

# 基于 VMD 和 MRVM 变负荷工况下的滚动轴承故障诊断\*

徐波<sup>1,2</sup>, 周凤星<sup>1</sup>, 黎会鹏<sup>1,2</sup>, 严保康<sup>1</sup>, 刘毅<sup>2,3</sup>, 严丹<sup>2</sup>

(1. 武汉科技大学信息科学与工程学院 武汉, 430081)

(2. 黄冈师范学院电子信息学院 黄冈, 438000)

(3. 华中科技大学机械科学与工程学院 武汉, 430074)

**摘要** 为了能够对变负荷工况下的轴承早期故障及损伤程度进行准确有效的诊断,提出了基于改进混沌果蝇优化算法的变分模态分解(variable mode decomposition,简称 VMD)和基于嵌套一对一算法的多分类相关向量机(multi-class relevance vector machine,简称 MRVM)的智能诊断模型。首先,使用改进混沌果蝇优化算法(improved chaotic fruit fly optimization algorithm,简称 ICFOA)对 VMD 的本征模态函数(intrinsic mode function,简称 IMF)个数和惩罚参数进行优化,搜索两个参数的最优组合值;其次,使用最优组合参数值对 VMD 算法的关键参数进行设定,并对已知的故障信号进行分解获得相应的 IMF 分量;然后,使用嵌套一对一算法构造高精度的多分类 RVM 学习模型,将 IMF 分量的二维边际谱熵值作为 MRVM 的输入特征向量;最后,使用不同载荷下的实验数据进行验证。实验结果表明,所提出的方法能够准确地对变载荷工况下的轴承故障进行诊断,其中轴承故障类型的诊断精度为 100%,轴承故障程度的诊断精度为 91.87%,诊断精度较高,鲁棒性强。

**关键词** 变分模态分解;多分类相关向量机;改进混沌果蝇优化算法;嵌套一对一;二维边际谱熵;故障诊断

**中图分类号** TH113;TH133.3

## 引言

滚动轴承故障的智能化诊断本质上是一个模式识别过程,主要包括故障特征提取和故障识别。有效的特征提取是提高故障诊断模型性能的关键,同时对于变负荷下不同的故障特征,故障分类器的鲁棒性也至关重要。

滚动轴承故障振动信号多为非平稳信号,经验模态分解(empirical mode decomposition,简称 EMD)<sup>[1]</sup>作为有力的非平稳信号处理工具一经提出,受到机械故障诊断相关学者的广泛关注<sup>[2-8]</sup>。张玲玲等<sup>[9]</sup>提出了基于 EEMD 和模糊  $c$  均值聚类算法,并对曲轴轴承的轻微磨损、严重磨损进行了有效诊断。受 EMD 方法的启示,Smith<sup>[10]</sup>提出另一种自适应信号分解方法——局部均值分解(localean decompositon,简称 LMD),也引起了广泛关注。武哲等<sup>[11]</sup>提出了基于 LMD 自适应多尺度形态学和 Teager 能量算子的轴承故障诊断方法,能够很好地提取出故障频率特征。张淑清等<sup>[12]</sup>提出了基于

LMD 近似熵和 FCM 聚类的机械轴承故障诊断方法。虽然 EMD 和 LMD 信号处理方法在非线性、非平稳信号处理中取得了很好地效果,但两者本质上均属于递归模式分解,很难从根本上解决一些固有问题。为此,Dragomiretskiy 等<sup>[13]</sup>提出了一种新的自适应信号处理方法——VMD,该方法有效缓解或避免了 EMD 和 LMD 方法存在的一系列不足。刘长良等<sup>[14]</sup>引入变分模态分解,并结合模糊  $c$  均值聚类方法对滚动轴承在变负荷工况下的故障进行诊断,但外圈故障诊断精度不高。唐贵基等<sup>[15]</sup>引入粒子群优化算法对变分模态分解两个重要参数进行最优选择,取得了很好的诊断效果。但粒子群优化算法容易早熟和陷入局部最优的缺陷,限制了全局寻优能力。针对上述问题,笔者提出改进的混沌果蝇优化算法<sup>[16]</sup>对 VMD 两个重要参数的最优组合值进行搜索,用优化后的 VMD 算法对变负荷下的轴承故障信号进行处理,获得相应的 IMF 分量,再采用互信息法剔除虚假分量,计算有效 IMF 分量的二维边际谱熵值并作为 MRVM 的输入特征向量,用于变负荷下轴承的多种故障类型及故障程度的

\* 国家自然科学基金资助项目(61174106, 51975433, 51975430);国家自然科学基金青年科学基金资助项目(51707079, 11703007);湖北省自然科学基金资助项目(2019CFB133)

收稿日期:2018-02-27;修回日期:2018-05-09

识别。

RVM 是依据贝叶斯理论框架提出的新型分类器<sup>[17]</sup>。相比 SVM 方法,其解具有更强的稀疏性<sup>[18]</sup>。然而,RVM 在本质上仍属于二分类器,对于多类轴承故障及故障程度的智能识别需要对多类型的数据进行精确地分类。目前,实现多分类的方法主要有一对一、一对多、决策树等方法,但它们都没有很好解决不可分区域问题,影响了分类精度。笔者提出“嵌套一对一”多分类算法构造一个精度高的多分类相关向量机,将任意两种载荷状态下的混合实验数据的二维边际谱熵值作为多分类相关向量机的训练样本,用其他载荷状态下的实验数据的二维边际谱熵值作为测试样本,进行故障诊断模型的验证,证明了所提方法在变负荷工况下的轴承故障诊断的有效性。

## 1 变分模态分解原理

VMD 算法中,本征模态函数 IMF 被重新定义为一个调幅-调频信号,通过构造并求解约束变分问题将原始信号分解为指定个数的 IMF 分量,则对应的约束变分模型表达式为

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

其中:  $\{u_k\} = \{u_1, u_2, \dots, u_k\}$  为分解得到的  $K$  个 IMF 分量;  $\{\omega_k\} = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_k\}$  为各个分量的频率中心;  $f$  为输入信号;  $e^{-j\omega_k t}$  为预估中心频率。

