

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2412360

基于局部能量密度的中介轴承故障特征 提取与诊断方法*

栾孝驰¹, 郝冠丞², 沙云东¹, 张振鹏¹, 赵奉同¹

(1. 沈阳航空航天大学航空发动机学院 沈阳 110136; 2. 北京科技大学机械工程学院 北京 100083)

摘要:针对航空发动机中介轴承振动信号在复杂传递路径和强背景噪声条件下的故障特征提取难题,本文提出了一种基于局部能量密度(LED)的中介轴承故障特征提取与诊断方法。首先,采用奇异谱分析对故障信号进行初步的降噪处理,并通过基于余弦值的方法确定最优的重构阶次,以保留信号中的关键故障信息。接着,引入新指标LED,用于量化故障特征频率及其谐波在局部频率范围内的能量比例。该指标不仅能有效提取微弱的故障特征,而且对于实际故障频率与理论故障频率之间可能存在的偏差表现出较强的鲁棒性。以LED作为适应度函数,通过人工蜂鸟算法优化的最大相关峭度解卷积(MCKD)增强奇异谱分析降噪后信号中的故障特征。最后,通过包络谱分析完成故障诊断。本文通过中介轴承故障模拟实验和加噪实验验证了所提方法的有效性,实验结果表明,与现有的故障诊断技术相比,本文所提出的方法的故障特征系数(FFC)和LED分别增加20.7%~218%和22.9%~134%。在0 dB, -4 dB和-10 dB噪声条件下,该方法仍准确地识别到外圈故障的特征频率及倍频,表明所提出的SSA_MCKD能有效降低信号噪声并提取滚动轴承的故障特征。

关键词: 中介轴承; 奇异谱分析; 最大相关峭度解卷积; 局部能量密度; 人工蜂鸟算法; 故障诊断

中图分类号: TH133 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.40

Local energy density-based method for intermediary bearing fault feature extraction and diagnosis

Luan Xiaochi¹, Hao Guanchen², Sha Yundong¹, Zhang Zhenpeng¹, Zhao Fengtong¹

(1. College of Aircraft Engine, Shenyang Aerospace University, Shenyang 110136, China; 2. School of Mechanical Engineering, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China)

Abstract: Addressing the challenge of extracting fault characteristics from vibration signals of inter-shaft bearings in aeroengine amidst complex transmission paths and strong background noise, this paper proposes a method based on local energy density (LED) for fault feature extraction and diagnosis. Initially, singular spectrum analysis is employed for preliminary noise reduction of the fault signals and optimal reconstruction order determination using a cosine-based approach to preserve crucial fault information within the signal. Subsequently, a novel metric, LED, is introduced to quantify the energy ratio of fault characteristic frequencies and their harmonics within a local frequency range. This metric not only effectively extracts subtle fault features but also demonstrates robustness against deviations between actual and theoretical fault frequencies. Utilizing LED as the fitness function, the method enhances fault features in the denoised signal through maximum correlation kurtosis deconvolution (MCKD) optimized by the artificial hummingbird algorithm. Fault diagnosis is achieved through envelope spectrum analysis. The effectiveness of the proposed method is validated through intermediary bearing fault simulation and noise addition experiments, showing a 20.7% to 218% increase in the fault feature coefficient (FFC) and a 22.9% to 134% increase in LED compared to existing fault diagnosis techniques. The method accurately identifies the characteristic frequencies and harmonics of outer race faults under noise conditions of 0 dB, -4 dB, and -10 dB, indicating that the proposed SSA_MCKD can effectively reduce the influence of signal noise and extract fault features of rolling bearing.

Keywords: inter-shaft bearing; singular spectrum analysis; maximum correlation kurtosis deconvolution; local energy density; artificial hummingbird algorithm; fault diagnosis

0 引 言

滚动轴承是广泛应用于各种机械设备中的重要机械元件,轴承是否存在故障直接影响着整个机械设备的寿命和性能。通过对滚动轴承进行诊断,可以提高机械装置的可靠性和稳定性^[1-2]。然而,中介轴承的特殊安装位置导致其振动信号只能从机匣外侧采集。在复杂环境下运行的发动机,故障信号在经过长距离传播后严重衰减,易受背景噪声干扰,这使得从复杂路径下采集的信号中提取轴承信号故障特征变得困难。

目前,中介轴承故障诊断领域的研究取得了显著进展。传统方法如小波包分解和完全自适应噪声集合经验模态分解等已被广泛应用于轴承信号的分解与降噪。例如,沙云东等^[3]通过小波包分解对中介轴承振动信号进行降噪处理,并采用多参数融合策略进行故障诊断,有效提高了诊断的准确性。栾孝驰等^[4]采用完全自适应噪声集合经验模态分解方法以及小波包变换,进一步优化了复杂环境下的故障诊断。针对变速条件下中介轴承故障特征提取的问题,Zhou 等^[5]提出了一种结合三次样条插值的阶次跟踪算法。该算法通过精确解析中介轴承内外环转动角度与时间的相关性,有效克服了变速工况下故障特征提取的难题。随着深度学习技术的发展,Berghout 等^[6]利用长短期记忆网络对航空发动机轴承的故障进行了分析,通过结构化的数据预处理和递归权重初始化的应用,实现了 92% 的分类准确率。针对复杂非线性传递路径和非高斯噪声的挑战,Wang 等^[7]提出了一种带有自适应降噪的多尺度注意力网络,该方法通过阈值降噪和注意力机制,有效提高了故障信号的特征提取和分类能力,实现了连续加速条件下的故障诊断。

对复杂路径下中介轴承的故障信号采用解卷积的方法可以突出强背景噪声中的周期性故障冲击信号。最小熵解卷积调整方法^[8]和最优最小熵解卷积调整方法^[9]可用于突出故障信号的周期性成分。该方法考虑到了信号的周期性和脉冲性的特征,但均存在倾向于随机脉冲信号而非周期性的脉冲的问题,对于轴承故障信号中周期性的冲击脉冲,其提取能力不足。针对此局限,McDonald 等^[10]提出了最大相关峭度解卷积算法。该算法已被证明是一种有效的解卷积方法,将最大相关峭度作为优化目标,强调了故障周期性脉冲的重要性,故本文采用该方法对故障信号进行特征增强。但是,MCKD 算法中参数的设置决定了滤波的效果。为此,Lyu 等^[11]采用优化算法,对 MCKD 中的参数滤波器长度 L 、解卷积周期 T 进行了优化,并分别用于齿轮和轴承复合故障诊断。王建国等^[12]采用峭度值作为评价准则,通过变步长计算峭度值搜索 MCKD 算法中的参数滤波器长度 L ,但是该方法存

在无法全局最优参数的问题,在一定工况下无法获得最佳的诊断结果。张氢等^[13]提出了最优参数 MCKD 与 Teager 能量算子结合的轴承故障诊断方法,这些方法都证明了 MCKD 算法在提取噪声中的周期成分时具有显著的优势。但是由于强背景噪声的干扰和 MCKD 参数的选择对算法性能的影响,以及 MCKD 算法在信噪比较低且处于早期故障时的降噪能力有限的问题,应选取合适方法对 MCKD 算法参数进行选择并对解卷积前的信号进行预处理。

