

# 基于 CEEMDAN-MPE-VMD 多分量筛选融合的滚动轴承故障提取方法

张文灏, 沙云东\*, 栾孝驰, 赵俊豪, 蒋函岐

(沈阳航空航天大学 航空发动机学院, 沈阳 110136)

**摘要:** **目的** 针对航空发动机机械系统滚动轴承故障诊断难的问题, 提出一种基于 CEEMDAN-MPE-VMD 多分量筛选融合的滚动轴承故障提取方法。**方法** 用自适应噪声集合经验模态 (简称 CEEMDAN) 分解强干扰环境复杂传递路径下测得的滚动轴承振动信号, 得到若干个节点分量, 筛选出相对 MPE 较大的前 5 个分量 (IMF1~IMF5)。然后以变分模态分解 (VMD) 分别分解此 5 个分量, 筛选出每个分量 MPE 较大的前 4 个分量 (imf1-imf4), 再将此 5 组的 4 个分量 (imf1~imf4) 分别重构, 得到新的 IMF1~IMF5, 与之前的 IMF10-IMF14 重构, 并进行包络解调, 识别故障特征信息。**结果** 基于西储大学实验数据和滚动轴承实验台测试数据, 综合验证了该振动信号提取方法的有效性, 并完成了航空发动机中介轴承模拟试验台所测数据的故障识别。**结论** 该方法可有效提取滚动轴承在简单及复杂传递路径下的故障特征, 可作为提取航空发动机主轴轴承特征和诊断方法之一。

**关键词:** 航空发动机; 滚动轴承; 分量筛选融合; CEEMDAN; VMD; 故障诊断

中图分类号: V216

文献标志码: A

文章编号: 1672-9242(2024)09-0050-11

DOI: 10.7643/issn.1672-9242.2024.09.007

## Rolling Bearing Fault Extraction Method Based on CEEMDAN-MPE-VMD Multi-component Screening Fusion

ZHANG Wenhao, SHA Yundong\*, LUAN Xiaochi, ZHAO Junhao, JIANG Hanqi

(School of Aero-engine, Shenyang Aerospace University, Shenyang 110136, China)

**ABSTRACT:** Aiming at the difficulty of fault diagnosis of rolling bearing in aero-engine mechanical system, the work aims to propose a fault extraction method of rolling bearing based on CEEMDAN-MPE-VMD multi-component screening fusion. The adaptive noise complete empirical mode decomposition (CEEMDAN) was used to decompose the rolling bearing vibration signal measured under the complex transmission path of strong interference environment, and several node components were obtained. The first five components (IMF1-IMF5) with larger relative MPE were selected, and then the five components were decomposed by variational mode decomposition (VMD). The first four components (imf1-imf4) with larger MPE of each compo-

收稿日期: 2024-08-10; 修订日期: 2024-09-18

Received: 2024-08-10; Revised: 2024-09-18

基金项目: 中国航发产学研合作项目 (HFZL2018CXY017)

Fund: China Aviation Industry Cooperation Project (HFZL2018CXY017)

引文格式: 张文灏, 沙云东, 栾孝驰, 等. 基于 CEEMDAN-MPE-VMD 多分量筛选融合的滚动轴承故障提取方法[J]. 装备环境工程, 2024, 21(9): 50-60.

ZHANG Wenhao, SHA Yundong, LUAN Xiaochi, et al. Rolling Bearing Fault Extraction Method Based on CEEMDAN-MPE-VMD Multi-component Screening Fusion[J]. Equipment Environmental Engineering, 2024, 21(9): 50-60.

\*通信作者 (Corresponding author)

nent were selected again, and then the four components (imf1-imf4) of these five groups were reconstructed respectively to obtain a new (IMF1-IMF5), which was reconstructed with the previous IMF10-IMF14 for envelope demodulation to identify fault feature information. Based on the experimental data of Xichu University and the test data of the rolling bearing test bench, the effectiveness of the vibration signal extraction method was comprehensively verified, and the fault identification was carried out on the data measured by the aero-engine intermediate bearing simulation test bench. The results show that this method can effectively extract the fault features of rolling bearings under simple and complex transmission paths, and can be used as one of the methods to extract the features and carry out diagnosis of aero-engine spindle bearings.

**KEY WORDS:** aero-engine; rolling bearing; component screening fusion; CEEMDAN; VMD; fault diagnosis

航空发动机滚动轴承是支承传递系统中最重要零件之一,其发生故障严重影响发动机的安全性和可靠性,确定轴承故障的诊断基线可以快速有效识别轴承故障。因此,本文基于 CEEMDAN-MPE-VMD 多分量筛选融合的滚动轴承故障提取方法具有重要意义。航空发动机轴承的故障在航空发动机运行过程中会产生周期性冲击,但由于航空发动机自身结构较复杂,以及运行过程中产生大量干扰信息,缺陷冲击信号较难识别,故障诊断有一定难度。

国外 Khakipour 等<sup>[1]</sup>为提取故障轴承的振动信号中的冲击特征,提出了基于梯度算子和形态小波理论相结合的形态梯度小波(MGW)方法。He 等<sup>[2]</sup>提出使用短时傅里叶变换(STFT)预处理振动传感器信号,基于 STFT 获得的简单频谱矩阵,从大内存存储检索神经网络来诊断轴承故障的方法。Sobie 等<sup>[3]</sup>通过使用从高分辨率滚动轴承动力学仿真中获得的信息,生成训练数据来直接识别带有种族故障的滚动轴承。该信息用于训练机器学习算法,然后针对 4 个实验数据集进行验证。从建立良好的基于统计特征的方法到卷积神经网络,对几种不同的机器学习方法进行了比较,并提出了动态时间规整(DTW)在轴承故障分类中的新应用,作为一种可靠的无参数的种族故障检测方法。Leite 等<sup>[4]</sup>研究了基于时域、频域和时频域中 12 个熵的轴承故障监测方法。非局部均值滤波(Non-Local Means, NLM)是 Buades 等<sup>[5]</sup>提出的对传统邻域滤波方法的一种改进滤波,使用了图像的自相似性质,它最初用于图像处理领域,在去噪的同时能够最大程度地保持图像的细节特征。

国内,戴洪德等<sup>[6]</sup>提出一种基于平滑先验分析(SPA)和排列熵(PE)的滚动轴承的故障诊断方法,并将其应用于轴承故障数据诊断分析。结果表明,该方法的故障诊断正确率优于 PE 方法和经验模态分解 PE 方法。栾孝驰等<sup>[7-8]</sup>针对降转速过程中中介轴承微弱故障难识别的问题,提出了一种基于计算阶次分析、三次样条插值分析与包络谱分析相结合的新方法。

目前, WPD 在轴承故障诊断方面得到了广泛的应用。栾孝驰等<sup>[9]</sup>提出了基于 WPD-KVI-Hilbert 变换相结合的滚动轴承诊断方法,有效提取了滚动轴承早期故障。陈长征等<sup>[10]</sup>提出了一种基于改进局部均值分

