

DOI: 10.13382/j.jemi.B2003517

# 基于 CEEMDAN 和 PSO-OCSVM 的 滚动轴承性能退化评估\*

周建民 李家辉 尹文豪 游涛 熊文豪 高森

(华东交通大学 载运工具与装备教育部重点实验室 南昌 330013)

**摘要:**为了提高单分类支持向量机(one class support vector machine, OCSVM)在滚动轴承性能退化评估的准确性,提出了一种基于具有自适应白噪声的完备经验模态分解方法(complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise, CEEMDAN)、粒子群优化算法(particle swarm optimization, PSO)和 OCSVM 相结合的性能退化评估方法。首先采用 CEEMDAN 将采集的振动信号计算展开为多个固有模态函数(intrinsic mode functions, IMFs),根据 IMFs 的能量密度获得典型的特征信号;其次,通过粒子群算法优化 OCSVM 的参数  $\nu$  和径向基核函数参数  $g$ ,增强 OCSVM 的学习能力和泛化能力;最后,使用  $3\sigma$  设置自适应阈值,确定轴承早期失效阈值并用 CEEMDAN 和 Hilbert 包络解调的方法验证评估结果的正确性,采用辛辛那提大学的轴承实验全寿命数据验证所提模型的有效性。结果表明,PSO 算法优化 OCSVM 的模型可以准确地对轴承运行全寿命状态监测,与支持向量描述(support vector data description, SVDD)和参数自选的 OCSVM 模型相比,该方法的性能退化评估模型更有效和优越。

**关键词:** 滚动轴承;CEEMDAN;粒子群优化算法;单分类支持向量机;性能退化评估

**中图分类号:** TH133.33 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460

## Evaluation of rolling bearing degradation performance based on CEEMDAN and PSO-OCSVM

Zhou Jianmin Li Jiahui Yin Wenhao You Tao Xiong Wenhao Gao Sen

(Key Laboratory of Conveyance and Equipment of Ministry of Education, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China)

**Abstract:** In order to improve the accuracy of rolling bearing performance degradation assessment for one class support vector machine (OCSVM), an ensemble empirical mode decomposition method based on adaptive white noise was proposed. A performance degradation evaluation method combining CEEMDAN, particle swarm optimization (PSO) and One class SVM. Firstly, CEEMDAN was used to expand the collected vibration signal calculation into intrinsic mode functions (IMFs), and typical characteristic signals were obtained according to the IMFs energy density. Secondly, the parameters  $\nu$  of OCSVM and radial basis kernel function  $g$  are optimized by particle swarm optimization to enhance the learning ability and generalization ability of OCSVM. Finally,  $3\sigma$  was used to set the adaptive threshold, determine the early failure threshold of the bearing and verify the accuracy of the evaluation results by using the CEEMDAN and Hilbert envelope demodulation method. The validity of the proposed model was verified by bearing experimental life data from the University of Cincinnati. The results show that the PSO algorithm optimized OCSVM model can accurately monitor the bearing running life state. Compared with the support vector data description (SVDD) and parameter optional OCSVM model, the performance degradation assessment model of this method is more effective and superior.

**Keywords:** rolling bearing; CEEMDAN; particle swarm optimization algorithm; one class support vector machine; performance degradation assessment

## 0 引言

在众多机械设备中,滚动轴承是一个非常重要且易损坏的旋转部件,也是机械设备中易出现故障的零件之一。

针对滚动轴承全寿命周期内的监测能保障设备可靠性<sup>[1]</sup>,对轴承从正常运行到出现故障,再到失效进行实时动态监测具有重要意义<sup>[2]</sup>。

目前,滚动轴承特征提取方法呈现百花齐放态势,如 Rai 等<sup>[3]</sup>将轴承振动信号采用经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)计算其固有模态函数(intrinsic mode functions, IMFs)的奇异值和能量熵作为特征,在 K-medoids 聚类模型下得到不同故障程度的聚类中心,计算待测数据与无故障数据聚类中心的欧氏距离实现轴承的状态评估。Hong 等<sup>[4]</sup>通过集成经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD)分解轴承振动信号,采用高斯混合模型(Gaussian mixture model, GMM)计算各特征空间的密度分布,利用基础特征空间与测试特征空间之差对轴承退化进行评估。周建民等<sup>[5]</sup>EMD 和逻辑回归的思想提出了一种能够有效描述滚动轴承早期故障的滚动轴承性能退化评估方法。EMD 能自适应地将复杂信号分解为一系列 IMF,并能有效地进行旋转机械故障诊断,但 EMD 方法存在着过包络、欠包络、模态混乱、端点效应<sup>[6-7]</sup>等问题,EEMD 采用噪声辅助分析方法有效地克服了 EMD 模态混叠等问题。施杰等<sup>[8]</sup>利用多种群差分进化算法来改善 EEMD,结合自适应共振解调技术能有效提取出故障特征。贾亚超等<sup>[9]</sup>提出了一种基于灰色准则与 EEMD 的滚刀振动信号降噪方法,通过不同信噪比的真实信号和仿真信号验证了方法的可行性。SHI 等<sup>[10]</sup>将自适应随机共振分析模态分解结合 EEMD,可以有效地提高信号的频幅和改善 EEMD 的分解效果。Chen 等<sup>[11]</sup>采用深度置信网络与 EEMD 相结合的振动信号诊断方法,对减少噪声干扰效果明显,使齿轮故障识别准确率明显提高。程军圣等<sup>[12]</sup>通过对 EEMD 的理解,分析噪声幅值和频率对 EEMD 的影响,从而改善 EEMD 减小残余噪声对 EEMD 的影响。陈法法等<sup>[13]</sup>将 EEMD 与信息熵结合,利用 EEMD 能量熵提取轴承故障特征,得到轴承振动信号的准确特征分布类型。尽管 EEMD 可以克服模态混叠现象,且可以很好地重构信号,但加入的白噪声仍然会对信号产生干扰。自适应白噪声的完备经验模态分解方法(complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise, CEEMDAN)算法既能克服模态混叠现象,又不会造成能量损失,可以精确地重构原始信号,与 EEMD 算法相比,分解过程中加入的白噪声可以去除部分噪声。因此,研究提出使用 CEEMDAN

