

基于灰狼算法优化特征模态分解的 滚动轴承故障诊断方法

栾孝驰¹, 高翔¹, 夏奥¹, 赵奉同¹, 沙云东¹, 杨杰²

(1. 沈阳航空航天大学 航空发动机学院, 沈阳 110136;

2. 中国航发沈阳发动机研究所, 沈阳 110015)

摘 要: 针对滚动轴承微弱故障特征提取难的问题, 提出一种基于灰狼算法优化特征模态分解的滚动轴承故障诊断方法。首先通过特征模态分解对信号进行分解, 获得若干模态分量; 然后采用峭度-相关系数筛选准则对模态分量筛选分类, 输出高噪信号和低噪信号; 其次对高噪信号进行小波包分解, 以峭度、偏度和信息熵组成的融合指标对信号分量进行加权重构, 完成信号降噪和故障特征增强; 同时为了解决特征模态分解的关键参数和小波包变换的小波包基需要人为设置的弊端, 选取重构信号的信息熵除以峭度为目标函数, 使用灰狼算法在一定范围内进行寻优并代入; 最后对信号进行包络解调, 提取故障特征。采用仿真信号、西储大学数据集、涡扇发动机主轴承实验台数据和深沟球轴承故障实验数据对所提方法进行验证。结果表明处理后的信号故障特征明显, 方法降噪效果良好, 仿真加噪信号的信噪比提高了 10.76, 航空主轴承加噪信号峭度值提高了 1.94。

关 键 词: 滚动轴承; 灰狼算法; 特征模态分解; 故障诊断; 小波包分解

中图分类号: V263.6

文献标志码: A

Rolling bearing fault diagnosis method based on grey wolf algorithm optimized feature mode decomposition

LUAN Xiaochi¹, GAO Xiang¹, XIA Ao¹, ZHAO Fengtong¹,

SHA Yundong¹, YANG Jie²

(1. School of Aero-engine, Shenyang Aerospace University, Shenyang 110136, China;

2. Shenyang Engine Research Institute,

Aero Engine Corporation of China, Shenyang 110015, China)

Abstract: Aiming at the problem that the vibration signal fault features of rolling bearing are weak when the fault occurs, a rolling bearing fault diagnosis method based on grey wolf algorithm optimized feature mode decomposition was proposed. Firstly, the signal was decomposed by feature mode decomposition to obtain several modal components. Then, the kurtosis-correlation coefficient selection criterion was used to filter and classify the modal components, and the high noise signal and low noise signal were output. Secondly, the high noise signal was decomposed by wavelet packet, and the signal component was reconstructed by weighted fusion index composed of kurtosis, skewness and information entropy to complete signal noise reduction and fault feature enhancement. At the same time, in order to

收稿日期: 2025-07-16

基金项目: 省教育厅项目-面上项目(纵 20240051); 辽宁省属本科高校基本科研业务费专项资金

作者简介: 栾孝驰(1987—), 男, 副教授, 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

引用格式: 栾孝驰, 高翔, 夏奥, 等. 基于灰狼算法优化特征模态分解的滚动轴承故障诊断方法[J]. 航空动力学报, 2026, 41(9): 20250334.

LUAN Xiaochi, GAO Xiang, XIA Ao, et al. Rolling bearing fault diagnosis method based on grey wolf algorithm optimized feature mode decomposition[J]. Journal of Aerospace Power, 2026, 41(9): 20250334.

solve the disadvantage that the key parameters of feature mode decomposition and the wavelet packet basis of wavelet packet transform need to be set artificially, the information entropy of the reconstructed signal divided by the kurtosis was selected as the objective function, and the grey wolf algorithm was used to optimize in a certain range and substituted. Finally, the signal was envelope demodulated to extract fault features. The simulation signals, the data set of Western Reserve University, the data of the main bearing test bed of turbofan engine and the fault test data of deep groove ball bearing were used to verify the proposed method. The results showed that the fault features of the processed signal were obvious, and the noise reduction effect of the method was good, the signal-to-noise ratio of the simulated noisy signal increased by 10.76, and the kurtosis value of the aircraft main bearing noisy signal increased by 1.94.

Keywords: rolling bearing; grey wolf algorithm; feature mode decomposition; fault diagnosis; wavelet packet decomposition

滚动轴承是旋转传动系统的重要支承部件,负责承受和传递载荷并维持轴的工作精度。由于轴承高温、高速、高载荷的工作环境,极易发生故障损伤,进而导致旋转传动系统的故障。据统计,轴承故障在旋转传动系统故障原因中占据 30%,是主要原因之一^[1-4]。因此对滚动轴承故障的及时诊断与处理十分重要。

在航空发动机领域,由于高噪的工作环境与信号传播路径的复杂,故障特征会受到背景的影响无法准确高效地提取,导致航空发动机在运行时存在极大的安全隐患。为了解决这个难题,研究学者提出了傅里叶变换、小波包分解、经验模态分解、变分模态分解、支持向量机^[5-6]等振动信号处理方法用于故障特征的准确提取:栾孝驰等^[7]利用峭度值指标对小波包分解(wavelet packet decomposition, WPD)的模态分量进行重构,实现了对滚动轴承故障特征的精准识别。刘新航等^[8]对轴承振动信号进行 WPD,计算各分量的峭度值、相关系数值和能量比,然后以方差为指标,为不同振动

信号找到最适权重,融合为综合动态筛选指标,再计算各分量的贡献度,选取贡献度达到阈值的分量进行重构。向丹等^[9]将原始信号进行经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD),利用其自适应多分辨率的特点计算信号分量的多种熵值,然后采用核主元分析对提取的状态特征进行信息融合获得互补特征并代入支持向量机。隋文涛等^[10]用经验模态分解处理信号,然后根据时域峭度和包络谱峭度筛选重构并进行最大峭度解卷积处理以增强故障信息。丁承君等^[11]利用变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)方法分解信号得到若干本征模态分量,通过卷积

网络中的多组卷积核自动学习各模态数据的不同特征,保证了特征提取的自适应性、全面性和多样性。文献[12]针对航空发动机主轴承微弱故障特征在高背景噪声环境和变转速工况下难识别的问题,提出基于变分模态分解与计算阶次分析的故障特征增强方法。Luan 等^[13]将来自多个振动传感器的数据整合为一维信号,随后使用完全集合经验模态分解自适应噪声方法结合峰度指数-相关系数滤波准则对信号进行重构。

为了更好地抑制信号中大量背景噪声并增强信号中的故障信息,学者在现有的分解方法的改进方面进行了大量的研究:Dai 等^[14]将孔雀优化算法、变分模态分解、格拉姆角差场和 swin transformer 网络相结合。通过孔雀优化算法对变分模态分解的关键参数进行优化,得到最优参数组合。随后利用改进后的变分模态分解对原始信号进行分解,对本征模态函数滤波,并利用加权复合峭度指数重构信号。针对滚动轴承弱故障信号故障特征提取困难的问题,Luan 等^[15]提出了一种基于麻雀搜索算法-变分模态分解和香农熵-指数熵决策的轴承故障诊断方法。沙云东等^[16]采用 WPD 处理滚动轴承振动信号,以偏度值、峭度值和排列熵多参数融合作为筛选指数对各节点分量进行筛选及重构。张席等^[17]针对中介轴承故障特征不易提取的问题,提出基于自适应噪声完全经验模态分解与灰狼算法(grey wolf optimization, GWO)优化的极限学习机相结合的故障诊断方法。

学者在对现有分解方法改进的同时,也研究出了新的信号分解方法:Miao 等^[18]为了避免 WPD 会导致过分解、经验模态分解存在模态混叠、变分模态分解在处理信号端点时也可能产生端点效应的问题,提出了一种全新的,以自适应有限脉

冲响应滤波器分解不同模式的信号分解方法, 特征模态分解(feature mode decomposition, FMD)。鄢小安等^[19]提出基于平方包络谱特征能量比的网格搜索方法确定 FMD 的模态个数和滤波器长度, 将信号划分为多个模态分量, 并选取具有最大平方包络谱特征能量比(FER-SES)的模态分量, 最后通过计算模态分量的平方包络谱来提取故障特征频率, 从而判别轴承故障类型。

