

基于优化小波包分解的航空发动机主轴承故障特征增强方法

张振鹏¹, 栾孝驰^{1*}, 沙云东¹, 杨杰², 赵奉同¹

(1. 沈阳航空航天大学 辽宁省航空推进系统先进测试技术重点实验室, 沈阳 110136;

2. 中国航发沈阳发动机研究所, 沈阳 110015)

摘要: **目的** 解决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, 提出基于优化小波包分解的航空发动机主轴承故障特征增强方法。**方法** 首先通过计算阶次分析方法, 将振动时域信号转化为振动角域信号; 然后对振动角域信号进行小波包分解, 并引入有效故障特征能量比和优化最大相关峭度解卷积方法对信号故障特征进行增强, 通过循环迭代逐步提取故障特征; 最后对信号进行包络分析, 并与理论轴承故障阶次进行对比, 实现轴承故障诊断。**结果** 通过对整机试车条件下航空发动机主轴承外圈压坑故障实验数据进行分析, 验证了该方法能够有效增强振动信号中的故障特征信息。**结论** 与传统 WPD 方法相比, 该方法可以有效增强主轴承故障特征阶次, 实现高背景噪声环境和变转速工况下的故障诊断。

关键词: 主轴承; 优化小波包分解; 最大相关峭度解卷积; 计算阶次分析; 故障特征增强; 故障分析

中图分类号: V263.6

文献标志码: A

文章编号: 1672-9242(2024)09-0042-08

DOI: 10.7643/issn.1672-9242.2024.09.006

Fault Feature Enhancement Method for Main Bearing of Aircraft Engine Based on Optimized Wavelet Packet Decomposition

ZHANG Zhenpeng¹, LUAN Xiaochi^{1*}, SHA Yundong¹, YANG Jie², ZHAO Fengtong¹

(1. Liaoning Key Laboratory of Advanced Test Technology for Aeronautical Propulsion System, Shenyang Aerospace University, Shenyang 110136, China; 2. AECC Shenyang Engine Research Institute, Shenyang 110015, China)

ABSTRACT: In order to solve the problem that weak fault features of main bearing of aero-engine are difficult to be identified in high background noise environment and variable speed condition, the work aims to propose an enhancement method of fault features of main bearing of aircraft engine based on optimized wavelet packet decomposition. Firstly, the vibration time domain signal was transformed into vibration angle domain signal by calculation order analysis method. Then, the vibration angle domain signal was decomposed by wavelet packet, and the effective fault feature energy ratio and optimized maximum correlation kurtosis deconvolution method were introduced to enhance the signal fault features, and the fault features were gradually ex-

收稿日期: 2024-08-08; 修订日期: 2024-09-04

Received: 2024-08-08; Revised: 2024-09-04

基金项目: 省教育厅项目-面上项目 (JYTMS20230249); 辽宁省属本科高校基本科研业务费专项

Fund: Project of the Provincial Department of Education (JYTMS20230249); Basic research funds for undergraduate universities in Liaoning Province

引文格式: 张振鹏, 栾孝驰, 沙云东, 等. 基于优化小波包分解的航空发动机主轴承故障特征增强方法[J]. 装备环境工程, 2024, 21(9): 42-49.
ZHANG Zhenpeng, LUAN Xiaochi, SHA Yundong, et al. Fault Feature Enhancement Method for Main Bearing of Aircraft Engine Based on Optimized Wavelet Packet Decomposition[J]. Equipment Environmental Engineering, 2024, 21(9): 42-49.

*通信作者 (Corresponding author)

tracted through cyclic iteration. Finally, the signal envelope analysis was carried out and the bearing fault diagnosis was realized by comparing with the theoretical bearing fault order. By analyzing the test data of the main bearing outer ring of the aircraft engine under test conditions, it was verified that the proposed method could effectively enhance the fault feature information in the vibration signal. The results show that compared with the traditional WPD method, the proposed method can effectively enhance the fault feature order of main bearing, and realize fault diagnosis under high background noise environment and variable speed.

KEY WORDS: main bearing; optimized wavelet packet decomposition; maximum correlation kurtosis deconvolution; calculation order analysis; fault feature enhancement; fault analysis

航空发动机主轴承是航空发动机中重要的支撑结构, 其工作状况决定发动机的可靠性与性能^[1]。由于航空发动机工作在高速、高温、重载环境下, 工作条件十分恶劣, 一旦轴承出现故障, 整个发动机便有重大安全隐患。据不完全统计, 国内服役的 AL-31F 发动机近年来发生至少 19 起由于轴承故障引起的事故^[2], 因此及时地对轴承运行状态进行评估对于保障航空发动机主轴承安全可靠运行具有重要作用^[3]。

