

## 基于优化VMD和ELM的行星齿轮箱故障诊断方法研究

杨荣坤 姜宏 章翔峰

(新疆大学 智能制造现代产业学院, 乌鲁木齐 830049)

**摘要:**【目的】针对行星齿轮箱结构复杂导致振动信号故障特征提取困难,且传统处理方法高度依赖专业经验的问题,提出一种融合白鲸优化(Beluga Whale Optimization, BWO)算法优化变分模态分解(Variational Mode Decomposition, VMD)、多尺度排列熵(Multi-scale Permutation Entropy, MPE)与极限学习机(Extreme Learning Machine, ELM)的故障诊断新方法。【方法】首先,利用BWO算法以包络熵最小为目标函数,对VMD的分解层数 $K$ 、惩罚因子 $\alpha$ 进行了组合寻优,实现了信号的自适应分解;其次,利用MPE算法提取了各本征模态函数(Intrinsic Mode Function, IMF)分量的非线性特征,构建了包含均值、方差等5项时域指标的特征向量;最后,将特征向量输入ELM进行训练与识别,并在行星齿轮箱试验台上开展了不同工况下的对比试验。【结果】试验结果表明,所提方法在正常、齿根裂纹、缺齿及断齿4种工况下的整体识别准确率达到97.92%,显著优于EMD-ELM、优化VMD-SVM等传统模型。验证了BWO-VMD在信号去噪与自适应分解方面的优势,为行星齿轮箱关键部件的健康监测提供了可靠的技术支撑。

**关键词:**行星齿轮箱;变分模态分解;白鲸优化算法;多尺度排列熵;极限学习机;故障诊断

**中图分类号:**TH132; TP277 **DOI:** 10.16578/j.issn.1004.2539.2026.03.019

## 0 引言

行星齿轮箱是机械传动装置中广泛应用的重要部件,但在低转速、高负载条件下,其关键部位发生故障的概率很高<sup>[1]</sup>。太阳轮处于行星传动系统的中心位置,作为传动系统的关键零部件极易发生故障<sup>[2]</sup>,造成巨额设备维修、零件更换费用,也易造成人员安全问题。因此,对其故障诊断的准确率对机械传动装置的安全运行极其重要<sup>[3]</sup>。

变分模态分解(Variational Mode Decomposition, VMD)是一种高效的信号处理方法<sup>[4]</sup>。其能够在分解信号模态的同时提取特征信息,具有优良的鲁棒性和广泛的适应性<sup>[5]</sup>。然而,其参数分解层数 $K$ 和惩罚因子 $\alpha$ 通常依赖人工经验进行设定,这在一定程度上影响了信号处理的效果和时间效率,难以满足实际应用需求。为了解决这一问题,司呈鑫等<sup>[6]</sup>通过粒子群优化算法完成了对振动信号的自适应分解;吕品德等<sup>[7]</sup>采用鹌鹑优化算法对VMD的参数进行优化,成功实现了振动信号的自适应分解。相比其他群体

类智能优化算法,白鲸优化(Beluga Whale Optimization, BWO)算法具有全局搜索能力强、稳定性好、收敛精度高等优点<sup>[8]</sup>。傅阔豪<sup>[9]</sup>利用BWO算法对支持向量机(Support Vector Machine, SVM)的参数进行寻优,实现了对输入特征的故障诊断。作为一种能够准确捕捉信号内在规律和细微变化的特征提取方法,熵在故障诊断领域得到了广泛应用<sup>[10]</sup>。康怡泽等<sup>[11]</sup>利用多尺度排列熵(Multi-scale Permutation Entropy, MPE)从多个尺度提取振动信号特征,使得信号的特征信息得到了更全面的表征和解析。这些方法提升了信号分解和特征提取的效果,为故障诊断提供了更可靠的依据。

在上述研究的基础上,针对行星齿轮箱振动信号冗余、成分复杂、噪声干扰及太阳轮故障信号复杂多变的问题,本文提出利用BWO算法以最小包络熵为目标函数对VMD的参数 $[K, \alpha]$ 进行优化,以MPE为特征向量,与极限学习机(Extreme Learning Machine, ELM)相融合的行星齿轮箱故障诊断方法,通过试验验证了所提算法的有效性。

收稿日期:2024-12-05 修回日期:2025-01-21

基金项目:新疆维吾尔自治区自然科学基金项目(51865054)

作者简介:杨荣坤,男,1999年生,山东济南人,硕士研究生;主要研究方向为故障诊断;1726846298@qq.com。

姜宏(通信作者),男,1976年生,新疆库尔勒人,博士,教授;主要研究方向为关键零部件健康评估与寿命预测、机器视觉与图像处理、大数据监测和数字化设计与制造;onlyxjhh@xju.edu.cn。

引用格式:杨荣坤,姜宏,章翔峰.基于优化VMD和ELM的行星齿轮箱故障诊断方法研究[J].机械传动,2026,50(3):172-178.

