DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2311990

基于循环提取有效信息的主轴承故障特征增强方法*

栾孝驰,赵俊豪,沙云东,佟鑫宇,张振鹏
(沈阳航空航天大学航空发动机学院 辽宁省航空推进系统先进测试技术重点实验室 沈阳 110136)

摘 要:针对航空发动机主轴承发生故障时特征信息提取不充分的问题,提出一种基于循环提取有效信息的主轴承故障特征增强方法。该方法首先对原始振动信号进行小波包分解,计算得到各个节点分量的相关系数值和峭度值,将其进行归一化融合为一个综合参数 P_i;其次根据特征信息循环提取准则定义一个置信区间,该区间将所有节点分量划分为高信噪比信号、低信噪比信号和高噪信号 3 个部分;然后不断筛选出高信噪比信号直至达到终止条件;最后重构所有高信噪比信号,并进行包络解调提取出轴承微弱故障特征。经仿真信号验证,去噪信号的信噪比相对于去噪前提升了 11.31 dB。基于航空发动机中介轴承模拟试验台所测数据开展了特征信息循环提取方法有效性的综合验证,并对某型航空发动机主轴承振动信号进行了分析。实践表明:该方法适用于强背景噪声干扰工况下滚动轴承的特征提取,能准确诊断航空发动机主轴承故障。

关键词:滚动轴承;航空发动机;小波包分解;特征信息循环提取准则;故障特征增强
中图分类号:TH133 **文献标识码**:A **国家标准学科分类代码**:460.40

A main bearing fault feature enhancement method based on cyclical information extraction

Luan Xiaochi, Zhao Junhao, Sha Yundong, Tong Xinyu, Zhang Zhenpeng
(*Key Laboratory of Advanced Measurement and Test Technique for Aviation Propulsion System, Liaoning Province, School of Aero-Engine, Shenyang Aerospace University, Shenyang 110136, China*)

Abstract: In response to the problem of insufficient feature information extraction when the main bearing of aircraft engine fails, a method for enhancing the fault characteristics of main bearings based on cyclic extraction of effective information is proposed. Firstly, the original vibration signals are decomposed using wavelet packet decomposition, and the correlation coefficient and kurtosis values of each node component are calculated and normalized, and then fused into a comprehensive parameter Pi. Secondly, a confidence interval is defined based on the feature information cyclic extraction criterion, which divides all node components into three parts: high signal-to-noise ratio signals, low signal-to-noise ratio signals, and high noise signals. Then, high signal-to-noise ratio signals are continuously selected until the termination condition is reached. Finally, all high signal-to-noise ratio signals are reconstructed, and envelope demodulation is performed to extract the weak fault characteristics of the bearings. Simulation signal verification shows that the signal-to-noise ratio of the denoised signal is improved by 11.31 dB compared to before denoising. The effectiveness of the feature information cyclic extraction method is comprehensively verified based on the data measured from a simulated test bench for intermediate shaft bearings in aircraft engines, and an analysis of the vibration signals of a certain type of aircraft engine main bearings is conducted. Practice shows that This method is suitable for feature extraction of rolling bearing under the condition of strong background noise interference, and can accurately diagnose the main bearing fault of aircraft engine.

Keywords: rolling bearings; aero engine; wavelet packet decomposition; feature information cycle extraction criteria; fault feature enhancement

收稿日期:2023-10-05 Received Date: 2023-10-05
*基金项目:辽宁省教育厅系列项目(JYT2020010)、中国航发产学研合作项目(HFZL2018CXY017)资助

0 引 言

航空发动机是飞机的最重要组成部分之一,其性能和可靠性对飞行安全至关重要,航空发动机的关键组成部分之一是轴承系统,它支撑发动机旋转部件并确保其平稳高效运行。航空发动机主轴承工作于航空发动机机体内部,其工作环境温度高、载荷大、转速高,容易在运行过程中出现问题。航空发动机轴承故障是由各种因素引起的,包括磨损、疲劳、腐蚀和污染[1-3]。为了发动机运行的稳定性,开发有效和准确的航空发动机主轴承故障特征增强方法对于航空发展有极其重要的意义。

故障轴承的振动信号一般表现出复杂、非线性和非平稳的特征[4],国内外学者提出小波变换[5]、经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)[6]、随机共振(stochastic resonance, SR)[7-9]、支持向量机[10-11]、小波包分解(wavelet packet decomposition, WPD)等信号处理方法。Wang 等[12]提出了一种基于变分模态分解和独立分量分析的信号重构方法对转子裂纹、轴承外圈故障及其耦合故障进行分类。Tang Zhenhao 等[13]采用完全自适应噪声集合经验模态分解(complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise, CEEMDAN)进行时域特征提取,利用递归特征消除结合卡方检验从得到的时频特征中选择最优特征子集。Brusa 等[14]提出了一种基于离散小波变换和阈值法优化去噪所需参数的算法。Xu 等[15]开发多域特征提取方法从原始信号中提取多样化特征,然后使用无监督的 SSAE 网络作为特征提取器从多样化的原始特征中提取深层特征。小波包分解将信号分解成不同频带的子信号,以便更详细地分析信号的频谱特性。与普通的小波变换不同,小波包分解允许更灵活地选择分解的频带,使其在一定程度上更加适用于特定应用。Yang[16]提出一种结合最大重叠离散小波包变换和自适应谱峭度降噪算法的增强故障检测方法,用于识别微弱周期冲击。王娜等[17]提出一种小波包对数能量图的滚动轴承故障诊断方法,提高了诊断正确率。李亚雄等[18]提出一种小波包能量谱-偏最小二乘(partial least squares, PLS)故障检测法,结果表明所提方法得到的故障检测结果更加直观、高效。陈慧等[19]提出一种基于小波包分解与优化包络谱相结合的方式对低信噪比信号进行诊断识别。以上表明,WPD 虽然有效提高了信号的时频分辨率和信噪比,但不能高效筛选出富含轴承故障特征信息的分量。Yang 等[20]提出了一种基于分数阶傅里叶变换和随机共振的轴承故障特征提取方法,对含有故障信息的信号进行零中心和高通滤波,并针对分离出的故障信息比较弱的问题,采用随机共振增强弱故障特征信息。栾孝驰等[21]利用峭度值和相关系数筛选并重构轴承故障信号,获得较好的效果。沙云东等[22-23]将多个敏感参数进行归一化融合,综合提取滚动轴承故障特征。以上研究表明,峭度、相关系数等敏感参数可作为筛选振动分量的依据之一。李壮等[24]搭建模拟机匣,模拟振动信号的复杂传递路径并利用经验模态分解及包络谱技术识别故障特征信息。臧东情等[25]提出了 EMD-Hilbert 包络解调分析方法,成功识别出了涡轮泵轴承故障。以上研究发现,包络解调法的优势在于对故障特征的敏感性,能够有效地提取由于轴承故障引起的振动信号的变化,这使得包络解调法成为轴承健康状态监测中的一种重要技术手段。

现有方法大多对振动信号进行一次分解并提取特征信号,但滤除的分量信号中可能含有有效信息,对振动信号只进行一次分解会导致轴承故障特征信息提取不充分。为了充分提取轴承故障特征信息,综合降低噪声干扰,提出一种基于循环提取有效信息的主轴承故障特征增强方法。首先利用小波包分解对原始信号进行处理,计算出各个节点分量的综合参数 P 以及置信区间,其次由置信区间划分三种类型信号,然后根据特征信息循环提取准则,对得到的高信噪比信号进行重构并包络解调。其中,应用特征信息循环提取准则可最大程度地提取轴承故障特征信息,抑制干扰成分对整体信号的干扰。

