

基于自适应变分模态分解和集成极限学习机的 滚动轴承多故障诊断

王进花^{1,2,3}, 胡佳伟¹, 曹洁^{1,4}, 黄涛⁵

(1. 兰州理工大学 电气工程与信息工程学院, 兰州 730050; 2. 兰州理工大学 甘肃工业过程先进控制重点实验室, 兰州 730050; 3. 兰州理工大学 电气与控制工程国家实验教学中心, 兰州 730050; 4. 甘肃省制造信息工程研究中心, 兰州 730050; 5. 中国市政工程西北设计研究院有限公司, 兰州 730000)

摘要: 针对滚动轴承多故障诊断中特征提取困难和分类准确性低的问题, 从有效特征提取和故障分类准确性两方面出发, 将变分模态分解(VMD)和极限学习机(ELM)方法结合, 提出了一种自适应滚动轴承多故障诊断方法。针对 VMD 参数需人为事先设定导致信号分解效果差的情况, 提出了灰狼算法(GWO)优化 VMD 实现自适应地获取最佳分解参数 k 和 α 。进一步, 为了克服单个 ELM 模型分类精度不高和分类结果不稳定的问题, 提出集成极限学习机(IELM)实现多故障的分类和识别, 提高故障分类的准确性和稳定性。首先, 采用 GWO 优化 VMD, 自适应地获取最佳分解参数; 其次, 选择并提取模态信号的时频特征向量; 最后, 将特征向量输入到 IELM 中进行训练和分类。实验表明: 本文方法可以自适应地分解信号并产生最佳分解效果, 实现滚动轴承故障的准确早期预警和识别。

关键词: 故障诊断; 灰狼优化算法; 变分模态分解; 集成极限学习机; 滚动轴承

中图分类号: TP277; TH133.33 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-5497(2022)02-0318-11

DOI: 10.13229/j.cnki.jdxbgxb20200856

Multi-fault diagnosis of rolling bearing based on adaptive variational modal decomposition and integrated extreme learning machine

WANG Jin-hua^{1,2,3}, HU Jia-wei¹, CAO Jie^{1,4}, HUANG Tao⁵

(1. College of Electrical & Information Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China; 2. Key Laboratory of Gansu Advanced Control for Industrial Processes, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China; 3. National Experimental Teaching Center of Electrical and Control Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China; 4. Engineering Research Center of Manufacturing Information of Gansu Province, Lanzhou 730050, China; 5. China Municipal Engineering Northwest Design and Research Institute Co., Ltd., Lanzhou 730000, China)

收稿日期: 2020-11-06.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61763028, 62063020); 甘肃省自然科学基金项目(20JR5RA463).

作者简介: 王进花(1976-), 女, 副教授, 博士. 硕士生导师. 研究方向: 智能信息处理, 多源信息融合, 复杂系统建模与仿真. E-mail: wjh0615@lut.edu.cn

Abstract: In view of the difficulty of feature extraction and low classification accuracy in the diagnosis of rolling bearing multiple faults, this paper starts from the two aspects of effective feature extraction and fault classification accuracy, and combines the method of variational modal decomposition (VMD) and extreme learning machine (ELM). An adaptive method for diagnosing multiple faults of rolling bearings is presented. Aiming at the situation that VMD parameters need to be manually set in advance, which leads to poor signal decomposition, the Gray Wolf Algorithm (GWO) is proposed to optimize VMD to achieve adaptively obtaining the best decomposition parameters k and α . Furthermore, in order to overcome the problem of low classification accuracy of a single ELM model and unstable classification results, an integrated extreme learning machine (IELM) is proposed to realize the classification and recognition of multiple faults, and improve the accuracy and stability of fault classification. First, use GWO to optimize VMD and obtain the best decomposition parameters adaptively; Secondly, select and extract the time-frequency feature vector of the modal signal; Finally, input the feature vector into IELM for training and classification. Experiments show that this method can adaptively decompose signals and produce the best decomposing effect, realizing accurate early warning and identification of rolling bearing faults.

Key words: fault diagnosis; gray wolf optimization; variational mode decomposition; integrated extreme learning machine; rolling bearing

0 引言

由于大型机械设备工作于各种复杂工况和环境下,设备的日常运行维护是保证其稳定运行的重点^[1,2]。滚动轴承作为机械传动系统的重要组成部分,其故障是造成机械故障的重要原因之一。因此,对轴承状态的正确监测与诊断对于保障机械设备的正常运行至关重要。滚动轴承运行时,其振动信号中包含了大量运行状态信息^[3-5]。当滚动轴承故障时,其信号具有非平稳性并且伴有大量的故障频率调制信号。在故障发生早期,故障特征表现一般很微弱,且受周围环境和设备的噪声干扰,振动信号中往往包含大量冗余特征,导致其早期故障特征频率难以提取与识别。为应对这种状况,Huang等^[6]和Liu等^[7]提出经验模态分解(EMD)并将其应用在处理非线性、非平稳信号。针对EMD方法在分解过程中存在过包络、欠包络、模态混叠和端点效应的问题,局部均值分解(LMD)和集成经验模态分解算法(EEMD)等方法被提出并取得了良好的效果^[8-11]。虽然LMD和EEMD在一定程度上改善了分解过程中过包络、模态混叠和端点效应问题,但这些改进方法与EMD方法一样,仍属于递归模式分解,无法从根本上解决误差在分解过程中逐渐积累产生的模态混叠和端点效应^[12,13]。

Dragomiretskiy等^[14]提出了一种新的非递归信号分解方法—变分模态分解(VMD)。VMD可以自适应地将信号分解为瞬时频率具有实际物理意义的调频调幅信号,从根本上解决了传统递归模式分解产生的模态混叠和端点效应,且分解精度高、收敛速度快^[15,16]。

变分模态分解算法虽然在解决信号分解时相对于传统递归模态分解有一定优势,但其分解参数需要根据信号的特征设置,需要大量经验,参数选择不当会导致模态过分解和欠分解。文献[17,18]提出了基于信息熵的参数确定算法寻找变分模态分解的最优参数,但其算法寻找的最佳参数是分两次寻找且不能包含参数范围内的所有点;文献[19]采用遗传变异粒子群算法进行参数优化,并提出基于滚动轴承故障机理的样本熵作为特征应用于轴承故障诊断;文献[20]采用蝙蝠算法优化变分模态分解参数,对裂纹转子的位移信号进行分析,处理后的频谱可以反映出信号的频率特征。灰狼优化算法(GWO)是一种模仿狼群捕食行为的群智能优化算法,与粒子群优化算法(PSO)相比,GWO具有更好的局部最优规避和寻优能力^[21,22]。通过设置合适的搜索范围和适应度函数,GWO算法可以在搜索范围内寻找变分模态分解的最佳参数,从而避免分解时