析与小波包降噪相结合的轴承微弱信号提取方法,有效提取了淹没在强噪声中的故障微弱信号特征向量。张斌等<sup>[11]</sup>提出了一种基于谱峭度法、EMD 和 WPD 相结合的滚动轴承故障诊断方法,经试验验证,该方法可以有效地诊断轴承早期故障。张琛等<sup>[12]</sup>提出了一种基于 WPD 时延相关解调的滚动轴承故障诊断方法,通过仿真和试验数据分析,验证了所提方法能够较准确地提取轴承故障特征频率。任学平等<sup>[13]</sup>提出了一种基于改进 WPD 和 EEMD 的轴承故障诊断方法,并通过仿真和试验验证了所提方法的有效性。李思琦等<sup>[14]</sup>在提出的基于 EEMD 与卷积神经网络相结合的滚动轴承故障诊断方法中,应用峭度值和相关系数重构本征模态函数(Intrinsic Mode Function, IMF),获得了很好的诊断效果。王恒迪等<sup>[15]</sup>提出的基于参数优化变分模态分解的滚动轴承早期故障诊断中,借助峭度准则筛选最佳 IMF 分量进行包络谱分析。张丽坪等<sup>[16]</sup>提出的一种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方法中,选取相关峭度值大的模态分量进行频谱分析。丁小健等<sup>[17]</sup>应用小波降噪和包络解调法成功识别出了电机轴承故障。郑义等<sup>[18]</sup>在提出的基于参数化变分模态分解的滚动轴承故障特征提取方法中,应用包络解调分析,从高频振动信号中提取出了与轴承微弱故障有关的低频信号。通过以上研究发现,包络解调法可以把与故障有关的信号从高频调制信号中解调出来,从而避免其他低频干扰的混淆,提高故障诊断的可靠性<sup>[19]</sup>。目前通过小波变换和盲源分离已被证实对于分离噪声和故障信号有较好的效果,但存在着局部失真和部分有效信息丢失等问题。

现有文献大多针对单次分解,获得节点分量,再进行筛选重组,并未基于多层节点分量进行筛选融合。本文将 CEEMDAN 分解<sup>[20]</sup>后获得分量再次进行 VMD 分解,最后将通过筛选重构 2 次分解产生的有效节点分量,并进行 Hilbert 包络解调<sup>[10,21]</sup>识别故障特征信息。将该方法应用于西储大学实验数据和滚动轴承实验台测试数据,验证了方法的有效性。由于 CEEMDAN 方法需要输入的参数较多,不易筛选最好的输入参数。本方法通过用多尺度排列熵(MPE)对自适应噪声集合经验模态分解(CEEMDAN)方法进

行参数优化,再利用VMD重新分解重构得到故障信息更为明显的振动信号。对模拟航空发动机中介轴承实验台数据进行分析,结果表明,该方法可有效识别复杂传递路径下滚动轴承故障信息。

## 1 理论方法

### 1.1 轴承故障特征频率<sup>[22]</sup>

轴承外圈故障计算式:

$$f_0 = \frac{1}{2}Z \left( 1 - \frac{d}{D} \cos \alpha \right) f_s \quad (1)$$

轴承内圈故障计算式:

$$f_0 = \frac{1}{2}Z \left( 1 + \frac{d}{D} \cos \alpha \right) f_s \quad (2)$$

滚动体故障计算式:

$$f_b = \frac{1}{2} \frac{D}{d} f_s \left[ 1 - \left( \frac{d}{D} \right)^2 \cos^2 \alpha \right] \quad (3)$$

式中:  $D$  为滚动体节径, mm;  $d$  为滚动体直径, mm;  $Z$  为滚动体个数;  $\alpha$  为接触角, ( $^\circ$ );  $f_s$  为旋转频率, Hz。

### 1.2 CEEMDAN 算法

提出了一种改进算法——完全自适应噪声集合经验模态分解 (Complete EEMD with Adaptive Noise, CEEMDAN), 又称完全集合经验模态分解<sup>[23]</sup>。设  $E_i(*)$  为经过 EMD 分解后得到的第  $i$  个本征模态分量, CEEMDAN 分解得到的第  $i$  个本征模态分量为  $\overline{C}_i(t)$ ,  $V^j$  为满足标准正态分布的高斯白噪声信号,  $j$  ( $j=1, 2, \dots, N$ ) 为加入白噪声的次数,  $\varepsilon$  为白噪声的标准差,  $y(t)$  为待分解信号。CEEMDAN 分解步骤如下。

将高斯白噪声加入到待分解信号  $y(t)$  得到新信号  $y(t) + (-1)^q \varepsilon V^j(t)$ , 其中  $q=1, 2$ 。对新信号进行 EMD 分解, 得到第一阶本征模态分量  $C_1$ 。

$$y_j^{(s)} = \frac{1}{s} \sum_{i=(j-1)s+1}^{js} x_i, j=1, 2, \dots, [N/s] \quad (4)$$

原始信号  $y(t)$  被分解为:

$$y(t) = \sum_{k=1}^K \overline{C}_k(t) + r_k(t) \quad (5)$$

### 1.3 多尺度排列熵 (MPE) 归一化融合筛选

对长度为  $N$  的时间序列  $X = \{x_i, i=1, 2, \dots, N\}$  进行粗粒化处理, 得到粗粒化序列  $y_j^{(s)}$ , 其表达式为:

$$y_j^{(s)} = \frac{1}{s} \sum_{i=(j-1)s+1}^{js} x_i, j=1, 2, \dots, [N/s] \quad (6)$$

式中:  $s$  为尺度因子,  $[N/s]$  表示对  $N/s$  取整, 当  $s=1$  时, 粗粒化序列即为原始序列。

根据式 (7) 计算每个粗粒化序列的排列熵, 并

进行归一化处理, 进而得到多尺度排列熵值。

$$H_p = H_p(m) / \ln(m!) \quad (7)$$

归一化是将各参数信息转化为在 0~1 的概率分布, 故各节点分量参数归一化后得到的无量纲参数为:

$$\zeta_i = \frac{|x_i|}{|x_{\max}|} \quad (8)$$

式中:  $x_i$  为节点分量的参数值;  $x_{\max}$  为该参数绝对值最大的数值。将轴承故障多尺度排列熵归一化, 筛选出节点分量, 并进行融合。

### 1.4 VMD 算法

首先将 VMD 分解的 IMF 定义为一个调幅调频信号, 即:

$$u_k(t) = A_k(t) \cos[\varphi_k(t)] \quad (9)$$

式中:  $A_k(t)$  为  $u_k(t)$  的瞬时幅值,  $A_k(t) \geq 0$ ;  $\varphi_k(t)$  为  $u_k(t)$  的相位,  $\varphi_k(t) \geq 0$ ;  $k$  为分量个数。

引入二次惩罚因子  $\alpha$  和拉格朗日乘子  $\lambda(t)$  可将约束模型转化为非约束模型, 以求取最优解。加入拉格朗日函数的公式如下:

$$L(\{u_k(t)\}, \{w_k(t)\}, \lambda(t)) = \alpha \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left[ \left( \delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \left\| x(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \right\|_2^2 + \left\langle \lambda(t), x(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \right\rangle \quad (10)$$

通过交替方向乘子法迭代搜索到拉格朗日函数的最优化结果, 最终将原始信号被分解为  $K$  个 IMF。

### 1.5 Hilbert 变换

在振动信号分析中, 通常使用 Hilbert 变换实现信号的解包络提取故障信息。Hilbert 变换定义:

$$\hat{x}_i(t) = x(t) \frac{1}{\pi t} = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{x_i(\tau)}{t-\tau} d\tau \quad (11)$$

式中:  $x(t)$  为原始振动信号;  $\hat{x}_i(t)$  为振动信号 4 号的 Hilbert 变换;  $x(t) \frac{1}{\pi t}$  为  $x(t)$  的一次卷积积分, 这个卷积积分的冲击响应为  $\frac{1}{\pi t}$ 。