1 理论方法

1.1 小波包分解与重构

小波包变换[26]通过对频带进行多层次的划分,使其比标准小波变换更加灵活。这允许对信号的不同频率范围进行更细致的分解,从而更好地适应信号的复杂性。

小波包变换公式为:

$$\begin{cases}\varphi_{2n}(t)=\sqrt{2}\sum_{k=0}^{2N-1}h_k\varphi_n(2t-k)\\ \varphi_{2n+1}(t)=\sqrt{2}\sum_{k=0}^{2N-1}g_k\varphi_n(2t-k)\end{cases}\tag{1}$$

小波包分解算法公式[27]为:

$$\begin{cases}d_k^{j,2m}=\sum_n h_{n-2k}d_n^{j-1,m}\\ d_k^{j,2m+1}=\sum_n g_{n-2k}d_n^{j-1,m}\end{cases}\tag{2}$$

式中:$d_k^{j,2m}$ 和 $d_k^{j,2m+1}$ 为小波系数;j 为尺度参数,$j\in Z^+$。

小波包重构算法公式为:

$$d_k^{j-1,m}=\sum_n d_n^{j,2m}h_{k-2n}+\sum_n d_n^{j,2m+1}g_{k-2n}\tag{3}$$

式中:h_{k-2n} 为小波包重构的低通滤波器;g_{k-2n} 为小波包重构的高通滤波器。

1.2 特征信息循环提取

峭度反应了振动信号的冲击特性,峭度对于冲击比

较敏感,正常情况下峭度值应在 3 左右。

峭度的定义为:

$$Kurt(X)=E\left[\left(\frac{X-\mu}{\varepsilon}\right)^4\right] \tag{4}$$

式中:E 表示数学期望;μ 为振动信号的均值;ε 为振动信号的标准差。

相关系数是一种统计量,用于衡量两个变量之间的线性关系程度。相关系数的数学表达式为:

$$r(X,Y)=\frac{Cov(X,Y)}{\sqrt{D(X)}\ \sqrt{D(Y)}} \tag{5}$$

式中:$Cov(X,Y)$ 表示变量 X 和 Y 的协方差;$\sqrt{D(X)}$ 和 $\sqrt{D(Y)}$ 表示变量 X 和 Y 的标准差。

将峭度值和相关系数归一化[22]融合为一个综合参数 P_i。

$$K_i=\frac{k_i}{k_{\max}} \tag{6}$$

$$R_i=\frac{r_i}{r_{\max}} \tag{7}$$

$$P_i=K_i+R_i \tag{8}$$

式中:k_i、r_i 为第 i 个节点分量的峭度值和相关系数,$k_{\max}$、$r_{\max}$ 为节点分量中最大的峭度值和相关系数。

计算得到 P_i 的平均值 $\overline{P}$ 式(9) 以及标准误差 σ 式(10),经仿真信号多次验证,将置信区间设为 $\overline{E}=[\overline{P}-\sigma,\overline{P}+\sigma]$,信噪比提升效果更为明显。该区间将节点分量划分为 3 个部分,划分结果如表 1,示意图如图 1 所示。

$$\overline{P}=\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}P_i} \tag{9}$$

$$\sigma=\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}P_i^2} \tag{10}$$

表 1　信号划分

Table 1　Signal division

参数对比	信号划分
$P>\overline{P}+\sigma$	高信噪比信号
$\overline{P}-\sigma\leqslant P\leqslant\overline{P}+\sigma$	低信噪比信号
$P<\overline{P}-\sigma$	高噪信号

高于该置信区间上限的节点分量(即高信噪比信号)含有的轴承故障特征信息较多,且噪声成分较少,将其直接作为重构分量;低于置信区间下限的节点分量(即高噪信号)噪声成分太多,难以提取有效信息,故将其加以滤除。在置信区间内的节点分量(即低信噪比信号)虽然噪声成分较多,但也有一定的有效信息成分,故将这些节点分量进行整合,再次进行分解提取有效成分,如此往复循环。

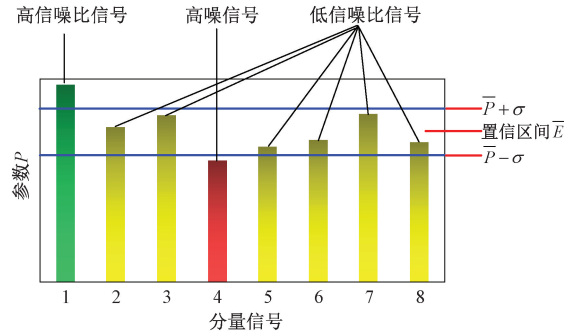


图 1　信号划分原理示意图

Fig. 1　Schematic diagram of signal division principle

1.3　特征信息循环提取终止条件

重复以上步骤不断筛选出高信噪比信号,滤除高噪信号,对低噪比信号进行整合分解,直至所有的节点分量的综合参数 P_i 均小于置信区间的上限 $\overline{P}+\sigma$ 或者后一次分解后节点分量 P_i 的平均值高于前一次 P_i 的平均值,则停止分解,最后重构所有高信噪比信号。

采用特征信息循环提取准则不仅过滤高噪信号,降低了噪声成分对整体信号的干扰,还能够不断从低信噪比信号中提取有效信息,最后将所有高信噪比信号进行重构。准则中终止条件的设定不仅可以检测有效信息是否已经充分提取,降低循环次数,提高计算效率,还可以避免因过度分解导致的噪声含量增加使综合参数 P_i 增大的情况。

1.4　基于循环提取有效信息的故障特征增强方法

1)导入传感器收集到的振动信号,参考文献[21]对其进行 1 维 3 阶小波包分解,小波包基选择“db6”,得到 8 个节点分量。

2)计算各个节点分量的综合参数 P_i 以及置信区间 $\overline{E}$,根据特征信息循环提取准则划分出高信噪比信号、低信噪比信号和高噪信号,并不断筛选高信噪比信号,对低信噪比信号进行整合再提取,滤除高噪信号。