综上所述, 现有故障特征提取方法大多使用 WPD、变分模态分解方法分解信号后, 根据某参数指标对模态分量筛选重构, 但这会导致部分有效信息随着被筛除的分量一起丢失。对此本文提出一种基于 GWO 优化 FMD 的滚动轴承故障诊断方法。首先使用峭度-相关系数筛选准则, 筛选出 FMD 分解后高噪声且多故障成分的模态分量重构为高噪信号, 低噪声且少故障成分的模态分量重构为低噪信号; 然后使用 WPD 分解高噪信号, 使用多参数融合指标对分量加权重构, 滤除噪声的同时保留了所有故障信息。然后将降噪的高噪信号与低噪信号融合, 输出重构信号; 同时为了解决 FMD 的关键参数与小波包变换的小波包基需要人为筛选的弊端, 使用 GWO 以重构信号的信息熵除以峭度为目标函数进行寻优; 最后对重构信号包络解调, 实现故障特征提取。本文方法将 FMD 与 WPD 方法相结合, 利用 WPD 对 FMD 筛选出的高噪信号进行降噪, 并与低噪信号融合重构, 在实现信号降噪的同时尽可能地保留了有效故障信息。

1 理论方法

1.1 基于 GWO 优化输入参数的 FMD 方法

GWO 具有结构简单、需要调节的参数少、容易实现等特点, 在对问题的求解精度和收敛速度方面都有良好的性能。本文采用 GWO 对 FMD 的模态分量数和滤波器尺寸进行寻优, 选取了重构信号的信息熵除以峭度为目标函数, 向目标函数最小值对应的参数不断搜索, 最终输出最优参数并代入 FMD 分解。

1.1.1 FMD

FMD 是通过设计自适应有限脉冲响应滤波器以分解信号, 以下是具体流程:

1) 输入原始故障信号并设置 FMD 的参数: 模态分量数 n 和滤波器尺寸 L 。初始化迭代次数 $i = i + 1$ 与滤波器组加窗 K , 一般为 $[5, 10]$ 。

2) 根据公式 $u_k^i = x * f_k^i$ 输出若干模态分量, 式中下标 $k=1, 2, 3, \dots, K$, $*$ 为卷积计算, u_k^i 是信号 x 的模态分量, f_k^i 是滤波器组。

3) 滤波系数根据原始信号 x 的模态分量 u_k^i 和预估信号周期 T_k^i 进行更新 (T_k^i 是 u_k^i 自相关谱过零点后到达局部最大值 R_k^i 对应的时刻), 令 $i = i + 1$ 。

4) 判断是否达到预迭代次数, 如果未达到, 返回步骤 3, 否则继续进行步骤 5。

5) 计算相邻模态分量间的相关系数, 建立 $K \times K$ 的相关矩阵 $C_{(K \times K)}$, 并且通过 T_k^i 计算两者相关峭度, 输出相关峭度更大的模态分量, 令 $K = K - 1$ 。

6) 判断模态数量是否达到 n , 如果达到, 停止分解并输出结果, 否则返回步骤 2, 继续运行。

1.1.2 GWO

GWO 是受自然界中狼群狩猎活动启发而提出的算法。狼群等级森严, 处于第 1 层级的狼是头狼, 记为 α 狼, 负责狼群捕食、栖息等群体活动的决策; 服从并协助 α 狼进行决策的 β 狼处于第 2 层级, 仅服从 α 狼并支配其他层级; 第 3 层级是 δ 狼, 服从于 α 狼、 β 狼的同时支配其他层级; 最底层是 ω 狼, 服从其他层级, 如图 1 所示。

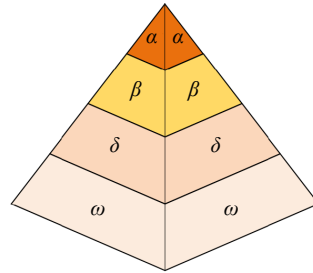


图 1 灰狼种群模型

Fig. 1 Population-level model of the gray wolf

GWO 构建了灰狼种群层级模型, 计算各个体的适应度。适应度最好的 3 个个体标记为 α 狼、 β 狼和 δ 狼, 其余个体均为 ω 狼。随着每代灰狼种群的更新, GWO 的寻优过程由每代种群中最好的 3 个解指导完成。

设灰狼种群共有 N 个个体, 位置是 $X = (x^1, x^2, \dots, x^D)$, 以下公式是狼群的寻找过程:

$$D = |c \cdot X_1(t_0) - X(t_0)| \quad (1)$$

$$X(t_0 + 1) = X_1(t_0) - a \cdot D \quad (2)$$

$$\begin{cases} \mathbf{a} = 2\sigma_c \cdot \mathbf{r}_1 - \sigma_c \cdot \mathbf{I} \\ \mathbf{c} = 2\mathbf{r}_2 \end{cases} \quad (3)$$

式中 $\mathbf{D}$ 是灰狼与猎物距离; t_0 是迭代次数; $\mathbf{X}_1$ 是猎物位置; $\mathbf{X}$ 是灰狼位置; $\mathbf{a}$ 、 $\mathbf{c}$ 是随机系数向量; σ_c 是收敛因子; $\mathbf{I}$ 是单位向量; $\mathbf{r}_1$ 、 $\mathbf{r}_2$ 的模是 $[0, 1]$ 内的随机数向量。

狼群中 α 狼、 β 狼和 δ 狼通过上式完成了对猎物位置的确定, 知道其他个体进行位置更新, 对猎物进行捕捉, 狩猎过程如下:

$$\begin{cases} \mathbf{D}_\alpha = |\mathbf{c}_1 \cdot \mathbf{X}_\alpha(t_0) - \mathbf{X}(t_0)| \\ \mathbf{D}_\beta = |\mathbf{c}_2 \cdot \mathbf{X}_\beta(t_0) - \mathbf{X}(t_0)| \\ \mathbf{D}_\delta = |\mathbf{c}_3 \cdot \mathbf{X}_\delta(t_0) - \mathbf{X}(t_0)| \end{cases} \quad (4)$$

$$\begin{cases} \mathbf{X}_1 = |\mathbf{c}_1 \cdot \mathbf{X}_\alpha - \mathbf{a}_1 \cdot \mathbf{D}_\alpha| \\ \mathbf{X}_2 = |\mathbf{c}_2 \cdot \mathbf{X}_\beta - \mathbf{a}_2 \cdot \mathbf{D}_\beta| \\ \mathbf{X}_3 = |\mathbf{c}_3 \cdot \mathbf{X}_\delta - \mathbf{a}_3 \cdot \mathbf{D}_\delta| \end{cases} \quad (5)$$

$$\mathbf{X}_\omega = \frac{\mathbf{X}_1 + \mathbf{X}_2 + \mathbf{X}_3}{3} \quad (6)$$

式中 $\mathbf{X}_\alpha$ 、 $\mathbf{X}_\beta$ 、 $\mathbf{X}_\delta$ 是 α 狼、 β 狼和 δ 狼的位置; $\mathbf{X}(t_0)$ 是狼群当前位置; $\mathbf{X}_1$ 、 $\mathbf{X}_2$ 、 $\mathbf{X}_3$ 是 ω 狼分别与 α 狼、 β 狼和 δ 狼的距离; $\mathbf{X}_\omega$ 是 ω 狼的最终位置。

为了确保算法有效性和结果可信度的关键, 为关键参数中的模态数和滤波器尺寸设置合理的搜索范围。本文将模态数目的下限设为预估的最小模态数, 而上限为了避免过分解, 选取一个经验值, 寻优范围为 $[2, 10]$; 而为了确保滤波器有足够的长度来完整捕捉至少一个完整的故障冲击周期, 从而在分解得到的模态中清晰地保留故障特征, 寻优范围为 $[0, f_s/f_m]$, f_s 是信号采样频率, f_m 是故障频率。

1.1.3 峭度-相关系数(K-C)筛选准则

根据皮尔逊相关系数与峭度计算原始振动信号的阈值 T_h 计算公式如下:

$$T_h = 1 + \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^n (|C_{\text{IMF}}| - \overline{C_{\text{IMF}}})^2}{n}} \quad (7)$$

式中 $|C_{\text{IMF}}|$ 是模态分量的相关系数绝对值^[17]; $\overline{C_{\text{IMF}}}$ 是平均值; n 是模态分量。

根据皮尔逊相关系数与归一化峭度计算各模态分量的对比参数 B 计算公式如下:

$$B = \frac{K_{u,i}}{K_{u,o}} + |C_{\text{IMF}}| \quad (8)$$

式中 $K_{u,i}$ 是模态分量的峭度^[20]; $K_{u,o}$ 是原始信号峭度。

将对参数 B 与阈值 T_h 进行对比, 筛选出 $B \geq T_h$ 的模态分量, 重构后将其分类为高噪信号, 而 $B \leq T_h$ 的模态分量重构后分类为低噪信号。

