

基于 GWO-NLM 与 CEEMDAN 的滚动轴承故障诊断方法

栾孝驰¹, 徐 石¹, 沙云东¹, 柳贡民², 唐金宇³, 张 席¹, 李 壮¹

(1. 沈阳航空航天大学 航空发动机学院, 沈阳 110136;

2. 哈尔滨工程大学 动力与能源工程学院, 哈尔滨 150001;

3. 辽宁工程技术大学 电气与控制工程学院, 辽宁 葫芦岛 125000)

摘 要: 针对滚动轴承故障振动信号受背景噪声干扰大、故障特征不易提取的问题, 提出了基于灰狼算法(GWO)优化的非局部均值去噪(NLM)和完全自适应噪声集合经验模态分解(CEEMDAN)相结合的轴承故障诊断方法。先将 CEEMDAN 和相关系数-能量比-峭度准则作为预处理手段, 并进行信号重构; 然后使用灰狼算法对 NLM 的参数进行优化, 利用最优参数对重构信号进行降噪, 将降噪后的信号通过 SG(Savitzky-Golay)滤波进行二次降噪, 得到最终去噪信号, 对最终信号进行包络分析得到诊断结果。GWO-NLM 去噪、CEEMDAN 和包络分析的混合特征提取技术, 由仿真信号可知去噪后的信噪比提高了 9.31 dB, 由实验信号可知能清晰地提取轴承的故障特征频率及倍频、转频以及故障特征频率与转频的系列调制频率。

关 键 词: 完全自适应噪声集合经验模态分解(CEEMDAN); 非局部均值去噪(NLM); 包络谱分析;

灰狼算法; 特征提取; 故障诊断

中图分类号: V263.6

文献标志码: A

Rolling bearing fault diagnosis method based on GWO-NLM and CEEMDAN

LUAN Xiaochi¹, XU Shi¹, SHA Yundong¹, LIU Gongmin², TANG Jinyu³,
ZHANG Xi¹, LI Zhuang¹

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

2. College of Power and Energy Engineering,

Harbin Engineering University, Harbin 150001, China;

3. College of Electrical and Control Engineering,

Liaoning Technical University, Huludao Liaoning 125000, China)

Abstract: For the problem that the vibration signal of rolling bearing faults is disturbed by background noise and the fault features are not easily extracted, a combination of non-local mean denoising (NLM) based on the optimization of the gray wolf algorithm (GWO) and fully adaptive noise-enabled ensemble empirical modal decomposition (CEEMDAN) was proposed for bearing fault diagnosis. First, CEEMDAN and the Correlation coefficient-energy ratio-kurtosis criterion were used as

收稿日期: 2021-09-26

基金项目: 辽宁省教育厅系列项目(JYT2020010); 2021 年辽宁省大学生创新创业训练计划(S202110143021);

中国航发产学研合作项目(HFZL2018CXY017)

作者简介: 栾孝驰(1987—), 男, 副教授、硕士生导师, 博士, 主要从事航空发动机轴承、齿轮传动系统动力学分析及故障诊断研究。

E-mail: luanxiaochi27@163.com

引用格式: 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.

preprocessing way, and signal reconstruction was performed; then the grey wolf algorithm was used to optimize the parameters of NLM, and the optimal parameters were used to denoise the reconstructed signal, and secondary denoising of the denoised signal was achieved through SG (Savitzky-Golay) filtering to obtain the final denoised signal, and envelope analysis of the final signal was performed to obtain diagnostic results. For the hybrid feature extraction technique of GWO-NLM denoising, CEEMDAN and envelope analysis, the signal-to-noise ratio was improved by 9.31 dB after denoising as shown by the simulated signal, and the fault characteristic frequency and multiplication frequency of the bearing and the series modulation frequency of the fault characteristic frequency and rotation frequency can be clearly extracted by the experimental signal.

Keywords: complete ensemble empirical model decomposition adaptive noise (CEEMDAN); non-local mean denoising (NLM); envelope analysis; grey wolf algorithm; feature extraction; fault diagnosis

滚动轴承广泛地应用在各种旋转式的机械系统中,其运动状态会对整体机械系统的精确性、可靠度和使用寿命产生巨大的影响。由于轴承工作在高速、高载荷的情况下,使其较为容易发生故障,其工作状态可能会影响整个机器运转的性能和安全性^[1-4]。因此,滚动轴承的故障诊断对于旋转机械系统的健康监测是必不可少的,这将有助于减少紧急维护和生产有关的成本。在轴承工作过程中,由于安装不当、过载及润滑不良等原因都容易使轴承局部缺陷、造成损伤,而在轴承早期故障时,及时诊断故障可以有效避免损伤的加剧^[5]。信号分析是机械故障诊断研究与应用中的一个关键课题,它是一种提取故障特征,然后识别故障模式的工具。在这一领域,目前被广泛应用的轴承故障检测方法主要有两种,即振动信号分析和声信号分析。其中,基于振动信号的分析因其易于测量而成为最流行的监测技术。然而,从振动数据分析轴承故障的主要障碍是信号易于被背景噪声所淹没^[6],并与轴、齿轮等机械的振动信号混合。因此,设计一种有效的信号增强方法来减轻噪声,突出故障特征就显得十分重要。

针对滚动轴承信号具有的脉冲性、非线性^[7]的特点,Norden提出了经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)^[8]可以有效针对轴承信号进行自适应处理提高信噪比,但存在模态混叠的问题。为了解决 EMD 存在的模态混叠问题,由 Wu 和 Huang 提出的集总经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD)^[9],与 EMD 不同的是 EEMD 在分解过程中通过多次添加高斯白噪声来解决模态混叠问题。但是由于高斯白噪声的引入,使得最终重构信号受到了残

留白噪声的影响,无法准确的重构原始信号,不仅如此,在算法的迭代运行过程中,计算量大,分解时间长。针对 EEMD 存在的问题,提出了一种自适应的噪声完备集成经验模态分解(complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise, CEEMDAN),该方法通过在每次分解过程中加入自适应的高斯白噪声,计算唯一的信号余量。CEEMDAN 不仅重构误差几乎为 0,而且运算效率较高^[10]。

目前通过小波变换^[11]和盲源分离^[12]已被证实对于分离噪声和故障信号有较好的效果,但存在着局部失真和部分有效信息丢失等问题。非局部均值滤波(non-local means, NLM)是 Buades 等^[13]提出的对传统邻域滤波方法的一种改进滤波,使用了图像的自相似性质,它最初用于图像处理领域,在去噪的同时能够最大程度的保持图像的细节特征。近些年随着研究深入,NLM 在其他领域也取得了一定的成绩。胡新海等^[14]利用非局部平均滤波方法对地震数据的随机噪声进行去噪,使信号的信噪比有所提高。Tracey 等^[15]将 NLM 用于医学领域的心电信号降噪,有效的降低了背景噪声的干扰。Lü 等^[16]对 NLM 算法进行改进,提出了快速 NLM 算法。熊国良等^[17]提出了谱峭度与非局部均值去噪相结合,通过权值系数作为信号包络,改善了信号的提取效果。NLM 算法的滤波效果取决于 3 个参数: M (搜索框半径)、 λ (带宽参数)、 P (相似框半径),参数的选取十分重要。

针对轴承故障信号重构误差大,存在模态混叠,信噪比较低等问题,本文提出了将 CEEMDAN 与灰狼算法优化的非局部均值滤波器相结合的轴承故障诊断方法。首先,利用 CEEMDAN 对传感

器采集到的故障信号进行分解;其次,使用相关系数-能量比-峭度准则对经分解后的 IMF(固有模态函数)分量进行筛选,将筛选后的信号重构为一个新信号;然后,利用灰狼算法优化的非局部均值滤波器进行参数优化选择,实现最优的去噪效果;最后,并对去噪后的信号进行 SG(Savitzky-Golay)平滑滤波进行二次降噪,将最终得到的信号进行特征提取,实现轴承的故障特征提取。该方法可以有效抑制噪声干扰,为轴承的故障的准确提取和故障诊断提供参考。

