

基于小波包分解和 MCKD 的水泵轴承故障诊断方法

蒋辉^{1,2}, 邱露鹏¹, 蒋强¹

(1. 沈阳理工大学 自动化与电气工程学院, 沈阳 110159; 2. 沈阳天眼智云信息科技有限公司, 沈阳 110179)

摘要: 针对水泵在实际应用中所处环境复杂、故障信号包含大量噪声难以提取的问题, 提出了一种结合小波包分解和最大相关峭度解卷积(MCKD)的水泵轴承故障诊断方法。首先, 应用小波包分解对原始信号进行分解, 根据分解信号的信噪比和标准差选取合适的分量进行重构; 然后, 采用 MCKD 算法对重构信号降噪处理, 突出信号中的有效周期冲击成分; 最后, 对处理好的信号进行包络谱分析, 从包络谱中得到故障频率。实验结果表明, 小波包分解和 MCKD 方法能够有效提取水泵轴承故障特征频率, 可为工程实际应用提供参考。

关键词: 最大相关峭度解卷积; 小波包分解; 故障诊断; 轴承

中图分类号: TH133.33 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3969/j.issn.1003-1251.2024.02.006

A Fault Diagnosis Method for Water Pump Bearings Based on Wavelet Packet Decomposition and MCKD Algorithm

JIANG Hui^{1,2}, QIU Lupeng¹, JIANG Qiang¹

(1. Shenyang Ligong University, Shenyang 110159, China;

2. Shenyang SkyEye Intelligence Cloud Information and Technology Co., Ltd., Shenyang 110179, China)

Abstract: For the problem that the pump is in a complex environment in practical applications and the fault signal contains a lot of noise that is difficult to extract, a pump-bearing fault diagnosis method combining wavelet packet decomposition and maximum correlation kurtosis deconvolution (MCKD) is proposed. Firstly, wavelet packet decomposition is applied to decompose the original signal, and the appropriate components are selected for reconstruction according to the signal-to-noise ratio and standard deviation of the decomposed signal. Then the MCKD algorithm is used to reduce the noise of the reconstructed signal and highlight the effective periodic shock components in the signal. Finally, the processed signal is analysed by envelope spectrum, from which the fault frequency is obtained. The experimental results show that the wavelet packet decomposition and MCKD methods can effectively extract the characteristic frequency of water pump bearing faults, which can be used as a reference for engineering practical applications.

Key words: maximum correlation kurtosis deconvolution; wavelet packet decomposition; fault diagnosis; bearing

水泵是工业生产中最常用的一种设备, 工业循环水系统的正常运转需要水泵的稳定运行。滚

动轴承是水泵最重要的组成部分, 其出现故障会对水泵甚至整个系统运转造成重大的影响^[1]。轴

收稿日期: 2023-05-04

基金项目: 辽宁省教育厅科学研究经费项目(LG202014)

作者简介: 蒋辉(1984—), 男, 高级工程师, 博士, 研究方向为智能检测与控制技术、物联网应用技术; 蒋强(1974—), 通信作者, 男, 教授, 研究方向为智能控制理论及算法。

承故障诊断是工业 4.0 时代智能制造等新兴产业的重要研究方向之一,对滚动轴承进行运行状态的监测和诊断对工业生产及推动智能制造具有积极作用^[2]。由于实际生产中水泵所处环境复杂,对滚动轴承振动数据进行采集时不可避免地会包含大量噪声,从而影响其故障频率的提取^[3-4]。

针对含噪的非平稳故障信号,已有很多学者提出了具有针对性的降噪算法。易文华等^[5]针对经验模态分解(EMD)滤波对爆破振动信号去噪效果不佳的问题,提出了 EMD 改进算法,解决了 EMD 分解信号过程中出现的模态混叠问题。徐乐等^[6]针对齿轮箱振动故障特征难以识别的问题,提出了基于局部均值分解(LMD)能量熵故障诊断方法,该方法能显著区分齿轮箱的故障类型。熊明亮等^[7]提出了联合 LMD 与 EMD 的全球导航卫星系统(GNSS)站坐标时间序列去噪方法,使降噪后的信号均方根误差更小,相关系数与信噪比更大。由于 EMD 和 LMD 存在模态混叠和端点效应,会对降噪效果产生影响。曹玲玲等^[8]提出了一种基于集合经验模态分解(EEMD)和快速谱峭度的故障诊断方法,有效克服了 EMD 分解的模态混叠和端点效应,检测出了滚动轴承的故障频率。何玉灵等^[9]利用最大相关峭度解卷积(MCKD)算法对发电机振动信号进行故障特征提取,更加清晰地获取了信号的故障信息。唐道龙等^[10]提出了基于参数优化的 MCKD 方法,用于行星齿轮箱微弱故障的诊断,该方法可从强背景噪声下的行星齿轮箱振动信号中提取微弱的故障信号,有效抑制了噪声干扰。上述方法虽然在故障振动信号降噪方面取得了一定的效果,但均无法完全消除分解算法中存在的模态混叠和端点效应,对于噪声更大或者更微弱故障信号的提取仍然难度很大。