的过分解和欠分解现象。

极限学习机(ELM)^[23,24]是一种新的快速学习算法,可避免陷入局部最优的问题。由于随机生成了ELM的输入层和隐藏层之间的权重和偏置量,因此每次生成的模型都不一致,且分类效果不同。集成极限学习机(IELM)由小样本生成的一组ELM弱分类器组成,不仅具有ELM的快速性和全局性的优点,且具有将大样本分类的ELM应用于小样本的分类问题。IELM在处理回归问题和模式识别问题上取得了大量应用^[25,26]。

1 自适应变分模态分解

1.1 变分模态分解(VMD)

变分模态分解是基于经典维纳滤波和 Hilbert 变换的一种自适应信号分解算法。分解后每个 IMF 分量为中心频率不同的单分量调频调幅信号,VMD 由建立变分约束问题及其求解两部分组成,变分约束问题建立可由下式描述:

$$\min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \quad (1)$$

$$\sum_k u_k = f \quad (2)$$

式中: u_k 为各模态分量; ω_k 为各模态分量 u_k 的中心频率; $\delta(t)$ 为脉冲函数; k 为分解得到的模态数。

为求解上述构造的变分问题,通过引入拉格朗日乘子 λ 和二次罚因子 α ,使构造的约束变分求解问题变成无约束变分求解问题,增广的拉格朗日算子如下所示:

$$L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = \alpha \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \left\| f(t) - \sum_k u_k(t) \right\|_2^2 + \left\langle \lambda(t), f(t) - \sum_k u_k(t) \right\rangle \quad (3)$$

采用乘子交替方向法搜索增广拉格朗日表达式的鞍点。每个模式 u_k 和其中心频率 ω_k 的更新方式分别为:

$$\hat{u}_k^{n+1}(\omega) \leftarrow \frac{\hat{f}(\omega) \sum_{i < k} \hat{u}_i^{n+1}(\omega) - \sum_{i > k} \hat{u}_i^n(\omega) + \frac{\hat{\lambda}(\omega)}{2}}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k^n)^2} \quad (4)$$

$$\omega_k^{n+1} \leftarrow \frac{\int_0^\infty \omega |\hat{u}_k^{n+1}(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |\hat{u}_k^{n+1}(\omega)|^2 d\omega} \quad (5)$$

拉格朗日算法的算子 λ 由下式更新:

$$\hat{\lambda}^{n+1}(\omega) \leftarrow \hat{\lambda}^n(\omega) + \tau \left(\hat{f}(\omega) - \sum_k \hat{u}_k^{n+1}(\omega) \right) \quad (6)$$

若满足式(7),则停止上述迭代:

$$\sum_k \frac{\|\hat{u}_k^{n+1} - \hat{u}_k^n\|_2^2}{\|\hat{u}_k^n\|_2^2} < \epsilon \quad (7)$$

根据上述描述,在进行VMD分解前需要得到4个参数,即模态分量数 k 、二次罚因子 α 、噪声容限 τ 和收敛误差 ϵ 。与前两个参数相比,噪声容限和收敛误差对分解结果的影响较小,因此一般采用默认值,模态分量数 k 和二次罚因子 α 的选择是严重影响VMD分解的重要参数。如果选择不当则会产生过分解和欠分解现象。

1.2 灰狼算法优化变分模态分解(GWOVMD)

1.2.1 灰狼优化算法(GWO)

灰狼优化算法以其机制简单、编程方便、全局搜索能力强等优点脱颖而出。在优化空间中随机生成一组灰狼,根据它们的适应度从最好到最坏,将灰狼分为 (μ, β, σ, x) 4个等级。目标函数的最优解由 μ, β, σ 确定, x 计算自己与猎物之间的距离。最终,灰狼通过不断地更新位置和进化,逐渐缩短自己与猎物之间的距离,从而实现狩猎。算法的主要定义如下:

定义灰狼与猎物的距离:

$$\vec{D} = \left| \vec{C} \cdot \vec{X}_p(t) - \vec{X}(t) \right| \quad (8)$$

$$\vec{C} = 2 \cdot \vec{r}_1 \quad (9)$$

式中: \vec{X}_p, \vec{X} 分别为猎物与灰狼的位置; \vec{r}_1 为0~1的随机向量。

在捕猎过程中,随着灰狼与猎物的距离逐渐缩短,新生成的狼的位置也不断更新:

$$\vec{X}(t+1) = \vec{X}_p(t) - \vec{A} * \vec{D} \quad (10)$$

$$\vec{A} = 2 * \vec{a} * \vec{r}_2 - \vec{a} \quad (11)$$

式中: \vec{r}_2 为 0~1 的随机向量, 在整个迭代过程中 \vec{a} 由 2 线性降到 0。当 $|\vec{A}| > 1$ 时, 灰狼之间尽量分散在各区域并搜寻猎物; 当 $|\vec{A}| < 1$ 时, 灰狼将集中搜索某个或某些区域的猎物。

在狩猎过程中, μ, β, σ 被保存为前 3 个最佳状态, 其他狼的位置根据最好的狼来更新。过程如下所示:

$$\vec{D}_k = \left| \vec{C}_j * \vec{X}_k(t) - \vec{X}(t) \right| \quad (12)$$

$$\vec{X}_j = \vec{X}_k - \vec{A}_1 * \vec{D}_k \quad (13)$$

$$\vec{X}_p(t+1) = \frac{\vec{X}_1 + \vec{X}_2 + \vec{X}_3}{3} \quad (14)$$

式中: $k = \mu, \beta, \sigma; j = 1, 2, 3$ 。

模态分量数 k 和二次罚因子 α 对 VMD 的分解结果有显著影响。当 k 过小时, 信号的分解可能是不完全的, 某些分量可能以其他方式叠加。当 k 值过大时, 可能发生过分解和模态混叠。当 α 过小时, 分解模态的带宽可能过大, 可能叠加少量的其他模态; 当 α 过大时, 分解模式的带宽可能过小, 可能会丢失原信号的几个模式。因此, 变分模式分解算法的适应性在于获得参数 k 和 α 的最优值。

1.2.2 最小包络信息熵(MEE)