1.2 多参数融合指标加权重构的 WPD 方法

1.2.1 WPD

WPD 是一种能够对各类非平稳随机信号进行有效处理的现代时频分析和处理方法, WPD 可将信号分解为多个二维参量(时间、位置)和频率, 实现信号在不同频带、不同时刻的特征分解。对于小波包基的选择, 本文选取重构信号的信息熵除以峭度为目标函数, 使用 GWO 确定最优小波包基。

1.2.2 多参数融合指标

为了避免 WPD 分解后信号重构时单一参数指标的不稳定性, 本文采用了峭度、偏度和信息熵的多参数融合指标对信号分量进行加权重构。

偏度是用于评估振动信号内周期性冲击成分的无量纲参数。轴承正常运转时偏度为 ± 1.6 。偏度越大, 故障信息越多。以下是偏度的计算公式:

$$S = \frac{\sum_{i=1}^{N_s} (x_i - \bar{x})}{N_s \sigma^3} \quad (9)$$

式中 S 是偏度, x_i 是信号样本, σ 是标准差, N_s 是样本数量, $\bar{x}$ 是样本均值。

信息熵是用于评估振动信号中噪声成分含量的无量纲参数。信息熵越小, 故障信息受到的干扰越小。以下是信息熵的计算公式:

$$H(x) = - \sum_{i=1}^N p(x_i) \lg(p(x_i)) \quad (10)$$

式中 $H(x)$ 是信息熵; $p(x_i)$ 是信号 x 中第 i 个离散点的事件发生概率。

为了统一尺度对 3 个参数进行归一化处理:

$$\theta_i = \frac{|l_i|}{|l_0|} \quad (11)$$

式中 θ_i 是处理后的无量纲参数; l_i 是模态分量的特征参数值; l_0 是最大的特征参数值。

将各归一化参数融合处理后输出各分量重构时的权值 w_i :

$$\begin{cases} \lambda_i = k_i + s_i - h_i \\ w_i = \frac{\lambda_i}{\sum(\lambda_i)} \end{cases} \quad (12)$$

式中 k_i 、 s_i 和 h_i 分别是峭度、偏度和信息熵的归一化参数。

1.3 本文建立的故障诊断方法流程

为了能够减少振动信号内背景噪声的干扰并准确高效地提取出轴承的故障特征信息, 本文提出了基于 GWO 优化 FMD 的滚动轴承故障诊断方法, 方法的流程图如图 2 所示。以下是方法的具体流程。

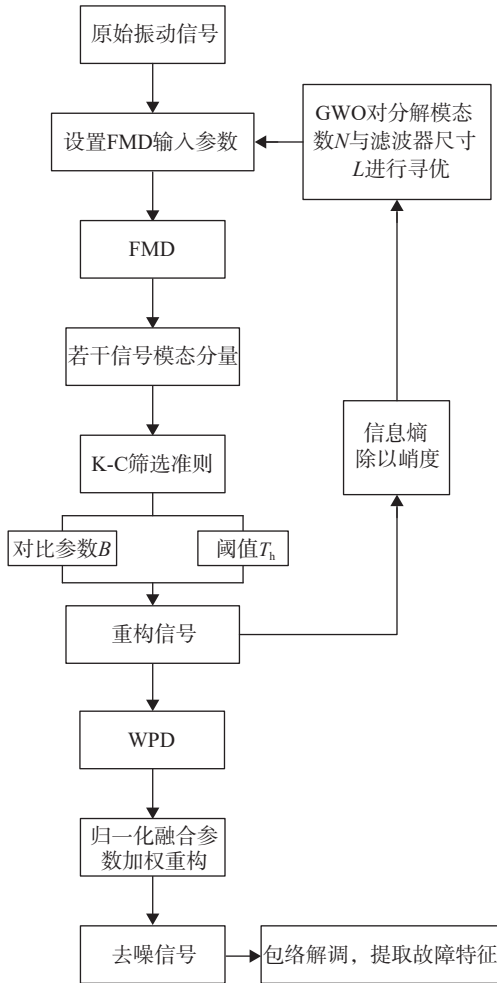


图2 方法流程图

Fig. 2 Method flowchart

- 1) 输入传感器采集的振动信号;
- 2) 信号进行 FMD, 获得若干模态分量;
- 3) 计算峭度与相关系数, 通过峭度-相关系数筛选准则将信号分类为高噪和低噪信号;
- 4) 为了降低高噪信号的噪声干扰, 使用 WPD 处理高噪信号, 并利用多参数融合指标加权重构;
- 5) 将处理后的高噪信号与低噪信号重构, 输出重构信号, 成功降噪的同时尽可能地保留了有效故障信息;
- 6) 为了实现 FMD 参数与小波包基的自适应,

选取重构信号的信息熵除以峭度为目标函数, 使用 GWO 对其寻优并代入步骤 2、步骤 4;

7) 对信号包络解调, 提取故障特征。

2 方法有效性验证

2.1 理论故障特征频率

一般来说, 轴承恶劣的工作环境会导致其在运转过程中发生局部损伤, 常发生于外圈, 内圈和滚动体等部位。损伤会引起周期性的脉冲信号, 可以通过周期性的故障特征频率判断轴承是否发生故障及其类型。轴承外圈、内圈、滚动体故障特征频率 f_o 、 f_i 、 f_r 理论计算公式如下:

$$f_o = \frac{1}{2}Z \left(1 - \frac{d_r}{D_m} \cos \alpha_o \right) F \quad (13)$$

$$f_i = \frac{1}{2}Z \left(1 + \frac{d_r}{D_m} \cos \alpha_o \right) F \quad (14)$$

$$f_r = \frac{1}{2} \left[1 - \left(\frac{d_r}{D_m} \right)^2 \cos^2 \alpha_o \right] \frac{D_m}{d_r} F \quad (15)$$

式中 F 是轴承转频(Hz); d_r 是滚动体直径(mm); D_m 是轴承节径(mm); α_o 是滚动体接触角($^\circ$); Z 为滚动体数量。滚动体轴向受力模型如图 3 所示。

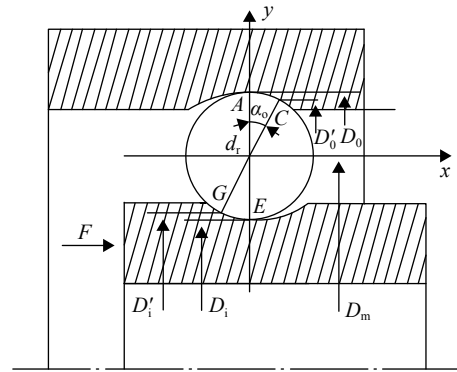


图3 滚动体轴向受力模型

Fig. 3 Axial force model of the rolling body

2.2 仿真实验

为了验证方法的有效性, 建立滚动轴承外圈故障对应的仿真信号。以下是仿真信号的数学模型:

$$y(t) = x(t) + n(t) \quad (16)$$

$$x(t) = \sum_i e^{-2\pi g t f_n} \cdot A_0 \sin(2\pi f_n \sqrt{1-g^2} \cdot t) \quad (17)$$

式中 $x(t)$ 是外圈故障信号; $n(t)$ 是 10 dB 的高斯白噪声。设置采样频率 $f_s = 20$ kHz, 位移常数

$A_0 = 0.6$, 阻尼系数 $g = 0.04$, 固有频率 $f_n = 4\text{ kHz}$, 重复周期 $T=0.01$ 。

图 4 是故障仿真信号的时域图, 图 5 和图 6 是加噪后的信号时域图和包络谱图, 可以看出加入了高斯白噪声的故障信号难以提取故障信息。而经过本文方法处理的重构信号时域图和包络谱图如图 7 和图 8 所示, 图中 a 是加速度, t 为时间,

