

基于参数自适应ICEEMDAN和MCKD的太阳轮早期故障特征提取研究

赵乃卓 赵羽萌 门城赋

(辽宁工程技术大学机械工程学院, 阜新123000)

摘要: 针对在强噪声背景下太阳轮早期故障难以准确提取的问题,提出了一种改进灰狼算法(New Grey Wolf Optimization Algorithm, newGWO)优化改进自适应噪声完备集合经验模态分解(Improved Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition with Adaptive Noise, ICEEMDAN)和最大相关峭度解卷积(Maximum Correlated Kurtosis Deconvolution, MCKD)的太阳轮早期故障特征提取方法。采用newGWO优化影响其分解效果的白噪声幅值权重和噪声添加次数的参数选择,对故障振动信号进行newGWO-ICEEMDAN,选择最小包络熵为适应度函数,由此得到若干相关模态分量;然后以包络谱谱峰因子为选取最佳模态分量指标,对选定的最佳本征模态函数(Intrinsic Mode Function, IMF)分量进行经过newGWO优化的MCKD信号增强;最后对所得信号进行包络解调分析,提取太阳轮故障特征频率以及多倍频成分。通过仿真信号以及试验表明,该方法能够使得早期故障冲击特征更加明显,实现了太阳轮早期故障特征频率提取。

关键词: 太阳轮; 早期故障; 特征提取; 改进灰狼算法; 集合经验模态分解; 相关峭度解卷积

中图分类号: TH165+.3 **DOI:** 10.16579/j.issn.1001.9669.2025.06.007

0 引言

行星齿轮箱具有传动平稳、工作效率高、整体结构紧凑、承载能力强、减速比大等优势,在工业机械中被广泛应用^[1]。然而其在长期重载及其他恶劣的工况环境中,行星齿轮箱的太阳轮、行星轮、齿圈等关键部件容易发生故障,而太阳轮同时与多个行星轮啮合,其产生故障的概率更高。太阳轮作为关键零部件,一旦发生故障将直接影响机械设备的稳定运行。

行星齿轮传动系统与定轴齿轮箱相比,由于自身复杂的结构和齿轮之间复合传动的特点,使得太阳轮发生早期故障时,不但会产生行星轮通过效应,而且会产生故障啮合过程中振幅和相位的时变特性,故障啮合点跟随太阳轮转动,循环往复,由此可知故障调幅信号具备周期性。并且太阳轮早期故障产生的微弱振动信号经过传递路径的削弱,故障信息有一定程度的丢失。因此,在对采集到的振动信号去噪的同时增强微弱的冲击脉冲,成为太阳轮早期故障诊断的重要环节。

太阳轮出现早期故障时,产生的振动信号是非线性、非平稳的。这类信号的分析方法主要有经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)、局部均值分解(Local Mean Decomposition, LMD)、变分模态分解(Variational Mode Decomposition, VMD)、自适应噪声

完备集合经验模态分解(Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition with Adaptive Noise, CEEMDAN)。其中,EMD、LMD均存在模态混叠现象,经VMD后的各本征模态函数(Intrinsic Mode Function, IMF)分量信号中依旧包含大量噪声。而CEEMDAN是在EMD的基础上改进而来,极大地改善了EMD结果的模态混叠问题,但CEEMDAN后的各分量中均含有噪声以及伪模态现象。因此,提出改进CEEMDAN(Improved CEEMDAN, ICEEMDAN)方法,将CEEMDAN过程中直接添加高斯白噪声的步骤更改为选择经过EMD后的第 k 个模态分量IMF的白噪声^[2],改善了噪声残留问题。顾云青等^[3]提出将ICEEMDAN与最小排列熵融合来提取滚动轴承的特征频率,验证了ICEEMDAN在故障特征提取中的优势。陈爱午等^[4]提出蜜獾算法(Honey Badger Algorithm, HBA)优化ICEEMDAN参数并以多尺度排列熵作为适应度函数,提高了行星齿轮箱故障诊断准确度,但其针对早期故障的诊断精度有待提高。

为了有效地消除噪声影响,MCDONALD等^[5]提出最大相关峭度解卷积(Maximum Correlated Kurtosis Deconvolution, MCKD)算法,此算法能够对微弱故障特征信息进行有效提取。但是,在采用MCKD对信号处理之前,需对其3个参数,长度 L 、周期 T 以及移位数 M

收稿日期: 2023-11-28 修回日期: 2023-12-20

作者简介: 赵乃卓,女,1970年生,辽宁阜新人,硕士,副教授; 主要研究方向为机械电子工程; E-mail: zhaonaizhuo@126.com。

赵羽萌(通信作者),女,1999年生,辽宁朝阳人,硕士研究生; 主要研究方向为机械电子工程; E-mail: 239939335@qq.com。

引用格式: 赵乃卓,赵羽萌,门城赋. 基于参数自适应ICEEMDAN和MCKD的太阳轮早期故障特征提取研究[J]. 机械强度, 2025, 47(6): 57-65.

ZHAO Naizhuo, ZHAO Yumeng, MEN Chengfu. Research of early fault feature extraction of solar wheel based on parametric adaptive ICEEMDAN and MCKD[J]. Journal of Mechanical Strength, 2025, 47(6): 57-65.

进行设定,其处理效果的好坏取决于参数大小的设置,参数设置不合理会使 MCKD 解卷积效果被显著削弱,进而影响故障诊断精度。针对此问题,唐贵基等^[6]提出采用粒子群优化(Partical Swarm Optimization, PSO)算法对 MCKD 中的参数 L 和 T 选取最佳组合,LÜ 等^[7]采用量子遗传算法对参数 L 、 T 进行寻优,李彦徵等^[8]采用灰狼算法进行 L 和 T 参数寻优,上述 3 种方法均提高了故障诊断精度,但是缺乏了另一参数 M 对 MCKD 降噪效果的影响。为此,TANG 等^[9]提出采用布谷鸟算法对长度 L 和移位数 M 结果进行寻优,但其忽略了周期 T 的影响,降低了分解结果精确度。刘迎松等^[10]提出采用麻雀搜索算法优化 MCKD 的 3 个参数,并结合 VMD 算法,对滚动轴承的故障诊断效果显著。