3)重构高信噪比信号并进行包络解调,进而诊断轴承故障。

诊断流程如图 2 所示。

2　故障特征提取方法有效性验证

为验证本文提出的轴承故障特征增强方法的理论可行性,构造内圈故障响应函数[28]。

$$y(t)=x(t)+s(t)=\sum_k A_k h(t-kT_1-\tau_k)+s(t) \tag{11}$$

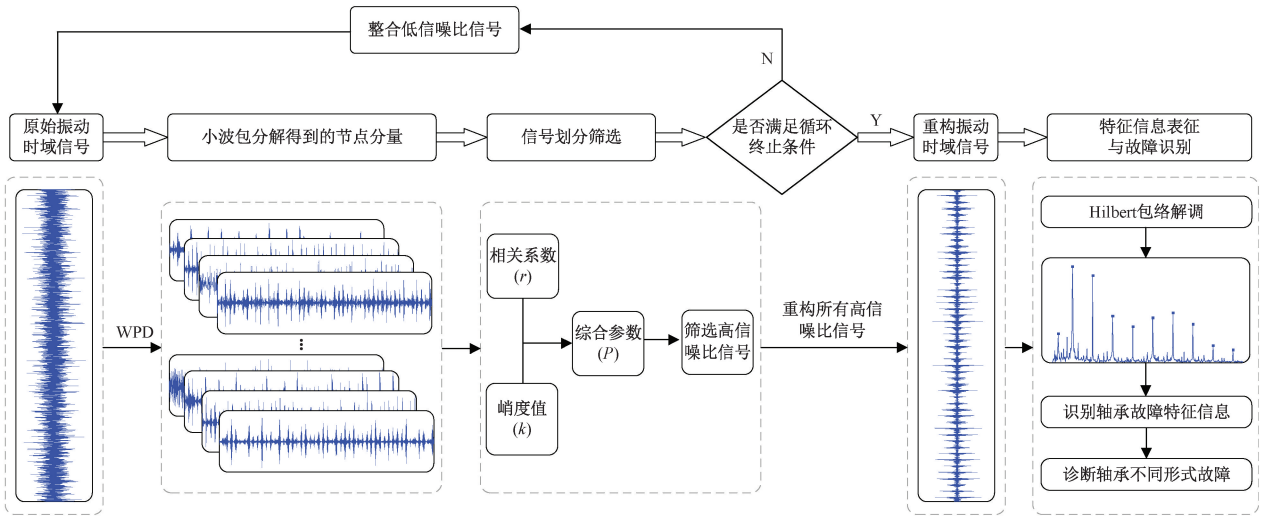


图 2 轴承故障诊断流程

Fig. 2 Bearing fault diagnosis process

$$A_k = A_0\sin(2\pi f_r t) + 1 \tag{12}$$

$$h(t) = \exp(-Ct)\sin(2\pi f_n t) \tag{13}$$

其中，$A_0 = 0.500$；转频 $f_r = 25$ Hz；衰减系数 $C = 800$；共振频率 $f_n = 4\ 000$ Hz；信噪比设为 −5 dB[28]。仿真信号时域图如图 3 所示，加入高斯白噪声后时域图如图 4 所示。

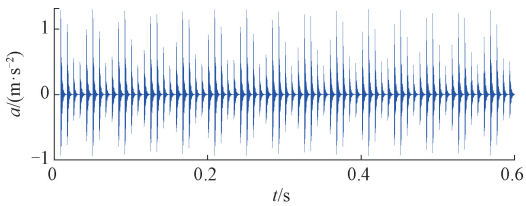


图 3 仿真信号时域图

Fig. 3 Time domain diagram of the simulated signal

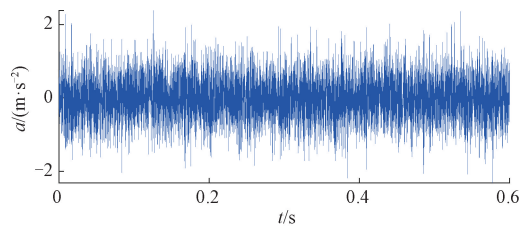


图 4 加入高斯白噪声后时域图

Fig. 4 Time domain plot after adding Gaussian white noise

在此对比研究中，引入了信噪比这一概念，旨在直观地评估仿真信号经过处理后的噪声去除效果。高信噪比表示信号中包含的有效信息较多，而噪声对其影响较。计算公式如下：

$$R = 10\lg\left(\frac{sigPower}{noisePower}\right) \tag{14}$$

其中，R(dB)表示信噪比，*sigPower* 表示有效信号的功率，*noisePower* 表示噪声的功率[23]。

经本文方法计算，对加入噪声后的仿真信号共进行 3 次小波包分解，重构所有高信噪比信号，图 5 为去噪信号的时域波形，图中周期冲击性成分得到明显增强，去噪信号的信噪比相对于加入高斯白噪声后的信噪比提升了 11.31 dB。

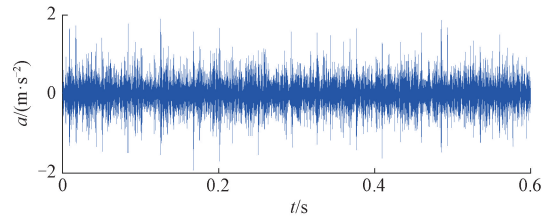


图 5 经本文方法处理后的时域波形

Fig. 5 The time domain waveform processed by the proposed method

经计算，仿真信号的理论故障特征频率为 120 Hz，对重构信号进行包络解调如图 6，频带 0~800 Hz 内可以明显看到在轴承滚动体故障频率的 1~5 倍频处均出现明显峰值。此验证了基于循环提取有效信息的主轴承故障特征增强方法的理论可行性。

为说明应用特征信息循环提取准则的优越性，对含噪信号只进行 1 次小波包分解并按同样信号划分方法，筛选出高信噪比信号进行重构，重构信号包络谱图如图 7，图中虽然能找到相应的 1~5 倍频，但其峰值不突出且特征倍频周围干扰成分太多，难以实现对轴承的准确

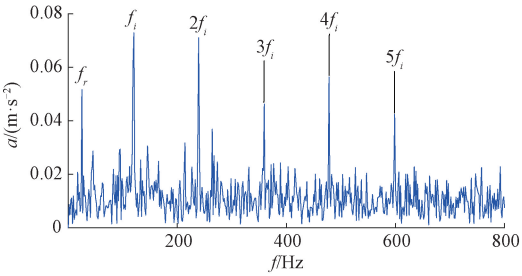


图 6　重构信号的包络谱

Fig. 6　The envelope spectrum of the reconstructed signal

诊断。经计算,去噪信号的信噪比相对于加入高斯白噪声后的信噪比提升了 9.15 dB。故特征信息循环提取准则相比于只对轴承故障特征信息进行一次提取,该准则可充分提取原始信号中的有效成分,综合过滤干扰信息,凸显故障信息。

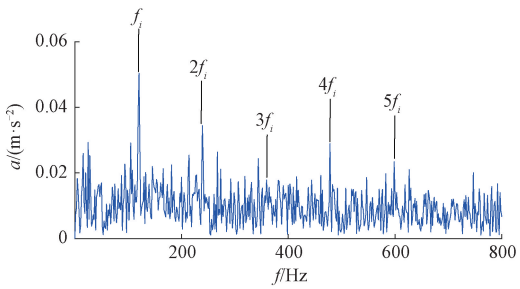


图 7　一次小波包分解筛选重构包络谱

Fig. 7　A wavelet packet decomposition screening reconstruction envelope spectrum

3　主轴承故障特征提取与诊断

3.1　航空发动机中介轴承模拟试验

为进行航空发动机中介轴承轴间故障测试试验,选择某型航空发动机的 5 支点主轴轴承作为研究对象。试验台组结构组成如图 8 所示。图 9 为试验台及振动传感器安装位置,采样频率设置为 25.6 kHz。图 10 为试验台结构及故障信号传递路径示意图。中介轴承位于发动机高、低压转子之间,故障轴承局部照片如图 11 所示。本试验为强背景噪声干扰工况下的中介轴承模拟试验,整个测试系统连接框图如图 12 所示。

3.2　滚动体故障信号分析

选择机匣外部表面顺航向 135°方向作为测点位置,转速工况选取高速轴、低速轴转速分别 2 010 r/min 和 1 800 r/min,内外圈同向旋转,转速差为 210 r/min,选取其中 10 s 数据进行处理,计算理论故障特征频率为 27 Hz。对振动信号进行时域分析如图 13 和频谱分析如图 14。根