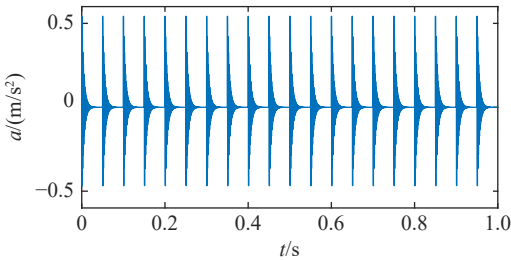


图 4 仿真信号时域图
Fig. 4 Simulated signal time domain diagram

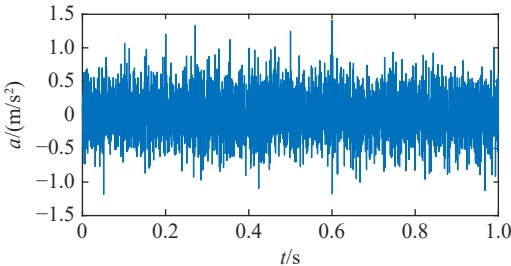


图 5 加噪信号时域图
Fig. 5 Added noise signal time domain diagram

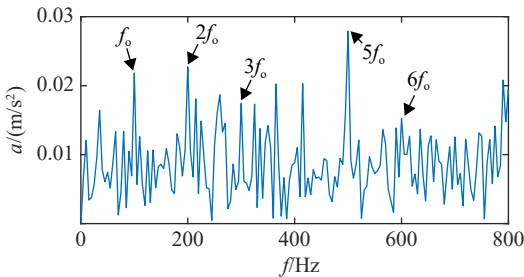


图 6 加噪信号包络谱图
Fig. 6 Added noise signal envelope spectrum

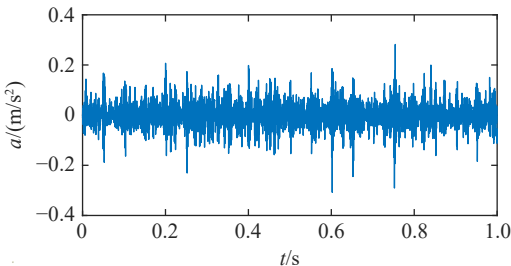


图 7 重构信号时域图
Fig. 7 Reconstructed signal signal time domain

f 为频率。
由图 8 可知, 使用本文方法对加噪信号处理后, 信号的故障特征得到了充分的加强, 大部分背景噪声被过滤, 包络谱中 1~6 倍外圈故障特征频率幅值明显。计算信号处理前后的信噪比, 由表 1 可知, 重构信号的信噪比相对于加噪信号提高了 10.76, 去噪效果良好, 进一步证明了方法的有效性。

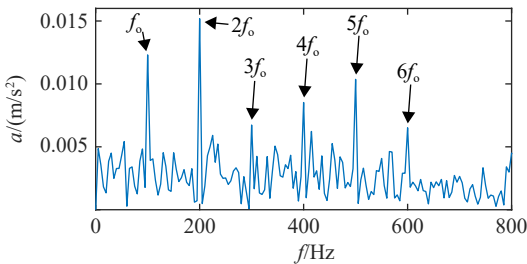


图 8 重构仿真信号包络谱图
Fig. 8 Reconstructed simulated signal envelope spectrum

表 1 信号信噪比的对比	
Table 1 Signal to noise ratio contrast	
信号	信噪比
加噪信号	-10.57
重构信号	0.19

2.3 西储大学滚动轴承故障实验

2.3.1 西储大学滚动轴承故障实验介绍

使用美国凯斯西储大学的实验数据对本文方法的有效性进行进一步验证^[21]。实验台如图 9 所示, 由风扇端轴承、电动机、驱动端轴承、扭矩传感器和测功器等装置组成。选用 6205-2RJEM SKF 型深沟球轴承作为实验对象。实验前利用电火花加工技术在轴承内外圈制造了单点损伤故障, 损伤尺寸直径为 0.18 mm, 深度为 0.28 mm^[22]。

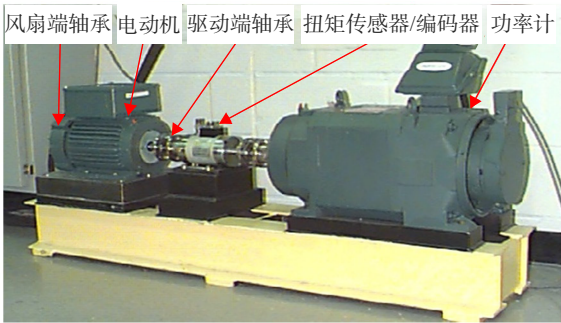


图 9 实验台
Fig. 9 Test bench

2.3.2 轴承内圈故障

本文研究选取采样频率为 12 kHz、转速为 1 797 r/min、无负载的轴承内圈故障信号数据, 图 10 和图 11 分别是内圈故障信号的时域图与包络谱图。包络谱图中故障特征较为清晰, 但其内圈故障特征频率倍频幅值较低。

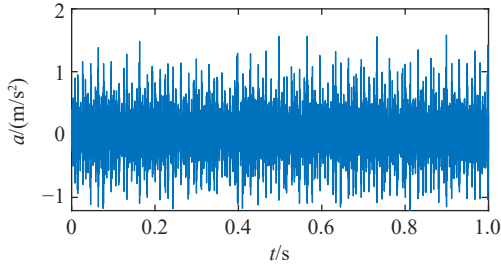


图 10 内圈故障信号时域图

Fig. 10 Inner ring fault signal time domain diagram

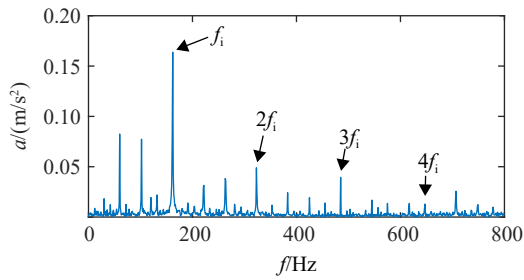


图 11 内圈故障信号包络谱

Fig. 11 Envelope spectrum of inner ring fault signal

使用 GWO-FMD-WPD 方法对原始信号进行处理, 最优参数为 $N = 10$ 、 $L = 34$, 最适小波包基为 db9, 图 12 是 GWO 收敛曲线图。

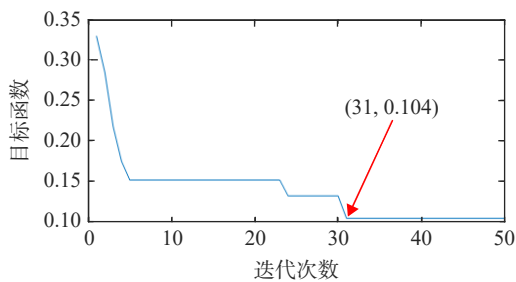


图 12 收敛曲线

Fig. 12 Convergence diagram

信号处理结果如图 13 所示, 故障特征得到了增强, 在 200~800 Hz 范围内, 重构信号的故障特征频率倍频明显 $f_i = 162$ Hz、 $2f_i = 324$ Hz、 $3f_i = 486$ Hz、 $4f_i = 648$ Hz, 调制频率丰富。通过计算, 处理后的信号峭度值比原始信号的峭度值高 9.02。这证明了本文方法能有效提高滚动轴承信号的故

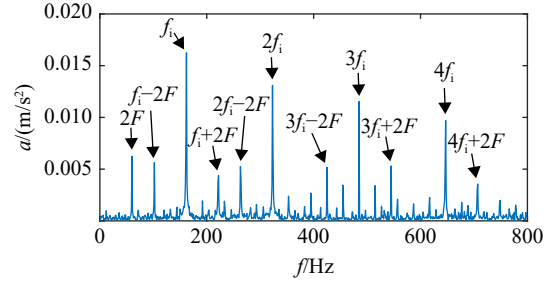


图 13 滚动轴承重构信号包络谱

Fig. 13 Reconstructed signal envelope spectrum of rolling bearing

障特征, 降低故障诊断的难度。

3 涡扇发动机主轴承故障实验

3.1 涡扇发动机主轴承故障实验介绍

为了验证本文方法对于航空发动机主轴承故障信号的有效性, 在航空发动机轴承部件实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实验。

图 14 是航空发动机主轴承剥落故障实验台, 实验台结构由电动机、联轴器、外机匣、测试传感器等部件组成。由于故障轴承位于发动机内部, 在轴承支承处安装传感器困难, 故将振动加速度传感器布置于故障轴承外端盖正上方。信号采集系统示意图如图 15 所示。

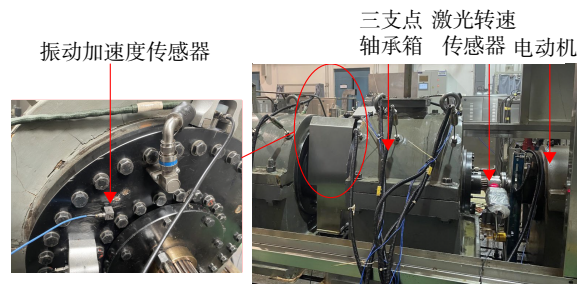


图 14 轴承故障实验台

Fig. 14 Bearing fault test bench

实验使用的涡扇发动机三支点主轴承, 其结构特点是外圈整体结构, 内圈分半式结构。轴承磨损损伤故障示意图如图 16 所示, 表 2 是轴承的具体参数信息。

3.2 主轴承外圈故障

选取了采样频率为 51.2 kHz、转速为 14 380 r/min 的主轴承外圈故障信号数据, 对其进行分析。图 17 和图 18 是主轴承外圈故障信号的时域图和包络谱图。包络谱中高频区域的外圈故障特征频率倍频明显, 但在低频区域难以提取故障特征,