为求取上述约束变分问题,引入增广 Lagrange 函数

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

其中:  $\alpha$  为惩罚参数;  $\lambda$  为 Lagrange 乘子。

利用交替方向乘子算法求取上述增广 Lagrange 函数的鞍点,为式(2)约束变分模型的最优解,而将原始信号分解为  $K$  个窄带 IMF 分量。

## 2 改进混沌果蝇优化算法

实际工程中实测的轴承故障的振动信号组成十分复杂,选定合适的参数  $K$  和  $\alpha$  是 VMD 算法有效

提取轴承故障特征的关键所在,同时参数  $K$  和  $\alpha$  对 VMD 的性能是交互影响的,因此需要一个能够对  $K$  和  $\alpha$  进行并行优化的群体智能算法。

### 2.1 果蝇优化算法

针对参数优化问题,粒子群优化算法<sup>[19]</sup>、遗传算法<sup>[20]</sup>、人工免疫算法<sup>[21]</sup>及蚁群算法<sup>[22]</sup>等群体优化算法得到广泛应用,但是它们的计算过程复杂且难以理解。Pan<sup>[23]</sup>提出了一种仿效果蝇觅食行为的果蝇优化算法(fruit fly optimization algorithm,简称 FOA),该算法的突出特点是搜索过程简单,易于理解和实现。其主要步骤如下。

1) 果蝇优化算法的参数初始化:果蝇数量  $N$ 、最大迭代次数  $T$  及果蝇的位置  $(X_{\text{axis}}, Y_{\text{axis}})$ 。其中果蝇位置  $(X_{\text{axis}}, Y_{\text{axis}})$  可以通过求解如下方程来初始化

$$\begin{cases} X_{\text{axis}} = 1 + \text{rand}() \\ Y_{\text{axis}} = 1 + \text{rand}() \end{cases} \quad (3)$$

其中:  $\text{rand}()$  用于产生一个  $[0, 1]$  区间内的随机值。

2) 更新每只果蝇的位置  $(X_i, Y_i)$

$$\begin{cases} X_i = X_{\text{axis}} \pm \text{rand}() \\ Y_i = Y_{\text{axis}} \pm \text{rand}() \end{cases} \quad (4)$$

3) 计算对应的气味浓度判断值

$$\begin{cases} D(i) = \sqrt{X_i^2 + Y_i^2} \\ S_i = \frac{1}{D(i)} \end{cases} \quad (5)$$

4) 根据适应度函数计算气味浓度值

$$S(i) = \text{Fitness}(S_i) \quad (6)$$

5) 最大气味浓度的选择

$$\text{Index} = \arg \max[S(i)] \quad (7)$$

6) 更新最大气味浓度

$$\begin{cases} X_{\text{axis}} = X(\text{Index}) \\ Y_{\text{axis}} = Y(\text{Index}) \end{cases} \quad (8)$$

7) 检查终止条件:将当前最大气味浓度值与先前最大的气味浓度值进行比较,如果当前的最大浓度值不再优于前一个浓度,则满足终止条件,停止迭代过程。

### 2.2 改进 Logistic 混沌映射算法

FOA 虽然有突出的优点,但算法的收敛精度对初始值非常敏感。为此,利用混沌思想初始化种群策略来改善果蝇优化算法,增强算法的收敛精度和收敛速度,提高全局搜索能力<sup>[24]</sup>。经典的 Logistic 混沌映射虽然形式简单,但有非常复杂的动力学特性<sup>[25]</sup>,也存在无穷不动点、稳定窗和空白窗、满映射

状态的参数区域过小等问题。针对 Logistic 映射的上述问题,笔者提出基于控制参数  $\mu$  与初始值  $z^{(0)}$  的映射自变量区间分段方法,将满射范围扩大到整个参数区间。

经典 Logistic 混沌映射的数学模型如下

$$z^{(n+1)} = \mu z^{(n)} (1 - z^{(n)}) \quad (9)$$

其中: $\mu$  为控制参数; $z \in [0, 1]$ 。

Logistic 映射经历的状态与  $\mu$  密切相关,当  $\mu$  在某一区间时相空间容易形成聚集区和空白区。当  $\mu$  取值为 4 时,可以达到满映射,其分布相对较为均匀。而当初值  $z^{(0)}$  取  $\left[\frac{\mu-1}{2\mu}, \frac{\mu+1}{2\mu}\right] \cup \left[\frac{\mu}{4} - \epsilon, \frac{\mu}{4}\right] \cup \left[\frac{\mu^2}{4} - \frac{\mu^3}{16}, \frac{\mu^2}{4} - \frac{\mu^3}{16} + \epsilon\right]$  时,  $\epsilon$  是任意小的正实数。映射容易陷入吸引子问题,如果  $\mu$  落入该区间,则令  $\mu = 4$ ,对自变量区间进行分段

$$z^{(n+1)} = \begin{cases} 4z^{(n)}(1 - z^{(n)}) \\ \left\{ \begin{aligned} &\frac{1}{2} - \sqrt{\frac{1}{4} - \frac{\mu}{4}} \leq z^{(n)} \leq \frac{1}{2} + \sqrt{\frac{1}{4} - \frac{\mu}{4}} \\ &1 - \mu z^{(n)}(1 - z^{(n)}) \quad (\text{其他}) \end{aligned} \right. \end{cases} \quad (10)$$

笔者提出的改进映射的分布区间比经典的 Logistic 映射分布区间大,其遍历性更好。

### 2.3 改进混沌果蝇优化算法

使用改进混沌果蝇优化算法对 VMD 组合参数  $[\alpha, K]$  进行最优组合值选择,但是优化前需确定一个适应度函数。笔者在信息熵的基础上定义信号的 VMD 边际谱熵  $H_p$ ,其定义如下

$$\begin{cases} H_p = - \sum_{i=1}^N p_i \ln p_i \\ p_i = h(i) / \sum_{i=1}^N h(i) \end{cases} \quad (11)$$

其中: $P_i$  为第  $i$  个频率对应幅值出现的概率; $h(i)$  为第  $i$  个 IMF 分量的边际谱。

为了便于分析,将边际谱熵值进行归一化处理,  $H_E = H_p / \ln L$ ,其中  $L$  为  $h(i)$  序列的长度。根据边际谱熵的定义可知,如果 IMF 分量包含较多的噪声成分,其对应的边际谱熵值较大;反之,如果 IMF 分量主要包含轴承故障的周期性冲击成分,则 VMD 边际谱熵很小。将边际谱熵的最小值称为局部极小值,对应的 IMF 分量作为最佳分量,则 VMD 边际谱熵局部极小值定义为

$$\min_L H_E^{IMF} = \min - \sum_{i=1}^L p_i \ln p_i \quad (12)$$

笔者将 VMD 边际谱熵的局部极小值作为寻优过程中的适应度值,以局部极小值最小化作为最终的寻优目标。其优化步骤如下:

