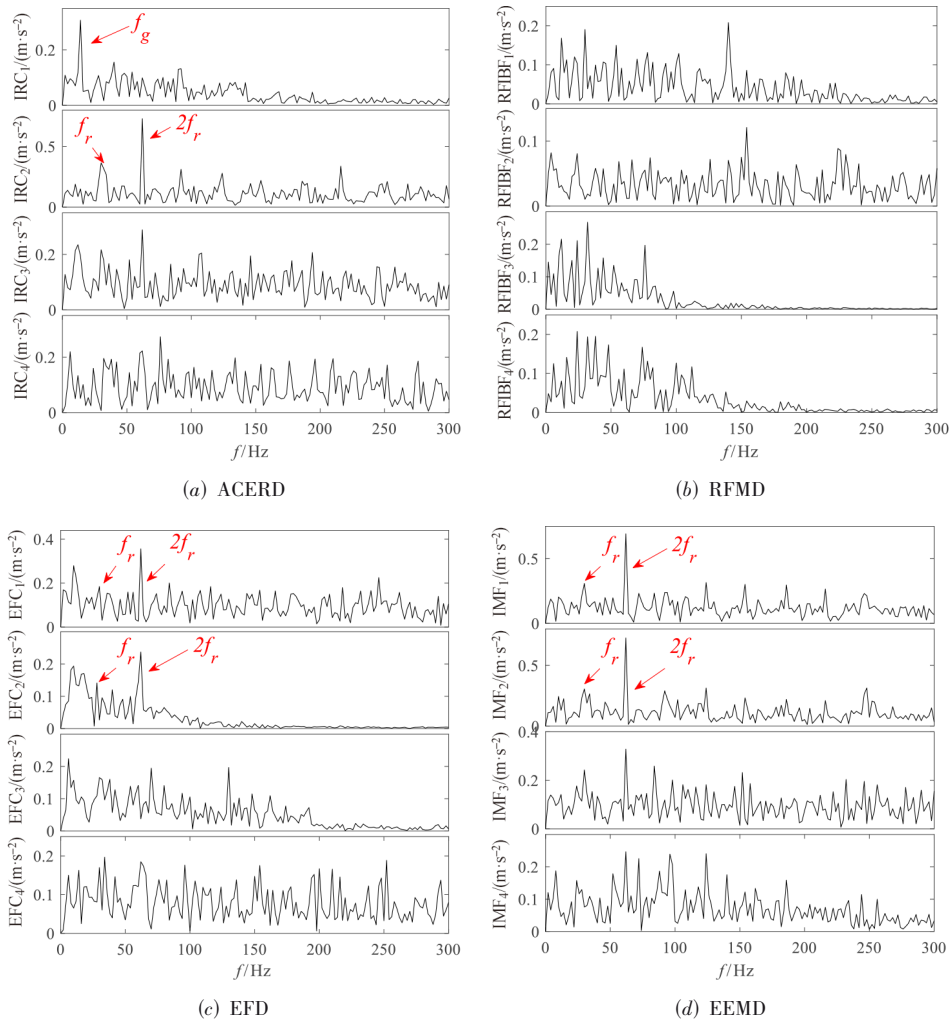


图 18 4种方法的分解分量包络谱

在两种不同的复合故障诊断中,通过与 RFMD、EFD 和 EEMD 方法对比可知:ACERD 方法在复合故障诊断方面具有优异性能,能够准确分离并提取出多个不同状态信息的周期分量.这得益于 ACERD 采用 PSD 对信号进行处理,使得含有不同故障特征信息的频带能够被准确地分割开来.同时,构建零相位滤波器组获得滤波信号,保留各自频带内的主要成分,实现不同特征信息的分割,以保证 RFT 方法能够精准地分离和提取复合故障特征.

5 结论

针对 RFMD 方法的特征提取能力难以满足复合故障诊断要求的问题,论文提出了一种新的信号处理方法——自适应精简经验 Ramanujan 分解 (ACERD) 方法,其采用 PSD 分割技术获取更加合理的分割边界,并

通过 RFT 提取各自频带内的特征分量.通过仿真信号和实测信号将该方法与 RFMD、EFD 和 EEMD 方法进行对比分析,可以得出以下结论:

(1) 与 RFMD、EFD 和 EEMD 方法不同,ACERD 方法采用的是 PSD 分割方法,相比较于傅里叶谱分割方法具有更高的频带划分精度,既能反映傅立叶谱幅值的波动趋势,又能减少噪声干扰的影响.

(2) 将 ACERD 方法运用到内、外圈复合故障信号和齿轮轴承复合故障信号中.实验结果表明,ACERD 方法能够有效分离并提取出复合故障特征,是一种有效的复合故障诊断方法.