因此,本文提出将 ICEEMDAN 与 MCKD 相融合,并选择改进灰狼算法对影响 ICEEMDAN 效果的白噪声幅值权重和噪声添加次数,以及 MCKD 的 3 个参数进行寻优,得到参数的最优组合,使得分解效果达到最佳,并选取最小包络熵和包络谱谱峰因子为适应度函数,通过建立仿真信号和试验来对所提出的方法进行验证,实现对太阳轮早期故障的特征提取。

1 参数优化 ICEEMDAN-MCKD 方法

1.1 改进自适应噪声完备集合经验模态分解

$M(\cdot)$ 为信号的局部均值算子, $E_k(\cdot)$ 为 EMD 方法分解所得第 k 个模态分量,其具体分解步骤如下:

1) 在原始信号 $x(t)$ 中添加经 EMD 得到的高斯白噪声 s^v , 得到新信号

$$x^v(t) = x(t) + \beta_0 E_1[s^v(t)], v = 1, 2, \dots, V \quad (1)$$

2) 计算经过 EMD 的 $x^v(t)$ 局部均值,取其平均值得到第 1 个残差

$$r_1(t) = \langle M[x_1^v(t)] \rangle \quad (2)$$

计算第 1 阶分量 C_{IMF_1} :

$$C_{\text{IMF}_1} = x(t) - r_1(t) \quad (3)$$

3) 构造序列 $x_2^v(t) = r_1(t) + \beta_1 E_2[s^v(t)]$, 得到第 2 个残差

$$r_2(t) = \langle M[x_2^v(t)] \rangle \quad (4)$$

计算第 2 阶分量 C_{IMF_2} :

$$C_{\text{IMF}_2} = r_1(t) - r_2(t) \quad (5)$$

4) 同理,得到第 k 个残差及 k 阶分量

$$r_k(t) = \langle M\{r_k(t) + \beta_{k-1} E_k[s^v(t)]\} \rangle \quad (6)$$

$$C_{\text{IMF}_k} = r_{k-1}(t) - r_k(t) \quad (7)$$

5) 重复步骤 4), 直到残差不能被分解。其中

$$\beta_k = \begin{cases} \varepsilon_k \text{std}(x) / \text{std}\{E_1[s^v(t)]\}, k = 0 \\ \varepsilon_k \text{std}[r_k(t)], k \geq 1 \end{cases} \quad (8)$$

式中, β_k 为第 k 阶的噪声系数。

由式(1)~式(8)可知,ICEEMDAN 的分解效果与白噪声幅值权重 ε_k 以及添加噪声次数 v 有关,针对目前需人为设置参数,采用本文所提算法对所需参数进行寻优,使其分解效果达到最佳。

1.2 最大相关峭度解卷积

采用 MCKD 算法对复杂信号进行解卷积处理过程中,选取相关峭度作为评判指标,其通过迭代方法寻找最佳滤波器,使得滤波器输出信号 y_n 的相关峭度值达到最大^[11]。信号 y_n 的相关峭度表示为

$$K_{\text{CM}}(T) = \frac{\sum_{n=1}^N (\prod_{m=0}^M y_n - mT)^2}{(\sum_{n=1}^N y_n^2)^{M+1}} \quad (9)$$

式中, M 为移位数, $m \in [0, M]$; y_n 为冲击信号; T 为冲击信号周期; N 为输入信号的采样个数。

如忽略噪声对采集到的振动信号的影响, MCKD 本质上是信号 x_n 到 y_n 经过滤波器的恢复,即

$$y = fx = \sum_{k=1}^L f_k x_{n-k+1} \quad (10)$$

式中, L 为滤波器长度; x_n 为原始信号。

MCKD 目标函数为

$$\max_f K_{\text{CM}}(T) = \max_f \frac{\sum_{n=1}^N (\prod_{m=0}^M y_n - mT)^2}{(\sum_{n=1}^N y_n^2)^{M+1}} \quad (11)$$

为使相关峭度值最大,对式(9)求导得

$$\frac{d}{df_k} K_{\text{CM}}(T) = 0, k = 1, 2, \dots, L \quad (12)$$

滤波系数 f 为

$$f = \frac{\|y^2\|}{2\|\beta\|^2} (\mathbf{X}_0 \mathbf{X}_0^T)^{-1} \sum_{m=0}^M (\mathbf{X}_m \boldsymbol{\alpha}_m) \quad (13)$$

$$\boldsymbol{\beta} = \begin{bmatrix} y_1 & y_{1-T} & \cdots & y_{1-mT} \\ y_2 & y_{2-T} & \cdots & y_{2-mT} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ y_N & y_{N-T} & \cdots & y_{N-mT} \end{bmatrix} \quad (14)$$

$$\boldsymbol{\alpha}_m = \begin{bmatrix} y_{1-mT}^{-1} (y_1^2 y_{1-T}^2 \cdots y_{1-mT}^2) \\ y_{2-mT}^{-1} (y_2^2 y_{2-T}^2 \cdots y_{2-mT}^2) \\ \vdots \\ y_{N-mT}^{-1} (y_N^2 y_{N-T}^2 \cdots y_{N-mT}^2) \end{bmatrix} \quad (15)$$

$$\mathbf{X}_r = \begin{bmatrix} x_{1-r} & x_{2-r} & \cdots & x_{N-r} \\ 0 & x_{1-r} & \cdots & x_{N-1-r} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & x_{N-L-r+1} \end{bmatrix}_{L \times N} \quad (16)$$

式中, $r = [0, T, \dots, mT]$ 。

MCKD 算法迭代过程如下:

- 1) 初始化滤波器长度 L 、周期 T 、移位数 M 。
- 2) 根据原始信号 x_n 计算 $X_T, X_0^T, (X_0 X_0^T)^{-1}$ 。
- 3) 根据式(10)计算输出信号 y 。
- 4) 根据式(14)、式(15)以及输出信号 y 计算 α_m 及 β 。
- 5) 根据式(13)计算当前滤波系数 f 。
- 6) 计算信号滤波前后的相关峭度差值 $\Delta K_{CM}(T)$ 。如果 $\Delta K_{CM}(T) < \varepsilon$, 则停止迭代, 否则, 返回步骤3)。