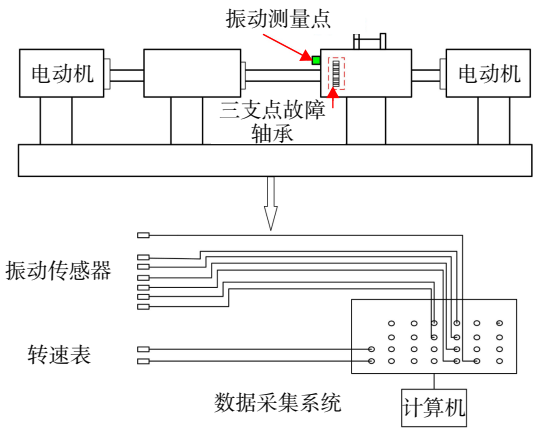


图 15 信号采集系统
Fig. 15 Signal acquisition system diagram

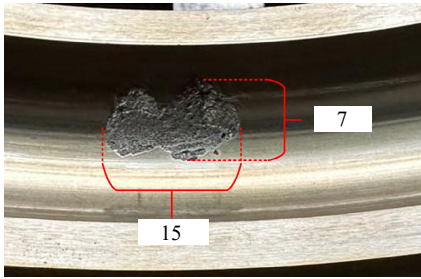


图 16 主轴承外圈故障(单位: mm)
Fig. 16 Main bearing outer ring damage (unit: mm)

表 2 主轴承几何参数 Table 2 Main bearing parameters	
参数	数值
轴承节径 D_m /mm	167.537 5
滚动体直径 d_r /mm	22.225
滚动体数量 Z	20
滚动体接触角 $\alpha_o/(^\circ)$	32~48

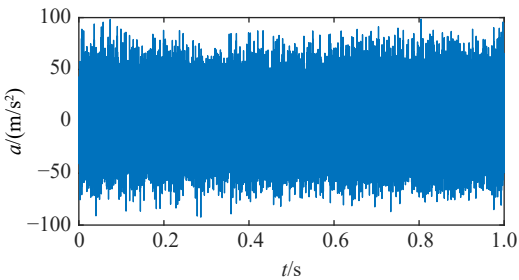


图 17 主轴承外圈故障时域图
Fig. 17 Time domain of main bearing outer ring fault

幅值过高的调制频率干扰了故障特征频率。

使用本文方法对原始信号进行处理, 最优参数为 $N=3$ 、 $L=17$, 最适小波包基为 db9, 图 19 是 GWO 收敛曲线图。

经过 FMD 筛选分类与 WPD 降噪, 重构信号

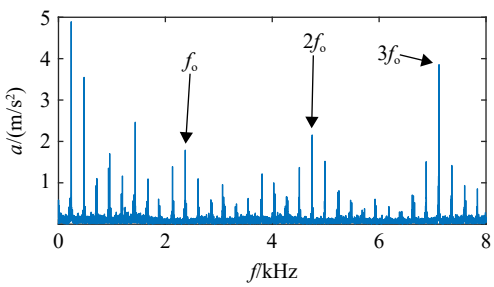


图 18 主轴承外圈故障信号包络谱
Fig. 18 Envelope spectrum of main bearing outer ring fault signal

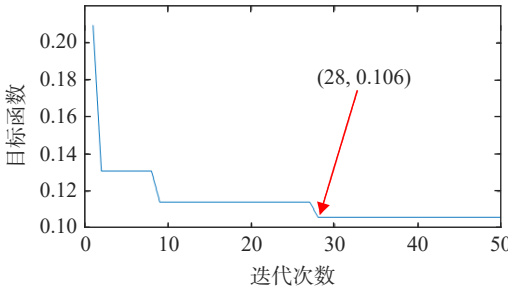


图 19 GWO 收敛图
Fig. 19 GWO convergence diagram

包络谱图如图 20 所示。包络谱中可以提取出幅值明显的故障特征频率及其倍频 $f_o=2\,373\text{ Hz}$ 、 $2f_o=4\,746\text{ Hz}$ 、 $3f_o=7\,119\text{ Hz}$ 和部分以转频及其倍频为边带、故障特征频率及其倍频为中心的调制频率。经过信号处理前后对比, 本文方法降低了背景噪声的干扰, 增强了故障特征, 使得故障特征频率的幅值高于调制频率, 且 1~3 倍故障特征频率呈现出线性下降的趋势, 更易判断主轴承发生了外圈故障, 提高了故障诊断的效率。

为了证明小波包基与 FMD 输入参数对本文方法的重要性, 选取随机参数代入到本文方法中处理主轴承故障信号, 包络谱图如图 21 所示。此时 FMD 参数为 $N=10$ 、 $L=56$, 小波包基是 db5。消融实验包络谱中故障特征频率幅值明显, 但与图 20 相比, 其高频区域难以提取故障特征, 故障

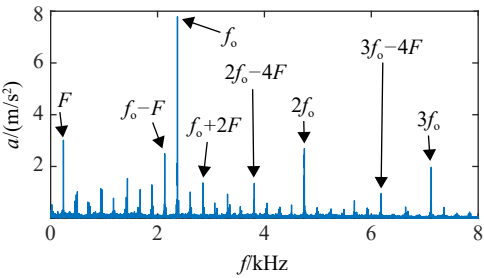


图 20 主轴承重构信号包络谱
Fig. 20 Reconstructed signal envelope spectrum of main bearing

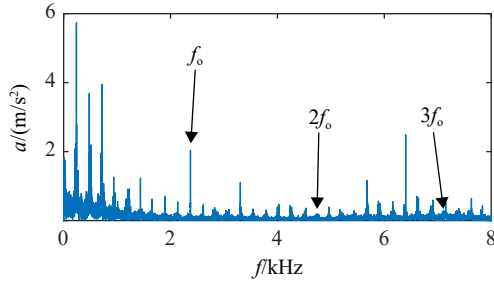


图 21 随机参数包络谱

Fig. 21 Envelope spectrum of stray parameter

诊断难度更大,证明了 GWO 对小波包基与 FMD 参数寻优的必要性。

当本文方法直接输出降噪后的高噪信号,不与低噪信号融合时,其包络谱如图 22 所示。虽然有明显的故障特征频率,但其倍频幅值过低难以提取,因此降噪信号需要与低噪信号融合以增强高频范围的故障特征。

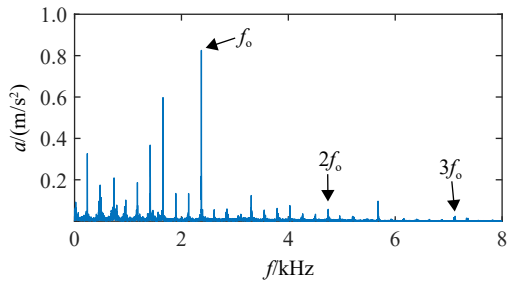


图 22 降噪信号包络谱

Fig. 22 Envelope spectrum of noise reduction signal

为了说明 GWO 的有效性,使用其他优化算法应该进行收敛性和精度对比,对比结果如图 23 所示。结果显示麻雀算法的精度相对于 GWO 较差,无法在一定迭代次数中达到相同的目标函数值。

为了证明本文方法的优越性,使用现有的 WPD 方法^[7]对主轴承故障信号进行降噪处理,处理结果如图 24 所示。信号的故障特征明显,包络

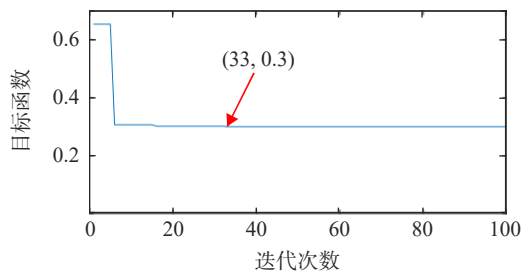


图 23 麻雀算法收敛图

Fig. 23 Sparrow search algorithm convergence diagram

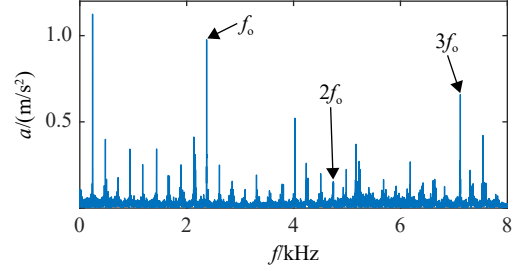


图 24 现有方法处理结果

Fig. 24 Processing results of existing methods

谱可以清晰地提取出 1 倍和 3 倍的外圈故障特征频率,但与图 20 相比,其 2 倍频受幅值较高的调制频率影响难以提取。相比之下,本文方法的降噪与故障增强效果更加优秀。