变分模态分解^[14] (variational mode decomposition, VMD) 和小波包分解^[15] (wavelet packet decomposition, WPD) 等分解方法将原始信号分解为不同频率的子信号,有助于提取信号中的故障成分。然而,这些方法涉及多个超参数,并且参数的选择对信号的分解效果具有显著影响。对于 VMD,其性能依赖于惩罚参数和模态数的选择并且该方法的计算成本较高。而 WPD 的主要问题是基函数选择和分解层数的确定,不当的小波函数和分解层数可能导致重要信号特征的丢失。奇异谱分析 (singular spectrum analysis, SSA) 通过构造时间序列的轨迹矩阵,并对轨迹矩阵进行分解和重构,可有效区分周期信号和噪声,保留故障信息。张永强等^[16]等利用奇异值分解 (singular value decomposition, SVD) 的方法对信号进行降噪处理,并采用差分谱理论来优化奇异值的选择,提取了轴承碰摩故障特征。唐贵基等^[17]等,提出了结合奇异谱分解与奇异值分解的方法提取齿轮的故障特征。以最大峭度值作为筛选标准,选择出最佳的奇异谱成分进行奇异值分解处理,有效提升了奇异谱分解特征提取的能力。孟宗等^[18],提出了改进奇异值分解滤波和谱峭度的滚动轴承故障诊断方法,相比单独使用快速谱峭度的故障诊断方法,该方法具有更好的故障识别效果。因此本文将奇异谱分析用于中介轴承故障信号的前置降噪处理,将其与 MCKD 方法相结合以提升降噪效果。

考虑到参数优化在本方法中的重要性,本文采用了人工蜂鸟算法 (artificial hummingbird algorithm, AHA) 进行自适应参数选择。人工蜂鸟算法相比于粒子群算法等其他算法具有更好的避免局部最优的能力和搜索能力。因此,引入 AHA 来实现自适应 MCKD 参数选择。适应函数对优化的性能非常重要,当前主要使用的适应度函数有包络谱熵 (envelope spectral entropy, ESE) 和故障特征能量比 (fault feature energy ratio, FFER)。但是,FFER 易受到整个频带的能量干扰而导致故障特征被掩盖,此外实际和理论故障频率存在偏差导致该指标不能真实反映故障情况。因此,本文提出局部能量密度 (LED) 并将其作为适应度函数。LED 可以有效量化故障特征频率及其谐波在给定频率区间内的能量分布比例,以及实际故障

频率与理论故障频率可能存在的偏差,提高了方法的鲁棒性。

基于此,提出了一种奇异谱分析和自适应最大相关峭度解卷积的方法(SSA-MCKD)用于中介轴承的故障诊断。首先,采用奇异谱分析对故障信号进行初步的降噪处理,并通过基于余弦值的方法确定最优的重构阶次;其次,使用以LED为目标函数的AHA对MCKD的参数自适应选取,实现对MCKD的参数优化,增强了振动信号的周期性冲击成分;最后,通过包络谱分析,实现中介轴承的故障诊断。该方法结合了SSA和MCKD的优势,通过SSA前置降噪处理和参数优化的MCKD突出周期性冲击成分提高诊断准确性。通过真实航空发动机整机实验验证方法的可行性,并与其他故障诊断方法对比。结果表明,所提出的方法在抗噪声和故障特征提取方面表现更佳。

1 理论分析

1.1 奇异谱分析

奇异谱分析广泛应用于信号和时间序列分析。它可以对复杂的时间序列进行有效的分解和分析,同时还能够提取序列中的重要特征并进一步完成对原始数据的降噪处理。相比于WPD、VMD等方法,SSA不需要预先确定基函数以及较多的超参数,可以很好地处理非线性和非平稳信号。其主要步骤如下:

1) 对轴承时域信号 $X = [x_1, x_2, \dots, x_N]$, 确定其窗口长度为 L 得到轨迹矩阵 X , 即:

$$X = [X_1, X_2, \dots, X_K] = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & \dots & x_K \\ x_2 & x_3 & \dots & x_{K+1} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ x_L & x_{L+1} & \dots & x_N \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中: $L = N - K + 1$ 。

2) 对 X 进行奇异值分解

$$X = U \Sigma V^T \quad (2)$$

式中: $U \in R^{L \times L}$, $\Sigma \in R^{L \times K}$, $V \in R^{K \times K}$ 。

$$X = \sum_{i=1}^r \sigma_i U_i V_i^T = X_1 + X_2 + \dots + X_r \quad (3)$$

式中: $r = \text{rank}(X) \leq \min(L, K)$; U_i 和 V_i 分别是 X 的左右奇异向量; $\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_r$ 为按降序排列的 X 的奇异值; $X_1, X_2, \dots, X_r$ 为 X 奇异值分解后的各项初等矩阵。

3) 将初等矩阵 $X_1, X_2, \dots, X_r$ 的下标分为 p 个互不重叠的子集划分 $I_1, I_2, \dots, I_p$ 。分组的目的是将原始轨迹矩阵分解为有用信号和噪声的叠加。一般认为前 m 个奇异值代表了信号的主要能量, 其对应的分量被认为是有效的成分, 而较小的奇异值通常视作噪声。合理的 m 取值, 才能有效将有用信号和噪声分离。

$$X = X_{I_1} + X_{I_2} + \dots + X_{I_p} \quad (4)$$

4) 通过式(5)可以实现矩阵 $Y = X_{I_i}$ 的反对角平均化, 转换为新的时间序列 $y_1, y_2, \dots, y_{N \circ}$

$$y_k = \begin{cases} \frac{1}{k} \sum_{m=1}^k y_{m, k-m+1} & 1, k < L^* \\ \frac{1}{L^*} \sum_{m=1}^{L^*} y_{m, k-m+1} & L^*, k, K^* \\ \frac{1}{N-k+1} \sum_{m=k-K^*+1}^{N-K^*+1} y_{m, k-m+1} & K^* < k, N \end{cases} \quad (5)$$

式中: $L^* = \min(L, K)$, $K^* = \max(L, K)$ 。

由上所述可知, SSA信号重构阶次的选择决定能否有效去除信号中的噪声, 合理的阶次可以很好地保留轴承故障信息, 而不合适的阶次选择则会导致信号包含的噪声过多。为此本文采用奇异谱构造三角形求余弦值的方法确定重构阶次, 该方法能有效捕捉数据的主要特征, 提高重构阶次选择的准确性, 具体步骤参考文献^[19]。但是, 该方法未考虑到部分奇异值较大的情况, 因此, 需要将奇异值重映射到与奇异值个数相同的范围内。

