

# 改进的熵特征在行星齿轮裂纹故障识别中的应用

吴守军<sup>1,2</sup>, 陈健<sup>3</sup>, 冯辅周<sup>1</sup>, 周超极<sup>4</sup>, 吴春志<sup>1</sup>, 卫恒<sup>5</sup>

(1. 陆军装甲兵学院车辆工程系, 100072, 北京; 2. 中国人民解放军 63963 部队, 100072, 北京;

3. 陕西师范大学体育学院, 710119, 西安; 4. 军事科学院系统工程研究院, 100141, 北京;

5. 中国人民解放军 32021 部队, 100094, 北京)

**摘要:** 针对利用精细复合多尺度散布熵(RCMDE)特征在行星齿轮裂纹故障识别时存在噪声鲁棒性差、尺度选择依赖人工等不足,通过改进 RCMDE 特征,提出一种基于自适应精细复合多尺度散布熵(ARCMDE)特征的行星齿轮裂纹故障识别方法。改进从以下 3 个方面展开:首先在计算 RCMDE 特征前利用变分模态分解(VMD)算法对信号进行分解,以获取预设数量的固有模式分量(IMF),再计算 IMF 与原信号的互信息,选取互信息大于阈值的 IMF 重构信号,实现降噪预处理;然后提出特征重合度及其计算公式,评价多个状态样本的均值标准差之间的重叠交叉情况,利用特征重合度选择较好的若干尺度构建特征向量;最后,结合粒子群优化(PSO)与支持向量机(SVM)实现故障模式识别。行星变速箱实验数据验证结果表明,与多尺度散布熵(MDE)和 RCMDE 特征相比,采用改进的 ARCMDE 特征构建的特征向量输入 PSO-SVM 的分类准确率提高了 20%以上,验证了所提裂纹识别方法的有效性和优势。

**关键词:** 行星齿轮; 故障诊断; 信息熵; 支持向量机; 多尺度熵

**中图分类号:** TM132 **文献标志码:** A

**DOI:** 10.7652/xjtuxb202106008 **文章编号:** 0253-987X(2021)06-0061-08



OSID 码

## An Application of Improved Entropy Feature in Crack Fault Identification of Planetary Gear

WU Shoujun<sup>1,2</sup>, CHEN Jian<sup>3</sup>, FENG Fuzhou<sup>1</sup>, ZHOU Chaoji<sup>4</sup>, WU Chunzhi<sup>1</sup>, WEI Heng<sup>5</sup>

(1. Department of Vehicle Engineering, Army Academy of Armored Forces, Beijing 100072, China; 2. Unit 63963 of PLA, Beijing 100072, China; 3. School of Physical Education, Shaanxi Normal University, Xi'an 710119, China; 4. Institute of System Engineering, Academy of Military Sciences, Beijing 100141, China; 5. Unit 32021 of PLA, Beijing 100094, China)

**Abstract:** To overcome the shortcomings of using RCMDE feature in planetary gear crack fault identification, such as poor noise robustness and manual scale selection, a new method for planetary gear crack fault identification based on ARCMDE feature is proposed by improving the RCMDE feature. The improvement is carried out as follows: First, the signal is decomposed by using the variational mode decomposition (VMD) algorithm before calculating RCMDE features, so as to obtain the preset number of intrinsic mode components (IMF); Then, the mutual information between IMF and original signal is calculated, and the reconstructed IMF signal whose mutual information is greater than the threshold value is selected to realize noise reduction preprocessing; Further, the feature coincidence degree and its calculation formula are proposed to evaluate the overlap and crossover between the mean and standard deviation of multiple state

收稿日期: 2020-11-17。 作者简介: 吴守军(1993—),男,博士生;冯辅周(通信作者),男,教授,博士生导师。 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51875575,51875576)。

网络出版时间: 2021-03-09

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1069.T.20210309.0919.002.html>

samples, and the feature vector is constructed by using the feature coincidence degree. Finally, the fault pattern recognition is realized by combining particle swarm optimization (PSO) and support vector machine (SVM). Experimental results of planetary gearbox and comparisons with multi-scale dispersion entropy (MDE) and RCMDE show that the classification accuracy of the feature vector constructed by the improved ARCMDE is improved by more than 20%, which verifies the effectiveness and advantages of the proposed method.

**Keywords:** planetary gear; fault diagnosis; information entropy; support vector machine; multiscale entropy

由于工作环境恶劣,坦克行星变速箱中的齿轮极易出现裂纹等故障,因此裂纹故障的准确有效识别对于及时开展维修工作具有重要指导意义。齿轮产生故障后,引起振动信号熵值发生变化,因此信息熵特征在行星齿轮故障识别中得到广泛应用<sup>[1-2]</sup>。