1 振动信号的处理

1.1 CEEMDAN 算法原理

EEMD 算法通过引入噪声降低了模态混叠现象,CEEMDAN 算法通过引入自适应噪声进一步减小了模态混叠现象,并且具有更好的收敛性。信号经过 CEEMDAN 分解后,与 EEMD 和 EMD 方法相比不仅分解的完备性更优,也同时一定程度上的解决了残余噪声的影响、模态混叠、运算量大的问题。具体 CEEMDAN 分解算法的原理见下文描述^[18]。

在原信号中加入白噪声,对加入噪声的原始信号进行 EMD 分解,将分解得到的 $X_{\text{IMF},1,i}$, 进行平均得到 $X_{\text{IMF},1}$

$$X(t) = y(t) + z_0 n^i(t) \quad (1)$$

$$X_{\text{IMF},1} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_{\text{IMF},1,i} \quad (2)$$

式中 y 为原始信号; z_0 为所添加白噪声的幅值; i 为构造信号次数, $i \in \mathbf{Z}^+$; N 为集合平均总次数, $N \in \mathbf{Z}^+$; n^i 为满足 $N(0,1)$ 分布的白噪声; $X_{\text{IMF},1,i}$ 为分解得到的模态分量。

第 1 阶段的残余分量可以得出

$$x_1(t) = X(t) - X_{\text{IMF},1} \quad (3)$$

式中 $x_1(t)$ 为第 1 阶段的残余分量。

定义一种新的运算 $X_{\text{EMD},k}$ 意为由 EMD 分解后所得到的第 k 个 X_{IMF} 分量。给剩余信号 $x_1(t)$ 加上白噪声 $x_1(t) + z_1 X_{\text{EMD},1}(n^i(t))$, 然后通过 EMD 分解, 对第 1 个 $X_{\text{IMF},1}$ 取平均值可以得到 $X_{\text{IMF},2}$

$$X_{\text{IMF},2} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_{\text{EMD},1}(x_1(t) + z_1 X_{\text{EMD},1}(n^i(t))) \quad (4)$$

式中 $X_{\text{IMF},2}$ 为第 2 阶段模态分量。

对于 $k = 1, 2, \dots, K$, 第 K 个残余分量可以得出

$$x_K(t) = x_{K-1}(t) - X_{\text{IMF},K} \quad (5)$$

反复以上步骤,直到剩余的信号不能被 EMD 分解,分解完成后就能得到许多模态分量和剩余信号,其结果是:

$$X(t) = \sum_{k=1}^K X_{\text{IMF},k} + x(t) \quad (6)$$

式中 K 为模态分解过程中模态的总数。

1.2 相关系数-能量比-峭度准则

1.2.1 相关系数准则

相关系数是用来反映各变量间密切关系的统计指标,本文使用皮尔逊相关系数。相关系数是 $[-1,1]$ 之间的数值,量化地描述 X 和 Y 的相关程度,即相关系数越大,相关度越大,在相关系数为 0 时对应度最低。计算对原始信号进行 CEEMDAN(自适应白噪声经验模态分解)分解后的模态分量与原始信号的相关系数,可以剔除部分的无用成分和主要噪声成分。设两样本分别为 X 和 Y , 相关系数为

$$r(X,Y) = \frac{\text{Cov}(X,Y)}{\sqrt{D(X)} \sqrt{D(Y)}} \quad (7)$$

式中 r 为两样本的相关系数; $\text{Cov}(X,Y)$ 为两样本的协方差; $\sqrt{D(X)}$ 为 X 的方差; $\sqrt{D(Y)}$ 为 Y 的方差。

1.2.2 能量比准则

能量比系数数学表达式为

$$\varepsilon = \frac{E_{\text{IMF}}(i)}{E_x} \quad (8)$$

式中 E_x 为 IMF 分量的总能量; $E_{\text{IMF}}(i)$ 为不同 IMF 所具有的能量; ε 为能量比系数。

1.2.3 峭度准则

在轴承正常工作时,峭度值接近 3,且周期性冲击不明显。在轴承失效时,冲击的周期成分明显增多,峭度值也随之增大。综合来看,峭度值越大,包含的周期性冲击成分越多,所包含的故障信息也越多。峭度指标是无因次参数,与轴承尺寸、载荷、旋转速度等因素无关,对冲击信号尤其敏感。其数学表达式为:

$$K = \frac{E(x-u)^4}{\sigma^4} \quad (9)$$

式中 u 为信号 x 的平均值; σ 为信号的标准差。

由于滚动轴承振动信号的丰富性,单一选择一个指标对 IMF 分量进行筛选可能会导致有效

分量被剔除, 无关分量被保留^[19]。因此, 综合峭度值、相关系数、能量比后定义 K_r 值:

$$K_r = a_1 K' + a_2 r' + a_3 \varepsilon' \quad (10)$$

式中 a_1 、 a_2 、 a_3 为 IMF 分量的峭度值、相关系数、能量比的权重; K' 、 r' 、 ε' 分别代表峭度、相关系数、能量比归一化后的值。

本文对 3 种不同的指标取相同的权重进行了分析和计算, 并对其进行归一化处理, 计算出各 IMF 分量在 CEEMDAN 分解后的 K_r 值, 并对其进行排序, 取最大值的前 6 个 IMF 分量进行重构。

1.3 非局部均值去噪算法

从真实信号 u 开始, 带噪信号 y 被定义为 $y = u + n$, 其中 n 是添加的噪声。在样本 i 处的 NLM 去噪值 $\hat{u}(i)$ 是由其邻域 ω 的所有样本的加权平均得到的。

$$\hat{u}(i) = \frac{1}{M(i)} \sum_{j \in \Omega_i} \omega(i, j) y(j) \quad (11)$$

其中 $M(i) = \sum_{j \in \Omega_i} \omega(i, j)$ 是一个归一化常数。权重 $\omega(i, j)$, 满足 $0 < \omega(i, j) < 1$ 和 $\sum_{j \in \Omega_i} \omega(i, j) = 1$, 它比较了样本 i 和 j 周围的邻域。 $\omega(i, j)$ 如果样本 i 的邻域与样本 j 的邻域相似, 则权重取大值, 否则取小。它的计算方法是

$$\omega(i, j) = \exp \left\{ - \frac{\sum_{\lambda \in \mathcal{A}} [y(i + \lambda) - y(j + \lambda)]^2}{B_A 2\delta^2} \right\} \quad (12)$$

其中 δ 是一个带宽参数。 $\mathcal{A}$ 代表一个局部的样本补丁, 围绕着 i 和 B_A 是其总样本。 $d^2 = \sum_{\lambda \in \mathcal{A}} [y(i + \lambda) - y(j + \lambda)]^2$ 表示以 j 为中心的斑块中的样本的点对点差异的平方和。

式(12)中, 不考虑 $i = j$ 这种特殊情况, 因为权重 $\omega(i, j)$ 可以比其他每个样本的权重大多得多。这是一个真实的定义, 因为每个邻域都与自己相似 ($\omega(i, j) = 1$), 为了防止样本 i 对自己的权重过高, 让 $\omega(i, j)$ 等于其他样本的最大权重。

$$\omega(i, i) = \max_{i \in \Omega_i, i \neq j} \omega(i, j) \quad (13)$$

其中搜索框的半径越大去噪效果越好, 但是过大会导致算法运行时间过长^[20], 因此本文权衡算法运行时间和优化算法时间, 选择固定搜索框半径, 通过优化带宽参数、相似框半径提高滤波器的降