为验证该方法选择重构阶次的合理性, 利用仿真信号 $x(t) = x_0(t) + n(t)$ 进行验证。 $x_0(t)$ 的表达式为:

$$x_0(t) = \sin(20\pi t) + 0.65\sin(160\pi t) + 0.3\sin(220\pi t)$$

$n(t)$ 为高斯白噪声, 服从正态分布:

$$n(t) \sim N(0, \sigma)$$

令 σ 等于 $x_0(t)$ 的标准差, 采样时间 0.5 s, 采样频率为 2 048 Hz, $x_0(t)$ 和 $x(t)$ 时域波形如图 1 所示。

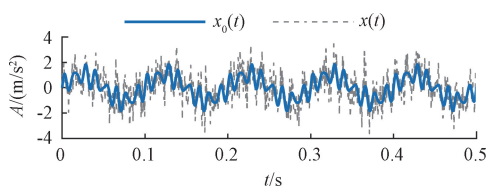


图1 原始信号与加噪信号时域波形

Fig. 1 Time-domain waveforms of original and noisy signal

利用构造三角形求余弦值的方法选择SSA的最佳重构阶数, 对信号 $x(t)$ 进行降噪, 对仿真信号构造轨迹矩阵并对矩阵进行奇异值分解, 重映射后的奇异值分布如图2所示。

当奇异值个数为5时余弦值达到最大, 故取前5个奇异值进行重构。降噪后的信号 $h(t)$ 与 $x_0(t)$ 基本重合, 噪声残留很少。分解后有效奇异值对应的分量如图3所示。 $h(t)$ 与 $x_0(t)$ 的时域波形如图4所示。

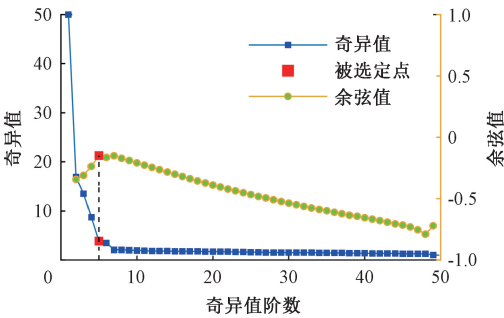


图2 奇异值分布曲线

Fig. 2 Singular value distribution curve

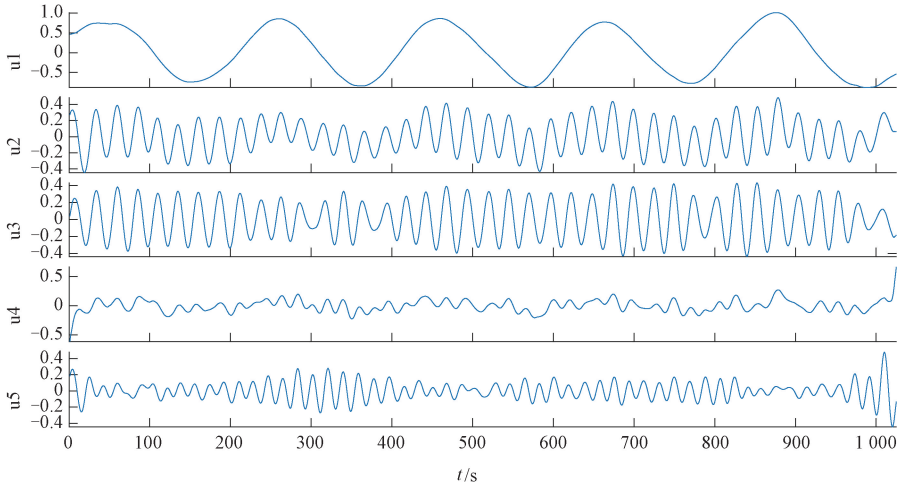


图3 SSA分解后有效分量

Fig. 3 Effective components after SSA

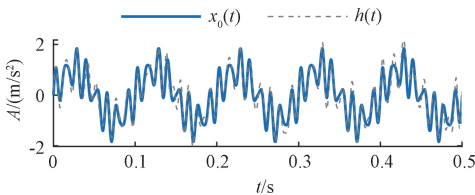


图4 $h(t)$ 与 $x_0(t)$ 时域波形

Fig. 4 Time-domain waveforms of $h(t)$ and $x_0(t)$

故障诊断的关键在于识别这些主要的频率成分。为此,本文提出了一个无量纲的指标局部能量密度。LED 用于反映故障特征频率及其谐波在局部频率范围内的能量占比并对实际应用中可能存在的实际故障频率和理论故障频率存在偏差的问题更具鲁棒性。通过最大化 LED,可以有效抑制信号中的噪声。本文采用 LED 作为适应度函数,优化 MCKD 中的参数以提高诊断的准确性。LED 的定义如下式所示:

$$\begin{cases} f_{\min} = \operatorname{argmin}_{f \in F', 1 \leq k \leq n} |f - kf_o| \\ LED = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \frac{F(kf_o)}{R(kf_o)} \end{cases} \quad (6)$$

1.2 最大相关峭度解卷积

最大相关峭度解卷积算法的核心思想是设计一种 FIR 滤波器。该算法突出被掩盖的特征信号的过程包括:设置滤波器长度、解卷积周期以及移位数,通过最大化信号的相关峭度值,更新滤波器系数,并设置迭代终止条件。相关峭度是衡量降噪效果,且对信号包含的周期性冲击特征比较敏感。通过不断的迭代运算,可以有效地突出被掩盖的特征信号,实现对原始冲击信号的恢复。

1.3 局部能量密度

当滚动轴承出现局部损伤时,通常会产生周期性冲击。在频谱图中,这种冲击表现为突出的峰值。因此,故

式中: F' 为 $[kf_o - f_r, kf_o + f_r]$ 频率范围内前五个最大幅值对应的频率; $F(kf_o)$ 为 $f_{\min}$ 处的幅值; n 为待计算的倍频数量; f_o 为轴承故障频率; f_r 为转频; $R(kf_o)$ 为包络谱上故障特征频率或其倍频在 $[kf_o - f_o/3, kf_o + f_o/3]$ 频率范围内的有效值。

1.4 基于 AHA 的 MCKD 参数优化

相较于其他元启发式算法人工蜂鸟搜索算法^[20]具有收敛速度快、不易陷入局部最优解等优点,因此,本文采用 AHA 对 MCKD 的参数进行寻优。该算法模拟了蜂鸟的三种觅食行为:引导觅食、领地觅食和迁徙觅食。AHA 的初始种群是通过随机数法生成的,且初始位置对算法的收敛速度和精度有着较大的影响。通过 Piecewise 映射^[21]来初始化解的位置,使解的初始位置均匀分布。

MCKD 的滤波效果由信号周期 (T)、滤波长度 (L) 和移位数 (M) 决定。为了降低参数对 MCKD 性能的影响,采用 AHA 对 MCKD 的参数进行寻优。首先,初始化蜂鸟的种群规模为 20,最大迭代次数为 25。设置影响 MCKD 性能的参数搜索区间范围为 $T \in (f_s/1.02f_o, f_s/0.98f_o)$ (f_s 为采样频率, f_o 为故障特征频率),

$L \in (100,1\,000)$, $M \in (1,7)$ 。采用 LED 的最大值为适应度函数,通过 AHA 寻找最佳参数组合。当 LED 取最大时,MCKD 的参数为最优取值。

