

ALIF-NLM 轴承微弱故障特征提取方法^{*}

ROLLING BEARING WEAK FAULT FEATURE EXTRACTION METHOD WITH ALIF-NLM

汪 应^{**1} 宋宇博^{***1} 朱大鹏²

(1. 兰州交通大学 机电技术研究所, 兰州 730070)

(2. 兰州交通大学 交通运输学院, 兰州 730070)

WANG Ying¹ SONG YuBo¹ ZHU DaPeng²

(1. Mechatronics T&R Institute, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China)

(2. School of Traffic and Transportation, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China)

摘要 针对强噪声背景下滚动轴承早期微弱故障特征难以提取的问题,结合自适应局部迭代滤波(Adaptive Local Iterative Filter, ALIF)和非局部均值(Non-Local Means, NLM)去噪方法的优势,提出了一种 ALIF-NLM 轴承微弱故障特征提取方法。首先,构建了加权峭度-能量比准则来筛选 ALIF 分解的本征模态函数(Intrinsic Mode Function, IMF)分量并重构造信号。其次,结合峭度对冲击信号的敏感性同能量熵对信号能量分布均匀性和复杂程度的评价性能构建最小能量熵-峭度比指标,并以该指标为适应度函数,利用粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法实现了 NLM 方法中参数组合的自适应选取。最后,利用自适应 NLM 对重构信号进行故障特征提取。仿真和试验分析结果表明,该方法能有效提取出强噪声背景下的滚动轴承微弱故障特征信息。

关键词 强噪声 滚动轴承 自适应局部迭代滤波 粒子群优化 非局部均值去噪 微弱特征提取

中图分类号 TH133.33

Abstract Aiming at the problem that the early weak fault feature was difficult to extract of rolling bearing under the strong noise background, combined with the advantages of adaptive local iterative filter (ALIF) and non-local means (NLM) method, an ALIF-NLM bearing weak fault feature extraction method was proposed. Firstly, a weighted kurtosis-energy ratio criterion was constructed to filter the intrinsic mode function (IMF) components of the ALIF decomposition and reconstruct the signal. Secondly, the minimum energy entropy-kurtosis ratio index was constructed by combining the sensitivity of kurtosis to the impact signal with the evaluation performance of energy entropy to the uniformity and complexity of signal energy distribution, and using this index as the fitness function, the adaptive selection of parameter combinations in NLM method was realized by particle swarm optimization (PSO) algorithm. Finally, the fault feature of the reconstructed signal was extracted with the adaptive NLM. The simulation and experimental results show that this method can effectively extract the weak fault feature information of rolling bearing under the strong noise background.

Key words Strong noise; Rolling bearing; ALIF; Particle swarm optimization; NLM; Weak feature extraction

Corresponding author: SONG YuBo, E-mail: songyubo@mail.lzjtu.cn

The project supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 51765028).

Manuscript received 20221208, in revised form 20230119.

0 引言

滚动轴承是旋转机械中的重要部件,其运行状态对机械设备的精确性、安全性和使用寿命有重要的影响。因此,及时确定滚动轴承的运行状态,判断出早期微弱故障,对保障人员安全,以及避免设备的进一步损

伤具有重要意义^[1]¹⁰⁴¹⁻¹⁰⁴⁹。滚动轴承的振动信号中含有丰富的运行状态信息,对其进行分析可以获得轴承故障特征,进而实现故障的诊断。然而,采集到的滚动轴承早期故障振动信号,易受环境噪声和机械松动所引起的谐波干扰,使得故障特征难以提取^[2]。因此,要实现滚动轴承微弱故障特征的准确提取,对振动信

^{*} 20221208 收到初稿, 20230119 收到修改稿。国家自然科学基金项目(51765028)资助。

^{**} 汪 应, 男, 1999 年生, 甘肃天水人, 汉族, 兰州交通大学硕士研究生, 主要研究方向为轴承故障诊断。

^{***} 宋宇博, 男, 1977 年生, 辽宁阜新人, 汉族, 兰州交通大学副教授, 主要研究方向为自动化设备智能控制等。

号进行降噪处理十分必要。目前,谱峭度、傅里叶变换、最小熵解卷积、小波变换、经验模态分解等降噪算法已成功应用于轴承故障诊断领域,对减少振动信号中的噪声干扰有重要意义^[3]。

经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)是常用的降噪算法之一,该算法由 HUANG N E 等^[4]提出。EMD 可将原始信号分解为若干不同频率的信号分量和一个残余分量,是对传统时频域分析方法的重要突破,但是该算法缺少严格的数学理论推导且存在模态混叠、端点效应等缺陷。针对 EMD 的上述缺陷, LIN L 等^[5]提出了迭代滤波(Iterative Filter, IF)算法,在 EMD 算法框架的基础上,通过低通滤波来获得上下包络的均值函数,改进了 EMD 算法的分解性能。但是 IF 算法存在滤波器函数构造困难的问题。为此, CIGONE A 等^{[6]384-411}提出了自适应局部迭代滤波(Adaptive Local Iterative Filter, ALIF)算法,引入了 Fokker-Planck(FP)微分方程的基础解析来自适应地构造滤波器函数,拓展了 IF 算法。近年来, ALIF 算法因优异的信号分解能力和抑制模态混叠性能被广泛应用于故障诊断领域^{[7][8]1016-1024}。但是,在强背景噪声或复杂系统环境中,故障特征信息微弱且易受噪声干扰,如果单独采用 ALIF 对振动信号进行分解降噪,由于 ALIF 降噪效果有限且模态分量筛选指标的不足,必然导致重构信号中存在残余噪声的影响,使得提取的故障特征相对并不明显。因此,为有效增强提取的故障冲击特征,本文构建了加权峭-能量比准则来筛选模态分量并利用非局部均值(Non-Local Means, NLM)去噪算法对重构信号进行滤波降噪。

NLM 算法由 BUADES A 等提出^{[9]490-530},起始主要应用于图像降噪领域。随着研究的深入, NLM 算法在具有良好降噪性能的同时可以有效保留信号细节和边缘信息的特点,在轴承信号降噪方面得到了广泛应用。由于 NLM 的滤波效果受其搜索框半径 M 、带宽参数 λ 和相似框半径 P 的参数选取影响较大,所以唐晓红等^[10]采用粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法对 NLM 的 $[M, \lambda, P]$ 参数组合进行了自适应选取,经优化的 NLM 算法有效增强了轴承故障信号中的冲击性特征。栾孝驰等^[11]采用灰狼算法对 NLM 的 λ 和 P 进行了自适应选取,同时结合完全自适应噪声集合经验模态分解算法和 Savitzky-Golay(SG)滤波算法,有效提取了轴承微弱故障特征。然而,上述方法均以峭度指标为优化算法的适应度函数,只考虑了降噪信号的冲击性特征,因此本文结合峭度对冲击信号的敏感性同能量熵对信号能量分布均匀性和复杂程度的评价性能构建了最小能量熵-峭度比指标,并以该指标为适应度函数,利用 PSO 算法搜索 NLM 的 $[M, \lambda, P]$