轴承早期故障信号经 VMD 算法处理后, 如果所得 IMF 分量中包含的噪声较多, 与故障相关的周期性冲击特征不明显, 则分量信号的稀疏性较弱, 包络熵值较大。如果 IMF 分量中包含的故障特征信息较多, 波形中出现规律性冲击脉冲, 则信号将呈现出较强的稀疏特性, 包络熵值较小。本文采用最小包络信息熵(Minimum envelope entropy, MEE)作为 GWO 算法的适应度函数, 以获取最佳分解参数, 最小包络信息熵可由下式得出:

$$p_j = a_j / \sum_{j=1}^N a_j, j = 1, 2, \dots, N \quad (15)$$

式中: a_j 为信号经 VMD 分解后模态信号的第 j 个点的包络幅值; N 为信号经 VMD 分解后的模态信号的长度; p_j 为模态信号归一化后的包络。

求包络信息熵公式为:

$$IMF_{EE}(k) = - \sum_{j=1}^N p_j \log_2(p_j) \quad (16)$$

式中: $IMF_{EE}(k)$ 为 k 个模态信号的包络信息熵。

$$MEE = \min \{ IMF_{EE}(1), \dots, IMF_{EE}(k) \} \quad (17)$$

在求得的 k 个模态信号的包络信息熵选取最小值作为最小包络信息熵, 即为适应度函数 MEE。

基于 VMD 算法和 GWO 算法设置的适应度函数, GWOVMD 算法流程图如图 1 所示。

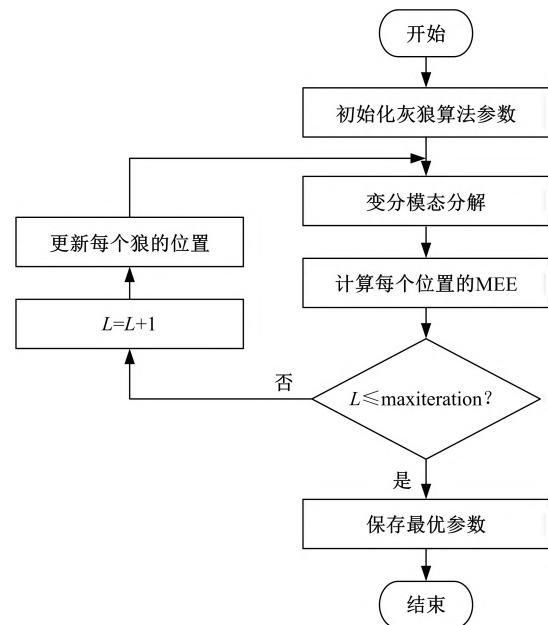


图 1 GWOVMD 算法流程图

Fig. 1 GWOVMD algorithm for flow chart

1.3 仿真信号分析

根据上述描述, 采用 3 次谐波信号对灰狼算法优化变分模态分解进行分析, $\delta(t)$ 是 高斯白噪声, 该仿真信号为:

$$f = \cos(2 \cdot 5\pi t) + \frac{1}{2} \cos(2 \cdot 20\pi t) + \frac{1}{4} \cos(2 \cdot 80\pi t) + \delta(t) \quad (18)$$

仿真信号如图 2 所示, 可见信号包含 3 个调频调幅信号和噪声信号, 调制频率之间相差很小。分别采用 EMD、EEMD 和 GWO 优化 VMD 对仿真信号进行分解。

图 3 为 EMD 分解得出的模态信号时域图和频谱图, EMD 分解出了 7 个模态分量, 可见 IMF 1 和 IMF 3 存在严重的模态混叠和端点效应, 且分解出了相同频率调制的分量。如图 4 所示, EEMD 分解出了 9 个模态分量, 虽然在一定程度