为了具体地表现出航空发动机主轴承信号降噪处理后的变化,选取峭度为量化指标,计算并统计原始信号和降噪信号的峭度进行对比,如表 3 所示。最优参数对应的重构信号具有最大峭度值,证明了本文方法的优越性。

表 3 信号峭度值
Table 3 Kurtosis value

信号	峭度值
原始信号	3.04
高噪信号	2.32
重构信号	4.26
重构信号(随机参数)	3.43
重构信号(WPD)	3.54

4 滚动轴承故障模拟实验

4.1 滚动轴承故障模拟实验介绍

为了进一步验证方法针对滚动轴承的有效性,搭建了滚动轴承故障模拟实验台。实验台系统如图 25 所示,由平台底座、三相变频电动机、动态扭矩传感器系统、滚动轴承转子系统、转矩加载系统、联轴器、实验台控制系统等装置组成。

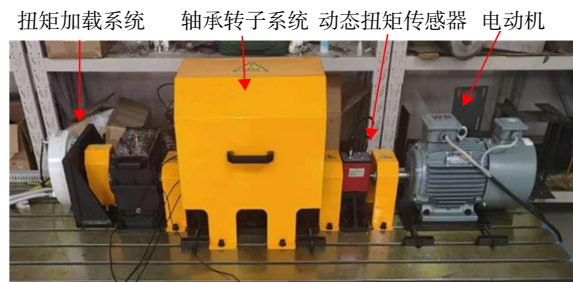


图 25 滚动轴承故障模拟实验台

Fig. 25 Rolling bearing fault simulation test bench

实验使用振动加速度传感器对信号采样, 采样频率为 12.8 kHz, 每次采样时间为 10 s。实验选取的滚动轴承是 6205CM-NSK 型号深沟球轴承。实验前在轴承内外圈上制造了 1 级磨损(直径为 0.2 mm), 轴承具体几何参数如表 4 所示。

表 4 深沟球轴承几何参数

Table 4 Deep groove parameters

参数	数值
轴承节径 D_m/mm	39.04
滚动体直径 d_r/mm	7.94
滚动体数量 Z	9
滚动体接触角 $\alpha_o/(\circ)$	0

4.2 深沟球轴承外圈故障

选取转速为 840 r/min, 无负载的深沟球轴承外圈故障数据, 其时域图与包络谱图如图 26 和图 27 所示。受强背景噪声的干扰, 信号的故障特征难以提取, 无法进行故障诊断。

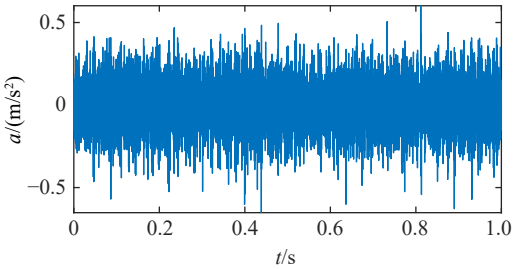


图 26 滚动轴承故障信号时域图

Fig. 26 Time domain diagram of rolling bearing fault

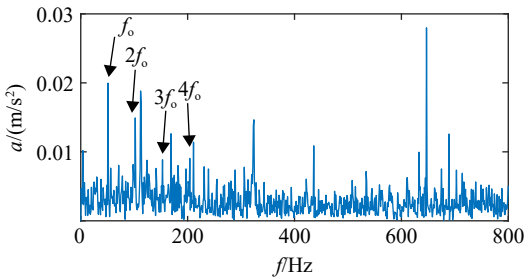


图 27 滚动轴承故障包络谱

Fig. 27 Envelope spectrum of rolling bearing fault

使用本文方法对原始信号进行降噪处理, FMD 的最优参数为 $N = 7$ 、 $L = 19$, WPD 的最适小波包基为 db2, 收敛曲线图如图 28 所示。由于信号的特殊性, FMD 的模态分量全符合高噪信号的分类, 对其 WPD 降噪处理后直接输出降噪信号, 其包络谱图如图 29 所示。

由图 29 可知, 降噪信号的故障特征非常明

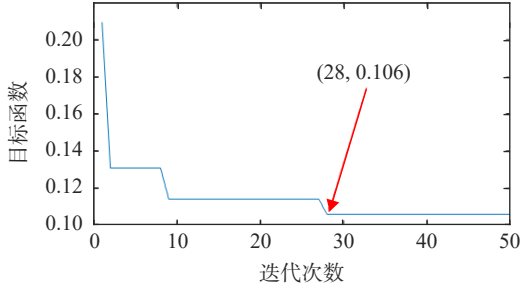


图 28 外圈故障收敛曲线

Fig. 28 Convergence diagram of outer ring

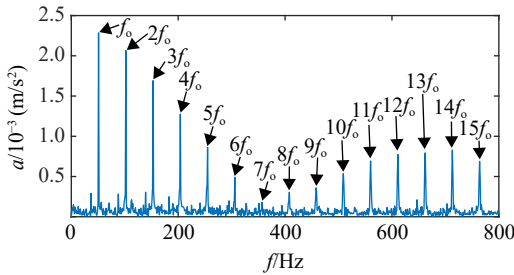


图 29 外圈降噪信号包络谱

Fig. 29 Denoised signal envelope spectrum of outer ring

显, 低噪范围与高噪范围的故障特征频率及其倍频都能准确提取, 例如 $f_0 = 51 \text{ Hz}$ 、 $2f_0 = 102 \text{ Hz}$ 、 $7f_0 = 357 \text{ Hz}$ 、 $14f_0 = 714 \text{ Hz}$ 等。通过计算, 与原始信号的峭度值为 3.14 相比, 降噪后的高噪信号提升了 13.8。信号的处理结果证明了本文方法去噪效果良好, 可有效增强故障信号的故障特征, 有利于轴承故障诊断。

以重构信号的信息熵为目标函数重新寻优, 寻优结果为 $N = 6$ 、 $L = 14$ 和 db6。代入到本文方法中处理外圈故障信号, 包络谱图如图 30 所示, 图中低频范围内的故障特征明显, 但 300~800 Hz 范围内故障特征频率倍频的幅值过低。计算可知, 信号的峭度值为 12.53。结果表明, 单一参数作为算法的目标函数会导致有效故障信息丢失, 增大故障诊断的难度。

为了突出本文方法的优越性, 使用现有的

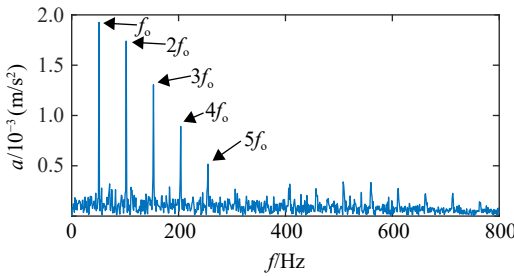


图 30 消融实验包络谱

Fig. 30 Envelope spectrum of ablation test

轴承故障特征提取方法处理信号^[7], 处理结果如图 31 所示, 输出信号峭度值为 6.94。现有方法有效提高了 1~4 倍外圈故障特征频率的幅值, 但与图 29 相比, 背景噪声含量高且高频范围的故障特征难以提取。通过对比, 证明了本文方法的有效性和优越性。

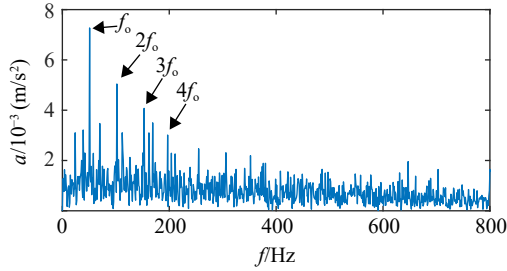


图 31 现有方法包络谱图

Fig. 31 Envelope spectrum of existing method

4.3 深沟球轴承内圈故障

选取转速为 840 r/min, 无负载的深沟球轴承内圈故障数据, 其时域图与包络谱图如图 32 和图 33 所示。包络谱图中的故障特征较为明显, 可以提取出 1~3 倍内圈故障特征频率 $f_i = 76$ Hz、 $2f_i = 152$ Hz 和 $3f_i = 228$ Hz。