杨大为等、任国春等利用 VMD 样本熵、EEMD 样本熵实现了行星齿轮裂纹故障识别<sup>[3-4]</sup>;王振亚等、黄大荣等利用多尺度样本熵实现了轴承故障识别<sup>[5-6]</sup>;丁闯等利用 LMD 分量排列熵、改进多尺度符号动力学信息熵等实现了行星变速箱太阳轮、行星轮裂纹的故障识别<sup>[7-8]</sup>;王志坚等利用排列熵优化 VMD 参数实现了齿轮箱故障诊断<sup>[9]</sup>;李永健等和戚晓利等利用多尺度排列熵特征实现了轴承、行星齿轮的故障模式识别<sup>[10-11]</sup>;郑近德等利用多变量多尺度模糊熵实现了行星齿轮故障诊断<sup>[12]</sup>。然而,上述方法样本熵计算效率低,排列熵未考虑信号幅值细节变化。对此,Rostaghi 等和 Azami 等提出了利用散布熵(DE)和精细复合多尺度散布熵(RCMDE)特征评价非线性信号复杂度,该特征算法简单、计算效率高<sup>[13-14]</sup>;李从志等将 RCMDE 用于轴承故障特征提取<sup>[15]</sup>;乔新勇等提出 VMD 多尺度散布熵实现了柴油机故障识别<sup>[16]</sup>;付文龙等利用 VMD 分量散布熵与改进灰狼优化支持向量数据描述结合实现了轴承故障识别<sup>[17]</sup>;张依东提出多尺度融合离散熵,提高了特征的稳定性和准确性<sup>[18]</sup>。

然而,RCMDE 特征依然存在噪声鲁棒性不强、尺度选择效率低等不足,对此,本文提出自适应精细复合多尺度散布熵(ARCMDE),首先采用 VMD 对信号进行降噪预处理,并提出特征重合度指标对尺度进行优劣排序,提高尺度选择效率,最后通过行星变速箱实验数据对所提特征进行验证。

## 1 精细复合多尺度散布熵

RCMDE 是基于 DE、MDE 等特征逐步优化提出的多尺度熵特征,接下来介绍散布熵、多尺度散布

熵、精细复合多尺度散布熵原理,并给出相关参数取值原则。

### 1.1 多尺度散布熵

DE 是一种衡量时间序列复杂性或不规则程度的指标,该指标具有计算效率高、考虑数据幅值细节变化等优点,对于给定的时间序列  $\mathbf{x}=[x_1, x_2, \dots, x_N]$ ,DE 计算步骤如下。

(1)利用式(1)的正态分布函数将时间序列  $\mathbf{x}$  映射到  $\mathbf{y}=[y_1, y_2, \dots, y_N]$ ,  $y_i \in (0, 1)$

$$y_i = \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{x_i} \exp\left[-\frac{(t-\mu)^2}{2\sigma^2}\right] dt \quad (1)$$

式中: $\mu$  和  $\sigma^2$  分别为时间序列的期望和方差。

(2)通过以下线性变换将  $\mathbf{y}$  映射到  $[1, 2, \dots, c]$  的范围内

$$z_j^c = \text{round}(cy_j + 0.5) \quad (2)$$

式中: $j=1, 2, \dots, N$ ;  $\text{round}(\cdot)$  为四舍五入取整函数; $c$  为级别数量。

(3)计算嵌入向量

$$\mathbf{z}_i^{m,c} = [z_i^c, z_{i+d}^c, \dots, z_{i+(m-1)d}^c] \quad (3)$$

式中: $m, d$  分别为嵌入维数和时延; $i=1, 2, \dots, N-(m-1)d$ 。

(4)计算散布模式。令  $z_i^c = v_0, z_{i+d}^c = v_1, \dots, z_{i+(m-1)d}^c = v_{m-1}$ , 则  $\mathbf{z}_i^{m,c}$  对应的散布模式为  $\pi_{v_0, \dots, v_{m-1}}$  ( $v=1, 2, \dots, c$ );  $\pi_{v_0, \dots, v_{m-1}}$  由  $m$  个数字组成,每个数字有  $c$  种取值,因此散布模式共有  $c^m$  个。

(5) 计算每种散布模式  $\pi_{v_0, \dots, v_{m-1}}$  的概率  $p(\pi_{v_0, \dots, v_{m-1}})$

$$p(\pi_{v_0, \dots, v_{m-1}}) = \frac{N_v}{N - (m-1)d} \quad (4)$$

式中: $N_v$  表示  $\mathbf{z}_i^{m,c}$  映射到  $\pi_{v_0, \dots, v_{m-1}}$  的个数,即  $p(\pi_{v_0, \dots, v_{m-1}})$  等于  $\mathbf{z}_i^{m,c}$  映射到  $\pi_{v_0, \dots, v_{m-1}}$  的个数除以  $\mathbf{z}_i^{m,c}$  中元素的个数。

(6)根据信息熵的定义,信号  $\mathbf{x}$  的 DE 定义为

$$\text{DE}(\mathbf{x}, m, c, d) =$$

$$-\sum_{\pi=1}^m p(\pi_{v_0}, \dots, \pi_{v_{m-1}}) \ln p(\pi_{v_0}, \dots, \pi_{v_{m-1}}) \quad (5)$$

将长度为  $L$  的序列  $\mathbf{u} = [u_1, u_2, \dots, u_L]$  不重叠地等分成长度为  $\tau$  (尺度因子) 的多段序列, 计算每段序列的平均值

$$x_j^{(\tau)} = \frac{1}{\tau} \sum_{b=(j-1)\tau+1}^{j\tau} u_b \quad (6)$$

式中:  $1 \leq j \leq \lfloor L/\tau \rfloor$ ,  $\lfloor \cdot \rfloor$  表示向下取整。

将各段平均值组合成长度为  $N$  的粗粒化序列, 再计算每个粗粒化序列的散布熵, 即为多尺度散布熵 (MDE)。由于在计算每个粗粒化序列散布熵时, 正态分布函数仍然采用原始信号的均值和方差, 因此 MDE 不是粗粒化序列散布熵的简单组合。