基于上述分析,本文将小波包分解和 MCKD 两种算法相结合进行故障特征提取。首先采用算法复杂度较小且无需考虑端点效应的小波包分解方法对信号进行分解,计算分量的峭度值和信噪比,选择合适的分量重构信号;然后利用 MCKD^[11]突出处理后信号被噪声淹没的周期性故障特征;最后采用包络谱分析轴承故障特征。

1 基本理论

1.1 小波包分解

小波分析对处理非平稳信号具有很好的效

果,小波包分解在小波变换的基础上产生并发展^[12]。相较而言,小波包分解是一种更加精细的分解算法,其不仅能够有效地对信号低频部分进行分解,还能更加强化对信号高频部分的分解能力。三层小波包分解原理如图 1 所示。图中第一层的 $S(0,0)$ 为振动原始信号,经过三层小波包分解, $S(0,0)$ 分解为八段不同频段的子信号 $S(3,i)$ ($i=0,1,\dots,7$)。设原始信号频率为 $0\sim x$,第三层八个频段范围如表 1 所示。

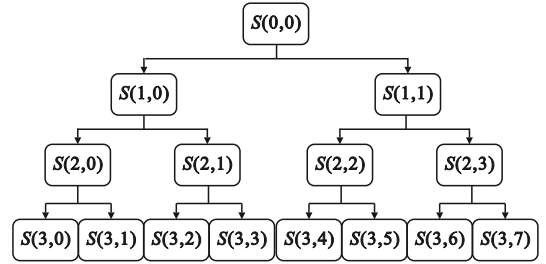


图 1 三层小波包分解原理图

Fig. 1 Schematic diagram of three-layer wavelet packet decomposition

表 1 第三层小波包分解各频段范围

Table 1 The third layer wavelet packet decomposition for each frequency band range

第三层节点子信号	频段范围/Hz
$S(3,0)$	$0\sim 0.125x$
$S(3,1)$	$0.125x\sim 0.25x$
$S(3,2)$	$0.25x\sim 0.375x$
$S(3,3)$	$0.375x\sim 0.5x$
$S(3,4)$	$0.5x\sim 0.625x$
$S(3,5)$	$0.625x\sim 0.75x$
$S(3,6)$	$0.75x\sim 0.875x$
$S(3,7)$	$0.875x\sim x$

1.2 MCKD 算法

MCKD 以滤波后信号的相关峭度为目标函数求解最优解卷积滤波器参数^[13],该算法在强噪声环境下更易于提取轴承故障信号中的相关成分,在轴承故障诊断中获得了广泛应用。

相关峭度 $CK_M(T)$ 定义为

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

式中: T 为解卷积周期; N 为输入信号长度; M 为位移数; y_n 为传感器采集的振动信号。解卷积周期 T 由信号的采样频率 f_s 和轴承故障特征频率 f_f 决定,其计算式为

$$T = \frac{f_s}{f_f} \quad (2)$$

y_n 计算式为

$$y_n = \sum_{k=1}^L f_k x_{n-k+1} \quad (3)$$

式中: x_n 为输入信号; 以 \mathbf{f} 表示长度为 L 的滤波器的系数向量, $\mathbf{f} = [f_1 \ f_2 \ \cdots \ f_L]^T$ 。

MCKD 算法的目标函数为

$$\max_f CK_M(T) = \max_f \frac{\sum_{n=1}^N \left(\prod_{m=0}^M y_{n-mT} \right)^2}{\left(\sum_{n=1}^N y_n^2 \right)^{M+1}} \quad (4)$$