1.3 改进灰狼算法

灰狼优化算法 (Grey Wolf Optimization Algorithm, GWO) 具备结构简单、使用灵活、收敛性能强、不易陷入局部优化等优点, 但存在局部探索能力弱问题, 因此有学者从产生初始化种群、收敛因子调整、位置更新 3 个方面提出一种新的改进灰狼算法 (New Grey Wolf Optimization Algorithm, newGWO)^[12]。

1.3.1 产生初始化种群

传统灰狼算法由于采用随机生成方式产生初始种群使得算法收敛速度减缓, 而 Tent 映射能够加快算法收敛速度且结构简单、易于融合。因此, 采用 Tent 映射方程初始化种群, 其中, 将 p 值设置为 0.99, 意在将初始解向量的值随机生成在该初始解向量的第一个随机值的周围内。Tent 映射方程为

$$w_{k+1} = \begin{cases} w_k/p & \\ (1-w_k)/(1-p) & \end{cases} \quad (17)$$

1.3.2 收敛因子调整策略

传统灰狼优化算法中, 由于收敛因子 d 的值随着迭代次数的增加而逐级递减, 使得该算法在初期全局搜索范围较小。由此提出如下改进收敛策略:

$$d = 2\cos(\pi t/2\text{Max_iteration}) \quad (18)$$

式中, Max_iteration 为最大迭代次数。采用式(18)调整策略使得 d 值在迭代前期较大, 此改进有利于该算法的全局寻优, 避免陷入局部最优解。而在迭代后期, 迭代步长随着 d 值的减小而减小, 以此提高寻找最优解精确度。

1.3.3 位置更新策略

ω 狼的位置更新取决于 α, β, δ 狼的位置, 而 α 狼代表最接近最优解的粒子, 故针对 ω 群体粒子的位置更新做如下改进:

$$L_{\omega}(t+1) = \begin{cases} \frac{L_{\alpha\omega}(t) + L_{\beta\omega}(t) + L_{\delta\omega}(t)}{3}, \text{rand} \leq 0.5 & \\ L_{\alpha\omega}(t), \text{rand} > 0.5 & \end{cases} \quad (19)$$

式中, $L_{\omega}(t+1)$ 为第 $t+1$ 代的第 l 个粒子的第 o 个分量; $L_{\alpha\omega}(t), L_{\beta\omega}(t), L_{\delta\omega}(t)$ 分别为第 t 代的 α, β, δ 狼的第 o 个分量; rand 是均匀分布产生的随机数值, 取值范围为 $(0, 1)$ 。

2 太阳轮早期故障特征提取流程

本文提出采用 newGWO 对 ICEEMDAN 效果和 MCKD 解卷积处理的参数进行寻优。由于包络谱谱峰因子数值越大, 代表信号周期冲击特性越强, 故障特征越明显^[13]。因此, 选择包络谱谱峰因子作为经 newGWO 优化后所得参数组合是否为最优的评判依据。包络谱谱峰因子 E_c 表达式为

$$E_c = \frac{\max [X(z)]}{\sqrt{\sum_z X(z)^2 / Z}} \quad (20)$$

式中, $X(z)$ 为信号包络谱幅值序列。

采用 newGWO 的 ICEEMDAN、MCKD 参数优化步骤如图 1 所示, 具体流程如图 2 所示。

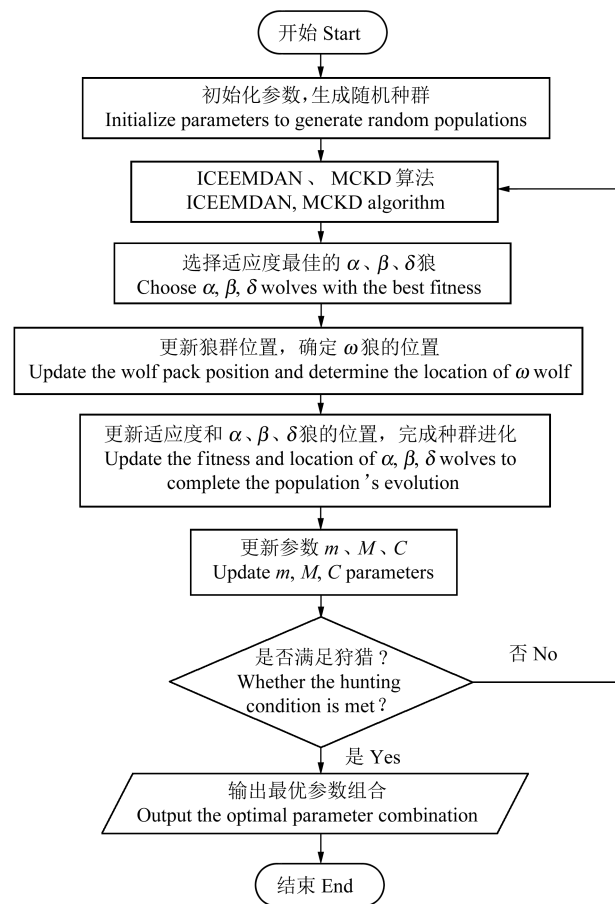


图 1 newGWO 优化 ICEEMDAN、MCKD 过程
Fig. 1 Optimization process of newGWO for ICEEMDAN and MCKD

1) 获取太阳轮故障振动信号 $y(t)$ 。

2) 采用 newGWO 对 ICEEMDAN 参数进行寻优, 经过多次试验设置寻优区间 $\varepsilon_k \in [0.1, 0.6]$, $v \in [50, 600]$, 最大迭代次数 30、种群规模 20。执行 newGWO 算法寻优工作, 将最小包络熵作为适应度函数, 搜索最佳参数 ε_k, v 组合。

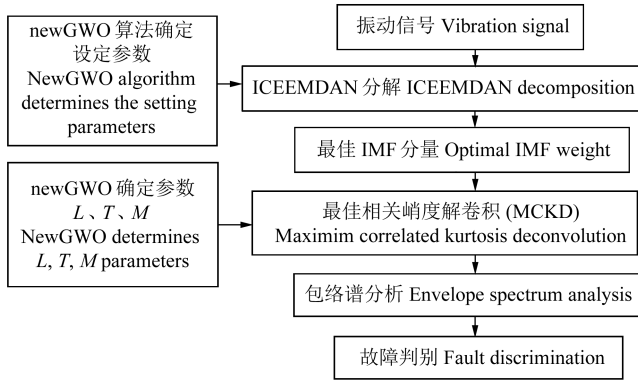


图2 newGWO-ICEEMDAN-MCKD方法流程

Fig. 2 Flow chart of newGWO-ICEEMDAN-MCKD method

3) 依据步骤2) 寻优参数, 对所得故障振动信号进行ICEEMDAN得到IMF分量, 同时计算所得模态分量的包络谱谱峰因子 E_c , 对最大包络谱谱峰因子所对应的IMF分量进行包络解调分析。