参考文献

- [1] 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, 1998, 454(1971): 903-998.
- [2] YUAN J, XU C, ZHAO Q, et al. High-fidelity noise-reconstructed empirical mode decomposition for mechanical multiple and weak fault extractions[J]. ISA Transactions, 2022, 129(Pt B): 380-397.
- [3] ZHAO Y X, FAN Y, LI H, et al. Rolling bearing composite fault diagnosis method based on EEMD fusion feature[J]. Journal of Mechanical Science and Technology, 2022, 36(9): 4563-4570.
- [4] 郑近德, 潘海洋, 童靳于, 等. 自适应掩膜信号集成局部特征尺度分解及其应用[J]. 电子学报, 2020, 48(10): 2060-2070.
ZHENG J D, PAN H Y, TONG J Y, et al. Adaptive mask signal-based local characteristic-scale decomposition and its application[J]. Acta Electronica Sinica, 2020, 48(10): 2060-2070. (in Chinese)
- [5] 李可, 牛园园, 宿磊, 等. 参数优化 VMD 的滚动轴承故障诊断方法[J]. 振动工程学报, 2023, 36(1): 280-287.
LI K, NIU Y Y, SU L, et al. Rolling bearing fault diagnosis method based on parameter optimized VMD[J]. Journal of Vibration Engineering, 2023, 36(1): 280-287. (in Chinese)
- [6] 吴龙文, 聂雨亭, 张宇鹏, 等. 基于变分模态分解的自适应滤波降噪方法[J]. 电子学报, 2021, 49(8): 1457-1465.
WU L W, NIE Y T, ZHANG Y P, et al. An adaptive filtering denoising method based on variational mode decomposition[J]. Acta Electronica Sinica, 2021, 49(8): 1457-1465. (in Chinese)
- [7] LIU Q Q, YANG J T, ZHANG K. An improved empirical wavelet transform and sensitive components selecting method for bearing fault[J]. Measurement, 2022, 187: 110348.
- [8] ZHOU W, FENG Z R, XU Y F, et al. Empirical Fourier decomposition: An accurate signal decomposition method for nonlinear and non-stationary time series analysis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2022, 163: 108155.
- [9] ZHENG J D, CAO S J, PAN H Y, et al. Spectral envelope-based adaptive empirical Fourier decomposition method and its application to rolling bearing fault diagnosis[J]. ISA Transactions, 2022, 129(Pt B): 476-492.
- [10] 周伟, 冯仲仁, 王雄江. 基于改进经验傅里叶分解的工作模态分析[J]. 振动与冲击, 2021, 40(9): 48-54.
ZHOU W, FENG Z R, WANG X J. Operational modal analysis based on improved empirical Fourier decomposition[J]. Journal of Vibration and Shock, 2021, 40(9): 48-54. (in Chinese)
- [11] MARY LITTLE FLOWER T, JAYA T. Speech emotion recognition using Ramanujan Fourier Transform[J]. Applied Acoustics, 2022, 201: 109133.

- [12] YADAV Y, SHARMA S N, SHAKYA D K. Detection of tandem repeats in DNA sequences using short-time Ramanujan Fourier transform[J]. IEEE/ACM Transactions on Computational Biology and Bioinformatics, 2022, 19(3): 1583-1591.
- [13] CHENG J, YANG Y, WU Z T, et al. Ramanujan Fourier mode decomposition and its application in gear fault diagnosis[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2022, 18(9): 6079-6088.
- [14] PAN H Y, ZHANG Y, CHENG J, et al. Adaptive multi-layer empirical Ramanujan decomposition and its application in roller bearing fault diagnosis[J]. Measurement, 2023, 213: 112707.
- [15] ZHANG K, MA C Y, XU Y G, et al. Feature extraction method based on adaptive and concise empirical wavelet transform and its applications in bearing fault diagnosis[J]. Measurement, 2021, 172: 108976.

作者简介



潘海洋 男, 1989年5月出生于安徽宿州. 现为安徽工业大学硕士生导师. 研究方向为机械健康监测、故障诊断和模式识别. 在国内外期刊发表SCI/EI论文50余篇.
E-mail: pansea@ahut.edu.cn



章颖 女, 1999年10月出生于安徽铜陵. 本科毕业于皖江工学院, 现为安徽工业大学机械工程学院硕士研究生.
E-mail: zyt@ahut.edu.cn



程健 男, 1995年8月出生于安徽巢湖. 现为安徽工业大学硕士生导师. 主要研究方向为信号处理、设备健康监测、故障诊断与维护等.
E-mail: chengjianqc@163.com



郑近德 男, 1986年3月出生于安徽阜阳. 现为安徽工业大学机械工程学院博士生导师、副院长. 研究方向为动态信号处理、时频分析及机械设备故障诊断, 已发表学术论文100余篇.
E-mail: jdzheng@ahut.edu.cn



童靳于 女, 1987年10月出生于安徽淮南. 在国内外SCI/EI等期刊发表论文20余篇. 主要从事设备故障诊断与模式识别、材料力学性能测试与有限元分析等方面的教学和科研工作.
E-mail: jytong@ahut.edu.cn