由式(3)和式(4)可得 \mathbf{f} 表达式为

$$\mathbf{f} = \frac{\|\mathbf{y}\|^2}{(M+1)\|\boldsymbol{\beta}\|^2} (\mathbf{X}_0 \mathbf{X}_0^T)^{-1} \sum_{m=0}^M \mathbf{X}_{mT} \boldsymbol{\alpha}_m \quad (5)$$

其中

$$\mathbf{y} = \mathbf{X}_0^T \times \mathbf{f} \quad (6)$$

$$\mathbf{X}_r = \begin{bmatrix} x_{1-r} & x_{2-r} & x_{3-r} & \cdots & x_{N-r} \\ 0 & x_{1-r} & x_{2-r} & \cdots & x_{N-1-r} \\ 0 & 0 & x_{1-r} & \cdots & x_{N-2-r} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & x_{N-L-r+1} \end{bmatrix}_{L \times N} \quad (7)$$

式中 $r=0, T, 2T, \dots, mT$ 。

$$\boldsymbol{\alpha}_m = \begin{bmatrix} y_{1-mT}^{-1} (y_1^2 y_{1-T}^2 \cdots y_{1-mT}^2) \\ y_{2-mT}^{-1} (y_2^2 y_{2-T}^2 \cdots y_{2-mT}^2) \\ \vdots \\ y_{N-mT}^{-1} (y_N^2 y_{N-T}^2 \cdots y_{N-mT}^2) \end{bmatrix}_{N \times 1} \quad (8)$$

$$\boldsymbol{\beta} = \begin{bmatrix} y_1 y_{1-T} \cdots y_{1-mT} \\ y_2 y_{2-T} \cdots y_{2-mT} \\ \vdots \\ y_N y_{N-T} \cdots y_{N-mT} \end{bmatrix}_{N \times 1} \quad (9)$$

最大相关峭度求解过程如下:

- 1) 初始化周期 T 、位移数 M 和滤波器长度 L ;
- 2) 根据输入信号 x_n 计算 \mathbf{X}_{mT} 、 $\mathbf{X}_0 \mathbf{X}_0^T$ 和 $(\mathbf{X}_0 \mathbf{X}_0^T)^{-1}$;
- 3) 根据式(3)计算经过滤波后的信号 y_n ;
- 4) 根据 y_n 计算 $\boldsymbol{\alpha}_m$ 和 $\boldsymbol{\beta}$;
- 5) 根据式(5)更新滤波器系数 \mathbf{f} ;
- 6) 如滤波前后信号相关峭度差值 $\Delta CK_m(T)$ 大于 ε (ε 为迭代终止限) 时, 跳转到步骤 2), 否则结束迭代。

1.3 故障诊断流程图

基于小波包分解和 MCKD 算法的水泵轴承

故障诊断流程如图 2 所示。

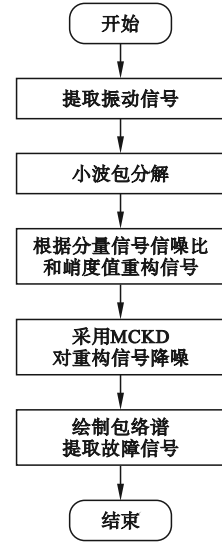


图 2 基于小波包分解和 MCKD 算法的水泵轴承故障诊断流程图

Fig. 2 Flow chart for fault diagnosis of water pump bearings based on wavelet packet decomposition and MCKD algorithm

2 试验验证及结果分析

2.1 开源轴承数据分析

本节采用美国西储大学的开源轴承数据, 数据采集试验台如图 3 所示。

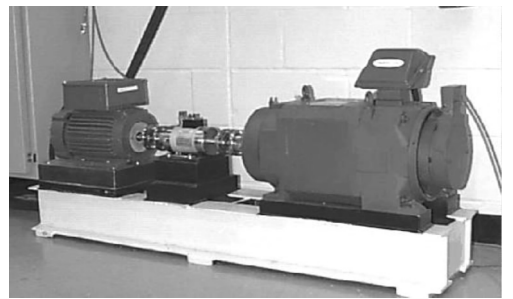


图 3 开源轴承数据采集试验台

Fig. 3 Open source bearing data acquisition test bench

进行算法验证的模拟试验台采用 SKF 公司的深沟球滚动轴承(型号为 6205-2RS), 轴承转速约为 1 797 r/min, 采样频率为 12 kHz, 连续采样。轴承部分参数如表 2 所示。

轴承的内圈故障特征频率 f_{inner} 计算式为

$$f_{\text{inner}} = \frac{Z}{2} \left(1 + \frac{d}{D} \cos \alpha \right) f_r \quad (10)$$