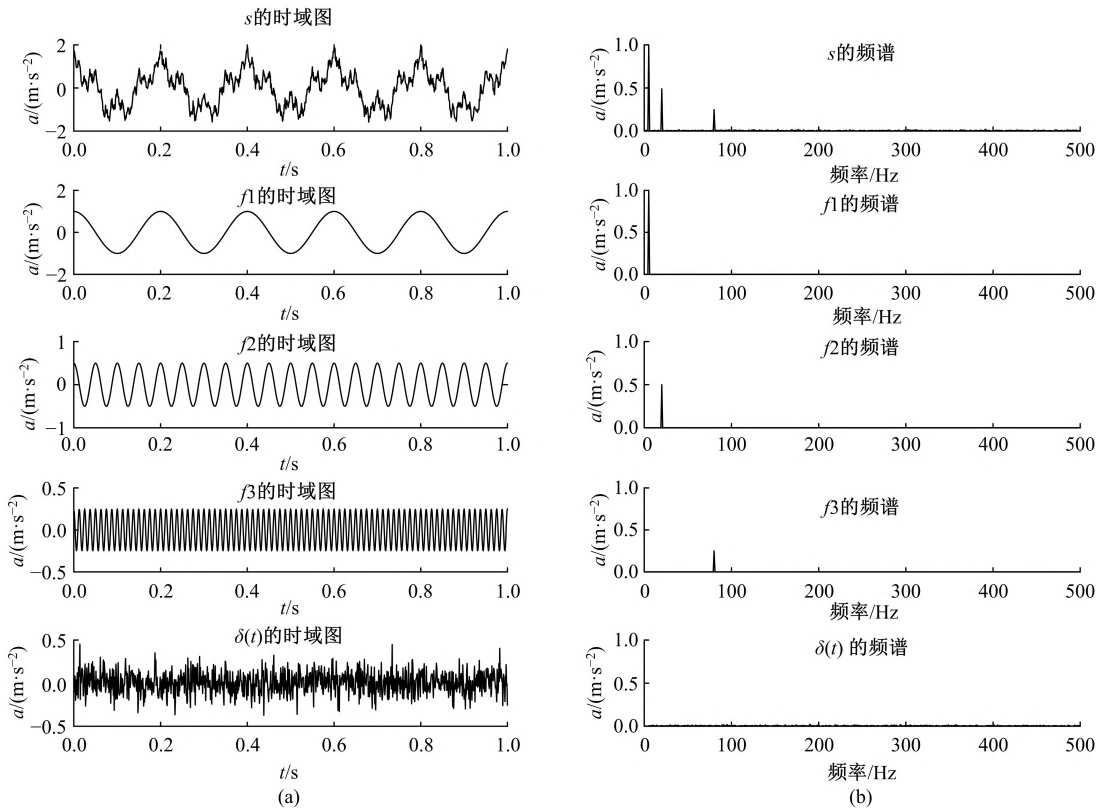


图 2 仿真信号图

Fig. 2 Simulation signal diagram

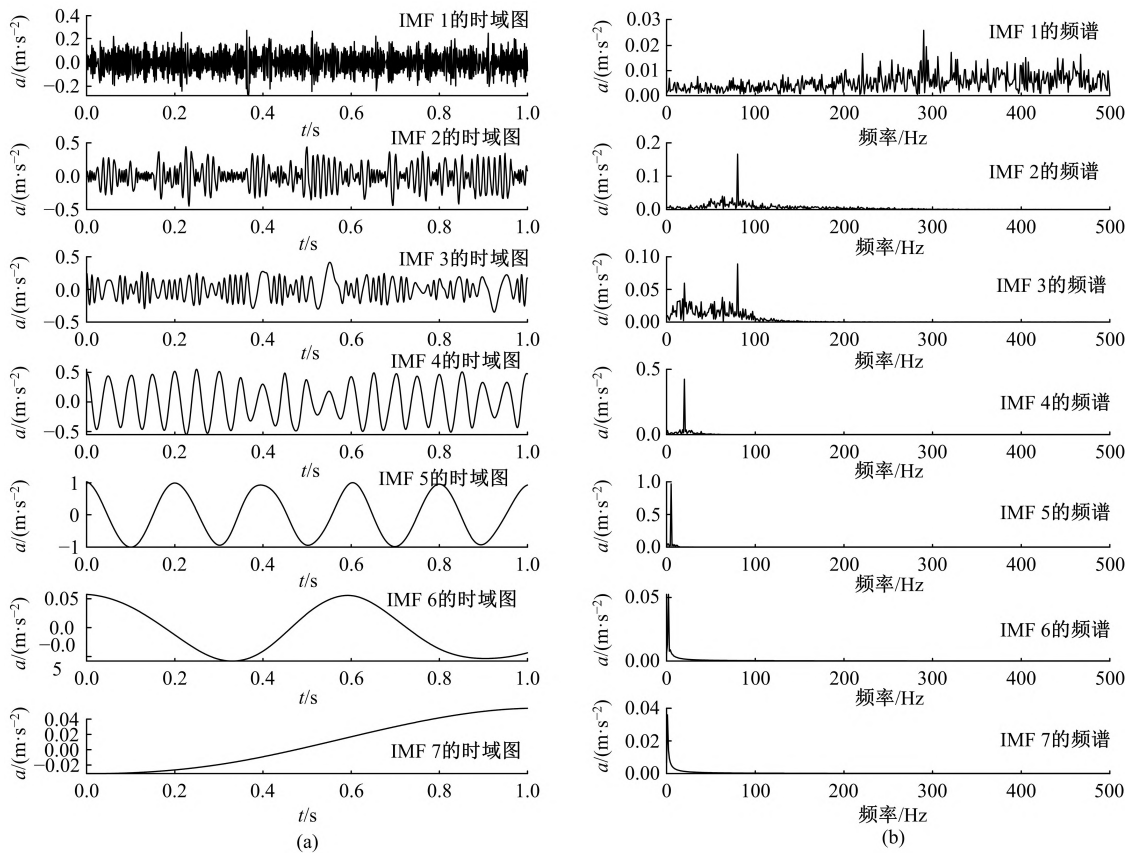


图 3 EMD 分解的模式

Fig. 3 Mode of EMD decomposition

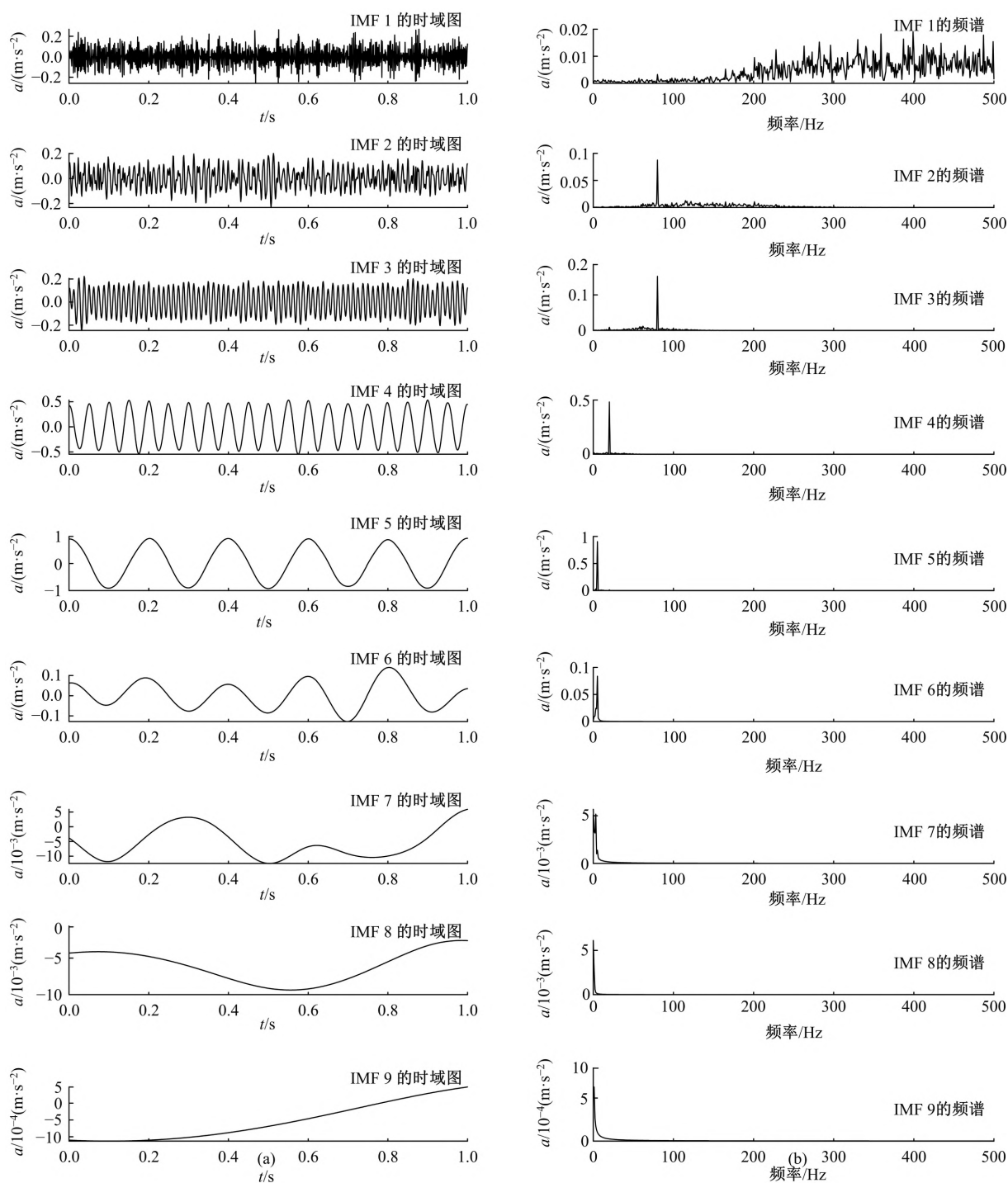


图 4 EEMD 分解的模式

Fig. 4 Mode of EEMD decomposition

上改善了模态混叠现象,但 IMF 1 中仍然存在模态混叠。应用GWO优化VMD算法对该仿真信号自适应地寻找出分解最佳参数,获得的最佳参数组合是 $[k, \alpha]=[10, 1625]$,时频图如图 5 所示。由图可知前 4 个模态在时域上原信号组成部分有高度的相似性,可以表现出原信号的全部特征,在频谱图上也与原信号有着相同的调制频率,且

