



## 改进滑动粗粒化和集成波动色散熵的故障诊断方法

穆凌霞, 田璐, 冯楠, 汪红鑫, 张建, 吴世海, 刘丁

引用本文:

穆凌霞, 田璐, 冯楠, 等. 改进滑动粗粒化和集成波动色散熵的故障诊断方法[J]. *智能系统学报*, 2025, 20(2): 363-375.

MU Lingxia, TIAN Lu, FENG Nan, et al. Fault diagnosis using improved sliding coarsening and integrated fluctuation-based dispersion entropy[J]. *CAAI Transactions on Intelligent Systems*, 2025, 20(2): 363-375.

在线阅读 View online: <https://dx.doi.org/10.11992/tis.202401013>

## 您可能感兴趣的其他文章

### 多条件多样本RNA-Seq数据的剪切异构体表达水平估计

Estimation of transcription variant expression level based on multi-condition multi-sample RNA-Seq data  
*智能系统学报*. 2021, 16(6): 1126-1135 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.202101028>

### 基于卷积神经网络的闪存信道检测技术研究

Research on flash memory channel detection technology based on convolutional neural network  
*智能系统学报*. 2021, 16(6): 1090-1097 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.202010029>

### 基于结构相似性与模板校正的织物瑕疵检测方法

Fabric defect detection based on structural similarity and template correction  
*智能系统学报*. 2020, 15(3): 475-483 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201810011>

### 重要度集成的属性约简方法研究

Research on ensemble significance based attribute reduction approach  
*智能系统学报*. 2018, 13(3): 414-421 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201706080>

### 利用混沌布谷鸟优化的二维Renyi灰度熵图像阈值选取

Two-dimensional Renyi-gray-entropy image threshold selection based on chaotic cuckoo search optimization  
*智能系统学报*. 2018, 13(1): 152-158 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201607004>

### 基于低秩分解的鲁棒典型相关分析

Robust canonical correlation analysis based on low rank decomposition  
*智能系统学报*. 2017, 12(4): 1-8 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201607024>

DOI: 10.11992/tis.202401013

网络出版地址: <https://link.cnki.net/urlid/23.1538.tp.20250109.1438.005>

# 改进滑动粗粒化和集成波动色散熵的故障诊断方法

穆凌霞<sup>1,3</sup>, 田璐<sup>1</sup>, 冯楠<sup>2</sup>, 汪红鑫<sup>1</sup>, 张建<sup>1</sup>, 吴世海<sup>1,3</sup>, 刘丁<sup>1,3</sup>

(1. 西安理工大学自动化与信息工程学院, 陕西 西安 710048; 2. 北京科技大学智能科学与技术学院, 北京 100083; 3. 西安理工大学晶体生长设备及系统集成国家地方联合工程研究中心, 陕西 西安 710048)

**摘要:** 在多尺度波动色散熵中, 多尺度粗粒化会忽略重构子序列部分相邻点之间的信息, 并且子序列长度随着尺度因子的增大长度减小, 这种特征提取的方法不利于故障分类。为了解决这个问题, 本文提出了一种  $n$  次滑动粗粒化的方法, 在确定的比例因子下, 利用  $n$  次滑动方法保留了每点之间的信息, 保证重构后的序列与重构前的序列长度一致。针对波动色散熵中映射技术过于单一的问题, 本文利用集成波动色散熵对重构后的序列进行特征提取, 使得熵计算更加准确。用西储大学等轴承数据集对算法进行了验证, 所提方法的故障诊断精确度显著提高。

**关键词:** 滑动粗粒化; 序列重构; 故障诊断; 故障分类; 集成波动色散熵; 滚动轴承; 振动信号; 特征提取

**中图分类号:** TP273 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673-4785(2025)02-0363-13

中文引用格式: 穆凌霞, 田璐, 冯楠, 等. 改进滑动粗粒化和集成波动色散熵的故障诊断方法 [J]. 智能系统学报, 2025, 20(2): 363-375.

英文引用格式: MU Lingxia, TIAN Lu, FENG Nan, et al. Fault diagnosis using improved sliding coarsening and integrated fluctuation-based dispersion entropy[J]. CAAI transactions on intelligent systems, 2025, 20(2): 363-375.