式中 f_r 为轴承固有旋转频率, $f_r = r/60$ 。

表 2 轴承部分参数

Table 2 Partial parameters of the bearing

参数	数值
滚珠数量 $Z/\text{个}$	9
接触角 $\alpha/(\text{°})$	0
节径 D/mm	39.04
滚动体直径 d/mm	7.94

根据式(10)可计算得到在转速为1 797 r/min 下轴承的内圈故障频率 $f_{\text{inner}} \approx 162 \text{ Hz}$ 。

内圈故障信号时域波形如图 4 所示,直接对其进行包络谱分析,如图 5 所示。图 5 中虽然能看到近似内圈故障的故障频率,但该故障频率及其倍频成分均被淹没在噪声频率中,无法对轴承状态诊断结果提供决定性信息。

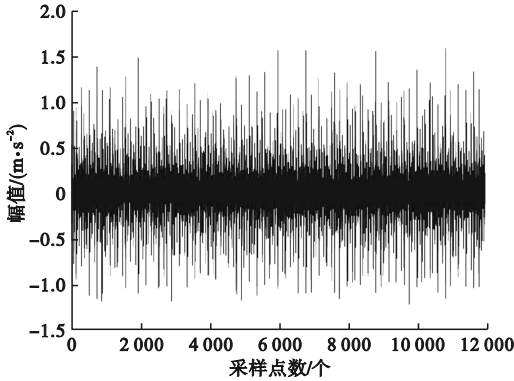


图 4 原始信号时域波形

Fig. 4 Time-domain waveform of the original signal

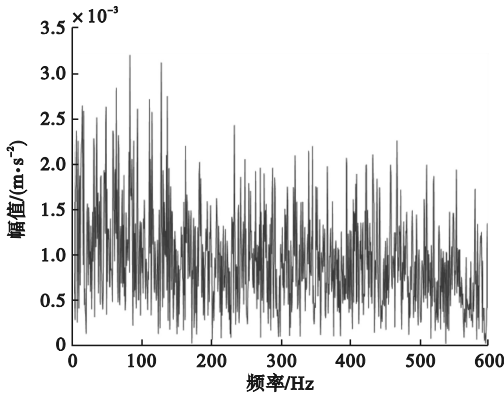


图 5 原始信号包络谱

Fig. 5 Envelope spectrum of the original signal

小波包分解第三层各个节点的时域波形如图 6 所示。

小波包分解第三层各个节点子信号的信噪比与峭度值如表 3 所示。

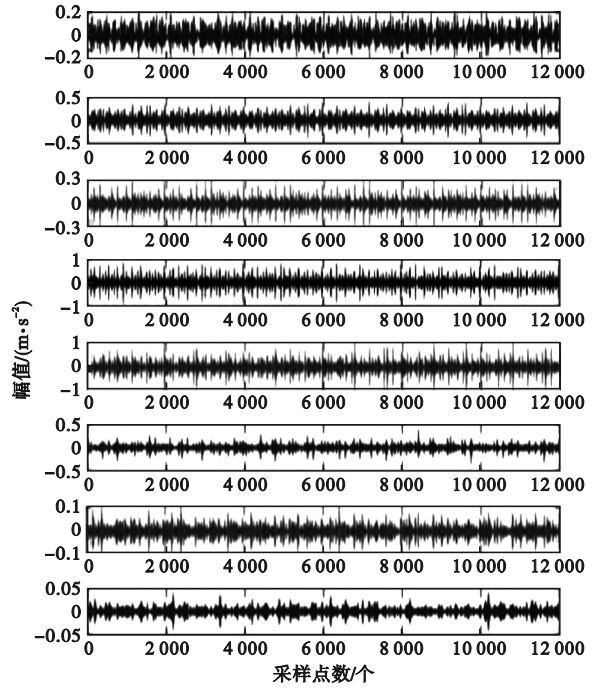


图 6 第三层小波包分解波形

Fig. 6 Wavelet decomposition waveform of the third layer

表 3 第三层节点子信号信噪比和峭度值

Table 3 Signal-to-noise ratio and kurtosis value of the third layer signal

第三层节点子信号	信噪比/dB	峭度值
$S(3,0)$	28.56	5.42
$S(3,1)$	22.94	4.85
$S(3,2)$	8.10	3.39
$S(3,3)$	4.79	6.21
$S(3,4)$	3.93	5.31
$S(3,5)$	13.62	5.28
$S(3,6)$	9.32	4.13
$S(3,7)$	10.03	4.08