- 1) 初始化果蝇群体个数  $N$ 、迭代次数  $T$  及上限值  $T_{\max}$ ;
- 2) 初始化混沌的相关参数,随机生成 2 个群体个数为  $N$  的果蝇种群  $U_a$  和  $U_K$  (VMD 方法有 2 个关键参数  $\alpha$  和  $K$  需要优化)、适应度值  $Fit_{\text{best}} \approx 0$ ;
- 3) 将  $U_a$  和  $U_K$  的各个分量经过式(10)进行映射为混沌变量  $U_i^a$  和  $U_i^K$ ,然后经过式(9)完成混沌操作;
- 4) 根据 FOA 的算法并结合适应度值计算最优浓度值及对应的位置;
- 5) 根据预先设定的最大迭代次数  $T_{\max}$ ,判断当前迭代次数是否达到要求,未达到则返回步骤 2 继续执行;若达到则停止迭代,返回  $\alpha$  和  $K$  的最优参数值。

## 3 仿真实验与对比分析

### 3.1 仿真信号建模

滚动轴承在出现点蚀或裂纹故障时,会产生周期性的冲击信号。利用模拟强噪声背景下的轴承早期故障的仿真信号进行分析<sup>[26]</sup>,仿真信号的表达式为

$$x(t) = x_1(t) + x_2(t) + x_n(t) \quad (13)$$

其中, $x_1(t)$  为周期性脉冲衰减信号,频率为 12Hz; $x_2(t)$  为余弦组合信号,频率分别为 25 和 15Hz; $x_n(t)$  为添加的高斯白噪声信号。

图 1 所示为仿真信号的时域波形。

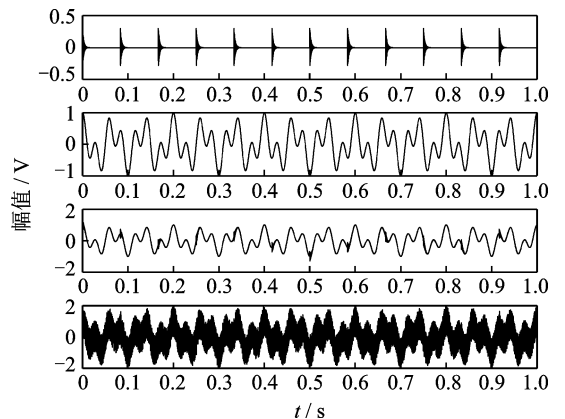


图 1 轴承早期故障的仿真信号

Fig. 1 Simulation signal of bearing early fault

### 3.2 参数寻优分析

为了验证笔者提出的改进混沌 FOA 参数寻优的有效性与其优越性,与标准的 FOA 和混沌 FOA 进行对比。首先设定相关参数:果蝇数量  $N=12$ ,混沌搜索最大次数  $K_{\max}=24$ ,最大的迭代次数  $T_{\max}=200$ 。详细过程如图 2 和表 1 所示。

寻优搜索过程中边际谱熵局部极小值随种群进化代数变化情况,以及搜索得到的对应的 VMD 最优参数组合  $[\alpha_{\text{opt}}, K_{\text{opt}}]$  见表 1。从图 2 可以观察到,ICFOA 的搜索速度最快,信号重构误差最小,收敛精度也最高。

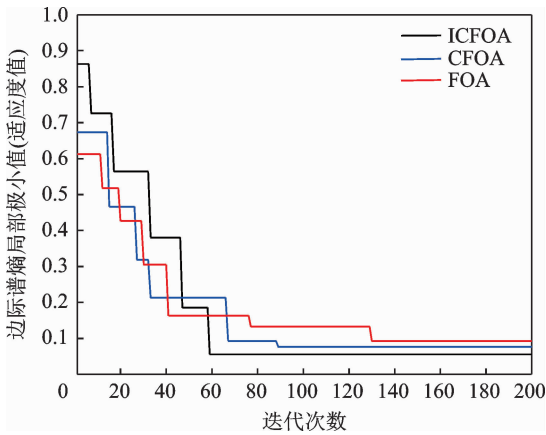


图 2 3 种优化算法的搜索过程图

Fig. 2 Search process diagram of three optimization algorithms

表 1 3 种优化算法的对比分析

Tab. 1 Comparative analysis of three optimization algorithms

方法	局部极小值	迭代次数	$[\alpha, K]$	重构误差
FOA	0.093	130	[1 200, 9]	$1.15 \times 10^{-4}$
CFOA	0.076	89	[920, 7]	$6.17 \times 10^{-5}$
ICFOA	0.056	59	[860, 6]	$1.02 \times 10^{-5}$

### 3.3 EEMD, LMD 和优化 VMD 方法的对比分析

为了进一步验证基于 ICFOA 算法优化的 VMD 方法的有效性和优越性,分别使用 EEMD, LMD 和 VMD 方法对图 1 中的仿真信号进行处理,结果如图 3 所示。

由图 3 可以观察到,3 种方法都能够有效地提取仿真信号中包含 25 和 15Hz 的低频余弦分量的特征频率,以及 12Hz 的微弱冲击信号的特征频率及其倍频频率。对比 3 种方法获得特征频率的幅值可知,笔者提出的基于改进混沌果蝇优化算法的 VMD 方法提取出的 25 和 15Hz 的低频余弦分量的特征频率幅值,以及 12Hz 的微弱冲击信号的特征

频率及其相应的倍频频率的幅值明显大于 EEMD 和 LMD 的特征频率幅值,表明所提方法能够为故障诊断提供更加有效的故障特征信息。

## 4 多分类相关向量机

### 4.1 相关向量机基本原理

对于两分类问题,假定训练样本集  $\{x_n, t_n\}_{n=1}^N$ ,  $x_n \in \mathbf{R}^d$  为训练样本,  $t_n \in \{0, 1\}$  为训练便签值, RVM 的相关函数表达式为

$$y_n = y(x_n; \mathbf{w}) = \sum_{n=1}^N \omega_j K(x, x_n) + \omega_0 \quad (14)$$

其中:  $K(x, x_n)$  为核函数;  $x = [x_1, x_2, \dots, x_N]$ 。

预测样本便签值为  $t_n = y_n + \epsilon_n$ , 附加噪声  $\epsilon \sim N(0, \sigma^2)$ 。权值向量  $\mathbf{w} = [\omega_0, \omega_1, \dots, \omega_N]^T$ , 并添加附加条件  $\omega_j (0 \leq j \leq N)$  服从  $\omega_j \sim N(0, \sigma^2)$  分布, 可得分布函数

$$p(\mathbf{w} | \boldsymbol{\alpha}) = \prod_{j=0}^N p(\omega_j | \alpha_j^{-1}) \quad (15)$$