## 1.2 精细复合多尺度散布熵与参数确定

RCMDE 是在 MDE 的基础上提出的, 当尺度因子为  $\tau$  时, 产生  $\tau$  个粗粒化序列, 每个粗粒化序列的起点依次为  $[1, 2, \dots, \tau]$ , 序列  $\mathbf{u}$  的第  $k$  个粗粒化序列为

$$\mathbf{x}_k^{(\tau)} = [x_{k,1}^{(\tau)}, x_{k,2}^{(\tau)}, \dots, x_{k,j}^{(\tau)}] \quad (7)$$

$$x_{k,j}^{(\tau)} = \frac{1}{\tau} \sum_{b=k+\tau(j-1)}^{k+\tau j-1} u_b \quad (8)$$

式中:  $1 \leq j \leq N$ ;  $1 \leq k \leq \tau$ 。

对每个尺度因子, RCMDE 定义如下

$$\text{RCMDE}(\mathbf{x}, m, c, d, \tau) =$$

$$-\sum_{\pi=1}^m \bar{p}(\pi_{v_0}, \dots, \pi_{v_{m-1}}) \ln(\bar{p}(\pi_{v_0}, \dots, \pi_{v_{m-1}})) \quad (9)$$

$$\bar{p}(\pi_{v_0}, \dots, \pi_{v_{m-1}}) = \frac{1}{\tau} \sum_{k=1}^{\tau} p_k^{(\tau)} \quad (10)$$

式中:  $\bar{p}(\pi_{v_0}, \dots, \pi_{v_{m-1}})$  为粗粒化序列  $\mathbf{x}_k^{(\tau)}$  ( $1 \leq k \leq \tau$ ) 的散布模式  $\pi$  的概率的平均值。

MDE 中包含 4 个参数: 嵌入维数  $m$ 、等级数量  $c$ 、时延  $d$  和最大尺度因子  $\tau_{\max}$ 。 $m$  过小, 检测不到信号的动态变化,  $m$  过大, 则可能忽略信号小细节的变化且增加计算量, 通常  $m=2, 3$ ; 为了避免只有一个散布熵, 显然  $c$  应该大于 1,  $2 < c < 9$  所得结果相似, 通常取  $c=6$ ; 一般取  $d=1$ , 因为当  $d > 1$  时, 可能丢失某些重要的频率信息, 产生混叠现象; 为了保证散布熵统计的可靠性, 建议可能散布熵模式数小于信号长度 ( $c^m < L$ ); 对于 MDE, 由于粗粒化过程导致信号长度降低到  $\lfloor L/\tau_{\max} \rfloor$ , 建议  $c^m < \lfloor L/\tau_{\max} \rfloor$ ; 在 RCMDE 中,  $\tau$  个粗粒化序列的长度为  $\lfloor L/\tau_{\max} \rfloor$ , 总体采样点数为  $\tau \lfloor L/\tau_{\max} \rfloor \approx L$ , 因此需要满足  $c^m < L$ , 这样对于短信号可以得到更可靠的结果。

## 2 ARCMDE 特征提取与故障识别

针对 RCMDE 特征受到信号噪声干扰严重的问题, 变分模态分解 (VMD)<sup>[19]</sup> 通过对振动信号进行自适应分解得到预设数量的固有模态函数 (IMF), 选取与原始信号互信息值较大的 IMF 重构信号可以实现降噪。该方法比经验模态分解具有更好的噪声鲁棒性, 但需要预先确定 IMF 个数, 本文利用中心频率统计法<sup>[20]</sup> 确定 VMD 分解的 IMF 个数。

RCMDE 特征向量构建时, 需要选择故障状态区分度较好的尺度, 目前主要通过人工观察各故障状态振动信号的特征值均值标准差进行尺度选择, 主观性较强、选择效率低下。本文提出特征重合度指标  $F$ , 用以对某个尺度下各故障状态区分效果进行评价。 $F$  表示两种故障状态所有样本的均值、标准差重叠交叉的程度, 正值表示没有重叠, 负值表示存在交叉, 值越大, 区分效果越好, 反之, 则越差。首先将各个尺度下不同故障状态所有样本的特征值均值从大到小排序, 特征重合度  $F$  的计算公式为

$$F = \sum_{i=1}^{N_c} D_i \quad \left. \begin{aligned} D_i &= M_i - M_{i+1} - (S_i + S_{i+1}) \end{aligned} \right\} \quad (11)$$

式中:  $N_c$  为故障状态数减 1;  $i$  为从大到小排序后第  $i$  个故障状态;  $M_i$  为第  $i$  个状态所有样本特征值的平均值;  $S_i$  为第  $i$  个状态所有样本特征值的标准差。

为了直观理解特征重合度指标的含义, 两种状态的特征重合度示意图如图 1 所示。

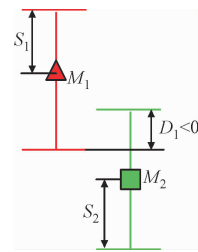


图 1 特征重合度示意图

Fig. 1 Schematic diagram of feature coincidence degree

自适应精细复合多尺度散布熵 (ARCMDE) 特征提取的具体流程如图 2 所示。

将所有尺度下的重合度从大到小排序, 选择前 5 个尺度的 ARCMDE 特征构建特征向量, 分为训练集和测试集, 首先将训练集输入 PSO-SVM 训练分类器, 然后将测试集输入训练后的分类器, 实现故障模式识别, 详细流程如图 3 所示。