不存在模态混叠与端点效应。因为后 6 个模态分量的时域幅值和频域幅值较小,故可认为这些模态分量为噪声信号。

本文将 GWO 引入优化 VMD,使 VMD 能自适应确定最优分解参数化,故称为自适应 VMD 算法,由此可见自适应 VMD 在信号处理方面有很大的优势,能够得到较好的分解结果。

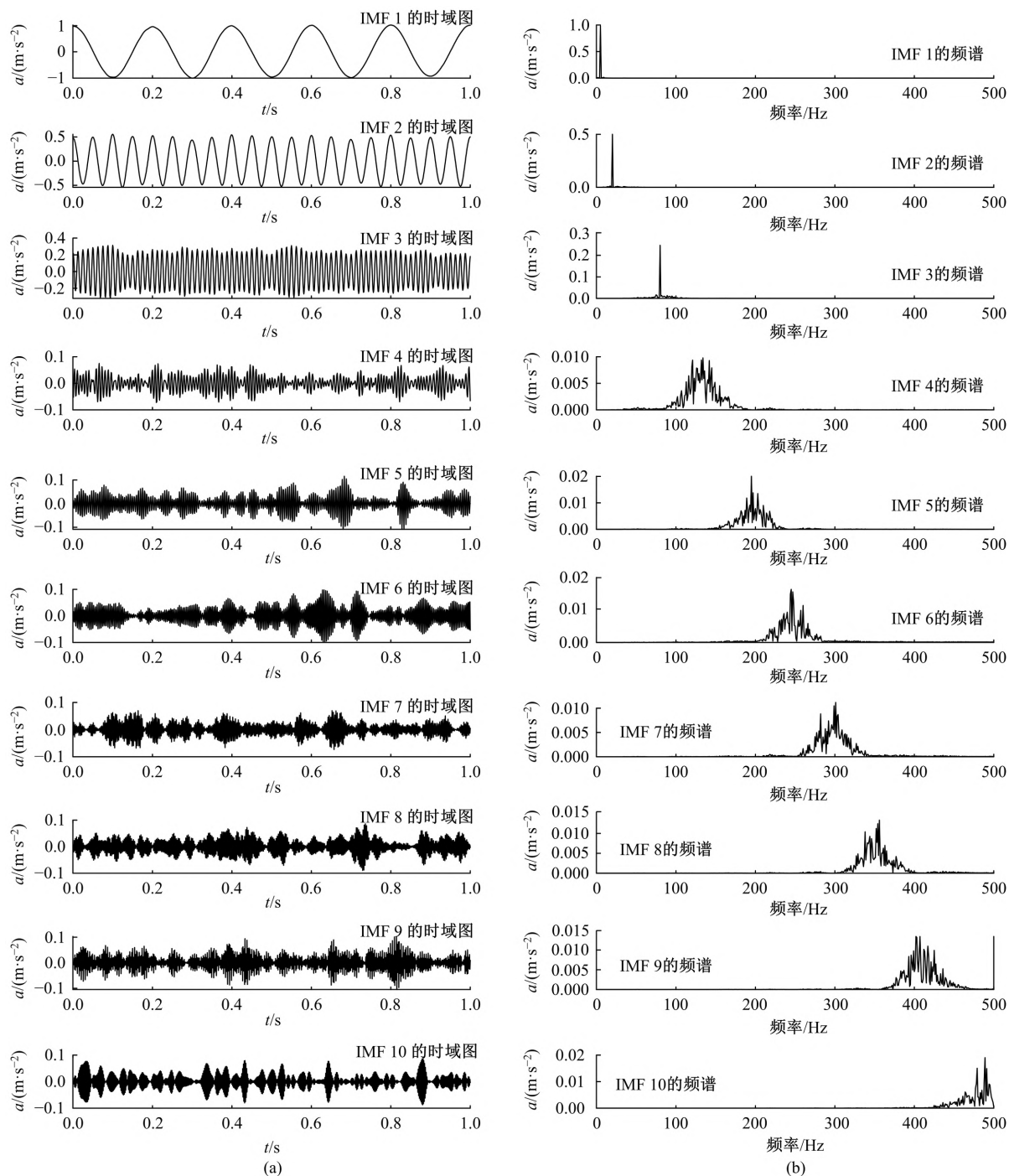


图 5 GWO 优化 VMD 分解的模式

Fig. 5 Mode of VMD decomposition optimized by GWO

2 集成极限学习机

将 ELM 用作滚动轴承故障诊断模型的分类器有几个缺点。由于权重和偏差是随机生成的,因此每个训练过程生成的网络都不一致,其性能也存在很大差异。此外,对于每个生成的模型,评估最佳标准都不充分。另外,ELM 网络的训练需要大量样本。轴承故障属于小样本事件,因此