4) 设定MCKD寻优区间 $L \in [100, 1000]$, $T \in [85, 142]$, $M \in [1, 7]$, 以经过MCKD解卷积处理后各信号的包络谱谱峰因子为适应度函数搜索参数 L, T, M 最佳组合。

5) 对选定的IMF分量进行MCKD处理和包络解调分析, 依据包络谱中突出的幅值频率和多倍频成分与太阳轮故障特征频率对比, 诊断故障产生类型。

3 仿真信号分析

3.1 太阳轮局部故障模型

建立太阳轮早期故障仿真信号, 验证所提方法的合理性和准确性。仿真信号模型 $x(t)$ 主要由4种信号成分构成, 包括太阳轮故障冲击振动信号 $g(t)$ 、随机冲击 $h(t)$ 、随机噪声 $n(t)$ 、其余部件正常旋转振动信号 $r(t)$, 表达式为

$$x(t) = g(t) + h(t) + n(t) + r(t) \quad (21)$$

利用调幅调频形式表达传感器所采集振动信号, 建立太阳轮故障冲击模型为

$$\begin{cases} a_{k'}(t) = \sum_{n=1}^N A_{k'} \cos(2\pi n f_s t) \\ b_{k'}(t) = \sum_{n=1}^N B_{k'} \cos(2\pi n f_s t) \\ s(t) = 1 - \cos(2\pi f_{sr} t) \\ g(t) = s(t) \sum_{k'=1}^K a_{k'}(t) \cos[2\pi k' f_m t + b_{k'}(t) + \phi] \end{cases} \quad (22)$$

式中, k' 为齿轮啮合倍频数量; $a_{k'}(t)$ 为太阳轮故障的调幅函数; $A_{k'}$ 为调幅函数幅值; f_s 为太阳轮故障特征频率; $b_{k'}(t)$ 为太阳轮故障的调频函数; $s(t)$ 为太阳轮自身旋转引发的调幅效应; $B_{k'}$ 为调频函数幅值; f_{sr} 为太阳

轮的绝对旋转频率; f_m 为齿轮副啮合频率。

行星齿轮箱在服役中为周期性运转, 采用高、低谐波分量分别表示其余零部件的旋转振动^[14]:

$$r(t) = \sum_i C_i \sin(2\pi f_i t + \theta_i) \quad (23)$$

式中, i 为谐波分量数目; C_i 为谐波信号幅值; f_i 为谐波分量频率; θ_i 为谐波信号相位。与此同时, 在信号采集过程中难以避免偶然撞击而产生某随机冲击:

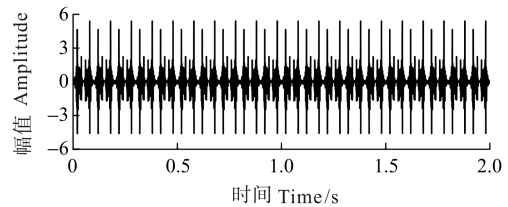
$$\begin{cases} S(t) = e^{-\eta t} \sin(2\pi f_{RE} t) \\ h(t) = \sum_j R_j S(t - T_j) \end{cases} \quad (24)$$

式中, $S(t)$ 为单位脉冲; η 为阻尼系数; f_{RE} 为脉冲引起的共振频率; R_j 为随机脉冲幅值; T_j 为发生时刻。将信噪比为-10的高斯白噪声添加到仿真信号中。

3.2 太阳轮故障信号仿真

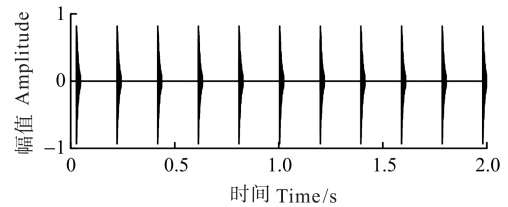
采用Matlab软件进行信号仿真, 设置采样长度 L_s 为10 240个点, 采样频率 f_s 为5 120 Hz。太阳轮故障特征频率 f_s 为50 Hz, 绝对转频 f_{sr} 为20 Hz, 齿轮副啮合频率 f_m 为500 Hz。由此可得到太阳轮故障冲击振动信号、随机冲击、其余部件正常旋转振动信号以及所添加的高斯白噪声, 如图3所示。

叠加4种信号成分得到太阳轮发生故障时的仿真信号, 并对其快速傅里叶变换以及包络谱解调, 如图4所示。



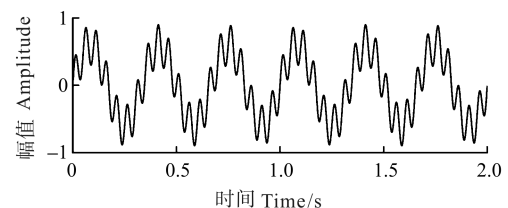
(a) 太阳轮故障冲击信号

(a) Fault impact signal of the solar wheel



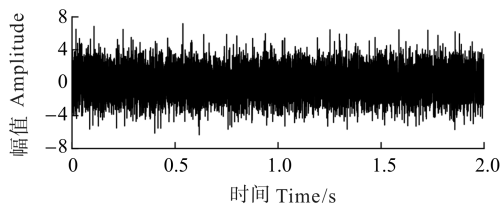
(b) 随机冲击信号

(b) Random shock signal



(c) 其余部件正常旋转振动信号

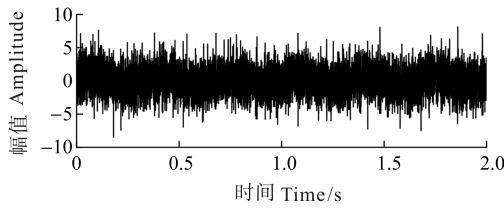
(c) Vibration signal of the normal rotation of other components