2 故障诊断步骤及流程

本文将 SSA 和 MCKD 相结合,提出了一种滚动轴承的故障诊断方法。故障诊断流程如图 5 所示

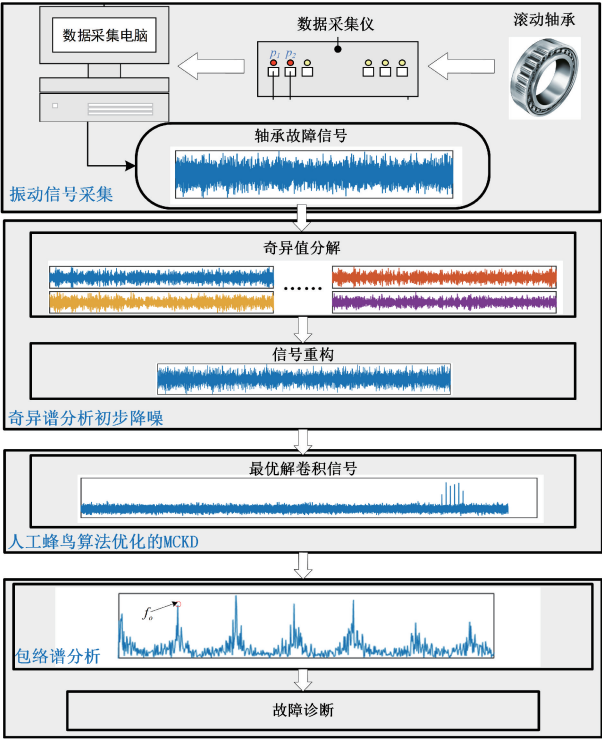


图 5 故障诊断流程图
Fig. 5 Fault diagnosis flowchart

具体步骤如下:

- 1) 采集故障试验台的振动数据。
- 2) 通过奇异值分解将信号分解为若干分量。采用奇异谱构造三角形求余弦值的方法寻找最佳重构阶数,并对信号进行重构,完成信号初步降噪。
- 3) 初始化 MCKD 方法参数的寻优区间,具体设置与 1.4 小节相同。使用以 LED 为目标函数的 AHA 获得 MCKD 最优参数,得到优化后的 MCKD,并对信号进行解卷积运算。
- 4) 通过包络谱分析,从包络谱中识别出故障特征频率判断故障类型。

3 中介轴承故障诊断实例

为验证本文方法在强背景噪声下能否有效提取滚动轴承故障特征,本文以某型号的航空发动机 5 支点中介

轴承滚动体故障和外圈故障的实测信号为例进行分析。实验平台所采用的中介轴承结构参数如表 1 所示,分别在中介轴承外圈和滚动体上采用线切割技术加工故障尺寸为长 7 mm 宽 1 mm 深 1 mm 的矩形槽状损伤。中介轴承滚动体和外圈故障试验件如图 6 所示。中介轴承振动信号的采集在航空发动机转子系统试验台上进行,其结构如图 7 所示。轴承故障信号的传递路径如图 8 所示。



图 6 中介轴承滚动体和外圈故障示意图
Fig. 6 Diagram of roller and outer ring failures in intermediary bearing



图 7 中介轴承故障试验台
Fig. 7 Intershaft bearings fault test rig

实验中,使用美国 PCB 公司的 333B30 型 ICP 型加速度传感器采集振动信号。采集滚动体信号时,轴承内外圈同时分别以 1 800 r/min 和 2 010 r/min 的转速的同向旋转,采集外圈信号时,轴承内外圈同时分别以 4 800 r/min 和 5 100 r/min 的转速的同向旋转。采样频率为 25 600 Hz,采样点数为 32 768。由式(7)(8)计算可得外圈的故障特征频率 f_o 为 78.8 Hz,外圈故障脉冲间隔 $\Delta T_o=0.012\,7\,\text{s}$,滚动体的故障特征频率 f_b 为 27.3 Hz,滚动体故障脉冲间隔 $\Delta T_b=0.036\,6\,\text{s}$ 。

$$f_o = \frac{Z}{120} \left(1 - \frac{d}{D} \cos \beta \right) |N_2 - N_1| \tag{7}$$

$$f_b = \frac{1}{120} \frac{D}{d} \left(1 - \left(\frac{d}{D} \right)^2 \cos^2 \beta \right) |N_2 - N_1| \tag{8}$$

式中: N_2 为中介轴承外圈转速; N_1 为中介轴承内圈转速。

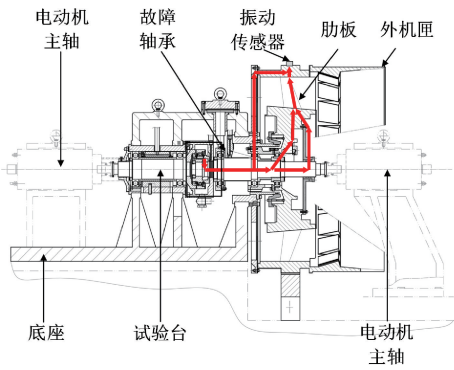


图 8 故障信号传递路径
Fig. 8 Fault signal transmission path

表 1 中介轴承几何参数

Table 1 Geometric parameters of the intershaft bearings					
类型	滚动体数目	外圈直径/mm	内圈直径/mm	滚动体直径/mm	接触角/°
滚柱轴承	34	140	110	8	0

3.1 中介轴承外圈故障诊断

在实验的过程中,由于驱动高低速轴的电机润滑和冷却系统的影响,所采集的轴承信号受到了强背景噪声的干扰。由于轴承故障尺寸较小,信号在经过长距离传播后衰减严重,信号与其他部件耦合严重,使得故障特征提取较为困难。

中介轴承外圈故障信号的时间和频率域如图 9 中所示。在时域中,难以观察到周期性的冲击成分。在频谱内,故障信号的能量集中在 400~3 000 Hz 之间,故障特征频率附近幅值较低。因此,直接对原始时域信号进行频谱分析无法有效识别出轴承外圈故障。由于信号受到强噪声的影响,在包络谱中故障特征频率不突出,因此难以确定中介轴承是否发生故障。

对采集到的外圈故障信号,利用奇异谱分析的方法进行初步降噪。奇异值分解后的分量如图 10 所示。如图 11 所示,奇异值个数为 11 时余弦最大,故取前 11 个奇异值对应的分量进行重构。

采用 AHA 优化 MCKD 中的参数。优化算法参数、适应度函数以及 MCKD 的参数 L 、 M 的设置 1.4 节所述相

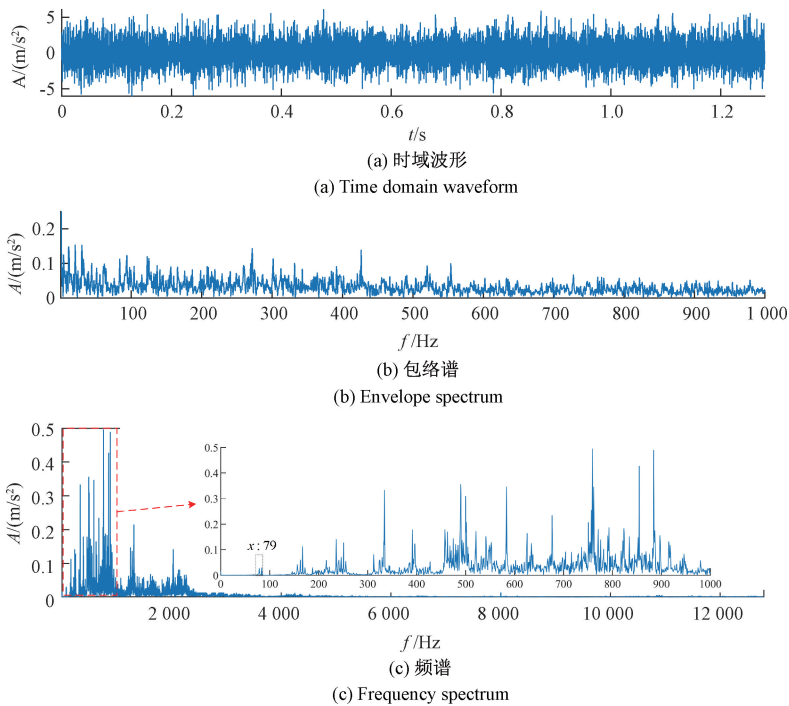


图 9 中介轴承外圈故障信号波形及谱图

Fig. 9 Waveform and spectrum of outer ring fault signal in in-intermediate bearing