噪效果, 其中带宽参数对去噪效果起着决定性作用, 若带宽参数选取过大则会导致去噪不充分, 过小则会导致去噪后的信号过于平滑而损失大量细节^[21]。

1.4 灰狼算法

GWO 算法是由 Mirjalili 等^[22] 在 2014 年提出的, 其灵感来自于狼的分工和协同觅食。它是一种群体智能算法, 模拟狼的层次结构和狼的捕食行为。排名最高的狼是 A 种狼, 位于食物链的顶端, 负责领导、决策和其他行为, 其次是 B 种狼、 C 种狼和 E 种狼。虽然 B 狼和 C 狼不是排名最高的狼种, 但当 A 狼失去领导权时, 它们可以接替 A 狼成为新的领导者。 E 狼是狼群中等级最低的一种, 负责平衡种群内部的关系。

GWO 算法将每只狼视为一个潜在解, 其中 A 种狼为第一最优解, 狼种 B 和 C 分别为第二最优解和次最优解。GWO 算法是一个不断更新狼 A 、 B 、 C 位置的迭代优化过程。狼群通过下述公式更新距离和位置, 完成对猎物的搜索。

$$D = |CX_p(t) - X(t)| \quad (14)$$

$$X(t+1) = X_p(t) + D \quad (15)$$

其中 D 是灰狼与猎物的距离, t 是迭代次数; X_p 是猎物的位置, X 是灰狼的位置, 其初始位置坐标定义为 (c, g) 。 A 和 C 的表达式是 $A = 2ar_2 - a$ 、 $C = 2r_1$ 。当 $|A| > 1$ 表示全局搜索时, 即灰狼群体扩大搜索范围以更方便寻找猎物。相比之下, $|A| \leq 1$, 代表局部搜索, 灰狼会收缩包围圈, 就近寻找猎物。 $a = 2 - 2t/t_{\max}$, 随迭代数的增加, 收敛因子 a 由 2 线性减至 0, 而 $t_{\max}$ 是最大迭代次数, r_1 和 r_2 分别在 $[0, 1]$ 区间内随机取值。

在狼群判断猎物的位置时, 头狼 A 领导狼 B 和狼 C 包围着猎物, 因为狼 A , 狼 B , 狼 C 是最接近猎物, 所以 3 只狼的位置是逐渐接近猎物, 他们描述如下:

$$D_A = |C_1 X_A(t) - X(t)| \quad (16)$$

$$D_B = |C_2 X_B(t) - X(t)| \quad (17)$$

$$D_C = |C_3 X_C(t) - X(t)| \quad (18)$$

其中 X_A 代表 A 狼的当前位置, X_B 代表 B 狼的当前位置, X_C 代表 C 狼的当前位置。 C_1 、 C_2 、 C_3 是随机变量。 $X(t)$ 是狼群当前的位置。狼 E 到狼 A 、 B 、 C 的步长和方向由式(19)~式(21)定义, 狼 E 的

最终位置由式(22)定义。

$$X_1 = |C_3 X_A - A_1 D_A| \quad (19)$$

$$X_2 = |C_2 X_B - A_2 D_B| \quad (20)$$

$$X_3 = |C_3 X_C - A_2 D_C| \quad (21)$$

$$X_{(t+1)} = \left| \frac{(X_1 + X_2 + X_3)}{3} \right| \quad (22)$$

在狼群捕猎时, 狼 A、狼 B 和狼 C 的对猎物的适应程度不同。对不同的适应度值进行计算, 得出第一最优解、第二最优解和次优解, 并保留其当前的位置信息。与此同时, 狼群根据这 3 组位置信息来判断移动方向, 以接近猎物完成捕猎。然后, 再一次更新灰狼的位置, 直到得到最优解。定义最优解对应的位置坐标值为 $(c_{\text{best}}, b_{\text{best}})$ 。

2 GWO 优化 NLM 的故障诊断方法

由于滚动轴承在运转过程中会有一定的噪声干扰, 并且一部分的故障特征信息会淹没于噪声中, 给故障诊断造成困难, 因此, 如何压制背景噪声的干扰并准确提取出轴承丰富的故障特征, 将是轴承故障诊断的关键。本文利用 GWO 算法的寻优特性, 对 λ (带宽参数)、 P (相似框半径) 进行最优的选取。灰狼算法具有较强的收敛性能、参数少、易实现, 经过灰狼算法的寻优, 不仅解决了 NLM 算法的参数选取的困难, 而且可以明显的提高 NLM 算法的降噪效果。灰狼算法中, 通过建立优化问题的目标函数和个体适应度之间的映射关系, 适应度函数就可以实现对优化问题目标函数的寻优, 所以适应度值的选取对于优化起着决定性作用。针对滚动轴承信号的特性, 峭度指标是一个无量纲参量, 不受转速、负荷等影响, 而且对于周期性的冲击十分敏感, 十分适合于判断轴承的故障^[23]。为了更好的消除背景噪声的干扰, 本文选用峭度指标的负值作为目标函数, 通过灰狼算法不断迭代, 寻找目标函数最小值, 即峭度的最大值、周期性冲击越明显、降噪效果越好。将降噪后的信号通过 SG 滤波进行二次降噪, 不仅可以对信号进行去噪而且可以保证信号的形状不改变。GWO 优化 NLM 的故障诊断方法如图 1 所示。

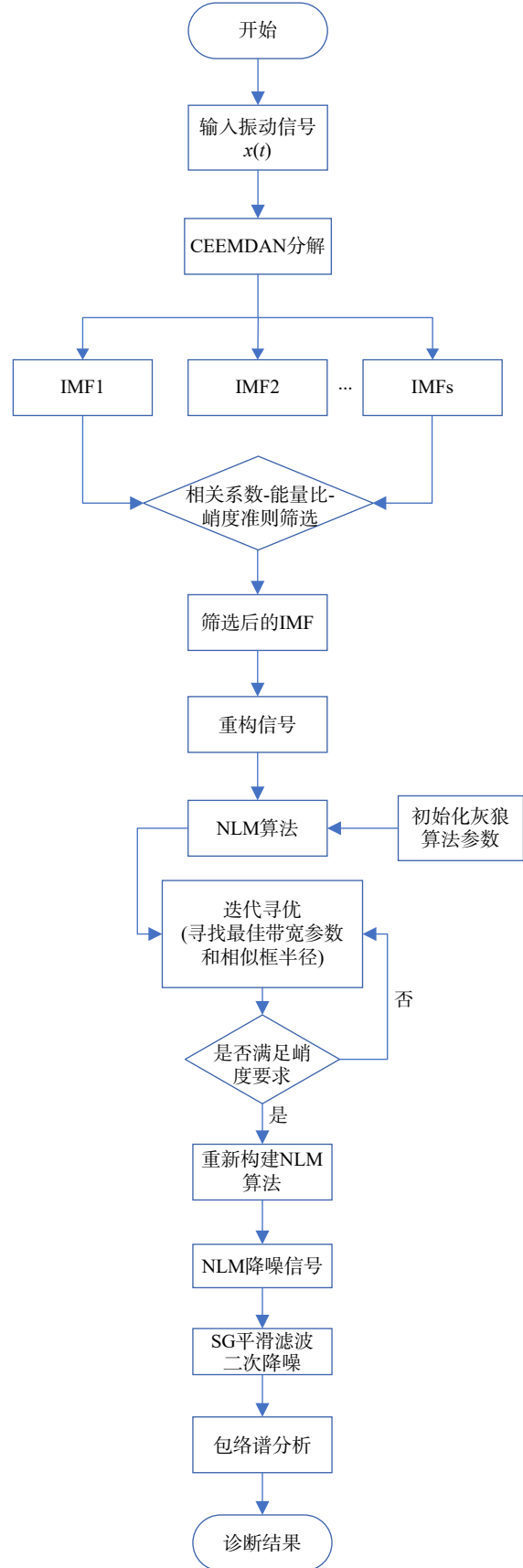


图1 GWO-NLM 的轴承故障诊断模型

Fig. 1 Bearing fault diagnosis model of GWO-NLM

首先,通过传感器采集到轴承的振动信号,通过自适应白噪声经验模态分解,分解出不同的固有模态函数 IMF 分量(IMF1、IMF2、…、IMFs),计算不同模态分量的能量比、峭度、相关系数,将其通过赋以一定的权重计算 K_{re} 值,通过筛选得到一组模态分量,将 IMF 分量进行线性重构,初始化灰狼算法参数,计算峭度值,并更新最优解,不断寻优迭代,最终输出最优解(λ 、 P 参数以及最优信号),将最优信号通过 SG 平滑滤波进行二次降噪,通过对最后得到的信号进行包络谱分析,提取出故障特征频率,并与理论特征频率进行对比,判断其故障类型。