参数组合,实现其最优值的自适应选取,进而使 NLM 降噪效果达到最优。

基于以上分析,针对强噪声背景下滚动轴承早期微弱故障特征难以提取的问题,本文提出了 ALIF-NLM 轴承微弱故障特征提取方法。该方法结合了 ALIF 优越的信号分解能力和自适应 NLM 良好的滤波降噪性能与保留信号细节信息的特点,避免了单独应用 ALIF 降噪时重构信号中的噪声干扰问题,有效增强了轴承微弱故障特征信息。经公开数据集对本文方法进行验证,同 ALIF-MCKD、NLM-EMD 方法对比的仿真结果表明,相比传统方法,本文提出的 ALIF-NLM 方法在提取强噪声背景下滚动轴承微弱故障特征的过程中具有更优秀的表现。

1 ALIF-NLM 故障特征提取方法

1.1 ALIF 算法

ALIF 是基于 IF 算法改进得到的一种新的模态分解算法。ALIF 与 IF 算法主要有两方面的不同:一是 ALIF 能够自适应计算滤波长度;二是 ALIF 通过引入 FP 微分方程实现了滤波器函数的自适应求取,解决了 IF 算法中固定的滤波器函数自适应差、函数波形失真等问题。ALIF 能够自适应地把一个复杂信号分解为多个 IMF 与一个趋势项之和,具体分解原理见文献^{[6]384-411}。

ALIF 算法中掩码长度 v 、停止准则 λ 和模态数 k 的选择对信号分解效果有重要影响。其中, v 值的选取影响分解产生的模态数目; λ 值的选取与 ALIF 的分解性能相关; k 值的选取会造成过分解和欠分解现象。参考文献^{[6]384-411},本文选择参数 $v = 1.6$ 、 $\lambda = 0.001$ 、 $k = 8$ 对轴承振动信号进行分解降噪。

1.2 模态分量的选择

采用 ALIF 分解振动信号时,由于受迭代误差累积和背景噪声的影响,通常仅有个别 IMF 分量包含较多的故障特征信息,剩余分量则为产生的虚假分量和噪声分量,与原始信号相关性差。相关系数指标可以反映模态分量同原始信号之间的相关性,但是该指标易受噪声影响;峭度指标对信号的冲击性成分十分敏感,可以有效筛选出包含丰富特征信息的模态分量,但是该指标会忽略信号振幅且稳定性较差。因此,文献^{[1]1041-1049}结合相关系数和峭度的优势提出了加权峭度指标,该指标不仅考虑了各分量的冲击特性,还保证了同原信号间的相关性,确保了重构信号在保留原信号故障信息的同时又能有效过滤噪声。

经 ALIF 分解的 IMF 分量频率由高频到低频产生,其幅值、频率及所包含的能量均逐渐衰减,且易在低频区产生虚假分量。能量比指标可以反映各阶分量

在能量上的混乱程度,进而判断出能量占比大的 IMF 分量并有效区分虚假分量,但是单独采用该指标筛选 IMF 分量时存在一定误差^[12]。因此,为克服强噪声背景下单一指标筛选模态分量引起的故障特征丢失问题,本文采用熵权法结合加权峭度和能量比指标,构建了加权峭度-能量比(E_1)准则来综合筛选 IMF 分量,其表达式为

$$E_1 = \alpha W'_k + (1 - \alpha) \varepsilon' \quad (1)$$

$$W_k = CK \quad (2)$$

$$C = \frac{\text{Cov}(X, Y)}{\sqrt{D(X)} \sqrt{D(Y)}} \quad (3)$$

$$K = \frac{E(x - u)^4}{\delta^4} \quad (4)$$

$$\varepsilon = \frac{E_{\text{IMF}}(i)}{E} \quad (5)$$

式中, W_k 为加权峭度; C 为信号 X 与 Y 的相关系数; K 为峭度; ε 为能量比; $\text{Cov}(X, Y)$ 为两样本协方差; $\sqrt{D(X)}$ 、 $\sqrt{D(Y)}$ 为两样本方差; u 为信号 x 的平均值; δ 为标准差; $E(\cdot)$ 为数学期望; $E_{\text{IMF}}(i)$ 为第 i 阶 IMF 分量所包含的能量; E 为各分量的总能量和; W'_k 和 ε' 为其各自归一化的值; α 为加权峭度指标所占权重,表示其在该准则中的重要程度。

熵权法是一种优秀的客观赋权方法,它基于信息熵理论,使得赋权过程更具客观性,赋权结果更具可解释性^{[13]698-702}。因此本文采用熵权法确定权重 α , 具体步骤如下:

1) 将加权峭度和能量比指标归一化到 $[0, 1]$, 记为 $Y_i = \{Y_1, Y_2, \dots, Y_n\}$ 。

正向指标归一化公式为

$$Y_i = \frac{X_i - \min(X_i)}{\max(X_i) - \min(X_i)} \quad (6)$$

逆向指标归一化公式为

$$Y_i = \frac{\max(X_i) - X_i}{\max(X_i) - \min(X_i)} \quad (7)$$

2) 分别计算各指标的信息熵, 计算式为

$$E_i = -\lg(n)^{-1} \sum_{i=1}^n p_i \lg p_i \quad (8)$$

$$p_i = Y_i / \sum_{i=1}^n Y_i \quad (9)$$

3) 对于 k 个指标, 权重计算式为

$$\alpha = \frac{1 - E_i}{k - \sum E_i}, \quad i = 1, 2, \dots, k \quad (10)$$

本文加权峭度-能量比准则(E_1)不但考虑了各分量的冲击特性,以及其在能量上的混乱程度,而且保证了重构信号与原信号之间的相关性,使得该准则在有

效过滤噪声干扰和去除虚假分量的同时又保证了重构信号中包含丰富的故障特征信息。

1.3 自适应 NLM 算法

NLM 算法能有效保留信号的细节信息和尖锐边缘,可用来处理一维振动信号。该算法依据各样本点邻域之间的局部相似性来提取信号中的周期性冲击成分,通过对相似样本点进行平均化来实现滤波降噪,具体滤波原理见文献^{[9]490-530}。

NLM 算法的滤波降噪效果受搜索框半径 M 、带宽参数 λ 和相似框半径 P 的影响较大。其中, M 越大降噪效果越好,但过大又增加了计算时间; λ 过小易引起噪声波动,过大又使信号过于平滑,丢失重要信息; P 值过大使信号丢失关键信息,过小则相似块信息不具代表性且噪声较大。如果人为设置参数组合,可能导致滤波后的信号中部分故障特征丢失。

PSO 算法具有较好的全局搜索能力,文献^{[14]287-296}通过引入凹函数变化策略改善了传统 PSO 算法中惯性权重 ω 按固定值取值的不足,有效解决了变分模态分解与最大相关峭度解卷积方法参数选择困难的问题。因此本文借助改进的 PSO 算法对 NLM 的 $[M, \lambda, P]$ 参数组合进行寻优,提高其降噪性能。

在借助 PSO 算法寻优时,算法根据适应度函数值的大小来探寻最优解,因而适应度函数的构建直接影响寻优结果的优劣。峭度指标可以突出降噪信号的冲击性特征,但其稳定性较差;能量熵指标可以评价信号中能量分布的均匀性和复杂程度,其稳定性好、抗噪能力强。因此,本文结合峭度和能量熵指标的优势,构建了最小能量熵-峭度比指标(M_{HK}),其表达式为

$$M_{\text{HK}} = \min(H_{\text{En}} / \sum_{i=1}^n K) \quad (11)$$

$$H_{\text{En}} = -\lg(k)^{-1} \sum_{i=1}^k p_i \lg p_i \quad (12)$$

式中, H_{En} 为重构信号降噪后的能量熵; $\sum_{i=1}^n K$ 为重构信号中各 IMF 分量降噪后的峭度值之和; $p_i = \varepsilon = \frac{E_{\text{IMF}}(i)}{E}$; k 为模态数。

