文章编号：1000-8055(2024)05-20220473-15 doi: 10.13224/j.cnki.jasp.20220473

基于小波包变换与 CEEMDAN 的滚动轴承故障诊断方法

栾孝驰，李彦徵，徐 石，沙云东
（沈阳航空航天大学 航空发动机学院，沈阳 110136）

摘 要： 针对滚动轴承诊断受环境噪声影响，特征频率难以提取的问题，提出了一种基于小波包变换与完全自适应噪声集合经验模态分解（CEEMDAN）的滚动轴承故障诊断方法。通过 CEEMDAN 将传感器收集到的原始振动信号进行分解并依据峭度值-相关系数（K-C）筛选准则划分高噪信号和低噪信号。利用小波包变换分解高噪信号后选取合适分量重构实现环境噪声的滤除并与低噪信号进行整合产生新的振动信号进行包络解调，提取实际故障特征频率实现滚动轴承的故障诊断。经对比试验，所提出的方法清晰地提取出滚动轴承的转频、故障特征频率及其倍频和调制频率，由仿真信号计算可知降噪后的信号信噪比提高了 7.61 dB，有效优化了对噪声滤除的效果。

关 键 词： 完全自适应噪声集合经验模态分解（CEEMDAN）；峭度值-相关系数筛选准则；小波包变换；包络解调；特征频率；故障诊断

中图分类号： V263.6 **文献标志码：** A

Rolling bearing fault diagnosis method based on wavelet packet transform and CEEMDAN

LUAN Xiaochi, LI Yanzheng, XU Shi, SHA Yundong
（School of Aero-engine，Shenyang Aerospace University，Shenyang 110136，China）

Abstract: For the problem that rolling bearing diagnosis is affected by the environmental noise so that extraction of characteristic frequency is difficult, a rolling bearing fault diagnosis method based on wavelet packet transform and complete ensemble empirical model decomposition adaptive noise (CEEMDAN) was proposed. The raw vibration signal collected by the sensor was split through CEEMDAN and the high-noise signal and low-noise signal were divided through the kurtosis-correlation coefficient screening criteria (K-C). The wavelet packet transform was used to split the high noise signal and then select appropriate component reconstruction to filter out the environmental noise and integrate with the low noise signal to generate a new vibration signal for envelope demodulation, and the actual fault characteristic frequency was extracted to achieve fault diagnosis of rolling bearings. After comparative experiments, the method proposed clearly extracted the rotational frequency, fault characteristic frequency

收稿日期： 2022-07-01
基金项目： 辽宁省教育厅系列项目(JYT2020010)；2022 年辽宁省大学生创新创业训练计划(S202110143021)；中国航发产学研合作项目(HFZL2018CXY017)
作者简介： 栾孝驰(1987—)，男，副教授、硕士生导师，博士，主要从事航空发动机传动系统状态监测与轴承故障诊断技术研究。E-mail: luanxiaochi27@163.com
通信作者： 李彦徵(2001—)，男，主要从事滚动轴承故障诊断技术研究。E-mail: litianhaoze@163.com
引用格式： 栾孝驰, 李彦徵, 徐石, 等. 基于小波包变换与 CEEMDAN 的滚动轴承故障诊断方法[J]. 航空动力学报, 2024, 39(5): 20220473. LUAN Xiaochi, LI Yanzheng, XU Shi, et al. Rolling bearing fault diagnosis method based on wavelet packet transform and CEEMDAN[J]. Journal of Aerospace Power, 2024, 39(5): 20220473.

and its frequency multiplier and modulation frequency of rolling bearings, and the signal-noise ratio after noise reduction was increased by 7.61 dB from the simulation signal calculation, which effectively optimized the effect of noise filtering.

Keywords: complete ensemble empirical model decomposition adaptive noise (CEEMDAN); kurtosis-correlation coefficient screening criteria; wavelet packet transform; envelope demodulation; characteristic frequency; fault diagnosis

旋转机械在现代工业的生产流程中占据主导地位[1], 其核心部件滚动轴承的运动状态对整体旋转机械系统产生深远的影响, 也是机械设备故障主要的重点检测对象之一。滚动轴承主要包括内圈、外圈、滚动体和保持架等结构; 其中, 滚动体又包括球、圆柱滚子、滚针、圆锥滚子和球面滚子等多种类型[2]。在实际工业生产发展的过程中, 受复杂工况和环境条件影响[3], 滚动轴承在运转的过程中可能会由于诸如装配不当、腐蚀、过载、润滑不足等多方面原因, 引起滚动轴承不同部位产生各种形式的缺陷, 从而导致机械设备运行性能和安全性受到极大的影响, 精密仪器精准度下降, 机械设备的使用寿命大大减少; 因此, 对于轴承工作状态的检测和具体故障的诊断以保证轴承的正常运作状态对于工业生产发展具有重大意义。如今, 信号分析成为了滚动轴承故障诊断的关键课题, 通过对运行状态下的滚动轴承进行振动信号的采集, 采集到的振动信号包含滚动轴承运行状态下的故障特征, 通过对采集到的振动信号数据进行细化分析即可识别滚动轴承的故障形式。

滚动轴承的振动信号通常表现出非线性[4]、非平稳的特征, 对于该种类信号的分析最有效的方法就是时频分析[5], 时频分析的方法包括傅里叶变换、小波变换和经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)等方法。到目前为止, 在信号处理研究过程中发现[6], 小波变换和短时傅里叶变换(short-time Fourier transform, STFT)对于非平稳信号的处理具有很大的优势, 但是 STFT 在实际应用的过程中存在无法及时准确定位信号以及频率分辨率低的问题[7]; 小波变换保留了时间和频率的信息, 使其对非平稳信号的分析更具有优势。在去噪环节, 小波包是对传统小波变换的延伸与发展[8], 与传统小波变换仅对低频信号进行分解处理不同的是, 小波包对高频信号也进行了分解处理, 有效地提高了传统小波变换高频信号部分的分辨率, 保留更多原始有效信息。EMD[9] 是由美国 NASA 的 Huang 等人于 1998 年提出的一种新型的信号分析方法, Huang 认为, 任何复杂信号都是由若干个信号分量叠加而成, 其本质上是对一段信号进行平稳化处理, 将复杂信号逐级分解开来, 产生一系列包含不同特定时间尺度的固有模态函数(intrinsic mode function, IMF, 记为 F_{im})。与另外两种信号分析方法相比, EMD 分解出的多个 IMF 分量由信号本身产生, 保证了振动信号的完全非平稳性质。

由于 Huang 等[10] 提出的基于筛分(sifting)算法的传统的 EMD 缺乏严格的数学基础, 导致其算法效率较低, 传统 EMD 得到的 IMF 分量存在模态混叠的问题[11], 模态混叠是指不同时间尺度和频率的信号出现在同一 IMF 分量中[12], 或者相同时间尺度和频率的信号出现在不同的 IMF 分量中, 导致出现错假的时频分布, 使 IMF 失去意义, 为克服 EMD 的模态混叠, 2009 年 Wu 等[13] 通过对白噪声统计特征的研究, 提出了总体平均经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD), EEMD 通过对原始信号多次加入不同白噪声进行 EMD 并对分解结果进行平均处理得到最终的 IMF 分量, 有效地抑制由间歇性高频分量等因素造成的模态混叠; 但 EEMD方法会导致白噪声残留, 影响后续的信号分析, Torres 等人在 EEMD 算法的基础上对 EEMD 方法进行改进[14], 提出了完整自适应噪声集合经验模态分解(complete ensemble empirical model decomposition adaptive noise, CEEMDAN)的新型信号处理算法。

本文基于以上分析, 利用小波包变换对 CEEMDAN 分解进一步进行优化, 提出一种将小波包变换与 CEEMDAN 分解方法相结合的滚动轴承故障诊断方法。

1 振动信号的处理方法

1.1 CEEMDAN 分解算法原理

与 EMD 的改进算法 EEMD 不同的是, CEEMDAN 分解后得到的是加入有限次数的自适应

白噪声的 IMF 分量，降低总体平均计算的次数，在分解流程上，EEMD 是将分解出来的 IMF 分量进行总体平均，而 CEEMDAN 则是在一阶 IMF 被分解出来之后直接进行总体平均计算，有效地降低了 EEMD 分解方法中信号重构过程的误差，同时提高了分解的效率。CEEMDAN 具体原理[15]如下：