综合比较表 3 中各节点子信号的信噪比和峭度值,选择节点 $S(3,0)$ 、节点 $S(3,2)$ 和节点 $S(3,5)$ 子信号数据进行重构。

图 7 为原始信号经过小波包分解重构后的时域波形图,图 8 为小波包分解重构信号经过 MCKD 降噪后信号的时域波形图。

经过 MCKD 降噪后信号的包络谱如图 9 所示。由图 9 可明显看到故障频率及其 2 倍频和 3 倍频,据此可精准判断该轴承内圈发生故障。

2.2 现场试验数据分析

现场水泵试验台如图 10 所示,图中各数字表

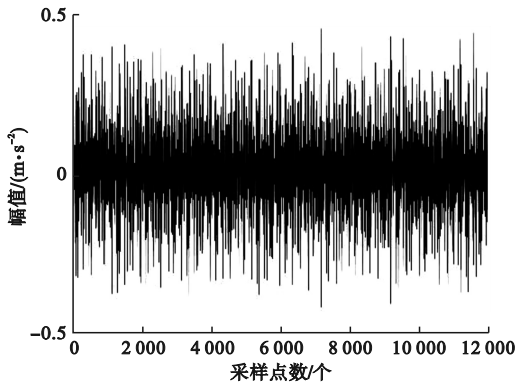


图7 小波包分解重构后信号的时域波形

Fig. 7 Time domain waveform of the reconstructed signal after wavelet packet decomposition

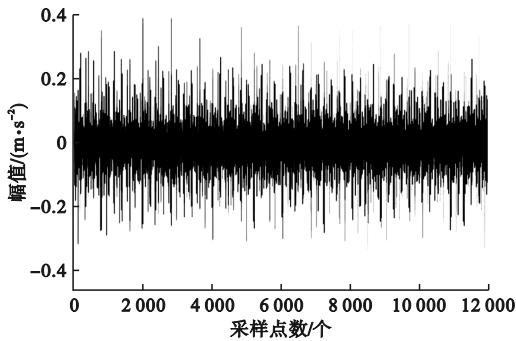


图8 MCKD降噪后信号时域波形

Fig. 8 Signal time domain waveform after MCKD noise reduction

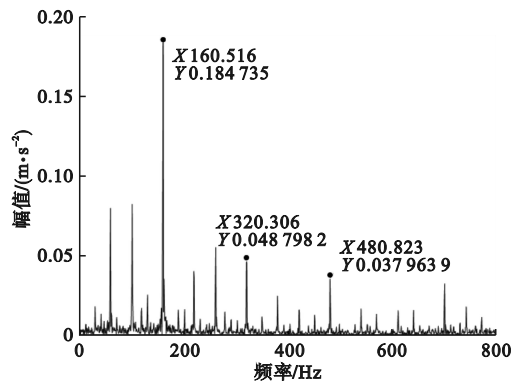


图9 MCKD降噪后信号包络谱

Fig. 9 Envelope spectrum of the MCKD denoised signal

示测点位置。采用深沟球滚动轴承,转速约为1 400 r/min,采样频率为2.5 kHz,连续采样。轴承部分参数如表4所示。

试验中采集正常状态、轴承内圈故障、外圈故障三种工况下的轴承振动数据,限于篇幅,本文只对轴承内圈故障数据进行详细的算法验证分析。

根据实际水泵各部分连接情况,采用6个传感器接收不同部位振动数据,图10中测点1为进

水口位置,测点5为出水口位置,测点2、3、4为基座位置,测点0为接线盒位置,6个测点可以保证水泵各重要位置振动数据完备。

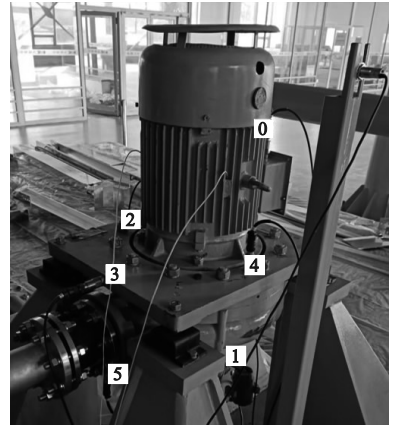


图10 现场水泵试验台

Fig. 10 Water pump test bench on site

表4 现场轴承部分参数

Table 4 Partial parameters of the field bearing

参数	数值
滚珠数量 $Z/\text{个}$	8
接触角 $\alpha/(\text{°})$	0
节径 D/mm	80
滚动体直径 d/mm	9

根据测点0内圈故障原始数据绘制包络谱如图11所示。由式(10)计算得到该轴承理论内圈故障特征频率 $f_{\text{inner}} \approx 103 \text{ Hz}$,但图11中故障频率被大量噪声频率掩盖,无法判断轴承运行状态。