目前航空发动机轴承故障诊断大多采用振动信号进行分析, 然而由于发动机结构需要, 相关传感器测点大多安装在发动机外部机匣^[4]。当轴承出现故障时, 故障特征信息需要经过较长的传递路径才能被接收到, 采集到的信号包含着大量无关信息, 如何从大量的噪声干扰中提取出轴承的故障特征信息成为了航空发动机主轴承振动信号故障诊断的主要研究方向, 信号分解与重构方法成为了轴承故障特征提取的主要手段^[5-7]。然而这些信号分解重构方法不单受到信号特征的影响, 而且其中的参数选择也对故障特征提取效果也有着很大程度的影响。如何选用合适的信号分析方法以及确定合理的参数成为了信号分解重构方法的研究方向, 其中出现了很多优化变分模态分解的方法。王敏娟等^[8]使用改进多尺度样本熵和参数优化变分模态分解方法实现了轴承的故障特征提取, 最后使用支持向量机进行了故障诊断。曹景胜等^[9]利用最小排列熵为适应度函数的正弦混沌自适应鲸鱼优化算法确定变分模态分解参数, 最后利用卷积神经网络-双向长短时记忆神经网络进行了轴承故障识别。Dibaj 等^[10]对变分模态分解方法进行了调整, 通过卷积神经网络对轴承故障进行了诊断。Li 等^[11]提出了基于频谱分割的自适应能量约束 VMD 方法对滚动轴承的故障特征进行提取, 通过数值模拟和实验数据对方法的有效性进行了验证。Shan 等^[12]提出了基于声纹特征和 CNN 的滚动轴承故障诊断方法, 通过 VMD 方法去除信号的高频成分, 借助 CNN 对 Mel 谱声纹特征进行提取, 并通过 Mel-CNN 模型实现轴承故障的诊断。

虽然变分模态分解方法有着较好的故障特征提取效果, 但是信号通过该方法处理会消耗较长的时

间, 因此也有很多学者针对其他信号分解方法进行研究。Sun 等^[13]采用离散小波变换增强剥落故障特征, 并结合希尔伯特变换与低通滤波确定了双冲击时间间隔。Sachan 等^[14]提出了基于零频滤波器 (ZFF) 和小波变换的两极去噪方法对滚动轴承故障信号进行特征提取, 并得到了较好的识别结果。陈长征等^[15]提出一种基于改进局部均值分析与小波包降噪相结合的轴承微弱信号提取方法, 有效提取了淹没在强噪声中的故障微弱信号特征向量。栾孝驰等^[16]提出了小波包分解-峭度值指标-希尔伯特变换相结合的方法, 通过对西储大学滚动轴承数据和自行开展的轴承故障实验, 验证了该方法的可行性。其中, 小波包分解方法由于其快速的计算速度和较好的分解效果, 在轴承故障诊断领域也有着一定的应用。

除此之外, 由于航空发动机工作状态并不是恒定不变的, 在工况变化时, 轴承故障诊断效果会相对较低, 因此需要方法减小工况变化对故障诊断效果的影响, 目前变转速工况下常用的方法为计算阶次分析方法。杨武成^[17]通过阶次跟踪和 Hilbert 包络解调相结合的方法实现了滚动轴承的故障诊断。高冠琪^[18]通过时频挤压方法提取出较为精确的转频信息, 引入广义解调阶比分析方法, 实现了无需转速条件下的变转速轴承故障诊断, 并基于传统稀疏降噪理论对信号进行降噪处理, 实现了非平稳工况下轴承的故障诊断。尹学慧^[19]通过使用不同的包络方式对仿真信号和实验数据进行包络计算, 得出在转速波动较大或有趋势项时, Hilbert 变换包络并不适用, 相较而言基于 Envelope 函数的包络计算变转速工况下的调制阶次更加有效。吴康福^[20]提出一种将同步提取变换 (Synchronous extraction Transformation, SET) 和阶比分析相结合的方法, 成功提取出了变转速工况下的轴承故障。Anli 等^[21]以核互信息 (KEMI) 为适应度函数, 通过遗传算法寻找 VMD 分解的最优参数分析了变转速工况下的轴承故障信息。

综上所述, 为了能够在高转速时对变转速工况下航空发动机主轴承的故障特征信息进行提取与增强, 提出了基于优化小波包分解的航空发动机主轴承故障特征增强方法, 并通过整机试车条件下航空发动机主轴承外圈故障实验数据对该方法进行验证。

1 轴承故障特征增强方法的建立

1.1 优化小波包分解方法

小波包分解 (WPD) 的目的是根据尺度和小波函数发展分析信号 $f(t)$ 的表示形式。WPD 不仅可以处理低频信号, 而且还可以处理高频信号, 并且可能包含原始采样信号的更多信息。在数学上, 1 个小波包由 1 组线性组合的小波函数组成, 这些小波函数是通过以下方式产生的递归关系。

$$\phi^{2k}(t) = \sqrt{2} \sum_n h(n) \phi^k(2t-n) \quad (1)$$

$$\phi^{2k+1}(t) = \sqrt{2} \sum_n g(n) \phi^k(2t-n) \quad (2)$$

式中: $\phi^0(t) = \phi(t)$ 是定标函数, $\phi^1(t) = \phi(t)$ 是小波函数; $h(n)$ 和 $g(n)$ 表示与定标函数和小波函数相关的一对正交镜像滤波器的系数。此外, $h(n)$ 和 $g(n)$ 通过 $g(n) = (-1)^n h(1-n)$ 相互关联。对于分解的每一步, 输入的离散信号被分解为低频的粗近似和高频的细节部分。时域信号 $x(t)$ 可以被递归分解为:

$$x_{j+1,2k}(t) = \sum_m h(m-2n) x_{j,k}(t) \quad (3)$$

$$x_{j+1,2k+1}(t) = \sum_m g(m-2n) x_{j,k}(t) \quad (4)$$

式中: $x_{j,k}(t)$ 表示第 j 层第 k 个子频带的小波系数。因此, 信号 $x(t)$ 可以表示为:

$$x(t) = \sum_{k=0}^{2^j-1} x_{j,k}(t) \quad (5)$$

式中: j 和 k 分别表示分解层数和子频带。

可以看出, WPD 方法对信号的分解效果主要由小波基函数的选择决定如果把信号分解到足够的层数, 那么保留的信息就越准确, 但是随着分解层数的增加, 计算时间也会增加。因此, 选择合适的分解层数是非常重要的。此外, 由于不同的小波基函数对信号的分解结果影响显著, 因此在实际应用中, 需要根据不同的信号类型和要求选择合适的小波基函数。为了避免人为确定小波基函数带来的弊端, 这里采用不同的小波基函数对信号进行循环降噪。将输入的振动信号通过 WPD 方法进行分解, 得到若干个节点分量, 并引入有效故障特征能量比, 判别信号中所含的故障特征信息量, 有效故障特征能量比的定义:

$$R_{\text{FCER},k} = \frac{\sum_{w=1}^v E_k(wf_0)}{\sum E_k} - \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \frac{\sum_{w=1}^v E_k(wf_0)}{\sum E_k} \quad (6)$$

式中: f_0 为故障特征频率的基频; $\sum E_k$ 为第 k 个振动信号分量包络谱的总能量; $E_k(wf_0)$ 为第 k 个振动信号分量包络谱 w 倍频处故障特征频率的能量值; v 为考虑的最大特征频率倍频数; R_{FCER} 为有效故障特征能量比。其中, 高噪声信号的数值为负数,

低噪声信号的数值为正数。利用有效故障特征能量比对各个节点分量中的故障特征大小进行评价, 选取并进行重构, 实现对振动信号中故障特征的提取。随后通过最大相关峭度解卷积方法, 实现信号故障特征信息的增强。最大相关峭度解卷积方法 (MCKD) 的核心思想是设计一种 FIR 滤波器, 其目的是提高信号的相关峭度值。通过这种方法, 可以更加有效地突出被掩盖的特征信号。

构建滤波器 $f = [f_1, f_2, \dots, f_L]$, 寻找最优滤波器, 用于恢复原始周期脉冲信号, 表达式为:

$$y_n = \sum_{k=1}^L f_k x_{n-k+1} \quad (7)$$

式中: f 为滤波器系数; y_n 为输出信号; L 为滤波器长度; x_n 为输入信号。

相关峭度的定义为:

$$CK_M(T) = \frac{\sum_{n=1}^N \left(\prod_{m=0}^M y_{n-mT} \right)^2}{\left(\sum_{n=1}^N y_n^2 \right)^{M+1}} \quad (8)$$

式中: M 为移位数, M 越大, 提取到的故障脉冲越多; T 为解卷积周期。

T 的计算式为:

$$T = f_s / f_i \quad (9)$$

式中: f_s 为采样频率; f_i 为故障特征频率。

MCKD 的最终目标函数表示为:

$$\max CK_M(T) = \max \frac{\sum_{n=1}^N \left(\prod_{m=0}^M y_{n-mT} \right)^2}{\left(\sum_{n=1}^N y_n^2 \right)^{M+1}} \quad (10)$$

可以得到最佳滤波器系数为:

$$f = \frac{\|y\|^2}{2\|\beta\|^2} \left(X_0 X_0^T \right)^{-1} \sum_{m=0}^M X_{mT} \alpha_m \quad (11)$$

$$\text{其中: } X_r = \begin{bmatrix} x_{1-r} & \cdots & x_{N-r} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & x_{N-L-r+1} \end{bmatrix}_{L \times N}; \quad \beta =$$

$$\begin{bmatrix} y_1 & \cdots & y_{1-MT} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ y_N & \cdots & y_{N-MT} \end{bmatrix}; \quad \alpha_m = \begin{bmatrix} y_{1-mT}^{-1} & \left(y_1^2 & \cdots & y_{1-MT}^2 \right) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ y_{N-mT}^{-1} & \left(y_N^2 & \cdots & y_{N-MT}^2 \right) \end{bmatrix};$$

$$r = [0 \quad T_s \quad 2T_s \quad \cdots \quad mT_s]。$$

与此同时, 为了避免信号分解重构过程中可能造成的欠分解或过分解的问题, 引入有效相关系数指标对生成的信号进行调节, 有效相关系数的定义如下:

$$\eta_i = \frac{1}{1 + e^{\frac{2 \times \text{Cov}(x_i, x)}{\sqrt{\text{Var}[x_i] \text{Var}[x]}}}} \quad (12)$$