CEEMDAN 是在 EEMD 的基础上提出并加以改进形成的新型分解方法，在 CEEMDAN 分解的过程中，采用与 EEMD 相同的方式获得各阶固有模态分量，首先在原始信号 $y(t)$ 中加入 N 次高斯白噪声 $z_i(t)$（i=1, 2, ⋯, N）。

$$y_i(t)=y(t)+z_i(t) \tag{1}$$

对于每个加入高斯白噪声的原始信号 $y(t)$ 进行 EMD 分解进而获得 M 个固有模态分量 $c_1^j(t)$（$j=1,2,\cdots,M$）并进行总体平均计算如式(2)所示：

$$\overline{c_1(t)}=\frac{1}{M}\sum_{j=1}^{M}c_1^j(t) \tag{2}$$

根据式(2)可得第一阶固有模态分量为

$$F_{\mathrm{im}}^1=\frac{1}{M}\sum_{j=1}^{M}c_1^j(t)=\overline{c_1(t)} \tag{3}$$

计算获得第一阶固有模态分量 F_{im}^1 后余量为

$$h_1(t)=y(t)-F_{\mathrm{im}}^1 \tag{4}$$

定义 $y_{\mathrm{e},k}(\cdot)$ 表示经过 EMD 分解后得到的第 k 个固有模态分量；$p_k(t)$ 表示第 k 个添加白噪声后的信号余量；A 表示加入白噪声的幅值，继续给经第一阶段分解的余量加入高斯白噪声，并对处理后的信号余量进行 EMD 分解，对第一阶余量产生的第一个固有模态分量进行总体平均计算即可获得第二阶的固有模态分量 F_{im}^2：

$$p_k(t)=h_k(t)+Ay_{\mathrm{e},k}[z_i(t)] \tag{5}$$

$$F_{\mathrm{im}}^2=\frac{1}{M}\sum_{i=1}^{M}y_{\mathrm{e},1}[p_1(t)] \tag{6}$$

根据这个特征，对接下来每个阶段的信号余量进行计算可得第 k 个信号余量：

$$h_k(t)=h_{k-1}(t)-F_{\mathrm{im}}^k \tag{7}$$

对振动信号进行多次 EMD 分解直至第 k_{e} 次分解后的信号余量无法继续分解，完成 CEEMDAN 分解流程，最终经 CEEMDAN 分解过后的信号为

$$y(t)=\sum_{k=1}^{k_{\mathrm{e}}}F_{\mathrm{im}}^m+h_{k_{\mathrm{e}}}(t) \tag{8}$$

并对分解后产生同一时间尺度特征的信号分量进行进一步的筛选操作。

1.2　峭度值-相关系数筛选准则

1.2.1　峭度值

峭度值是无量纲参数，表示滚动轴承工作表面出现故障时，每转一周，工作面缺陷处产生的冲击脉冲，产生的冲击响应幅值越大，故障现象越明显。常规状态下，无故障运行状态良好的滚动轴承，其产生的振动信号概率密度成峭度值 K=3 的正态分布[16]，当滚动轴承发生故障时，滚动轴承产生的振动信号概率密度会发生偏离，因此，通过比对峭度值可以初步简易诊断滚动轴承是否故障，峭度值越高，振动信号所反映故障信息越丰富；其数学表达式为

$$K=\frac{\sum_{i=1}^{N}(x_i-\bar{x})^4}{N\sigma^4} \tag{9}$$

其中 N 表示信号长度，σ 表示标准差，x_i 表示第 i 个信号的信号值，$\bar{x}$ 表示信号的平均值。

1.2.2　相关系数

相关系数是描述变量之间的线性相关程度的统计量，本文采用了皮尔逊相关系数的计算方式[17]，其产生的相关系数范围在 [−1,1] 之间，相关系数的绝对值越大，变量之间的线性相关程度越大；反之，相关系数越小，变量之间线性相关程度越小，在本文的筛选流程中，经 CEEMDAN 后的固有模态分量可依据各分量的相关系数进行筛选，相关系数的数学表达式为

$$r(X,Y)=\frac{\mathrm{Cov}(X,Y)}{\sqrt{D(X)}\sqrt{D(Y)}} \tag{10}$$

其中 X、Y 代表两个样本变量，$r(X, Y)$ 表示两样本变量之间的相关系数，$D(X)$ 表示变量 X 的方差，$D(Y)$ 表示 Y 的方差。

1.2.3 峭度值-相关系数筛选准则

依据滚动轴承运行状态下具有非线性非平稳的特点，其产生的振动信号包含的信息冗杂，为平衡筛选过程中包含有效信息和无效信息的固有模态分量，首先分别计算每个固有模态分量的相关系数绝对值和峭度值（归一化）并进行叠加，定义 W 为固有模态分量的峭度系数与相关系数相加的分量参数：

$$W = \frac{K_c}{K_0} + r_c \tag{11}$$

其中 K_c 为固有模态分量的峭度值，K_0 为原始信号的峭度值，r_c 为固有模态分量相关系数的绝对值。

根据相关系数法对原始信号的阈值 T 和原始信号峭度值 K_0 进行计算，相关系数法阈值计算公式为

$$T = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(r_c - \overline{r_c})^2}{n}} \tag{12}$$

式中 $\overline{r_c}$ 为 r_c 的平均值。

将原始信号峭度值（归一化）与相关系数法计算所得原始信号阈值进行加和作为对比参数 C，其计算公式如下：

$$C = 1 + T \tag{13}$$

通过将分量参数进行倒序排列并与对比参数进行比对，依据对比结果针对含噪量不同的固有模态分量划分为高噪信号和低噪信号，划分结果如表 1 所示。

表 1 峭度值-相关系数筛选准则信号划分标准

Table 1 Steepness values-correlation coefficient screening criteria signal division criteria

对比结果	信号划分
$W \geqslant C$	高噪信号
$W < C$	低噪信号

采用峭度值-相关系数多个参数的综合筛选准则对经 CEEMDAN 后产生的分量进行有效信息的保留和无效信息的滤除，有效地避免单指标筛选的片面性，保留更多的有效信息有利于后续重构信号的分析。

1.3 小波包变换

在工程实际应用领域，小波变换和小波包变换对非平稳非线性的振动信号分析具有明显优势，与小波变换相比[18]，小波包变换的分解过程更加细致，对于高频信号分解结果的分辨率更高，而传统的小波变换只能对低频信号进行细化处理，更适用于全局信号和包含信号范围大部分为低频信号的信号分析。小波包变换的方式同时兼顾了高频信号和低频信号，在信号局部优化（如信号降噪）上具有明显的优势[19-20]。本文采用一维三阶小波包变换的方式，对依据峭度值-相关系数筛选出的高噪信号进行分解，经小波包变换产生的分量用 $w(a, b-1)$ 表示，其中 a 表示小波包变换的阶数，$(b-1)$ 表示在 a 阶小波包变换中的第 b 个分解结果，例如，一维三阶小波包变换产生的第 5 个分量可以表示为 $w(3, 4)$。

经峭度值-相关系数筛选准则筛选后，对含有噪声含量高的高噪信号分量一维化处理并进行一维三阶小波包变换，依据分量峭度值挑选合适的分量进行初步整合以实现对高噪信号中的噪声成分进行滤除，再将去噪信号与分解产生的低噪信号分量一维化处理并进行重构，以实现保留原始振动信号中更多的有效信息。通过小波包变换降噪的方法可以有效地实现对背景环境噪声的滤除，有效地解决了背景环境噪声对滚动轴承特征频率提取的影响。

2 基于小波包变换与 CEEMDAN 的轴承故障诊断方法

本文提出一种基于小波包变换与 CEEMDAN 相结合的新型滚动轴承故障诊断方法，具体流程如图 1 所示。

1）导入传感器收集到的振动信号并对其进行 CEEMDAN 分解产生若干 IMF 分量。

2）计算各 IMF 分量的峭度值（归一化）和相关系数绝对值，并根据各 IMF 分量相关系数求出原始振动信号的阈值，依据本文提出的峭度值-相关系数筛选准则通过参数比对划分不同噪声成分含量的信号分量并分别对两类信号进行一维化处理产生高噪信号和低噪信号。