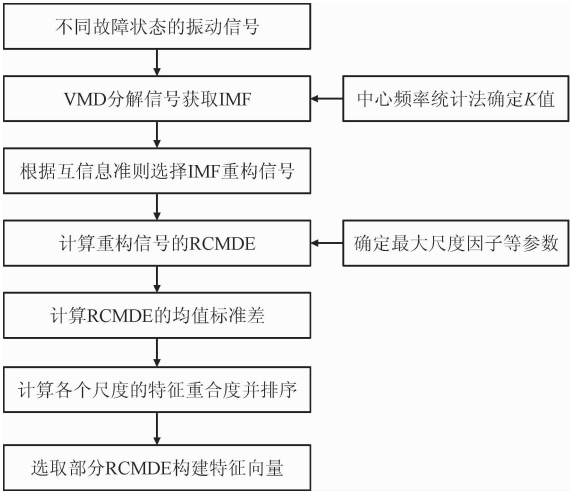


图 2 ARCMDE 特征提取流程

Fig. 2 ARCMDE feature extraction process

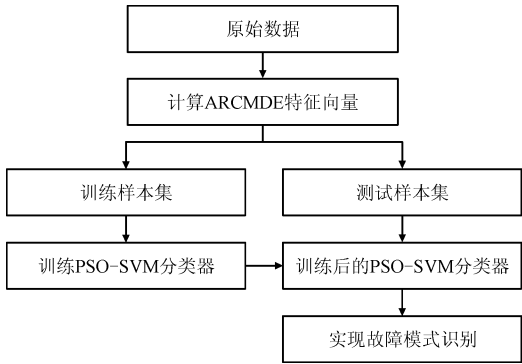


图 3 故障模式识别流程

Fig. 3 Fault pattern recognition process

3 行星变速箱实验数据验证

利用行星变速箱的故障模拟实验数据验证 ARCMDE 特征的有效性,行星变速箱故障模拟实验台如图 4 所示,主要由行星变速箱、电机、液压站、数据采集仪、振动传感器和控制台等组成。以变速箱的 K3 行星排为研究对象,K3 排各个齿轮的详细参数如表 1 所示。通过线切割方式加工 5 种齿轮故障件:太阳轮裂纹、太阳轮断齿、行星轮裂纹(太阳轮侧)、行星轮裂纹(齿圈侧)和行星轮断齿,5 种齿轮故障件如图 5 所示。故障尺寸如下:太阳轮、行星轮裂纹整个齿宽,太阳轮裂纹深度为 5 mm、行星轮裂纹深度为 4 mm;太阳轮断齿是从齿根圆处切除一个齿,行星轮断齿是沿着齿顶至对面的齿根切除半个齿。

实验工况设置:挡位选择Ⅳ挡、输入转速为 600 r/min,空载。振动测点位于 K3 行星排上方,采用

DYTRAN 压电式振动加速度传感器,型号为 3215M1,灵敏度为  $1\text{ mV}/(\text{m} \cdot \text{s}^{-2})$ ,量程为  $5\,000\text{ m/s}^2$ ;利用东华测试公司的 DH5902 坚固型数据采集系统采集振动加速度信号,采样频率为 20 kHz,每个状态采集 3 组数据,每组数据的采样时间为 30 s。

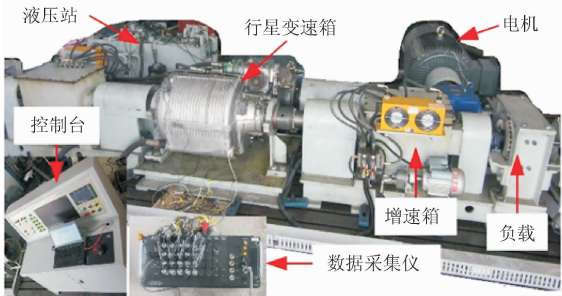


图 4 行星变速箱故障模拟实验台

Fig. 4 Planetary gearbox failure simulation test bench

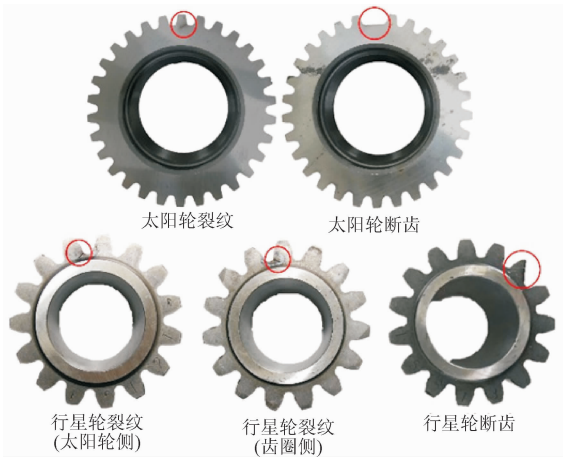


图 5 5 种齿轮故障件

Fig. 5 Five kinds of gear failure parts

表 1 K3 行星排齿轮参数

Table 1 K3 planetary gear parameters

| 参数                                    | 太阳轮                | 行星轮                | 齿圈                 |
|---------------------------------------|--------------------|--------------------|--------------------|
| 齿数                                    | 30                 | 15                 | 60                 |
| 基圆直径/mm                               | 140.95             | 70.48              | 281.91             |
| 分度圆直径/mm                              | 150                | 75                 | 300                |
| 齿宽/mm                                 | 36                 | 34                 | 40                 |
| 质量/kg                                 | 3.43               | 0.76               | 41.37              |
| 转动惯量/ $(\text{kg} \cdot \text{mm}^2)$ | $1.33 \times 10^4$ | $8.51 \times 10^2$ | $6.40 \times 10^5$ |