YANG Rongkun, JIANG Hong, ZHANG Xiangfeng. Study on fault diagnosis method for planetary gearboxes based on optimized VMD and ELM[J]. Journal of Mechanical Transmission, 2026, 50(3): 172-178.



免费获取

## 1 算法理论

### 1.1 变分模态分解

变分模态分解是一种新颖且有效的信号分解算法, 通过反复迭代求出最优的变分模型, 进而确定各个模态的中心频率和带宽, 实现信号的自适应剖分。其约束变分模型表达式<sup>[12]</sup>为

$$\begin{cases} \min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left[ \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left( \left[ \delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right] * u_k(t) \right) e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right] \\ \text{s.t.} \sum_{k=1}^K u_k(t) = x(t) \end{cases} \quad (1)$$

式中,  $\partial_t$ 为梯度运算;  $*$ 为卷积运算;  $\{u_k\}$ 为模态分量的集合,  $\{u_k\} = \{u_1, u_2, \dots, u_k\}$ ;  $\{\omega_k\}$ 为 $\{u_k\}$ 的中心频率的集合,  $\{\omega_k\} = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_k\}$ ;  $K$ 为模态分量的总数;  $\delta(t)$ 为狄拉克函数;  $j$ 为旋转因子, 用以将实数信号转换为复数形式;  $\left[ \delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right] * u_k(t)$ 为 $u_k(t)$ 经Hilbert变换后得到的频谱。

通过引入拉格朗日算子 $L$ 、惩罚因子 $\alpha$ , 可将式(1)转化为非约束问题, 表达式为

$$L = \alpha \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left[ \left( \delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \left\langle x_t - \sum_{k=1}^K u_k(t) \right\rangle + \left\langle \lambda(t), x(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \right\rangle \quad (2)$$

式中,  $\lambda(t)$ 为拉格朗日乘子。

通过对约束变分模型的求解, 不断更新优化 $u_k$ 、 $\omega_k$ , 最终可以将原始信号 $x(t)$ 分解为 $K$ 个信号分量。

### 1.2 白鲸优化算法

白鲸优化算法是由ZHONG等<sup>[13]</sup>受到自然界白鲸行为的启发而提出的一种种群智能优化算法。白鲸优化算法包含探索阶段和开发阶段, 该算法还模拟了生物界中的鲸落现象。

在BWO算法中, 通过对平衡因子 $B_t$ 的调整, 可实现从探索向开发的逐步转变。平衡因子的计算式为

$$B_t = B_0 [1 - T/(2T_{\max})] \quad (3)$$

式中,  $B_0$ 为 $(0, 1)$ 内的随机数, 每次迭代时在 $(0, 1)$ 内随机变化;  $T$ 为当前迭代次数;  $T_{\max}$ 为最大迭代次数。

1) 第一阶段(探索阶段)。搜索代理的位置取决于两头白鲸的游动行为, 其位置更新方式为

$$X_{i,j}^{T+1} = \begin{cases} X_{i,p_j}^T + (X_{r,p_1}^T - X_{i,p_j}^T)(1 + r_1)\sin(2\pi r_2), j \text{ 为偶数} \\ X_{i,p_j}^T + (X_{r,p_1}^T - X_{i,p_j}^T)(1 + r_1)\cos(2\pi r_2), j \text{ 为奇数} \end{cases} \quad (4)$$

式中,  $X_{i,j}^{T+1}$ 为第 $i$ 只白鲸在第 $j$ 维上所在的新位置;  $p_j$ 为在 $d$ 维中随机选取的整数,  $j = 1, 2, \dots, d$ ;  $X_{i,p_j}^T$

为第 $i$ 条白鲸在 $p_j$ 维度上所在的位置;  $X_{i,p_j}^T$ 、 $X_{r,p_1}^T$ 分别为第 $i$ 条、第 $r$ 条白鲸当前所在的位置( $r$ 为随机选择的白鲸);  $r_1$ 、 $r_2$ 均为 $(0, 1)$ 内的随机数, 为增强探索阶段的随机算子;  $\sin(2\pi r_2)$ 、 $\cos(2\pi r_2)$ 为平均鱼鳍之间的随机数。

2) 第二阶段(开发阶段)。借鉴了白鲸的捕食行为, 并引入Levy飞行策略, 捕食过程的数学模型表达式为

$$X_i^{T+1} = r_3 X_{\text{best}}^T - r_4 X_i^T + C_1 L_F (X_i^T - X_i^T) \quad (5)$$

式中,  $X_i^T$ 为第 $i$ 条白鲸所在的新位置;  $X_r^T$ 为随机白鲸所在的新位置;  $X_i^{T+1}$ 为第 $i$ 条白鲸所在的新位置;  $X_{\text{best}}^T$ 为白鲸种群中的最佳所在位置;  $r_3$ 、 $r_4$ 均为 $(0, 1)$ 内的随机数;  $C_1$ 为随机跳跃强度,  $C_1 = 2r_4(1 - T/T_{\max})$ , 用以判断Levy飞行的强度;  $L_F$ 为Levy飞行函数, 计算式为

$$L_F = 0.05 \times \frac{u\sigma}{|v|^{1/\beta}} \quad (6)$$

$$\sigma = \left\{ \frac{\Gamma(1 + \beta)\sin(\pi\beta/2)}{\Gamma[(1 + \beta)/2]\beta^{(\beta-1)/2}} \right\}^{1/\beta} \quad (7)$$