3 仿真信号与实验信号诊断

3.1 仿真信号

为了说明采用 GWO-NLM 去噪和 CEEMDAN、包络谱分析的优点,构建轴承外圈故障响应函数^[24],并通过添加高斯白噪声模拟现实噪声干扰,数学模型如下:

$$y(t) = x(t) + n(t) \quad (23)$$

$$x(t) = \sum_i \exp^{-2\pi g t_0 f_n} \cdot A_0 \sin \left[2\pi f_n \sqrt{(1-g^2)} \cdot t_0 \right] \quad (24)$$

式中 $x(t)$ 为外圈故障引起的周期性冲击分量;采样点数 $N=20480$;采样频率 $f_n=20$ kHz;位移常数 $A_0=0.6$;阻尼系数 $g=0.04$;重复周期 $T=0.01$; $n(t)$ 为加入的高斯白噪声。

理论外圈故障频率为 100 Hz。如图 2 为外圈故障时域波形图,将高斯白噪声添加到原信号中,得到的加噪信号的时域波形图见图 3。可以看出,由于加入了强噪声,使得原始信号的冲击特性淹没于噪声中,给故障诊断造成了困难。因此需要对加噪后的信号进行降噪,消除背景噪声干扰以凸显其冲击特性。经过灰狼算法不断迭代寻优,得到最优参数 $M=400$ 、 $\lambda=0.087$ 、 $P=12$,得到最优峭度 $K=18.97$ 。最终去噪信号如图 4 所示,通过对比图 3 可以看出,经过去噪处理后的信号冲击成分明显,消除了噪声干扰,便于提取故障特征。降噪后的信号包络谱如图 5 所示(其中 f_0 表示轴承外圈故障频率),突出了故障特征频率和倍频成分。不同信号的信噪比如表 1 所示,信噪比越大,说明混在信号里的噪声越小,可以看出通过 GWO-NLM-SG 降噪后的信号相比于原始信号信

噪比提升了 9.31 dB,可以明显看出通过降噪后信号里的噪声干扰明显减少,同时通过灰狼算法进行优化和 SG 平滑滤波进行二次降噪相比于单一采用非局部均值去噪信噪比有了一定提升。

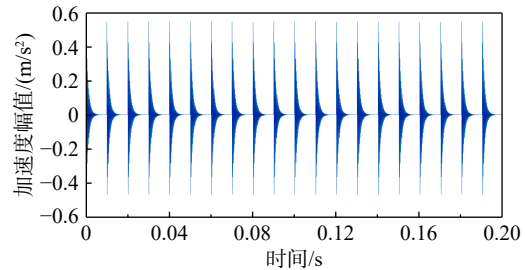


图 2 仿真原始信号

Fig. 2 Simulation of the original signal

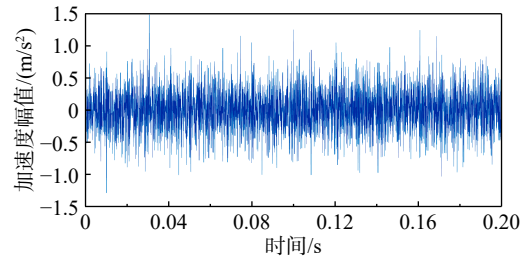


图 3 加噪后仿真信号

Fig. 3 Simulated signal after noise addition

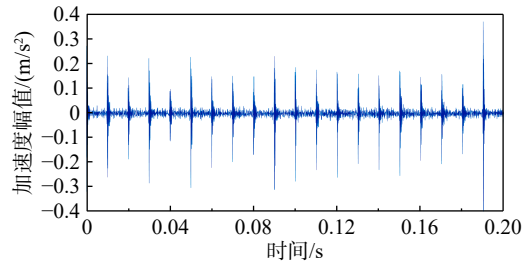


图 4 降噪后信号时域波形

Fig. 4 Time domain waveform of the signal after noise reduction

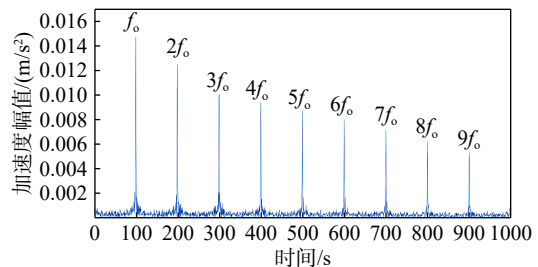


图 5 降噪后信号部分频段包络谱

Fig. 5 Partial frequency band envelope spectrum of the signal after noise reduction

表 1 不同信号信噪比
Table 1 Signal-to-noise ratio of different signals

信号	信噪比/dB
原始信号	-5.47
NLM	0.638
GWO-NLM	3.51
GWO-NLM-SG	3.84

3.2 实验信号 1

为了进一步验证该方法的有效性,本文采用了真实的实验数据进行分析,实验数据取自西储大学轴承数据中心。轴承故障模拟实验台包括电动机(左)、扭矩传感器/编码器(中)、功率计(右)和控制电子装置(未显示)。轴承故障模拟实验台如图 6 所示,实验轴承为电动机输出轴端支承轴承。

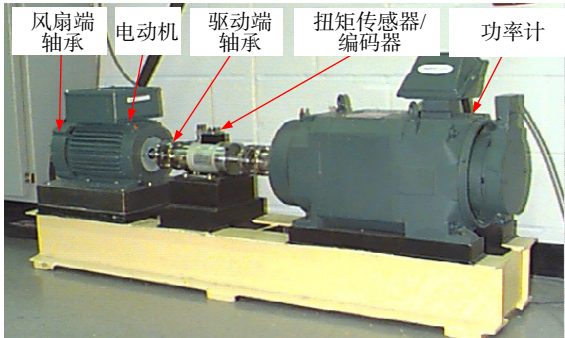


图 6 滚动轴承故障模拟实验台
Fig. 6 Rolling bearing fault simulation experiment rig

采样频率为 12 000 Hz,利用电火花技术对轴承内圈和外圈的故障进行单点损伤预制。选择用于分析的故障轴承为 6205-2RJEM SKF 型深沟球轴承,该轴承结构参数如表 2 所示,其中轴承内圈随电动机转动,轴承外圈固定不动。为证明本文方法的有效性,选取了轴承典型故障实验数据,内圈故障实验参数如表 3 所示,外圈故障实验参数如表 4 所示^[25]。

表 2 6205-2RS JEM SKF 深沟球轴承几何参数
Table 2 6205-2RS JEM SKF deep groove ball bearing geometric parameters

参数	数值
节径 D/mm	39.039
滚珠直径 d/mm	7.940
接触角 $\alpha/(\text{^\circ})$	0
滚珠数 Z	9

表 3 内圈故障数据实验参数
Table 3 Experimental parameters for inner ring fault data

参数	数值
转速/(r/min)	1 797
故障直径/mm	0.18
故障深度/mm	0.28
负载/W	0

表 4 外圈故障数据实验参数
Table 4 Experimental parameters for outer ring fault data

参数	数值
转速/(r/min)	1 797
故障直径/mm	0.18
故障深度/mm	0.28

3.2.1 轴承内圈故障分析

图 7 为加速度传感器采集到的轴承内圈故障振动信号。虽然振动信号中存在一定的冲击成分,但由于背景噪声的干扰,使得故障信息的提取十分困难。根据轴承故障的特征频率理论计算公式,得到内圈故障特征频率 f_i 为 162.19 Hz,转频 F_r 为 29.95 Hz。图 8 为内圈故障信号频谱图,虽然可以提取故障特征频率信息,但由于存在噪声干扰,使得轴承的倍频成分和转频并不突出,频谱图中