利用 Hilbert 变换进行信号包络时的原理是让测试信号产生一个的相移, 从而与原信号构成解析信号来进行包络<sup>[24]</sup>, 进行谱分析可得到清晰的故障信息。在数字信号的分析中, 该方法既能实现对信号的转化, 又能实现对各种希尔伯特滤波器的有效的实现。

### 1.6 基于 CEEMDAN-MPE-VMD 多分量筛选融合诊断方法的建立

当对故障轴承数据进行一次分解并重构时, 可能

会造成有效信息的缺失, 并提高干扰信息进入重组的可能。因此, 本文提出基于 CEEMDAN-MPE-VMD 多分量筛选融合的滚动轴承故障提取方法。该方法用自适应噪声完备经验模态分解强干扰环境复杂传递路径下测得的滚动轴承振动信号, 得到若干个分量, 筛选出相对 MPE 较大的前 5 个分量 (IMF1~IMF5), 再以变分模态分解 (VMD) 分别分解此 5 个分量, 再次筛选出每个分量的 MPE 较大的前 4 个分量 (imf1~imf4), 再将此 5 组的 4 个分量 (imf1~imf4) 分别重构, 得到新的 (IMF1~IMF5), 与之前的 IMF10~IMF14 重构, 并进行包络解调识别故障特征信息。

## 2 方法有效性验证

### 2.1 试验说明

为了验证本文提出的基于 CEEMDAN-MPE-VMD 多分量筛选融合诊断方法的有效性, 应用西储大学轴承实验数据对该方法进行验证。实验采用 1 个 1.5 kW (2 马力) 的电动机, 1 个扭矩传感器/编码器, 1 个功率测试计和电子控制器。试验轴承在电动机输出端, 支撑着电动机的转轴, 采用电放电加工对试验轴承进行单点故障引入, 选用故障直径为 0.177 8 mm 的滚动轴承外圈。该轴承称为驱动端轴承, 型号为 6205-2RS JEM SKF 的深沟球轴承, 轴承参数如表 1 所示。试验采用的轴承试验台如图 1 所示。

表 1 应用的深沟球轴承参数  
Tab.1 Parameters of deep groove ball bearings

| 节径<br>$D/\text{mm}$ | 滚动体<br>直径 $d/\text{mm}$ | 接触角<br>$\alpha/(\circ)$ | 滚动体<br>个数 $Z$ |
|---------------------|-------------------------|-------------------------|---------------|
| 39.04               | 7.94                    | 0                       | 9             |

### 2.2 轴承外圈故障数据分析

本文对转速为 1 730 r/min 下所收集的轴承外圈故障和典型的振动信号进行了研究, 并用式 (1) 求出了外圈故障特征频率为 103.4 Hz。在此基础上, 给

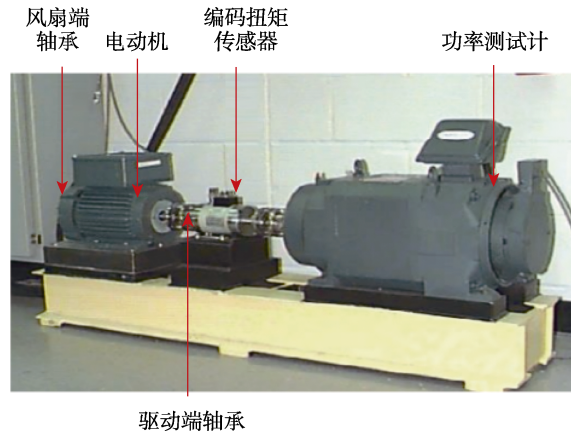


图 1 西储大学轴承试验台  
Fig.1 Bearing test bench of Case Western Reserve University

出了轴承外圈故障的原始时域, 如图 2a 所示。对振动信号进行快速傅里叶变换 (FFT) 得到外圈故障频谱信息, 如图 2b 所示。由频域中信息可以看出, 低频幅值较低, 且原始信号难以提取出轴转频和故障轴承特征频率, 因此对原始时域信号进行频谱分析无法有效识别轴承故障特征信息。

利用本文所提的基于 CEEMDAN-MPE-VMD 多分量筛选融合的滚动轴承故障提取方法对原始信号进行处理, 以信噪比 0.02, 噪声添加次数为 20 作为 CEEMDAN 参数分解原始信号, 得到 14 个节点分量。8 个节点分量的时域波形和频域波形如图 3 所示。再以多尺度排列熵对这 14 个信号按照降序进行排列, 并对多尺度排列熵值进行归一化处理, 得到各节点分量多尺度排列熵相对值, 如图 4 所示。

选取多尺度排列熵相对值较大的前 4 个节点分量进行重组, 如图 5 所示。有效信息未被完全提取, 干扰信息也未被印制, 因此进行二次分解尤为重要。以多尺度排列熵相对值较大的前 5 个节点分量 (IMF1~IMF5) 分别进行 VMD 分解, 数据保真度约束的平衡参数设为 2 000, 分解层数为 8。下面只列出第 1 个分量的具体分解方式, 8 个节点分量经归一化后的多尺度排列熵相对值如图 6 所示。

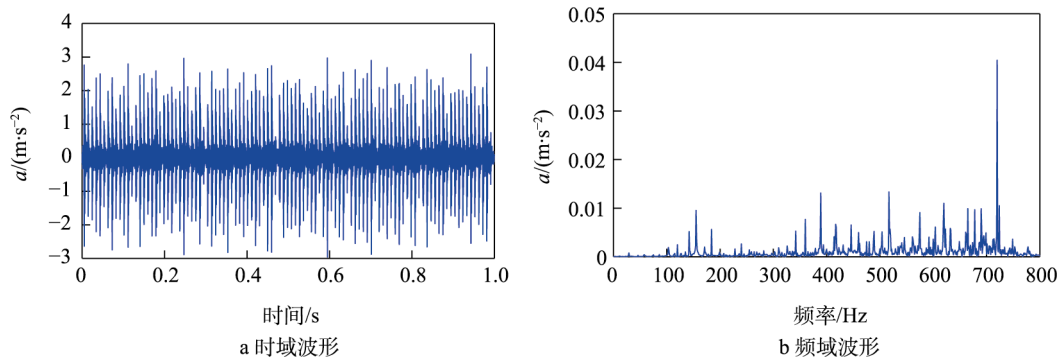


图 2 转速为 1 730 r/min 时的轴承外圈故障原始信号  
Fig.2 Original signal of the bearing outer ring fault when the speed is 1 730 r/min: a) time-domain waveform; b) frequency-domain waveform