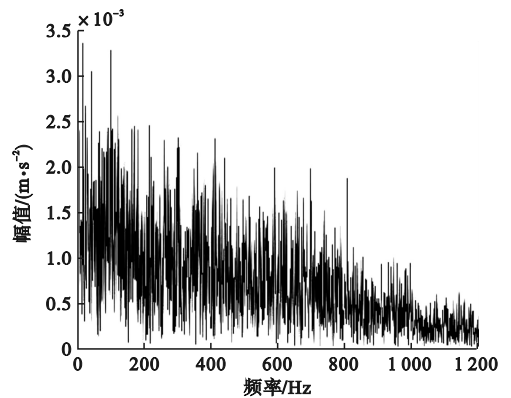


图11 原始信号包络谱(测点0)

Fig. 11 Original signal envelope spectrum (measuring point 0)

对测点0原始信号数据进行三层小波包分解,分解后第三层各节点子信号的时域波形如图12所示。

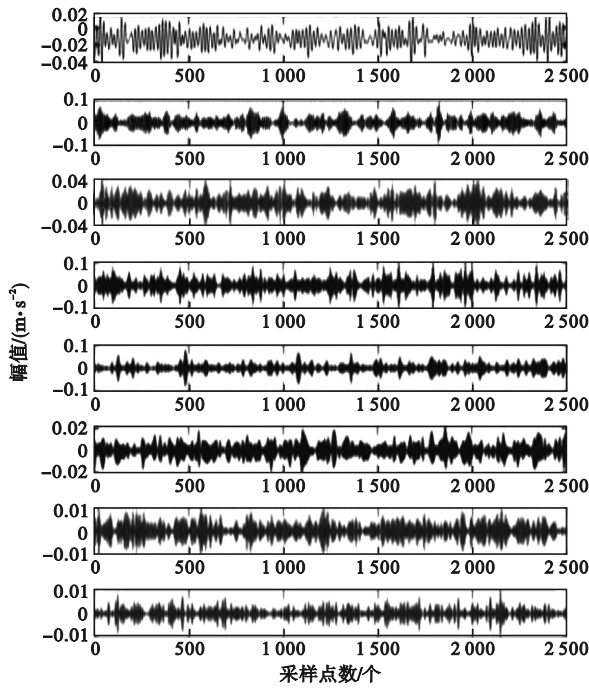


图 12 第三层小波包分解波形(测点 0)

Fig. 12 Third layer wavelet packet decomposition waveform (measuring point 0)

小波包分解第三层各节点子信号的信噪比与峭度值如表 5 所示。综合比较各节点子信号的信噪比和峭度值,选择节点 $S(3,0)$ 、节点 $S(3,2)$ 和节点 $S(3,4)$ 子信号数据进行重构。

表 5 第三层信号信噪比和峭度值(测点 0)

Table 5 Signal to noise ratio and kurtosis value (measurement point 0) of the third layer signal

第三层节点子信号	信噪比/dB	峭度值
$S(3,0)$	14.08	3.89
$S(3,1)$	12.49	2.63
$S(3,2)$	11.80	4.15
$S(3,3)$	5.48	4.25
$S(3,4)$	9.87	3.81
$S(3,5)$	7.42	3.23
$S(3,6)$	7.70	2.90
$S(3,7)$	8.49	3.18

测点 0 的原始信号经过小波包分解重构和 MCKD 降噪处理后的包络谱如图 13 所示。对比图 11 中直接对测点 0 原始信号进行包络谱处理,由图 13 中经过处理后的数据可以清楚提取到故障频率(103 Hz)附近频率以及 2、3、4 倍频。剩余 5 个测点使用本文方法达到的效果如图 14 所示,可见,其他测点亦显示出内圈故障的特征频率及其倍频。