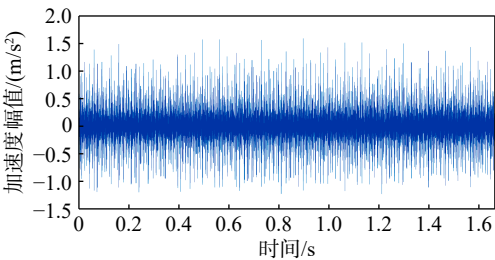


图 7 内圈故障时域波形
Fig. 7 Time domain waveform of inner ring fault

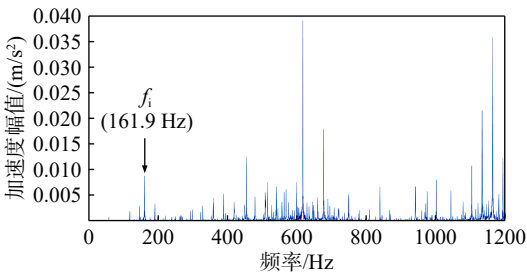


图 8 内圈故障信号频谱图
Fig. 8 Spectrogram of inner ring fault signal

频率低于 400 Hz 的幅值较小。因此如果直接对传感器采集到的原始信号进行分析则会导致故障信息无法被有效提取出来。

应用本文提出的轴承故障诊断方法对实验数据进行分析。首先,对采集到的内圈故障振动信号进行 CEEMDAN 分解,选取参数:噪声权重 $N_{std}=0.4$,噪声添加次数 $N_r=100$,对 EMD 内部最大包络次数 $n_{iter,max}=500$,得到分解后的 15 个 IMF 分量,分别计算出 15 个 IMF 分量的能量比、相关系数、峭度并归一化,通过相关系数-能量比-峭度准则对 3 个指标赋以相同权重,其中对 K_{re} 值的大小进行排序,取值较大的前 6 个 IMF 分量,如表 5 所示。经过筛选后的信号综合考虑了故障信息和信号相关性,剔除无关分量,对筛选后的分量进行重构,重构后的信号时域波形见图 9。

表 5 前 6 个 IMF 的能量比、相关系数、峭度
Table 5 Energy ratio, correlation coefficient, kurtosis of the first six IMF s

IMF	能量比	相关系数	峭度	K_{re} 值
1	1.00	0.86	0.15	0.67
2	0.02	0.44	1.00	0.48
3	0.07	0.45	0.25	0.25
4	0.05	0.35	0.03	0.14
5	0.06	0.23	0.02	0.106
6	0.05	0.10	0.01	0.04

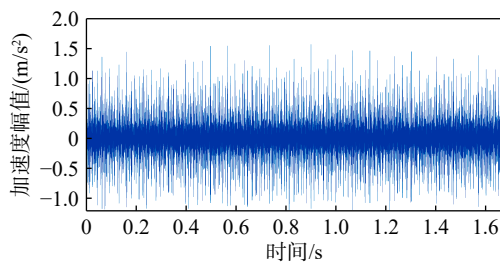


图 9 重构后内圈故障时域波形
Fig. 9 Time domain waveform of inner ring fault after reconstruction

将重构信号通过 NLM 进行降噪,灰狼算法以负峭度作为目标函数,寻找最小值,其最优参数为 $M=400$ 、 $\lambda=0.172$ 、 $P=6$,最优峭度值为 28.98。将滤波后的信号通过 SG 平滑滤波进行二次降噪,最终最优滤波信号波形如图 10 所示,可以看出经过降噪后信号的冲击特性更加明显,噪声被明显去除。

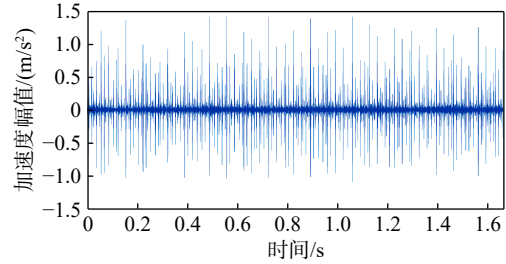


图 10 经 GWO-NLM-SG 滤波后信号(内圈故障)
Fig. 10 Signal after filtering by GWO-NLM-SG (inner circle fault)

轴承内圈降噪信号包络谱如图 11 所示(其中 F_r 代表轴承转频),可以看出经过 GWO-NLM-SG 降噪后信号包络谱可以提取到十分丰富信息,故障频率 f_i 为 161.5 Hz、2 倍频 $2f_i=323.4$ Hz、3 倍频 $3f_i=484.9$ Hz、4 倍频 $4f_i=646.7$ Hz、5 倍频 $5f_i=808.2$ Hz、6 倍频 $6f_i=970.1$ Hz、7 倍频 $7f_i=1132.0$ Hz。转频 F_r 为 30.0 Hz、2 倍频 $2F_r=59.7$ Hz、3 倍频 $3F_r=89.7$ Hz、4 倍频 $4F_r=119.8$ Hz、5 倍频 $5F_r=149.4$ Hz、6 倍频 $6F_r=179.4$ Hz。在 0~1 000 Hz 区间,可以明显看出故障频率的峰值最大,其对应倍频的幅值先下降,4 倍频达到最低,之后开始上升,在 6 倍频后开始下降。

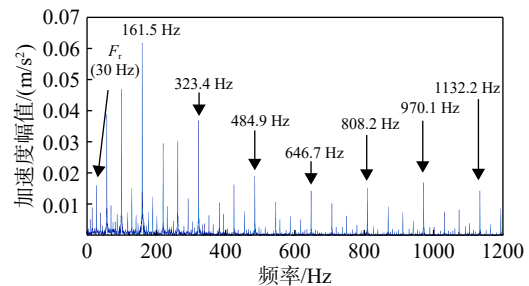


图 11 经 GWO-NLM-SG 滤波后信号包络谱(内圈故障)
Fig. 11 Envelope spectrum of the signal after filtering by GWO-NLM-SG (inner ring fault)

图 12 为 GWO-NLM-SG 滤波后信号部分包络谱,不仅能够提取到转频、故障频率及它们对应的倍频,还可以提取出以倍频和故障频率为中心丰富的调制频率。其中出现了明显的转频及其倍频 nF_r (其中 $n=1,2,3,4,5,6,7$)、故障频率及其倍频 mf_i (其中 $m=1,2$)、及以故障频率和倍频为中心的调制频率 $f_i - aF_r$ (其中 $a=1,2,3,4,5$)、 $f_i + bF_r$ (其中 $b=1,2,3,4,5,6$)、 $2f_i - cF_r$ (其中 $c=1,2,3,4,5,6,7,8$)、 $2f_i + dF_r$ (其中 $d=1,2$)、 $3f_i - eF_r$ (其中 $e=1,2,3,4,5,6,7,8,9$)。通过综合分析,可以清楚地分析故障为滚动轴承内圈的故障。

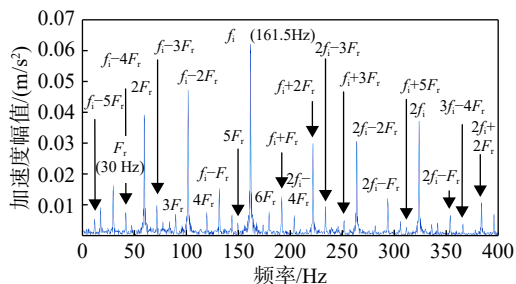


图 12 经 GWO-NLM-SG 滤波后信号部分包络谱(内圈故障)
Fig. 12 Partial envelope spectrum of the signal after filtering by GWO-NLM-SG (inner ring fault)