其中:  $\boldsymbol{\alpha}$  为权值向量  $\mathbf{w}$  先验分布的超参数向量。

对于二分类问题, 目标值  $t_n \in \{0, 1\}$ , 采用  $\sigma(y) = \frac{1}{1 + e^{-y}}$  函数对非线性基函数映射, 进行类别判定

$$\begin{cases} p(t_n = 1 | \mathbf{w}) = \sigma[y(x_n; \mathbf{w})] = \frac{1}{1 + e^{-y(x_n; \mathbf{w})}} \\ p(t_n = 0 | \mathbf{w}) = 1 - p(t_n = 1 | \mathbf{w}) \end{cases} \quad (16)$$

若每次观测多为独立事件, 得到观测结果为  $t$  的概率为

$$p(t | \mathbf{w}) = \prod_{n=1}^N \sigma[y(x_n; \mathbf{w})]^t \{1 - \sigma[y(x_n; \mathbf{w})]\}^{1-t} \quad (17)$$

### 4.2 “嵌套一对一”多分类算法

轴承故障诊断需要对多类型的数据进行分类, 因此, 需要对 RVM 进行多分类扩展, 其中最常用的有一对多和一对一方法。但无论是一对一算法还是一对多算法, 都没有很好解决不可分区域问题。因此, 笔者给出一种基于一对一多分类算法的嵌套策略来处理不可分区域问题, 提高分类精度。实现步骤如下:

1) 对于一个  $C$  分类问题, 基于一对一算法构造  $\frac{C(C-1)}{2}$  个最优超平面;

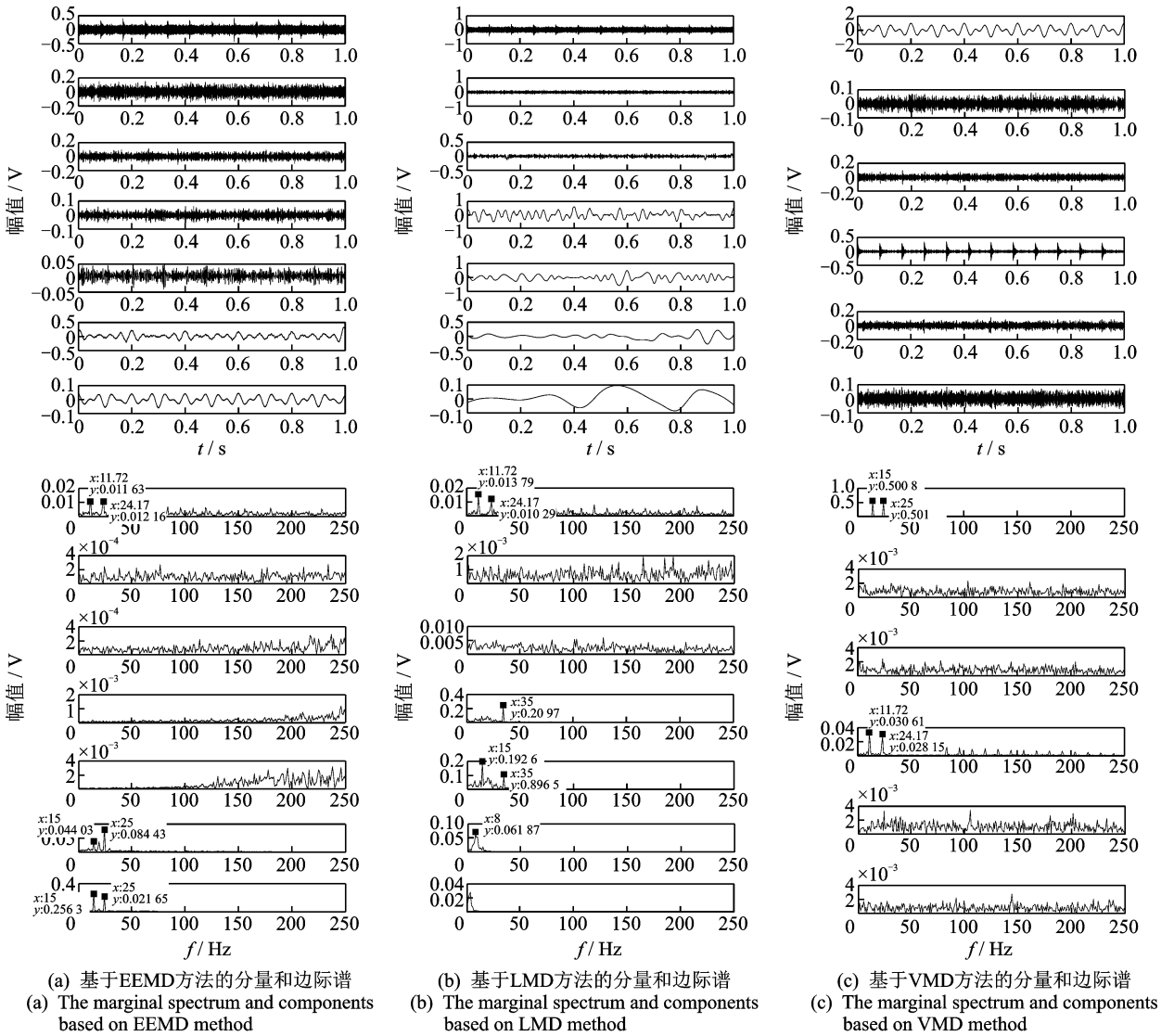


图 3 基于 EEMD, LMD 和 VMD 方法的仿真信号的分量及相应的边际谱

Fig. 3 Components and corresponding marginal spectrum of simulation signal based on the method of EEMD, LMD and VMD methods

2) 对于给定的训练样本  $x$ , 如果根据  $k =$

$$\operatorname{argmax}_{i=1,2,\dots,C}(D_i(x)), D_i(x) = \sum_{j=1}^C \operatorname{sgn}(D_{ij}(x)),$$

假设获得的  $k$  是唯一的, 那么样本  $x$  归属于  $k$  类, 否则根据  $k$  选择出落入不可分区域的样本;

3) 如果落入不可分区域的样本类别大于等于 3, 把这些样本看成多分类问题, 并利用这些样本根据一对一构造超平面;