ELM 分类器生成的结果将很弱。针对单个 ELM 的缺点,提出了一种集成的极限学习机(IELM)。IELM 由一组 ELM 生成的许多弱分类器组成。实施决策分类的过程可以表示如下:对于具有多个输出节点的 ELM,通常会将具有最多输出值的类别作为最终输出标签。

$$f(x) = \{f_1(x), f_2(x), \dots, f_n(x)\} \quad (19)$$

式中: x 为测试数据样本; $f(x)$ 为多个基分类器输

出类别。

其决策功能可表示为:

$$label(x) = \max num(f_i(x)), i = 1, 2, \dots, n \quad (20)$$

式中: i 为基分类器的个数。

3 基于自适应 VMD 和 IELM 的滚动轴承故障诊断步骤

针对滚动轴承振动信号变分模态分解参数不佳和 ELM 分类器不稳定而导致的故障诊断识别率不高的情况,本文采用 GWOVMD 方法自适应寻找变分模态分解的最佳参数组合,通过相关系数选择几个包含故障信息的准确的模态分量,再计算获得的模态分量的时频能量熵^[27,28],最后将时频能量熵作为特征向量输入 IELM 分类器进行故障分类识别,算法流程如图 6 所示,具体步骤如下:

(1)采集滚动轴承在内圈故障、滚动体故障、外圈故障和正常状态下的振动信号。

(2)通过灰狼优化算法优化变分模态分解获取变分模态分解最佳参数组合 $[k, \alpha]$ 。灰狼优化算法初始参数设置初始狼群数量和种群最大迭代次数设置为 10,搜索范围 k_{max} 和 α_{max} 分别为 18 和 8000。

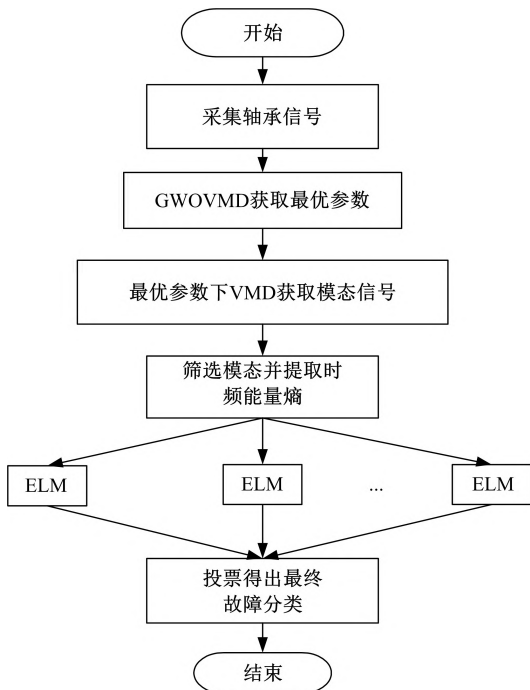


图 6 基于自适应 VMD 和 IELM 的滚动轴承故障诊断流程图

Fig. 6 Flow chart of rolling bearing fault diagnosis based on adaptive VMD and IELM

(3)采用最佳参数组合分别对 4 种状态滚动轴承信号进行变分模态分解获得 IMF 分量,筛选 4 个包含故障信息准确的 IMF 分量提取时频能量熵。

(4)将提取的时频能量熵作为特征向量输入到 IELM 中进行训练得到各状态的 IELM 预测模型。

(5)将采集测试信号输入到训练好的 IELM 预测模型中进行分类,实现滚动轴承故障诊断。

4 实验验证及分析

本文采用来源于美国西储大学的轴承数据,轴承的型号为 6205RS JEM SKF,采样频率 $f_s=12\ 000\ \text{Hz}$,通过加速度计收集振动数据,该加速度计通过磁性底座固定在外壳上。另外,信号通过 16 通道 DAT 记录器收集,并在 MATLAB 环境中进行后处理,如图 7 所示。

本节中处理和分析的数据是来自驱动端的轴承数据。为研究算法的有效性,设置了以下 3 种故障诊断案例数据集。数据集 A 是各种故障的诊断,当转速为 1750 r/min、负载为 2 HP 时,使用的 4 种数据是内圈、滚动体和外圈的故障数据和正常数据。数据集 B 是在不同的工作条件下对同一故障的诊断,所使用的 4 种数据是在 4 种速度和负载下具有相同故障程度的内圈故障数据。数据集 C 是诊断不同的故障程度,所使用的 4 种数据是相同工作条件和 4 个故障对下的内圈故障数据,如表 1 所示。

对数据集 A,4 种状态的轴承进行灰狼算法优化变分模态分解获取分解最佳参数,最终得到的最佳参数组合如表 2 所示。

Holder 相关系数^[29]可以很好地表征模态信号与原信号的相似程度,相关系数越大,表示模态信号与原信号越相似,包含越多原信号的特征信

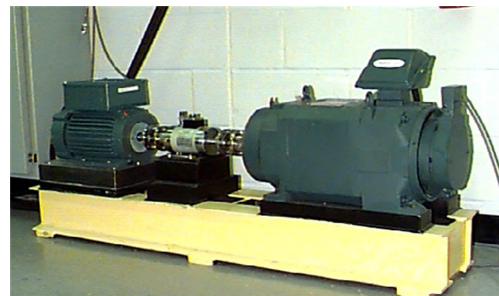


图 7 测试平台

Fig. 7 Test platform

息。首先,根据最佳分解参数筛选模态的个数,如数据集 A,4 种状态的振动信号最佳分解的模态数最小为 4,为了尽可能提取原信号的特征,其他 3 种状态的模态数根据 Holder 相关系数也选择相关系数较大的 4 个模态。数据集 A 分解得到的模态信号与原信号的相关系数如表 3 所示,加粗部分为筛选得到的模态信号。

对于数据集 A,根据 GWOVMD 算法得出的 4 种运行状态轴承的最佳参数,筛选 4 个模态提取模态分量的时频能量熵作为特征向量,4 种状态共可以获得 50×4 组特征向量样本,每组取前 30

表 1 数据集

Table 1 Data set

数据集	类型	负载/HP	转速/($r \cdot \min^{-1}$)	故障尺寸/cm
A	正常	2	1750	0.017 78
	内圈			
	滚动体			
B	外圈	0	1797	0.017 78
	内圈	1	1772	
		2	1750	
		3	1730	
C	内圈	2	1750	0.017 78
				0.035 56
				0.053 34
				0.071 12