式中: η_i 为第 i 次迭代时的有效相关系数, $\eta_0 = 1$; x 为原始振动信号。当有效相关系数在 0.5 附近时, 说明信号特征已经得到了一定程度的增强,

此时的分解效果达到了较高水平, 应当停止迭代。根据计算出的有效相关系数对信号进行重构, 重构信号表达式为:

$$x_i = x_{i-1} - \eta_i x_{HN,i-1} + \eta_i y_{LN,i-1}, \quad i = 1, 2, \dots \quad (13)$$

式中: x_i 为第 i 次迭代后的信号; $x_{HN,i-1}$ 为第 $i-1$ 次迭代后的信号中的高噪声信号; $y_{LN,i-1}$ 为第 $i-1$ 次迭代后信号中的低噪声信号经过最大相关峭度解卷积方法得到的振动信号。通过不断迭代, 去除信号中的造成成分, 并对信号中的故障特征信息进行增强。优化小波包分解方法的流程如图 1 所示。

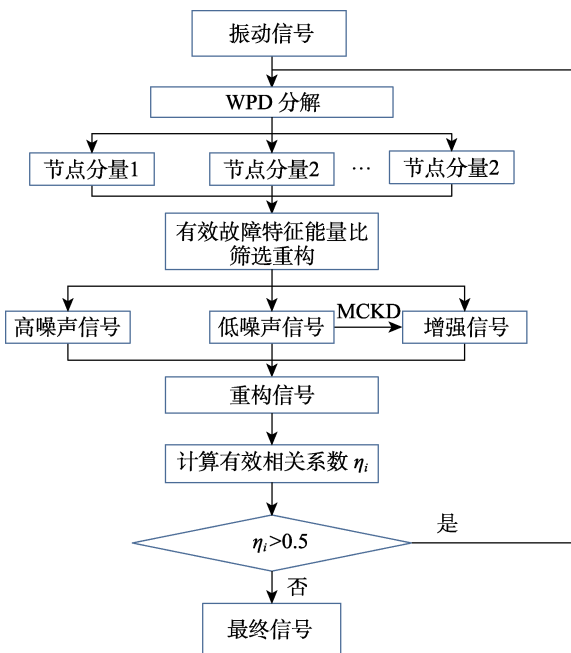


图 1 优化小波包分解方法流程

Fig.1 Flow chart of optimized wavelet packet decomposition method

1.2 轴承故障特征增强方法诊断流程

鉴于变转速工况下航空发动机主轴承环境噪声大, 故障特征难以提取的特点, 本文利用计算阶次分析方法消除了转速变化带来的影响。采用优化小波包分解方法, 通过引入有效故障特征能量比和最大相关峭度解卷积方法, 对信号中的故障特征信息进行提取与增强, 进而实现滚动轴承故障诊断。为了防止振动信号的欠分解与过分解, 引入有效相关系数对分解效果进行评价。

本文建立的基于优化小波包分解的航空发动机主轴承故障特征增强方法流程如图 2 所示, 具体步骤如下:

- 1) 对传感器采集到的转速信号进行计算阶次分析, 将振动时域信号转化为稳态的振动角域信号。
- 2) 对得到的振动角域信号进行 WPD 分解, 将信号分解为若干节点分量。
- 3) 以有效故障特征能量比为指标, 将振动信号

分为高噪声信号分量和低噪声信号分量, 并分别进行重构。

4) 对低噪声信号进行 MCKD 降噪, 对信号中的故障特征信息进行增强, 并根据有效相关系数对信号进行重构, 通过有效相关系数对信号故障特征提取效果进行评价, 通过迭代过程逐步提取故障特征信息。

5) 对振动信号进行包络分析并与轴承理论故障特征阶次进行对比, 实现轴承故障诊断。

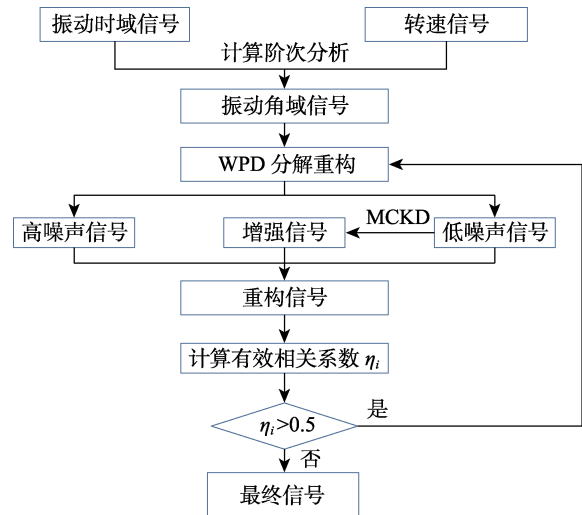


图 2 基于优化小波包分解的航空发动机主轴承故障特征增强方法流程

Fig.2 Flow chart of fault feature enhancement method for main bearing of aircraft engine based on optimized wavelet packet decomposition