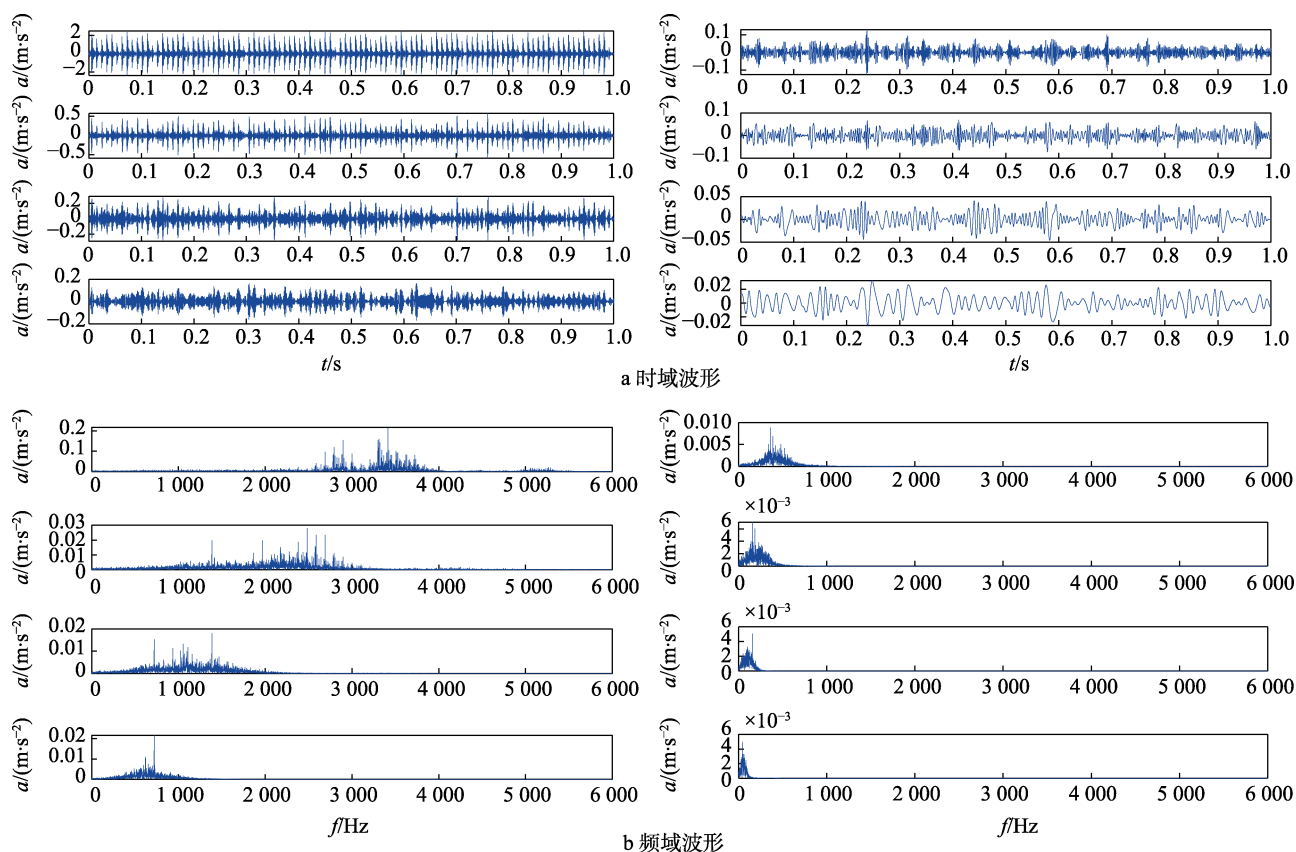


图3 CEEMDAN分解后8个节点分量的时域波形和频域波形

Fig.3 Time-domain waveform and frequency-domain waveform of 8 node components after CEEMDAN decomposition: a) time-domain waveform; b) frequency-domain waveform

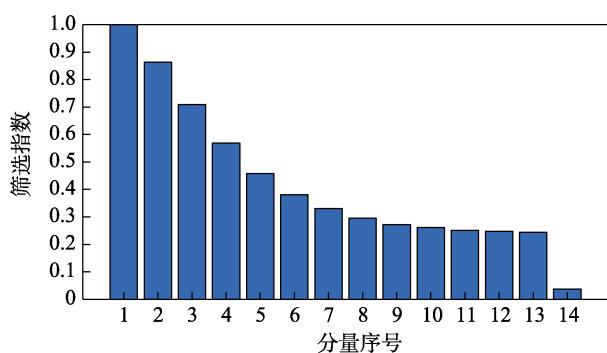


图4 经归一化降序后各节点分量多尺度排列熵相对值 (轴承外圈)

Fig.4 Relative value of multi-scale permutation entropy of each node component after normalized descending (bearing outer ring)

选取每个分量(IMF1~IMF5)中8个小节点分量中imf的多尺度排列熵相对值较大的前4个分量(imf1~imf5)以及IMF10~IMF14进行筛选重组,并进行包络解调,得到重构后的外圈故障轴承包络谱如图7所示。从重构信号中可清晰看出,在29 Hz处出现驱动轴转频峰值,频带0~500 Hz内可以明显分辨出在轴承外圈故障频率 $f_0=103$  Hz、 $2f_0=207$  Hz、 $3f_0=310$  Hz、 $4f_0=414$  Hz、 $5f_0=517$  Hz处均出现明显峰值。因此,基于CEEMDAN-MPE-VMD多分量筛选融合的滚动轴承故障提取方法可诊断简单传递路径下轴承外圈故障。

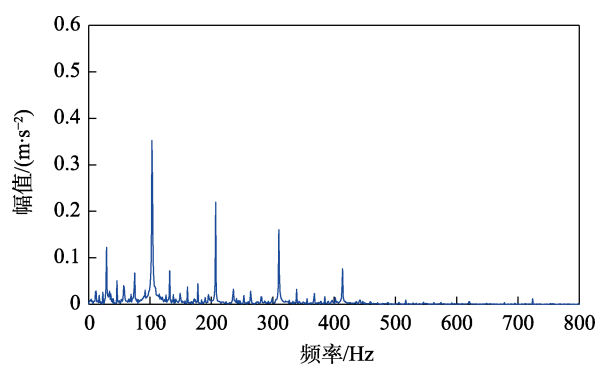


图5 多尺度排列熵相对值较大的前4个节点分量重组波形

Fig.5 Reconstruction waveform of the first four nodes with larger relative value of multi-scale permutation entropy

## 2.3 轴承内圈故障数据分析

选用采样频率为12 kHz、故障直径为0.177 8 mm下的滚动轴承内圈数据,转速为1 730 r/min,轴承选用6205-2RS JEM SKF的深沟球轴承,并用式(2)求出了轴承内圈故障理论特征频率为156.1 Hz。用本文所提方法对滚动轴承内圈故障进行提取,经归一化降序后,各分量多尺度排列熵相对值如图8所示。运用与外圈同样方法得到重构后的外圈故障轴承包络谱如图9所示。从重构信号中可清晰看出,在29 Hz



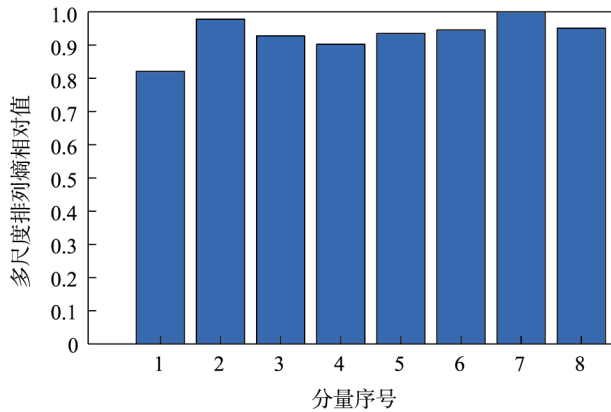


图 6 第 1 个分量经 VMD 分解后 8 个小分量的多尺度排列熵相对值

Fig.6 Relative value of multi-scale permutation entropy of 8 small components after VMD decomposition of the first component