表 2 GWOVMD 分解最佳参数

Table 2 GWOVMD decomposition of best parameters

状态	k	α
正常	9	4860
内圈	4	585
滚动体	6	5170
外圈	10	6726

表 3 相关系数筛选模态信号

Table 3 Correlation coefficient screening modal signal

项目	正常	内圈	外圈	滚动体
IMF1	0.51	0.27	0.05	0.13
IMF2	0.29	0.41	0.08	0.24
IMF3	0.78	0.66	0.07	0.47
IMF4	0.22	0.63	0.29	0.59
IMF5	0.09	—	0.37	0.67
IMF6	0.05	—	0.39	0.16
IMF7	0.04	—	0.65	—
IMF8	0.03	—	0.62	—
IMF9	0.03	—	0.08	—
IMF10	—	—	0.08	—

组共 120 组特征向量样本输入到 IELM 分类器中,采用 50 个及基类器进行训练,用训练好的 IELM 分类器对剩下 80 组测试样本做分类。测试样本分类结果图 8(a) 所示。对于数据集 B,在相同的内圈故障和不同的工作条件下,诊断结果如图 8(b) 所示。在相同的故障条件下,本文提出的方法诊断准确率高达 100%,该结果表明 GWO 优

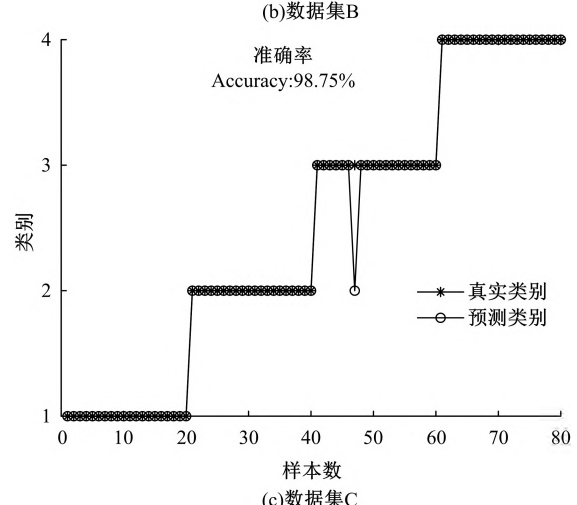
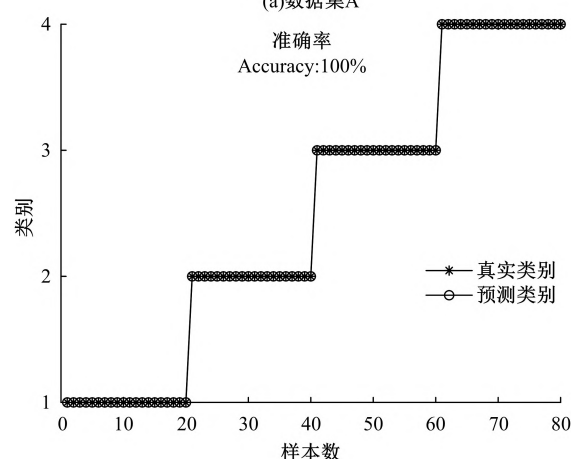
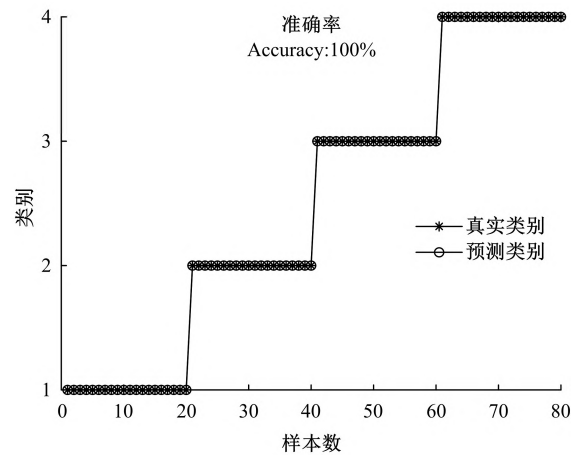


图 8 数据集测试样本分类正确率

Fig. 8 Test sample classification accuracy of data set

化 VMD 的分解效果很好,结合后续对 ELM 分类器改进,从而提高了诊断的准确性。对数据集 C,遵循第 3 节中的步骤以获得不同故障程度的诊断结果,如图 8(c)所示,可见,尽管分类效果不如上述两种故障设置,在不同程度上诊断同一故障时,仅错分了一个样本,但诊断的正确率仍然很高,为 98.75%。

为更进一步说明该方法的有效性,将该方法与 EEMD-ELM、EEMD-IELM、自适应 VMD-ELM 和文献[30]在 3 个数据集上进行对比。对比结果如表 4 所示。

表 4 五个故障诊断方法的准确性

方 法	数据集 A	数据集 B	数据集 C
EEMD-ELM	93.75	91.25	88.75
EEMD-IELM	98.75	97.50	93.75
自适应 VMD-ELM	97.50	96.25	90.00
文献[30]	98.75	96.25	90.00
自适应 VMD-IELM	100.00	100.00	98.75

5 结 论

(1) 针对于传统 VMD 方法参数需人为事先设置问题,提出了 GWO 优化 VMD 算法自适应地解决分解参数设置难的问题,通过仿真信号分析,说明自适应 VMD 分解算法获取的模态完全优于 EMD 和 EEMD,且分解模态包含原信号的全部特征。

(2) 通过与 EEMD 算法和文献[30]算法比较,本文在 3 个数据集上故障诊断精度更优,说明自适应 VMD 算法可以更好地分解信号从而获取更好地分类效果;改进的 IELM 算法可以克服单个 ELM 模型的缺点,实现更高的分类精度。表明本文方法可应用于少量样本的轴承故障诊断的准确诊断,具有一定的实际应用价值。

参考文献:

[1] Amirat Y, Benbouzid M E H, Al-Ahmar E, et al. A brief status on condition monitoring and fault diagnosis in wind energy conversion systems[J]. *Renewable & Sustainable Energy Reviews*, 2009, 13(9): 2629-2636.

[2] Tian Z, Jin T, Wu B, et al. Condition based maintenance optimization for wind power generation systems under continuous monitoring[J]. *Renewable Energy*, 2011, 36(5): 1502-1509.

[3] Umamaheswari R, Maheswari R U. Trends in non-stationary signal processing techniques applied to vibration analysis of wind turbine drive train—a contemporary survey[J]. *Mechanical Systems & Signal Processing*, 2017, 85: 296-311.

[4] Fan J, Zhu Z C, Wei L. An improved VMD with empirical mode decomposition and its application in incipient fault detection of rolling bearing[J]. *IEEE Access*, 2018, 6: 44483-44493.