来提取滚动轴承振动信号的特征。

目前,在轴承性能退化模型方面,基于支持向量机(support vector machine, SVM)的滚动轴承性能退化模型的研究已经取得了一定的进展。吴守军等<sup>[14]</sup>将变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)与散布熵结合提出故障特征提取新方法,筛选 VMD 分解得到的 IMF 重构信号,计算其散布熵,将重构信号散布熵作为特征值输入到多分类支持向量机中实现故障模式识别。肖英超等<sup>[15]</sup>提出了两种为单分类支持向量机(one class support vector machine, OCSVM)选择高斯核函数的方法,分别为 DFN 和 DTL,并将其应用到故障检测中,通过此方法训练的 OCSVM 模型可以有效地检测出不同类型的故障并提高检测的准确性。OCSVM 的优点是计算时间短,可以用较少的数据样本来进行训练,更重要的是,OCSVM 算法只需一类样本就能训练出异常检测模型,对噪声样本数据具有较强的鲁棒性,建立了较准确的分类模型。但为了提高模型检测准确度,需要对 OCSVM 参数  $\nu$  和核函数参数  $g$  寻优,针对粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)在 OCSVM 参数寻优过程中调整参数少,寻优速度快等优点,因此选取粒子群算法对 OCSVM 参数( $\nu, g$ )进行优化。

基于此原因,本文提出一种 CEEMDAN 方法与粒子群算法(PSO)优化参数后的 OCSVM 相结合的滚动轴承退化性能评估方法。OCSVM 模型根据 CEEMDAN 选取的各 IMF 的能量信息为特征,而 OCSVM 训练模型需要样本量少和只要一类样本。最终利用 CEEMDAN 提取的特征结合与 OCSVM 相似的支持向量描述(support vector data description, SVDD)退化性能模型进行比较,显示了提出方法的优越性。

## 1 故障特征提取

### 1.1 CEEMDAN 算法

EMD 是时频分析的一种有效方法,适用于非线性分析和非平稳信号处理。EMD 模型可以将一个信号分解成多个 IMF 函数和一个残差函数。但在分解过程中会出现模态混叠现象,并伴随有假分量产生。在此基础上,EEMD 得到了改进,但 EEMD 在每个构造信号的分解中是相互独立的,从而导致不同构造信号的分解结果可能存在差异,从而使不对应的 IMF 分量在对它们进行平均时,也容易出现模态混叠现象。为此,CEEMDAN 在此基础上做了进一步的改进,通过在每一次分解的余量中加入特定的白噪声,然后进行平均运算,从根本上解决了模态混叠和假分量问题。其算法流程如图 1 所示。

1) 输入原始信号  $x(t)$ ,添加高斯白噪声序列  $n(t)$  的均值为 0,幅值标准差为定值,将其与原始振动信号  $x(t)$

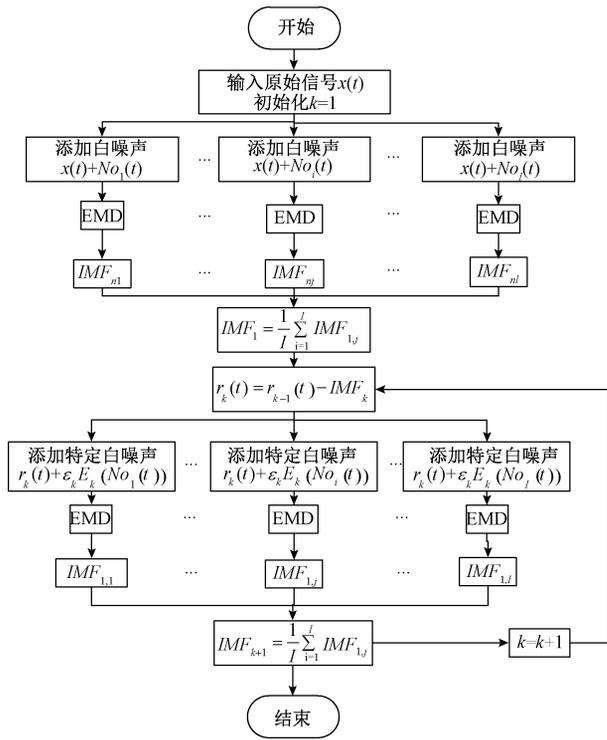


图 1 CEEMDAN 算法流程

Fig. 1 CEEMDAN algorithm flow chart

叠加,即:

$$x_i(t) = x(t) + n_i(t) \quad (1)$$

2) 用 EMD 分解加入高斯白噪声后的振动信号,获得  $IMF_{ni}$  分量。

3) 用 EEMD 分解得第 1 个模态分量:

$$IMF_1 = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I IMF_{ni} \quad (2)$$