式中,  $\Gamma(\cdot)$ 为 $\Gamma$ 函数;  $\beta$ 为常数, 默认值为1.5;  $u$ 、 $v$ 均为服从正态分布的随机数。

3) 第三阶段(鲸落阶段)。利用白鲸的位置和白鲸坠落的步长更新其位置, 数学模型表达式为

$$X_i^{T+1} = r_5 X_i^T - r_6 X_r^T + r_7 X_{\text{step}} \quad (8)$$

式中,  $r_5$ 、 $r_6$ 、 $r_7$ 均为 $(0, 1)$ 内的随机数;  $X_{\text{step}}$ 为白鲸坠落的步长, 计算式为

$$X_{\text{step}} = (u_b - l_b)\exp(-C_2 T/T_{\max}) \quad (9)$$

式中,  $u_b$ 、 $l_b$ 分别为白鲸搜索区域的上、下限;  $C_2$ 为步长因子, 与白鲸的坠落概率及种群规模相关,  $C_2 = 2W_t n$ , 其中,  $W_t$ 为白鲸的坠落概率, 以线性函数进行计算, 即

$$W_t = 0.1 - 0.05T/T_{\max} \quad (10)$$

白鲸的坠落概率从初始的0.1逐步降低到0.05, 表明在优化的过程中, 随着距离的接近, 白鲸所面临的风险减小。

### 1.3 多尺度排列熵

多尺度排列熵是一种基于排列熵拓展的非线性特征提取方法, 其能够分析时间序列在多个时间尺度上的复杂性<sup>[14]</sup>。它结合了排列熵的优势与多尺度分析的思想, 通过对时间序列进行粗粒化处理, 在不同尺度上计算排列熵, 揭示信号的动态行为特征。具体计算过程如下。

1) 构造多尺度粗粒化序列。对原始时间序列 $x(i)$ 按照尺度因子 $\tau$ 进行粗粒化, 生成尺度为 $\tau$ 的粗

粒化序列  $y_j^{(\tau)}$ , 表达式为

$$y_j^{(\tau)} = \frac{1}{\tau} \sum_{i=(j-1)\tau+1}^{j\tau} x(i), j = 1, 2, \dots, N/\tau \quad (11)$$

式中,  $N$  为时间序列的长度。

2) 相空间重构。选定嵌入维数、延迟时间, 对每个时间点从粗粒化序列  $y_j^{(\tau)}$  中提取出  $m$  维嵌入向量, 构建的嵌入向量由时间序列中不同时间点的值组成。重复此步骤, 以生成多个嵌入向量, 即

$$Y_j^{(\tau)} = [y_j^{(\tau)}, y_{j+d}^{(\tau)}, \dots, y_{j+(m-1)d}^{(\tau)}] \quad (12)$$

式中,  $m$  为重构后相空间的维度;  $d$  为相邻采样点的时间间隔。

3) 排列模式生成。对嵌入向量  $Y_j^{(\tau)}$  的每个元素进行升序排列, 得到  $\pi_j = [j_1, j_2, \dots, j_m]$ , 统计所有排列模式出现的频率, 可得每种排列类型出现的次数  $N_i$ 。计算其概率, 即

$$P_j^\tau = \frac{N_i}{N - (m-1)d} \quad (13)$$

4) 计算多尺度排列熵。根据排列模式的概率分布和不同的尺度因子  $\tau$ , 定义多尺度排列熵为

$$H_p^\tau = - \sum_{j=1}^{m!} P_j^\tau \ln P_j^\tau \quad (14)$$

#### 1.4 极限学习机

极限学习机是一种应用于单隐含层的前馈神经网络的学习算法, 其网络训练模型如图1所示。该算法的特点在于通过随机初始化输入层与隐含层之间的连接权重以及隐含层神经元的阈值, 且在后续训练阶段中不再需要对这些参数进行调整, 仅需设定隐含层神经元的数量, 即可得到唯一的最优解<sup>[15]</sup>。这种设计显著简化了网络训练的过程, 提高了计算效率和模型的泛化能力<sup>[16]</sup>。