(d) 高斯白噪声
(d) Gaussian white noise

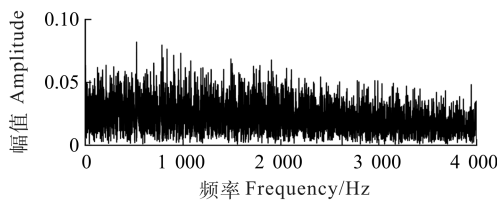
图 3 仿真信号各个分量

Fig. 3 Each component of the simulation signal



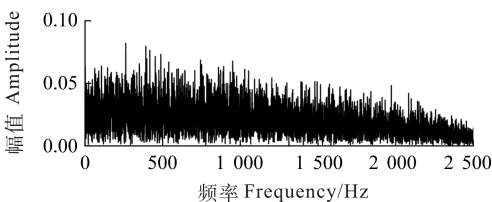
(a) 加噪混合仿真信号

(a) Mixed simulation signal with noises



(b) 仿真信号频谱

(b) Spectrum of the simulation signal



(c) 仿真信号包络谱

(c) Envelope spectrum of the simulation signal

图 4 太阳轮故障仿真信号及傅里叶频谱、包络谱

Fig. 4 Fault simulation signal, Fourier spectrum and envelope spectrum of the solar wheel

由图 4 可知,在噪声干扰下,太阳轮出现故障时产生的微弱周期性脉冲信号几乎被外部噪声掩盖,现有的时域、频域和包络解调方法,难以对复杂信号中夹杂的微弱故障信号进行有效提取。为对微弱故障信息进行准确提取,提高智能诊断速度和精度,验证本文所提方法有效性,采用本文所提方法对复杂信号进行特征提取。

利用 newGWO 搜索算法对影响 ICEEMDAN 效果的两个参数组成最佳组合,设定寻优区间,同第 2 节,其优化时的迭代曲线如图 5 所示。

经过算法寻优后直接得到使 ICEEMDAN 效果达

到最佳的数值组合[0.2,251]。

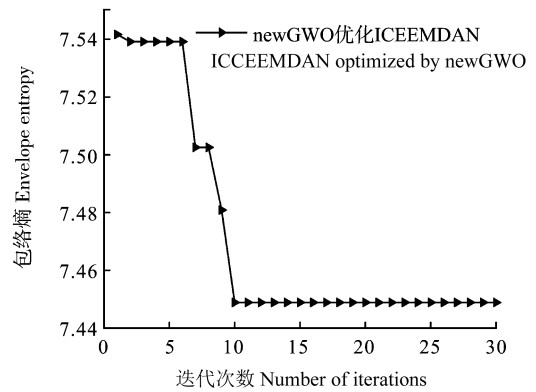


图 5 newGWO 优化 ICEEMDAN 迭代曲线

Fig. 5 ICEEMDAN iteration curve optimized by newGWO

对所获取的振动信号经 newGWO-ICEEMDAN,计算其包络谱谱峰因子值,各 IMF 分解结果如图 6 所示,包络谱谱峰因子数值如图 7 所示,可见最佳 IMF 分量为 IMF₃,其包络谱图为图 8。由图 8 可知,太阳轮出现早期故障时,对应突出特征频率为 50 Hz。

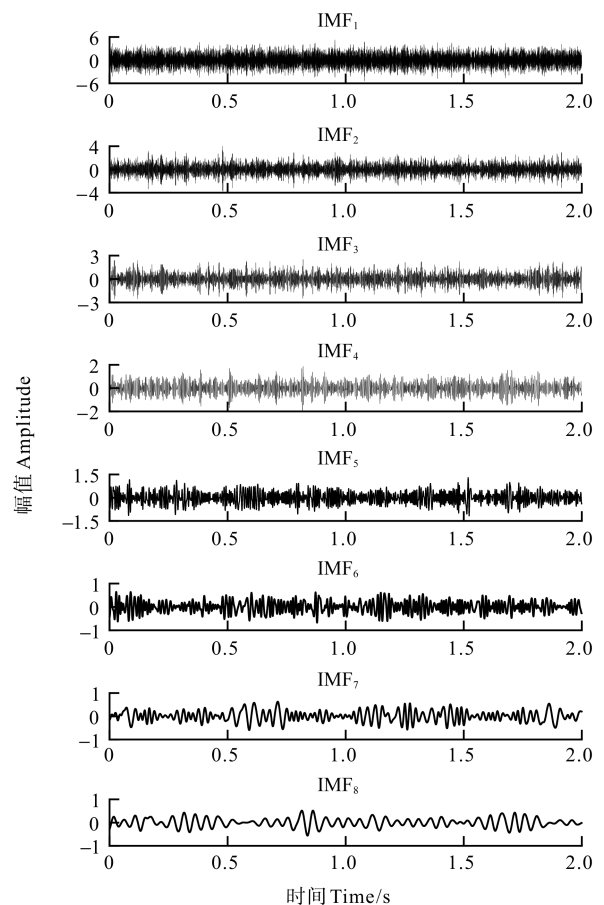


图 6 ICEEMDAN 经 newGWO 优化后的分解结果

Fig. 6 Decomposition result of ICEEMDAN optimized by newGWO

以上述所得结果为基础,根据第 2 节设置 MCKD 3 个参数的寻优区间,newGWO 搜索算法对 MCKD 进行优化的迭代曲线如图 9 所示,寻优得到 MCKD 参数的