4) 计算  $k = 1$  (第 1 阶段) 时第 1 个余量:

$$r_1(t) = r_0(t) - IMF_1 \quad (3)$$

5) 由  $r_1(t) + \varepsilon_1 E_1(No_i(t))$ , ( $i = 1, 2, \dots, I$ ) 得到第 1 个模态分量, 则第 2 个模态分量为:

$$IMF_2[n] = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I E_1(r_1(t) + \varepsilon_1 E_1(No_i(t))) \quad (4)$$

6) 对于  $k = 2, 3, \dots, K$ , 计算第  $k$  个余量:

$$r_k(t) = r_{k-1}(t) - IMF_k \quad (5)$$

7) 分解  $r_k(t) + \varepsilon_k E_k(No_i(t))$ , ( $i = 1, 2, \dots, I$ ) 到第 1 个模态分量, 第  $k + 1$  个模态分量可表示为:

$$IMF_{k+1} = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I E_1(r_k(t) + \varepsilon_k E_k(No_i(t))) \quad (6)$$

8) 将  $k$  依次加 1, 返回步骤 6), 重复步骤 6)~8), 直到在残差余量极值小于 3 时终止分解。最终分解结果如下:

$$x(t) = \sum_{k=1}^K IMF_k + r_k(t) \quad (7)$$

式中:  $IMF_k$  为模态分量, 操作符  $E_j(\cdot)$  为原始信号通过

EMD 分解的第  $j$  个模态分量,  $No_i(t)$  为高斯白噪声, 满足条件  $N(0, 1)$ , 设待处理信号为  $x(t)$ 。

### 1.2 能量熵

振动信号在不同频率下的能量幅值分布也会发生相应的变化, 从而使能量熵能较准确地反映出这种变化, 因此有必要引入能量熵的概念<sup>[16]</sup>。将轴承初始振动信号  $x(t)$  进行 CEEMDAN 分解, 得到轴承初始振动信号  $n$  个  $IMF$  分量, 通过计算得到相应的能量  $E_1, E_2, \dots, E_n$ 。假定 CEEMDAN 分解不考虑剩余组分, 根据其正交性质, 分解出的  $IMF$  分量之和等于原始振动信号, 但由于分解组分的频率组分不同, 因而其能量分布也有差异, CEEMDAN 能量熵的定义如下:

$$H_{EN} = - \sum_{i=1}^n p_i \log p_i \quad (8)$$

式中:  $P_i = E_i/E$  为第  $i$  个本征模函数的能量在  $IMF_i$  总能量 ( $E = \sum_{i=1}^n E_i$ ) 中的比重。

## 2 OCSVM 算法优化

### 2.1 单分类支持向量机

OCSVM 是一种比较成熟和有效的单一类别分类器方法, 具有训练决策速度快、对训练样本要求低、抗噪声能力强等优点<sup>[17]</sup>。

相对于 SVM 模型, 传统的 SVM 模型对训练样本进行分类, 训练样本包含有多种故障样本, 而 OCSVM 仅包含非故障样本, 不含故障样本。OCSVM 算法是以坐标原点作为异常样本, 在特征空间构造一个最优超平面, 从而实现样本分类。

选用高斯核函数将测试样本映射到高维空间, 即:

$$K(x_i, x_j) = e^{(-\gamma \|x_i - x_j\|^2)} \quad (9)$$

假设有样本  $x_i, i = 1, 2, \dots, n$ , 要得到最优超平面, 必须求出间隔参数与权值参数, 并用下式表示求解问题:

$$\min \frac{1}{2} \|w\|^2 + \frac{1}{\nu n} \sum_{i=1}^n \xi_i - b \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (10)$$

$$s. t. \Phi(x_i)w \geq b - \xi_i, \xi_i \geq 0$$

式中:  $w$  表示权值向量;  $b$  为间隔参数;  $\xi_i$  表示值为正数的松弛变量;  $\Phi(x_i)$  为  $x_i$  的映射函数;  $\nu \in (0, 1]$  表示支持向量的上限。可调参数  $\nu$  确定总样本中分错样本数量的上限, 其分类判别的决策函数为:

$$f(x) = \text{sgn}(\Phi(x)w - b) \quad (11)$$

然后引入拉格朗日函数和核函数的概念, 则可将式 (10) 转化为:

$$L = \frac{1}{2} \|w\|^2 + \frac{1}{\nu n} \sum_{i=1}^n \xi_i - b - \sum_{i=1}^n \xi_i \beta_i -$$

$$\sum_{i=1}^n (\Phi(x_i) \mathbf{w} - b + \xi_i) \alpha_i \quad (12)$$

式中:  $\alpha_i, \beta_i$  为拉格朗日因子。根据高斯核函数将测试样本映射到高维空间,然后类似传统的 SVM 算法,根据拉格朗日优化方法得到原问题的对偶问题:

$$\min_{\alpha_i} L_D = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \alpha_i \alpha_j K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) \quad (13)$$

$$\text{s. t. } 0 \leq \alpha_i \leq \frac{1}{\nu n}$$

取值之和为  $\sum_{i=1}^n \alpha_i = 1$ , 根据超平面上的某个支持向量  $\mathbf{x}_i$  以及对应的  $\alpha_i$ , 可以求出对应的  $b$ 。

$$b = \sum_{i=1}^n \alpha_i K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) \quad (14)$$

最终得到决策函数:

$$f(x) = \text{sgn} \left( \sum_{i=1}^n \alpha_i K(\mathbf{x}_i, x) - b \right) \quad (15)$$