同。设置 $T \in [320, 335]$, 最终可得最佳参数组合为 $[933, 326.5, 7]$ 。使用优化后的 MCKD 中对 SSA 降噪后的信号进行特征加强, 得到解卷积后信号的时域和包络谱如图 12 所示。图 12 中, 时域信号中冲击成分明显增

多, 可观察到间隔为 ΔT_0 的周期性冲击性成分。最优解卷积时域信号的峭度提高了 1.92 倍。包络谱中故障特征频率及其倍频明显, 通过与理论故障特征频率对比, 可知中介轴承外圈发生了故障。

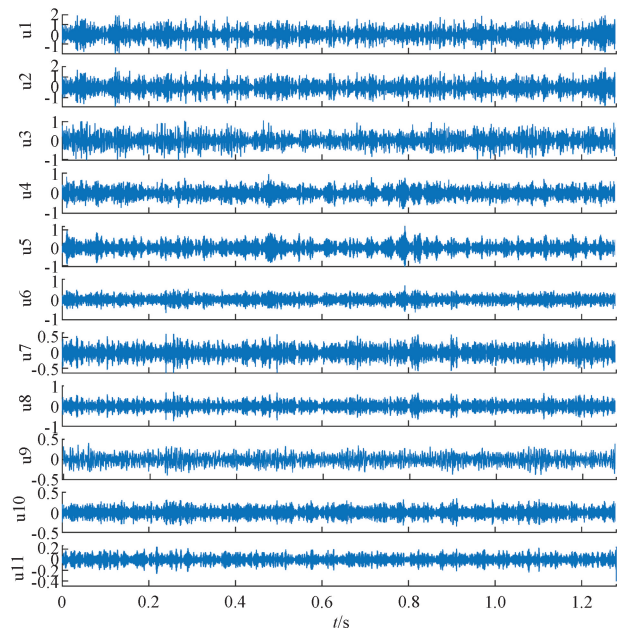


图 10 SSA 分解后有效分量

Fig. 10 Effective components after SSA

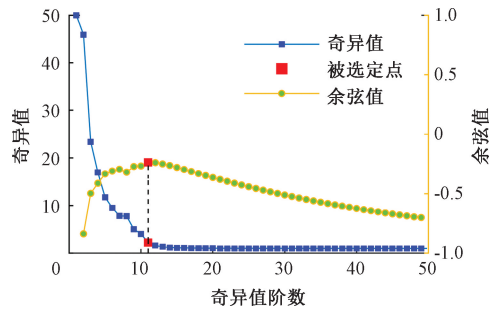


图 11 奇异值分布曲线

Fig. 11 Singular value distribution curve

为了证明 AHA 的优越性,将 AHA 与灰狼算法 (grey wolf optimization, GWO) 和粒子群算法 (particle swarm optimization, PSO) 进行了比较。以解卷积后信号的 LED 指标和最优解进化次数作为依据。三种算法的种群规模为 20,最大迭代次数为 25 次。如图 13 所示, AHA 在 9 次迭代后达到了最优解 2.95; GWO 需迭代 23 次才达到最优值 2.7; 而 PSO 在 23 次迭代后适应度函数值仅为 2.4。因此 AHA 相较于其他两种算法,具有更快的收敛速度和更高的搜索精度。

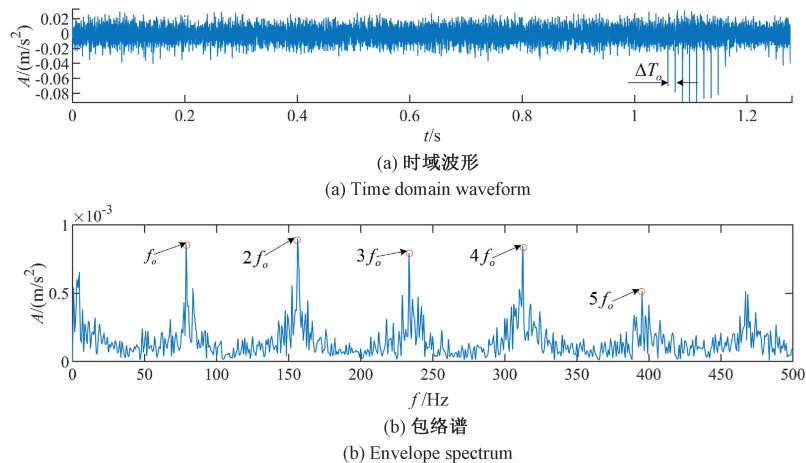


图 12 本文方法处理后的结果

Fig. 12 Results after processing with the proposed method

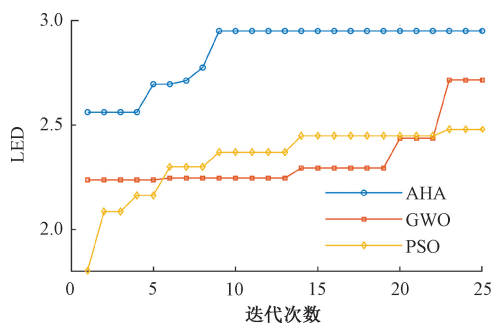


图 13 各优化算法迭代图

Fig. 13 Iterative plots of various optimization algorithms

为了说明 SSA_MCKD 方法的优势,本文将其与 LED 优化的 MCKD、SSA_Fixed_parameter_MCKD (参数: $L=900$, $T=324$, $M=7$)、VMD_MCKD^[22]、SSA_FFER_MCKD^[23] 和 SSA_ESE_MCKD^[24] 五种方法进行了比较,分别对外圈故障信号进行了处理。通过分析各方法处理后信号的包络谱,如图 14 所示,发现 LED 优化的 MCKD 和 SSA_Fixed_parameter_MCKD 方法处理的信号包络谱中,轴承外圈故障特征频率及其倍频几乎无法被识别。这一结果表明在处理复杂路径下的中介轴承故障信号时,单纯使用 MCKD 方法具有局限性以及 AHA 在参数选择上具有关键作用。尽管

VMD_MCKD 能够提取到频率分量,但相对于背景噪声,这些分量的幅值较低。当以 FFER 和 ESE 作为适应度函数进行优化时,SSA_MCKD 同样未能有效提取出轴承外圈故障的特征频率及其倍频。这表明 LED 作为适应度函数在提取故障特征方面具有显著优势。相较于其他方法,本文提出的 SSA_MCKD 方法表现出较好的性能,能够有效识别中介轴承外圈的故障,