M_{HK} 指标不仅包含峭度对冲击特征的敏感评价性能,同时还具备描述信号能量分布均匀性和复杂程度的能力。NLM 滤波后的信号 M_{HK} 数值越小,说明此时信号中的故障冲击特征越明显,包含的噪声干扰少。本文选取 M_{HK} 为 PSO 算法的适应度函数,则 PSO 算法优化 NLM 参数组合步骤如下:

1) 种群初始化。依据文献^{[14]287-296} 设值 PSO 参数:学习因子 $C_1 = C_2 = 2$; 种群规模为 30; 迭代次数 $K = 40$; 权重 $\omega_{\text{max}} = 0.9$ 、 $\omega_{\text{min}} = 0.4$ 。统筹考虑降噪性能和运

算效率,设置 NLM 算法 M 的寻优范围为 $[500, 1\ 500]$, λ 的寻优范围为 $[0.3, 3]$, P 的寻优范围为 $[10, 30]$ 。

2) 设置适应度函数。以 NLM 滤波后信号的 M_{HK} 值最小为适应度函数,计算第一代个体极值和全局极值。

3) 迭代寻优。依据 PSO 算法粒子更新公式来自动更新种群的粒子位置和速度,计算新粒子的 M_{HK} 值,并通过循环迭代来探寻最优个体局部极值和种群全局极值。

4) 输出 NLM 最优参数组合。当进化代数达到迭代次数 K 后停止搜索,输出 NLM 最优 $[M, \lambda, P]$ 参数组合。

1.4 ALIF-NLM 故障特征提取步骤

本文 ALIF-NLM 轴承微弱故障特征提取方法流程如图 1 所示,具体实现步骤如下:

1) ALIF 分解振动信号。根据设定的参数值将轴承振动信号分解为多个 IMF 分量。

2) 依据 E_1 准则筛选模态分量。根据构建的 E_1 准则计算各 IMF 分量的 E_1 值,选择 E_1 值大于均值的分量进行信号重构。

3) PSO 算法优化 NLM 算法。根据第 1.3 节的优化步骤实现 NLM 参数组合的自适应选取,提升其降噪性能。

4) 微弱故障特征提取。利用自适应 NLM 算法对重构信号进行降噪处理并做包络谱分析,提取轴承微弱故障特征。

2 仿真研究

为验证 ALIF-NLM 方法提取轴承微弱故障特征的有效性,采用轴承内圈故障仿真信号^[15]进行计算机仿真验证,仿真信号为

$$\begin{cases} x(t) = s(t) + n(t) = \sum_i A_i h(t - iT - \tau_i) + n(t) \\ h(t) = e^{-gt} \sin(2\pi f_n t) \\ A_i = 1 + A_0 \sin(2\pi f_r t) \end{cases} \quad (13)$$

式中, $s(t)$ 为周期性冲击信号; $n(t)$ 为高斯白噪声; $x(t)$ 为仿真信号。为模拟实际工况,对 $s(t)$ 添加信噪比为 -8 dB 的高斯白噪声。初始幅值 $A_0 = 0.3$; 衰减系数 $g = 700$; 微小波动 $\tau_i = 0.01$; 转频 $f_r = 20$ Hz; 内圈故障频率 $f_i = 80$ Hz; 共振频率 $f_n = 3\ 000$ Hz; 采样频率 $f_s = 12$ kHz; 采样点数 $N = 9\ 600$ 。

冲击信号及添加噪声后的仿真信号时域波形如图 2(a)、图 2(b) 所示,其包络谱如图 2(c) 所示。图 2(a) 中可观察到明显的周期性冲击;图 2(b) 中周期性冲击则完全被噪声淹没;图 2(c) 中突出频率周围存

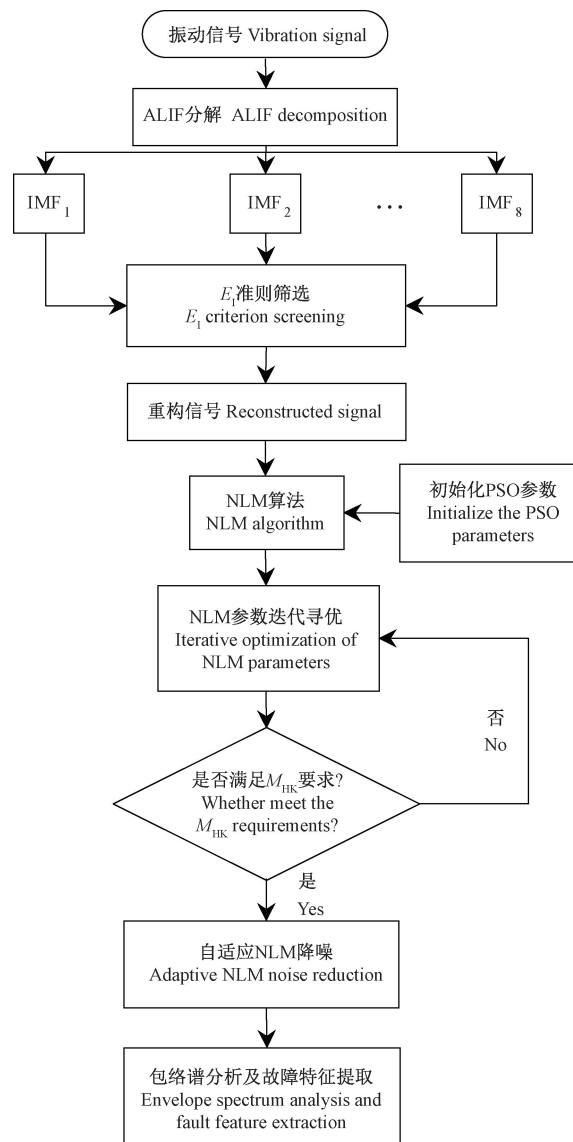


图1 ALIF-NLM 方法流程图

Fig. 1 Flow chart of the ALIF-NLM method

在大量噪声干扰,无法有效辨别故障特征。

2.1 ALIF 与能量比准则分解并重构信号

由于仿真信号中存在噪声干扰,采用 ALIF 方法对其进行分解降噪,分解后模态分量如图 3 所示。经 ALIF 分解得到 8 个 IMF 分量,根据 E_1 准则对 IMF 分量进行筛选并重构信号。

为验证 E_1 准则的优越性,计算各 IMF 分量的峭度 K 、相关系数 C 、加权峭度 W_k 、能量比 ε ,以及加权峭度-能量比 E_1 值并归一化,统计结果如表 1 所示。本文选择信噪比 S_{NR} 、均方根误差 r_{MSE} 、平滑度 r 来评价各指标重构信号的降噪性能^{[13]698-702},统计结果如表 2 所示。

由表 1 统计结果可知:根据峭度指标选 1、2、4、5 分量;相关系数指标选 1、2、3 分量;加权峭度指标选 1、2、3 分量;能量比指标选 1、2 分量;加权峭度-能量比准则($\alpha = 0.3017$)选 1、2 分量进行信号重构。