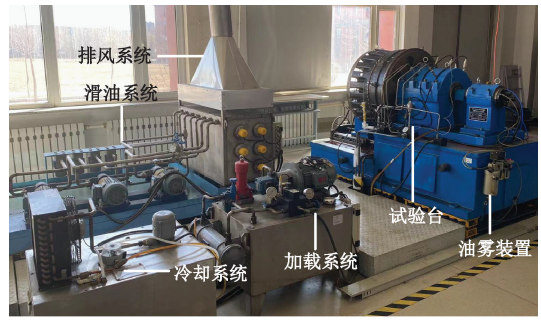


图 8　试验台组结构

Fig. 8　Experimental platform group structure

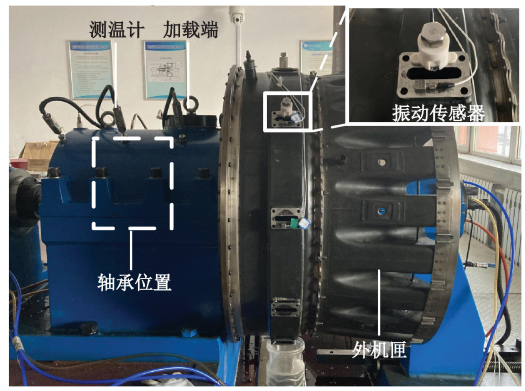


图 9　中介轴承模拟试验台

Fig. 9　Intermediate bearing simulation test bench

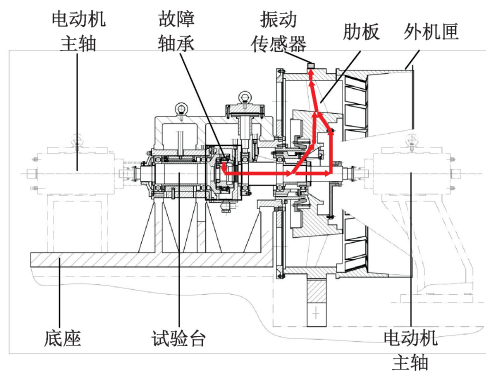
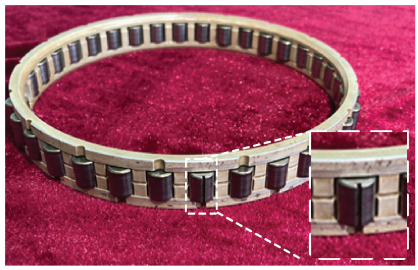


图 10　故障信号复杂传递路径示意

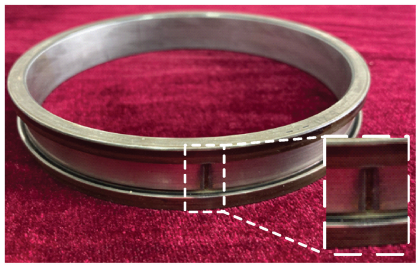
Fig. 10　Diagram of the complex transmission path of the fault signal

据图 14,图中干扰成分太多,难以准确诊断轴承故障。

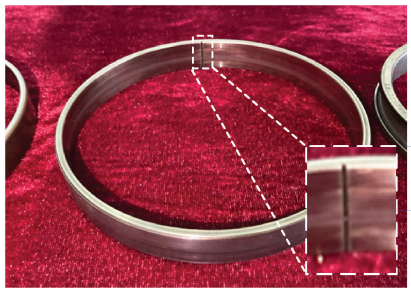
利用小波包对原始振动信号进行分解,得到 8 个节点分量如图 15,将峭度值和相关系数归一化后根据式(14)融合为综合参数 P_i,P_i 的平均值为 1.201,由 P_i 计算得到置信区间,将该 8 个分量划分为 3 个部分即高信噪比信号、低信噪比信号和高噪信号,各参数具体如表 2 所示。



(a) 滚动体故障
(a) Bearing roller element fault



(b) 内圈故障
(b) Inner ring wire fault



(c) 外圈故障
(c) Outer ring fault

图 11 线切割故障轴承

Fig. 11 Wire cut fault bearing

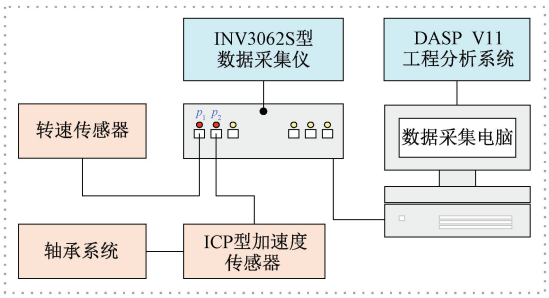


图 12 振动信号采集流程

Fig. 12 Vibration signal acquisition process

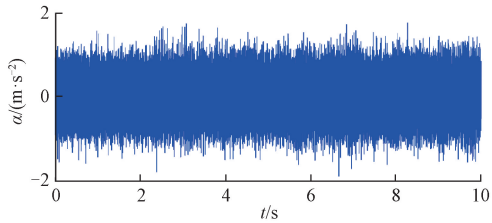


图 13 原始信号的时域

Fig. 13 Time domain of the original signal

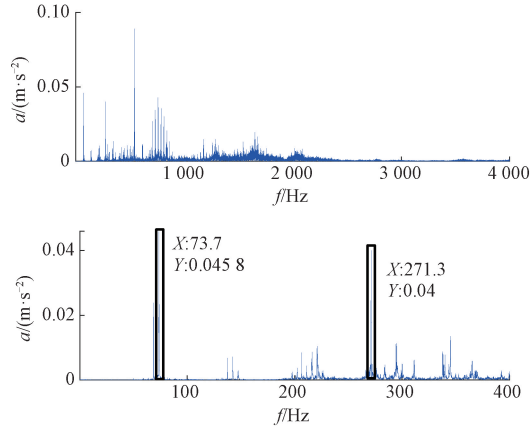


图 14 原始信号的频域

Fig. 14 Frequency domain of the original signal

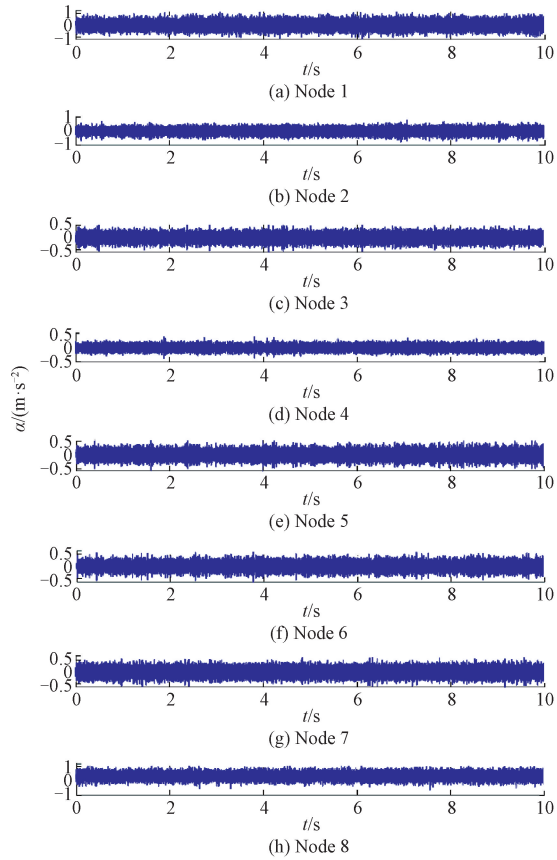


图 15 8 个节点分量的时域波形

Fig. 15 Time domain waveform with 8 node components

由表 2 可知，节点分量 1 为高信噪比信号，节点分量 2、3、5、6、7 和 8 为低信噪比信号，节点分量 4 为高噪信号，根据循环信息提取准则将高噪信号去除，筛选出高信噪比信号，并将低信噪比信号进行整合，再次进行小波包分解，表 3 为第二次小波包分解各参数具体值。