3）对高噪信号进行一维三阶小波包分解，选取合适分量重构滤除环境噪声并与低噪信号重构产生新的振动信号。

4）对滤除噪声后的振动信号进行包络解调，实现故障轴承振动信号中特征频率的提取，依据特征频率与理论故障特征频率的比对实现滚动轴承故障诊断。

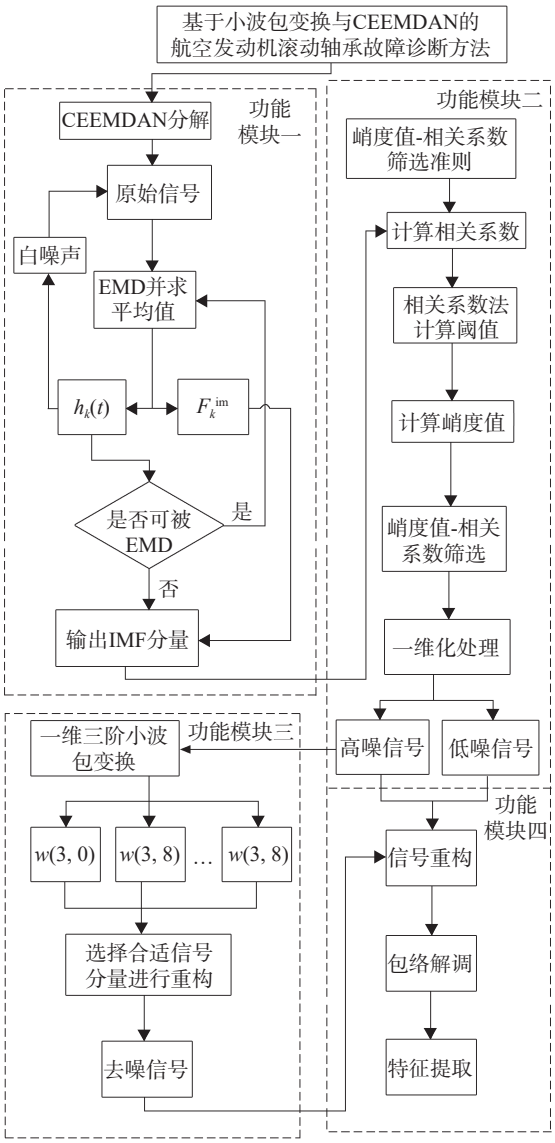


图 1　诊断方法技术路线

Fig. 1　Technical route of diagnostic methods

3　仿真信号和试验信号验证

3.1　故障理论特征频率

一般情况下，滚动轴承产生的振动信号具有非平稳非线性的特点，产生的频率具有很大的随机性。当轴承表面出现故障时[21]，其运动状态下会产生明显的周期性冲击，出现周期性特征频率，定义内圈故障理论特征频率为 f_i；外圈故障理论特征频率为 f_o；滚动体故障特征理论频率为 f_r；保持架故障理论特征频率为 f_c，通过故障理论特征频率计算公式可以对滚动轴承发生不同故障的特征理论频率进行计算。

$$f_i = 0.5ZF\left(1 + \frac{d}{D}\cos\alpha\right) \tag{14}$$

$$f_o = 0.5ZF\left(1 - \frac{d}{D}\cos\alpha\right) \tag{15}$$

$$f_r = \frac{D}{d}F\left[1 - \left(\frac{d}{D}\right)^2\cos^2\alpha\right] \tag{16}$$

$$f_c = 0.5F\left(1 - \frac{d}{D}\cos\alpha\right) \tag{17}$$

$$F = \frac{f}{60} \tag{18}$$

其中 Z 为滚动体个数，f 为滚动轴承运行转速，F 为滚动轴承转频，d 为滚珠直径，D 为轴承滚道节径，α 为轴承接触角。

依据故障诊断理论，允许实际故障特征频率误差范围应在频率分辨率范围内，频率分辨率为采样频率与实际采样点数的比值如下：

$$e_{\max} = \frac{f_s}{N'} \tag{19}$$

其中 $e_{\max}$ 表示允许的最大误差范围，即频率分辨率；f_s 为采样频率；N' 为采样点数。

以内圈故障特征判断为例进行故障诊断说明。根据实际情况设定的内圈故障允许的频率误差范围为 $[f_i - e_{\max}, f_i + e_{\max}]$，如果通过包络解调的方式提取到的实际故障特征频率在此误差范围内，则可以判定滚动轴承内圈发生故障。

3.2　仿真信号验证

为验证本文提出小波包降噪与 CEEMDAN 分解相结合的滚动轴承故障诊断方法的理论可行性，构造外圈故障响应函数，并对目标函数添加高斯白噪声模拟现实状态下受环境背景噪声影响的故障轴承信号，其数学模型如下：

$$x(t) = \sum_i e^{-2\pi\zeta t f_n} \cdot A_s \sin\left[2\pi f_n \sqrt{(1-\zeta^2)t}\right] \tag{20}$$

$$y(t) = x(t) + n(t) \tag{21}$$

式中 $x(t)$ 为模拟的滚动轴承外圈故障仿真信号；设置采样点数 N=20 480；采样频率 f_s=20 000 Hz；重复周期为 0.01 s；阻尼系数 ζ=0.04；位移常数 A_s=0.6；固有频率 f_n=3 000 Hz；$n(t)$ 表示添加的高斯白噪声，叠加结果即为模拟现实状态下外圈故障信号的数学模型。仿真信号原始时域图如图 2 所示，加入高斯白噪声的仿真信号时域图如图 3 所示。

将添加高斯白噪声的外圈故障仿真信号通

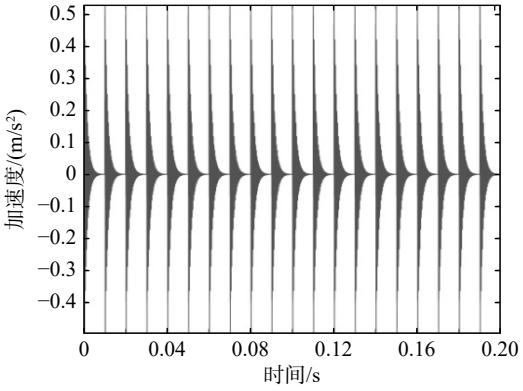


图 2 仿真信号原始时域图

Fig. 2 Simulation signal original time domain diagram

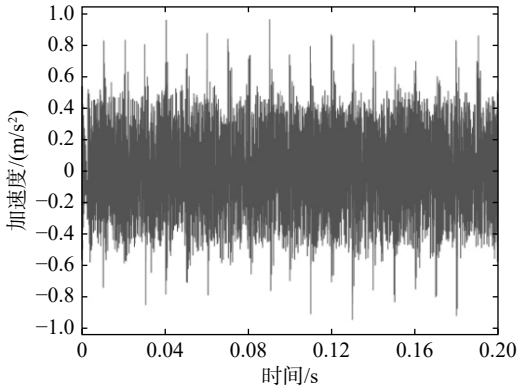


图 3 加入白噪声仿真信号时域图

Fig. 3 Simulation signal time domain diagram added white noise

过 CEEMDAN 后依据峭度值-相关系数筛选准则进行筛选，对筛选出的高噪信号进行小波包变换滤除环境噪声并与低噪信号进行重构整合，去噪后的重构信号 0～0.2 s 时域图如图 4 所示。

为了直观对比本文提出小波包降噪与 CEEMDAN 分解相结合的滚动轴承故障诊断方法对仿真信号处理前后噪声滤除的效果，本文引入了信噪比的概念，信噪比即为有效信号成分功率与噪声成分功率的比值，信号功率即为振幅的平方，是用于定量描述振动信号有效信息成分和信号质量的物理量。信噪比计算公式如下：

$$S = 10\lg\left(\frac{P_{\text{signal}}}{P_{\text{noise}}}\right) = 20\lg\left(\frac{A_{\text{signal}}}{A_{\text{noise}}}\right) \tag{22}$$

其中 S 表示信噪比(dB)；P_{signal} 表示有效信号的功率；P_{noise} 表示噪声功率；A_{signal} 表示有效信号的振幅；A_{noise} 表示噪声成分振幅。

由图 4 可知，通过本文提出方法对添加高斯白噪声的仿真信号进行降噪，对环境噪声的滤除效果良好，经降噪后的时域信号周期性冲击成分

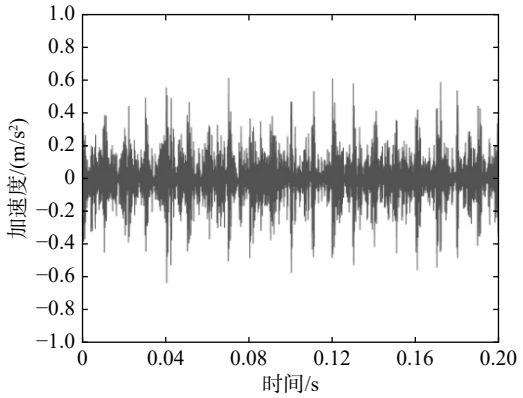


图 4 去噪后的重构信号 0～0.2 s 时域图

Fig. 4 Reconstructed signal 0—0.2 s time domain diagram after denoising

明显，有利于特征频率的提取。经过计算，去噪信号的信噪比相对于加入噪声仿真信号的信噪比提高了 7.61 dB，因此本文提出方法对仿真信号加入高斯噪声的滤除具有一定作用。

通过理论特征频率的计算可知，外圈故障仿真信号的理论特征故障频率为 100 Hz，将去噪后的仿真信号进行包络解调的提取特征故障频率，其频率范围 0～1 000 Hz 包络谱如图 5 所示。可以清晰地提取出故障特征频率及其倍频，以验证本文提出方法的理论可行性。