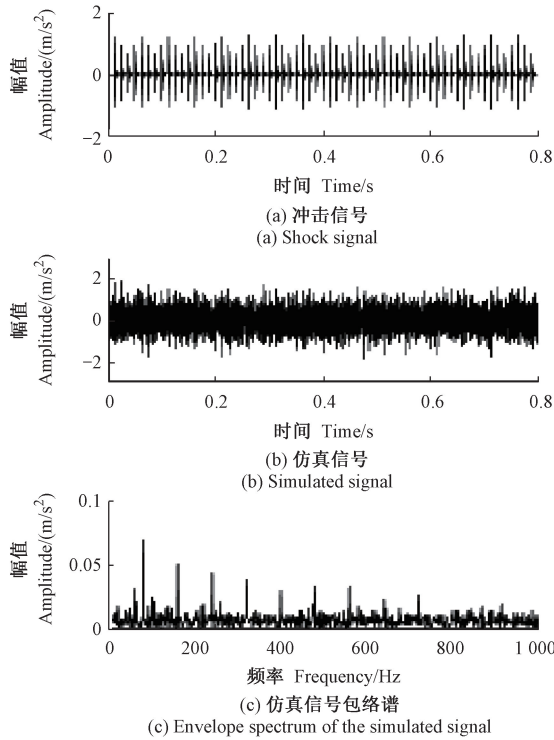


图2 信号时域波形及包络谱

Fig. 2 Time waveform and envelope spectrum of the signal

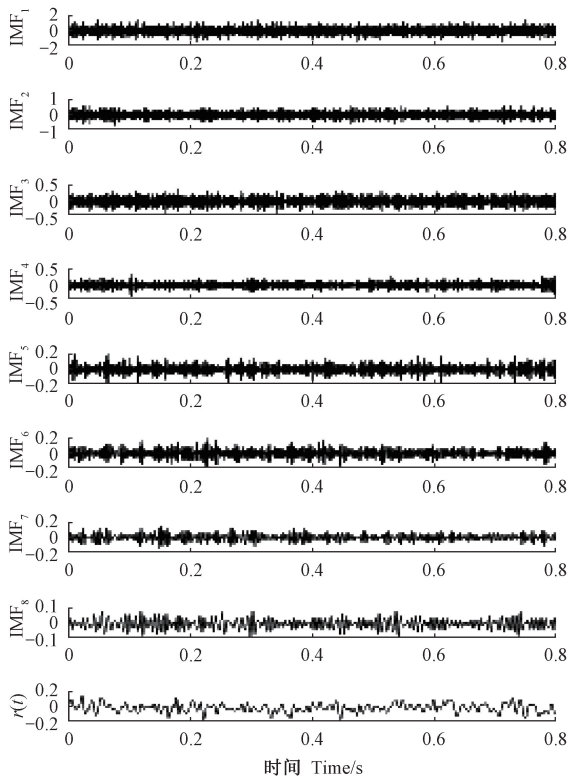


图3 ALIF分解得到的模式分量

Fig. 3 Mode component obtained from ALIF decomposition

由表2统计结果可知,采用 E_1 准则筛选重构后的信号相较于采用 K 、 C 和 W_k 指标筛选重构后的信号,其信噪比最大、均方根误差以及平滑度值最小。该结果表明, E_1 准则筛选重构后的信号中干扰噪声最少且

包含的原始冲击信息最多,即其降噪性能要优于 K 、 C 、 W_k 指标。由于 E_1 和 ε 筛选分量相同,因此三项评价指标均相同,但单一指标筛选信号分量时存在一定误差。综上所述,在信号重构过程中,采用 E_1 准则具有较好的降噪效果。

表1 各IMF归一化的计算相关值

Tab. 1 Calculated correlation values for each IMF normalization

指标 Index	K	C	W_k	ε	E_1
IMF ₁	1	1	1	1	1
IMF ₂	0.630 4	0.662 1	0.612 1	0.198 9	0.323 6
IMF ₃	0.227 1	0.396 1	0.329 2	0.105 8	0.173 1
IMF ₄	0.653 3	0.255 3	0.250 9	0.047 0	0.108 5
IMF ₅	0.653 1	0.163 4	0.168 4	0.027 7	0.070 2
IMF ₆	0.370 4	0.101 9	0.098 1	0.015 6	0.040 5
IMF ₇	0.509 9	0.052 4	0.062 1	0.006 5	0.023 3
IMF ₈	0	0	0	0	0
均值 Mean	0.504 4	0.328 9	0.315 1	0.175 2	0.217 4

表2 各准则重构信号 S_{NR} 、 r_{MSE} 、 r 值Tab. 2 S_{NR} , r_{MSE} , and r values of reconstructed signals for each criterion

指标 Index	K	C	W_k	ε	E_1
S_{NR}	-6.942	-7.178	-7.178	-6.535	-6.535
r_{MSE}	0.377 0	0.387 4	0.387 4	0.359 7	0.359 7
r	0.967 5	0.991 6	0.991 6	0.963 2	0.963 2

2.2 自适应NLM处理重构信号

经ALIF和 E_1 准则处理的重构信号包络谱如图4所示,相较于图2(c)中,突出频率得到了一定程度的增强,但其周围仍存在噪声干扰,无法有效观测到微弱故障频率。因此,采用PSO优化的NLM方法对重构信号进行滤波降噪。

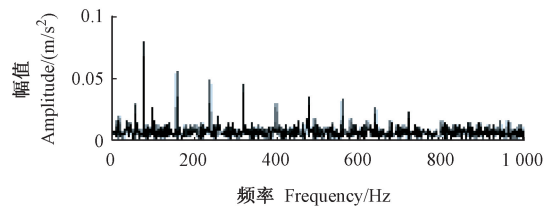


图4 重构信号包络谱

Fig. 4 Envelope spectrum of the reconstructed signal

PSO算法中适应度函数的选择对参数优化结果影响重大,为分析本文 M_{HK} 指标对NLM方法降噪性能的提升效果,分别对比以 M_{HK} 和样本熵(SampEn)为适应度函数的NLM参数优化方法,所得最优 M 、 λ 、 P 参数组合见表3。将表3参数代入NLM方法处理重构信号,图5所示为经本文MHK-NLM处理后的仿真信号时域波形,图6所示为采用不同指标处理重构信号后的包络谱。由图5可知,经本文方法处理后仿真信号降噪效果明显,相较于图2(b)冲击性成分突出。

表 3 最优参数组合

Tab. 3 Optimal parameter combination

	参数 Parameter		
	M	λ	P
M_{HK}	766	0.548 7	30
SampEn	1 208	1.231 1	30

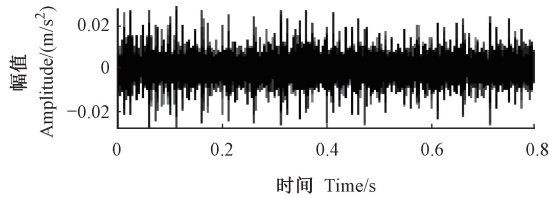


图 5 本文方法处理仿真信号时域波形

Fig. 5 Time domain waveform after the method in this paper deals with the simulated signal