## Fault diagnosis using improved sliding coarsening and integrated fluctuation-based dispersion entropy

MU Lingxia<sup>1,3</sup>, TIAN Lu<sup>1</sup>, FENG Nan<sup>2</sup>, WANG Hongxin<sup>1</sup>,  
ZHANG Jian<sup>1</sup>, WU Shihai<sup>1,3</sup>, LIU Ding<sup>1,3</sup>

(1. School of Automation and Information Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China; 2. School of Intelligence Science and Technology, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China; 3. Crystal Growth Equipment and Systems Integration National Engineering Research Center, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China)

**Abstract:** In multiscale fluctuation-based dispersion entropy, multiscale coarse graining loses the information between adjacent points in the reconstructed subsequences. Additionally, the length decreases as the scale factor increases, and the features extracted through this coarse-grained method are not conducive to fault classification. To address this problem, this paper proposes a method of  $n$  steps sliding. This method ensures that the information between points is preserved under the given scale factor, maintaining the length of the reconstructed sequence to be consistent with the original sequence. Aiming at the problem that the mapping technology in the fluctuation dispersion entropy is too simple, integrated dispersion entropy is used to extract features from the reconstructed sequence, enhancing the accuracy of entropy calculations. The algorithm is verified using bearing datasets from Case Western Reserve University and other institutions, the proposed method notably improves fault diagnosis accuracy.

**Keywords:** sliding coarsening; sequence reconstruction; fault diagnosis; fault classification; integrated fluctuation-based dispersion entropy; rolling bearing; vibration signal; feature extraction

收稿日期: 2024-01-09. 网络出版日期: 2025-01-10.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (62373299, 62127809); 陕西省重点研发计划项目 (2024GX-YBXM-093); 中国博士后科学基金项目 (2022MD723834); 陕西省科协青年人才托举计划项目 (20210114).

通信作者: 冯楠. E-mail: [fengnan@ustb.edu.cn](mailto:fengnan@ustb.edu.cn).

随着机械设备的复杂程度不断提高, 影响设备运行可靠性的因素越来越多, 设备的维护难度增大。得益于传感技术的发展, 大量数据的实时采集得以实现, 利用监测数据实现故障诊断, 是

保障设备安全可靠运行的有效手段之一。在机械设备中,滚动轴承是核心动力部件,但是受运行环境复杂(如高温高湿、大冲击、高负载等)和运行时间长等因素的影响,轴承易发生故障,成为制约机械设备安全、精准运行的关键。因此,对滚动轴承的运行状态进行监测,及时发现故障,对于机械设备的安全运行具有十分重要的意义<sup>[1]</sup>。特征提取是故障诊断的关键环节,现有方法主要分为人工提取和深度学习自动提取方法。

深度学习可实现自动特征提取并分类,是目前研究的热点。在人工智能不断发展的背景下,Sun等<sup>[2]</sup>提出一种新型的旋转机械智能故障诊断方案,建立了基于编码器的深度神经网络。从主轴轴承的监测信号中提取敏感特征具有一定难度,Ding等<sup>[3]</sup>提出一种小波包能量(wavelet packet energy, WPE)图像和深度卷积网络(ConvNet)的多尺度特征提取方法,先将相空间重构与小波包变换结合,得到初步的二维WPE特征图,然后将可识别的特征进一步输入改进后的深度卷积网络进行故障识别。为了增强卷积神经网络的平移不变性,Chen等<sup>[4]</sup>提出了一种多尺度特征对齐卷积神经网络,设计相应的特征对齐模块,结合多尺度卷积策略,构建特征对齐的多尺度特征提取器。

人工提取特征主要采用信号分析算法来实现,传统的无量纲指标用于故障诊断,精度通常较低,Hu等<sup>[5]</sup>提出了一种基于最小冗余最大相关性选择的重定义无量纲指标(redefined dimensionless indicators, RDIs)的特征提取方法,通过变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)对原始信号分解,然后利用RDI进行筛选,结合网格搜索有效实现了故障模式识别。Yang等<sup>[6]</sup>提出基于VMD和改进包络谱熵结合的特征提取方法,通过对包络谱熵重构得到改进包络谱熵,结合VMD分解构建特征集,再利用联近似对角化特征融合特征集作为最终特征集。