[5] Pang B, Tang G, Tian T, et al. Rolling bearing fault diagnosis based on an improved HTT transform [J]. *Sensors*, 2018, 18(4): 1203-1211.

[6] Huang N E, Shen Z, Long S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for non-linear and non-stationary time series analysis[J]. *Proceedings Mathematical Physical & Engineering Ences*, 1998, 454(1971): 903-995.

[7] Liu B, Riemenschneider S, Xu Y. Gearbox fault diagnosis using empirical mode decomposition and Hilbert spectrum[J]. *Mechanical Systems & Signal Processing*, 2006, 20(3): 718-734.

[8] Smith J S. The local mean decomposition and its application to EEG perception data[J]. *Journal of the Royal Society Interface*, 2005, 2(5): 443-454.

[9] Liu W Y, Gao Q W, Ye G, et al. A novel wind turbine bearing fault diagnosis method based on integral extension LMD[J]. *Measurement*, 2015, 74: 70-77.

[10] Gao W, Wai R J, Qiao S P, et al. Mechanical faults diagnosis of high-voltage circuit breaker via hybrid features and integrated extreme learning machine[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 60091-60103.

[11] 黄鑫, 张小栋, 刘洪成, 等. 涡轮叶片早期裂纹的三维叶尖间隙 EEMD 能量熵融合诊断方法[J]. *航空动力学报*, 2020, 35(5): 918-927.

Huang Xin, Zhang Xiao-dong, Liu Hong-cheng, et al. Approach to early crack diagnosis of turbine blade based on EEMD energy entropy fusion of three-dimensional tip clearance[J]. *Journal of Aerospace Power*, 2020, 5: 918-927.

[12] Wu Z H, Huang N E. Ensemble empirical mode decomposition: a noise-assisted data analysis method [J]. *Advances in Adaptive Data Analysis*, 2009, 1(1): 1-41.

[13] 徐艳春, 高永康, 李振兴, 等. 改进 LMD 算法在微电网电能质量扰动信号检测中的应用[J]. *电网技术*, 2019, 43(1): 332-339.

Xu Yan-chun, Gao Yong-kang, Li Zhen-xing, et al. Application of improved LMD algorithm in signal

- detection of power quality disturbance in microgrid[J]. *Power System Technology*, 2019, 43(1): 332-339.
- [14] Dragomiretskiy K, Zosso D. Variational mode decomposition[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2014, 62(3): 531-544.
- [15] 刘秀丽, 徐小力, 吴国新, 等. 基于变分模态分解的故障弱信息提取方法[J]. *华中科技大学学报: 自然科学版*, 2020, 48(7): 117-121.
Liu Xiu-li, Xu Xiao-li, Wu Guo-xin, et al. Extraction method of weak fault information based on variational mode decomposition[J]. *Journal of Huazhong University of Science and Technology(Natural Science Edition)*, 2020, 48(7): 117-121.
- [16] 姚晰童, 代煜, 张建勋, 等. 陡脉冲干扰下的心电信号滤波及 QRS 提取[J]. *工程科学学报*, 2020, 42(5): 654-662.
Yao Xi-tong, Dai Yu, Zhang Jian-xun, et al. ECG filtering and QRS extraction under steep pulse interference[J]. *Chinese Journal of Engineering*, 2020, 42(5): 654-662.
- [17] 李华, 伍星, 刘韬, 等. 基于信息熵优化变分模态分解的滚动轴承故障特征提取[J]. *振动与冲击*, 2018, 37(23): 219-225.
Li Hua, Wu Xing, Liu Tao, et al. Bearing fault feature extraction based on VMD optimized with information entropy[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2018, 37(23): 219-225.
- [18] 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 Rong-jing, 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.
- [19] 刘建昌, 权贺, 于霞, 等. 基于参数优化 VMD 和样本熵的滚动轴承故障诊断[J/OL]. [2020-08-27]. <https://doi.org/10.16383/j.aas.190345>
- [20] 焦博隆, 钟志贤, 刘翊馨, 等. 基于蝙蝠算法优化的变分模态分解的转子裂纹检测方法[J]. *振动与冲击*, 2020, 39(6): 98-103, 124.
Jiao Bo-long, Zhong Zhi-xian, Liu Yi-xin, et al. Rotor crack detection method based on variational mode decomposition based on optimization parameters of bat algorithm[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2020, 39(6): 98-103, 124.
- [21] Mirjalili S, Mirjalili S M, Lewis A. Grey wolf optimizer[J]. *Advances in Engineering Software*, 2014, 69: 46-61.
- [22] Gu R, Chen J, Hong R J, et al. Incipient fault diagnosis of rolling bearings based on adaptive variational mode decomposition and Teager energy operator[J]. *Measurement*, 2020, 14: 106941.
- [23] Huang G B, Zhou H, Ding X, et al. Extreme learning machine for regression and multiclass classification[J]. *IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics Part B*, 2012, 42(2): 513-529.
- [24] Zhao Z, Chen Z, Chen Y, et al. A class incremental extreme learning machine for activity recognition[J]. *Cognitive Computation*, 2014, 6(3): 423-431.
- [25] Laddada S, Si-Chaib M O, Benkedjough T, et al. Tool wear condition monitoring based on wavelet transform and improved extreme learning machine[J]. *ARCHIVE Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers Part C, Journal of Mechanical Engineering Science*, 2020, 234(5): 095440621988854.
- [26] Qiao S P, Gao W, Wai R J, et al. A method of mechanical fault feature extraction for high-voltage circuit breaker via CEEMDAN and weighted time-frequency entropy[C]//4th International Conference on Intelligent Green Building and Smart Grid, Yichang, 2019: 25-29.
- [27] Chen X J, Yang Y M, Cui Z X, et al. Vibration fault diagnosis of wind turbines based on variational mode decomposition and energy entropy[J]. *Energy*, 2019, 174: 1100-1109.
- [28] Zhang X L, Yan Q, Yang J, et al. An assembly tightness detection method for bolt-jointed rotor with wavelet energy entropy[J]. *Measurement*, 2019, 136: 212-244.
- [29] Li J C. A novel recognition algorithm based on holder coefficient theory and interval gray relation classifier[J]. *Ksii Transactions on Internet & Information Systems*, 2015, 9(11): 4573-4584.
- [30] Li H, Fan B, Jia R, et al. Research on multi-domain fault diagnosis of gearbox of wind turbine based on adaptive variational mode decomposition and extreme learning machine algorithms[J]. *Energies*, 2020, 13(6): 1-20.