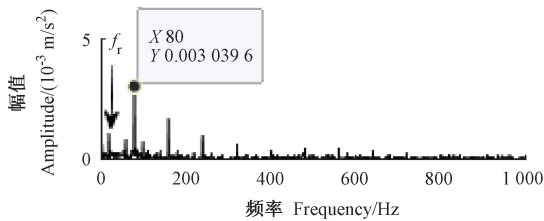
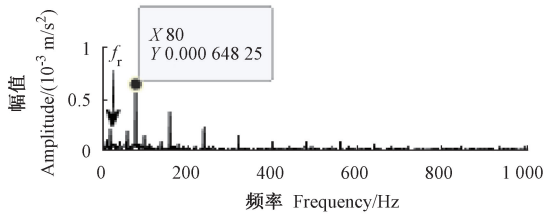
(a) MHK-NLM包络谱
(a) Envelope spectrum of the MHK-NLM(b) SampEn-NLM包络谱
(b) Envelope spectrum of the SampEn-NLM

图 6 不同指标处理重构信号包络谱

Fig. 6 Envelope spectrum of the reconstructed signal with different indexes treatment

对比图 4 和图 6 可知,采用自适应 NLM 处理重构信号后,包络谱中噪声干扰得到明显抑制,周期性冲击成分得到增强,弥补了单一 ALIF 方法的不足。同时,因为 MHK 和 SampEn 均有较好的描述信号有序性,所以得到的参数组合都能使 NLM 算法提取的故障频率更加清晰。

对比图 6(a) 和图 6(b) 可知,采用 MHK-NLM 和 SampEn-NLM 处理的信号包络谱中故障频率和幅值分别为 80 Hz、0.003 04 m/s² 和 80 Hz、0.000 65 m/s²,由于 MHK 保留了峭度对冲击信号的敏感性,故 MHK-NLM 提取的故障频率幅值比 SampEn-NLM 提取的幅值高,为清晰描述本文 MHK 指标对故障频率幅值的提升效果,分析图 6(a) 和图 6(b) 中前 5 个故障倍频,得到幅值分析结果见表 4。

表 4 故障频率幅值分析

Tab. 4 Fault frequency amplitude analysis

特征 Feature	f_1	f_2	f_3	f_4	f_5
MHK 幅值 Amplitude/(10 ⁻³ m/s ²)	3.039	1.738	1.063	0.696	0.423
SampEn 幅值 Amplitude/(10 ⁻³ m/s ²)	0.648	0.380	0.233	0.153	0.089
幅值比值 Amplitude ratio/%	468.9	457.3	456.2	454.9	475.2

由表 4 可知,采用 MHK 为适应度函数提取故障特征时,故障频率幅值和倍频幅值均得到增强,平均幅值相较于 SampEn 增加了 462.5%。由此可见,以 MHK 为评价指标优化的 NLM 方法在具有良好降噪性能的同时能增强故障特征频率的幅值。

2.3 ALIF 与自适应 NLM 方法结合必要性验证

为验证 ALIF 和自适应 NLM 方法结合的必要性,选用单一 NLM (参数同自适应 ALIF-NLM) 和未优化 ALIF-NLM (参数人为设置) 方法分别对仿真信号进行分析,得到单一 NLM 降噪包络谱如图 7(a) 所示,未优化 ALIF-NLM 降噪包络谱如图 7(b) 所示,表 5 所示为图 7 结果对应的 NLM 参数值。

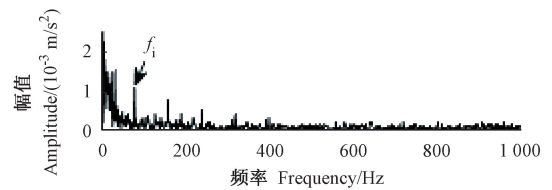
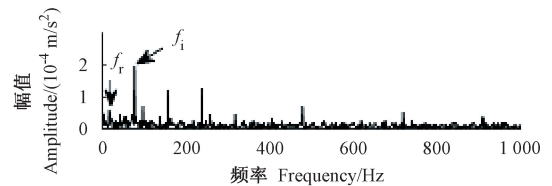
(a) 单一 NLM 降噪包络谱
(a) Envelope spectrum of the single NLM noise reduction(b) 未优化 ALIF-NLM 降噪包络谱
(b) Envelope spectrum of the unoptimized ALIF-NLM noise reduction

图 7 不同方法处理仿真信号包络谱

Fig. 7 Envelope spectrum of the simulated signal with different treatment methods

表 5 NLM 参数值

Tab. 5 NLM parameter values

	参数 Parameter		
	M	λ	P
单一 NLM Single NLM	766	0.548 7	30
未优化 ALIF-NLM Unoptimized ALIF-NLM	500	2	25

对比图 6(a) 和图 7 可知,图 7(a) 由于未经 ALIF 方法预处理,降噪信号中包含部分无关信息,因此相较于图 6(a),其包络谱中观测到的故障特征频率幅值较低且存在大量噪声干扰。图 7(b) 由于 NLM 参数人为设置,对降噪效果影响较大,因此,相较于图 6(a),其

包络谱中故障特征信息没有得到有效提取,可观测到的故障倍频较少。综上所述,ALIF 和自适应 NLM 方法的结合对轴承故障特征的有效提取十分必要。

3 试验研究

分别采用轴承内圈、外圈、滚动体故障信号进行试验分析,并将本文方法同 ALIF-MCKD、NLM-EMD 方法相比较,验证 ALIF-NLM 方法提取轴承微弱故障特征的有效性和优越性。

3.1 内圈故障信号

试验数据选自西储大学 IR007_0(x105.mat)驱动端数据,其中轴承为 6205-2RJEM SKF 型深沟球轴承,故障类型为内圈故障,电火花切割加工深度为 0.28 mm、直径 0.18 mm 轻微故障。轴承内圈随电动机转动,转速为 1 797 r/min,采样频率为 12 kHz,采样点数选择 9 600,理论计算的转频和滚动体故障频率分别为 $f_r=29.95\text{ Hz}$ 、 $f_i=162.19\text{ Hz}$ 。轴承具体参数见表 6。

表 6 轴承参数表

Tab. 6 Bearing parameters table

参数 Parameter	数值
节圆直径 Pitch diameter D/mm	39.039
内圈直径 Inner ring diameter/mm	25
外圈直径 Outer ring diameter/mm	52
滚动体直径 Rolling body diameter d/mm	7.94
滚动体个数 Number of rolling bodies Z	9
接触角 Contact angle/ $^\circ$	0

滚动轴承内圈故障信号时域波形如图 8(a)所示,对其添加 $S_{\text{NR}}=-5\text{ dB}$ 的白噪声后所得时域波形如图 8(b)所示。对图 8 时域波形分别进行包络分析得到图 9。其中,图 9(a)所示为未添加噪声信号包络谱,根据该图可以清晰提取出故障特征信息;图 9(b)所示为添加噪声后的信号包络谱,由于加入了干扰噪声,特征频率被淹没,无法直接做出故障判断,故须对信号进行降噪处理。

采用 ALIF 方法将强噪声内圈故障信号分解为 8 个 IMF 分量,根据 E_1 准则筛选分量并重构信号。各 IMF 分量的 E_1 值见表 7,选择大于均值的 1、2 分量进行信号重构,重构信号包络谱如图 10 所示。

表 7 各 IMF 分量的 E_1 值

Tab. 7 E_1 values of each IMF component

分量 Component	IMF ₁	IMF ₂	IMF ₃	IMF ₄	
E ₁	1	0.342 4	0.191 9	0.121 2	
分量 Component	IMF ₅	IMF ₆	IMF ₇	IMF ₈	均值 Mean
E ₁	0.066 9	0.036 1	0.033 9	0	0.224 0

