

# 基于 PVMD 和 MMDE 的滚动轴承故障诊断

安冬<sup>1</sup>, 梁彬彬<sup>1</sup>, 叶井启<sup>2</sup>, 邵萌<sup>1</sup>, 刘振鹏<sup>1</sup>

(1. 沈阳建筑大学机械工程学院, 辽宁 沈阳 110168; 2. 辽宁江扬科技有限公司, 辽宁 沈阳 110000)

**摘要** 目的 针对非线性、非平稳的滚动轴承故障特征信号提取不足进而影响故障判别的问题, 提出一种主成分变分模态分解(PVMD)和均值多尺度散布熵(MMDE)的滚动轴承故障诊断方法。**方法** 首先, 采用主成分变分模态分解法处理故障信号, 对分解的本征模态函数进行去冗余操作, 得到降维主元模态函数(PIMF); 然后, 对初始特征信号进行多尺度散布熵运算, 求取散布熵的均值形成均值多尺度散布熵(MMDE); 最后, 把得到的熵值作为特征向量输入到支持向量机中进行故障判别。**结果** 在轴承数据集上进行实验验证, 该方法的故障识别精度达到了98.33%。**结论** 相较于对比实验等方法, 所提方法有效提取了故障特征, 具有很好的故障判别效果, 进一步提高了故障诊断识别精度。

**关键词** 滚动轴承; 主成分变分模态分解; 均值多尺度散布熵; 支持向量机

中图分类号 TH133.33 文献标志码 A

## Fault Diagnosis of Rolling Bearing Based on PVMD and MMDE

AN Dong<sup>1</sup>, LIANG Binbin<sup>1</sup>, YE Jingqi<sup>2</sup>, SHAO Meng<sup>1</sup>, LIU Zhenpeng<sup>1</sup>

(1. School of Mechanical Engineering, Shenyang Jianzhu University, Shenyang, China, 110168; 2. Liaoning Jiangyang Technology Co. Ltd., Shenyang, China, 110000)

**Abstract:** Aiming at the problem that the nonlinear and non-stationary rolling bearing fault characteristic signal is not extracted enough to affect the fault identification, a rolling bearing fault diagnosis method based on Principal Component Variational Mode Decomposition (PVMD) and Mean Multiscale Dispersal Entropy (MMDE) is proposed. Firstly, the principal component variational modal decomposition method is used to process the fault signal, and the de-redundant operation is performed on the decomposed eigenmode function to obtain the dimensionality reduced principal component mode function (PIMF). Calculate the mean value of the spread entropy to form the mean multi-scale spread entropy (MMDE); finally, the obtained entropy value is input into the support vector machine as a feature vector for fault identification. The method proposed by the author is used for experimental verification on the bearing data set. The results

收稿日期: 2021-05-16

基金项目: 国家自然科学基金项目(51975130); 辽宁省重点研发计划项目(2017225016)

作者简介: 安冬(1984—), 男, 副教授, 博士, 主要从事精密运动控制理论与电主轴故障预测等方面研究。

show that the fault identification accuracy of this method is as high as 98.33%. Compared with the comparative experiments and other methods, the proposed method can effectively extract the fault features, has a good fault discrimination effect, and further improves the fault diagnosis and identification accuracy.

**Key words:** rolling bearing; principal variational modal decomposition; mean multi-scale dispersion entropy; support vector machine

旋转机械作为工业生产中的主要设备,其运行健康状况与工业生产效率直接相关。而滚动轴承作为旋转机械中不可缺少的重要机械零部件发挥着重要作用,多项研究表明,旋转机械中的大多数机械故障是由滚动轴承所引起<sup>[1]</sup>。由于来自轴承的振动信号是非线性的,具有非平稳特性,并且在信号的采集过程中极易受到硬件设备和环境的影响<sup>[2]</sup>。因此,如何在复杂的信号中提取有效的故障特征是完成故障判别急需解决的问题<sup>[3]</sup>。