目前在故障诊断领域内,深度学习方法是研究的热点,但是深度学习对于数据量的大小和设备计算能力都要求较高,其可解释性也是待解决的方向之一;人工提取的特征具有较强的物理意义,对数据样本数量、设备计算能力要求较低,通过选取合适的参数,可达到较为理想的诊断效果。

滚动轴承发生故障时,所采集到的振动信号(通常为加速度形式)的复杂度会发生变化,熵是一种描述系统混乱程度的方式,信号复杂度和熵两者具有相似的特征,因此可以用熵来衡量信号

的复杂度。目前,基于熵的振动信号特征提取方法在故障诊断领域中被广泛研究。Shannon<sup>[7]</sup>提出的熵是研究时间序列数据随机性或不确定性的一种有效且广泛使用的测度。如文献[8]所述,熵测度被广泛用作时间序列信号分析中的特征提取方法,如轴承故障分析,常见的基于熵的度量方法<sup>[9]</sup>包括:样本熵(sample entropy, SE)、排列熵(permutation entropy, PE)、模糊熵(fuzzy entropy, FE)、色散熵(dispersion entropy, DE)、多样性熵(diversity entropy, DivE)。

文献[10]提出的样本熵用于振动信号处理,具有较好特征提取效果,但是对长时间序列信号而言,计算成本较高。排列熵反映了基于排列模式分析的任意时间序列信号的复杂性<sup>[11]</sup>,该方法考虑了振幅值的顺序,但忽略了振幅的平均值和振幅值之间的差异<sup>[12-13]</sup>。文献[14]提出的加权排列方法解决了上述问题,但是每个嵌入向量中相等振幅值的影响有待进一步考虑。模糊熵<sup>[15-18]</sup>的原理是将熵方法和模糊数学理论相结合,有效地缓解了样本熵值与动态复杂度不一致的问题,文献[19]提出了利用模糊熵对提取的特征进行滤波方法。色散熵是一种改进版本,解决了样本熵、排列熵及其变体<sup>[15]</sup>的局限性,但是时间序列的不确定性成为了色散熵的一个限制,文献[20]通过确定信号振幅之间的关系提出了基于波动的色散熵来解决这个问题。

上述熵度量(包括色散熵)方法大多只用于在单个尺度上提取特征,然而,潜在的故障信息可以嵌入到其他尺度中,挖掘更多尺度的信息从而提高故障诊断和分类精度<sup>[21]</sup>。目前研究学者在多尺度粗粒化过程中观察到缺点,例如短信号的不确定和不稳定,并提出了改进的多尺度和精细复合多尺度方法,并与机器学习方法相结合应用到故障诊断领域。例如,应用分层色散熵<sup>[22]</sup>和精细复合多尺度色散熵<sup>[23-24]</sup>从振动信号中提取特征,然后使用极限学习机、随机森林分类器和支持向量机实现轴承故障分类。在多尺度色散熵、精细复合多尺度色散熵、分层色散熵方法<sup>[25-28]</sup>中都是通过正态分布概率累积分布函数将输入信号从0映射到1,也可利用其他线性和非线性技术来代替正态分布概率累积分布函数<sup>[28]</sup>,本文受集成熵思想概念<sup>[29-30]</sup>的启发,集成多种线性和非线性映射技术来改进波动色散熵以获得更加稳定的低偏差信息。

多尺度粗粒化过程的优点是从原始信号产生多个尺度时间序列。但是,缺点是导致时间序列

长度减小, 即在比例因子  $\tau$  下, 粗粒化时间序列的长度等于原始时间序列除以  $\tau$ 。因此, 比例因子越大, 粗粒化时间序列越短, 会降低所计算熵值的稳定性, 并且忽略了部分相邻点之间的信息<sup>[31]</sup>, 针对该问题, 本文提出了一种  $n$  次滑动改进粗粒化与集成波动色散熵的故障诊断方法, 首先, 采集不同故障下机械设备运行的振动信号, 并将采集到的振动信号划分为若干样本; 其次, 在不同尺度下利用  $n$  次滑动的改进粗粒化过程对每个样本进行重构; 然后, 计算每个样本重构后的序列的集成波动色散熵, 作为该样本的特征; 最后, 将特征集划分为测试集和训练集, 利用极限学习机和支持向量机算法得到故障诊断结果。