由图 10 可知,重构信号包络谱中仍存在大量噪声干扰,故选用自适应 NLM 方法做进一步降噪处理,寻优后得到的 NLM 参数组合为 $M=1\ 205$ 、 $\lambda=0.860\ 6$ 、

$P=30$,采用自适应 NLM 处理重构信号的时域波形如图 11 所示,对其做包络分析得到图 12。

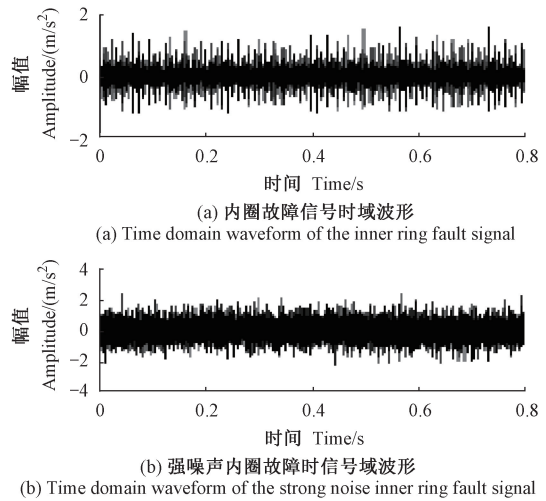


图 8 原始与强噪声背景轴承内圈故障信号时域波形
Fig. 8 Time domain waveform of the original and strong noise background bearing inner ring fault signal

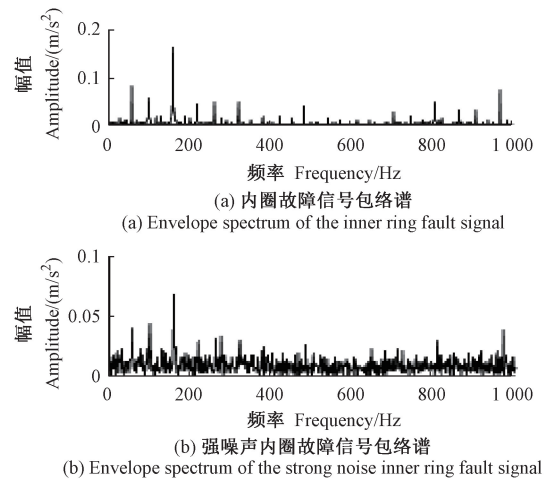


图 9 原始与强噪声背景轴承内圈故障信号包络谱
Fig. 9 Envelope spectrum of the original and strong noise background bearing inner ring fault signal

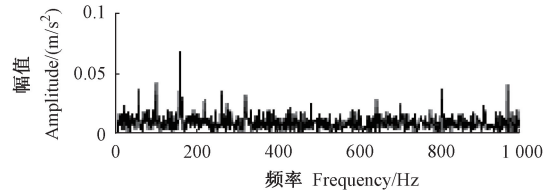


图 10 重构信号包络谱
Fig. 10 Envelope spectrum of the reconstructed signal

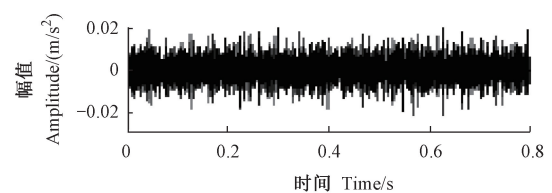


图 11 自适应 NLM 处理重构信号时域波形
Fig. 11 Time domain waveforms of the reconstructed signal with adaptive NLM treatment

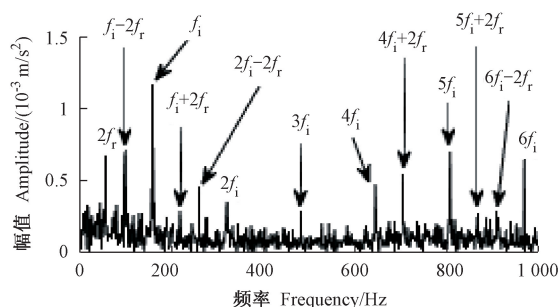


图 12 ALIF-NLM 处理故障信号包络谱

Fig. 12 Envelope spectrum of the fault signal with ALIF-NLM treatment

对比图 9(b)、图 10 和图 12 可知,故障信号经 ALIF 处理后有一定的降噪效果,重构信号包络谱中微弱故障特征得到一定程度的增强,但其仍被噪声包围。由于 NLM 方法具有良好降噪性能的同时能有效保留信号细节特征,所以重构信号经自适应 NLM 处理后微弱故障特征得到明显增强,从图 12 中可以清晰观测到故障频率及其倍频 $(1 \sim 6)f_i$ 、二倍转频及调制频率 $2f_r$ 、 $f_i - 2f_r$ 、 $f_i + 2f_r$ 、 $2f_i - 2f_r$ 、 $4f_i + 2f_r$ 、 $5f_i + 2f_r$ 、 $6f_i - 2f_r$, 其中 $f_r = 30$ Hz、 $f_i = 161.25$ Hz,非常接近理论计算值。由此可见,ALIF 对干扰噪声具有一定的抑制效果,NLM 有效增强了轴承微弱故障特征。

3.2 外圈、滚动体故障信号

为验证 ALIF-NLM 方法对不同类型故障信号特征提取的效果,本文对外圈故障信号和滚动体故障信号均采用该方法进行信号处理和包络谱分析。

试验数据选取:①西储大学 OR007@6_3 驱动端 (x133.mat),轴承转速为 1 730 r/min 的外圈故障数据,采样点数为 9 600,添加 $S_{NR} = -5$ dB 的白噪声,理论计算的转频和外圈故障频率为: $f_r = 28.83$ Hz、 $f_i = 103.35$ Hz;②西储大学 B021_0(x222.mat) 驱动端,轴承转速为 1 797 r/min 的滚动体故障数据,采样点数选择 9 600,添加 $S_{NR} = -5$ dB 白噪声,理论计算的转动频率和滚动体故障频率为 $f_r = 29.95$ Hz、 $f_i = 162.19$ Hz。

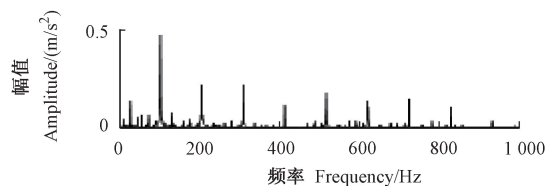
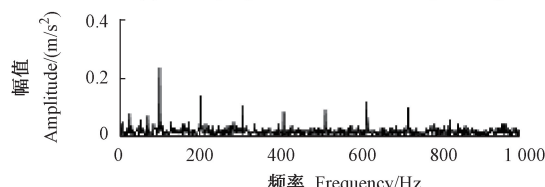
根据 E_1 准则则选择 1、2 分量进行信号重构,本文 ALIF-NLM 方法在表 8 所示寻优参数组合的配置下分别对外圈和滚动体故障信号进行特征提取,得到包络谱如图 13 和图 14 所示。