参数  $\nu$  和  $g$  是解决问题的关键, 本文对参数  $(\nu, g)$  进行优化。

## 2.2 PSO 算法

PSO 算法通常用于求解高维约束问题的全局优化问题<sup>[18]</sup>。该方法的核心思想是将每一个优化求解问题的解都看作搜索空间中的一个粒子, 通过计算适应度函数来求出每一个粒子的性质, 如速度、位置和适应度值等, 通过迭代使粒子向搜索空间的最佳解方向移动<sup>[19]</sup>。每一次迭代, 粒子通过跟踪个体最优解和全局最优解的方向来更新自身的速度和位置, 经过一次迭代, 重新计算适应度, 寻找更新的最优解, 从而获得问题的最优解<sup>[20-21]</sup>。

粒子的更新公式如下:

$$v_{id}^{k+1} = w v_{id}^k + c_1 r_1 (p_{id}^k - x_{id}^k) + c_2 r_2 (p_{gd}^k - x_{id}^k) \quad (16)$$

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1} \quad (17)$$

式中:  $w$  为惯性因子, 对全局优化和局部优化的性能进行调节;  $c_1$  为个体学习因子,  $c_2$  为社会学习因子, 用以改变学习步长;  $r_1$  和  $r_2$  为分布于  $[0, 1]$  的随机数;  $p_{id}$  是第  $i$  个粒子的历史最优位置,  $p_{gd}$  为整个粒子群的历史最优位置;  $v_{id}$  是第  $i$  个粒子当前速度, 对速度进行限定有  $v_{id} \in [-V_{\max}, V_{\max}]$ , 当  $v_{id} > V_{\max}$  时, 取  $v_{id} = V_{\max}$ , 当  $v_{id} < -V_{\max}$  时, 取  $v_{id} = -V_{\max}$ ;  $x_{id}$  为粒子的当前位置, 对位置进行限定有  $x_{id} \in [-X_{\max}, X_{\max}]$ , 当  $x_{id} > X_{\max}$  时, 取  $x_{id} = X_{\max}$ , 当  $x_{id} < -X_{\max}$  时, 取  $x_{id} = -X_{\max}$ 。

本文提出了一种基于 CEEMDAN 和 PSO-OCSVM 对滚动轴承退化性能评估, 算法流程如图 2 所示。该算法利用 PSO 算法优化 OCSVM 模型的  $(\nu, g)$  参数, 来提升评估模型实用性和有效性。

粒子群优化算法的流程可归纳如下。

1) 获取轴承全寿命数据, 用 CEEMDAN 算法提取 IMF 分量特征, 选择训练样本和测试样本。

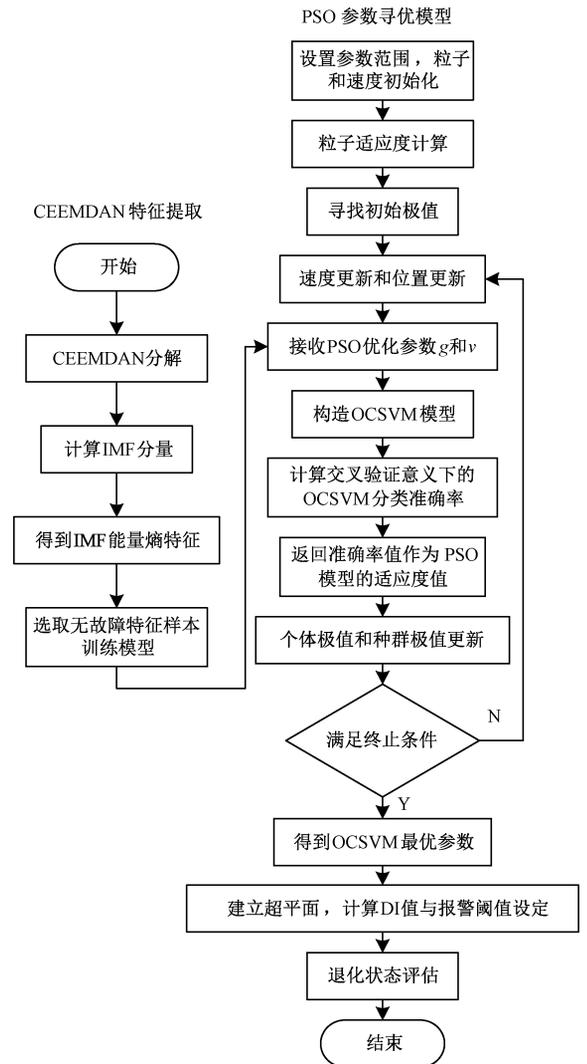


图2 CEEMDAN 和 PSO-OCSVM 的整体训练流程

Fig. 2 The overall training flow chart of CEEMDAN and PSO-OCSVM

2) 初始化种群数量、学习因子、最大迭代次数  $K_{\max}$  以及种群中所有粒子的速度和位置。在  $D$  维的问题空间中随机产生粒子的位置  $\mathbf{X} = (x_1, x_2, \dots, x_N)$  和速度  $\mathbf{V} = (v_1, v_2, \dots, v_N)$ ,  $N$  为粒子数目, 其中  $X_i = (x_{iv}, x_{ig})$  表示第  $i$  个粒子由 2 个分量构成, 分别代表 OCSVM 参数  $\nu$  和径向基核函数参数  $g$  的位置, 设置两个分量的限定范围为  $[X_{v\min}, X_{v\max}]$  和  $[X_{g\min}, X_{g\max}]$ 。