表 2　第一次小波包分解后各分量参数

Table 2　Each component parameter after the first wavelet packet decomposition

IMF_i	P_i	置信区间上限 $\overline{P}+\sigma$	置信区间下限 $\overline{P}-\sigma$
1	1.554	1.392	1.012
2	1.218		
3	1.311		
4	0.948		
5	1.060		
6	1.112		
7	1.316		
8	1.095		

表 3　第二次小波包分解后各分量参数

Table 3　Each component parameter after the second wavelet packet decomposition

IMF_i	P_i	置信区间上限 $\overline{P}+\sigma$	置信区间下限 $\overline{P}-\sigma$
1	0.410	0.918	0.512
2	1.000		
3	0.587		
4	0.999		
5	0.693		
6	0.668		
7	0.663		
8	0.731		

由表 3 得,节点分量 2 和 4 为高信噪比信号,节点分量 3、5、6、7 和 8 为低信噪比信号,节点分量 1 为高噪信号,综合参数 P_i 的平均值为 0.712,小于上一次分解后的综合参数 P_i 的平均值,且含有高于置信区间上限的节点分量,故将节点分量 3、5、6、7 和 8 进行整合再次进行小波包分解,表 4 为第三次小波包分解各参数具体值。

经第三次小波包分解后,各分量综合参数 P_i 的平均值为 0.836,高于上一次分解后 P_i 的平均值,满足终止循环条件,停止分解,同时也满足了所有节点分量的综合参数 P_i 均小于置信区间上限这一终止条件。故第三次分解是过度分解,即在分解时加入了过量的噪声成分才会使得综合参数 P_i 的平均值显著增加。将第一次和第二次筛选出来的 3 个高信噪比信号进行重构,并进行包络解调如图 16,轴承滚动体故障频率的 1~11 倍频处幅值较高。

表 4　第三次小波包分解后各分量参数

Table 4　Each component parameter after the third wavelet packet decomposition

IMF_i	P_i	置信区间上限 $\overline{P}+\sigma$	置信区间下限 $\overline{P}-\sigma$
1	0.604	1.020	0.652
2	0.514		
3	0.803		
4	1.000		
5	0.949		
6	0.915		
7	0.907		
8	1.000		

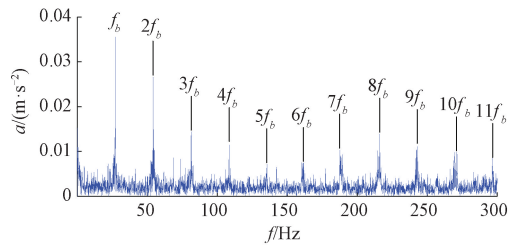


图 16　轴承滚动体故障重构信号包络谱

Fig. 16　Bearing roller fault reconstruction signal envelope spectrum

为验证本文所提方法的优越性,用 WPD-KVI-Hilbert 方法[21]对同样滚动体数据进行分析,首先利用 WPD 对原始振动信号进行一维三阶小波包分解,在 8 个节点分量中筛选出 4 个峭度值较大的分量进行重构并进行包络分析如图 17,图中难以找到特征信息。利用 CEEMDAN-GWO-MCKD 方法[29]对同样数据进行分析,首先利用 CEEMDAN 对原始信号进行分解,然后筛选出与轴承故障高相关的强冲击性成分,最后通过灰狼算法(GWO)优化的最大相关峭度反卷积(MCKD)增强故障特征,包络解调如图 18 所示,仅能识别出 1 倍故障特征频率且幅值较低。故本文所提方法能不断筛选出高信噪比信号,滤除高噪信号,诊断滚动体故障。

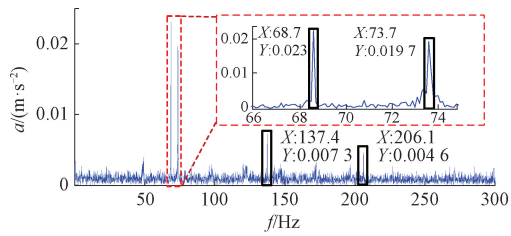


图 17　WPD-KVI-Hilbert 方法包络谱

Fig. 17　Envelope spectrum of WPD-KVI-Hilbert method

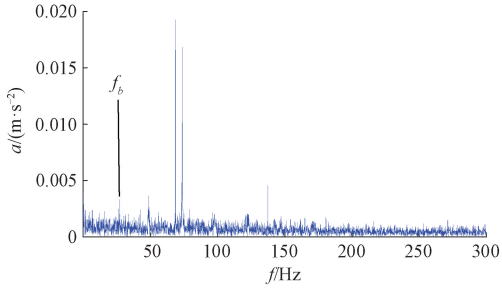


图 18 CEEMDAN-GWO-MCKD 方法包络谱

Fig. 18 Envelope spectrum of the CEEMDAN-GWO-MCKD method

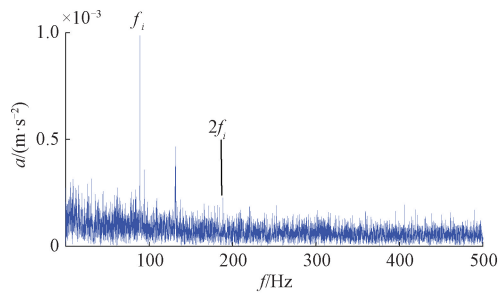


图 21 CEEMDAN-GWO-MCKD 方法包络谱

Fig. 21 Envelope spectrum of the CEEMDAN-GWO-MCKD method

3.3 内圈故障信号分析

对转速差为 295 r/min 的内圈线切割故障轴承数据进行分析,理论故障特征频率值为 89 Hz。利用本文方法对故障信号中有效信息进行循环提取,共进行 4 次小波包分解,每次分解后综合参数 P 的平均值分别为 1.138,0.842,0.734 和 0.876,第 4 次分解后的 P_i 的平均值高于第 3 次,因此第 4 次分解为过度分解,将 3 次分解筛选出的高信噪比信号进行重构作为新的振动信号,对新的振动信号进行包络解调如图 19,图中能清晰识别出轴承内圈故障特征频率 1~5 倍频。用 WPD-KVI-Hilbert 方法[21]对同样数据进行分析,包络解调如图 20 所示,故障特征倍频不明显。利用 CEEMDAN-GWO-MCKD 方法[29]进行分析,最终包络解调如图 21 所示,故障特征倍频也不明显。故本文方法可诊断复杂传递路径下轴承内圈故障。