表 8 不同故障类型 NLM 参数

Tab. 8 NLM parameters for different fault types

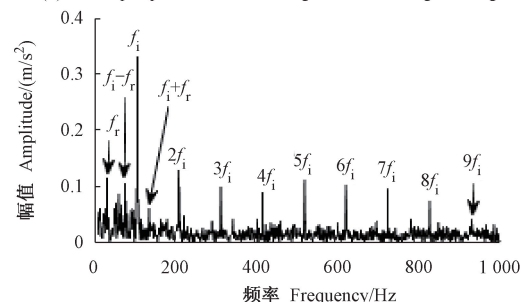
	参数 Parameter		
	M	λ	P
外圈故障 Outer ring fault	768	0.3	30
滚动体故障 Rolling body fault	1 292	0.3	30

对比图 13(a)~图 13(c)可知,图 13(a)中可观察到丰富的故障特征信息,图 13(b)中由于添加了强噪声,包络谱中倍频和转频特征信息均被淹没,无法直接

(a) 外圈故障信号包络谱
(a) Envelope spectrum of the outer ring fault signal

(b) 强噪声外圈故障信号包络谱

(b) Envelope spectrum of the strong noise outer ring fault signal



(c) ALIF-NLM处理故障信号包络谱

(c) Envelope spectrum of the fault signal with ALIF-NLM treatment

图 13 外圈故障信号

Fig. 13 Outer ring fault signal

提取故障特征。图 13(c)中强噪声背景下故障信号经 ALIF-NLM 方法处理后,包络谱中得到了清晰的故障特征信息,可观测到故障频率及其倍频 $(1 \sim 9)f_i$ 、转频及其调制频率 f_r 、 $f_i - f_r$ 、 $f_i + f_r$, 其中 $f_r = 28.75$ Hz、 $f_i = 103.75$ Hz,非常接近理论计算值。

同理,图 14(b)中滚动体故障特征信息被强噪声淹没。经 ALIF-NLM 方法处理后包络谱如图 14(c)所示,通过观察可得到故障频率及其倍频 $(1 \sim 2)f_i$ 、转频及相应的调制频率 f_r 、 $2f_r$ 、 $f_i - 2f_r$ 、 $f_i - f_r$ 、 $f_i + f_r$ 、 $f_i + 2f_r$ 、 $2f_i + f_r$ 、 $3f_i - f_r$, 其中 $f_r = 30$ Hz、 $f_i = 162.5$ Hz,也非常接近理论值。综上所述,ALIF-NLM 方法可以提取强噪声背景下滚动轴承不同故障部位的微弱故障特征信息。

3.3 对比分析

为验证 ALIF-NLM 方法的特征提取能力与算法结合的必要性,选用文献[8]¹⁰¹⁶⁻¹⁰²⁴和文献[16]⁵⁷¹⁻⁵⁷⁸分别提出的 ALIF-MCKD 和 NLM-EMD 方法同本文方法作对比。以本文 3.1 节中内圈故障信号为试验分析信号,不同方法处理信号的包络谱如图 15 所示。

依据文献[8]¹⁰¹⁶⁻¹⁰²⁴的 ALIF-MCKD 方法,首先将试验信号分解为 4 个模态分量,再根据相关系数-峭度准则选取 IMF_1 分量,最后借助 MCKD 方法处理 IMF_1 分量并做包络谱分析;依据文献[16]⁵⁷¹⁻⁵⁷⁸的 NLM-EMD 方法,首先采用 NLM 方法对试验信号进行滤波

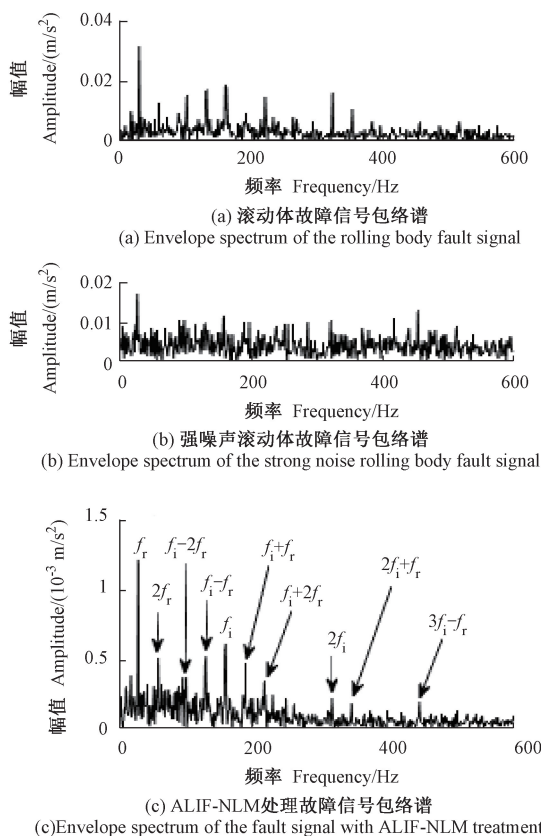


图 14 滚动体故障信号

Fig. 14 Rolling body fault signal

降噪,再利用 EMD 分解降噪信号并选择 IMF_1 分量进行包络谱分析,其 NLM 参数组合为 $M = 1\ 000$, $\lambda = 0.391\ 1$, $P = 20$ 。

对比图 9(a)、图 12 和图 15(a) 可知,ALIF-NLM 和 ALIF-MCKD 方法均能较好地提取强噪声背景下的轴承内圈故障特征信息,包络谱中均能清晰地观察到 $(1 \sim 6)f_i$ 故障特征频率。但是,由于 NLM 方法能够保留信号细节信息,故 ALIF-NLM 方法处理后包络谱中的倍频和调制频率特征信息较 ALIF-MCKD 方法更为丰富。同时,经 ALIF-NLM 方法处理的包络谱中特征频率变化规律为 $(1 \sim 3)f_i$ 逐渐减小、 $(4 \sim 6)f_i$ 逐渐增加,与图 9(a) 基本一致,而经 ALIF-MCKD 方法处理的包络谱中较难发现上述变化规律。由此可得,ALIF-NLM 方法在微弱故障特征提取和特征频率变化规律的表征上较 ALIF-MCKD 方法更具优势。

对比图 12 和图 15(b) 可知,NLM-EMD 方法能从故障信号中提取出故障特征,其包络谱中可识别出 $(1 \sim 6)f_i$ 故障特征频率和部分调制频率信息,但是该方法提取效果有限。相较于 NLM-EMD 方法,本文所提方法由于采用了 ALIF 分解信号、对模态分量进行了选择、优化了 NLM 滤波参数,因而经处理的信号包络谱中故障频率和相应的调制频率均更加清晰和准确。由此可见,ALIF-NLM 方法提取故障特征的性能