3) 进行粒子初始适应度  $F(i)$  计算, 寻找初始极值。粒子适应度值  $F(i)$ , 选取交叉验证意义下的分类正确率为粒子适应度值。

4) 个体极值和群体极值是基于适应度值: 如果适应度值  $F(x_i^{k+1}) > F(x_i^k)$ , 则  $p_i^k = x_i^{k+1}$ , 否则  $p_i^k = x_i^k$ 。若存在  $j$  使其成立, 且  $F(x_j^{k+1}) > F(x_j^k)$ , 则令  $G_j^{k+1} = x_j^k$ , 否则  $G_j^{k+1} = G_j^k$ 。

5) 按照粒子速度与位置更新公式进行更新。每次更新结束后,需要判断之前更新的位置是否限于指定的范围  $[X_{vmin}, X_{vmax}]$  和  $[X_{gmin}, X_{gmax}]$  内,如果  $X_{iv} < X_{vmin}$  则设置  $X_{iv} = X_{vmin}$ , 如果  $X_{iv} > X_{vmax}$  则  $X_{iv} = X_{vmax}$ 。

6) 如果满足退出迭代条件,超过最大迭代次数或连续 50 个适应度值变化未超过 0.01%,则退出迭代过程,且此时的群体极值即为所需的最佳参数。

7) 构建并求解最优化问题(14)和(15)得到解  $\alpha_i$ ,并从中选择  $\alpha_i$  的一个正分量  $\alpha_j$ ,然后计算  $b$  求出决策函数  $f(x)$ ,建立 OCSVM 模型,最后得到基于 PSO-OCSVM 的性能退化评价模型。

使用 CEEMDAN 能量熵提取正常轴承振动信号的特征信息,取无故障特征输入到粒子群算法优化参数后的单类支持向量机进行训练,得到最优超平面,然后提取全部样本 CEEMDAN 能量熵特征信息,计算全部样本特征信息到超平面的距离 DI,将此距离作为轴承退化指标,绘制轴承退化曲线。

图 2 中,利用 CEEMDAN 算法对滚动轴承信号特征提取和选择,PSO 优化的 OCSVM 推广应用于轴承性能退化评估,获得最佳权值和间隔参数,建立超平面是建立模型的关键。

### 3 实验数据处理与分析

#### 3.1 数据来源

美国辛辛那提大学智能维修中心提供了轴承全寿命试验数据。使用型号为 RexnordZA-2115 的双列球轴承,在其水平和垂直方向各安装一个加速度传感器,型号为 PCB353B33,4 个轴承分别安装在同一个连接轴的不同位置,通过交流电机驱动连接轴旋转,转速恒定 2 000 r/min,轴承径向负荷大小为 6 000 lb(1 kg=2.205 lb)。采用 NIDAQ 的数据采集卡 6062E 对实验数据进行采集,采样频率 12 kHz,采样时间 1 s,采集数据长度为 20 480 个点。试验后期轴承 1 出现严重外圈故障,故本文采用轴承 1 的数据进行性能退化评估,详细情况如表 1 所示。

表 1 data 2nd\_test 的详细情况  
Table 1 details of the Data 2nd Test

采集时间	2004/02/12/10:32:39-2004/02/19/06:22:39
文件数	984
振动信号数据长度	20 480 点(每个轴承)
采集时间间隔	10 min
文件格式	ASC II
试验后期描述	轴承 1 出现外圈故障

#### 3.2 特征提取与指标构建

为使实验更具参考性,所有实验数据均采用辛辛那

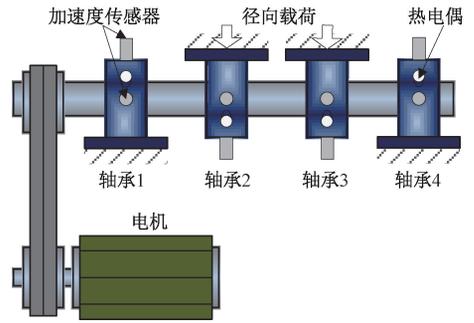


图 3 试验台示意图

Fig. 3 Schematic diagram of the test bench

提大学全寿命数据,采用轴承 1 的外圈故障全寿命数据,用 CEEMDAN 对原始数据进行特征提取。

采用 CEEMDAN 算法对滚动轴承振动信号进行分解并计算每个 IMF 对应的能量,由式(8)将每个能量除以总能量,得到能量熵特征,由于每组数据的前 13 个 IMF 能量熵幅值较高,第 13 个以后的幅值很小。因此本文选取每组数据的前 13 个 IMF 能量熵,全寿命数据构成 984×13 的矩阵作为性能退化评估的特征。

根据上述提取的轴承特征,得到 984×13 特征矩阵如图 4 所示,然后用前 100 组无故障的轴承特征数据输入 OCSVM 训练,用全寿命轴承特征数据作为测试集,通过测试集对训练所得模型进行评估。

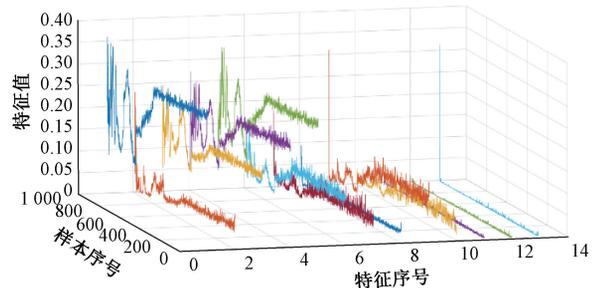


图 4 选取前 13 个的特征图

Fig. 4 Select the first 13 feature maps

设置 PSO-OCSVM 模型中  $c_1 = 1.5, c_2 = 1.7$ ,种群数量为 20,进化代数为 50,采取 5 折交叉验证方式求取 OCSVM 的分类准确率,结果如图 5 所示。