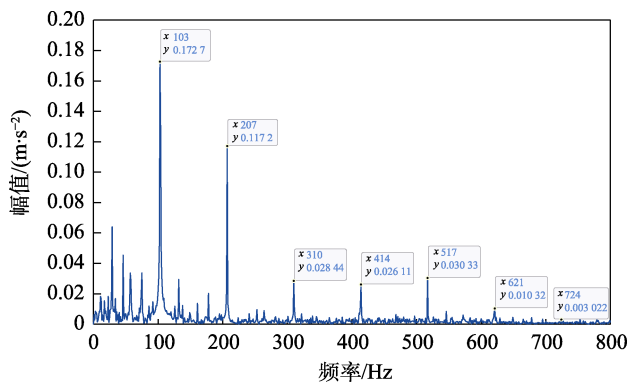


图 7 轴承外圈故障重构信号包络谱

Fig.7 Envelope spectrum of bearing outer ring fault reconstruction signal

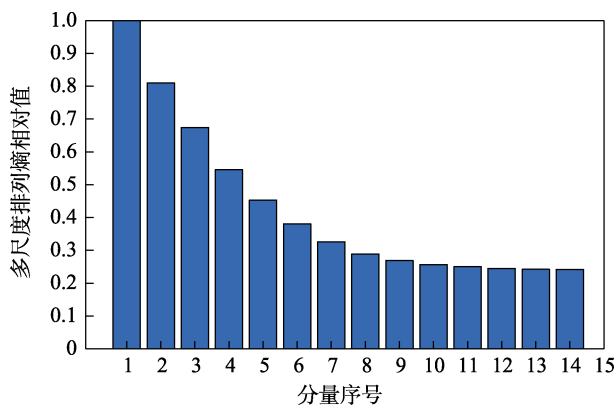


图 8 经归一化降序后各节点分量多尺度排列熵相对值 (轴承内圈)

Fig.8 Relative value of multi-scale permutation entropy of each node component after normalized descending (bearing inner ring)

处出现驱动轴转频峰值,在 58 Hz 处出现二倍轴转频,频带 0~500 Hz 内可以明显分辨出在轴承外圈故障频率  $f_0=155$  Hz、 $2f_0=310$  Hz、 $3f_0=465$  Hz 处均出现明显峰值。因此,基于 CEEMDAN-MPE-VMD 多分量筛选融合的滚动轴承故障提取方法可诊断复杂传递路径下轴承内圈故障。

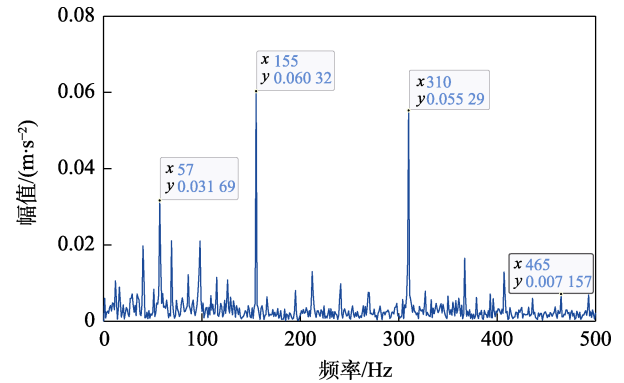


图 9 轴承内圈故障重构信号包络谱

Fig.9 Envelope spectrum of bearing inner ring fault reconstruction signal

## 2.4 轴承滚动体故障数据分析

选用采样频率为 12 kHz、故障直径为 0.177 8 mm 下的滚动轴承滚动体数据,转速为 1 730 r/min,轴承选用 6205-2RS JEM SKF 的深沟球轴承,并用式 (2) 求出了滚动体故障理论特征频率为 67.9 Hz。由于滚动体传递路径易受周围振动影响,实际值与理论值存在一定误差,但在合理范围之内。以本文所提方法对滚动轴承滚动体故障进行提取,经归一化降序后各节点分量多尺度排列熵相对值如图 10 所示。运用同样方法得到重构后的外圈故障轴承包络谱如图 13 所示。频带 0~300 Hz 内可以明显分辨出在轴承外圈故障频率  $f_0=57$  Hz、 $2f_0=116$  Hz、 $3f_0=184$  Hz 处均出现明显峰值。因此,基于 CEEMDAN-MPE-VMD 多节点分量筛选融合的滚动轴承故障提取方法可诊断简单传递路径下轴承滚动体故障。

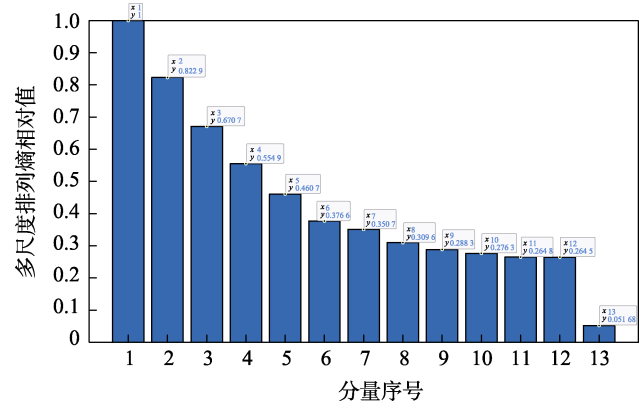


图 10 经归一化降序后各节点分量多尺度排列熵相对值 (轴承滚动体)

Fig.10 Relative value of multi-scale permutation entropy of each node component after normalized descending (bearing rolling element)

## 3 滚动轴承试验

### 3.1 试验说明

为了验证本文提出的基于特征能量建立的滚动

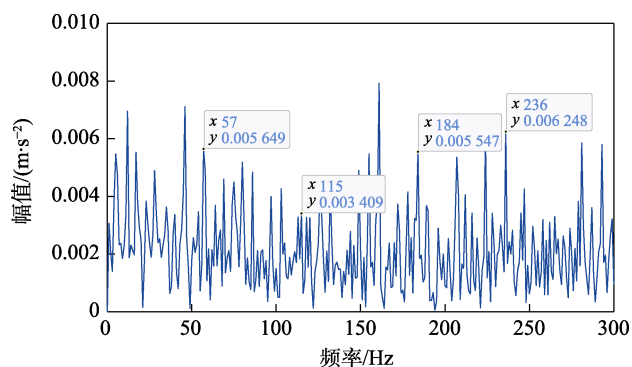


图 11 轴承滚动体故障重构信号包络谱

Fig.11 Envelope spectrum of bearing rolling element fault reconstruction signal

轴承故障诊断基线在一般滚动轴承系统故障诊断的有效性,搭建了滚动轴承振动测试试验台,并采集振动数据进行方法有效性验证。轴承试验台架如图 12a 所示,振动传感器测点布置如图 12b 所示。试验台由电机、VSO 转速调节器、联轴器、正常轴承、故障轴承以及转速测试仪等组成。试验故障轴承在左侧支撑端,测点 1 为故障轴承水平方向振动信号采集点,测点 2 为故障轴承垂直方向振动信号采集点。

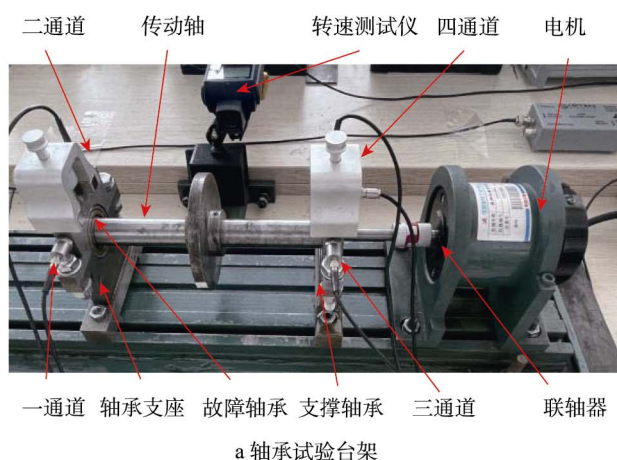
本次试验轴承参数如表 2 所示。利用线切割技术

对轴承外圈进行故障预设,故障类型为轴承外圈内环处轻微矩形凹槽,可模拟外圈划伤故障,轴承如图 13 所示。故障轴承外圈固定于轴承支架,内圈与传动轴过盈配合,并通过电动机带动主轴转动。测点位置均布置 ICP 型加速度传感器,采样频率设置为 15.36 kHz,采集轴承稳定状态下加速度信号。