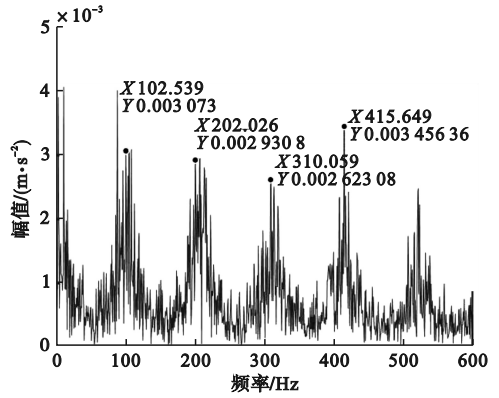


图 13 经过 MCKD 降噪后包络谱(测点 0)

Fig. 13 Envelope spectrum after MCKD noise reduction (measurement point 0)

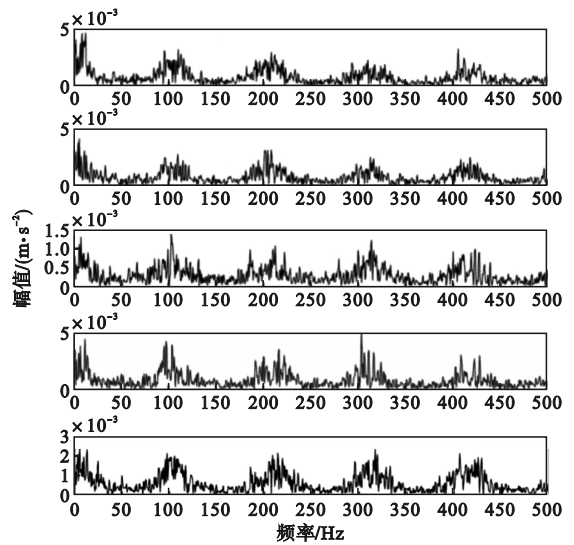


图 14 原始信号经处理后的包络谱(测点 1 ~ 5)

Fig. 14 The envelope spectrum of the original signal after processing (measurement points 1 ~ 5)

图 15 为轴承外圈故障数据经过本文方法降噪处理后的包络谱,根据理论计算得到轴承外圈故障频率约为 67 Hz,由图 15 可以看到外圈故障频率的 1、2、3 倍频。由此证实了本文提出方法的有效性。

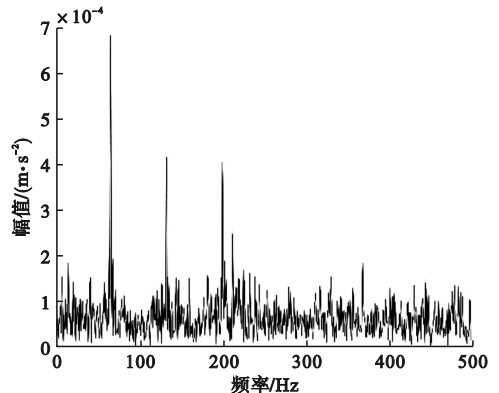


图 15 外圈故障包络谱

Fig. 15 Outer ring fault envelope spectrum

3 结论

针对传统分解算法存在模态混叠、端点效应以及算法复杂度高的问题,提出了一种基于小波包分解与MCKD的水泵轴承故障诊断方法。相比传统分解算法,小波包分解可以避免模态混叠和端点对原始数据分解造成的影响,且能够简化计算;MCKD方法可以增强信号中的冲击成分。对两种不同试验台数据进行分析,结果表明,将小波包分解和MCKD两种方法相结合可以明显消除原始信号中的噪声,能够更容易地提取轴承的故障特征。本文方法为滚动轴承故障诊断提供了一种新思路,具有重要的指导意义。

参考文献(References):