经验模态分解<sup>[4]</sup> (Empirical Mode Decomposition, EMD) 是一种常见的分解方法被应用于各个领域。EMD 主要优点是在没有经验的情况下通过数据驱动进行信号处理<sup>[5]</sup>。经验模态分解具有完备性和自适应性等特点,在滚动轴承的信号降噪和故障特征提取中引起了研究人员的广泛关注<sup>[6]</sup>。但是,EMD 方法本身具有一些缺点,导致信号分解的结果容易出现端点发散现象,以及一些其他不可避免的缺点<sup>[7]</sup>。针对这些问题,K. Dragomiretskiy<sup>[8]</sup>等提出一种变分模态分解 (Variational Mode Decomposition, VMD) 的自适应信号处理方法,与 EMD 方法不同,VMD 引入了一种完全非递归的方式将信号分解问题转化为约束优化问题,采用迭代更新的方式求解约束变分模型,可以自适应的将振动信号分解为一定数量且有限带宽的固有模态分量<sup>[9]</sup>。这样既能避免 EMD 方法在分解时存在的过包络、欠包络问题,又保留了 EMD 的优点。近些年来,有许多学者对此进行研究:郑近德等<sup>[10]</sup>将故障信号经 VMD 分解重构后,计算初始特征的复合多尺度模糊熵完成特征提

取。马增强等<sup>[11]</sup>采用 VMD 结合独立分量分析对故障信号进行去噪处理,从而实现了故障类型的判断。

熵作为一种度量不确定性或不规则性的方法,其采用系统状态的概率分布来量化时间序列的规律性,表示时间序列的复杂程度<sup>[12]</sup>。许多能够反映振动信号非线性特征分析方法如:样本熵<sup>[13]</sup>和排列熵<sup>[14]</sup>等,已被大量学者研究应用于不同领域。然而在实际应用中发现,上述方法忽略了振幅的平均值和幅度值间的不同,并且计算比较复杂,还可能会造成幅度信息的某些丢失<sup>[15]</sup>。国外学者 M. Rostaghi 等<sup>[16]</sup>以散布熵 (Dispersion Entropy, DE) 为指标,作为新的方法来衡量时间序列的不规则程度,量化序列的规律性,具有运算速度快、不易受突变信号影响且考虑了幅值间关系等优点,在一定程度上解决了样本熵和排列熵的缺陷<sup>[17]</sup>。由于滚动轴承振动信号中含有复杂的特征信息,单一尺度下的熵值往往不能得到深层次的故障信息,为了分析不同时间尺度上时间序列的复杂性需要对故障信号进行均值多尺度分析。

由于轴承原始振动信号表现出的复杂特征,笔者提出了一种基于主成分变分模态分解法 (Principal Variational Modal Decomposition, PVMD) 和均值多尺度散布熵 (Mean Multiscale Dispersion Entropy, MMDE) 的滚动轴承故障诊断方法。先采用 PVMD 对轴承原始信号进行预处理<sup>[18]</sup>;再对初始特征信号进行 MMDE 的运算,可以有效地提取轴承故障特征向量,从而全面表征轴承故障信号的细节信息;最后采用支持向量机对故障状态进行判别。研究表明,笔者所提方法实现了滚动轴承故障类

别的准确诊断。

## 1 基于 PVMD 和 MMDE 的故障特征提取

### 1.1 主成分变分模态分解

主成分变分模态分解法(PVMD)是采用 VMD 将原始故障信号分解,VMD 利用迭代更新的方式求解约束变分模型的最优解,可以自适应的将振动信号分解为一定数量且有限带宽的固有模态分量,从而实现自适应分解。再结合主成分分析按 95% 累计贡献率去除 IMF 的冗余信息降低特征信号维度,简化为能够表征原始振动信号的少数几个主成分,从而反映出故障特征信息,有效降低了数据的分析难度和复杂程度。

构建受约束变分模型:

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

式中:  $\{u_k\} = \{u_1, u_2, \dots, u_k\}$  是分解得到的  $k$  个模态分量;  $\{\omega_k\} = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_k\}$  是各个分量的频率中心;  $\sum_K = \sum_{k=1}^K$  是所有模态分量的总和。

为解决上述变分问题,引入惩罚因子  $\alpha$  和 Lagrange 乘数  $\lambda(t)$  转化该约束变分问题。并采用交替方向乘子法(ADMM)交替更新  $u_k^{n+1}$ 、 $\omega_k^{n+1}$  和  $\lambda^{n+1}$  寻求约束变分模型的最优解。同时利用傅里叶等距变换将其转变到频域,则优化问题的更新表达式为

$$\hat{u}_k^{n+1}(\omega) = \frac{\hat{f}(\omega) - \sum_{i \neq k} \hat{u}_i(\omega) + \frac{\hat{\lambda}(\omega)}{2}}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k)^2}. \quad (2)$$

$$\omega_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega}. \quad (3)$$

$$\hat{\lambda}^{n+1}(\omega) = \hat{\lambda}^n(\omega) + \tau(\hat{f}(\omega) - \sum_k \hat{u}_k^{n+1}(\omega)). \quad (4)$$