#### 3.3 结果与分析

根据 3.2 节进行 CEEMDAN 能量熵特征提取,并构建退化指标,根据 PSO-OCSVM 模型得到的退化指标特征,绘制轴承的退化曲线,如图 6 所示。

如图 6 所示,轴承退化指数 DI 在前期表现平缓,呈现正常的上下波动;当 533 个样点时超过报警阈值,然后故障逐渐加深;当 699 个样本点出现时出现上升,后曲线上下波动幅度较大,直到第 961 个试样点轴承出现直线

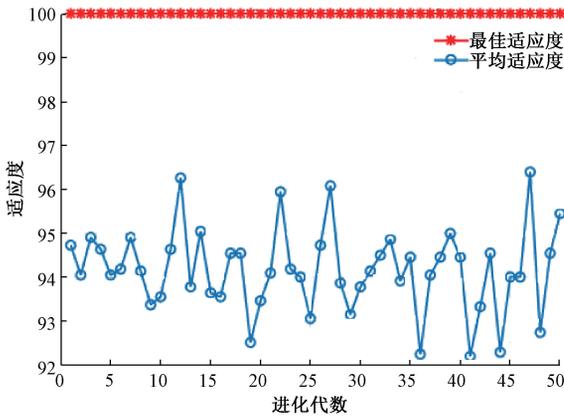


图5 PSO 适应度值变化曲线

Fig. 5 The curves of PSO fitness values

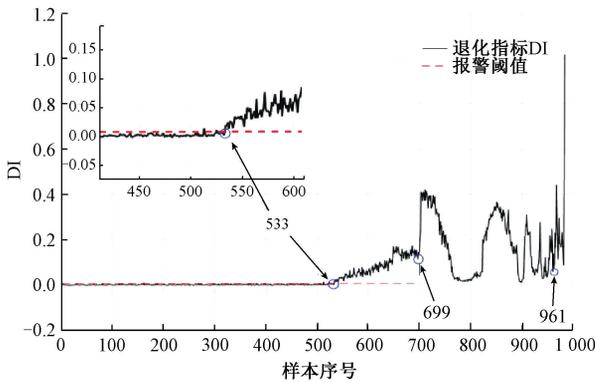


图6 CEEMDAN 和 PSO-OCSVM 的轴承性能退化曲线

Fig. 6 The performance degradation curve of CEEMDAN and PSO-OCSVM

上升趋势,表明轴承完全失效。

利用之前 CEEMDAN 提取的特征,以 SVDD 为评价模型,能较好地得到轴承各阶段的退化趋势,为验证实验效果,在 CEEMDAN-SVDD 模型中,采用相同的数据、试验组数和特征,描述轴承退化趋势并进行对比。CEEMDAN-SVDD 的退化曲线如图 7 所示。

比较图 6 和图 7,几乎在同一试验样本点上发现故障,各阶段的退化时间基本一致,但从图 7 可以看出,早期故障点比实际提前 8 组数据,每组数据采集间隔时间是 10 min,8 组数据就是 80 min。在轴承故障磨损期,并没有图 6 表现的更加明显,表现的过于平滑,说明 PSO 优化的 OCSVM 退化性能评估模型比 SVDD 模型更准确。

提取原始振动信号 CEEMDAN 能量熵特征,组成特征矩阵,结合 OCSVM 的轴承性能退化曲线如图 8 所示。在图 8 中,DI 值在 534 个样本点超出设定的报警阈值后,曲线在 700 个样本点处呈直线上升趋势;在 700~964 样本点出现反复较大的磨损后,曲线上升速度很快,但在前期出现了较大的回落,而且在前期的“正常阶段”与报