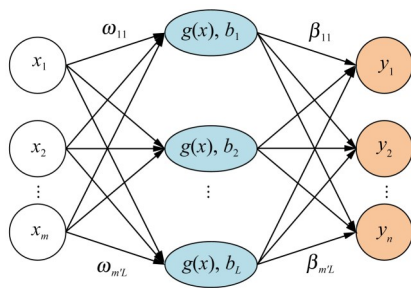


图1 ELM网络训练模型

Fig. 1 ELM network training model

对于任意  $N$  个不同的样本  $(x_i, y_i)$ ,  $1 \leq i \leq N$ ,  $x_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im'}] \in R^{m'}$ ,  $y_i = [y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{in}] \in R^n$ 。设置隐含层含有  $L$  个神经元; 输入层含有  $m'$  个神经元, 对应  $m'$  个输入变量; 输出层含有  $n$  个神经元, 对应  $n$  个输出变量。网络输出的数学模型可表示为

$$\sum_{j=1}^L \beta_j g(\omega_j x_i + b_j) = o_i \quad (15)$$

式中,  $\beta_j$  为第  $j$  个隐藏层节点与网络输出层节点之间的权重向量,  $\beta_j = [\beta_{j1}, \beta_{j2}, \dots, \beta_{jn}]^T$ ;  $\omega_j$  为网络输入层节点与第  $j$  个隐藏层节点之间的输入权重向量,  $\omega_j = [\omega_{j1}, \omega_{j2}, \dots, \omega_{jm'}]$ ;  $b_j$  为第  $j$  个隐藏层节点的阈值;  $o_j$  为网络输出值,  $o_j = [o_{j1}, o_{j2}, \dots, o_{jn}]^T$ 。

## 2 故障诊断方法流程

采用具有良好去噪效果的变分模态分解信号处理方法对采集到的振动加速度信号进行预处理。由于VMD的参数组合  $[K, \alpha]$  需要预先设置, 因此, 在故障信号预处理之前利用BWO算法对VMD的重要影响参数组合进行搜索寻优。时域特征是从原始信号中直接提取的统计量, 不需要进行频域或时频域的转换, 能够较好地捕捉到故障信号突变的瞬态变化, 适用于不同类型的故障诊断。结合MPE的优点, 用均值、方差、峰值、峭度、脉冲因子5项时域特征构建特征向量来获取重要故障特征信息, 引入ELM进行故障识别, 最终实现行星齿轮箱故障的准确诊断。

本文所提故障诊断方法包含两个阶段。

1) 对采集到的振动加速度信号进行预处理, 然后, 利用BWO算法对VMD的参数组合  $[K, \alpha]$  进行优化, 将原始信号分解成最佳的各IMF分量。

2) 利用MPE对分解得到的各IMF分量进行熵特征提取, 然后作为特征向量输入到ELM中进行故障诊断分析。

故障诊断方法流程如图2所示。

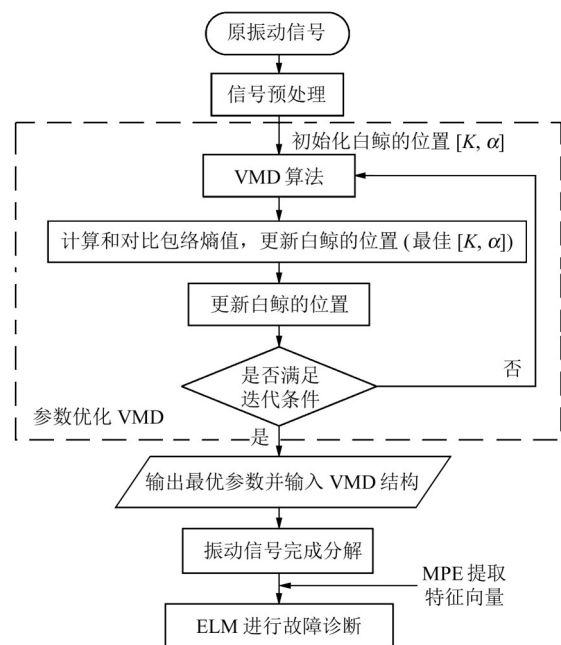


图2 故障诊断方法流程

Fig. 2 Flow chart of the fault diagnosis method

### 3 试验验证

#### 3.1 试验平台及数据采集

为了验证优化VMD与ELM相融合的行星齿轮箱故障诊断方法, 用SQI公司生产的试验平台对试验对象进行信号采集。试验平台由驱动电动机、行星齿轮箱、平行轴齿轮箱、控制器、磁粉制动器等组成。在行星齿轮箱箱体上固定位置传感器, 由数据采集系统采集振动信号。试验平台如图3所示, 行星齿轮箱内各齿轮参数如表1所示。

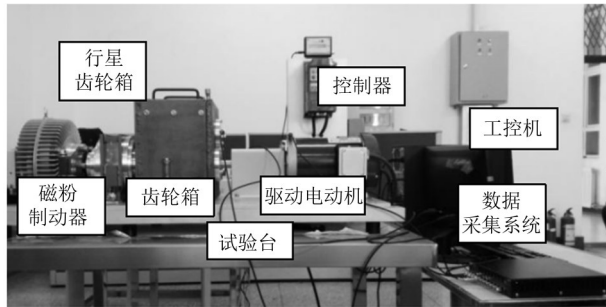


图3 行星齿轮传动系统动态测试试验台

Fig. 3 Dynamic test bench for the planetary gear system

表1 行星齿轮传动系统参数

Tab. 1 Parameters of the planetary gear system

参数	名称		
	内齿圈	太阳轮	行星轮
齿数	100	28	36
齿宽/mm	10	10	10
模数/mm	1	1	1
压力角/(°)	20	20	20
质量/kg	0.035 6	0.054 4	0.423 0
转动惯量/(kg·m <sup>2</sup> )	0.143 00	0.000 47	0.001 21