并准确地提取出故障特征频率及其倍频。为了便于定量评价五种方法的特征提取能力,分别计算了 LED 指标和故障特征系数^[25]。指标的计算结果如表 2 所示。SSA_MCKD 处理后信号的包络谱的 FFC 和 LED 相比于其他方法分别增加 20.7% 到 218% 和 22.9% 到 134%。因此,本文方法对滚动轴承故障信号具有较好的特征提取能力。

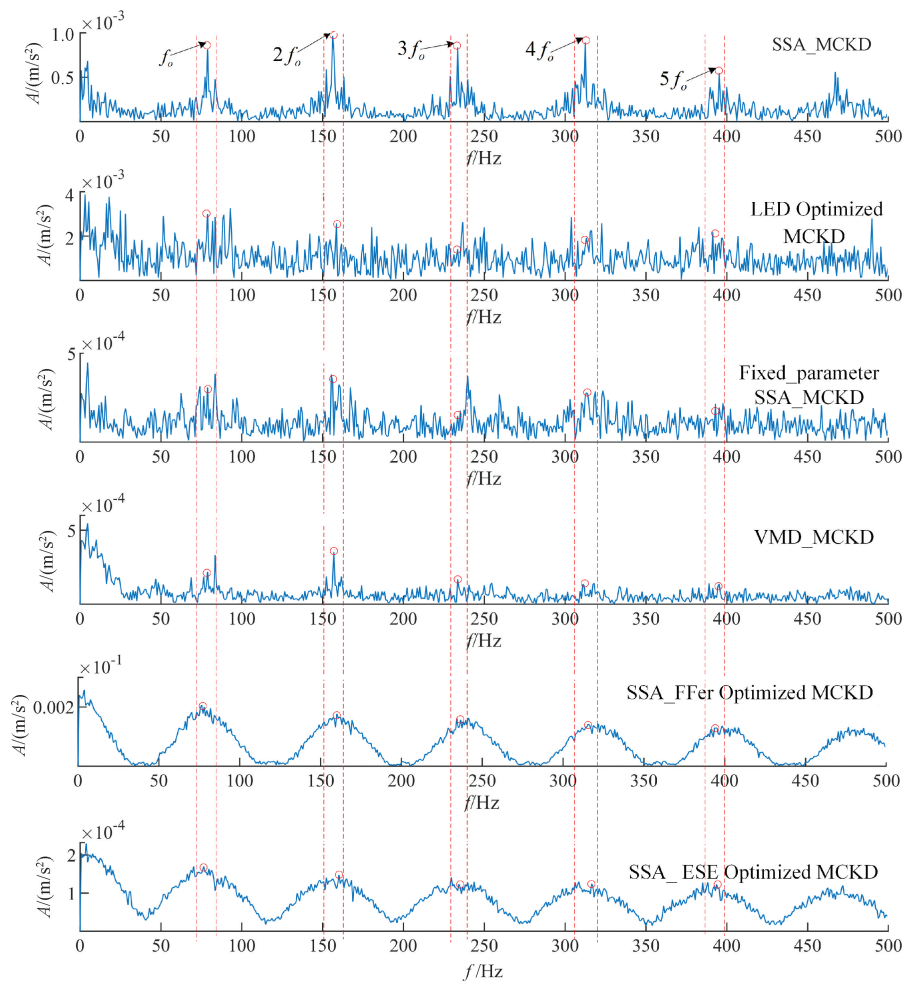


图 14 不同处理后的包络谱图
Fig. 14 Envelope spectrum after different processing

表 2 各个方法的能力表现
Table 2 Performance of each methods

方法	SSA_MCKD	LED Optimized MCKD	Fixed_parameter SSA_MCKD	VMD_MCKD	SSA_FFER_MCKD	SSA_ESE_MCKD
FFC	0.35%	0.11%	0.12%	0.29%	0.19%	0.14%
LED	2.95	1.97	1.77	2.4	1.42	1.26

向采集的外圈信号中分别添加 0 dB, -4 dB 和 -10 dB 的高斯白噪声,作为下文分析的实验信号,以此来模拟被噪声掩盖的微弱故障信号,并验证所提方法的有效性。采

用本文方法对实验信号进行分析,实验结果表明,即使在强噪声的影响下,本文提出的方法依然能够有效地提取出故障信号的关键特征。在 0 dB, -4 dB, 10 dB 噪声下的时

域波形和本文方法处理后的包络谱结果如图 15 所示。尽管噪声水平增加,使得信噪比降低,本方法依然能够准确地识别出外圈故障的特征频率及其倍频成分。为了量化不同噪声水平对故障诊断效果的影响,仍采用上文两个指

标:FFC 和 LED。计算结果如表 3 所示。在-10 dB、-4 dB 和 0 dB 噪声条件下,FFC 和 LED 均相较于无噪声条件下略有下降,但仍准确地识别到外圈故障的特征频率及倍频,说明所提方法具有良好的噪声抑制能力。

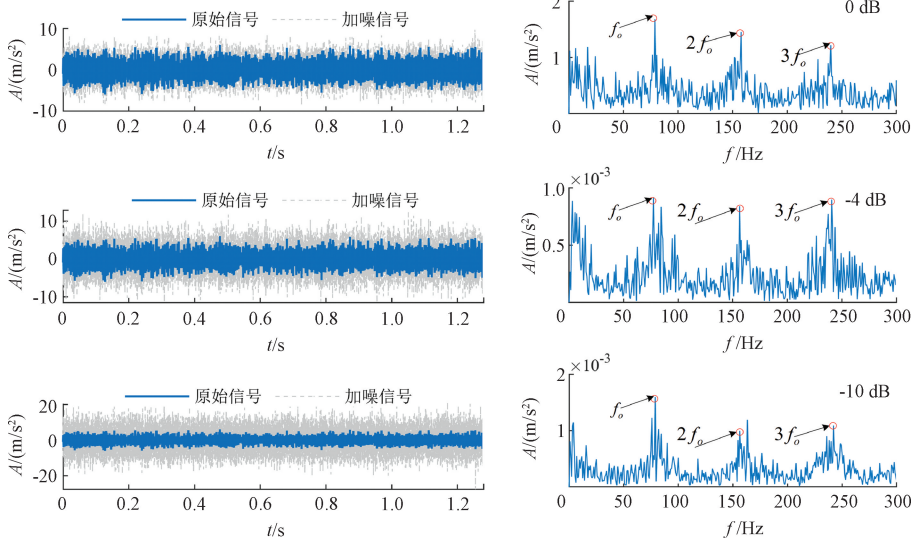


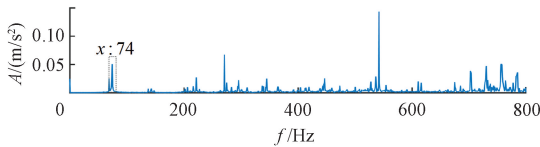
图 15 不同噪声条件下时域波形和本文方法处理后的包络谱图
Fig. 15 Waveforms and processed envelope spectra under different noise conditions