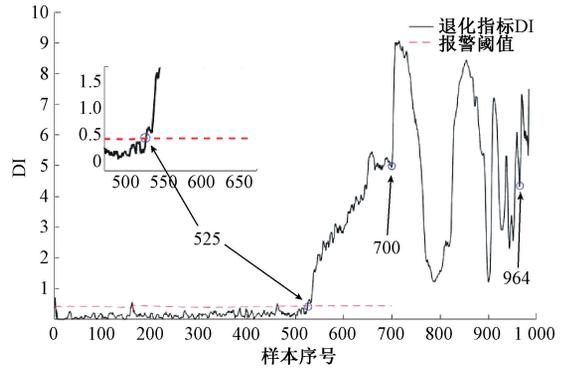


图7 CEEMDAN-SVDD 的轴承性能退化曲线

Fig. 7 The degradation curve of bearing performance by CEEMDAN-SVDD method

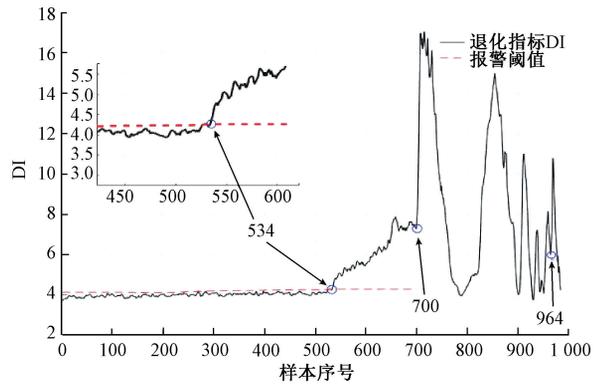


图8 CEEMDAN-OCSVM 的轴承性能退化曲线

Fig. 8 The performance degradation curve of CEEMDAN-OCSVM

警阈值之间出现反复的较大磨损,但在后期出现较大的回落,而且在前期的“正常阶段”与报警阈值之间的关系也不能很好地区分。

### 3.4 基于 CEEMDAN 和 Hilbert 包络解调

本文采用 CEEMDAN 和 Hilbert 包络解调的方法对模型结果进行验证,其具体步骤如下。

- 1) 将轴承振动信号进行 CEEMDAN 分解,得到一系列从高频到低频的 IMF 分量。
- 2) 分别求出每个 IMF 分量与原始信号的相关系数和峭度系数,筛选出相关系数大于 0.3 和峭度系数大于 3 的 IMF 分量。
- 3) 将经过筛选的 IMF 分量进行叠加重构,得到重构信号。
- 4) 将重构信号作 Hilbert 变换处理,从而得到其包络信号。
- 5) 将包络信号作傅里叶变换处理,进而求得其包络谱。
- 6) 观察是否出现与轴承理论故障特征频率相近的包络谱幅值,从而得出诊断结果。

对第 532 个样本和第 533 个样本采用 CEEMDAN 和 Hilbert 包络解调,其结果如图 9 和 10 所示。

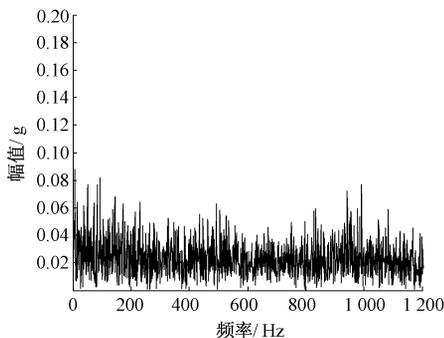


图 9 第 532 组数据文件的包络谱

Fig. 9 The envelope spectrum of group 532 data files

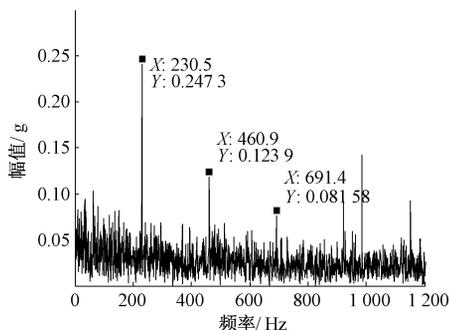


图 10 第 533 组数据文件的包络谱

Fig. 10 The envelope spectrum of group 533 data files

由图 10 可以看出,在第 533 个时刻时,可以看出在频率为 230.5 Hz 的时有一个很明显的谱峰,而在其倍频 460.9 和 691.4 Hz 时也有明显的峰值,与实验结果中滚动轴承 1 的外圈故障频率 236.4 Hz 很接近,第 533 个样本之后有明显的谱峰,且在其倍频也有明显的峰值。对第 532 个样本包络谱分析前如图 10 所示,可以看出,由于图上没有明显的谱峰,而且 532 样本数据前也没有明显的谱峰,因此推测轴承 1 在第 533 个样品上开始出现外圈故障,因此,可以用此模型进行验证。

## 4 结 论

本文提出将 CEEMDAN 与 PSO 优化的 OCSVM 相结合,用于滚动轴承的性能退化评估。利用 CEEMDAN 方法将滚动轴承振动信号分解成不同的 IMF 分量,根据 IMF 的能量熵密度获得典型的特征信号,然后将特征输入到 PSO-OCSVM 模型中,得到性能退化指标 DI 值画出性能退化曲线,使用  $3\sigma$  设置自适应阈值,确定轴承早期失效阈值,用 CEEMDAN 和 Hilbert 包络解调的方法验证评估结果的正确性。并结合实验与支持向量描述和参数自选的 OCSVM 模型对比,分析了 PSO-OCSVM 模型判断早期故障点更准确,在工程实践中具有重要意义。

## 参考文献

- [1] 池永为,杨世锡,焦卫东,等. 基于 EMD-DCS 的滚动轴承伪故障特征识别方法[J]. 振动与冲击, 2020, 39(9):9-16.  
CHI Y W, YANG SH X, JIAO W D, et al. Pseudo-fault feature identification method for rolling bearings based on EMD-DCS [J]. Journal of Vibration and Shock. 2020, 39(9):9-16.
- [2] 雷亚国,贾峰,孔德同,等. 大数据下机械智能故障诊断的机遇与挑战[J]. 机械工程学报, 2018, 54(5): 94-104.  
LEI Y G, JIA F, KONG D T, et al. Opportunities and challenges of mechanical intelligence fault diagnosis based on big data [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2018, 54(5):94-104.
- [3] RAI A, UPADHYAY S H. Bearing performance degradation assessment based on a combination of empirical mode decomposition and k-medoids clustering [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 93:16-29.
- [4] HONG SH, WANG B Q, LI G Q, et al. Performance degradation assessment for bearing based on ensemble empirical mode decomposition and gaussian mixture model [J]. Journal of Vibration and Acoustics, 2014, 136(6):061006. 1-061006. 8.
- [5] 周建民,黎慧,张龙,等. 基于 EMD 和逻辑回归的轴承性能退化评估[J]. 机械设计与研究, 2016, 32(5): 72-75, 79.  
ZHOU J M, LI H, ZHANG L, et al. Bearing performance degradation assessment based on EMD and logical regression [J]. Mechanical Design and Research, 2016, 32(5):72-75, 79.
- [6] 蔡艳平,李艾华,石林锁,等. EMD 端点效应的改进型混沌延拓方法及其在机械故障诊断中的应用[J]. 振动与冲击, 2011, 30(11):46-52.  
CAI Y P, LI A H, SHI L S, et al. Improved chaotic extension method for end effect of EMD and its application in mechanical fault diagnosis [J]. Journal of Vibration and Shock, 2011, 30(11):46-52.
- [7] 付林军,王凤随,刘正男. 改进自适应 CEEMD 方法在心电信号去噪中的应用[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(4):50-57.  
FU L J, WANG F S, LIU ZH N. Application of improved adaptive CEEMD method in ECG signal denoising [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(4):50-57.
- [8] 施杰,伍星,刘韬. 基于 MPDE-EEMD 及自适应共振解调的轴承故障特征提取方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(9):47-54.