试验采集太阳轮正常、太阳轮齿根裂纹故障、太阳轮缺齿故障、太阳轮断齿故障4种工况(图4)下的试验数据。采样时电动机转速为1 160 r/min, 采样频率为20 000 Hz, 负载为80 N·m。

#### 3.2 基于优化VMD的信号处理

VMD的分解效果会受到参数 $K$ 、 $\alpha$ 的影响。 $K$ 太小, 会导致信号欠分解, 从而造成重要特征信息的丢失; 而 $K$ 太大, 会导致相邻模态之间发生混叠。 $\alpha$ 对去噪效果和细节保留度有重要影响。 $\alpha$ 越小, 得到的各模态分量的带宽越大;  $\alpha$ 越大, 得到的各模态分量带宽则越小。因此, 随机选取太阳轮齿根裂纹故障信号作为试验信号, 分别采用BWO算法、麻雀搜索算法(Sparrow Search Algorithm, SSA)、海鸥优化算法(Seagull Optimization Algorithm, SOA)对试验信号 $[K, \alpha]$ 组合进行寻优。优化算法的基本参数设置如表2所示。以分解模态分量的最小包络熵为目标函数, 图5所示为各算法优化VMD的寻优曲线。



图4 太阳轮工况类型图

Fig. 4 Diagram of the type of working conditions of the sun gear

表2 优化算法相关参数设置

Tab. 2 Optimization algorithm related parameter settings

参数	值
维度/种群数量	2/30
最大迭代次数	50
惩罚因子 $\alpha$	500~5 000
分解层数 $K$	3~10

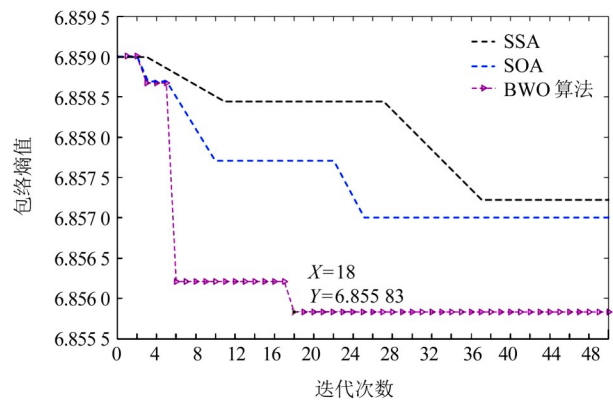


图5 寻优曲线

Fig. 5 Search curves for superiority

由图5可知, BWO算法寻优得到的包络熵值最小, 为6.855 83, 并在第18次迭代就得到了最优解, 收敛速度最快。而SSA、SOA都陷入了局部最优, 且收敛速度相较于BWO算法更慢, 证明了BWO算法的有效性。此时, 通过BWO算法得到的最优参数组合 $[K, \alpha]=[5, 1 200]$ , 更新VMD中相关参数并对试验信号进行分解。图6为分解后的太阳轮齿根裂纹故障信号的时域图和频域图。

为了验证BWO-VMD的分解层数 $K$ 的最优性, 通过比较不同 $K$ 值下分解后的最大中心频率来确定最优的 $K$ 值<sup>[17]</sup>, 结果如表3所示。