对正常状态实验数据进行 VMD 分解时,需要预先确定分解层数,根据 CFSA 法得到中心频率直方图如图 6 所示。由图 6 可见,平均频次为 4.5,有 6 个中心频率的频次大于 4.5,因此确定分解层数为 6。横坐标中心频率编号对应的频率值如表 2 所示。

确定 6 种状态振动信号对应的分解层数  $K$  均为 6, 分解信号得到 6 个 IMF, 分别计算每种状态振动信号与其 IMF 的归一化互信息, 结果如表 3 所示。6 种状态的互信息平均值分别为: 0.53、0.30、0.36、0.34、0.34、0.42, 选择归一化互信息值大于均值的 IMF 重构信号。

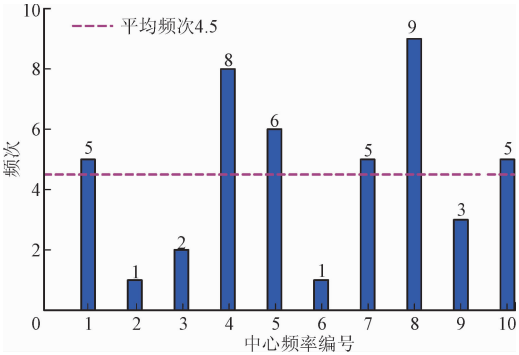


图 6 正常状态信号的中心频率直方图  
Fig. 6 Center frequency histogram of normal state signal

表 2 中心频率编号与频率值

|                                                     |       |       |       |       |       |
|-----------------------------------------------------|-------|-------|-------|-------|-------|
| Table 2 Center frequency number and frequency value |       |       |       |       |       |
| 中心频率编号                                              | 1     | 2     | 3     | 4     | 5     |
| 频率/Hz                                               | 22.9  | 42.4  | 81.2  | 127.1 | 233.0 |
| 中心频率编号                                              | 6     | 7     | 8     | 9     | 10    |
| 频率/Hz                                               | 275.3 | 317.7 | 338.9 | 360.1 | 487.1 |

表 3 齿轮状态与其 IMF 的归一化互信息

Table 3 Normalized mutual information between vibration signal and IMF

| 齿轮状态 | 归一化互信息值     |             |      |      |      |      |
|------|-------------|-------------|------|------|------|------|
|      | IMF1        | IMF2        | IMF3 | IMF4 | IMF5 | IMF6 |
| 状态 1 | <b>0.85</b> | <b>1.00</b> | 0.97 | 0.19 | 0.11 | 0.05 |
| 状态 2 | <b>1.00</b> | <b>0.39</b> | 0.13 | 0.14 | 0.12 | 0.02 |
| 状态 3 | <b>0.69</b> | <b>1.00</b> | 0.19 | 0.13 | 0.09 | 0.05 |
| 状态 4 | <b>0.73</b> | <b>1.00</b> | 0.15 | 0.07 | 0.04 | 0.03 |
| 状态 5 | <b>1.00</b> | <b>0.69</b> | 0.15 | 0.08 | 0.07 | 0.03 |
| 状态 6 | <b>0.52</b> | <b>1.00</b> | 0.73 | 0.11 | 0.10 | 0.05 |

注: 黑体数据为被选择进行信号重构的 IMF 分量的互信息值。

每种状态取 40 组样本, 训练集和测试集均为 20 组, 每个样本长度为 5 000 点, RCMDE 特征计算时参数设置为: 嵌入维数  $m=3$ , 等级数量  $c=6$ , 时延  $d=1$ , 最大尺度因子  $\tau_{\max}=15$ 。

为验证 ARCMDE 特征的有效性及其优势, 与 RCMDE、MDE 进行比较。根据所提特征提取和故障模式识别流程, 得到 15 个尺度下实验信号的 3 种

特征值的均值标准差分别如图 7~图 9 所示。

3 种特征在不同尺度的特征重合度及排序如表 4 所示。选择重合度较高的 5 个尺度的特征值构建特征向量, 输入到 PSO-SVM 分类器, 3 种特征的分类结果如图 10~图 12 所示, 分类准确率分别为 100%、80%、75.8%。