最佳组合为[459, 102, 7]。

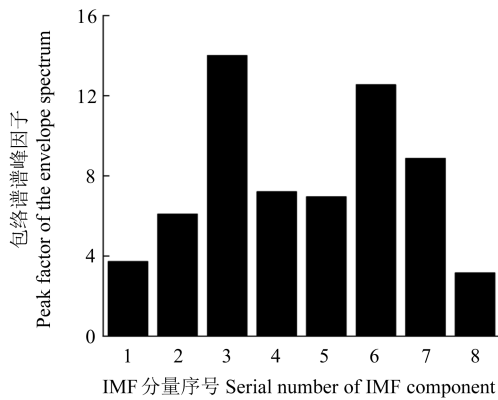


图7 各IMF分量包络谱谱峰因子数值

Fig. 7 Peak factor of the envelope spectrum of each IMF component

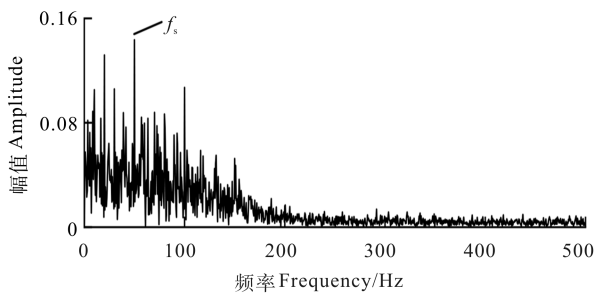


图8 最佳模态分量包络谱

Fig. 8 Envelope spectrum of the optimum modal component

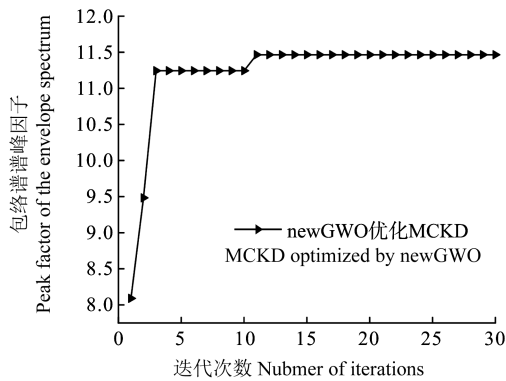


图9 newGWO优化MCKD迭代曲线

Fig. 9 MCKD iteration curve of newGWO optimization

对所选含有效故障信息的分量 IMF_3 , 进行经 newGWO-MCKD 的特征增强, 经解卷积处理后的特征信息包络谱如图 10 所示。由图 10 可以直观地看到呈周期性的冲击脉冲, 并且太阳轮故障特征频率以及多倍频信息明显, 以此验证本文所提的方法能够对太阳轮早期故障特征信息进行有效提取。

3.3 对比分析

为验证所提 newGWO 搜索算法在数值寻优上的优势, 选取典型优化算法 PSO 和 GWO 进行对比, 对比依据为前文所提适应度函数以及迭代效率^[15]。为保证对比结果具有说服力, 各优化算法初始值均设置为

前文所提, 即种群规模为 20, 最大迭代次数为 30。对比结果如图 11 所示。

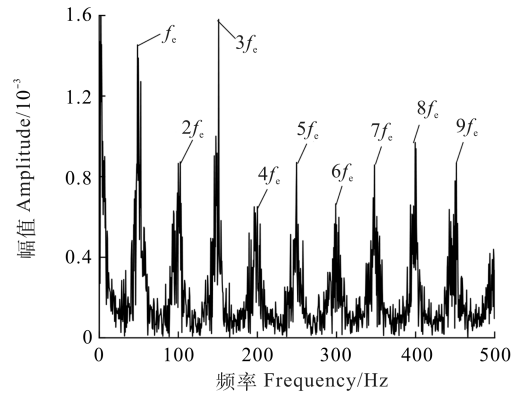


图10 经过MCKD增强后最佳分量包络谱

Fig. 10 Envelope spectrum of the optimum component enhanced by MCKD

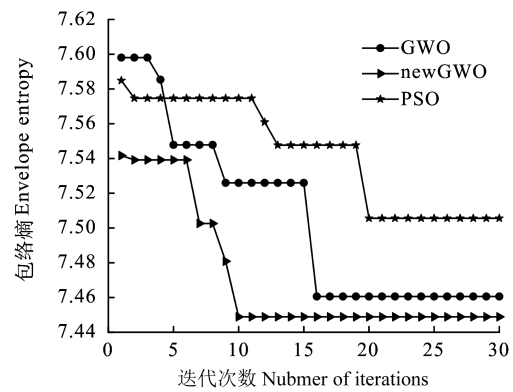


图11 不同算法优化ICEEMDAN对比

Fig. 11 Comparison of ICEEMDAN optimized by different algorithms

同理, 采用上述 3 种算法对 MCKD 参数进行优化, 优化结果如图 12 所示。

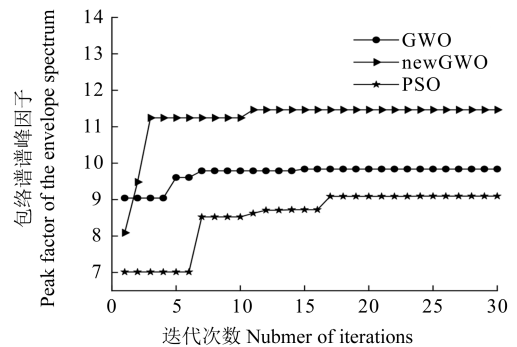


图12 不同算法优化MCKD对比

Fig. 12 Comparison of MCKD optimized by different algorithms

由图 11 可知, 在对 ICEEMDAN 进行参数优化时, newGWO 算法的最小包络熵为 7.45, 收敛次数在第 10 次, 而 PSO 算法和 GWO 算法的最小包络熵值和收敛次数都大于 newGWO 算法优化所得到的结果。由图 12 可知, 在对 MCKD 进行参数优化时, newGWO

算法的最大包络谱谱峰因子为 11.48, 收敛次数在 12 次, 效果同样优于其余两种算法。对比结果证明了与其他算法相比, newGWO 算法在寻优速度和精度上具有显著优势。

4 试验验证

4.1 试验设计

为了验证所提 newGWO-ICEEMDAN-MCKD 方法在实际太阳轮早期故障诊断中的可应用性和准确性, 在故障诊断综合试验台上对太阳轮早期故障检测进行试验, 试验台如图 13 所示。参数如表 1 所示。

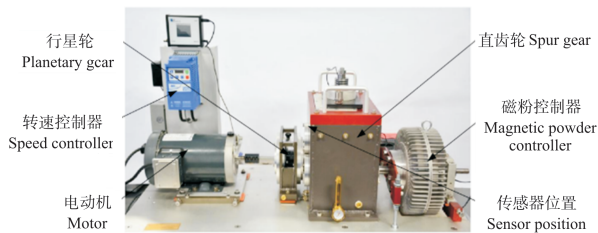


图 13 试验台示意图

Fig. 13 Schematic diagram of the test bench

表 1 试验结构参数

Tab. 1 Test structure parameters

齿轮 Gear	太阳轮 Solar wheel	行星轮(数量) Planetary wheel (number)	齿圈 Gear ring
齿数 Teeth number	20	40(3)	100