4) 重复步骤 2~3, 直到该算法收敛;

5) 如果最后形成的不可分区域只包含一类样本, 将该区域指派给该类, 如果包含两类样本, 利用二分类 RVM 来划分该区域并指派给相应的类别。

对于一个给定的  $C$  分类问题, 假设样本数为  $l$ , 当基于一对一策略构造完超平面后, 对获得的超平

面进行编号, 如图 4 所示。最后, 综合上述方法构建一个高精度的多分类 RVM 模型。

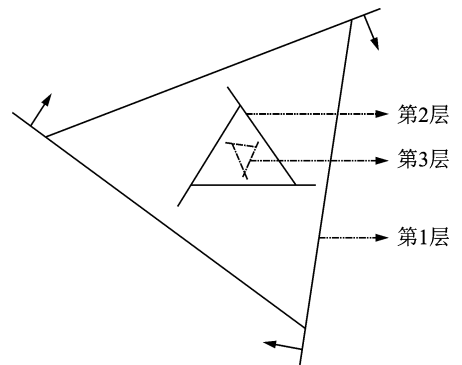


图 4 嵌套一对一判别函数

Fig. 4 Nested one to one discriminant function

为了验证嵌套一对一算法的有效性,把该算法与一对一算法、模糊判别算法、有向无环图算法在5个UCI数据集上进行比较,结果如表2、表3所示。由表2可知,嵌套一对一算法在解决不可分区域问

题时表现出比一对一算法、模糊判别法、有向无环图等方法更好的性能。由表3可知,对于整个数据集,嵌套一对一算法的分类精度比其他方法更高。因此,嵌套一对一算法的总体分类精度高于其他方法。

表2 不可分区域的分类精度

Tab. 2 Classification accuracy of the inseparable region

数据集	一对一算法		模糊判别法		有向无环图		嵌套一对一算法	
	训练精度	测试精度	训练精度	测试精度	训练精度	测试精度	训练精度	测试精度
Auto	37.37	32.24	27.27	23.91	18.18	14.74	68.48	36.36
Balance	46.26	39.26	22.73	12.50	31.82	12.50	68.18	37.50
Car	69.56	59.68	54.55	27.27	45.45	18.18	77.27	45.46
Thyroid	89.96	81.25	58.82	50.01	41.18	21.43	100.00	71.43
Abalone	92.12	90.14	85.71	71.43	71.43	42.86	100.00	85.71

表3 总体分类精度

Tab. 3 Overall classification accuracy

数据集	一对一算法		模糊判别法		有向无环图		嵌套一对一算法	
	训练精度	测试精度	训练精度	测试精度	训练精度	测试精度	训练精度	测试精度
Auto	59.25	57.00	66.78	63.00	63.76	61.01	80.53	76.24
Balance	88.42	86.14	89.47	87.33	86.97	84.40	91.58	89.20
Car	86.16	84.06	87.13	84.61	86.97	84.42	87.54	85.62
Thyroid	94.98	94.14	95.20	94.34	95.12	94.22	95.39	94.43
Abalone	97.36	97.15	96.26	95.28	97.25	96.45	98.86	98.13

### 4.3 特征向量的选择

边际谱能够准确反映信号的实际频率成分的分布情况以及信号频谱的不确定性程度。文献[22]验证了二维特征向量指标与一维特征向量指标相比具有很大优势,能够更有效地区分正常和故障信号。因此,笔者计算了VMD的IMF分量的二维边际谱熵作为多分类RVM的输入特征向量。

## 5 诊断流程

在实际工程中,在某一未知负载下采集到完整的故障样本是非常困难的。因此,使用已有工况下的故障数据,识别其他工况下的故障及类型才具有实际应用价值。另外,不同的载荷工况会影响振动信号的幅度,导致对损伤程度产生误诊。针对上述问题,笔者提出了用于变负荷工况下的轴承故障的智能诊断方法,诊断步骤如图5所示。

## 6 实例分析

### 6.1 实验平台

鉴于采集实际工程设备在变负荷工况下运行时

的轴承故障数据十分困难,笔者使用滚动轴承故障模拟实验平台采集的变负荷工况下故障数据作为分析数据。该平台的驱动端轴承型号为SKF6205,采样频率为12kHz,采样数据序列长度为4096,采用电火花加工不同程度的点蚀故障(向采集的故障中添加强随机噪声以模拟实际工程设备的强背景噪声环境)。其中,电机负荷包括:负荷0(0W,负荷为0N,转速为1797 r/min)、负荷1(768W,负荷为400N,转速为1772 r/min)、负荷2(1536W,负荷为800N,转速为1750 r/min)和负荷3(2304W,负荷为1200N,转速为1730 r/min)。

### 6.2 变负荷工况下的实验数据

为了验证所提出的方法在变负荷工况下故障诊断的有效性与鲁棒性,用上述4种载荷中的任意2种载荷工况下的实验数据作为训练样本,用剩下的2种载荷的实验数据作为测试样本,每个实验数据样本长度取4096,详细的实验数据描述如表4所示。

### 6.3 故障特征提取

为了简化分析过程,笔者选择滚动体微弱故障的实验数据作为分析数据,如图6所示。根据滚动轴承结构参数及故障特征频率的理论计算公式,零载荷下滚动体的故障特征频率理论计算值  $f_{b0} =$