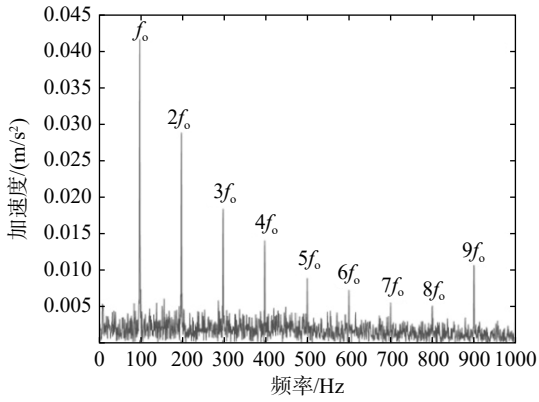


图 5 外圈故障仿真信号重构信号 0～1 000 Hz 频率范围的包络谱

Fig. 5 Envelope spectrum of the reconstructed simulation signal in the 0—1 000 Hz frequency range of the outer ring fault

3.3 简单路径轴承故障诊断实例

3.3.1 滚动轴承故障模拟试验

为验证本文提出故障诊断方法对简单路径故障信号诊断的实际工程应用价值，本文采用了来源于美国凯斯西储大学(Case Western Reserve University)的真实试验数据进行简单路径滚动轴承故障信号的分析。滚动轴承故障模拟试验台如

图 6 所示，该试验台由 1.5 kW(2HP)的电动机、扭矩传感器、功率测量仪和控制电子设备组成。

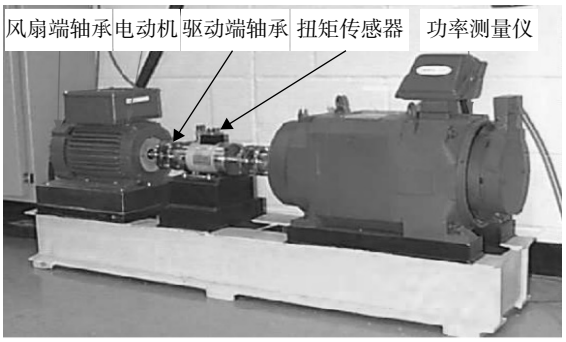


图 6　西储大学简单路径故障轴承模拟试验台

Fig. 6　Western Reserve University simple path fault bearing simulation test bench

本文采用西储大学滚动轴承数据库中 6205-2RSJEMSKF 深沟球轴承内圈故障样本(数据文件 105.mat)和外圈故障样本(数据文件 130.mat)的驱动端振动信号数据作为简单路径故障诊断试验数据，该数据的采样频率为 12 kHz，6205-2RS JEM SKF 深沟球轴承结构参数如表 2 所示，内、外圈故障试验参数如表 3 所示。

表 2　6205-2RS JEM SKF 深沟球轴承参数

Table 2　Parameters of 6205-2RS JEM SKF deep groove ball bearings

参数	数值
轴承滚道节径/mm	39.039 0
滚珠直径/mm	7.940
接触角/(°)	0
滚珠数	9

表 3　内、外圈故障试验样本参数

Table 3　Inner and outer ring fault parameters of experiments sample

参数	数值
转速/(r/min)	1 797
故障直径/mm	0.177 8
故障深度/mm	0.279 4
电动机功率/W	0

通过对真实数据分别进行内圈故障、外圈故障诊断试验，并分别将包络谱分析提取的实际故障特征频率与理论故障特征频率进行比对，对本文采用的基于小波包变换与 CEEMDAN 相结合的滚动轴承故障诊断方法进行验证。

3.3.2　简单路径内圈故障分析

根据内圈故障理论特征频率公式计算方法对试验样本滚动轴承故障理论特征频率进行计算可得内圈故障轴承样本(105.mat)计算的理论特征频率为 162.2 Hz，导入数据文件 105.mat 驱动端原始信号并对其进行时域分析，原始信号在 0～1 s 范围内的时域图如图 7 所示。

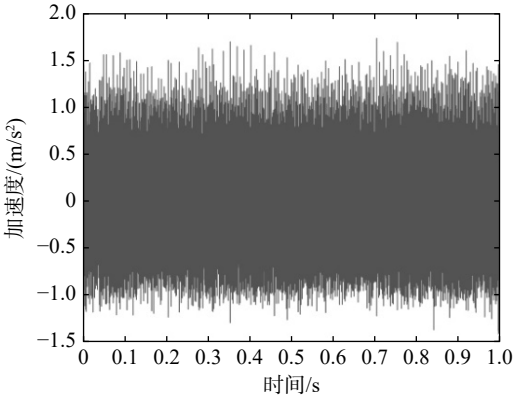


图 7　简单路径内圈故障样本原始信号时域图

Fig. 7　Inner ring fault sample raw signal time domain diagram of simple path

通过对简单路径内圈样本原始时域信号进行快速傅里叶变换，截取低频段重构信号频谱分析，提取简单路径故障样本的特征频率，重构信号 0～800 Hz 频段频谱如图 8 所示。虽然能从图 8 中提取到样本故障特征频率，但故障特征频率的倍频、转频和以特征频率及故障特征频率的倍频为中心，以转频为边带的调制频率成分均不清晰且存在较多非特征频率干扰。因此通过包络解调的方式对特征频率进行提取。

通过 CEEMDAN 分解将原始信号进行分解，通过峭度值-相关系数筛选准则对分解产生的信

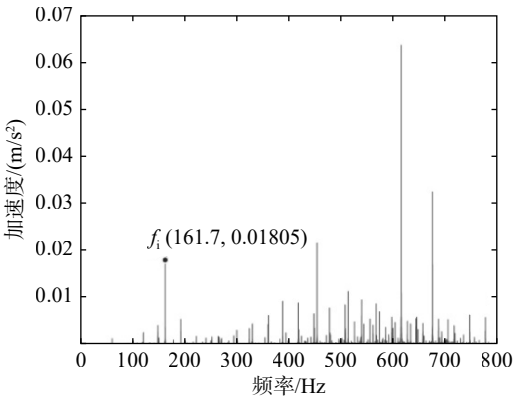


图 8　重构信号 0～800 Hz 频段频谱

Fig. 8　Spectrum of the reconstructed signal in the 0—800 Hz band

号分量实现高噪信号分量和低噪信号分量的划分并分别进行一维化处理，经计算对比参数具体数据如表 4 所示，高噪信号分量的各分量参数如表 5 所示。

表 4　简单路径内圈原始信号对比参数

Table 4　Inner ring raw signal comparison parameters of simple path

K_0	T	C
5.395 9	0.214 9	1.214 9

表 5　简单路径内圈高噪信号分量参数

Table 5　High noise signal component parameters of the inner ring of a simple path

序号	K_c	r_c	W
1	1.571 5	0.416 2	1.987 7
2	0.805 5	0.834 9	1.640 4
3	1.146 3	0.362 3	1.508 5

对筛选出的该试验数据中的高噪信号分量并进行一维化处理，对其进行小波包变换降噪后与低噪信号重构产生新的振动信号，重构信号的时域图如图 9 所示。从图中可以看出噪声成分被明显滤除。对重构信号进行包络解调提取故障特征频率如图 10 所示。图 10(a)为简单路径内圈故障重构信号的整体包络谱，图 10(b)为重构信号 0～800 Hz 频段范围内的包络谱，图 10(c)为重构信号 0～200 Hz 频段范围内的包络谱。

截取 0～800 Hz 频率范围区间进行分析，如图 10(b)可知，实际故障频率 f_i=161.7 Hz，2 倍频 $2f_i$ =323.4 Hz，3 倍频 $3f_i$ =485 Hz，4 倍频 $4f_i$ =646.7 Hz，误差 e=0.3%，内圈故障特征频率在 f_i 处最为

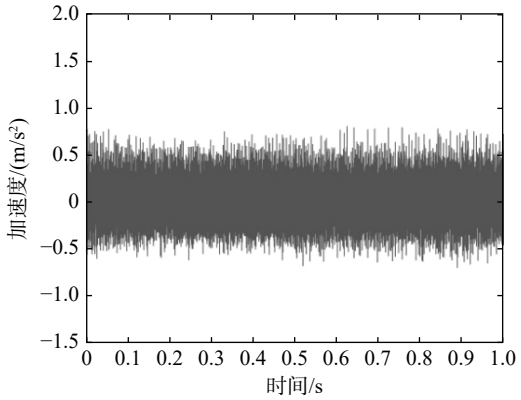


图 9　简单路径内圈故障样本重构信号时域图像

Fig. 9　Reconstructed signal time domain diagram of inner ring fault sample of simple path