重复上述步骤,使每个模态分量的频率

及频带在迭代求解过程中持续更替,达到更替的终止条件便可结束:

$$\sum_k \frac{\|\hat{u}_k^{n+1} - \hat{u}_k^n\|_2^2}{\|\hat{u}_k^n\|_2^2} < \varepsilon. \quad (5)$$

对 VMD 分解的一系列本征模态函数进行中心化处理,得到特征参数矩阵  $X$ 。

计算矩阵  $X$  的平均值与协方差矩阵,并求取协方差矩阵的特征值和特征向量。将特征值按从大到小进行排序,同时将特征向量按特征值从大到小的顺序依次排列构成矩阵  $P$ 。

计算特征矩阵,按照累计贡献率  $\theta$  选取前  $k$  个特征,得到主元模态函数(PIMF)。

$$\theta = \sum_{i=1}^k \lambda_i / \sum_{i=1}^n \lambda_i. \quad (6)$$

### 1.2 均值多尺度散布熵

基于上节采用 PVMD 对轴承信号进行预处理得到的 PIMF 分别进行 MDE 运算,求取其平均值形成均值多尺度散布熵(MMDE)来完整量化振动信号在多个时间尺度上的故障特征。在计算多尺度序列的 DE 值时整个计算过程中平均值  $\mu$  与标准差  $\sigma$  是基于原始数据的  $\mu$  和  $\sigma$  且保持不变。计算步骤如下:

(1)构建新序列

对于长度为  $L$  的时间序列  $u = \{u_1, u_2, \dots, u_L\}$ ,  $u$  被划分成尺度因子为  $\tau$  的新序列。然后构造粗粒化信号:

$$x_j^{(\tau)} = \frac{1}{\tau} \sum_{b=(j-1)\tau+1}^{j\tau} u_b, 1 \leq j \leq \left\lfloor \frac{L}{\tau} \right\rfloor = N. \quad (7)$$

(2)计算每个粗粒化信号的熵值  
使用标准正态累积分布函数:

$$y_j = \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{x_j} e^{-\frac{(t-\mu)^2}{2\sigma^2}} dt. \quad (8)$$

将时间序列  $x$  从 0 到 1 映射到  $y = \{y_j, j=1, 2, \dots, N\}$ ,  $y_i \in (0, 1)$ 。其中  $\mu$  和  $\sigma^2$  分别表示期望和方差。

将  $y$  映射到  $[1, 2, \dots, c]$  内,其中  $c$  为类别个数。

$$z_j^c = \text{round}(c \cdot y_i + 0.5). \quad (9)$$

(3) 计算嵌入向量

$$z_i^{m,c} = \{z_i^c, z_{i+d}^c, \dots, z_{i+(m-1)d}^c\} \quad i=1, 2, \dots, N-(m-1)d. \quad (10)$$

式中:  $m$  和  $d$  分别为嵌入维数和时延。每一个  $z_j^{m,c}$  都对应一个散布模式  $\pi_{v_0 v_1 \dots v_{m-1}}$ 。其中,  $z_i^c = v_0, z_{i+d}^c = v_1, \dots, z_{i+(m-1)d}^c = v_{m-1}$ 。由于  $\pi_{v_0 v_1 \dots v_{m-1}}$  具有  $m$  类别, 每个类别有  $c$  位数字, 故所有可能的散布模式共  $c^m$  种。

(4) 计算散布模式  $\pi_{v_0 v_1 \dots v_{m-1}}$  相对频率

$$p(\pi_{v_0 v_1 \dots v_{m-1}}) = \frac{\text{Num}(\pi_{v_0 v_1 \dots v_{m-1}})}{N - (m-1)d}. \quad (11)$$

其中,  $\text{Num}(\pi_{v_0 v_1 \dots v_{m-1}})$  为  $z_i^{m,c}$  对应的每种  $\pi_{v_0 v_1 \dots v_{m-1}}$  出现的次数。

(5) 根据信息熵理论定义散布熵

$$DE(x, m, c, d) = - \sum_{\pi=1}^{c^m} p(\pi_{v_0 v_1 \dots v_{m-1}}) \cdot \ln(p(\pi_{v_0 v_1 \dots v_{m-1}})). \quad (12)$$