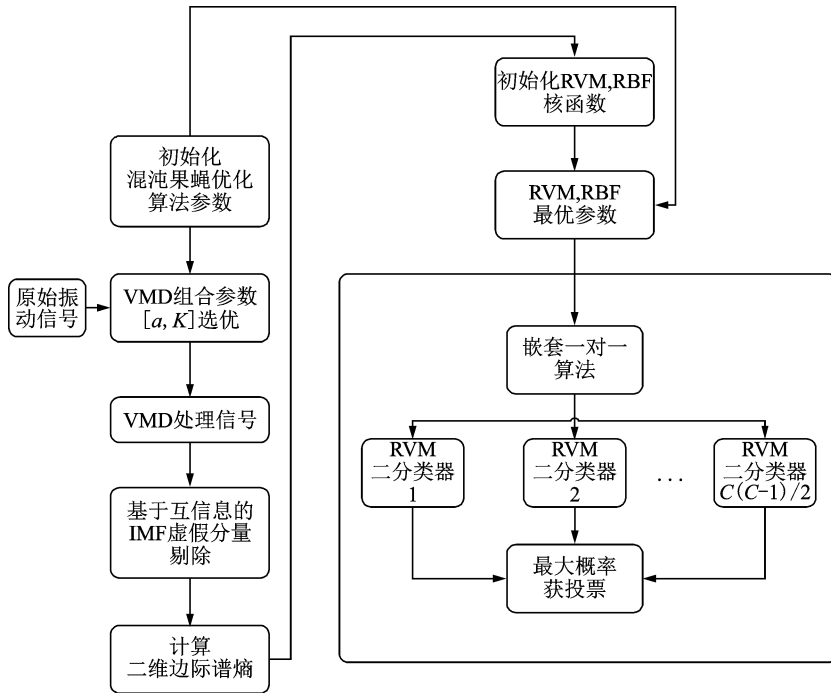


图 5 变负荷工况下的轴承故障诊断流程图

Fig. 5 Diagnostic flow chart of bearing fault under variable load condition

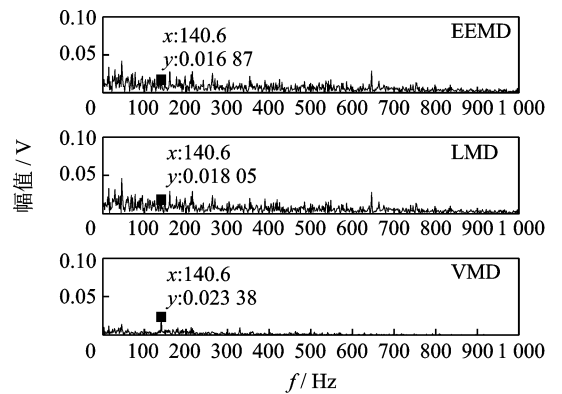
表 4 变负荷工况下的实验数据

Tab. 4 Experimental data of variable load conditions

混合训练 样本 (0+1 536W)	混合测试 样本(768W+ 2 304W)	点蚀半径/ mm (损伤程度)	轴承 健康状态	故障 标识
120+120	80+80	0	正常	0
120+120	80+80	0.18	外圈故障	1
120+120	80+80	0.36	外圈故障	2
120+120	80+80	0.54	外圈故障	3
120+120	80+80	0.18	内圈故障	4
120+120	80+80	0.36	内圈故障	5
120+120	80+80	0.54	内圈故障	6
120+120	80+80	0.18	滚动体故障	7
120+120	80+80	0.36	滚动体故障	8
120+120	80+80	0.54	滚动体故障	9

141.31Hz, 1 200N 载荷下滚动体故障的特征频率理论计算值  $f_{b2} = 135.3\text{Hz}$ 。结果如图 7 所示。

从图 7 可以观察到,使用 EEMD 和 LMD 方法



(a) 点蚀半径0.18mm在零载荷下的边际谱  
(a) Marginal spectra of pitting radius 0.18mm under 0N load

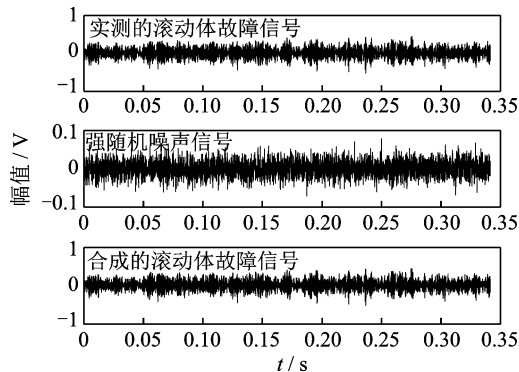
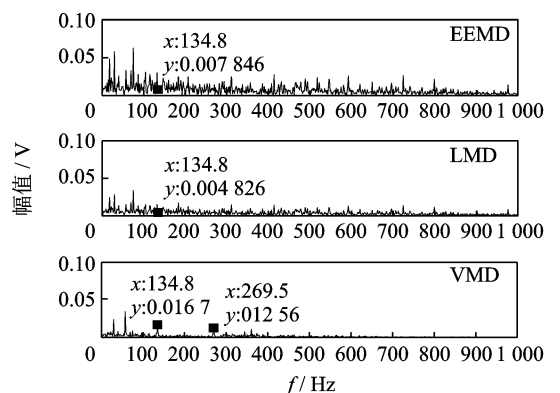
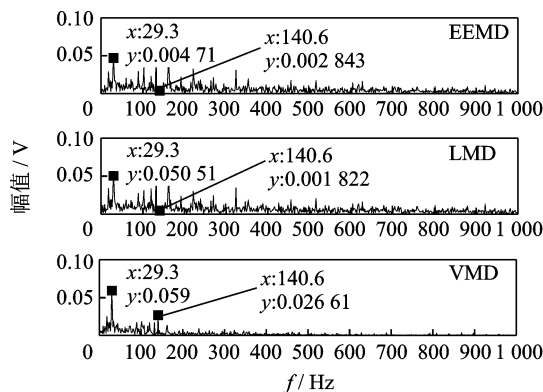


图 6 零载荷下的滚动体故障信号

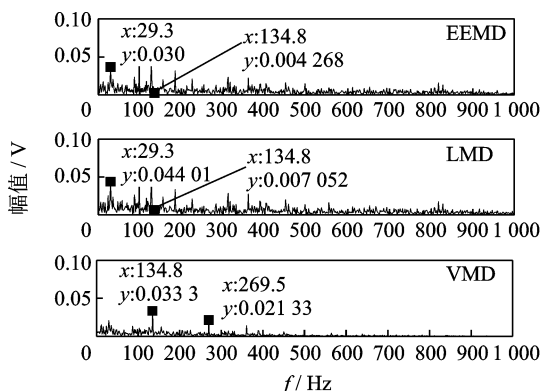
Fig. 6 The signal of the ball fault under 0N load



(b) 点蚀半径0.18mm在800N载荷下的边际谱  
(b) Marginal spectra of pitting radius 0.18mm under 800N load



(c) 点蚀半径0.56mm在零载荷下的边际谱  
(c) Marginal spectra of pitting radius 0.56mm under 0N load



(d) 点蚀半径0.54mm在800N载荷下的边际谱  
(d) Marginal spectra of pitting radius is 0.54mm under 800N load

图 7 不同点蚀半径的滚动体故障在 0 和 800N 两种载荷下的边际谱

Fig. 7 The marginal spectrum of the ball faults with different pitting radius under two loads of 0N and 800N