表 4 3 种散布熵在不同尺度下的特征重合度及排序

| Table 4 Coincidence degree and rank of three kinds of entropy under different scales |        |    |       |    |       |    |
|--------------------------------------------------------------------------------------|--------|----|-------|----|-------|----|
| 尺度因子                                                                                 | ARCMDE |    | RCMDE |    | MDE   |    |
|                                                                                      | 特征重合度  | 排序 | 特征重合度 | 排序 | 特征重合度 | 排序 |
| 1                                                                                    | 1.93   | 15 | 0.05  | 13 | 0.02  | 1  |
| 2                                                                                    | 1.76   | 14 | 0.05  | 12 | -0.05 | 2  |
| 3                                                                                    | 1.74   | 13 | 0.02  | 1  | -0.08 | 3  |
| 4                                                                                    | 1.67   | 12 | 0.01  | 14 | -0.12 | 7  |
| 5                                                                                    | 1.54   | 11 | 0     | 8  | -0.17 | 4  |
| 6                                                                                    | 1.34   | 10 | -0.01 | 2  | -0.2  | 6  |
| 7                                                                                    | 1.11   | 9  | -0.02 | 7  | -0.2  | 5  |
| 8                                                                                    | 0.93   | 8  | -0.03 | 9  | -0.24 | 8  |
| 9                                                                                    | 0.76   | 7  | -0.03 | 10 | -0.28 | 13 |
| 10                                                                                   | 0.39   | 6  | -0.04 | 11 | -0.28 | 11 |
| 11                                                                                   | 0.23   | 5  | -0.04 | 3  | -0.3  | 12 |
| 12                                                                                   | 0.22   | 1  | -0.05 | 15 | -0.31 | 9  |
| 13                                                                                   | 0.14   | 4  | -0.07 | 6  | -0.33 | 10 |
| 14                                                                                   | 0.1    | 3  | -0.07 | 5  | -0.41 | 14 |
| 15                                                                                   | 0.06   | 2  | -0.09 | 4  | -0.49 | 15 |

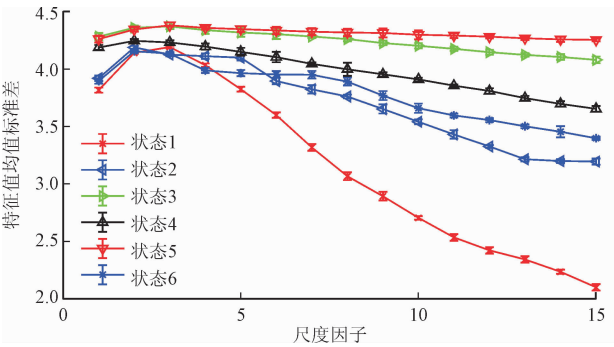


图 7 实验信号的 ARCMDE 特征值均值标准差

Fig. 7 Mean standard deviation of ARCMDE features of experimental signal

对比 MDE 和 RCMDE 的均值标准差图可知, 二者的均值标准差随尺度因子的变化趋势相似, 但 RCMDE 标准差小于 MDE, 可能是其分类准确率提高的主要原因。利用 MATLAB 自带的“运行并计



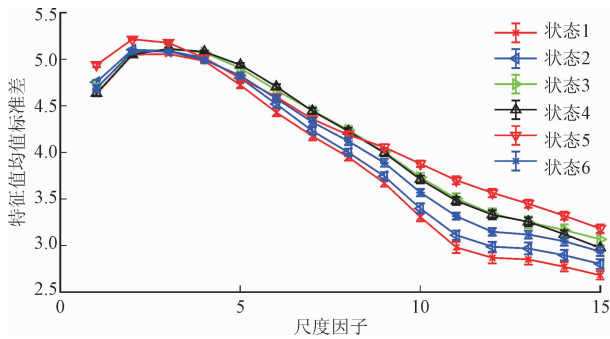


图 8 实验信号的 RCMDE 特征值均值标准差  
Fig. 8 Mean standard deviation of RCMDE features of experimental signal

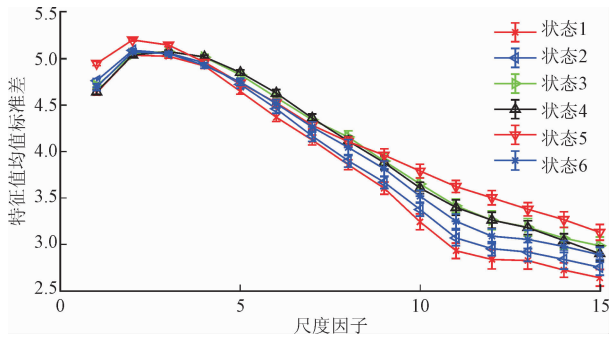


图 9 实验信号的 MDE 特征值均值标准差  
Fig. 9 Mean standard deviation of MDE features of experimental signal

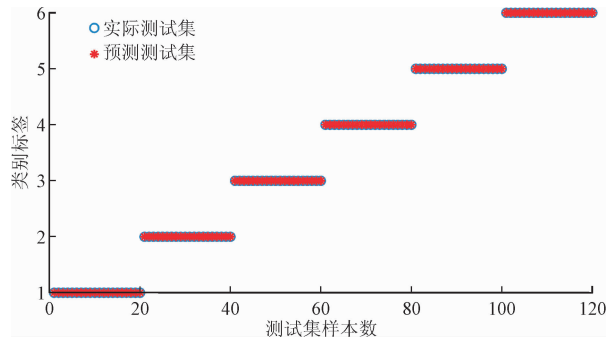


图 10 实验信号 ARCMDE 特征的分类结果  
Fig. 10 Classification results of ARCMDE features of experimental signals

时”模块得到主要函数及特征的计算时间。由于 MDE 特征仅考虑了一个粗粒化序列,而 RCMDE 考虑了多个粗粒化序列,因此其计算时间会成倍增加。

行星变速箱实验信号的故障模式识别结果如表 5 所示。由表 5 可知,与 RCMDE 相比,ARCMDE 特征得到的分类准确率明显提升,达到 100%。虽然 ARCMDE 的计算时间有所增加,在实际开展故障诊断时,利用 RCMDE 特征构建特征向量时需要