(6) 各个尺度因子  $\tau$  下的 MDE 定义

$$MDE(x, m, c, d, \tau) = DE(x_j^{(\tau)}, m, c, d). \quad (13)$$

(7) MMDE 定义

$$MMDE = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n MDE_{(k)}(x, m, c, d, \tau). \quad (14)$$

式中:  $n$  为故障样本进行 MDE 运算的特征数据个数。

## 2 基于 PVMD 和 MMDE 的故障诊断方法

### 2.1 故障诊断流程

基于 PVMD 和 MMDE 的故障轴承判别步骤如下:

Step1. 采用传感器按照特定频率收集轴承不同状态下的故障信号, 获取各种状态下的样本数据;

Step2. 采用主成分变分模态分解算法对原始振动信号进行去噪预处理, 对分解的一系列本征模态分量分析降维, 得到初始特征数据;

Step3. 计算初始特征数据的均值多尺度散布熵构建故障特征向量;

Step4. 采用 SVM 用作模式分类方法。将特征向量输入训练好的 SVM 中, 从而完成轴承故障的判别。

### 2.2 实验数据分析

实验数据来自西储大学轴承数据中心的滚动轴承振动信号。采用笔者所提出的 PVMD 和 MMDE 的判别方法来进行实验分析, 以此来验证所提方法的有效性。以驱动端收集的故障振动信号作为目标对象, 并以频率为 12 kHz 进行采样, 负载设置为 1.492 kW, 电机转速约为 1 750 r/min。实验数据集的轴承振动信号包含内圈故障、外圈故障、滚动体故障和正常状态, 其中单点故障直径为 0.533 4 mm。每种轴承故障类型的振动信号样本取 40 组, 每组样本信号含有 1 024 个点, 共需采集 160 组样本数据。滚动轴承内圈故障中一组样本信号波形图如图 1 所示。

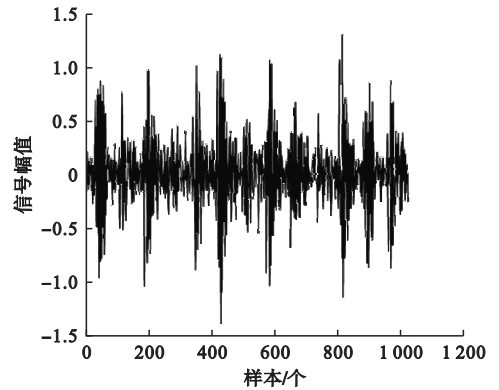


图1 内圈故障信号时域波形

Fig. 1 The fault signal of the inner ring in time domain

### 2.3 轴承故障特征提取

故障信号由变分模态分解法分解成一定数量的固有模态函数, 为了防止出现欠分解和过分解现象, 采用观察法来进行模态个数  $K$  值的确定。  $K$  值不同会对分解的结果产生重要影响, 从而影响最终的识别效果。如果分解个数过多会出现频率混叠, 则认为出现了过分解现象; 如果分解个数过少, 故障信号的某些重要特征可能丢失难以实现信号的有效分解, 则认为出现了欠分解现象。不同分解个数时的中心频率如表 1 所示。

表 1 不同分解个数的中心频率

Table 1		The center frequencies of different decompositions numbers				
K		中心频率/Hz				
2	496	2 807	—	—	—	—
3	499	2 074	3 025	—	—	—
4	483	1 139	2 250	3 033	—	—
5	491	1 130	2 136	2 798	3 115	—
6	491	1 126	2 074	2 384	2 990	3 129

由表 1 可知,当  $K=4$  时各分量的频率相距较远,分解个数明显不足出现了欠分解现象。当  $K=6$  时分量的频率又相距较近出现了混叠,即可认为出现了过分解。因而分析出模态数  $K=5$ 。经 VMD 分解后的内圈故障时域图如图 2 所示。