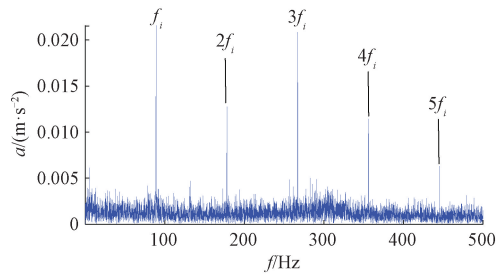


图 19 轴承内圈故障重构信号包络谱

Fig. 19 Bearing inner ring fault reconstruction signal envelope spectrum

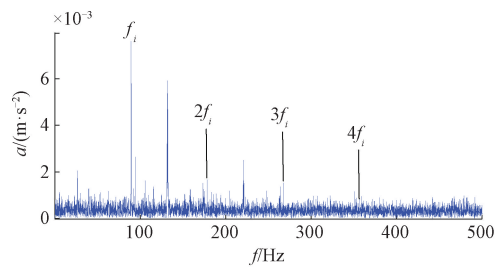


图 20 WPD-KVI-Hilbert 方法包络谱

Fig. 20 Envelope spectrum of WPD-KVI-Hilbert method

3.4 外圈故障信号分析

对转速差值为 300 r/min 的外圈故障轴承数据进行分析,计算理论故障特征频率值为 79 Hz。对原始振动信号进行循环分解提取高信噪比信号直至达到终止条件,最终包络谱如图 22 所示,图中能清晰识别故障特征频率 1~6 倍频。用 WPD-KVI-Hilbert 方法[21]对同样数据进行分析,最终包络谱如图 23 所示,仅能清晰识别 1 倍故障特征频率。利用 CEEMDAN-GWO-MCKD 方法[29]进行分析,对重构信号进行包络解调如图 24 所示,难以诊断轴承故障。

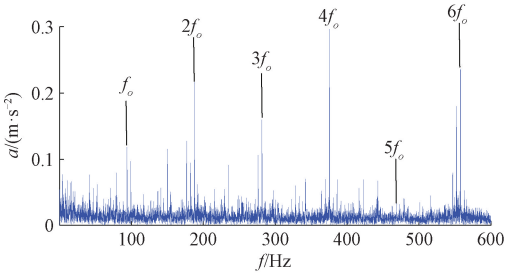


图 22 轴承外圈故障重构信号包络谱

Fig. 22 Envelope spectrum of fault reconstruction signal of outer ring

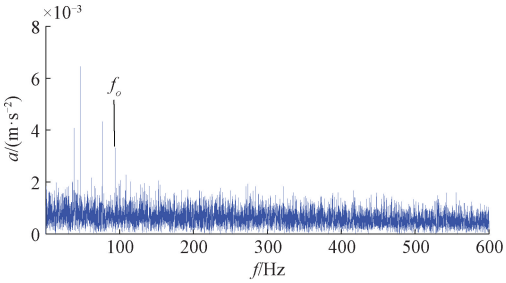


图 23 WPD-KVI-Hilbert 方法包络谱

Fig. 23 Envelope spectrum of WPD-KVI-Hilbert method

经试验验证,本文方法在强背景噪声干扰工况下,可

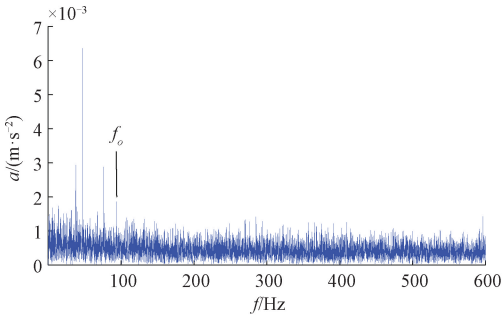


图 24　CEEMDAN-GWO-MCKD 方法包络谱

Fig. 24　Envelope spectrum of the CEEMDAN-GWO-MCKD method

提取与轴承故障相关的高信噪比信号,增强故障特征成分,进而准确诊断轴承故障。

4　航空发动机主轴承振动信号分析

为验证本文方法对实际工程应用的有效性,在某型涡扇航空发动机轴承部件试验器条件下开展基于振动信号的航空发动机轴承典型故障特征识别与诊断试验,建立了发动机主轴承振动采集系统。图 25 为某型航空发动机主轴承剥落故障试验台,试验台结构由电机、联轴器、外机匣、测温传感器等部件组成。测试传感器包括振动加速度传感器、转速传感器等,传感器布置如图 26 所示,信号采集系统示意图如图 27,由于故障轴承位于发动机内部,难以在轴承支承机构处直接安装振动传感器,故将振动加速度传感器布置于故障轴承外端盖正上方。本试验采用某型航空发动机 3 支点主轴承开展航空发动机主轴承剥落故障试验,轴承故障大小为 8 mm×6 mm(最长×最宽)外圈真实磨损故障。

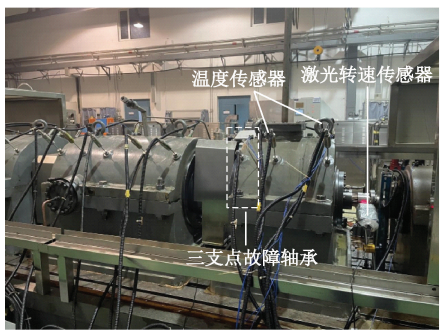


图 25　某型航空发动机主轴承剥落故障试验台

Fig. 25　Test bench for main bearing spalling failure of a certain type of aircraft engine

选取稳定转速工况下 1 s 的振动数据进行分析,计算理论故障特征频率为 2 083 Hz,根据转速拾取频带

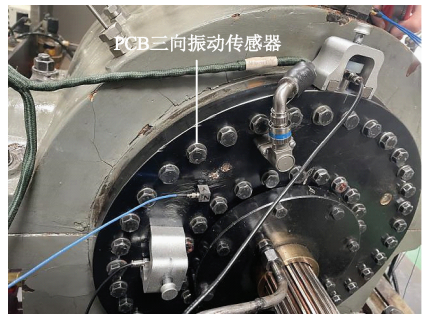


图 26　振动传感器安装示意图

Fig. 26　Vibration sensor installation diagram

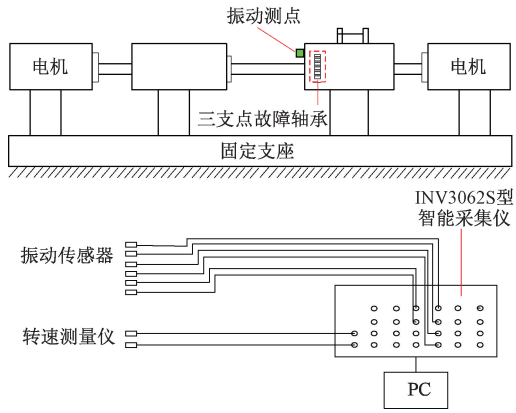


图 27　部件试验器主轴承振动采集系统示意图

Fig. 27　Diagram of vibration acquisition system for main bearing of component tester

0~5 000 Hz 进行分析,图 28 为原始信号频域波形,频谱中 f_h 为轴转频,虽然能找到故障特征频率 f_o = 2 083 Hz,$2f_o$ = 4 166 Hz,但其幅值较低,且周围干扰频率幅值较高,难以精确提取轴承故障特征频率及其倍频。利用本文方法对原始信号进行处理,利用小波包分解对振动信号进行特征循环提取直至达到循环终止条件,图 29 为重构信号包络谱,图中可以准确提取轴承故障特征频率 f_0 = 2 083 Hz,$2f_0$ = 4 166 Hz,$3f_0$ = 6 249 Hz,且幅值较高,周围干扰频率较少。