在太阳轮单个齿根上利用线切割技术加工一条微小裂纹来模拟太阳轮的早期故障。太阳轮绝对转速为 20 Hz, 即齿轮箱恒定输入转速为 1 200 r/min, 采样长度 L_s 为 10 240 个点, 采样频率 f_s 为 5 120 Hz, 由此计算齿轮故障特征频率, 如表 2 所示。

表 2 太阳轮特征频率

Tab. 2 Characteristic frequency of solar wheel Hz

参数 Parameter	数值 Value
啮合频率 Mesh frequency	333.33
太阳轮绝对转速 f_{sr} Absolute rotating frequency of solar wheel	20
太阳轮故障特征频率 f_s Fault character frequency of solar wheel	50

4.2 试验结果分析

利用本文所提方法对所采集太阳轮齿根裂纹故障信息进行分析, 采用 newGWO 算法对影响 ICEEMDAN 效果的参数寻找最优解, 得到最佳参数组合 [0.2, 459]。分解后各 IMF 分量以及包络谱谱峰因子数值、最佳 IMF 分量包络谱如图 14~图 16 所示, 由图 16 可直观看到, 太阳轮早期故障冲击频率为 50 Hz, 但

其余成分混杂, 无法进行进一步判断。

同理, 得到解卷积处理效果最佳的参数组合 [658, 102, 7], 对所选最佳分量进行 MCKD 解卷积处理, 得到增强特征包络谱, 如图 17 所示。由图 17 可直观看出, 太阳轮出现故障时的特征频率, 且呈现周期性脉冲, 其特征信息多倍频明显, 验证了所提方法可以有效地提取太阳轮齿根裂纹故障特征频率, 以此判定太阳轮发生裂纹故障。

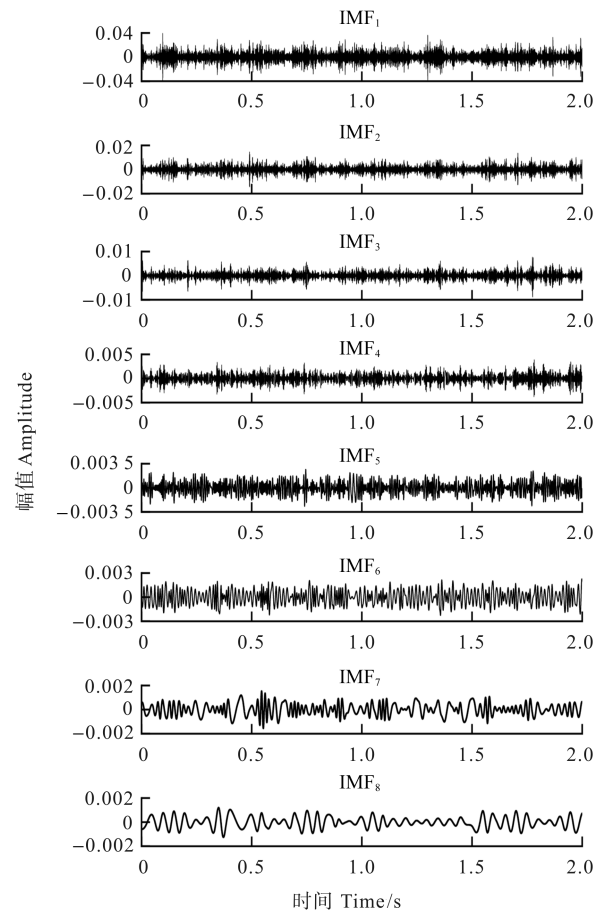


图 14 ICEEMDAN 信号结果

Fig. 14 Signal results of ICEEMDAN

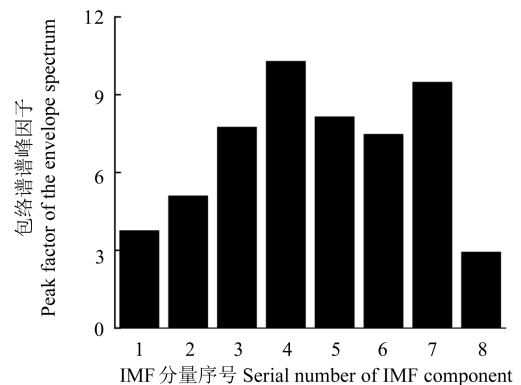


图 15 各 IMF 分量包络谱谱峰因子值

Fig. 15 Peak factor of the envelope spectrum of each IMF component

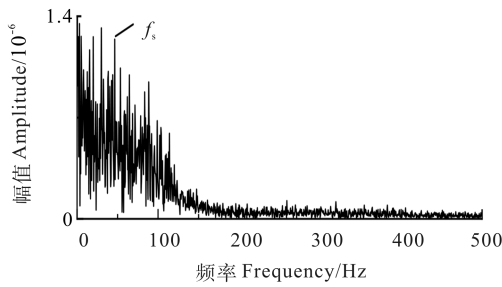
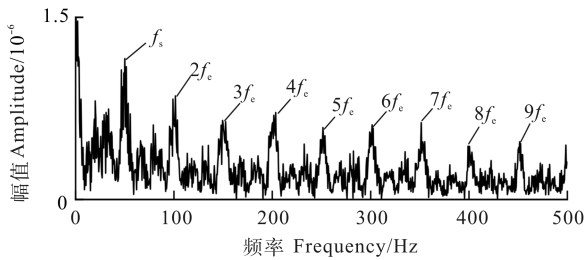


图 16 最佳 IMF 分量包络谱

Fig. 16 Envelope spectrum of the optimal IMF component

图 17 经过 MCKD 增强后 IMF₄ 分量包络谱Fig. 17 Envelope spectrum of IMF₄ component enhanced by MCKD

5 结论

1) 针对在强噪声干扰下, 太阳轮微弱故障特征有效提取问题, 提出了一种基于 newGWO 算法优化 ICEEMDAN 和 MCKD 的太阳轮故障特征提取方法。

2) 对选取的最佳 IMF 分量进行 newGWO-MCKD 算法解卷积处理, 尽可能地降低了噪声对信号的影响, 并凸显了故障信号的微弱成分。

3) 仿真及试验验证结果表明, 本文所提方法在噪声干扰下能够对太阳轮早期故障的特征频率以及多倍频进行有效提取, 以此来准确判断太阳轮的故障类型。

参考文献 (References)