调制频率出现的原因是因为轴承在运转过程中,内圈随电动机同步运转,当轴承内圈发生故障时,轴承的故障点随电动机转轴的运转而不断变化,因此呈现出周期性的变化。因为这样的运动特性的存在使得出现调制频率为电动机主轴转频的幅值调制现象。

3.2.2 轴承外圈故障分析

图 13 为加速度传感器采集到的轴承外圈故障振动信号,轴承参数:电动机转速为 1797 r/min、故障直径为 0.18 mm、故障深度为 0.28 mm、负载为 0 kW、测点位置为 6:00 方向(表示时钟时针指向 6:00 时刻的方向)。可见轴承外圈的冲击信号被强背景噪声干扰,由轴承故障特征频率理论计算公式,可得外圈故障特征频率 f_o 为 107.36 Hz、转频 F_r 为 29.95 Hz。图 14 为外圈信号频谱图,可以看出虽然能够提取出故障特征频率信息,但由于存在噪声干扰,使得轴承的倍频成分和转频并不突出,频谱图中频率低于 400 Hz 的幅值较小。因此如果直径对传感器采集到的原始信号进行分析则会导致故障信息无法被有效提取出来。

同理,运用相同的方法对外圈信号进行降噪处理,并进行包络谱分析。经过降噪后的信号时域波形如图 15 所示,可以看出经过降噪后的振动信号背景噪声的干扰被有效压制,轴承的冲击成分十分明显。图 16 为降噪后的外圈故障信号包

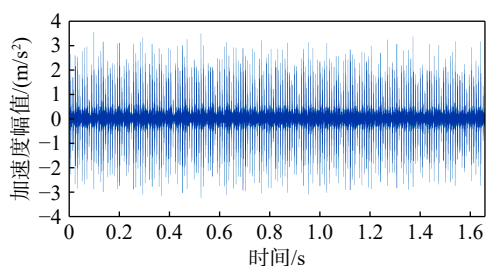


图 13 外圈故障信号的时域波形

Fig. 13 Time domain waveform of outer ring fault signal

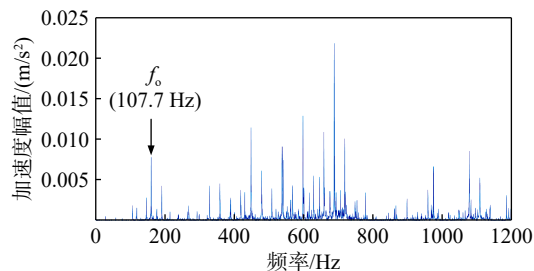


图 14 外圈故障信号的频谱图

Fig. 14 Spectrogram of outer ring fault signal

络谱,可以看出该方法有效的提取出转频及 2 倍频、3 倍频、4 倍频、5 倍频、外圈故障频率及 2 倍频到 11 倍频都被清晰地提取了出来,外圈故障频率的幅值的趋势为先下降,在故障频率的 3 倍频处达到局部最低值,而后对应其倍频幅值逐渐升高,在故障频率的 5 倍频处达到局部最高值,随着逐渐下降。综上,可以判断出是滚动轴承的外圈发生故障。图 17 为去噪后外圈部分包络谱,表 6 为外圈故障转频及其倍频故障频率及其倍频和调制频率,可以明显看出降噪后的信号包含着十分丰富的故障信息都被提取出来。

理论情况下,轴承外圈由于固定不动,因此不会产生载荷波动,但是在实际实验过程中,存在故障引起的载荷波动,因此从包络谱中可以看出存在一定的调制频率。

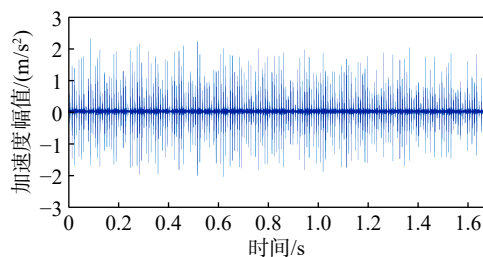


图 15 经 GWO-NLM-SG 滤波后的信号(外圈故障)

Fig. 15 Signal after filtering by GWO-NLM-SG (outer ring fault)

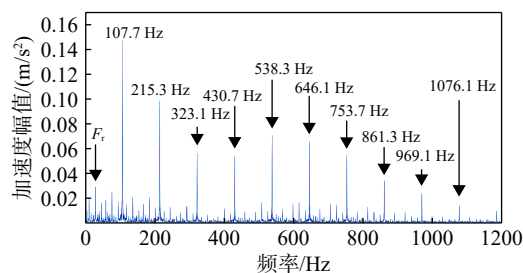


图 16 经 GWO-NLM-SG 滤波后的信号包络谱(外圈故障)

Fig. 16 Envelope spectrum of the signal after GWO-NLM-SG filtering (outer ring fault)

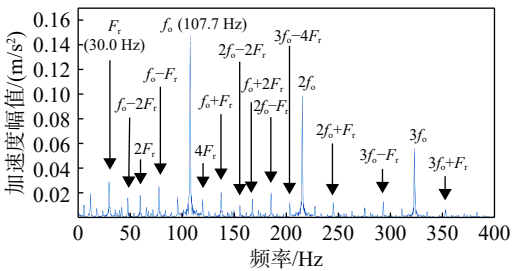


图 17 经 GWO-NLM-SG 滤波后的信号部分包络谱
(外圈故障)

Fig. 17 Partial envelope spectrum of the signal after
GWO-NLM-SG filtering (outer ring fault)

表 6 转频及其倍频、故障频率及其倍频、调制频率
(部分包络谱、外圈故障)

Table 6 Rotation frequency and its multiplier,
fault frequency and its multiplier, modulation frequency
(partial envelope spectrum, outer ring fault)

特征频率	n						
	1	2	3	4	5	6	7
nF_r	√	√	√	√	√		
nf_o	√	√	√				
$f_o - nF_r$	√	√	√				
$f_o + nF_r$	√	√	√	√	√		
$2f_o - nF_r$	√	√	√	√	√		
$2f_o + nF_r$	√	√	√	√			
$3f_o - nF_r$	√	√	√	√	√	√	√
$3f_o + nF_r$	√	√					

注: n 为频率倍数; √代表可以提取出该特征频率。

3.3 实验信号 2

为了进一步验证本文所提方法对滚棒轴承故障诊断的有效性,作者团队在实验室开展了滚棒轴承典型故障模拟实验。滚棒轴承故障模拟实验台系统包括变频电动机、转子、支承轴承、实验轴承、转速传感器、振动传感器、转轴、联轴器、轴承座等组成,滚棒轴承故障模拟实验台如图 18 所示。用于分析的实验轴承为 NJ204EM 滚棒轴承,轴承参数如表 7 所示。实验中轴承外圈与轴承支座固定,内圈与电动机主轴过盈配合与轴同步转动。采集振动信号的传感器均为 CA-YD-1182 型 ICP(integrated circuits piezoelectric)加速度传感器,共有 5 个振动测点,分别分布在实验轴承端的水平、竖直方向和支承轴承端的水平、竖直、轴向方向。采集仪选用北京东方所 INV3062S2 智能信号采集处理分析仪,数据的采样频率为 15 360 Hz,采集轴承工作 15 s 内的加速度信号。利用线切割技术对轴承的外圈和滚动体进行矩形