2 航空发动机主轴承故障实验

为了验证本文提出的方法在变转速工况下的工程应用价值, 以及高背景噪声下航空发动机主轴承故障特征增强效果, 开展了涡扇发动机整机试车条件下三支点轴承故障实验。轴承的故障类型为航空发动机主轴承故障中较为常见的外圈压坑故障, 其中三支点轴承为主轴承, 试验时外滚道固定, 内滚道随高压转子转动, 测试轴承如图 3 所示, 轴承故障细节如图 4 所示。其中, 三支点轴承座上的内部测点为 M_1 , 布置在外涵道机匣的测点为 M_2 。由于 M_2 测点接收的振动信号是由支板传递至外涵机匣上的, 信号提取难度大, 因此选用 M_2 测点验证本方法的故障特征提取效果。传感器采用“6222S 型”振动传感器, 采样频率为 51.2 kHz, 振动信号与转速信号同时采样。涡扇发动机试验台内部结构如图 5 所示, 测试系统如图 6 所示, 振动信号传感器的相关参数如表 1 所示。

轴承外圈故障特征频率的计算公式如式 (14) 所示, 根据式 (14) 计算得出轴承的理论故障阶次为 8.93~9.21。由于轴承的工作条件恶劣, 故障信号中混杂着大量的背景噪声, 故障特征难以提取。



图3 试验轴承
Fig.3 Test bearing



图4 轴承故障细节
Fig.4 Bearing fault details

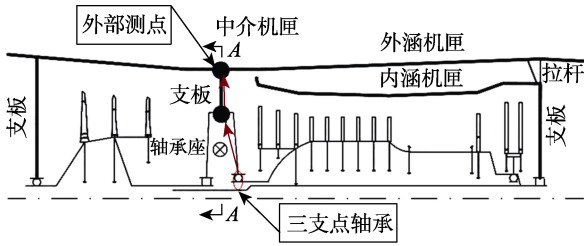


图5 涡扇发动机内部结构
Fig.5 Internal structure of turbofan engine

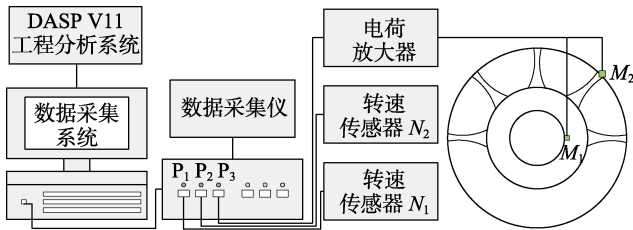


图6 测试系统示意图
Fig.6 Schematic diagram of test system

表1 “6222S” 加速度传感器参数
Tab.1 "6222S" acceleration sensor parameters

参数	数值
响应频率/kHz	28
工作温度区间/°C	-54~260
幅值线性度/%	1/250g

$$O_{\text{bpfo}} = \frac{Z}{2} \left(1 - \frac{d}{D} \cos \alpha_0 \right) \quad (14)$$

为了验证该方法对轴承故障特征的提取效果,对升速工况下的振动数据进行分析,轴承转速在 20 s 内由 10 486 r/min 上升至 12 431 r/min,升速过程的转速信号如图 7 所示,振动时域信号如图 8 所示,其包络谱图像如图 9 所示。从图 8 中可以看到,在转速上升的过程中,时域信号有较大程度的波动,从图 9 中可以看到,在升速工况下,振动时域信号的包络谱有明显的“频率模糊”现象,无法直接对时域信号进行故障诊断。

随后对振动时域信号进行计算阶次分析,将振动时域信号转化为振动角域信号。选定每转取 200 个重采样点,轴承的故障特征阶次为 8.93~9.21,观察轴承故障的 1~4 倍阶次需要最大分析阶次的最小值为 36.84。这里选择分析的阶次范围为[0, 100],即每转下取 200 个采样点设为重采样点,根据文献[22]中关于低通滤波定阶理论公式,计算低通滤波器的截止频率为 16 666.7 Hz,滤波后包含的最高阶次为 100,满足条件。通过计算阶次分析方法得到的振动角域信号图像如图 10 所示,其包络谱如图 11 所示。