由于实际情况下无法将采集振动信号中的有效成分与噪声成分进行分离,因此无法计算真实信噪比,为了直观表达本文方法在突出轴承故障特征方面的优势,引入故障特征能量 Q 的概念[30],Q 越大表示轴承故障特征信息越突出。选择前三阶故障特征频率进行计算,原始信号频域波形特征能量 Q = 1.93%,经本文方法处理后特征能量 Q = 7.14%,有效增强了故障特征。

$$Q = \frac{\sum_{a=1}^{m} y_a^2}{\sum_{b=1}^{n} y_b^2} \tag{15}$$

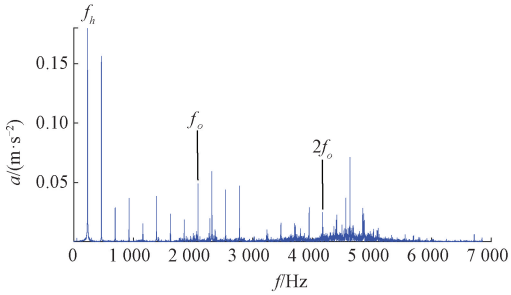


图 28 故障轴承频域波形

Fig. 28 Frequency domain waveform of faulty bearing

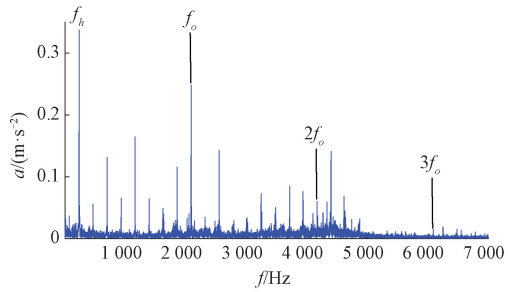


图 29 轴承外圈故障重构信号包络谱

Fig. 29 Envelope spectrum of fault reconstruction signal of bearing outer ring

其中，$\sum_{a=1}^{m} y_a^2$ 表示故障特征频率及其倍频处的能量总和；$\sum_{b=1}^{n} y_b{}^2$ 表示包络谱中各频率处的能量总和。

经某型涡扇航空发动机轴承部件试验验证，本文所提方法可有效削弱噪声成分，筛选出富含轴承故障特征信息的有效成分。

5 结 论

应用特征信息循环提取准则能充分提取淹没在强干扰工况强背景噪声里的轴承故障特征信息，可不断有效筛选出高信噪比信号，滤除高噪信号。经仿真信号验证，信噪比提升了 11.31 dB。

将本文提出的信号处理方法应用于中介轴承模拟试验数据和某型涡扇航空发动机故障轴承部件试验振动数据分析，可持续筛选出高信噪比信号节点分量，经包络分析，能准确诊断轴承故障，此方法可用于航空发动机真实工况下滚动轴承的故障诊断。

参考文献

[1] 尉询楷，冯悦，杨立，等. 航空发动机中介主轴承故障预测研究[C]. 航空安全与装备维修技术——航空安全与装备维修技术学术研讨会，2014.
WEI X K, FENG Y, YANG L, et al. Research on fault prediction of aero-engine intermediate main bearing [C]. Aviation Safety and Equipment Maintenance Technology —— Proceedings of the Symposium on Aviation Safety and Equipment Maintenance Technology, 2014.

[2] 贾艳秋，张兵，陈雪梅. 滚动轴承的故障机理及诊断[J]. 化工装备技术，2011，32(4)：55-57.
JIA Y Q, ZHANG B, CHEN X M. Fault mechanism and diagnosis of rolling bearing [J]. Chemical Equipment Technology, 2011, 32(4): 55-57.

[3] JIN W O, DOGUN P, JONGPIL J. Fault detection for lubricant bearing with CNN[C]. 2019 2nd International Conference on Intelligent Autonomous Systems(ICoIAS), 2019.

[4] 张永祥，朱杰平，张帅. 基于 EEMD 的滚动轴承故障诊断方法[J]. 海军工程大学学报，2014，26(6)：90-94.
ZHANG Y X, ZHU J P, ZHANG SH. Fault diagnosis method of rolling bearing based on EEMD [J]. Journal of Naval University of Engineering, 2014, 26(6): 90-94.

[5] 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.

[6] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear non-stationary time series analysis [J]. Proceedings of the Royal Society, 1998, 454: 903-905.

[7] 张刚，徐浩，张天骐. 二维双阱势系统随机共振机理研究及应用[J]. 振动与冲击，2021，40(12)：15-22.
ZHANG G, XU H, ZHANG T Q. Research and application of stochastic resonance mechanism for two-dimensional double-well potential systems [J]. Journal of Vibration and Shock, 21, 40 (12): 15-22.

[8] 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.
YANG J H, HAN SH, ZHANG SH, et al. Empirical mode decomposition of weak fault characteristic signal of rolling bearing under strong noise background [J]. Journal of Vibration Engineering, 2019, 33 (3): 582-589.

[9] 田晶，王英杰，王志，等. 基于 EEMD 与空域相关降噪的滚动轴承故障诊断方法[J]. 仪器仪表学报，2018，39(7)：144-151.
TIAN J, WANG Y J, WANG ZH, et al. Rolling bearing fault diagnosis method based on EEMD and spatial correlation noise reduction [J]. Chinese Journal of

Scientific Instrument, 2018,39 (7) : 144-151.

[10] 李从志, 郑近德, 潘海洋, 等 . 基于精细复合多尺度散布熵与支持向量机的滚动轴承故障诊断方法[J]. 中国机械工程, 2019, 30(14): 1713-1719.
LI C ZH, ZHENG J D, PAN H Y, et al. Rolling bearing fault diagnosis method based on fine composite multi-scale spread entropy and support vector machine [J]. China Mechanical Engineering, 2019, 30(14): 1713-1719.

[11] 裴峻峰, 毕昆磊, 吕苗荣, 等. 基于多特征参数和概率神经网络的滚动轴承故障诊断方法[J]. 中国机械工程,2014, 25(15): 2055-2058.
PEI J F, BI K L, LU M R, et al. Rolling bearing fault diagnosis method based on multi-feature parameters and probabilistic neural network [J]. China Mechanical Engineering, 2014,25 (15): 2055-2058.

[12] WANG R, LV L M, YANG F N, et al. Rotor crack and bearing fault diagnosis based on VMD-ICA[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2022, 2184(1):012025.

[13] TANG Z H, WANG M J, OUYANG T H, et al. A wind turbine bearing fault diagnosis method based on fused depth features in time - frequency domain[J]. Energy Reports, 2022, 8(1):12727-12739.

[14] BRUSA E, DELPRETE C, GARGIULI S, et al. Screening of discrete wavelet transform parameters for the denoising of rolling bearing signals in presence of localised defects[J]. Sensors, 2022, 23(1): 8.

[15] XU H Y, LIU J, PENG X Y, et al. Deep dynamic adaptation network: A deep transfer learning framework for rolling bearing fault diagnosis under variable working conditions [J]. Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering, 2023, DOI: 10.1007/s40430-022-03950-9.

[16] YANG D M. The detection of motor bearing fault with maximal overlap discrete wavelet packet transform and teager energy adaptive spectral kurtosis [J]. Sensors, 2021, DOI:10.3390/s21206895.