槽状损伤预制。故障直径尺寸为 7 mm(长) × 1 mm(宽) × 1 mm(深),故障轴承照片如图 19 所示。

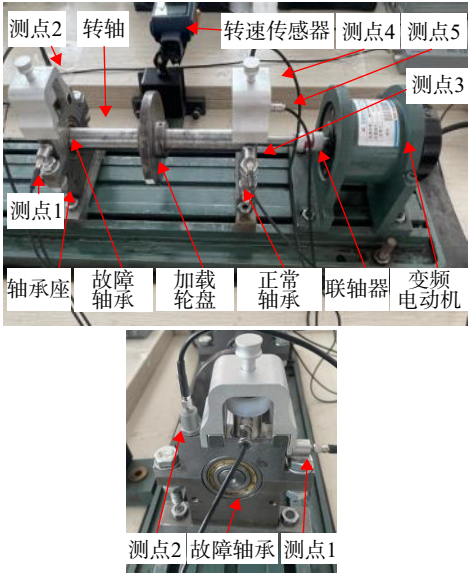


图 18 滚棒轴承故障模拟实验台

Fig. 18 Experiment rig of fault simulation of the roller bearing

表 7 NJ204EM 滚棒轴承参数

Table 7 Parameters of NJ204EM roller bearing

参数	数值
节径 D/mm	33.5
滚棒直径 d/mm	7
接触 α/(°)	0
滚棒数 Z	11



图 19 线切割加工的不同故障滚棒轴承照片

Fig. 19 Different fault photos of the roller bearings
with wire cutting defects

3.3.1 滚棒轴承外圈故障分析

外圈故障选取转速工况为 677 r/min 进行分析,分析数据时间为 2 s。通过理论计算可得轴承外圈故障特征频率 $f_o = 49.09$ Hz, 轴承转频 $F_r = 11.28$ Hz。对选取的外圈故障振动时域信号应用本文所提出的故障诊断方法进行分析,获得滚棒轴承外圈故障去噪信号包络谱如图 20 所示。

由图 20(a)分析可以看出,经过降噪后信号的包络谱图中可以十分清晰地提取到轴转频

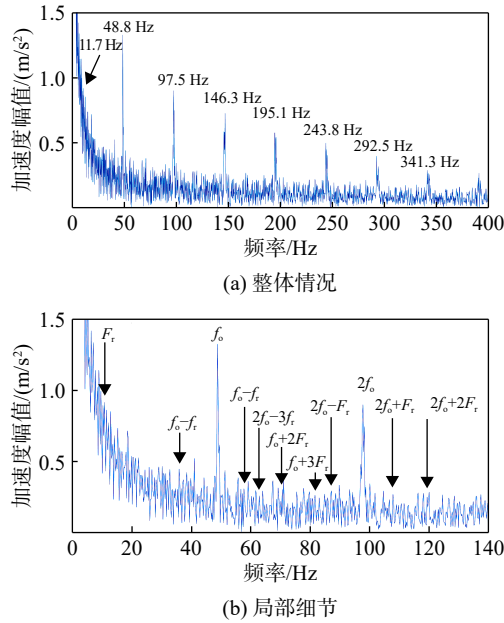


图 20 滚棒轴承外圈故障去噪信号包络谱

Fig. 20 Envelope spectrum of the denoised signal of the outer ring of the roller bearing

$f_s = 11.72$ Hz、外圈故障频率 $f_o = 48.75$ Hz、2 倍频 $2f_o = 97.5$ Hz、3 倍频 $3f_o = 146.3$ Hz、4 倍频 $4f_o = 195.0$ Hz、5 倍频 $5f_o = 243.8$ Hz、6 倍频 $6f_o = 292.5$ Hz、7 倍频 $7f_o = 341.3$ Hz 和 8 倍频 $8f_o = 390.0$ Hz, 故障特征频率在 f_o 处十分明显, 且故障特征倍频幅值呈现逐渐下降的趋势。对降噪信号包络谱局部放大图 20(b) 分析可以发现, 存在若干组以 f_o 及其倍频为中心、以轴转频及其倍频为边带的调制频率。

3.3.2 滚棒轴承滚动体故障分析

滚动体故障选取转速工况为 672 r/min 进行分析, 分析数据时间为 2 s。通过理论计算可得轴承滚动体故障特征频率 $f_b = 25.63$ Hz, 轴转动频率 $F_r = 11.2$ Hz。对选取的滚动体故障振动时域信号应用本文所建立的诊断识别方法进行分析, 获得滚棒轴承滚动体故障信号包络谱如图 21 所示。

由图 21(a) 分析可以看出, 经过降噪后信号的包络谱图中可以十分清晰地提取到滚动体故障频率 $f_b = 25.31$ Hz、2 倍频 $2f_b = 51.9$ Hz、3 倍频 $3f_b = 77.34$ Hz、4 倍频 $4f_b = 102.7$ Hz、5 倍频 $5f_b = 128.4$ Hz、6 倍频 $6f_b = 153.8$ Hz 和 7 倍频 $7f_b = 179.5$ Hz, 其中在 $2f_b$ 处幅值十分明显, 且故障特征倍频峰值呈现先增加再降低的趋势。对信号的包络谱局部细节放大图 21(b) 分析可以观察到, 包络谱图中出现了以故障频率及其倍频为中心, 以轴转频及其倍频为边带的各种调制频率。

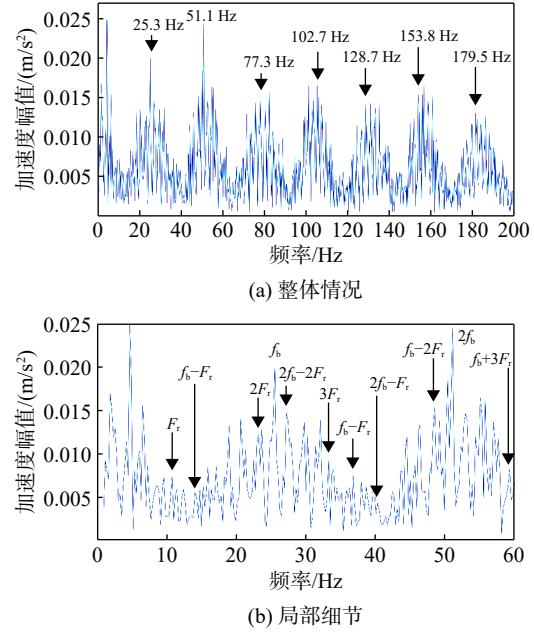


图 21 滚棒轴承滚动体故障去噪信号包络谱

Fig. 21 Envelope spectrum of the roller bearing rolling element fault denoising signal

4 结 论

针对滚动轴承故障振动信号受背景噪声干扰大、故障信息微弱而难以提取等问题, 本文提出了基于 GWO-NLM 与 CEEMDAN 的滚动轴承故障诊断方法, 并通过仿真和实验信号对该方法进行了验证, 得出结论如下:

1) 通过使用 CEEMDAN 对振动信号进行分解, 在一定程度上解决了分解过程中模态混叠和重构误差大等问题。

2) 利用相关系数-能量比-峭度准则筛选出分解的模态分量, 可以有效去除无关分量, 避免了单一指标选择的 IMF 分量的片面性, 达到抑制背景噪声的目的。

3) 使用灰狼算法对 NLM 进行参数优化, 由于灰狼算法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 NLM 参数选取的难题。运用峭度指标作为灰狼优化算法的目标函数, 由于峭度对周期性冲击较为敏感, 可以使去噪后的信号包含较多的冲击成分, 使 NLM 算法的去噪性能发挥最优。

4) 将本文提出的方法应用于仿真实验信号和实际滚动轴承振动信号, 经过该方法去噪可以清晰地提取轴承的故障特征频率及倍频、转频及倍频以及故障特征频率与转频的系列调制频率。同时, 该方法在滚珠轴承和滚棒轴承典型故障诊断中效果均较好, 具有一定的工程应用价值。

参考文献:

- [1] 武英杰, 辛红伟, 王建国, 等. 基于VMD滤波和极值点包络阶次的滚动轴承故障诊断[J]. 振动与冲击, 2018, 37(14): 102-107.
WU Yingjie, XIN Hongwei, WANG Jianguo, et al. Rolling bearing fault diagnosis based on the variational mode decomposition filtering and extreme point envelope order[J]. Journal of Vibration and Shock, 2018, 37(14): 102-107. (in Chinese)
- [2] 邓飞跃, 强亚文, 杨绍普, 等. 一种自适应频率窗经验小波变换的滚动轴承故障诊断方法[J]. 西安交通大学学报, 2018, 52(8): 22-29.
DENG Feiyue, QIANG Yawen, YANG Shaopu, et al. A fault diagnosis method of rolling element bearings with adaptive frequency window empirical wavelet transform[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2018, 52(8): 22-29. (in Chinese)
- [3] 陶洁, 刘义伦, 付卓, 等. 基于Teager能量算子和深度置信网络的滚动轴承故障诊断[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2017, 48(1): 61-68.
TAO Jie, LIU Yilun, FU Zhuo, et al. Fault damage degrees diagnosis for rolling bearing based on Teager energy operator and deep belief network[J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2017, 48(1): 61-68. (in Chinese)
- [4] YAN Xiaolan, JIA Minping. Application of CSA-VMD and optimal scale morphological slice bispectrum in enhancing outer race fault detection of rolling element bearings[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2019, 122: 56-86.
- [5] AI Yanting, GUAN Jiaoyue, FEI Chengwei, et al. Fusion information entropy method of rolling bearing fault diagnosis based on n -dimensional characteristic parameter distance[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2017, 88: 123-136.
- [6] 陈鹏, 赵小强. 基于优化VMD与改进阈值降噪的滚动轴承早期故障特征提取[J]. 振动与冲击, 2021, 40(13): 146-153.
CHEN Peng, ZHAO Xiaoqiang. Early fault feature extraction of rolling bearing based on optimized VMD and improved threshold denoising[J]. Journal of Vibration and Shock, 2021, 40(13): 146-153. (in Chinese)
- [7] 张景超, 张金敏, 张淑清, 等. 基于小波及非线性预测的轴承故障诊断方法[J]. 仪器仪表学报, 2012, 33(1): 127-131.
ZHANG Jingchao, ZHANG Jinmin, ZHANG Shuqing, et al. Bearing fault diagnosis method based on wavelet analysis and nonlinear prediction[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2012, 33(1): 127-131. (in Chinese)
- [8] NORDEN H E. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis[J]. *Proceedings of the Royal Society: A Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 1998, 454(1971): 903-995.
- [9] WU Zhaohua, HUANG N E. Ensemble empirical mode decomposition: a noise-assisted data analysis method[J]. *Advances in Adaptive Data Analysis*, 2009, 1(1): 1-41.
- [10] 李军, 李青. 基于CEEMDAN-排列熵和泄漏积分ESN的中期电力负荷预测研究[J]. 电机与控制学报, 2015, 19(8): 70-80.
LI Jun, LI Qing. Medium term electricity load forecasting based on CEEMDAN-permutation entropy and ESN with leaky integrator neurons[J]. Electric Machines and Control, 2015, 19(8): 70-80. (in Chinese)
- [11] 任学平, 王朝阁, 张玉皓, 等. 基于DT-CWT自适应Teager能量谱的轴承早期故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2017, 37(4): 735-742, 842.
REN Xueping, WANG Chaoge, ZHANG Yuhao, et al. Early fault diagnosis of rolling bearing based on dual-tree complex wavelet transform adaptive teager energy spectrum[J]. Journal of Vibration, Measurement and Diagnosis, 2017, 37(4): 735-742, 842. (in Chinese)
- [12] 赵洪山, 李浪, 王颖. 一种基于盲源分离和流形学习的风电机组轴承故障特征提取方法[J]. 太阳能学报, 2016, 37(2): 269-275.
ZHAO Hongshan, LI Lang, WANG Ying. Fault feature extraction method of wind turbine bearing based on blind source separation and manifold learning[J]. Acta Energetica Solaris Sinica, 2016, 37(2): 269-275. (in Chinese)
- [13] BUADES A, COLL B, MOREL J M. A review of image denoising algorithms, with a new one[J]. *Multiscale Modeling and Simulation*, 2005, 4(2): 490-530.
- [14] 胡新海, 欧阳永林, 曾庆才, 等. 叠前非局部平均滤波压制随机噪音[J]. 煤田地质与勘探, 2014, 42(5): 87-91.
HU Xinhai, OUYANG Yonglin, ZHONG Qingcai, et al. De-noising seismic data with pre-stack nonlocal means method[J]. Coal Geology and Exploration, 2014, 42(5): 87-91. (in Chinese)
- [15] TRACEY B H, MILLER E L. Nonlocal means denoising of ECG signals[J]. *IEEE Transactions on Bio-Medical Engineering*, 2012, 59(9): 2383-2386.
- [16] LÜ Yong, ZHU Qinglin, YUAN Rui. Fault diagnosis of rolling bearing based on fast nonlocal means and envelop spectrum[J]. *Sensors*, 2015, 15(1): 1182-1198.
- [17] 熊国良, 胡俊锋, 陈慧, 等. 基于SK-NLM包络的滚动轴承故障冲击特征增强[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(10): 2176-2184.
XIONG Guoliang, HU Junfeng, CHEN Hui, et al. Rolling bearing fault impact feature enhancement based on spectral kurtosis and non-local means (SK-NLM)[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(10): 2176-2184. (in Chinese)
- [18] KUA I Moshen, CHENG Guang, PANG Yusong, et al. Research of planetary gear fault diagnosis based on permutation entropy of CEEMDAN and ANFIS[J]. *Sensors*, 2018, 18(3): 782.1-782.17.
- [19] 谷然, 陈捷, 洪荣晶, 等. 基于改进自适应变分模态分解的滚动轴承微弱故障诊断[J]. 振动与冲击, 2020, 39(8): 1-7, 22.
GU Ran, CHEN Jie, HONG Rongjing, et al. Early fault diagnosis of rolling bearings based on adaptive variational mode decomposition and the Teager energy operator[J]. Journal of Vibration and Shock, 2020, 39(8): 1-7, 22. (in Chinese)
- [20] 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, 221.
TANG Xiaohong, HU Junfeng, XIONG Guoliang, et al. Adaptive non-local means with applications in fault detection of rolling[J]. Journal of Vibration, Measurement and Diagnosis, 2019, 39(1): 61-67, 221. (in Chinese)
- [21] 陆子鸣. 基于NLM-VMD和度量学习的滚动轴承故障诊断研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2019.
LU Ziming. Research on fault diagnosis of rolling bearing based on NLM-VMD and metric learning[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2019. (in Chinese)
- [22] MIRJALILI S, MIRJALILI S M, LEWIS A. Grey wolf optimizer[J].

- [Advances in Engineering Software](#), 2014, 69: 46-61.
- [23] MIAO Yonghao, ZHAO Ming, LIN Jing, et al. Application of an improved maximum correlated kurtosis deconvolution method for fault diagnosis of rolling element bearings[J]. [Mechanical Systems and Signal Processing](#), 2017, 92: 173-195.
- [24] 万书亭, 张雄, 豆龙江. 强噪声干扰下的滚动轴承复合故障分离方法研究[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2018, 49(8): 1950-1959.
- WAN Shuting, ZHANG Xiong, DOU Longjiang. Separation of composite rolling bearings fault features with strong noise interference[J]. *Journal of Central South University (Science and Technology)*, 2018, 49(8): 1950-1959. (in Chinese)
- [25] 田晶, 王英杰, 王志, 等. 基于 EEMD 与空域相关降噪的滚动轴承故障诊断方法[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(7): 144-151.
- TIAN Jing, WANG Yingjie, WANG Zhi, et al. Fault diagnosis for rolling bearing based on EEMD and spatial correlation denoising[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2018, 39(7): 144-151. (in Chinese)

(编辑: 王碧琚)