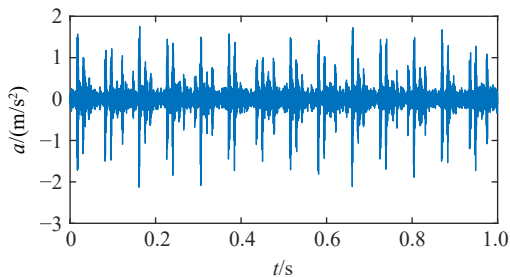


图 32 内圈故障时域图

Fig. 32 Time domain diagram of inner ring fault

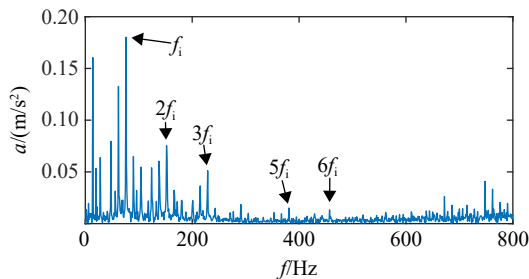


图 33 内圈故障包络谱

Fig. 33 Inner ring fault envelope spectrum

在原始信号中分别加入信噪比为 2、1 dB 和 -5 dB 的高斯白噪声, 进行方法抗噪声性能分析实验。加噪信号包络谱如图 34、图 35 和图 36

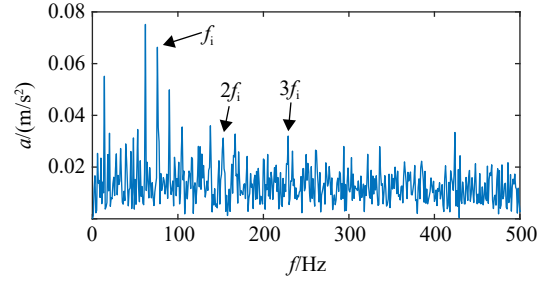


图 34 2 dB 加噪信号包络谱

Fig. 34 Envelope spectrum diagram of 2 dB added noise signal

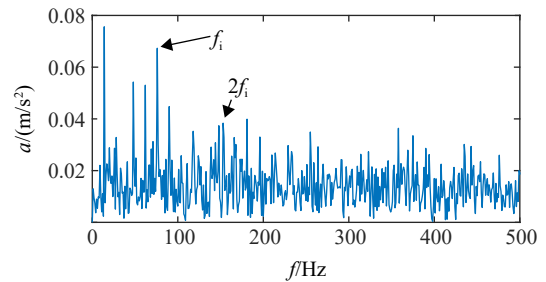


图 35 1 dB 加噪信号包络谱

Fig. 35 Envelope spectrum diagram of 1 dB added noise signal

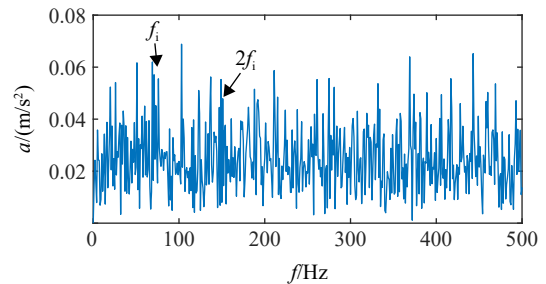


图 36 -5 dB 加噪信号包络谱

Fig. 36 Envelope spectrum diagram of -5 dB added noise signal

所示。

使用本文方法分别对原始信号和加噪信号进行处理, 重构信号包络谱图如图 37、图 38、图 39 和图 40 所示。由包络谱图可知, 本文方法有效降低了信号的背景噪声及高斯白噪声的干扰, 使得

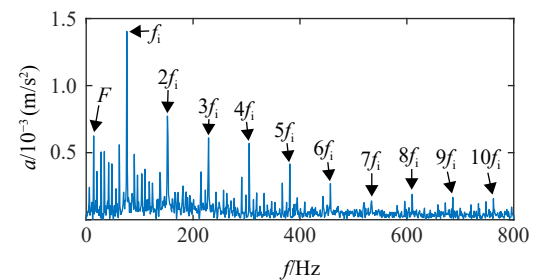


图 37 深沟球轴承重构信号包络谱

Fig. 37 Reconstructed signal envelope spectrum of deep groove bearing

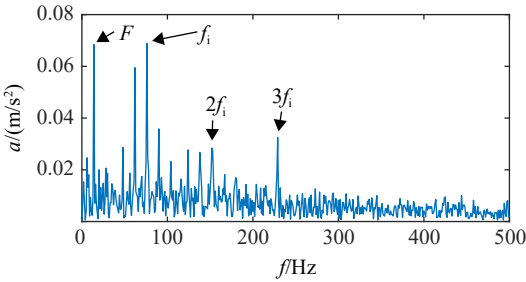


图 38 重构信号包络谱(2 dB)

Fig. 38 Reconstructed signal envelope spectrum (2 dB)

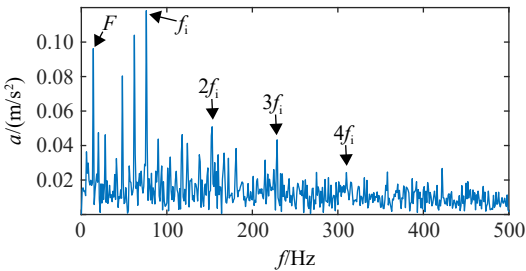


图 39 重构信号包络谱(1 dB)

Fig. 39 Reconstructed signal envelope spectrum (1 dB)

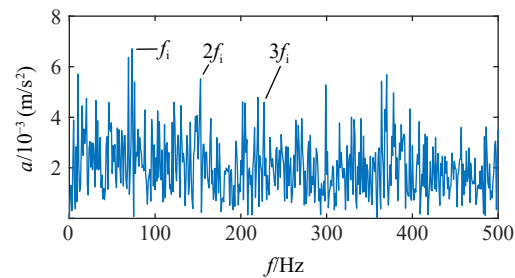


图 40 重构信号包络谱(-5 dB)

Fig. 40 Reconstructed signal envelope spectrum (-5 dB)

包络谱中的故障特征频率及其倍频更加明显,提高了故障诊断的效率,证明了本文方法在高噪声工况下仍有一定降噪性能,信号处理前后的峭度值变化如表 5 所示。

表 5 峭度值变化	
Table 5 Change of kurtosis value	
信号	峭度值变化
原始信号	13.71
加噪信号 (2 dB)	2.99
加噪信号 (1 dB)	1.58
加噪信号 (-5 dB)	0.92

为了进一步验证本文方法的有效性,添加消融实验,对 WPD 后的分量处理方法进行修改,由多参数融合指标加权重构改为最大峭度筛选重构,只取前 4 个峭度最大的分量重构高噪信号,最终

输出信号的包络谱如图 41 所示。输出信号中的噪声干扰未得到充分的过滤,而且故障特征也没有加强,这代表 WPD 最大峭度筛选准则则丢失了大量有效故障信息,证明了 WPD 多参数融合指标加权重构的优越性。

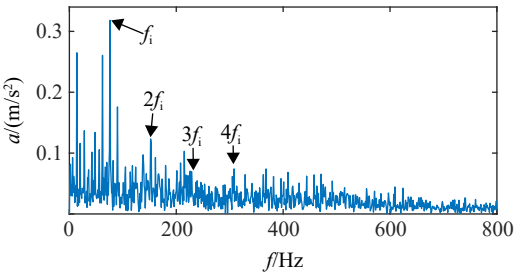


图 41 消融实验结果

Fig. 41 Results of ablation tests

使用现有的 WPD-KVI-Hilbert 方法^[7]处理原始内圈故障信号与本文方法进行对比,信号处理结果如图 42 所示。WPD 方法有效提高了 1~6 倍故障特征频率在包络谱中的幅值,但与成功提取出 1~10 倍故障特征频率的图 37 相比,图 42 在高频区域的噪声干扰较多,现有降噪效果略差。通过图 37 和图 42 的对比,证明了本文方法相对于现有方法的优越性与有效性。

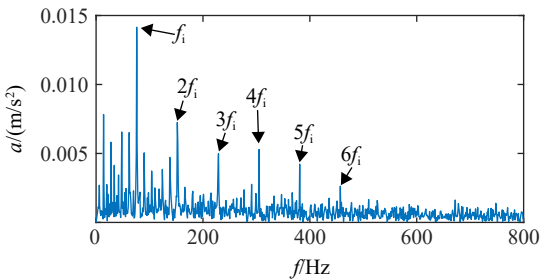


图 42 WPD 方法的包络谱

Fig. 42 Envelope spectrum of the WPD method

根据上文中 4 种轴承故障信号的处理结果,可以判断本文方法具有高精度与强鲁棒性,可以应用于关键设备的精密诊断与寿命预测,在发现早期异常后,采用所提方法进行深度分析,以精确判断故障类型、严重程度和发展趋势。而 GWO-FMD-WPD 方法的计算效率较低,计算量呈“嵌套爆炸”式增长,主要原因在于 GWO 寻优过程中 FMD 的反复使用。