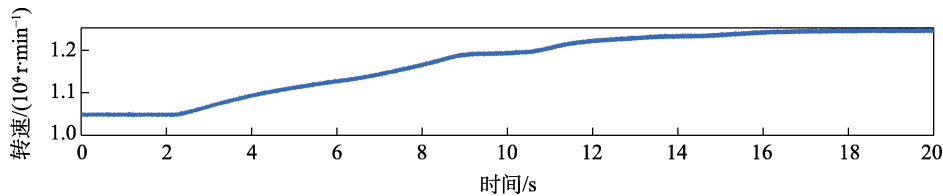


图7 升速过程转速信号
Fig.7 Speed signal during acceleration

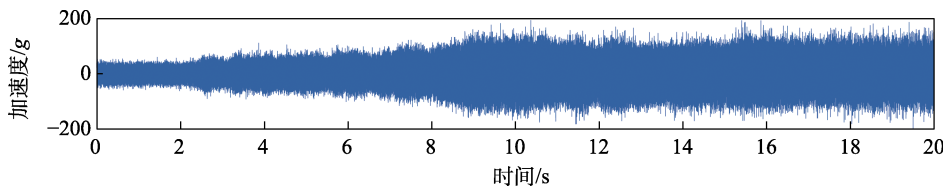


图8 升速过程振动时域信号
Fig.8 Time domain signal of vibration during acceleration

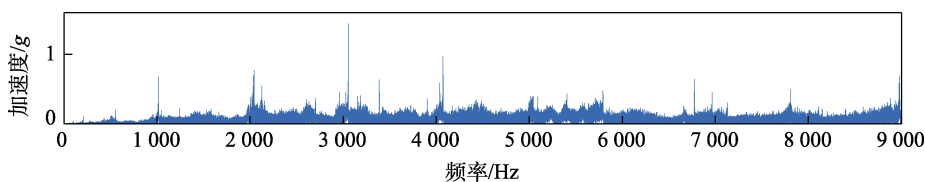


图9 升速过程振动信号包络谱
Fig.9 Vibration signal envelope spectrum during acceleration

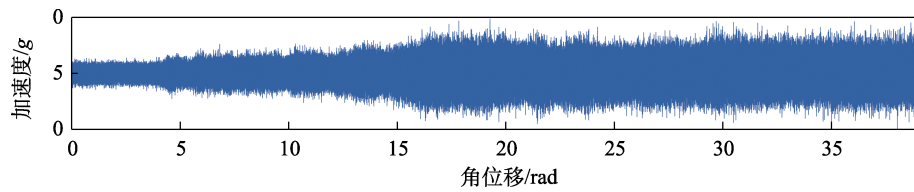


图 10 升速过程振动角域信号
Fig.10 Angle domain signal of vibration during acceleration

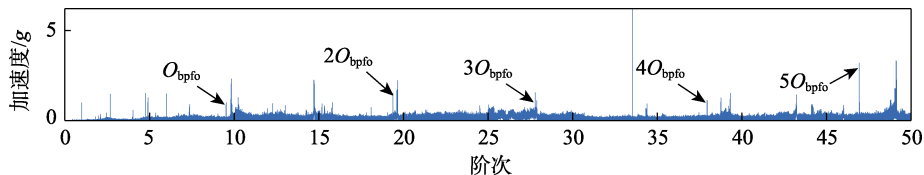


图 11 升速过程振动角域信号包络谱
Fig.11 Vibration angle domain signal envelope spectrum during acceleration

从图 11 中可以看出, 信号包络谱中的“频率模糊”现象得到了改善, 但信号中仍有较多的噪声干扰, 需要对信号进行进一步的降噪, 提取出轴承的故障特征信息。

接着对振动角域信号进行优化小波包分解, 选用 db 小波对信号进行分解, 并以各个信号分量的有效故障特征能量比为指标, 将信号进行划分为高噪声信号和低噪声信号。本文选用的小波基为 db6 小波, 对原始信号进行 5 层小波包分解。第一次分解得到的低噪声振动角域信号及其阶次谱如图 12 和图 13 所示。从图 13 中可以看到, 信号中与轴承故障特征相关的

冲击成分基本分布在低噪声信号分量中, 故障特征信息得到了较好的提取。

之后对低噪声信号进行 MCKD 降噪, 增强信号中的故障特征信息。根据式 (9) 计算得出解卷积周期 $T = 21.978$, 滤波器长度为 L , 设置为 200, 位移数 M 设置为 9, 通过 MCKD 得到的增强信号如图 14 所示。最后对信号进行重构, 并进行循环降噪, 最终得到的振动信号如图 15 所示。这里采用峰值因子指标进行量化分析, 信号的峰值因子由原始的 24.581 3 增加到 32.295 4, 可以看到轴承的故障特征信息得到了明显增强, 故障特征更加明显。