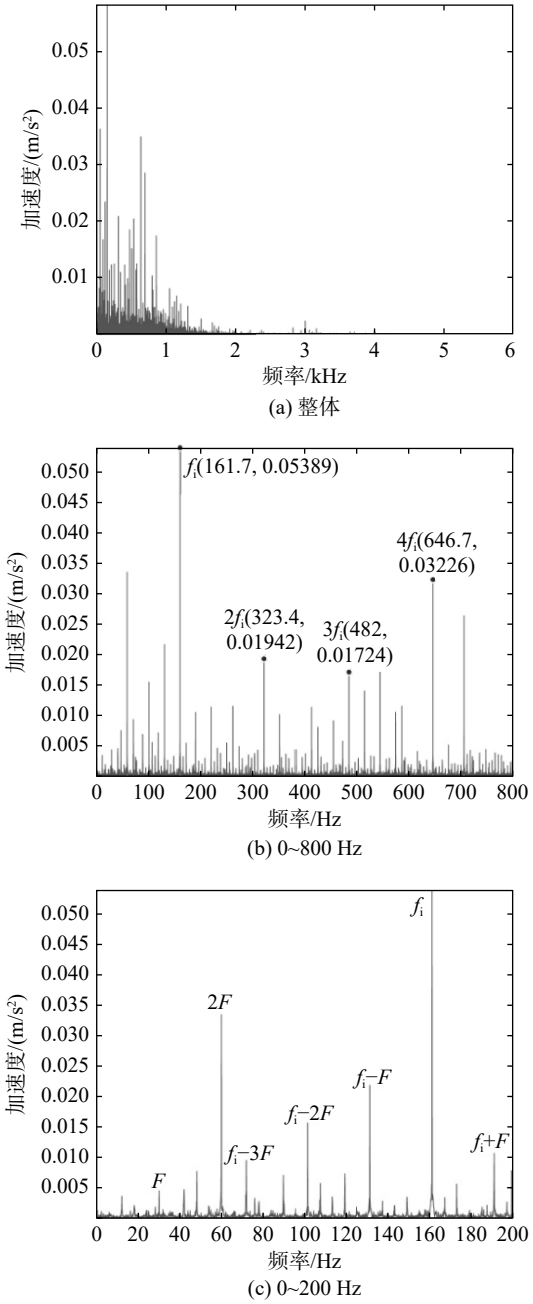


图 10　简单路径内圈故障样本重构信号包络谱

Fig. 10　Envelope spectrum of the inner ring fault sample reconstructed signal of simple path

明显，且特征频率倍频处的加速度幅值按照倍频倍数排列呈现先递减趋势再增大的趋势。

截取 0～200 Hz 频率范围区间进行分析，在谱线中出现多组由故障特征频率及倍频为中心，由轴转频倍频为边带组合而成的多组调制频率，如图 10(c)所示，实际转频 F=29.94 Hz，2 倍转频 $2F$，产生调制频率 f_i-3F、f_i-2F、f_i-F、f_i+F。

因此，可以通过对滚动轴承内圈故障样本产生的特征频率及其倍频和相应的调制频率进行特征提取，实现简单路径滚动轴承内圈故障的诊断。

3.3.3　简单路径外圈故障分析

导入简单路径外圈故障样本(130.mat)驱动端信号数据，其原始信号如图 11 所示。对外圈故障样本进行 CEEMDAN 分解，通过分量参数和对比参数的比对筛选出高噪信号，简单路径信号数据对比参数和经分解后产生的信号分量参数如表 6 和表 7 所示。

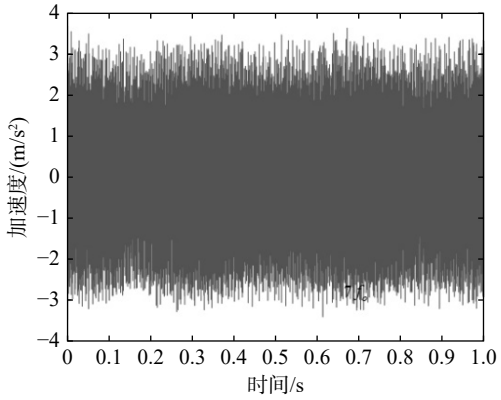


图 11　简单路径外圈故障样本原始信号时域图

Fig. 11　Outer ring fault sample raw signal time domain diagram of simple path

表 6　简单路径外圈原始信号对比参数

Table 6　Outer ring raw signal comparison parameters of simple path

K_0	T	C
7.649 4	0.228 6	1.228 6

表 7　简单路径外圈高噪信号分量参数

Table 7　High noise signal component parameters of the outer ring of a simple path

序号	K_c	r_c	W
1	0.780 7	0.973 9	1.754 6
2	1.403 3	0.327 1	1.730 4
3	1.169 9	0.062 6	1.232 5

将高噪信号进行小波包变换降噪处理后与低噪信号重构整合，重构信号的时域图如图 12 所示。

根据外圈故障理论特征频率计算公式可得外圈故障轴承样本的故障理论特征频率为 107.4 Hz，对重构信号进行包络谱分析，简单路径外圈故障样本重构信号包络谱如图 13 所示。其中图 13(a)表示外圈故障样本重构信号整体包络谱，图 13(b)表示外圈故障重构信号 0～800 Hz 范围内的包络谱，图 13(c)表示外圈故障重构信号 0～200 Hz 范围内的包络谱。

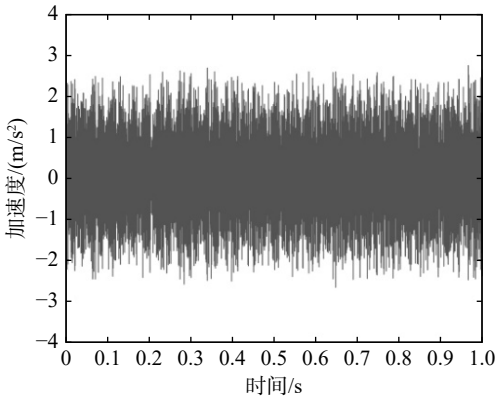
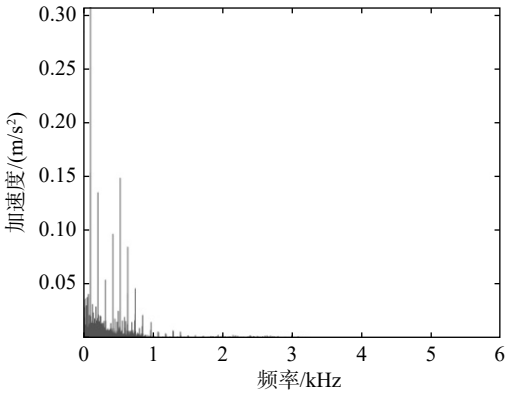


图 12　简单路径外圈故障样本重构信号时域图像

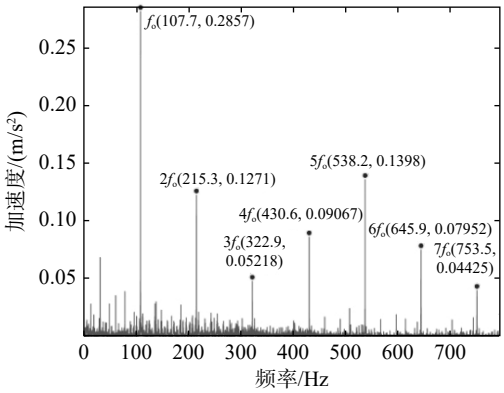
Fig. 12　Reconstructed signal time domain diagram of outer ring fault sample of simple path

对图 13(a)外圈故障样本重构信号整体包络谱中截取 0～800 Hz 的频率范围进行深入分析，分析结果如图 13(b)所示，从图中可以清晰地看出外圈故障特征频率 f_o 及其倍频 nf_o 峰值频率成分，其频率值为 f_o=107.7 Hz, $2f_o$=215.3 Hz, $3f_o$=322.9 Hz, f_o=430.6 Hz, $5f_o$=538.2 Hz。外圈故障特征频率实际值与理论值的误差为 0.28%，

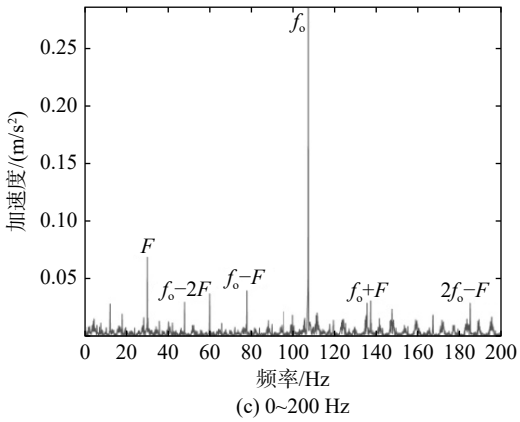
外圈故障特征频率在 f_o 处最为明显，且特征频率倍频处的加速度幅值按照倍频倍数排列呈现先递减再增大后降低的趋势。