5 结 论

本文对基于 GWO 优化 FMD 的滚动轴承故障诊断方法进行了研究,得出以下结论:

1) 通过使用 GWO 在一定范围内对 FMD 参数和 WPD 小波包基进行寻优, GWO 具有较强的全局搜索能力、局部搜索能力、寻优速度快, 解决了 FMD 参数和 WPD 小波包基需要人为筛选的问题, 最大程度上发挥了 FMD 和 WPD 的分解效果。

2) 使用峭度-相关系数阈值筛选准则对 FMD 的模态分量进行分类重构, 可输出同时含有高噪声和大部分故障信息的高噪信号, 保留了含有较低噪声和小部分故障信息的低噪信号, 最大程度地过滤噪声并防止故障相关信息丢失。

3) 使用 WPD 多参数融合指标加权重构方法处理高噪信号, 可以减少高噪信号内的噪声干扰, 保留并加强信号的故障相关信息。

4) 为了验证方法的有效性, 将方法应用于仿真故障信号和实际轴承故障信号, 处理结果表明本文方法可以有效降低轴承信号的噪声干扰并加强故障特征。同时本文方法也可以应用于航空发动机主轴轴承的故障诊断, 具有实际应用价值。

参考文献:

- [1] 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): 200921.
LUAN Xiaochi, NA Wanxiao, SHA Yundong, et al. Bearing fault diagnosis method based on eigenvalue threshold decision[J]. *Journal of Propulsion Technology*, 2022, 43(4): 200921. (in Chinese)
- [2] XU Fan, XIE Weida. A method combining refined composite multiscale fuzzy entropy with PSO-SVM for roller bearing fault diagnosis[J]. *Journal of Central South University*, 2019, 26(9): 2404-2417.
- [3] 陈鹏. 基于振动信号的滚动轴承故障诊断方法综述[J]. *轴承*, 2022(6): 1-6.
CHEN Peng. Review on fault diagnosis methods for rolling bearings based on vibration signals[J]. *Bearing*, 2022(6): 1-6. (in Chinese)
- [4] 党建. 大型旋转机械振动信号分析与早期故障辨识方法研究[D]. 西安: 西安理工大学, 2018.
DANG Jian. Research on methods of vibration signal processing and incipient fault identification for large rotating machine[D]. Xi'an: Xi'an University of Technology, 2018. (in Chinese)
- [5] 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 Hongde, CHEN Qiangqiang, DAI Shaowu, et al. Rolling bearing fault diagnosis based on smoothness priors approach and permutation entropy[J]. *Journal of Propulsion Technology*, 2020, 41(8): 1841-1849. (in Chinese)
- [6] 赵俊豪, 栾孝驰, 沙云东. 加权特征参数信息重构方法及其在主轴轴承故障诊断中的应用[J]. *推进技术*, 2025, 46(1): 2402027.
ZHAO Junhao, LUAN Xiaochi, SHA Yundong. Weighted feature parameter information reconstruction method and its application in main bearing fault diagnosis[J]. *Journal of Propulsion Technology*, 2025, 46(1): 2402027. (in Chinese)
- [7] 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): 210408.
LUAN Xiaochi, SHA Yundong, LIU Gongmin, 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): 210408. (in Chinese)
- [8] 刘新航, 栾孝驰, 赵俊豪, 等. 基于综合动态筛选的航空发动机滚动轴承故障特征提取方法[J]. *航空动力学报*, 2025, 40(7): 20240210.
LIU Xinhang, LUAN Xiaochi, ZHAO Junhao, et al. Aircraft engine rolling bearings based on comprehensive dynamic screening Fault feature extraction method[J]. *Journal of Aerospace Power*, 2025, 40(7): 20240210. (in Chinese)
- [9] 向丹, 岑健. 基于 EMD 熵特征融合的滚动轴承故障诊断方法[J]. *航空动力学报*, 2015, 30(5): 1149-1155.
XIANG Dan, CEN Jian. Method of roller bearing fault diagnosis based on feature fusion of EMD entropy[J]. *Journal of Aerospace Power*, 2015, 30(5): 1149-1155. (in Chinese)
- [10] 隋文涛, 张丹, WANG W. 基于 EMD 和 MKD 的滚动轴承故障诊断方法[J]. *振动与冲击*, 2015, 34(9): 55-59, 64.
SUI Wentao, ZHANG Dan, WANG W. Fault diagnosis of rolling element bearings based on EMD and MKD[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2015, 34(9): 55-59, 64. (in Chinese)
- [11] 丁承君, 冯玉伯, 王曼娜. 基于变分模态分解与深度卷积神经网络的滚动轴承故障诊断[J]. *振动与冲击*, 2021, 40(2): 287-296.
DING Chengjun, FENG Yubo, WANG Manna. Rolling bearing fault diagnosis using variational mode decomposition and deep convolutional neural network[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2021, 40(2): 287-296. (in Chinese)
- [12] 栾孝驰, 张振鹏, 沙云东, 等. 基于优化变分模态分解与计算阶次分析的主轴承故障特征增强方法[J]. *推进技术*, 2024, 45(11): 2312085.
LUAN Xiaochi, ZHANG Zhenpeng, SHA Yundong, et al. Main bearing fault feature enhancement method based on optimal variational mode decomposition and computational order analysis[J]. *Journal of Propulsion Technology*, 2024, 45(11): 2312085. (in Chinese)
- [13] LUAN Xiaochi, ZHAO Junhao, SHA Yundong, et al. Multi-channel vibration information weighted fusion for fault feature extraction of rotating machinery main bearings[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2025, 228: 112476.
- [14] DAI Xin, YI Kang, WANG Fuling, et al. Bearing fault diagnosis based on POA-VMD with GADF-Swin Transformer transfer learning network[J]. *Measurement*, 2024, 238: 115328.
- [15] LUAN Xiaochi, ZHONG Chenghao, ZHAO Fengtong, et al. Bearing fault damage degree identification method based on SSA-VMD and Shannon entropy-exponential entropy decision[J]. *Structural Health Monitoring*, 2024, 23(5): 3105-3133.
- [16] 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): 2205050.
SHA Yundong, ZHAO Yu, LUAN Xiaochi, et al. Feature extraction and characterization of rolling bearing vibration signal based on multi parameter information fusion and screening[J]. *Journal of Propulsion Technology*, 2023, 44(7): 2205050. (in Chinese)
- [17] 栾孝驰, 张席, 沙云东, 等. 基于灰狼算法优化极限学习机的中介轴承故障诊断方法[J]. *推进技术*, 2024, 45(4): 2205105.

- LUAN Xiaochi, ZHANG Xi, SHA Yundong, et al. Method on inter-Shaft bearing fault diagnosis based on extreme learning machine optimized by gray wolf optimization[J]. *Journal of Propulsion Technology*, 2024, 45(4): 2205105. (in Chinese)
- [18] MIAO Yonghao, ZHANG Boyao, LI Chenhui, et al. Feature mode decomposition: new decomposition theory for rotating machinery fault diagnosis[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2023, 70(2): 1949-1960.
- [19] 鄢小安, 贾民平. 基于参数自适应特征模态分解的滚动轴承故障诊断方法[J]. *仪器仪表学报*, 2022, 43(10): 252-259.
- YAN Xiaolan, JIA Minping. A rolling bearing fault diagnosis method based on parameter-adaptive feature mode decomposition [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2022, 43(10): 252-259. (in Chinese)
- [20] 栾孝驰, 李彦微, 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. (in Chinese)
- [21] SMITH W A, RANDALL R B. Rolling element bearing diagnostics using the Case Western Reserve University data: a benchmark study[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2015, 64/65: 100-131.
- [22] 佟鑫宇, 沙云东, 栾孝驰, 等. 基于声发射参数综合分析的滚动轴承典型故障识别方法[J]. *燃气涡轮试验与研究*, 2023, 36(6): 35-41.
- TONG Xinyu, SHA Yundong, LUAN Xiaochi, et al. Identification of typical rolling bearing faults based on acoustic emission parameters[J]. *Gas Turbine Experiment and Research*, 2023, 36(6): 35-41. (in Chinese)

(编辑: 陈 越)