- SHI J, WU X, LIU T. Bearing fault feature extraction method based on MPDE-EEMD and adaptive resonance demodulation [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(9): 47-54.
- [9] 贾亚超, 李国龙, 何坤, 等. 基于灰色准则与 EEMD 的滚刀振动信号降噪方法[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(7): 187-194.
- JIA Y CH, LI G L, HE K, et al. De-noising method of vibration signal of hob based on grey criterion and EEMD [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(7): 187-194.
- [10] SHI P M, SU C J, ZHAO N, et al. Study on fault diagnosis method for rotating machinery based on adaptive stochastic resonance and AMD [J]. Shock and Vibration, 2017, 38(1): 112-116.
- [11] CHEN K, ZHOU X C, FANG J Q, et al. Fault feature extraction and diagnosis of gearbox based on EEMD and deep briefs network [J]. International Journal of Rotating Machinery, 2017, 2017.
- [12] 程军圣, 王健, 桂林. 改进的 EEMD 方法及其在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 振动与冲击, 2018(16): 51-56.
- CHENG J SH, WANG J, GUI L. Improved EEMD method and its application in rolling bearing fault diagnosis [J]. Journal of Vibration and Shock, 2018(16): 51-56.
- [13] 陈法法, 李冕, 陈保家, 等. EEMD 能量熵与优化 LS-SVM 的滚动轴承故障诊断[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2016(12): 71-75.
- CHEN F F, LI M, CHEN B J, et al. Rolling bearing fault diagnosis based on EEMD energy entropy and optimized LS-SVM [J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technology, 2016(12): 71-75.
- [14] 吴守军, 冯辅周, 吴春志, 等. 基于 VMD-DE 的坦克行星变速箱故障诊断方法研究[J]. 振动与冲击, 2020, 39(10): 170-179.
- WU SH J, FENG F ZH, WU CH ZH, et al. Research on fault diagnosis method of tank planetary gearbox based on VMD-DE [J]. Journal of Vibration and Shock, 2020, 39(10): 170-179.
- [15] XIAO Y, WANG H, ZHANG L, et al. Two methods of selecting gaussian kernel parameters for one-class SVM and their application to fault detection [J]. Knowledge-Based Systems, 2014, 59: 75-84.
- [16] 张超, 陈建军, 郭迅. 基于 EEMD 能量熵和支持向量机的齿轮故障诊断方法[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2012, 43(3): 932-939.
- ZHANG CH, CHEN J J, GUO X. Gear fault diagnosis method based on EEMD energy entropy and support vector machine [J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2012, 43(3): 932-939.
- [17] 黄南天, 张书鑫, 蔡国伟, 等. 采用 EWT 和 OCSVM 的高压断路器机械故障诊断[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(12): 2773-2781.
- HUANG N T, ZHANG SH X, CAI G W, et al. Mechanical fault diagnosis of high voltage circuit breaker using EWT and OCSVM [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(12): 2773-2781.
- [18] 尚雪梅, 徐远纲. PSO 优化的最大峭度熵反褶积齿轮箱故障诊断[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(7): 64-72.
- SHANG X M, XU Y G. Fault diagnosis of gearbox based on maximal kurtosis entropy optimized by PSO [J]. Journal of Electrical Measurement and Instrumentation, 2020, 34(7): 64-72.
- [19] JUN M, JIAN D W, YU G F, et al. Fault diagnosis of rolling bearing based on the PSO-SVM of the mixed-feature [J]. Applied Mechanics and Materials, 2013, 2617.
- [20] 熊景鸣, 潘林, 朱昇, 等. DBN 与 PSO-SVM 的滚动轴承故障诊断[J]. 机械科学与技术, 2019, 38(11): 1726-1731.
- XIONG J M, PAN L, ZHU SH, et al. Rolling bearing fault diagnosis based on DBN and PSO-SVM [J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2019, 38(11): 1726-1731.
- [21] 林雅慧, 王海瑞, 靖婉婷. 基于改进的 PSO 算法优化 FSVM 的滚动轴承故障诊断[J]. 计算机应用与软件, 2018, 35(11): 94-97, 141.
- LIN Y H, WANG H R, JING W T. Rolling bearing fault diagnosis based on improved PSO algorithm optimization FSVM [J]. Computer Applications and software, 2018, 35(11): 94-97, 141.

## 作者简介



周建民(通信作者), 2005 年于中国科学院长春光学精密机械与物理研究所获得博士学位, 现为华东交通大学教授, 主要研究方向为无损检测、智能诊断技术、光机电一体化技术及装备。

E-mail: hotzjm@163.com

**Zhou Jianmin** (Corresponding author) received Ph. D. from Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences in 2005. He is currently a professor at East China Jiaotong University. His main research interests include nondestructive testing, intelligent diagnosis, optical-mechatronics technology and equipment.