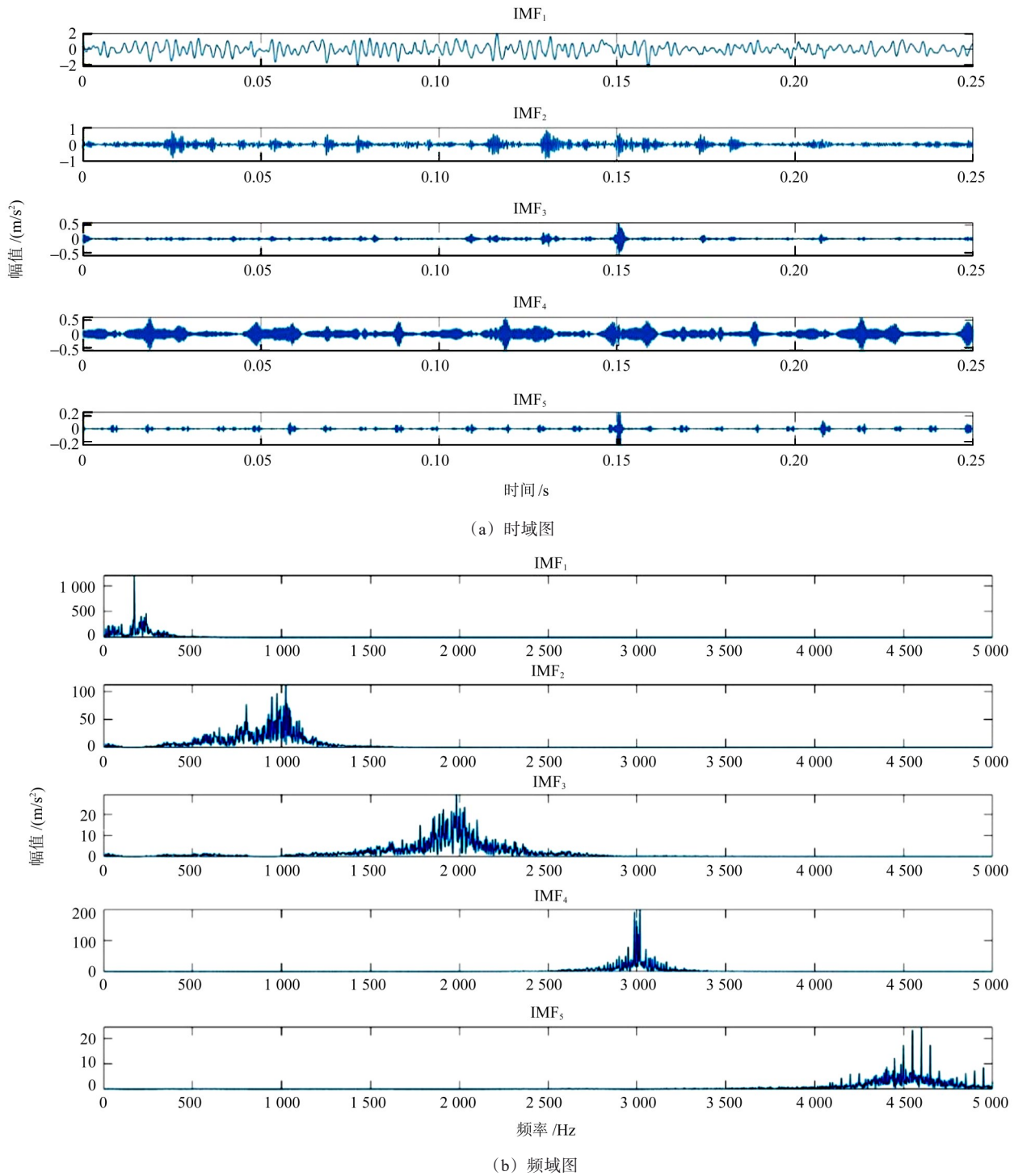


图6 裂纹工况信号优化VMD结果

Fig. 6 Optimized VMD results for cracked condition signals

表3 不同K值对应的中心频率

Tab. 3 Center frequencies corresponding to different values of K

K	IMF最大中心频率/Hz						
	1	2	3	4	5	6	7
4	184	940	2 692	3 021	—	—	—
5	180	936	1 965	2 995	4 532	—	—
6	179	273	985	2 096	2 997	4 535	—
7	176	270	974	1 962	2 977	3 066	4 542

由表3数据可知，当分解层数 $K = 4$ 时，信号出现了欠分解现象；当分解层数 $K = 6$ 时，分解后的最大中心频率与分解层数 $K = 5$ 时分解后的最大中心频率基本一致，但是信号出现了过分解的情况。因此，确定分解层数 $K$ 的最优值为5，符合BWO算法的寻优结果。

### 3.3 故障识别

将太阳轮齿根裂纹故障工况设置为类别标签1、

太阳轮缺齿故障工况设置为类别标签2、太阳轮断齿故障工况设置为类别标签3、太阳轮正常工况设置为类别标签4。每种工况采集120组样本数据,共480组;每组时长0.25s;每组样本数据提取5个特征值,构成480×5维特征矩阵。选取各种工况下70%的数据作为训练集,另外30%的数据作为测试集随机分配并输入ELM中,绘制的诊断结果混淆矩阵如图7所示。

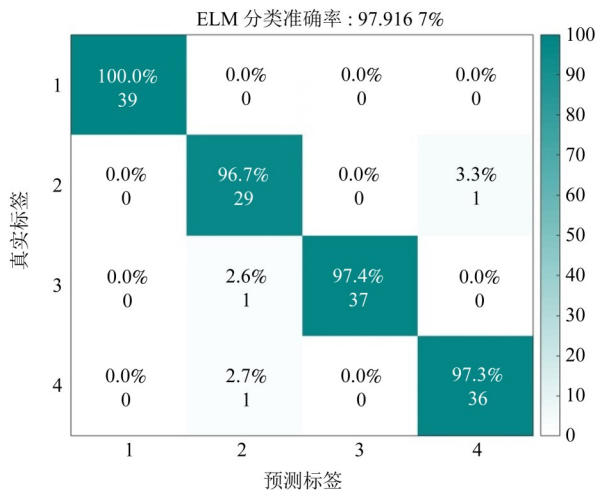


图7 ELM分类结果图

Fig. 7 ELM classification result map

为验证优化VMD-ELM分类模型的优异性,分别构建EMD-ELM、优化VMD-SVM、优化VMD-AlexNet、优化VMD-ResNet这4种分类模型并进行对比试验,试验数据及试验处理均相同。整理结果如表4所示。由表4可知,优化VMD-ELM分类模型得到的分类结果最准确。与其他模型相比,其分类结果差值最小,证明了所提方法的优异性。