表 3 不同噪声条件下算法能力表现

噪声水平	-10 dB	-4 dB	0 dB	不加噪
FFC	0. 17%	0. 21%	0. 29	0. 35%
LED	2. 48	2. 4	2. 54	2. 95

3. 2 中介轴承滚动体故障诊断

相同实验环境下采集的中介轴承滚动体故障信号的时间和频率域如图 16 所示。由于信号受到强噪声的影响,在时域中,难以观察到周期性的冲击成分。频谱中,没有发现明显的轴承故障特征频率。包络谱中,故障特征频率不突出。因此,直接谱分析法无法确定轴承故障类型。



(c) 频谱
(c) Frequency
图 16 中介轴承滚动体故障信号时域波形及频谱图
Fig. 16 Waveform and Spectrum of Rolling Element Fault Signal in Intermediate Bearing

对滚动体故障信号,利用奇异谱分析的方法进行初步降噪。如图 17 所示,奇异值个数为 9 时余弦值达到最大,故取前 9 个奇异值对应的分量进行重构。然后,采用 AHA 对 MCKD 的参数寻优,设置 $T \in [930, 967]$,并以

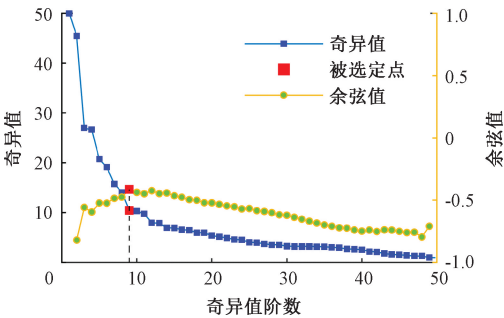
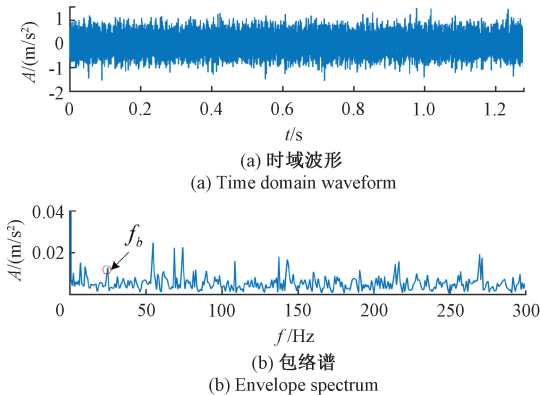


图 17 奇异值分布曲线
Fig. 17 Singular Value Distribution Curve

LED 的最大值作为适应度函数,得到最佳参数组合为 [670,946.7,6]。处理结果如图 18 所示,与原始信号时域相比,解卷积信号提取到间隔 ΔT_b 的脉冲,并且信号的

峭度提高了 2.3 倍。解卷积信号的包络谱中,包络谱中滚动体的故障特征频率及其倍频明显,与理论故障特征频率对比,可以得到中介轴承滚动体发生了故障。

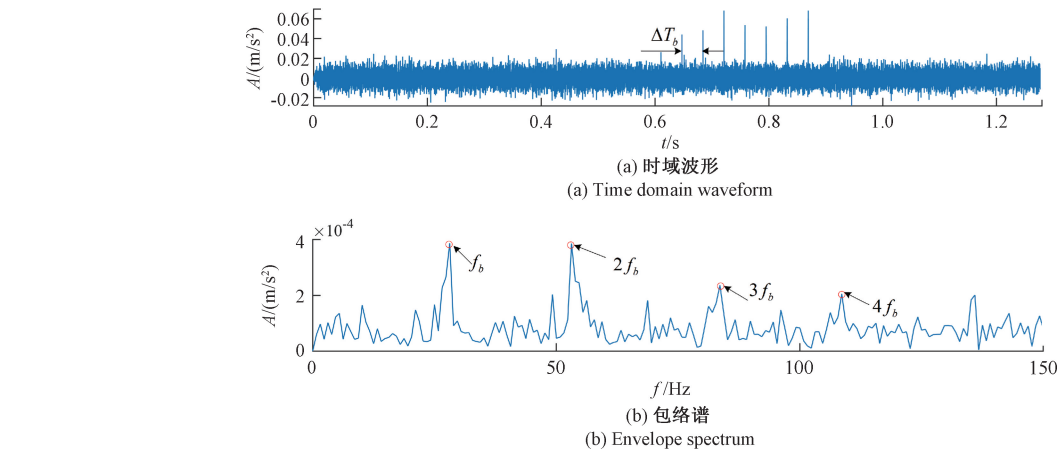


图 18 本文方法处理后的结果

Fig. 18 Results after Processing with the Proposed Method

4 结 论

为了实现复杂传递路径和强背景噪声条件下航空发动机中介轴微弱故障特征的有效提取,提出了一种奇异谱分析和最大相关峭度解卷积方法(SSA_MCKD)。首先通过奇异谱分析对原始信号初步降噪。接着,提出了局部能量密度指标(LED),用于评估故障特征频率及其谐波在局部频率范围内的能量占比。这个指标可以有效应对实际应用中可能存在的实际故障频率和理论故障频率存在偏差的问题。通过使用LED作为适应度函数的人工蜂鸟算法获得了最优的MCKD参数,使用优化后的MCKD对初步降噪信号进行特征增强。这种方法可以有效减少参数对MCKD的影响。最后,应用包络谱分析,从包络谱中识别出故障频率完成诊断。将所提出的SSA_MCKD方法应用于真实航空发动机整机实验采集的故障振动信号以及加噪实验中。结果验证了本文所提出的SSA_MCKD方法相比于其他方法(即LED优化的MCKD、VMD_MCKD、SSA_Fixed_parameter_MCKD、SSA_FFER_MCKD和SSA_ESE_MCKD)具有更好的抗噪声能力和故障特征提取能力。

参考文献

[1] WANG F T, LI CH X, SU W SH, et al. Combined failure diagnosis of slewing bearings based on MCKD-CEEMD-ApEn[J]. Shock and Vibration, 2018, 30(1): 1-13.

[2] JIN Z, HE D, MA R, et al. Fault diagnosis of train rotating parts based on multi-objective VMD optimization

and ensemble learning [J]. Digital Signal Processing, 2022, 121:103312.

[3] 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 of rolling bearing vibration signal based on multi-parameter information fusion and screening[J]. Propulsion Technology, 2023, 44(7): 243-253.

[4] 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/OL]. 航空动力学报, 1-16 [2024-04-14]. <https://doi.org/10.13224/j.cnki.jasp.20220473>.

LUAN X CH, LI Y ZH, XU SH, et al. Rolling bearing fault diagnosis method based on wavelet packet transform and CEEMDAN[J/OL]. Journal of Aerospace Power, 1-16 [2024-04-14]. <https://doi.org/10.13224/j.cnki.jasp.20220473>.

[5] ZHOU X, LIAO M F, OUYANG S M, et al. Application of intermediate bearing failure diagnosis based on computational order analysis [C]. International Conference on Intelligent Computing, Communication, and Devices, 2023.