要优于 NLM-EMD 方法。

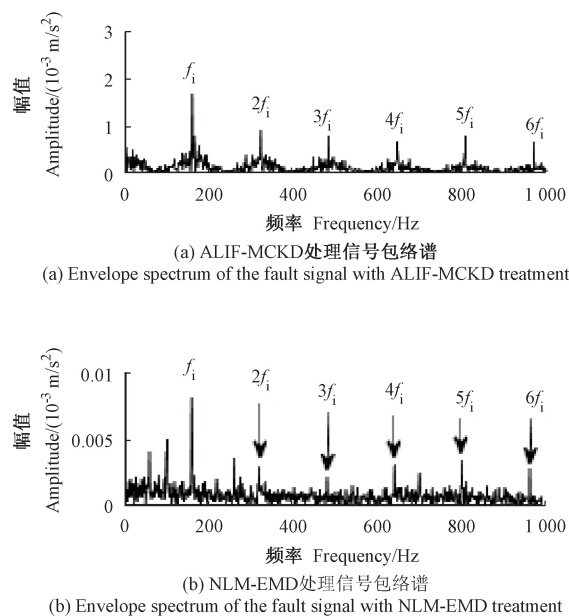


图 15 各方法处理内圈故障信号包络谱

Fig. 15 Signal envelope spectrum of the inner ring fault by different methods

4 结论

针对强噪声背景下滚动轴承微弱故障特征难以提取的问题,提出了 ALIF-NLM 轴承微弱故障特征提取方法,采用该方法对仿真和试验信号进行了分析,得出如下结论:

1) 结合 ALIF 和 NLM 的优势,增强了提取的故障特征,在有效去除噪声干扰的同时保留了振动信号的细节特征信息。

2) 采用加权峭度-能量比准则筛选模态分量,不仅可以有效去除无关分量,而且避免了单一指标筛选的片面性,起到了一定的降噪作用。

3) 借助粒子群算法的寻优性能优化了 NLM 的信号滤波参数,解决了 NLM 参数选择困难的问题。优化过程中以新建的最小能量熵-峭度比指标为粒子群算法的适应度函数,既表达了信号序列的稳定性,又保留了对周期性冲击的敏感性,自适应 NLM 算法在具有良好降噪性能的同时可以有效增强故障特征频率及其调制频率。

4) 仿真和试验信号经本文方法处理后,分析其包络谱,可以提取到故障信号的故障频率及其倍频、转频以及相应的调制频率。同其他方法的对比结果表明,本文方法不仅在提取强噪声背景下滚动轴承微弱故障特征的性能方面更具优势,还适用于不同故障类型的振动信号。

参考文献 (References)

- [1] 韩雪飞, 施展, 华云松. 基于参数优化 MOMEDA 与 CEEMDAN 的

- 滚动轴承微弱故障特征提取研究[J]. 机械强度, 2021, 43(5): 1041-1049.
- HAN XueFei, SHI Zhan, HUA YunSong. Weak fault feature extraction of rolling bearing based on parameter optimized MOMEDA and CEEMDAN [J]. Journal of Mechanical Strength, 2021, 43(5): 1041-1049 (In Chinese).
- [2] 刘湘楠, 赵学智, 上官文斌. 强背景噪声振动信号中滚动轴承故障冲击特征提取[J]. 振动工程学报, 2021, 34(1): 202-210.
- LIU XiangNan, ZHAO XueZhi, SHANGGUAN WenBin. The impact features extraction of rolling bearing under strong background noise [J]. Journal of Vibration Engineering, 2021, 34(1): 202-210 (In Chinese).
- [3] 李舜酩, 侯钰哲, 李香莲. 滚动轴承振动故障时频域分析方法综述[J]. 重庆理工大学学报(自然科学), 2021, 35(10): 85-93.
- LI ShunMing, HOU YuZhe, LI XiangLian. Review on time-frequency-domain analysis methods for vibration faults of rolling bearings [J]. Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science), 2021, 35(10): 85-93 (In Chinese).
- [4] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis [J]. Proceedings of the Royal Society of London Series A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 1998, 454(1971): 903-995.
- [5] LIN L, WANG Y, ZHOU H M. Iterative filtering as an alternative algorithm for empirical mode decomposition[J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2009, 1(4): 543-560.
- [6] CICONE A, LIU J F, ZHOU H M. Adaptive local iterative filtering for signal decomposition and instantaneous frequency analysis [J]. Applied and Computational Harmonic Analysis, 2016, 41(2): 384-411.
- [7] 唐贵基, 庞 彬. 基于 ALIF-HT 的汽轮发电机组转子故障诊断[J]. 动力工程学报, 2017, 37(11): 883-889.
- TANG GuiJi, PANG Bin. Fault diagnosis of a turbo-generator rotor based on ALIF-HT [J]. Journal of Chinese Society of Power Engineering, 2017, 37(11): 883-889 (In Chinese).
- [8] 陈 明, 马 洁. ALIF 和 MCKD 相结合的滚动轴承早期故障诊断[J]. 机械科学与技术, 2021, 40(7): 1016-1024.
- CHEN Ming, MA Jie. Early fault diagnosis of rolling bearings using ALIF-MCKD [J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2021, 40(7): 1016-1024 (In Chinese).
- [9] BUADES A, COLL B, MOREL J M. A review of image denoising algorithms, with a new one [J]. Multiscale Modeling & Simulation, 2005, 4(2): 490-530.
- [10] 唐晓红, 胡俊锋, 熊国良, 等. 自适应非局部均值及在轴承故障检测中的应用[J]. 振动、测试与诊断, 2019, 39(1): 61-67.
- TANG XiaoHong, HU JunFeng, XIONG GuoLiang, et al. Adaptive non-local means with applications in fault detection of rolling bearings [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2019, 39(1): 61-67 (In Chinese).
- [11] 栾孝驰, 徐 石, 沙云东, 等. 基于 GWO-NLM 与 CEEMDAN 的滚动轴承故障诊断方法[J]. 航空动力学报, 2023, 38(5): 1185-1197.
- LUAN XiaoChi, XU Shi, SHA YunDong, et al. Rolling bearing fault diagnosis method based on GWO-NLM and CEEMDAN [J]. Journal of Aerospace Power, 2023, 38(5): 1185-1197 (In Chinese).
- [12] 杨文志, 张茹军, 安文斌. 基于 LCD 与峭度-能量比准则的滚动轴承故障诊断研究[J]. 机电工程, 2020, 37(5): 507-511.
- YANG WenZhi, ZHANG RuJun, AN WenBin. Fault diagnosis of rolling bearing based on LCD and kurtosis-energy ratio criterion [J]. Journal of Mechanical & Electrical Engineering, 2020, 37(5): 507-511 (In Chinese).
- [13] 王 旭, 王 昶. 一种基于熵权法的小波去噪复合评价指标[J]. 大地测量与地球动力学, 2018, 38(7): 698-702.
- WANG Xu, WANG Chang. A kind of wavelet de-noising composite evaluation index based on entropy method [J]. Journal of Geodesy and Geodynamics, 2018, 38(7): 698-702 (In Chinese).
- [14] 张 俊, 张建群, 钟 敏, 等. 基于 PSO-VMD-MCKD 方法的风机轴承微弱故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2020, 40(2): 287-296.
- ZHANG Jun, ZHANG JianQun, ZHONG Min, et al. PSO-VMD-MCKD based fault diagnosis for incipient damage in wind turbine rolling bearing [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2020, 40(2): 287-296 (In Chinese).
- [15] 李永琪, 彭珍瑞. 基于参数自适应的 VMD 滚动轴承故障诊断[J]. 噪声与振动控制, 2021, 41(5): 139-146.
- LI YongQi, PENG ZhenRui. Fault diagnosis of rolling bearings based on VMD with adaptive parameters [J]. Noise and Vibration Control, 2021, 41(5): 139-146 (In Chinese).
- [16] VAN M, KANG H J, HIN K S. Rolling element bearing fault diagnosis based on non-local means de-noising and empirical mode decomposition [J]. IET Science, Measurement & Technology, 2014, 8(6): 571-578.