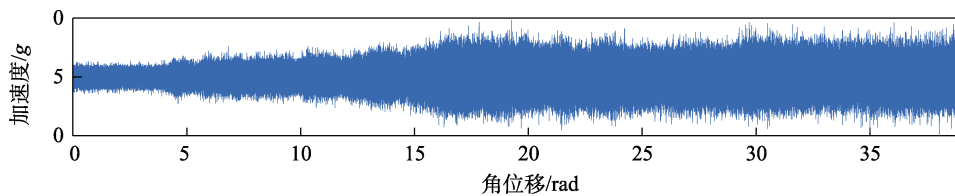


图 12 低噪声振动角域信号
Fig.12 Low noise vibration angle domain signal

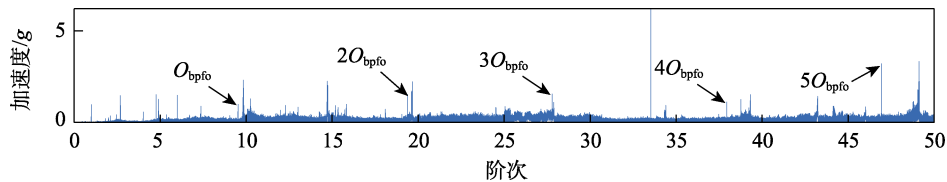


图 13 低噪声振动角域信号阶次谱
Fig.13 Low noise vibration angle domain signal order spectrum

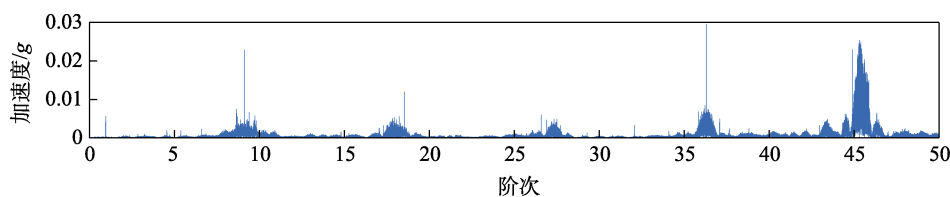


图 14 MCKD 增强信号
Fig.14 MCKD enhanced signal

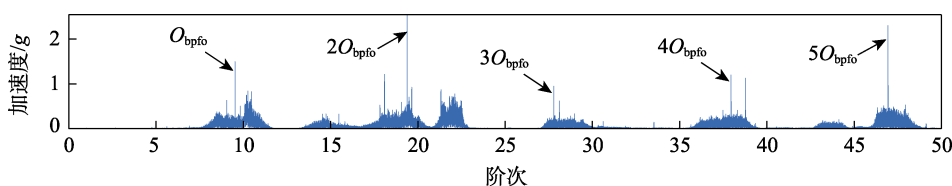


图 15 本方法得到的振动信号
Fig.15 Vibration signal obtained by this method

3 结论

本文针对航空发动机工作时高转速条件变转速工况下主轴承微弱故障特征难以提取的问题,提出了一种基于优化小波包分解的航空发动机主轴承故障特征增强方法。该方法通过最大相关峭度解卷积方法对小波包分解方法进行了优化,并利用循环分解的方法逐步提取信号中的轴承故障特征信息。通过对航空发动机主轴承外圈故障下的变转速振动信号进行分析,可以得到以下结论:

1) 通过使用 MCKD 方法对小波包分解进行优化,将信号分解为高噪声成分和低噪声成分。利用 MCKD 方法对低噪声成分进行增强,有效增强了振动信号中的轴承故障特征信息。

2) 在信号故障特征增强过程中,引入有效相关系数信号中故障特征信息的效果进行评价,避免了信号在分解过程中过分解和欠分解。

参考文献:

- [1] 马艳红,王永锋,公平,等.航空发动机主轴承接触应力精确仿真计算方法[J].航空动力学报,2017,32(8):2000-2008.
MA Y H, WANG Y F, GONG P, et al. Accurate Simulation Method for Contact Stress of Aero-Engine Bearing[J]. Journal of Aerospace Power, 2017, 32(8): 2000-2008.
- [2] 向巧,张轴,许亚平.三型涡扇发动机故障模式与机理分析及预防技术[M].北京:航空工业出版社,2016.
XIANG Q, ZHANG Y, XU Y P. Failure Mode and Mechanism Analysis and Prevention Technology of Type III Turbofan Engine[M]. Beijing: Aviation Industry Press, 2016.
- [3] 王诗彬,王世傲,陈雪峰,等.可解释性智能监测诊断网络构造及航空发动机整机试车与中介轴承诊断应用[J/OL].机械工程学报,2024:1-17[2024-05-21].
<https://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2187.TH.20240517.1702.043.html>.
WANG S B, WANG S A, CHEN X F, et al. Interpretable Network Construction for Intelligent Monitoring and Diagnosis and Application in Inter-shaft Bearing Diagnosis While Aero-engine Test[J/OL]. Journal of Mechanical Engineering, 2024: 1-17[2024-05-21]. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2187.TH.20240517.1702.043.html>.
- [4] 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承故障诊断中的应用[J/OL].推进技术,2024:1-12[2024-07-05].
<https://doi.org/10.13675/j.cnki.tjjs.2402027>.
ZHAO J H, LUAN X C, SHA Y D. Weighted Feature Parameter Information Reconstruction Method and Its Application in Main Bearing Fault Diagnosis[J/OL]. Journal of Propulsion Technology, 2024:1-12[2024-07-05]. <https://doi.org/10.13675/j.cnki.tjjs.2402027>.
- [5] SMITH J S. The Local Mean Decomposition and Its Application to EEG Perception Data[J]. Journal of the Royal Society, Interface, 2005, 2(5): 443-454.
- [6] WU Z H, HUANG N E. Ensemble Empirical Mode Decomposition: A noise-Assisted Data Analysis Method[J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2009, 1(1): 1-41.
- [7] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational Mode Decomposition[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3): 531-544.
- [8] 王敏娟,贾茜,汪友明,等.基于IMSE和参数优化VMD的滚动轴承故障诊断方法[J/OL].西安邮电大学学报,2024:1-10[2024-07-03].
<https://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1493.tn.20240703.1513.003.html>.
WANG M J, JIA Q, WANG Y M, et al. Rolling Bearing Fault Diagnosis Method Based on IMSE and Parameter Optimized VMD [J/OL]. Journal of Xi'an University of Posts and Telecommunications, 2024: 1-10[2024-07-03]. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1493.tn.20240703.1513.003.html>.
- [9] 曹景胜,于洋,王琦,等.基于优化VMD-CNN-BiLSTM的电机轴承智能故障诊断研究[J].现代电子技术,2024,47(12):115-121.
CAO J S, YU Y, WANG Q, et al. Research on Intelligent Diagnosis of Motor Bearing Faults Based on Optimized VMD-CNN-BiLSTM[J]. Modern Electronics Technique, 2024, 47(12): 115-121.
- [10] DIBAJ A, ETTEFAGH M M, HASSANNEJAD R, et al. A Hybrid Fine-Tuned VMD and CNN Scheme for Untrained Compound Fault Diagnosis of Rotating Machinery with Unequal-Severity Faults[J]. Expert Systems with Applications, 2021, 167: 114094.
- [11] LI J M, CHENG X, LI Q, et al. Adaptive Energy-Constrained Variational Mode Decomposition Based on Spectrum Segmentation and Its Application in Fault Detection of Rolling Bearing[J]. Signal Processing, 2021, 183: 108025.
- [12] SHAN S J, LIU J B, WU S G, et al. A Motor Bearing Fault Voiceprint Recognition Method Based on Mel-CNN