(a) 整体



(b) 0~800 Hz



(c) 0~200 Hz

图 13 简单路径外圈故障样本重构信号包络谱

Fig. 13 Envelope spectrum of the outer ring fault sample reconstructed signal of simple path

由图 13(c)可知，外圈故障样本的实际转频为 F=29.94 Hz，在 0～200 Hz 频段范围内同样产生了调制频率 f_o-F、f_o-2F、f_o+4F、$2f_o-F$。进而可以通过外圈故障特征频率及其倍频和产生的调制频率对滚动轴承简单路径外圈故障进行故障诊断。

通过对简单路径下滚动轴承故障内圈样本和外圈样本进行试验分析和误差计算，验证了本文提出的基于小波包变换与 CEEMDAN 的滚动轴承故障诊断方法对于简单路径滚动轴承故障诊断的实际工程应用价值。

3.4 复杂路径轴承故障诊断实例

3.4.1 航空发动机中介轴承故障模拟试验

为验证本文所提方法对复杂路径下滚动轴承故障的实际工程应用效果，开展了某型涡扇发动机 5 支点中介轴承故障模拟试验，获取了不同典型故障轴承的振动信号，试验台系统如图 14 所示。该试验台系统主要由电主轴电动机、高速轴、低速轴、轴承试验件、外机匣、载荷加载系统、滑油系统、冷却系统、电气控制系统、压缩空气系统和排风系统等装置组成。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，该试验台系统可模拟某型涡扇发动机 5 支点中介轴承的真实转速工况、载荷加载、润滑方式以及信号传递路径等，极大程度保证了测试信号的真实性。

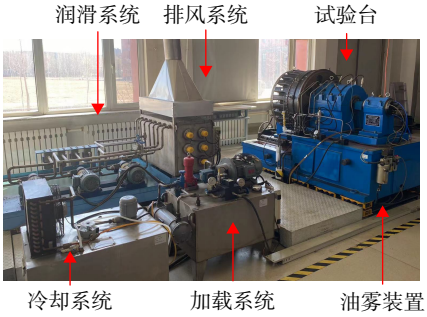


图 14 中介轴承故障模拟试验台系统

Fig. 14 Intermediate bearing simulation test bench overall system

该试验台结构复杂，由电主轴电动机、联轴器、高速轴、低速轴、轴承系统、外机匣、底座、盖板、加载端、温度计等部分组成，试验台的最高转速为 18 000 r/min，最大径向加载载荷为 20 kN，可控制高、低速轴的旋转方向，即可控制试验轴承内、外圈的旋转方向(同向或反向)，试验台主体照片如图 15，试验台结构及故障信号传递路径如图 16 所示。

图 16 中箭头表示为轴承故障振动信号传递路径，振动信号由轴承外圈经由滚动体再向内传递至轴承内圈，经由传动轴传递至航空发动机模拟机匣内部部件，后通过肋板向外传递至外机匣

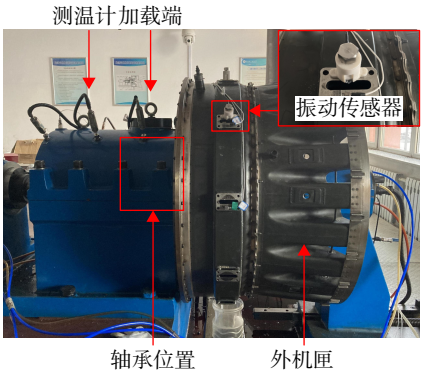


图 15 中介轴承故障模拟试验台主体

Fig. 15 Intermediate bearing simulation test bench

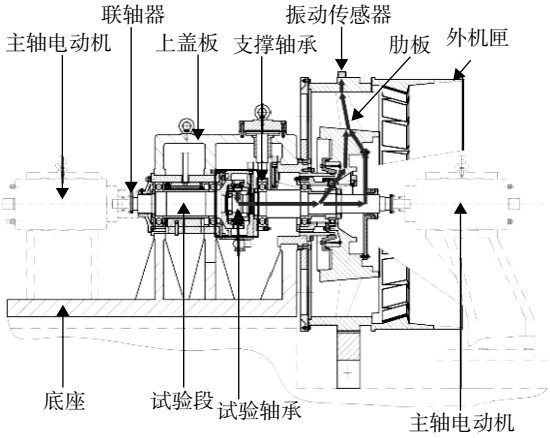


图 16 中介轴承故障模拟试验台结构及故障信号传递路径示意图

Fig. 16 Intermediate bearing simulation test bench interaxial structure and fault signal transmission path

表面，信号传递路径复杂。试验台运转时，电主轴、冷却系统、润滑系统、加载系统、排风系统等均启动运行，外部噪声干扰严重，故该试验为强背景噪声干扰下的航空发动机中介轴承故障模拟试验。

中介轴承位于发动机高、低压转子转轴之间，试验轴承类型选择为短圆柱滚子轴承（轴间轴承），试验轴承的结构参数如表 8 所示，其中 R_o 表示外圈直径，R_i 表示内圈直径。利用线切割技术对试验轴承的外圈、内圈和滚动体预制矩形槽状损伤，故障尺寸为：长 × 宽 × 深为 7 mm × 1 mm × 1 mm，故障轴承样本如图 17 所示。振动传感器安装于外机匣表面与肋板连接处的平面上，保证测试传感器布置在故障振动信号传递的最短路径上，实现轴承故障振动信号的有效采集，试验中共设置 4 个振动测点，测点 1、2、3、4 分别为垂直方向、水平方向、135°方向、45°方向，测点布置如图 18 所示，选取的振动传感器为美国 PCB 公司 333B30 型 ICP 型加速度传感器，具体参数如表 9 所示，表中 a_s、a_r 分别表示加速度传感器的量程和分辨率。

表 8　试验轴承结构参数

Table 8　Experimental bearing structural parameters

参数	数值
Z	34
R_o/mm	140
R_i/mm	110
d/mm	8
α/(°)	0

数据采集系统由转速传感器、ICP 型振动加速度传感器、INV3062S 型智能采集仪、DASP V11 工程版平台软件、数据处理软件和计算机等设备组成。转速传感器和振动传感器均通过信号线与采集仪相连，采集仪与安装有 DASP 测试软件的计算机相连，整个测试系统连接如图 19 所示。试验时采样频率设置为 25 600 Hz，采样时间设置为 10 s。

为证实实际复杂工况下，本文提出方法的有效性和实际价值，选取线切割外圈故障样本和线切割内圈故障样本为例对复杂路径下故障轴承进行试验分析，同时与传统的小波包变换诊断方法进行参考和对比。

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，为描述本文提出方法对振动信号的噪声

(a) 外圈故障

(b) 内圈故障

(c) 滚动体故障

图 17　故障轴承样本

Fig. 17　Sample of the faulty bearings

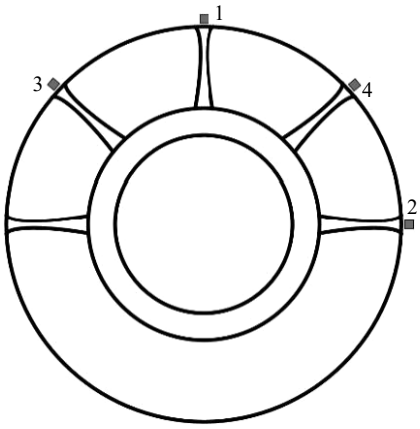


图 18　振动测点位置

Fig. 18　Vibration measurement point location

滤除效果，定义信号质量参数 Q，同样采用信噪比计算的原理将原始信号与去噪信号振幅的差值替

表 9 加速度传感器参数

Table 9 Acceleration sensor parameters

测点	序列号	灵敏度/(mV/(m/s²))	a_s/g	a_r/g
1	28 389	10.04	±50	0.000 15
2	28 390	10.05		
3	28 391	9.84		
4	28 392	10.00		

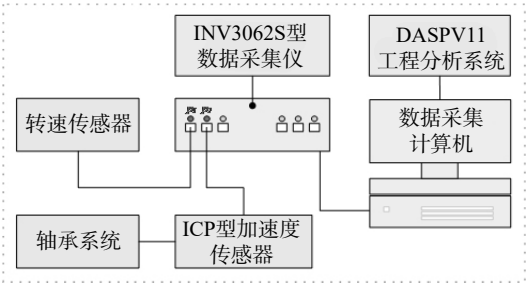


图 19 数据采集系统

Fig. 19 Data acquisition system

代信噪比计算公式中的有效信息振幅；将原始信号振幅替代信噪比计算公式中的噪声成分幅值，信号质量参数计算公式如下：

$$Q = 20\lg\left(\frac{A_0 - A_n}{A_0}\right) \tag{23}$$

其中 Q 表示信号质量参数，A_0 表示原始振动信号的振幅，A_n 表示去噪信号的振幅。通过对比信号质量参数可以验证本文提出方法对复杂路径滚动轴承故障样本的去噪效果。