表4 5种模型分类情况

Tab. 4 Classification of the five models

类别标签	分类准确率/%				
	EMD-ELM	优化VMD-SVM	优化VMD-AlexNet	优化VMD-ResNet	优化VMD-ELM
1	88.2	97.4	94.4	97.2	100
2	91.4	92.5	96.1	95.9	96.7
3	92.9	91.4	96.9	93.1	97.4
4	87.9	96.8	93.4	96.2	97.3
分类平均值	90.3	94.4	95.2	95.6	97.9

## 4 结论

提出一种基于优化VMD和ELM的行星齿轮箱故障诊断方法,并在试验平台以太阳轮不同工况信号为例进行了研究。采集正常、裂纹、缺齿、断齿等4种工况的振动信号,利用优化VMD进行信号处理,

提取MPE作为特征向量,输入到ELM中实现了多种不同故障模式的诊断分类识别,并与EMD-ELM、优化VMD-SVM、优化VMD-AlexNet、优化VMD-ResNet方法进行了对比,得出以下主要结论:

1) 通过白鲸优化算法对VMD进行参数优化,能够稳定、准确地找到最佳参数组合,从而使振动信号能够得到更为精准的自适应分解。

2) 将优化VMD与MPE相结合,可以提取到更加全面的故障特征信息;创建了结构一致的特征向量数据集,更方便与ELM进行融合。

3) 基于优化VMD-ELM的行星齿轮箱故障诊断方法的分类准确率较高,能更好地发挥VMD和ELM的优势。

本研究的不足之处在于没有结合其他类型的特征进行综合分析,也未考虑复合故障工况下的行星齿轮箱故障诊断。未来需要进行综合性分析,研究适应性更强的行星齿轮箱故障诊断方法,为工业设备的健康监测和故障诊断提供更为可靠的技术支持。

## 参 考 文 献

[1] 张宁,魏秀业,徐晋宏. 基于LMD样本熵与ELM的行星齿轮箱故障诊断[J]. 机械传动,2020,44(4):152-157.  
ZHANG Ning, WEI Xiuye, XU Jinhong. Planetary gearbox fault diagnosis based on LMD sample entropy and ELM[J]. Journal of Mechanical Transmission, 2020, 44(4): 152-157.

[2] 张旭龙,姜宏,章翔峰,等. 时变路径行星齿轮箱太阳轮故障响应周期特性[J]. 振动. 测试与诊断,2023,43(5):1011-1017.  
ZHANG Xulong, JIANG Hong, ZHANG Xiangfeng, et al. Fault response of sun gear in time varying path planetary gearbox periodic characteristics[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2023, 43(5): 1011-1017.

[3] 高素杰,巫世晶,周建华,等. 基于LMD排列熵和BP神经网络的行星齿轮箱故障诊断方法[J]. 机械传动,2022,46(10):10-16.  
GAO Sujie, WU Shijing, ZHOU Jianhua, et al. Fault diagnosis method of planetary gearboxes based on LMD permutation entropy and BP neural network[J]. Journal of Mechanical Transmission, 2022, 46(10): 10-16.

[4] 王敏娟,贾茜,汪友明,等. 基于IMSE和参数优化VMD的滚动轴承故障诊断方法[J]. 西安邮电大学学报,2024,29(4):111-118.  
WANG Minjuan, JIA Qian, WANG Youming, et al. Rolling bearing fault diagnosis method based on IMSE and parameter optimized VMD[J]. Journal of Xi'an University of Posts and Telecommunications, 2024, 29(4): 111-118.

[5] 杨韬,李芑,王银花. 基于STEFK和VMD-SVD的电能质量扰动信号去噪方法[J]. 淮北师范大学学报(自然科学版),2023,44(3):46-53.  
YANG Tao, LI Peng, WANG Yinhua. A denoising method for power quality disturbance signals based on STEKF and VMD-SVD [J]. Journal of Huabei Normal University (Natural Science), 2023, 44(3): 46-53.