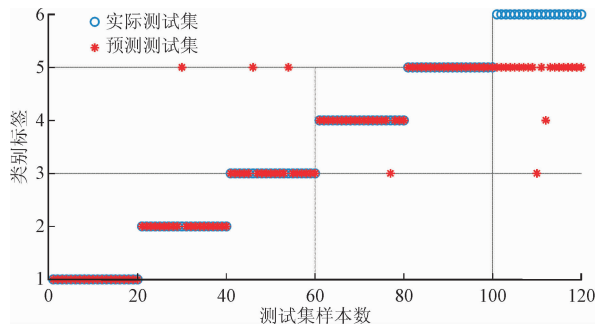


图 11 实验信号 RCMDE 特征的分类结果  
Fig. 11 Classification results of RCMDE features of experimental signals

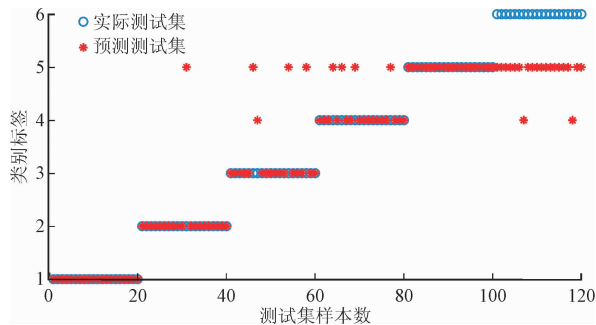


图 12 实验信号 MDE 特征的分类结果  
Fig. 12 Classification results of MDE features of test signals

人工选择尺度,其所耗费的时间没有考虑,因此,综合来看,ARCMDE 的时间成本并不会明显增加,但其准确率得到明显提升。

表 5 行星变速箱实验信号的故障模式识别结果

Table 5 Fault pattern recognition results of planetary gearbox experimental signals

| 故障特征   | 模式识别准确率/% | 特征计算时间/s |
|--------|-----------|----------|
| ARCMDE | 100       | 5 160    |
| RCMDE  | 80        | 4 302    |
| MDE    | 75.8      | 1 568    |

## 4 结 论

针对 RCMDE 特征的不足,提出改进特征 ARCMDE,通过行星变速箱实验数据验证了所提特征的有效性和优势。首先利用 CFSA 方法确定 VMD 分量个数为 6,信号分解得到 6 个 IMF,根据互信息准则选择状态 1、状态 6 的前 3 个 IMF 和状态 2~状态 5 的前 2 个 IMF 重构信号,实现降噪。提出了特征重合度指标对特征值的 15 个尺度进行优劣排序,选择 ARCMDE 特征前 5 个尺度(15、14、13、12、11)构建特征向量,输入 PSO-SVM,故障诊

断准确率达到 100%。MDE 前 5 个尺度(1、2、3、7、4)、RCMDE 前 5 个尺度(13、12、1、14、8)输入 PSO-SVM,故障诊断准确率分别为 75.8%、80%。由此可知,本文所提特征的故障诊断准确率明显提升。由于增加了 VMD 预处理,本文 ARCMDE 故障识别方法的计算时间比 RCMDE 方法的计算时间(未考虑 RCMDE 特征人工选择尺度耗时)虽然增加了 19.9%,但准确率提高了 20%,特定条件下牺牲一定的时间成本提高准确率也是值得的。