- [1] 王朝阁. 行星齿轮箱微弱故障特征提取与诊断方法研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2023: 1-6.
WANG Chaoge. Research on weak fault feature extraction and diagnosis method of planetary gearbox[D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2023: 1-6. (In Chinese)
- [2] 黄思航. 基于 KPCA-EMD 预处理方法的顶管机齿轮箱故障诊断方法研究[D]. 合肥: 合肥工业大学, 2023: 15-20.
HUANG Sihang. Research on fault diagnosis method of pipe jacking machine gearbox based on KPCA-EMD preprocessing method [D]. Hefei: Hefei University of Technology, 2023: 15-20. (In Chinese)
- [3] 顾云青, 苏玉香, 沈晓群, 等. 基于改进的 CEEMDAN 排列熵和 GWO-SVM 的滚动轴承故障诊断[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2022(8): 62-66.
GU Yunqing, SU Yuxiang, SHEN Xiaqun, et al. Rolling bearing fault diagnosis based on improved CEEMDAN permutation entropy and GWO-SVM[J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2022(8): 62-66. (In Chinese)
- [4] 陈爱午, 王红卫. 基于 HBA-ICEEMDAN 和 HWPE 的行星齿轮箱故障诊断[J]. 机电工程, 2023, 40(8): 1157-1166.
CHEN Aiwu, WANG Hongwei. Fault diagnosis of planetary gearbox based on HBA-ICEEMDAN and HWPE [J]. Journal of Mechanical & Electrical Engineering, 2023, 40(8): 1157-1166. (In Chinese)
- [5] 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.
- [6] 唐贵基, 王晓龙. 自适应最大相关峭度解卷积方法及其在轴承早期故障诊断中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(6): 1436-1444.
TANG Guiji, WANG Xiaolong. Adaptive maximum correlation kurtosis deconvolution method and its application in bearing early fault diagnosis[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(6): 1436-1444. (In Chinese)
- [7] LÜ X, HU Z Q, ZHOU H L, et al. Application of improved MCKD method based on QGA in planetary gear compound fault diagnosis [J]. Measurement, 2019, 139: 236-248.
- [8] 李彦微, 栾孝驰, 杨杰, 等. 基于灰狼算法优化最大相关峭度反卷积的滚动轴承振动特征提取与表征方法[J]. 航空动力学报, 2025, 40(3): 376-390.
LI Yanzheng, LUAN Xiaochi, YANG Jie, et al. Vibration feature extraction and characterization method of rolling bearing based on maximum correlation kurtosis deconvolution optimized by gray wolf algorithm [J]. Journal of Aerospace Power, 2025, 40(3): 376-390. (In Chinese)
- [9] TANG G J, WANG X L, HE Y L. Diagnosis of compound faults of rolling bearings through adaptive maximum correlated kurtosis deconvolution [J]. Journal of Mechanical Science and Technology, 2016, 30(1): 43-54.
- [10] 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 Yingsong, WEI Zhigang, SHU Haixing, 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. (In Chinese)
- [11] MIRJALILI S, MIRJALILI M S, LEWIS A. Grey wolf optimizer [J]. Advances in Engineering Software, 2014, 69: 46-61.
- [12] 谢少鹏, 吴柏生, 赵秀婷, 等. 基于改进灰狼优化算法的结构损伤识别[J]. 计算力学学报, 2024, 41(2): 256-262.
XIE Shaopeng, WU Baisheng, ZHAO Xiuting, et al. Structural damage identification based on improved grey wolf optimization algorithm [J]. Chinese Journal of Computational Mechanics, 2024, 41(2): 256-262. (In Chinese)

- [13] 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. Weak fault diagnosis of fan bearing based on PSO-VMD-MCKD method [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2020, 40(2): 287-296. (In Chinese)
- [14] 王朝阁, 李宏坤, 曹顺心, 等. 改进 VMD 和非凸重叠组收缩降噪的行星齿轮箱早期故障特征提取[J]. 振动工程学报, 2021, 34(6): 1293-1304.
WANG Chaoge, LI Hongkun, CAO Shunxin, et al. Incipient fault feature extraction of planetary gearbox based on modified VMD and non-convex overlap group shrinkage denoising [J]. Journal of Vibration Engineering, 2021, 34(6): 1293-1304. (In Chinese)
- [15] 侯宇祥, 陈长征. 自适应麻雀搜索算法的太阳轮故障诊断研究[J]. 机械设计与制造, 2024(1): 61-64.
HOU Yuxiang, CHEN Changzheng. Research on fault diagnosis of sun wheel based on adaptive sparrow search algorithm [J]. Machinery Design & Manufacture, 2024(1): 61-64. (In Chinese)

Research of early fault feature extraction of solar wheel based on parametric adaptive ICEEMDAN and MCKD

ZHAO Naizhuo ZHAO Yumeng MEN Chengfu

(School of Mechanical Engineering, Liaoning Technical University, Fuxin 123000, China)

Abstract: In order to solve the problem of difficult to accurately extract early faults of solar wheels under the strong noise background, an improved grey wolf algorithm (newGWO) was proposed to optimize and improve the improved complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise (ICEEMDAN) and the maximum correlated kurtosis deconvolution (MCKD) for early fault feature extraction of solar wheels. NewGWO was used to optimize the selection of parameters of the white noise amplitude weight and noise addition times that affected the decomposition effect. The fault vibration signal was decomposed by newGWO-ICEEMDAN, and the minimum envelope entropy was selected as the fitness function to obtain several related modal components. Then, the envelope spectrum peak factor was selected as the best modal component index. MCKD signals optimized by newGWO were enhanced for the selected optimal intrinsic mode function (IMF) components. Finally, an envelope demodulation analysis was performed on the obtained signals to extract the solar wheel fault characteristic frequency and multiple frequency components. Simulation signals and experiments show that this method can make the early fault impact characteristics more obvious, and realize the early fault characteristic frequency extraction of solar wheels.

Key words: Solar wheel; Early fault; Feature extraction; NewGWO; ICEEMDAN; MCKD

Corresponding author: ZHAO Yumeng, E-mail: 239939335@qq.com

Received: 2023-11-28 Revised: 2023-12-20