3.4.2 复杂路径外圈故障分析

输入线切割外圈故障样本信号数据，并对其进行 CEEMDAN，将依据峭度值-相关系数筛选准则划分出的高噪信号经过小波包变换降噪后与低噪信号重构整合，重构信号与原始振动信号时域图对比如图 20 所示。

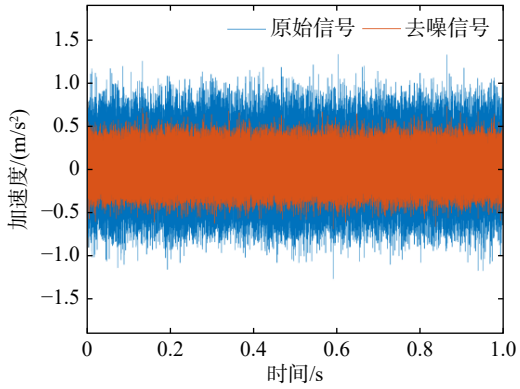


图 20 复杂路径外圈样本原始信号与去噪信号对比

Fig. 20 Outer ring sample raw signal versus denoising signal of complex path

根据图 20 对比结果可以明显看出本文提出方法对于复杂工况下，受环境背景噪声影响的滚动轴承振动信号有很好的去噪效果，有利于对滚动轴承振动信号的分析和故障诊断。

通过对外圈故障样本进行理论故障特征频率的计算可知，该轴承外圈样本的理论故障特征频率为 76.4 Hz，对重构信号进行包络解调，截取 0～200 Hz 提取实际故障特征频率如图 21 所示。

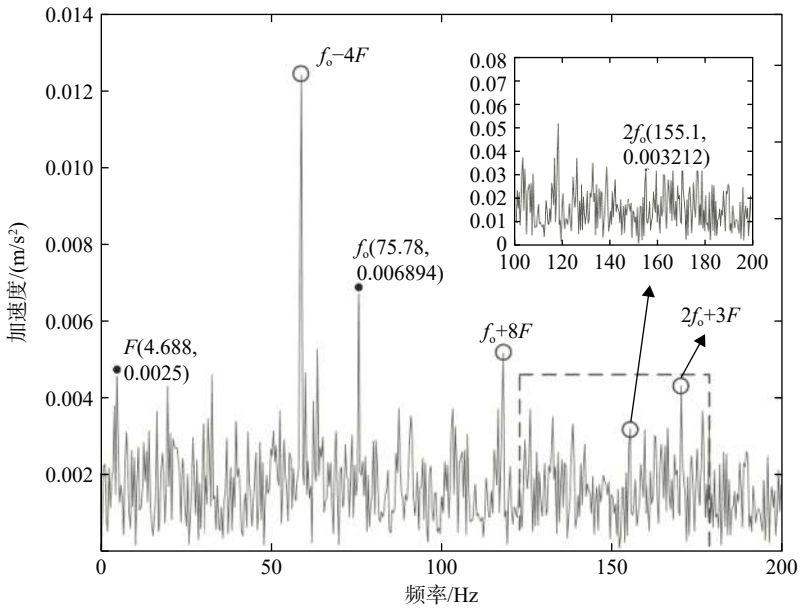


图 21 复杂路径外圈故障样本重构信号局部包络谱

Fig. 21 Envelope spectrum of the outer ring fault sample reconstructed local signal of complex path

由图 21 所示，本文提出方法对复杂路径外圈样本数据进行分析，在 0～200 Hz 频率范围内，可以清晰地提取出实际故障特征频率 f_o=75.78 Hz，二倍频 $2f_o$=155.1 Hz 和转频 F=4.688 Hz，误差 e=0.8%，同时可以同样提取出以特征频率及倍频为中心，转频为边带的 f_o+8F、f_o-4F、$2f_o+3F$ 等调制频率。因此可以验证本文提出方法对于复杂路径滚动轴承外圈诊断的实际工程应用价值。

3.4.3　复杂路径内圈故障分析

在复杂工况实际工程环境中，由于内圈分布位置的因素，导致其相比外圈故障特征提取的难度更高，其故障诊断的过程受外界因素影响更大，因此内圈故障诊断一直是故障诊断流程中的关键课题，为验证本文提出方法的实际工程应用价值和优越性，对样本轴承内圈故障信号进行试验并与传统小波包变换的故障诊断的方法进行比较。输入线切割内圈故障样本信号数据，对其进行 CEEMDAN，再通过小波包变换对经相关系数-峭度值筛选出的信号分量进行降噪和重构，实现对原始内圈故障样本信号噪声的滤除，去噪信号与原始信号对比如图 22 所示。

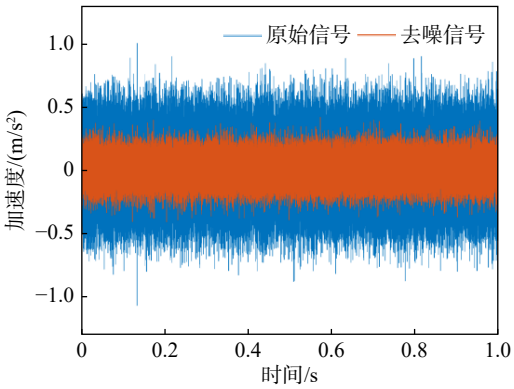


图 22　复杂路径内圈样本原始信号与去噪信号对比

Fig. 22　Inner ring sample raw signal versus denoising signal of complex path

通过内圈故障理论特征频率计算公式可知，该滚棒轴承内圈样本理论故障特征频率为 88 Hz，对内圈样本去噪后的重构信号进行包络解调，截取 0～200 Hz 进行实际故障特征频率提取，其结果如图 23 所示。

由图 23 所示，复杂路径内圈样本提取到的转频 F=5.176 Hz，特征频率 f_i=89.06 Hz，二倍频 $2f_i$=178.1 Hz，误差为 1.2%，同时可以清晰地提取出 f_i-F、f_i+2F、$2f_i+3F$ 等调制频率。首先验证了本文提出方法对复杂路径滚动轴承内圈故障诊断的实际应用价值。

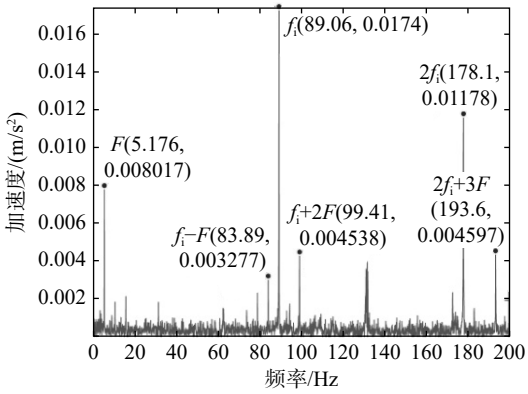


图 23　复杂路径内圈故障重构信号局部包络谱

Fig. 23　Envelope spectrum of the inner ring fault sample reconstructed local signal of complex path

用传统的小波包变换的故障诊断方法，对该内圈故障样本信号数据进行一维三阶小波包变换，通过比对分量的峭度值，筛选合适的分量（峭度值最大的前四个分量）进行重构，对重构的信号包络解调提取实际特征故障频率，故障特征频率提取结果如图 24 所示。

由图 24 可知，传统小波包变换故障诊断的方法无法清晰提取该复杂路径内圈故障样本实际特征频率的二倍频和转频，产生的调制频率不清晰。

通过对比试验可知，与本文提出方法故障诊断结果相比，本文提出基于小波包变换与 CEEMDAN 相结合的滚动轴承故障诊断方法可以清晰地提取转频、实际特征频率及其倍频和调制频率，对两种方法产生重构信号的信噪比进行计算，小波包变换诊断信号质量参数为 0.56 dB，基于小波包变换与 CEEMDAN 相结合的故障诊断方法重

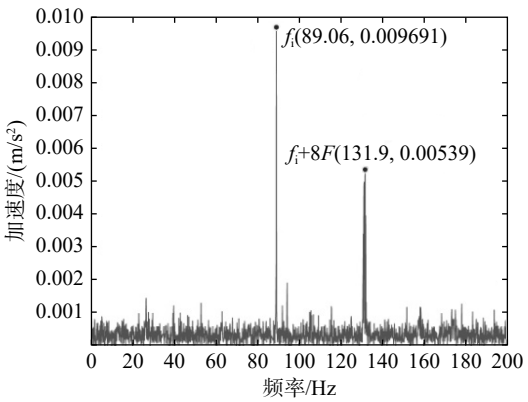


图 24　复杂路径内圈故障小波包变换故障诊断结果

Fig. 24　Inner ring fault wavelet packet transformation fault diagnosis results of complex path