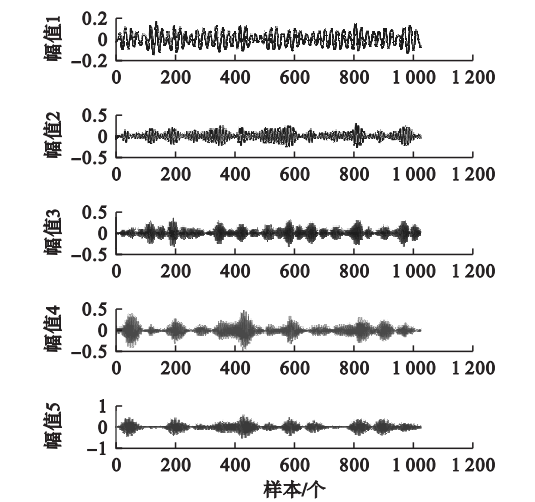


图 2 内圈故障信号 VMD 分解结果

Fig. 2 The VMD decomposition result of fault signal for inner ring

随后采用主成分分析法对经过 VMD 分解的一系列本征模态分量进行降维去噪处理,提取主元成分。主元个数的选取原则主要依据累计贡献率  $\theta$ ,提取  $\theta$  高于 95% 的主要成分(见图 3)。由图 3 可知,前 4 个主元分量的累计贡献率已达到了 95%,根据贡献率选取原则选择前 4 个初始特征进行均值多尺度散布熵运算,降维后的主元分量时域图如图 4 所示。

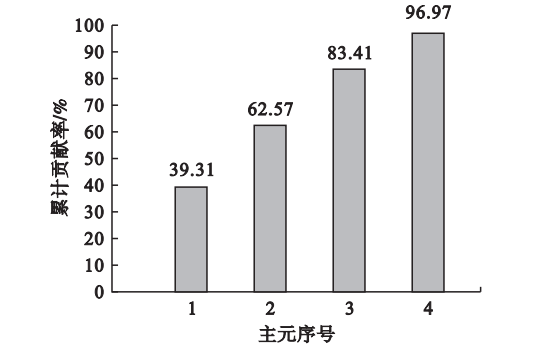


图 3 主元累计贡献率

Fig. 3 The cumulative contribution rate of principal components

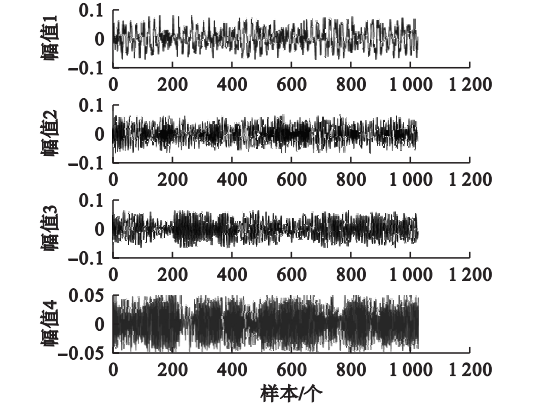


图 4 降维后各主元时域图

Fig. 4 The principal components after dimensionality reduction in the time domain

根据上文定义的均值多尺度散布熵求取各个初始特征的熵值。在计算过程中需要事先确定有关计算参数,嵌入维数的取值不宜过大或过小,越大就有越多的详细信息,但需要的数据长度也会随之增加;过小则可能检测不到信号中的动态变化,通常取 2 或 3。对于类别通常在  $[4,8]$  选取其中的一个整数。对于时延在有关散布熵的算法中一般取 1。详



细过程可文献[11]。经过计算可以得到轴承不同状态的 MMDE 熵值曲线(见图 5)。

由图 5 可知,熵值随着尺度的不断增加而逐渐减小;当尺度大于 8 时,均值多尺度散布熵值而逐渐趋于平缓,为了更好的识别滚动轴承故障故选取每个样本数据前 8 个尺度的熵值作为特征向量,输入到 SVM 中进行故障诊断。表 2 为滚动轴承四种故障数据经 PVMD 和 MMDE 运算处理后得到的滚动轴承熵值特征向量,其中每种故障状态只列出 2 组样本数据。

表 2 滚动轴承熵值特征向量

Table 2 Characteristic vector of entropy value for rolling bearing

轴承状态	序号	$E_1$	$E_2$	$E_3$	$E_4$	$E_5$	$E_6$	$E_7$	$E_8$
内圈故障	1	4.959 9	4.487 2	3.849 9	3.790 4	3.490 6	3.039 3	2.975 7	2.867 6
	2	5.082 8	4.652 3	4.154 6	3.879 8	3.573 3	3.228 5	3.187 5	2.831 7
外圈故障	1	4.869 8	4.470 5	3.809 6	3.322 3	3.190 2	2.930 2	2.846 1	2.699 1
	2	4.872 3	4.379 2	3.836 5	3.228 0	3.151 2	2.850 2	2.892 8	2.671 9
滚动体故障	1	4.671 9	4.326 7	3.687 4	3.688 9	3.165 0	3.255 7	2.834 9	2.610 3
	2	4.603 1	4.237 0	3.725 6	3.628 9	3.164 4	3.144 5	2.747 0	2.564 6
正常状态	1	4.227 4	4.531 1	4.280 0	3.915 1	3.588 4	3.259 0	3.417 2	3.235 3
	2	4.343 7	4.756 9	4.630 1	4.370 4	4.097 6	3.579 7	3.765 6	3.590 9