- [1] 王星河,王红军,刘国庆.基于谱峭度的滚动轴承故障诊断方法[J].设备管理与维修,2021(9):151-153.
WANG X H, WANG H J, LIU G Q. Fault diagnosis method of rolling bearing based on spectral kurtosis[J]. Plant Maintenance Engineering, 2021(9):151-153. (in Chinese)
- [2] 舒相挺,杨璋,徐逸哲,等.某循环海水泵振动故障诊断与趋势分析[J].振动、测试与诊断,2022,42(4):791-796,831.
SHU X T, YANG Z, XU Y Z, et al. Vibration fault diagnosis and trend analysis of circulating seawater pump[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2022, 42(4):791-796,831. (in Chinese)
- [3] 潘彦杰,李颖,王欣威,等.基于SPA和SQPE的往复压缩机滑动轴承故障特征提取方法[J].沈阳理工大学学报,2022,41(4):20-25.
PAN Y J, LI Y, WANG X W, et al. Fault feature extraction method for reciprocating compressor sliding bearing based on SPA and SQPE[J]. Journal of Shenyang Ligong University, 2022, 41(4):20-25. (in Chinese)
- [4] 邬天骥.基于机器学习的数据驱动故障诊断方法研究[D].杭州:浙江工业大学,2019.
- [5] 易文华,刘连生,闫雷,等.基于EMD改进算法的爆破振动信号去噪[J].爆炸与冲击,2020,40(9):77-87.
YI W H, LIU L S, YAN L, et al. Vibration signal de-noising based on improved EMD algorithm[J]. Explosion and Shock Waves, 2020, 40(9):77-87. (in Chinese)
- [6] 徐乐,李伟,张博,等.基于LMD能量熵的齿轮箱故障诊断

研究[J].机械传动,2022,46(10):24-29.

- XU L, LI W, ZHANG B, et al. Research on gearbox fault diagnosis based on LMD energy entropy[J]. Journal of Mechanical Transmission, 2022, 46(10):24-29. (in Chinese)
- [7] 熊常亮,贺小星,马下平,等.联合LMD与EMD的GNSS站坐标时间序列去噪方法[J].测绘通报,2022(2):78-82.
XIONG C L, HE X X, MA X P, et al. Denoising method of GNSS station coordinate time series based on LMD and EMD[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2022(2):78-82. (in Chinese)
- [8] 曹玲玲,李晶,彭镇,等.基于EEMD和快速谱峭度的滚动轴承故障诊断研究[J].机电工程,2021,38(10):1311-1316.
CAO L L, LI J, PENG Z, et al. Fault diagnosis of rolling bearing based on EEMD and fast spectral kurtosis[J]. Journal of Mechanical & Electrical Engineering, 2021, 38(10):1311-1316. (in Chinese)
- [9] 何玉灵,王珂,仲昊,等.基于最大相关峭度解卷积算法的发电机特征振动信号增强检测[J].华北电力大学学报(自然科学版),2017,44(3):67-73,89.
HE Y L, WANG K, ZHONG H, et al. Enhanced detection of generator's characteristic vibration signal based on maximum correlated kurtosis deconvolution[J]. Journal of North China Electric Power University(Natural Science Edition), 2017, 44(3):67-73,89. (in Chinese)
- [10] 唐道龙,李宏坤,王朝阁,等.基于参数优化MCKD的行星齿轮箱微弱故障诊断研究[J].机电工程,2018,35(8):779-785.
TANG D L, LI H K, WANG C G, et al. Fault diagnosis of planet gear box based on parameter optimization's MCKD[J]. Journal of Mechanical & Electrical Engineering, 2018, 35(8):779-785. (in Chinese)
- [11] 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.
- [12] DAVOODI S, MOSTAFAPOUR A. Gas leak locating in steel pipe using wavelet transform and cross-correlation method[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2014, 70(5/6/7/8):1125-1135.
- [13] 刘兴教,赵学智,李伟光,等.基于峭度原则的EEMD-MCKD的柔性薄壁轴承故障特征提取[J].振动与冲击,2021,40(1):157-164.
LIU X J, ZHAO X Z, LI W G, et al. EEMD-MCKD fault feature extraction method for flexible thin-wall bearing based on kurtosis principle[J]. Journal of Vibration and Shock, 2021, 40(1):157-164. (in Chinese)

(责任编辑:宋颖韬)

(上接第37页)

- [21] 王然然,魏文领,杨铭超,等.考虑协同航路规划的多无人机任务分配[J].航空学报,2020,41(S2):724234.
WANG R R, WEI W L, YANG M C, et al. Task allocation of multiple UAVs considering cooperative route planning[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2020, 41(S2):724234. (in Chinese)
- [22] 张梦颖,王蒙一,王晓东,等.基于改进合同网的无人机群协同实时任务分配问题研究[J].航空兵器,2019,26(4):

38-46.

- ZHANG M Y, WANG M Y, WANG X D, et al. Cooperative real-time task assignment of UAV group based on improved contract net[J]. Aero Weaponry, 2019, 26(4):38-46. (in Chinese)
- [23] 王轩.多无人机任务分配与航迹规划算法研究[D].西安:西安电子科技大学,2020.

(责任编辑:和晓军)