[6] BERGHOUT T, BENTRCIA T, LIM H W, et al. A neural network weights initialization approach for diagnosing real aircraft engine inter-shaft bearing faults[J]. Machines, 2023, 11(12): 1089.

- [7] WANG X, ZHANG H, DU Z. Multiscale noise reduction attention network for aeroengine bearing fault diagnosis[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2023, 72:1-10.
- [8] CHENG Y, WANG ZH W, ZHANG W H, et al. Particle swarm optimization algorithm to solve the deconvolution problem for rolling element bearing fault diagnosis[J]. ISA Transactions, 2019, 90: 244-267.
- [9] TIAN T, TANG G J, TIAN Y C, et al. Blind deconvolution based on correlation spectral negentropy for bearing fault[J]. Entropy, 2023, 25(3):543.
- [10] MCDONALD G L, ZHAO Q, ZUO M J. Maximum correlated kurtosis deconvolution and application on gear tooth chip fault detection[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2012, 33: 237-255.
- [11] LYU X, HU Z, ZHOU H, et al. Application of improved MCKD method based on QGA in planetary gear compound fault diagnosis[J]. Measurement, 2019, 139: 236-248.
- [12] 王建国, 刘冀韬, 张文兴. 自适应 MCKD 和 VMD 在行星齿轮箱早期故障诊断中的应用[J]. 机械设计与制造, 2022(6): 130-133.
- WANG J G, LIU J T, ZHANG W X. Application of adaptive MCKD and VMD in early fault diagnosis of planetary gearboxes [J]. Mechanical Design and Manufacturing, 2022(6): 130-133.
- [13] 张氢, 江伟哲, 李恒. MCKD-Teager 能量算子结合 LSTM 的滚动轴承故障诊断[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2021, 53(7): 68-76+83.
- ZHANG Q, JIANG W ZH, LI H. Rolling bearing fault diagnosis based on MCKD-Teager energy operator combined with LSTM[J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2021, 53(7): 68-76+83.
- [14] LIU R, WANG X, SU C, et al. Bearing fault diagnosis method based on variational mode decomposition optimized by CS-PSO [J]. Journal of Vibration and Control, 2024, 30(5-6): 973-987.
- [15] 栾孝驰, 赵俊豪, 沙云东, 等. 基于循环提取有效信息的主轴承故障特征增强方法[J/OL]. 仪器仪表学报. 1-13 [2024-04-14]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2179.TH.20240324.1756.012.html>.
- LUAN X CH, ZHAO J H, SHA Y D, et al. Method for enhancing main bearing fault features based on cyclical information extraction [J/OL]. Chinese Journal of Scientific Instrument. 1-13 [2024-04-14]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2179.TH.20240324.1756.012.html>.
- [16] 张永强, 易亮. 基于奇异值分解的航空发动机转子碰摩故障特征提取方法[J]. 应用力学学报, 2019, 36(2): 260-266+500.
- ZHANG Y Q, YI L. Method of rotor rub-impact fault feature extraction for aircraft engines based on singular value decomposition [J]. Chinese Journal of Applied Mechanics, 2019, 36(2): 260-266+500.
- [17] 唐贵基, 李楠楠, 王晓龙. 综合改进奇异谱分解和奇异值分解的齿轮故障特征提取方法[J]. 中国机械工程, 2020, 31(24): 2988-2996.
- TANG G J, LI N N, WANG X L. A comprehensive improved gear fault feature extraction method combining singular spectrum decomposition and singular value decomposition [J]. China Mechanical Engineering, 2020, 31(24): 2988-2996.
- [18] 孟宗, 刘子涵, 吕蒙. 基于改进奇异值分解滤波和谱峭度的滚动轴承故障诊断[J]. 中国机械工程, 2020, 31(20): 2420-2428.
- MENG Z, LIU Z H, LYU M. Fault diagnosis of rolling bearings based on improved singular value decomposition filtering and spectral kurtosis [J]. China Mechanical Engineering, 2020, 31(20): 2420-2428.
- [19] 冉福星, 傅勇, 潘晴. 基于 EMD 与 SSA 的语音增强算法研究[J]. 信息技术, 2018(3): 113-116.
- RAN F X, FU Y, PAN Q. Research on speech enhancement algorithm based on EMD and SSA [J]. Information Technology, 2018(3): 113-116.
- [20] ZHAO W, WANG L, MIRJALILI S. Artificial hummingbird algorithm: A new bio-inspired optimizer with its engineering applications[J]. Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, 2022, 388: 114194.
- [21] ZANG H Y, YUAN Y, WEI X. Research on pseudorandom number generator based on several new types of piecewise chaotic maps[J]. Hindawi Limited, 2021: 1-12.
- [22] 刘迎松, 魏志刚, 束海星, 等. 基于参数自适应 VMD 和 MCKD 的滚动轴承微弱故障特征提取[J]. 噪声与振动控制, 2023, 43(3): 102-109.
- LIU Y S, WEI ZH G, SHU H X, et al. Weak fault feature extraction of rolling bearings based on parameter adaptive VMD and MCKD [J]. Noise and Vibration Control, 2023, 43(3): 102-109.
- [23] 朱丽佳. 行星齿轮箱故障诊断方法研究[D]. 保定: 华北电力大学, 2021.

ZHU L J. Research on fault diagnosis method of planetary gearbox [D]. Baoding: North China Electric Power University, 2021.

- [24] 张守京, 慎明俊, 杨静雯, 等. 采用参数自适应最大相关峭度解卷积的滚动轴承故障特征提取[J]. 西安交通大学学报, 2022 (3): 75-83.

ZHANG SH J, SHEN M J, YANG J W, et al. A fault feature extraction method of rolling bearings based on parameter adaptive maximum correlation kurtosis deconvolution[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2022, (3): 75-83.

- [25] GU R, CHEN J, HONG R J, et al. Incipient fault diagnosis of rolling bearings based on adaptive variational mode decomposition and teager energy operator [J]. Measurement, 2020, 149: 106941.

作者简介



栾孝驰 (通信作者), 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, 现为沈阳航空航天大学航空发动机学院副教授, 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 (Corresponding author) received his bachelor's degree from Liaoning University of Science and Technology in 2010, his master's degree from Shenyang Aerospace University in 2013. He is currently an associate professor at the School of Aeroengine, Shenyang Aerospace University. He is mainly engaged in the research of 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.



郝冠丞, 2023 年于沈阳航空航天大学获得学士学位, 现就读于北京科技大学机械工程专业硕士研究生, 主要研究方向为滚动轴承状态监控与故障诊断。

E-mail: m202320614@xs.ustb.edu.cn

Hao Guancheng received his bachelor's degree from Shenyang Aerospace University in 2023. He is currently studying as a master in Mechanical Engineering at University of Science and Technology Beijing. His main research direction is condition monitoring and fault diagnosis of rolling bearings.



沙云东, 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航空发动机学院教授, 主要从事航空声学及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 received his bachelor's degree from Shenyang University of Aeronautics and Astronautics in 1989, his master's degree from Nanjing University of Aeronautics and Astronautics in 1995, and his doctorate degree from Northeastern University in 2005. He is now a professor at the School of Aeronautical Engines, Shenyang University of Aeronautics and Astronautics. He is mainly engaged in the research of 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.