2.4 实验结果分析

SVM 广泛应用在数据样本较少的轴承故障诊断中,故基于文中的实际情况选择此种故障识别方法。已知每种故障类型的振动信号各 40 组,共计 160 组样本数据,基于上述特征提取方法从每种振动信号中随机选取 10 组特征向量作为训练样本,用训练好的 SVM 分类器将剩余的 30 组特征向量进行测试。其中,纵坐标的样本类别标识 1~4 分别代表内圈故障、外圈故障、滚动体故障和正常状态。测试样本的识别结果如图 6 所示。由图 6 可知,外圈、滚动体和正常状态均达到了准确识别,仅有 2 组判别出错,将内圈错诊为滚动体故障。笔者对识别结果做了总体统计,如表 3 所示。由表 3 可知,平均故障识别准确率达到 98.33%。

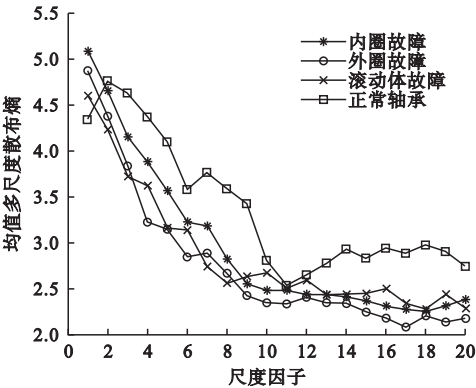


图 5 四种轴承状态的熵值图

Fig. 5 Entropy map of four bearing states

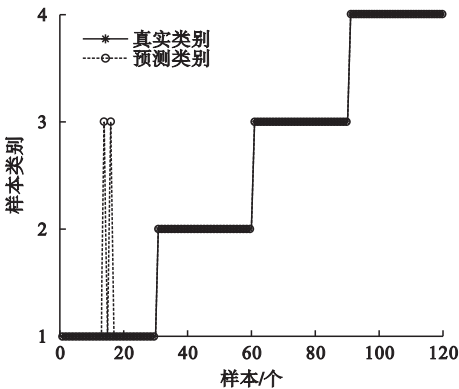


图 6 PVMD-MMDE 样本识别结果

Fig. 6 The identification results of PVMD-MMDE

为了进一步验证笔者所提方法的优越性选用同样的样本数据设置了 3 组对比实验,第一组直接对 VMD 分解出来的本征模态函数进行 MDE 运算,第二组对 VMD 分解出来的本征模态函数进行 MMDE 运算,第三组对

表3 PVMD-MMDE 识别结果

Table 3 The identification results of PVMD-MMDE

故障类型	训练样本/个	测试样本/个	准确识别数/个	识别率/%
内圈	10	30	28	93.33
外圈	10	30	30	100
滚动体	10	30	30	100
正常状态	10	30	30	100

PVMD 分解出来的初始特征数据进行 MDE 运算,然后分别借助 SVM 分类器进行识别分类。四种故障类型的诊断结果如图 7、图 8 和图 9 所示,平均识别率分别为 89.17%、90.83% 和 94.17%,总体统计结果见表 4。通过对比两表可以得知笔者方法的故障识别率高于对比实验,说明了提出的轴承故障判别方法具有更佳的识别效果。