### 3.2 轴承故障数据分析

以本次分析轴承进行计算,选定转速调节器值为 840 r/min 时外圈划伤故障特征频率为 60.9 Hz,转频为 14 Hz。选取其中 1 s 振动信号进行分析,对振动信号进行快速傅里叶变换得到外圈故障频谱信息,故障轴承的频域信号如图 14 所示。可以看出,低频段幅值较低,且原始频域信号中难以提取出电机转频及轴承故障特征频率。因此,对原始时域信号进行频谱分析无法有效识别轴承故障特征信息。

用本文所提方法对滚动轴承内圈故障进行提取,经归一化降序后各节点分量多尺度排列熵相对值如图 15 所示。同样选取多尺度排列熵相对值较大的前 5 个节点分量进行 VMD 分解,最后筛选重组,进行包络解调,得到重构后的外圈故障轴承包络谱如



a 轴承试验台架



b 振动传感器测点

图 12 轴承试验台

Fig.12 Bearing test bench: a) bearing test bench; b) vibration sensor measuring point

表 2 试验轴承参数

Tab.2 Experimental bearing parameters

| 节径/mm | 滚动体直径/mm | 接触角/(°) | 滚动体个数 |
|-------|----------|---------|-------|
| 33.5  | 7        | 0       | 11    |



图 13 外圈轴承故障

Fig.13 Outer ring bearing fault

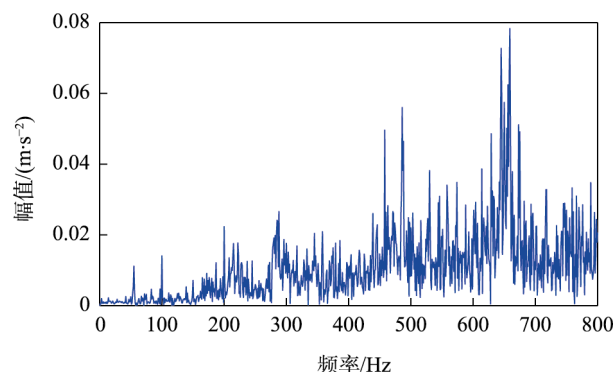


图 14 轴承外圈故障原始信号的频域波形

Fig.14 Frequency-domain waveform of original signal of bearing outer ring fault

图 16 所示。从重构信号中可清晰看出, 在 28 Hz 处出现驱动轴转频峰值, 频带 0~500 Hz 内可以明显分辨出在轴承外圈故障频率  $f_0=154$  Hz、 $2f_0=309$  Hz、 $3f_0=450$  Hz 处均出现明显峰值。因此, 基于 CEEMDAN-MPE-VMD 多分量筛选融合的滚动轴承故障提取方法可诊断复杂传递路径下轴承外圈故障。

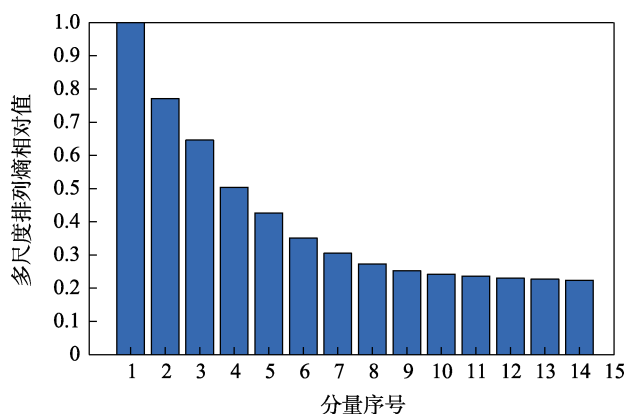


图 15 用本文方法提取的轴承内圈故障特征信息经归一化降序后各节点分量多尺度排列熵相对值

Fig.15 Relative value of multi-scale permutation entropy of each node component of extracting fault feature information of bearing inner ring by the method described in this article after normalized descending

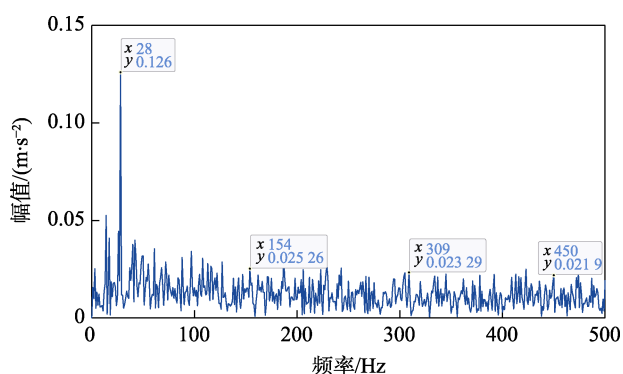


图 16 轴承故障重构信号包络谱  
Fig.16 Envelope spectrum of bearing fault reconstruction signal

## 4 模拟航空发动机轴承振动信号测试试验

### 4.1 航空发动机中介轴承模拟试验

基于某型涡扇发动机 5 支点中介轴承结构搭建模拟试验台。本试验台主要由高速转轴、低速转轴、机匣、载荷加载系统、滑油系统、水冷系统、电气控制系统、压缩空气系统和排雾装置等组成。本航空发动机转子系统试验台最高转速为 18 000 r/min, 最大径向负荷为 20 kN, 可控制内外圈旋转方向 (同向或反向旋转)。航空发动机中介轴承轴间模拟试验台现

场及振动传感器安装位置如图 17 所示。采用某型航空发动机 5 支点主轴轴承开展航空发动机中介轴承轴间故障测试试验, 中介轴承位于发动机高、低压转子之间, 试验轴承类型选择为短圆柱滚子轴承 (轴间轴承), 故障类型为外圈剥落故障及内圈线切割故障, 故障轴承局部照片如图 18 所示。试验台处于工作状态时, 高、低速转轴电机运转, 水冷、润滑系统启动, 外部噪声干扰严重, 故本试验为强背景噪音干扰下的航空发动机中介轴承模拟试验。

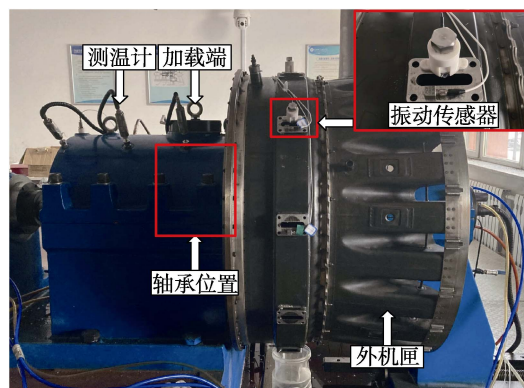


图 17 航空发动机中介轴承模拟试验台  
Fig.17 Aero-engine intermediate bearing simulation test bench



a 外圈剥落



b 内圈线切割

图 18 试验故障轴承

Fig.18 Experimental faulty bearings: a) outer ring spalling; b) inner ring line cutting