- Model[J]. *Measurement*, 2023, 207: 112408.
- [13] SUN S B, GUO Y, GAO Y. Experimental Investigation on Double Impulses Phenomenon of Outer Race Spalled Rolling Element Bearings Based on Acoustic Emission Signals[C]// 2015 IEEE International Conference on Information and Automation. Lijiang: IEEE, 2015.
- [14] SACHAN S, SHUKLA S, SINGH S K. Two Level De-Noising Algorithm for Early Detection of Bearing Fault Using Wavelet Transform and Zero Frequency Filter[J]. *Tribology International*, 2020, 143: 106088.
- [15] 陈长征, 魏巍. 基于改进 LMD 与小波包降噪对故障弱信号的提取[J]. *机械设计与制造*, 2020(1): 165-168.
CHEN C Z, WEI W. Extraction of Weak Fault Signal Based on Improved LMD and Wavelet Packet De-Noising [J]. *Machinery Design & Manufacture*, 2020(1): 165-168.
- [16] 栾孝驰, 沙云东, 柳贡民, 等. 基于 WPD-KVI-Hilbert 变换相结合的滚动轴承早期故障特征精准识别[J]. *推进技术*, 2022, 43(2): 362-373.
LUAN X C, SHA Y D, LIU G M, et al. Accurate Identification for Early Fault Features of Rolling Bearings Based on WPD-KVI-Hilbert Transform[J]. *Journal of Propulsion Technology*, 2022, 43(2): 362-373.
- [17] 杨武成. 阶次跟踪和 Hilbert 包络解调在滚动轴承故障诊断中应用[J]. *机械科学与技术*, 2017, 36(12): 1873-1876.
YANG W C. Application of Order Tracking and Hilbert Envelope Demodulation in Rolling Bearing Fault Diagnosis[J]. *Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering*, 2017, 36(12): 1873-1876.
- [18] 高冠琪. 时频挤压阶比方法及其变转速轴承故障诊断研究[D]. 苏州: 苏州大学, 2019.
GAO G Q. Research on time-Frequency Extrusion Order Ratio Method and Its Fault Diagnosis of Variable Speed Bearing[D]. Suzhou: Soochow University, 2019.
- [19] 尹学慧. 基于 Envelope 包络与阶次分析的滚动轴承故障诊断[D]. 太原: 中北大学, 2019.
YIN X H. Fault Diagnosis of Rolling Bearing Based on Envelope and Order Analysis[D]. Taiyuan: North University of China, 2019.
- [20] 吴康福. 基于同步提取变换与阶比分析的轴承变转速故障诊断[J]. *组合机床与自动化加工技术*, 2021(4): 14-18.
WU K F. Fault Diagnosis of Bearing in Variable Speed Based on Synchronous Extraction Transformation and Order Analysis[J]. *Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique*, 2021(4): 14-18.
- [21] KUMAR A, ZHOU Y Q, XIANG J W. Optimization of VMD Using Kernel-Based Mutual Information for the Extraction of Weak Features to Detect Bearing Defects[J]. *Measurement*, 2021, 168: 108402.
- [22] LUCEY A D, CARPENTER P W. The Hydroelastic Stability of Three-Dimensional Disturbances of a Finite Compliant Wall[J]. *Journal of Sound and Vibration*, 1993, 165(3): 527-552.