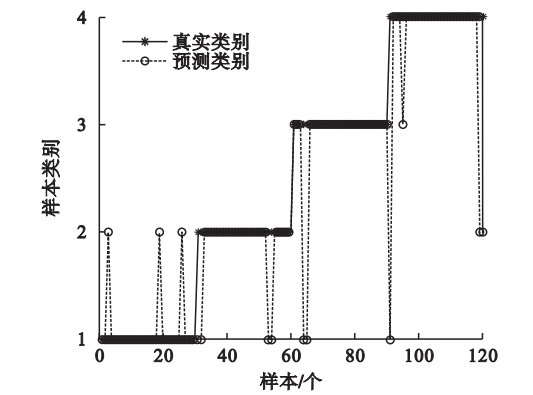


图7 VMD-MDE 样本识别结果

Fig. 7 The identification results of VMD-MDE

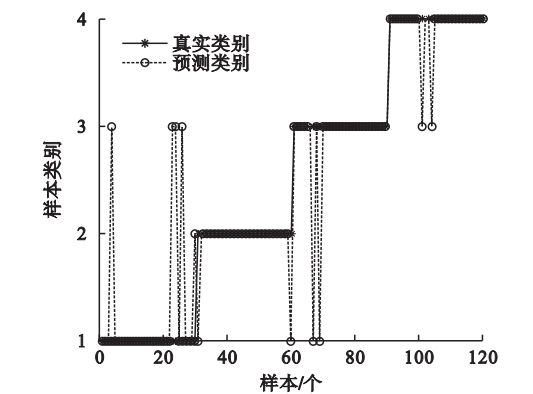


图8 VMD-MMDE 样本识别结果

Fig. 8 The identification results of VMD-MMDE

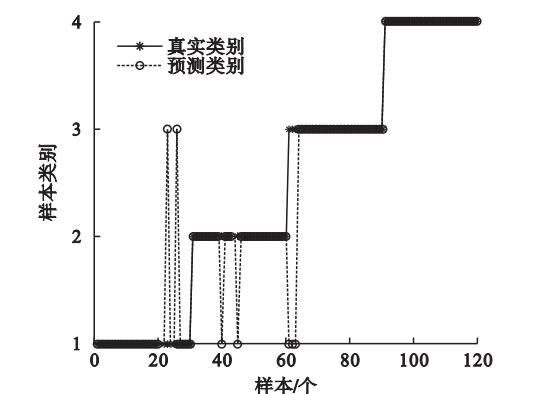


图9 PVMD-MDE 样本识别结果

Fig. 9 The identification results of PVMD-MDE

表4 对比实验的故障状态识别结果

Table 4 The fault state identification results of the comparative experiment

诊断方法	内圈故障	外圈故障	滚动体故障	正常状态	平均识别率/%
VMD-MDE	90	86.67	93.33	86.67	89.17
VMD-MMDE	83.33	93.33	93.33	93.33	90.83
PVMD-MDE	93.33	93.33	90	100	94.17

### 3 结 论

- (1)在变分模态分解的基础上结合主成分分析对轴承原始故障数据进行降噪分析预处理,从而得到降维的主元模态分量,有效降低了数据的分析难度和复杂程度;采用均值多尺度散布熵的方法来全面表征特征向量的细节信息,可避免局部信息的丢失,可以有效提取轴承故障特征向量。
- (2)采用具有良好分类效果的支持向量机对故障状态进行识别,可以准确判别出轴承故障。
- (3)PVDM-MMDE 的故障识别率为 98.33%,对比实验的识别率分别为 89.17%、90.83% 和 94.17%,验证了笔者所提方法对故障诊断具有很好的识别效果,进一步提高了轴承故障诊断的识别率。

### 参考文献

[1] 王冰,胡雄,李洪儒,等. 基于基本尺度熵与 GG 模糊聚类的轴承性能退化状态识别[J].