构信号信号质量参数为 2.13 dB, 为传统方法重构信号的 3.8 倍, 有效地提高重构信号的信噪比, 验证本文提出方法对复杂工况下影响故障诊断的噪声有很好的滤除效果, 降低了实际工程环境状态下内圈故障发生时对其精确诊断的难度。具有良好的实际工程应用价值和优越性。

4 结 论

1）针对经 CEEMDAN 后信号分量噪声含量难以划分的问题, 采用了全新的峭度值-相关系数准则对信号分量进行高噪信号和低噪信号的划分有利于后续的降噪处理。

2）利用小波包变换降噪对经 CEEMDAN 和峭度值-相关系数筛选准则筛选出的高噪信号进行降噪以实现对复杂工况下影响故障诊断的背景噪声进行滤除。

3）将本文提出的滚动轴承故障诊断方法分别应用于简单路径试验信号和复杂路径下滚动轴承振动信号的故障诊断, 通过该方法可以有效地对原始信号进行降噪处理, 通过包络谱分析可以清晰地提取到去噪信号的转频, 实际故障特征频率及其倍频和以特征频率及其倍频为中心转频为边带的调制频率, 大大提高传统故障诊断方法的准确率和调制频率的分辨率。

参考文献:

[1] 彭畅. 旋转机械轴承振动信号分析方法研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2014.
PENG Chang. Vibration signal analysis of bearings in the rotating machinery[D]. Chongqing: Chongqing University, 2014. (in Chinese)

[2] 杨雅奇, 张彩红, 林繁云. 滚动轴承故障诊断技术综述[J]. 山东化工, 2021, 50(21): 83-84, 87.
YANG Yaqi, ZHANG Caihong, LIN Fanyun. Summary of rolling bearing fault diagnosis technology[J]. Shandong Chemical Industry, 2021, 50(21): 83-84, 87. (in Chinese)

[3] 车文超, 张国强, 李文凯. 经验模式分解在旋转机械非平稳振动信号表征中的应用分析[J]. 机械管理开发, 2022, 37(1): 63-66.
CHE Wenchao, ZHANG Guoqiang, LI Wenkai. Application analysis of empirical mode decomposition in the characterization of non-stationary vibration signals of rotating machinery[J]. Mechanical Management and Development, 2022, 37(1): 63-66. (in Chinese)

[4] 樊瑞筱. 滚动轴承故障声发射波形流信号特性试验研究[D]. 黑龙江 大庆: 东北石油大学, 2017.
FAN Ruixiao. Experimental study on characteristics of achoustic emission waveform streaming with different kinds of faults for rolling bearing[D]. Daqing Heilongjiang: Northeast Petroleum University, 2017. (in Chinese)

[5] 杜岩. 基于时频图像识别的滚动轴承故障诊断方法研究[D]. 北京: 中国矿业大学, 2020.
DU Yan. Research on fault diagnosis method for rolling bearings based on time-frequency image recognition[D]. Beijing: China University of Mining & Technology, Beijing, 2020. (in Chinese)

[6] 徐柳. EMD算法发展及应用综述[J]. 长江信息通信, 2022, 35(1): 61-64.
XU Liu. Review on the development and application of EMD algorithm[J]. Changjiang Information & Communications, 2022, 35(1): 61-64. (in Chinese)

[7] 朱敏. 数字图像处理技术中小波变换的应用研究[J]. 山东农业工程学院学报, 2019, 36(8): 22-23.
ZHU Min. Application of wavelet transform in digital image processing technology[J]. The Journal of Shandong Agriculture and Engineering University, 2019, 36(8): 22-23. (in Chinese)

[8] 邹娜娜, 胡红萍, 白艳萍, 等. 基于优化的VMD和小波包降噪的联合去噪方法[J]. 数学的实践与认识, 2021, 51(20): 135-142.
ZOU Nana, HU Hongping, BAI Yanping, et al. Joint de-noising method based on the optimized VMD and wavelet packet denosing [J]. Mathematics in Practice and Theory, 2021, 51(20): 135-142. (in Chinese)

[9] 陶珍珍. 基于EEMD与SVM的滚动轴承故障诊断方法研究[D]. 太原: 太原科技大学, 2020.
TAO Zhenzhen. Study on fault diagnosis method of rolling bearing based on EEMD and SVM[D]. Taiyuan: Taiyuan University of Science and Technology, 2020. (in Chinese)

[10] 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 Mathematical Physical & Engineering Sciences, 1998, 454(1971): 903-995.

[11] 戴婷, 张榆锋, 章克信, 等. 经验模态分解及其模态混叠消除的研究进展[J]. 电子技术应用, 2019, 45(3): 7-12.
DAI Ting, ZHANG Yufeng, ZHANG Kexin, et al. The research progress of empirical mode decomposition and mode mixing elimination[J]. Application of Electronic Technique, 2019, 45(3): 7-12. (in Chinese)

[12] 李怡, 李焕锋, 刘自然. 基于CEEMDAN多尺度熵和SSA-SVM的滚动轴承故障诊断研究[J]. 机电工程, 2021, 38(5): 599-604.
LI Yi, LI Huanfeng, LIU Ziran. Fault diagnosis of rolling bearing based on CEEMDAN multi-scale entropy and SSA-SVM[J]. Journal of Mechanical & Electrical Engineering, 2021, 38(5): 599-604. (in Chinese)

[13] WU Zhaohua, HUANG N E. Ensemble empirical mode decomposition: a noise-assisted data analysis method[J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2009, 1(1): 1-41.

[14] 刘秋风, 阎菊婵, 乔珍珠, 等. 球轴承故障特征频率的诊断[J]. 轴承, 1993(6): 21-25, 46.
LIU Qiufeng, YAN Juchan, QIAO Zhenzhu, et al. Diagnosis technique on the fault characteristic frequencies of deep groove ball bearing[J]. Bearing, 1993(6): 21-25, 46. (in Chinese)

[15] 任子晖, 成江洋, 邢强, 等. 基于CEEMDAN与Teager能量算子的谐波检测方法[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(9): 56-62.
REN Zihui, CHENG Jiangyang, XING Qiang, et al. A harmonic detection method based on CEEMDAN and teager energy operator algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(9): 56-62. (in Chinese)

[16] 任学平, 庞震, 辛向志, 等. 小波包和峭度在轴承早期故障分析中的应用[J]. 轴承, 2014(3): 45-48.
REN Xueping, PANG Zhen, XIN Xiangzhi, et al. Analysis on ear-

ly fault of bearings by wavelet packet and kurtosis[J]. Bearing, 2014(3): 45-48. (in Chinese)

[17] 纪德洋，金锋，冬雷，等. 基于皮尔逊相关系数的光伏电站数据修复[J]. 中国电机工程学报，2022, 42(4): 1514-1523.
JI Deyang, JIN Feng, DONG Lei, et al. Data repairing of photovoltaic power plant based on Pearson correlation coefficient[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(4): 1514-1523. (in Chinese)

[18] 吕作鹏，罗健，杨晓彤，等. 基于小波包和EMD的HHT时频分析方法在航空试验器轴承故障诊断中的应用[J]. 测控技术，2022, 41(10): 17-25.
LYU Zuopeng, LUO Jian, YANG Xiaotong, et al. Application of HHT time-frequency analysis technology in aeronautical test-rig bearing fault diagnosis based on wavelet packet and EMD[J]. Measurement & Control Technology, 2022, 41(10): 17-25. (in Chinese)

[19] 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 Xiaochi, SHA Yundong, LIU Gongmin, et al. Accurate identification of early fault characteristics of rolling bearings based on WPD-KVI-Hilbert transform[J]. Journal of Propulsion Technology, 2022, 43(2): 362-373. (in Chinese)

[20] 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 Xiaochi, NA Wanxiao, SHA Yundong, et al. Bearing fault diagnosis method based on eigenquantity threshold judgment[J]. Journal of Propulsion Technology, 2022, 43(4): 307-317. (in Chinese)

[21] 栾孝驰，徐石，沙云东，等. 基于GWO-NLM与CEEMDAN的滚动轴承故障诊断方法[J]. 航空动力学报，2023, 38(5): 1185-1197.
LUAN Xiaochi, XU Shi, SHA Yundong, et al. Rolling bearing fault diagnosis method based on GWO-NLM and CEEMDAN[J]. Journal of Aerospace Power, 2023, 38(5): 1185-1197. (in Chinese)

（编辑：陈　越）