## 4.2 轴承外圈故障数据分析

选择测点位置为机匣外部顺航向  $135^\circ$  方向为测点位置,对航空发动机真试外圈剥落故障中介轴承测试数据进行分析。转速工况选取高速轴转速 2 070 r/min,低速轴转速 1 800 r/min,内外圈同方向旋转,其转速差为 270 r/min。从图 19 所示的频谱图可以看出,原始信号中并无明显故障信息,且低频带信息量较少,难以提取出轴承故障特征信息,无法识别轴承故障。

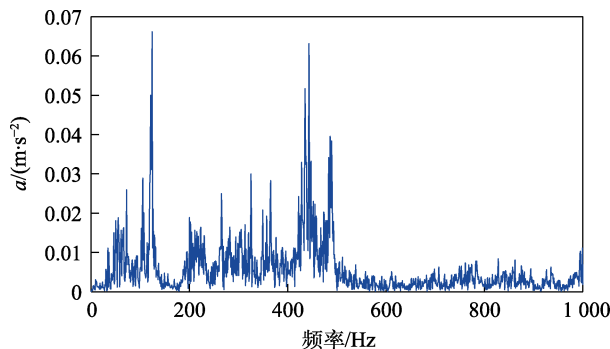


图 19 轴承外圈故障原始信号的频域波形

Fig.19 Frequency-domain waveform of original signal of bearing outer ring fault

用本文所提方法对滚动轴承外圈故障进行提取,经归一化降序后各分量多尺度排列熵相对值如图 20 所示。同样选取多尺度排列熵相对值较大的前 5 个节点分量进行 VMD 分解,最后筛选重组,进行包络解调,得到重构后的外圈故障轴承包络谱如图 21 所示。频带 0~500 Hz 内可以明显分辨出在轴承外圈故障频率  $f_0=52$  Hz、 $2f_0=123$  Hz、 $3f_0=183$  Hz、 $4f_0=247$  Hz、 $5f_0=319$  Hz 处均出现明显峰值。

以现有的 WPD-KVI-Hilbert 变换相结合的方法<sup>[12]</sup>对相同数据进行分析,利用小波包分解(WPD)方法对原始振动信号进行分解,采用峭度值指标筛选出峭度值较大的 4 个 imf 分量信号,将重构时域信号利用 Hilbert 变换包络解调得到降噪后的包络谱如图 22 所示。从频谱信息中能识别轴承外圈故障特征频率,

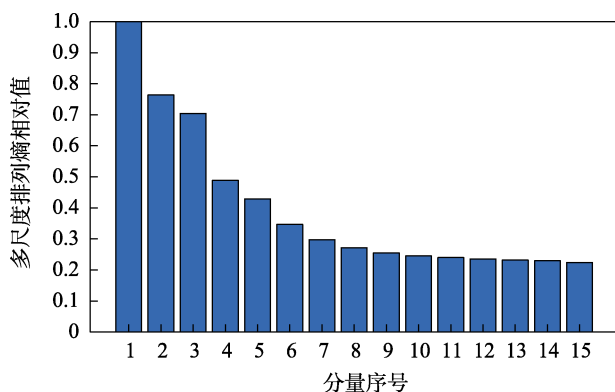


图 20 轴承外圈故障原始信号的频域波形

Fig.20 Frequency-domain waveform of original signal of bearing outer ring fault

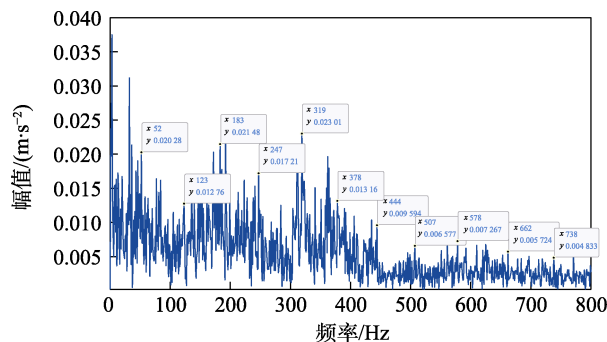


图 21 轴承外圈故障重构信号包络谱

Fig.21 Envelope spectrum of bearing outer ring fault reconstruction signal

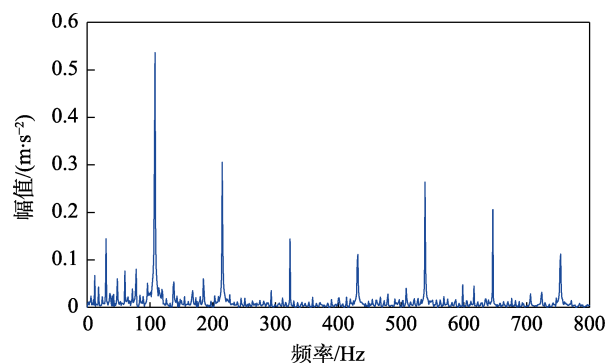


图 22 WPD-KVI-Hilbert 方法轴承外圈故障重构信号包络谱

Fig.22 WPD-KVI-Hilbert method for bearing outer ring fault reconstruction signal envelope spectrum

但 0~500 Hz 正弦波形特征不明显,不易识别故障特征倍频,而本文所提方法所得到的重构信号包络谱中故障信息更明显。因此,基于 CEEMDAN-MPE-VMD 多分量筛选融合的滚动轴承故障提取方法可诊断复杂传递路径下轴承外圈故障。

## 5 结论

本文提出了基于 CEEMDAN-MPE-VMD 多分量筛选融合的滚动轴承故障提取方法,并通过对凯斯西储大学经典的轴承外圈、内圈、滚动体故障数据、试验台滚动轴承外圈试验数据和基于模拟机匣的复杂路径下航空发动机主轴轴承外圈故障数据进行处理分析,验证了该方法的有效性。具体结论如下:

1) 基于 CEEMDAN-MPE-VMD 多分量筛选融合的方法,对综合考虑了不同 imf 分量对轴承故障信息的影响,过滤了干扰信号,改善了单次分解的向量指标的筛选重构可能导致包含故障信息的分量被过滤、包含干扰信息的分量被重构的问题。

2) 基于凯斯西储大学经典的轴承外圈、内圈、滚动体故障数据和滚动轴承试验台测试数据验证了该方法在简单传递路径下滚动轴承故障识别的有效性。根据航空发动机中介轴承深埋机体内部、传感器

难以安装于转子支撑结构附近的特点, 基于某型航空发动机为原型搭建台开展 5 支点故障轴承多转速工况振动测试。数据分析表明, 以本文所提出方法为预处理方式得到的轴承重构信号频谱图特征频率峰值明显, 且倍频突出, 降噪效果良好, 此方法可用于航空发动机真实传递路径下的滚动轴承故障诊断。