- [6] 司呈鑫,章翔峰,姜宏,等. 自适应VMD-FSK对低速重载下的转轴裂纹诊断[J]. 组合机床与自动化加工技术,2021(10):111-114. SI Chengxin, ZHANG Xiangfeng, JIANG Hong, et al. Fault diagnosis of rotating shaft crack under low speed and heavy load by adaptive VMD-FSK [J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2021(10): 111-114.
- [7] 吕品德,齐明思,时彦浩. 基于改进VMD和HP的滚动轴承故障诊断方法[J]. 机械设计与制造工程,2024,53(2):93-99. LÜ Pinde, QI Mingsi, SHI Yanhao. A fault diagnosis method for rolling bearings based on improved VMD and HP [J]. Machine Design and Manufacturing Engineering, 2024, 53(2): 93-99.
- [8] 韩丹. 基于卷积神经网络的铁路货车轴承故障诊断研究[D]. 大连:大连交通大学,2024:28-32. HAN Dan. Research on fault diagnosis of railway freight car bearing based on convolutional neural network [D]. Dalian: Dalian Jiaotong University, 2024: 28-32.
- [9] 傅闽豪. 基于机器学习的变压器故障诊断及预警研究[D]. 南昌:南昌大学,2024:55-57. FU Minhao. Research on transformer fault diagnosis and early warning based on machine learning [D]. Nanchang: Nanchang University, 2024: 55-57.
- [10] 万里瑞,王康康,王辉. 利用增强多尺度模糊熵的齿轮故障诊断方法[J]. 机械设计与研究,2021,37(5):73-77. WAN Lirui, WANG Kangkang, WANG Hui. Gear fault diagnosis method based on enhanced multi-scale fuzzy entropy [J]. Machine Design & Research, 2021, 37(5): 73-77.
- [11] 康怡泽,姚颖康,董润龙,等. 基于ICEEMDAN-多尺度排列熵的拆除爆破振动信号降噪研究[J]. 振动与冲击,2024,43(13):275-287. KANG Yize, YAO Yingkang, DONG Runlong, et al. De-noising of demolition blasting vibration signals based on ICEEMDAN-multiscale permutation entropy [J]. Journal of Vibration and Shock, 2024, 43(13): 275-287.
- [12] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3): 531-544.
- [13] ZHONG C T, LI G, MENG Z. Beluga whale optimization: a novel nature-inspired metaheuristic algorithm [J]. Knowledge-Based Systems, 2022, 251(5): 109215.
- [14] 王泽,王红军. 基于多尺度排列熵的滚动轴承故障特征提取[J]. 组合机床与自动化加工技术,2020(8):30-34. WANG Ze, WANG Hongjun. Fault feature extraction of rolling bearings based on multi-scale entropy [J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2020(8): 30-34.
- [15] 贺飞,张雪霞,陈维荣. 基于P-L双重特征提取的PEMFC系统故障诊断方法[J]. 太阳能学报,2024,45(1):492-499. HE Fei, ZHANG Xuexia, CHEN Weirong. Fault diagnosis method of PEMFC system based on P-L dual feature extraction [J]. Acta Energetica Solaris Sinica, 2024, 45(1): 492-499.
- [16] 栾孝驰,汤捷中,沙云东. 基于蜣螂算法优化深度极限学习机的中介轴承故障诊断方法[J]. 振动与冲击,2024,43(21):96-106. LUAN Xiaochi, TANG Jiezhong, SHA Yundong. Inter-shaft fault diagnosis method based on deep extreme learning machine optimized with dung beetle optimizer [J]. Journal of Vibration and Shock, 2024, 43(21): 96-106.
- [17] 彭智慧,崔宝珍,任川,等. 基于VMD能量熵与SVM的行星齿轮箱故障诊断[J]. 机械设计与研究,2021,37(6):78-82. PENG Zhihui, CUI Baozhen, REN Chuan, et al. Fault diagnosis of planetary gearbox based on VMD energy entropy and SVM [J]. Machine Design & Research, 2021, 37(6): 78-82.

## Study on fault diagnosis method for planetary gearboxes based on optimized VMD and ELM

YANG Rongkun JIANG Hong ZHANG Xiangfeng

(College of Intelligent Manufacturing and Modern Industry, Xinjiang University, Urumqi 830049, China)

**Abstract:** [Objective] Due to the complex structure of planetary gearboxes, fault features are difficult to extract, and traditional methods rely heavily on professional expertise. To solve these problems, a fault diagnosis method integrating beluga whale optimization (BWO) algorithm optimized variational mode decomposition (VMD), multi-scale permutation entropy (MPE), and extreme learning machine (ELM) was proposed. [Methods] Firstly, the BWO algorithm was employed to optimize the decomposition layers  $K$  and penalty factor  $\alpha$  of VMD using the minimum envelope entropy as the objective function to achieve adaptive signal decomposition. Secondly, the MPE algorithm was used to compute the non-linear features of the intrinsic mode function (IMF) components, and a feature vector consisting of five time-domain indexes was constructed. Finally, the vectors were fed into the ELM for training and diagnosis. Comparative tests were conducted on a planetary gearbox test bench under four working conditions. [Results] The testing results show that the overall accuracy of the proposed method reaches 97.92%, which is significantly higher than that of EMD-ELM and optimized VMD-SVM models. The findings verify that the BWO-VMD effectively improves signal de-noising and adaptive decomposition. This research provides a reliable basis for the health monitoring and precision design of planetary gearboxes.

**Key words:** Planetary gearbox; Variational mode decomposition; Beluga whale optimization; Multi-scale permutation entropy; Extreme learning machine; Fault diagnosis

(编辑: 李立)