## 参考文献:

- [1] 丁闯,冯辅周,张兵志,等. 行星变速箱振动信号的线性量子信息熵特征[J]. 兵工学报, 2018, 39(12): 2306-2312.  
DING Chuang, FENG Fuzhou, ZHANG Bingzhi, et al. Feature of linear quantum information entropy for vibration signals of planetary transmission gearbox[J]. Acta Armamentarii, 2018, 39(12): 2306-2312.
- [2] 陈征,温广瑞,张志芬,等. 集成轴心轨迹信息熵及盒维数的转子故障程度判别与故障预示[J]. 西安交通大学学报, 2019, 53(2): 40-46, 62.  
CHEN Zheng, WEN Guangrui, ZHANG Zhifen, et al. Rotor fault degree identification and indication with information entropy and box counting dimension of axis orbit[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2019, 53(2): 40-46, 62.
- [3] 杨大为,冯辅周,赵永东,等. VMD 样本熵特征提取方法及其在行星变速箱故障诊断中的应用[J]. 振动与冲击, 2018, 37(16): 198-205.  
YANG Dawei, FENG Fuzhou, ZHAO Yongdong, et al. A VMD sample entropy feature extraction method and its application in planetary gearbox fault diagnosis[J]. Journal of Vibration and Shock, 2018, 37(16): 198-205.
- [4] 任国春,赵永东,冯辅周,等. 基于自适应 EEMD 样本熵的行星齿轮箱特征提取方法[J]. 装甲兵工程学院学报, 2017, 31(6): 49-55.  
REN Guochun, ZHAO Yongdong, FENG Fuzhou, et al. Feature extraction for planetary gearbox based on adaptive EEMD and sample entropy[J]. Journal of Academy of Armored Force Engineering, 2017, 31(6): 49-55.
- [5] 王振亚,姚立纲. 广义精细复合多尺度样本熵与流形学习相结合的滚动轴承故障诊断方法[J]. 中国机械工程, 2020, 31(20): 2463-2471.  
WANG Zhenya, YAO Ligang. Rolling bearing fault diagnosis method based on generalized refined composite multiscale sample entropy and manifold learning[J]. China Mechanical Engineering, 2020, 31(20): 2463-2471.
- [6] 黄大荣,柯兰艳,林梦婷,等. 一种参数优化 VMD 多尺度熵的轴承故障诊断新方法[J]. 控制与决策, 2020, 35(7): 1631-1638.  
HUANG Darong, KE Lanyan, LIN Mengting, et al. A new fault diagnosis approach for bearing based on multi-scale entropy of the optimized VMD[J]. Control and Decision, 2020, 35(7): 1631-1638.
- [7] 丁闯,张兵志,冯辅周,等. 局部均值分解和排列熵在行星齿轮箱故障诊断中的应用[J]. 振动与冲击, 2017, 36(17): 55-60.  
DING Chuang, ZHANG Bingzhi, FENG Fuzhou, et al. Application of local mean decomposition and permutation entropy in fault diagnosis of planetary gearboxes[J]. Journal of Vibration and Shock, 2017, 36(17): 55-60.
- [8] 丁闯,冯辅周,张兵志,等. 改进多尺度符号动力学信息熵及其在行星变速箱特征提取中的应用[J]. 振动与冲击, 2020, 39(13): 97-102, 147.  
DING Chuang, FENG Fuzhou, ZHANG Bingzhi, et al. MMSDE and its application in feature extraction of a planetary gearbox[J]. Journal of Vibration and Shock, 2020, 39(13): 97-102, 147.
- [9] 王志坚,常雪,王俊元,等. 排列熵优化改进变模态分解算法诊断齿轮箱故障[J]. 农业工程学报, 2018, 34(23): 59-66.  
WANG Zhijian, CHANG Xue, WANG Junyuan, et al. Gearbox fault diagnosis based on permutation entropy optimized variational mode decomposition[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2018, 34(23): 59-66.
- [10] 李永健,宋浩,刘吉华,等. 基于改进多尺度排列熵的列车轴箱轴承诊断方法研究[J]. 铁道学报, 2020, 42(1): 33-39.  
LI Yongjian, SONG Hao, LIU Jihua, et al. A study on fault diagnosis method for train axle box bearing based on modified multiscale permutation entropy[J]. Journal of the China Railway Society, 2020, 42(1): 33-39.
- [11] 戚晓利,王振亚,吴保林,等. 基于 ACMPE、ISSL-Isomap 和 GWO-SVM 的行星齿轮箱故障诊断[J]. 航空动力学报, 2019, 34(4): 744-755.  
QI Xiaoli, WANG Zhenya, WU Baolin, et al. Planetary gearbox fault diagnosis based on ACMPE, ISSL-Isomap and GWO-SVM[J]. Journal of Aerospace Power, 2019, 34(4): 744-755.

- [12] 郑近德, 潘海洋, 张俊, 等. 基于多变量多尺度模糊熵的行星齿轮箱故障诊断 [J]. 振动与冲击, 2019, 38(6): 187-193.
- ZHENG Jinde, PAN Haiyang, ZHANG Jun, et al. Multivariate multiscale fuzzy entropy based planetary gearbox fault diagnosis [J]. Journal of Vibration and Shock, 2019, 38(6): 187-193.
- [13] ROSTAGHI M, AZAMI H. Dispersion entropy: a measure for time-series analysis [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2016, 23(5): 610-614.
- [14] AZAMI H, ROSTAGHI M, ABASOLO D, et al. Refined composite multiscale dispersion entropy and its application to biomedical signals [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2017, 64(12): 2872-2879.
- [15] 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, 1726.
- LI Congzhi, ZHENG Jinde, PAN Haiyang, et al. Fault diagnosis method of rolling bearing based on refined composite multiscale dispersion entropy and SVM [J]. China Mechanical Engineering, 2019, 30(14): 1713-1719, 1726.
- [16] 乔新勇, 顾程, 韩立军. 基于 VMD 多尺度散布熵的柴油机故障诊断方法 [J]. 汽车工程, 2020, 42(8): 1139-1144.
- QIAO Xinyong, GU Cheng, HAN Lijun. Diesel engine fault diagnosis method based on VMD and multiscale dispersion entropy [J]. Automotive Engineering, 2020, 42(8): 1139-1144.
- [17] 付文龙, 谭佳文, 王凯. 基于 VMD 散布熵与改进灰狼优化 SVDD 的轴承半监督故障诊断研究 [J]. 振动与冲击, 2019, 38(22): 190-197.
- FU Wenlong, TAN Jiawen, WANG Kai. Semi-supervised fault diagnosis of bearings based on the VMD dispersion entropy and improved SVDD with modified grey wolf optimizer [J]. Journal of Vibration and Shock, 2019, 38(22): 190-197.
- [18] 张依东. 基于多尺度融合离散熵的齿轮故障诊断方法研究 [D]. 杭州: 浙江大学, 2018: 39-65.
- [19] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3): 531-544.
- [20] WU Shoujun, FENG Fuzhou, ZHU Junzhen, et al. A method for determining intrinsic mode function number in variational mode decomposition and its application to bearing vibration signal processing [J]. Shock and Vibration, 2020, 2020: 8304903.

(编辑 刘杨)