#### 参考文献:

- [1] KHAKIPOUR M H, SAFAVI A A, SETOODEH P. Bearing Fault Diagnosis with Morphological Gradient Wavelet[J]. *Journal of the Franklin Institute*, 2017, 354(6): 2465-2476.
- [2] HE M, HE D. Deep Learning Based Approach for Bearing Fault Diagnosis[J]. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2017, 53(3): 3057-3065.
- [3] SOBIE C, FREITAS C, NICOLAI M. Simulation-Driven Machine Learning: Bearing Fault Classification[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2018, 99: 403-419.
- [4] DE NOVAES PIRES LEITE G, ARAÚJO A M, ROSAS P A C, et al. Entropy Measures for Early Detection of Bearing Faults[J]. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 2019, 514: 458-472.
- [5] BUADES A, COLL B, MOREL J M. A Review of Image Denoising Algorithms, with a New One[J]. *Multiscale Modeling & Simulation*, 2005, 4(2): 490-530.
- [6] 戴洪德, 陈强强, 戴邵武, 等. 基于平滑先验分析和排列熵的滚动轴承故障诊断[J]. *推进技术*, 2020, 41(8): 1841-1849.  
DAI H D, CHEN QQ, DAI S W, et al. Rolling Bearing Fault Diagnosis Based on Smoothness Priors Approach and Permutation Entropy[J]. *Journal of Propulsion Technology*, 2020, 41(8): 1841-1849.
- [7] 栾孝驰, 沙云东. 某型涡扇发动机中介轴承微弱故障特征信号提取技术[J]. *科学技术与工程*, 2018, 18(13): 167-174.  
LUAN X C, SHA Y D. Technology to Extract Weak Fault Characteristic Signal of Intermediate Bearing of Some Turbofan Engine[J]. *Science Technology and Engineering*, 2018, 18(13): 167-174.
- [8] 栾孝驰, 沙云东. 降速工况下滚动轴承微弱故障特征信号提取新方法[J]. *机械设计与制造*, 2020(3): 207-210.  
LUAN X C, SHA Y D. A New Method of Rolling Bearing Weak Fault Characteristic Signal Extraction under Lowing Speed Condition[J]. *Machinery Design & Manufacture*, 2020(3): 207-210.
- [9] 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): 362-373.  
LUAN X C, SHA Y D, LIU G M, 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): 362-373.
- [10] 陈长征, 魏巍. 基于改进 LMD 与小波包降噪对故障弱信号的提取[J]. *机械设计与制造*, 2020(1): 165-168.  
CHEN C Z, WEI W. Extraction of Weak Fault Signal Based on Improved LMD and Wavelet Packet De-Noising[J]. *Machinery Design & Manufacture*, 2020(1): 165-168.
- [11] 张斌, 王细洋. 基于小波包和 EMD 的谱峭度法在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. *失效分析与预防*, 2015, 10(5): 280-285.  
ZHANG B, WANG X Y. Application of Spectral Kurtosis Method Based on Wavelet Packet and EMD to Fault Diagnosis of Ball Bearing[J]. *Failure Analysis and Prevention*, 2015, 10(5): 280-285.
- [12] 张琛, 郭俊超, 甄冬, 等. 基于小波包时延相关解调的滚动轴承故障诊断方法[J]. *机械设计*, 2020, 37(6): 24-28.  
ZHANG C, GUO J C, ZHEN D, et al. Fault Diagnosis of Rolling Element Bearings Based on the Wavelet Packet Transform and the Time-Delay Correlation Demodulation Analysis[J]. *Journal of Machine Design*, 2020, 37(6): 24-28.
- [13] 任学平, 庞震, 辛向志, 等. 基于改进小波包和 EEMD 的轴承故障诊断[J]. *轴承*, 2014(6): 41-44.  
REN X P, PANG Z, XIN X Z, et al. Fault Diagnosis for Bearings Based on Improved Wavelet Packet and EEMD[J]. *Bearing*, 2014(6): 41-44.
- [14] 李思琦, 蒋志坚. 基于 EEMD-CNN 的滚动轴承故障诊断方法[J]. *机械强度*, 2020, 42(5): 1033-1038.  
LI S Q, JIANG Z J. Fault Diagnosis Method of Rolling Bearing Based on eemd-Cnn[J]. *Journal of Mechanical Strength*, 2020, 42(5): 1033-1038.
- [15] 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 H D, DENG S E, YANG J X, 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.
- [16] 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.  
ZHANG L P, LIU Y Q, YANG S P. Fault Diagnosis for Rolling Bearings Based on Adaptive Variational Mode Decomposition and Correlation Kurtosis[J]. *Bearing*, 2020(10): 64-69.
- [17] 丁小健, 周健, 梁超, 等. 基于小波降噪和共振解调法的异步电机故障诊断方法[J]. *电机与控制应用*, 2020, 47(9): 106-110.  
DING X J, ZHOU J, LIANG C, et al. A Fault Diagnosis Method of Asynchronous Motor Based on Wavelet De-Noising and Resonance Demodulation Analysis[J]. *Electric Machines & Control Application*, 2020, 47(9): 106-110.
- [18] 郑义, 岳建海, 焦静, 等. 基于参数优化变分模态分解

- 的滚动轴承故障特征提取方法[J]. 振动与冲击, 2021, 40(1): 86-94.
- ZHENG Y, YUE J H, JIAO J, et al. Fault Feature Extraction Method of Rolling Bearing Based on Parameter Optimized VMD[J]. Journal of Vibration and Shock, 2021, 40(1): 86-94.
- [19] 沙云东, 赵宇, 栾孝驰, 等. 基于多参数信息融合筛选的滚动轴承振动信号特征提取与表征方法[J]. 推进技术, 2023(7): 234-244.
- SHA Y D, ZHAO Y, LUAN X C, et al. Feature Extraction and Characterization Method of Rolling Bearing Vibration Signal Based on Multi-Parameter Information Fusion Screening[J]. Propulsion Technology, 2023(7): 234-244.
- [20] 蒋玲莉, 谭鸿创, 李学军, 等. 基于 CEEMDAN 排列熵与 SVM 的螺旋锥齿轮故障识别[J]. 振动测试与诊断, 2021, 41(1): 33-40.
- JIANG L L, TAN H C, LI X J, et al. Fault Diagnosis of Spiral Bevel Gear Based on CEEMDAN Permutation Entropy and SVM[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2021, 41(1): 33-40.
- [21] 栾孝驰, 那万晓, 沙云东, 等. 基于特征量阈值判决的轴承故障诊断方法[J]. 推进技术, 2022, 43(4): 307-317.
- LUAN X C, NA W X, SHA Y D, et al. Bearing Fault Diagnosis Method Based on Eigenvalue Threshold Decision[J]. Journal of Propulsion Technology, 2022, 43(4): 307-317.
- [22] 沙云东, 赵俊豪, 栾孝驰, 等. 基于阈值参数判决筛选的航空发动机主轴承故障特征提取方法[J/OL]. 航空动力学报, 2024, 39: 1-12 [2024-04-30]. <http://www.jasp.com.cn/hkdlxb/article/doi/10.13224/j.cnki.jasp.20230341>.
- SHA Y D, ZHAO J H, LUAN X C, et al. Fault Feature Extraction Method of Aircraft Main Bearing Based on Threshold Parameter Decision Screening[J/OL]. Journal of Aerodynamics, 2024, 39: 1-12 [2024-04-30]. <http://www.jasp.com.cn/hkdlxb/article/doi/10.13224/j.cnki.jasp.20230341>.
- [23] 张俊, 张建群, 钟敏, 等. 基于 PSO-VMD-MCKD 方法的风机轴承微弱故障诊断[J]. 振动测试与诊断, 2020, 40(2): 287-296.
- ZHANG J, ZHANG J Q, ZHONG M, et al. PSO-VMD-MCKD Based Fault Diagnosis for Incipient Damage in Wind Turbine Rolling Bearing[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2020, 40(2): 287-296.
- [24] 艾延廷, 王克朋, 沙云东, 等. 航空发动机状态监测与故障诊断技术[M]. 北京: 北京理工大学出版社, 2017: 128-131.
- AI Y T, WANG K P, SHA Y D. Aeroengine Condition Monitoring and Fault Diagnosis Technology[M]. Beijing: Beijing Institute of Technology Press, 2017: 128-131.