处理获得的边际谱中故障特征频率几乎被其他无关频率成分淹没,而使用 ICFOA 优化的 VMD 方法处理可以得到故障特征频率及其二倍频。因此,验证了笔者提出的 ICFOA 优化的 VMD 方法能够更有效地提取轴承滚动体的微弱故障的特征频率。

### 6.4 故障诊断

为了验证所提方法的有效性,使用 0 和 800N 两种载荷条件下轴承的正常、外圈故障、内圈故障和滚动体故障信号的二维边际谱熵进行混合,作为训练样本;用 400N 与 1 200N 两种载荷为未知载荷,作为测试样本进行测试。实验结果如表 5、图 8 所示。将 400N 和 1 200N 载荷下的实验数据的二维边际谱熵作为测试集合分别进行测试,由图 8 决策输出结果可知,能够对不同载荷下轴承的外圈、内圈和滚动体等多类轴承故障进行很好的识别,但对不同点蚀半径(模拟不同受损程度)的故障识别存在一定的误差。

表 5 400N 和 1 200N 载荷下的故障诊断

Tab. 5 Fault diagnosis under 400N and 1 200N loads

载荷/N	测试样本	正常	0.18mm	0.36mm	0.54mm
400	正常	80	0	0	0
	内圈	0	80	80	80
	外圈	0	80	80	80
1 200	滚动体	0	84	80	80
	正常	80	11	0	0
	内圈	0	80	80	80
	外圈	0	80	80	80
	滚动体	0	71	76	80

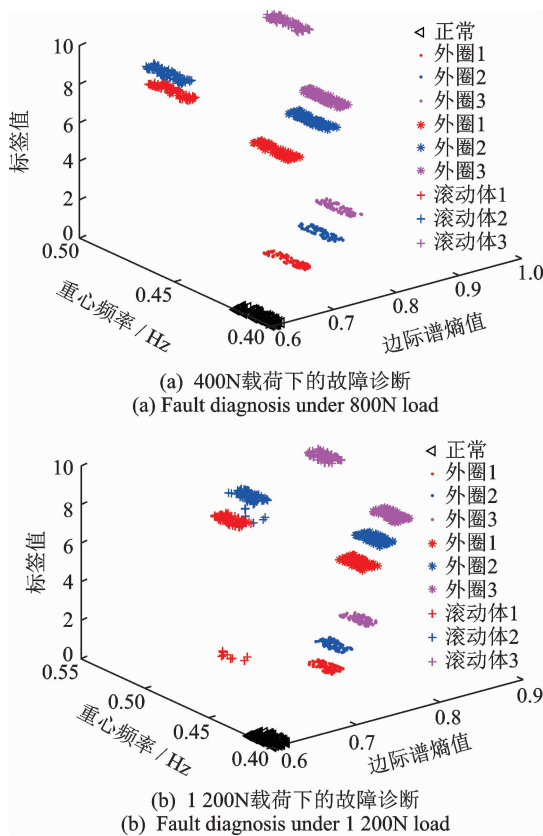


图 8 基于“嵌套一对一”MRVM 的分类结果

Fig. 8 Classification results based on nested one to one MRVM

通过上述实验对比分析可知,笔者所提的算法能够精确对不同载荷下的不同故障及故障程度进行识别,故障类型识别率为 100%,相应的损伤程度识别率也达到了 91.87%,证明了该方法的有效性。

## 7 结论

1) 改进混沌果蝇优化算法作为群体智能优化算法,可以根据改进的混沌特性,较好地跳脱早熟收敛和提升局部精细开发能力。使用该算法对 VMD 算法进行优化,能够有效地提取故障特征频率。

2) RVM 是基于 Bayes 框架原则的新型分类



器,但直接使用RVM进行多分类决策存在很大的局限性,为此提出的“嵌套一对一”多分类算法很好地解决了RVM的多分类问题,并结合二维边际谱熵用于变负荷下的轴承多种类型的故障诊断,获得了较高的识别率,但是在变负荷下对故障程度的识别还需要进一步提升。

3) RVM的性能很大程度依赖使用的核函数。大多数核函数的相关核参数的最优值一旦选定,一般是固定不变的,然而训练样本会随着噪声的变化而变化。因此固定不变的核参数会影响核函数的性能,如何动态选择核参数是后续需要研究的问题。

### 参 考 文 献

- [1] 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 and Engineering Sciences, 1998, 454(1971):903-995.
- [2] 马文朋, 张俊红, 马梁, 等. 改进的经验模式分解在机械故障诊断中的应用[J]. 振动、测试与诊断, 2015, 35(4):637-644.  
Ma Wenpeng, Zhang Junhong, Ma Liang, et al. Improved empirical mode decomposition in mechanical fault diagnosis application[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2015, 35(4):637-644. (in Chinese)
- [3] 时培明, 王敬, 温江涛, 等. 基于包络线算法改进EMD的旋转机械故障诊断方法研究[J]. 计量学报, 2016, 37(1):62-66.  
Shi Peiming, Wang Jing, Wen Jiangtao, et al. Study on rotating machinery fault diagnosis method based on envelopes fitting algorithms EMD[J]. Acta Metrologica Sinica, 2016, 37(1):62-66. (in Chinese)
- [4] 蔡艳平, 徐光华, 李艾华, 等. EMD局部积分均值增量插值改进算法及其在转子故障诊断中的应用[J]. 振动与冲击, 2016, 35(19): 81-87.  
Cai Yanping, Xu Guanghua, Li Aihua, et al. A improved EMD algorithm based on local integral average constraint cubic spline interpolation by adding dense points and its application in rotary machine fault diagnosis[J]. Journal of Vibration and Shock, 2016, 35(19): 81-87. (in Chinese)
- [5] Humeau-Heurtier A, Colominas M A, Schlotthauer G, et al. Bidimensional unconstrained optimization approach to EMD: an algorithm revealing skin perfusion alterations in pseudoxanthoma elasticum patients[J]. Computer Methods and Programs in Biomedicine, 2017, 140: 233-239.
- [6] Guo Tai, Deng Zhongmin. An improved EMD method based on the multi-objective optimization and its application to fault feature extraction of rolling bearing[J]. Applied Acoustics, 2017, 127: 46-62.
- [7] Zhao Ming, Jia Xiaodong. A novel strategy for signal denoising using reweighted SVD and its applications to weak fault feature enhancement of rotating machinery [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 94: 129-147.
- [8] Zhao Ming, Jia Xiaodong, Lin Jing, et al. Instantaneous speed jitter detection via encoder signal and its application for the diagnosis of planetary gearbox[J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2018, 98: 16-31.
- [9] 张玲玲, 廖红云, 曹亚娟, 等. 基于EEMD和模糊C均值聚类算法诊断发动机曲轴轴承故障 [J]. 内燃机学报, 2011, 29(4): 332-336.  
Zhang Lingling, Liao Hongyun, Cao Yajuan, et al. Diagnosis on crankshaft bearing fault based on EEMD and fuzzy C mean clustering arithmetic [J]. Transaction of CSICE, 2011, 29(4):332-336. (in Chinese)
- [10] 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.
- [11] 武哲, 杨绍普, 张建超. 基于LMD自适应多尺度形态学和Teager能量算子方法在轴承故障诊断中的应用 [J]. 振动与冲击, 2016, 35(3): 7-13.  
Wu Zhe, Yang Shaopu, Zhang Jianchao. Bearing fault feature extraction method based on LMD adaptive multiscale morphology and energy operator demodulation [J]. Journal of Vibration and Shock, 2016, 35(3):7-13. (in Chinese)
- [12] 张淑清, 孙国秀, 李亮, 等. 基于LMD近似熵和FCM聚类的机械故障诊断研究 [J]. 仪器仪表学报, 2013, 34(3): 236-242.  
Zhang Shuqing, Sun Guoxiu, Li Liang, et al. Study on mechanical fault diagnosis method based on LMD approximate entropy and fuzzy C-means clustering [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2013, 34(3): 236-242. (in Chinese)
- [13] Dragomiretskiy K, Dominique Z. Variational mode decomposition [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3):531-544.
- [14] 刘长良, 武英杰, 成刚. 基于变分模态分解和模糊C均值聚类的滚动轴承故障诊断[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(13):3358-3365.  
Liu Changliang, Wu Yingjie, Cheng Gang. Rolling bearing fault diagnosis based on variational mode de-