- 振动与冲击,2019,38(5):190-197.  
(WANG Bing, HU Xiong, LI Hongru, et al. Rolling bearing performance degradation state recognition based on basic scale entropy and GG fuzzy clustering [J]. Journal of vibration and shock,2019,38(5):190-197.)
- [2] 石怀涛,乔思康,丁健华,等.基于改进卷积神经网络 CNND 的电主轴轴承故障诊断方法[J].沈阳建筑大学学报(自然科学版),2020,36(2):361-369.  
(SHI Huaitao, QIAO Sikang, DING Jianhua, et al. Fault diagnosis method of motorized spindle bearing based on CNND [J]. Journal of Shenyang jianzhu university (natural science),2020,36(2):361-369.)
- [3] LI J, YAO X, WANG H, et al. Periodic impulses extraction based on improved adaptive VMD and sparse code shrinkage denoising and its application in rotating machinery fault diagnosis [J]. Mechanical systems and signal processing,2019,126:568-589.
- [4] 徐可,陈宗海,张陈斌,等.基于经验模态分解和支持向量机的滚动轴承故障诊断[J].控制理论与应用,2019,36(6):915-922.  
(XU Ke, CHEN Zonghai, ZHANG Chenbin, et al. Rolling bearing fault diagnosis based on empirical mode decomposition and support vector machine [J]. Control theory & applications,2019,36(6):915-922.)
- [5] JIANG X, WANG J, SHI J, et al. A coarse-to-fine decomposing strategy of VMD for extraction of weak repetitive transients in fault diagnosis of rotating machines [J]. Mechanical systems and signal processing, 2019, 116: 668-692.
- [6] 王新,闫文源.基于变分模态分解和 SVM 的滚动轴承故障诊断[J].振动与冲击,2017,36(18):252-256.  
(WANG Xin, YAN Wen Yuan. Fault diagnosis of roller bearings based on the variational mode decomposition and SVM [J]. Journal of vibration and shock, 2017, 36 (18): 252-256.)
- [7] GONG Ting kai, YUAN Xiaohui, YUAN Yanbin, et al. Application of tentative variational mode decomposition in fault feature detection of rolling element bearing [J]. Measurement,2019,135:481-492.
- [8] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition [J]. IEEE transactions on signal processing,2014,62(3):531-544.
- [9] 张琛,赵荣珍,邓林峰.基于变分模态分解奇异值熵的滚动轴承微弱故障辨识方法[J].振动与冲击,2018,37(21):87-91.  
(ZHANG Chen, ZHAO Rongzhen, DENG Linfeng. Weak fault identification of rolling bearings based on VMD singular value entropy [J]. Journal of vibration and shock,2018,37(21):87-91.)
- [10] 郑近德,姜战伟,代俊习,等.基于 VMD 的自适应复合多尺度模糊熵及其在滚动轴承故障诊断中的应用[J].航空动力学报,2017,32(7):1683-1689.  
(ZHENG Jinde, JIANG Zhanwei, DAI Junxi, et al. VMD based adaptive composite multiscale fuzzy entropy and its application to fault diagnosis of rolling bearing [J]. Journal of aerospace power, 2017, 32 (7): 1683-1689.)
- [11] 马增强,柳晓云,张俊甲,等. VMD 和 ICA 联合降噪方法在轴承故障诊断中的应用[J].振动与冲击,2017,36(13):201-207.  
(MA Zengqiang, LIU Xiaoyun, ZHANG Junjia, et al. Application of VMD-ICA combined method in fault diagnosis of rolling bearings [J]. Journal of vibration and shock, 2017, 36(13):201-207.)
- [12] 左红艳,刘晓波,洪连环.用于转子故障诊断的改进小波聚类算法[J].振动.测试与诊断,2018,38(2):320-326.  
(ZUO Hongyan, LIU Xiaobo, HONG Lianhuan. Fault recognition method for rolling bearing based on RQA and V-VPMD [J]. Journal of vibration, measurement & diagnosis, 2018, 38(2):320-326.)
- [13] HAN M, PAN J. A fault diagnosis method combined with LMD, sample entropy and energy ratio for roller bearings [J]. Measurement,2015,76:7-19.
- [14] YAN R, LIU Y, GAO R X. Permutation entropy: a nonlinear statistical measure for status characterization of rotary machines [J]. Mechanical systems & signal processing,2012,29:474-484.
- [15] YAN X, JIA M. Intelligent fault diagnosis of rotating machinery using improved multiscale dispersion entropy and mRMR feature selection science [J]. Knowledge-based systems,2019,163:450-471.
- [16] ROSTAGHI M, AZAMI H. Dispersion entropy: a measure for time-series analysis [J]. IEEE signal processing letters,2016,23(5):610-614.
- [17] 李从志,郑近德,潘海洋,等.基于精细复合多尺度散布熵与支持向量机的滚动轴承故障诊断方法[J].中国机械工程,2019,30(14):1713-1719.  
(LI Congzhi, ZHENG Jinde, PAN Haiyang, et al. Fault diagnosis method of rolling bearings based on refined composite multiscale dispersion entropy and support vector machine [J]. China mechanical engineering, 2019, 30 (14):1713-1719.)
- [18] SHI Huaitao, GUO Jin, YUAN Zhe, et al. Incipient fault detection of rolling element bearings based on deep EMD-PCA algorithm [J]. Shock and vibration,2020,2020:1-17.  
(责任编辑:刘春光 英文审校:范丽婷)