[17] 王娜, 崔月磊, 李杨,等.基于小波包对数能量图的滚动轴承故障诊断方法[J/OL]. 吉林大学学报(工学版), 1-9 [2024-02-28]. https://doi.org/10.13229/j.cnki.jdxbgxb.20230530.
WANG N, CUI Y L, LI Y, et al. Rolling bearing fault diagnosis Method based on Wavelet packet logarithmic Energy Graph [J/OL]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 1-9 [2024-02-28]. https://doi.org/10.13229/j.cnki.jdxbgxb.20230530.

[18] 张亚雄, 李枝荣, 孙亚军. 小波包-偏最小二乘在滚动轴承故障检测中的应用[J]. 机电工程技术,2023, 52(8):181-183,229.
ZHANG Y X, LI ZH R, SUN Y J. Application of wavelet package-partial least squares in fault detection of rolling bearing [J]. Mechanical and Electrical Engineering Technology,2023,52(8):181-183,229.

[19] 陈慧, 胡俊锋, 熊国良. 基于小波包分解与权重包络谱的滚动轴承故障特征增强[J]. 机械设计与研究, 2017, 33(3): 78-81.
CHEN H, HU J F, XIONG G L. Fault feature enhancement of rolling bearing based on wavelet packet decomposition and weight envelope spectrum [J]. Machine Design and Research, 2017, 33(3): 78-81.

[20] YANG J H, WU C J, SHAN Z, et al. Extraction and enhancement of unknown bearing fault feature in the strong noise under variable speed condition [J]. Measurement Science and Technology, 2021, DOI: 10.1088/1361-6501/ac0d78.

[21] 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 CH, SHA Y D, LIU G M, et al. Accurate identification of early fault characteristics of rolling bearing based on WPD-KVI-Hilbert transform [J]. Journal of Propulsion Technology, 2002, 43 (2): 362-373.

[22] 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, 44(7): 243-253.
SHA Y D, ZHAO Y, LUAN X CH, et al. Feature extraction and characterization method of rolling bearing Vibration Signal based on multi-parameter information fusion screening [J]. Journal of Propulsion, 2019, 44(7):243-253.

[23] 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, 1-13 [2024-02-28]. https://doi.org/10.13224/j.cnki.jasp.20230341.
SHA Y D, ZHAO J H, LUAN X CH, et al. Fault feature extraction method of aircraft main bearing based on threshold parameter decision screening [J/OL]. Journal of Aerodynamics, 1-13 [2024-02-28]. https://doi.org/10.13224/j.cnki.jasp.20230341.

[24] 李壮, 沙云东, 栾孝驰, 等. 基于模拟机匣的中介轴承微弱故障特征提取技术[J]. 科学技术与工程, 2021, 21(35): 15262-15269.

LI ZH, SHA Y D, LUAN X CH, et al. Weak fault feature extraction technology of intermediate bearing based on analog cartridge [J]. Science Technology and Engineering, 2021, 21(35): 15262-15269.

[25] 臧东情, 秦雷, 何伟锋,等. 基于 EMD-Hilbert 包络谱分析的涡轮泵轴承故障特征识别[J]. 火箭推进, 2023,49(5):59-65.
ZANG D Q, QIN L, HE W F, et al. Fault characteristics identification of turbo pump bearings based on EMD-Hilbert envelope spectrum analysis [J]. Rocket Propulsion, 2019,49(5):59-65.

[26] 臧玉萍, 张德江, 王维正. 小波分层阈值降噪法及其在发动机振动信号分析中的应用[J]. 振动与冲击, 2009, 28(8): 57-60.
ZANG Y P, ZHANG D J, WANG W ZH. Wavelet layered threshold noise reduction method and its application in engine vibration signal analysis [J]. Journal of Vibration and Shock, 2009,28 (8): 57-60.

[27] 董长虹, 高志, 余啸海. Matlab 小波分析工具箱原理与应用[M]. 北京:国防工业出版社,2004.
DONG CH H, GAO ZH, YU X H. Principle and application of Matlab wavelet analysis toolbox [M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2004.

[28] 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): 287-296,418.
ZHANG J, ZHANG J Q, ZHONG M, et al. Weak fault diagnosis of fan bearing based on PSO-VMD-MCKD method [J]. Journal of Vibration, Measurement and Diagnosis,20,40(2):287-296,418.

[29] 李彦徽, 栾孝驰, 杨杰, 等. 基于灰狼算法优化最大相关峭度反卷积的滚动轴承振动特征提取与表征方法[J/OL]. 航空动力学报,1-18[2024-02-28]. https://doi.org/10.13224/j.cnki.jasp.20230338.
LI Y ZH, LUAN X CH, YANG J, et al. Vibration feature extraction and characterization method of rolling bearing based on Gray Wolf algorithm optimization with maximum correlation kurtosis deconvolution [J/OL]. Journal of Aerodynamics, 1-18[2024-02-28]. https://doi.org/10.13224/j.cnki.jasp.20230338.

[30] 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 CH, NA W X, SHA Y D, et al. Bearing fault diagnosis method based on characteristic quantity threshold decision [J]. Journal of Propulsion Technology,2022,43(4):307-317.

作者简介



栾孝驰,2010 年于辽宁科技大学获得学士学位,2013 年于沈阳航空航天大学获得硕士学位,2024 年于哈尔滨工程大学获得博士学位,现为沈阳航空航天大学副教授,主要从事航空发动机机械传动系统状态监测与故障智能诊断、航空发动机关键构件效能评估与先进试验和测试技术等方面研究。

E-mail: luanxiaochi27@163.com

Luan Xiaochi received his B.Sc. degree from Liaoning University of Science and Technology in 2010, M.Sc. degree from Shenyang Aerospace University in 2013, and Ph.D. degree from Harbin Engineering University in 2024. He is currently an associate professor at Shenyang Aerospace University. His main research interests include condition monitoring and fault intelligent diagnosis of mechanical transmission system of aero engine, performance evaluation of key components of aero engine and advanced test and testing technology.



赵俊豪,2022 年于沈阳航空航天大学获得学士学位,现为沈阳航空航天大学硕士研究生,主要研究方向为航空发动机滚动轴承状态监控与故障诊断。

E-mail: jhzhao2023@126.com

Zhao Junhao received his B.Sc. degree from Shenyang Aerospace University in 2022. He is currently a M.Sc. candidate at Shenyang Aerospace University. His main research interests include condition monitoring and fault diagnosis of aero-engine rolling bearings.



沙云东(通信作者),1989 于沈阳航空航天大学获得学士学位,1995 年于南京航空航天大学获得硕士学位,2005 年于东北大学获得博士学位,现为沈阳航空航天大学教授,主要从事航空声学与航空航天薄壁结构多物理场耦合强度、航空发动机机械传动系统状态监测与故障智能诊断、航空发动机关键构件效能评估与先进试验和测试技术等方面研究。

E-mail: ydsha2003@vip.sina.com

Sha Yundong (Corresponding author) received his B.Sc. degree from Shenyang University of Aeronautics and Astronautics in 1989, M.Sc. degree from Nanjing University of Aeronautics and Astronautics in 1995, and Ph.D. degree from Northeastern University in 2005. He is currently a professor at Shenyang University of Aeronautics and Astronautics. His main research interests include aeroacoustics and multi-physical coupling strength of aerospace thin-wall structure, condition monitoring and fault intelligent diagnosis of aero-engine mechanical transmission system, performance evaluation of aero-engine key components and advanced test and testing technology.