- composition and fuzzy C means clustering [J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(13):3358-3365. (in Chinese)
- [15] 唐贵基, 王晓龙. 参数优化变分模态分解方法在滚动轴承早期故障诊断中的应用[J]. 西安交通大学学报, 2015, 49(5):73-81.  
Tang Guiji, Wang Xiaolong. Parameter optimized variational mode decomposition method with application to incipient fault diagnosis of rolling bearing[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2015, 49(5):73-81. (in Chinese)
- [16] 朱湘临, 华天争. 基于混沌果蝇优化最小二乘支持向量机的秸秆发酵过程软测量建模[J]. 北京工业大学学报, 2016, 42(10): 1468-1474.  
Zhu Xianglin, Hua Tianzheng. Soft sensor model for straw fermentation process based on least squares support vector machine optimized by chaos fruit fly algorithm [J]. Journal of Beijing University of Technology, 2016, 42(10): 1468-1474. (in Chinese)
- [17] Tipping M. Sparse bayesian learning and the relevance vector machine[J]. Journal of Machine Learning Research, 2001, 3(1):211-244.
- [18] Yalda M, Hamid S. Gaussian kernel width optimization for sparse Bayesian learning[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2015, 26(4):709-719.
- [19] 蒋伊琳, 张芳园. 基于自然选择粒子群的始终同步算法[J]. 西南交通大学学报, 2017, 52(3): 169-175.  
Jiang Yilin, Zhang Fangyuan. Clock synchronization algorithm based on particle swarm optimization with natural selection [J]. Journal of Southwest Jiaotong University, 2017, 52(3): 169-175. (in Chinese)
- [20] 章海亮, 罗微, 刘雪梅, 等. 应用遗传算法结合连续投影算法近红外光谱检测土壤有机质研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2017, 37(2): 258-261.  
Zhang Hailiang, Luo Wei, Liu Xuemei, et al. Measurement of soil organic matter with near infrared spectroscopy combined with genetic algorithm and successive projection algorithm [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2017, 37(2): 258-261. (in Chinese)
- [21] 周悦, 张力心, 郭威. 基于 GA 优化人工免疫算法的结构故障诊断 [J]. 沈阳工业大学学报, 2016, 38(187): 57-61.  
Zhou Yue, Zhang Lixin, Guo Wei. Structural fault diagnosis based on artificial immune algorithm of GA optimization [J]. Journal of Shenyang University of Technology, 2016, 38(187): 57-61. (in Chinese)
- [22] 曾梦凡, 陈思洋, 张文茜, 等. 利用蚁群算法生成覆盖表: 探索与挖掘 [J]. 软件学报, 2016, 27(4): 855-878.  
Zeng Mengfan, Chen Siyang, Zhang Wenqian, et al. Generating covering arrays using ant colony optimization: exploration and mining [J]. Journal of Software, 2016, 27(4): 855-878. (in Chinese)
- [23] Pan W T. A new fruit fly optimization algorithm: taking the financial distress model as an example [J]. Knowledge-Based Systems, 2012, 26(1): 69-74.
- [24] 王振树, 卞绍润, 刘晓宇, 等. 基于混沌与量子粒子群算法相结合的负荷模型参数辨识研究[J]. 电工技术学报, 2014, 29(12):211-217.  
Wang Zhenshu, Bian Shaorun, Liu Xiaoyu, et al. Research on load model parameter identification based on the CQDPSO algorithm [J]. Transaction of China Electrotechnical Society, 2014, 29(12):211-217. (in Chinese)
- [25] 李彩虹, 李贻斌, 赵磊. 一维 Logistic 映射混沌伪随机序列统计特性研究 [J]. 计算机应用研究, 2014, 31(5): 1403-1406.  
Li Caihong, Li Yibin, Zhao Lei. Research on statistical characteristics of chaotic pseudorandom sequence for one-dimensional Logistic map [J]. Application Research of Computers, 2014, 31(5): 1403-1406. (in Chinese)
- [26] 严保康, 周凤星. 基于相干累积量分段正交匹配追踪方法的轴承早期故障稀疏特征提取 [J]. 机械工程学报, 2014, 50(13): 94-102.  
Yan Baokang, Zhou Fengxing. Initial fault identification of bearing based on coherent cumulant stagewise orthogonal matching pursuit [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2014, 50(13): 94-102. (in Chinese)



**第一作者简介:**徐波,男,1981年12月生,博士。主要研究方向为故障诊断、信号处理和模式识别。

E-mail:xubo6496918@163.com

**通信作者简介:**周凤星,男,1952年10月生,教授、博士生导师。主要研究方向为故障诊断、信号处理。

E-mail:faulatdiagnosis@126.com