本文的主要贡献包括: 1) 提出了基于  $n$  次滑动的改进粗粒化方法。传统粗粒化方法随着尺度因子的增大, 重构后的序列长度减小, 不可避免

地造成部分相邻点信息丢失, 本文通过设计滑动窗口, 进行多次粗粒化处理, 保证了序列的每点之间的信息都被完整保留, 重构后的信号序列长度与原信号长度一致, 避免了信息的丢失。2) 设计一种改进的集成波动色散熵, 提取振动信号特征, 并将特征集输入到机器学习算法中进行故障分类, 与传统的色散熵相比, 所设计的集成波动色散熵能够更好地提取信号特征。3) 将  $n$  次滑动的改进粗粒化方法与集成波动色散熵结合, 能够保证信号的丰富性, 充分提取信号特征, 相应的诊断精度显著提高。

### 1 集成波动色散熵

本文所设计的  $n$  次滑动改进粗粒化与集成波动色散熵的故障诊断方法, 总体框架如图 1 所示, 本节将介绍基于集成波动色散熵的特征提取。

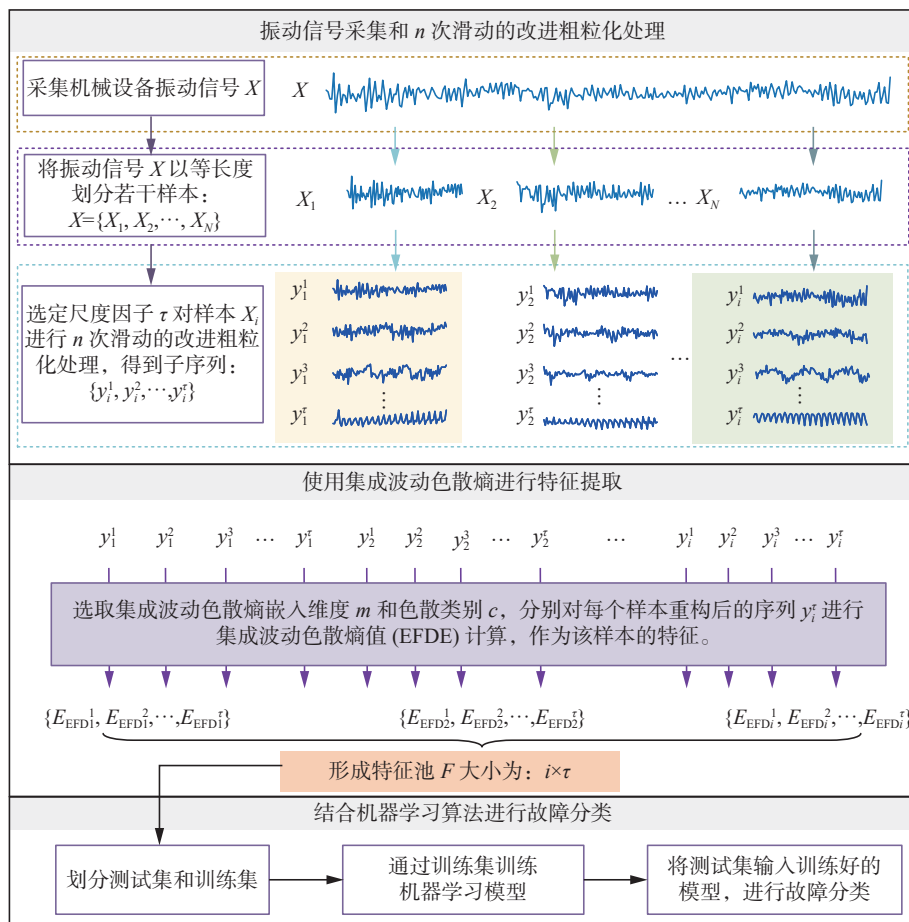


图 1 故障诊断方法整体框架

Fig. 1 Flow chart of fault diagnosis method

在色散熵和波动色散熵的计算中仅使用正态分布概率累积分布函数 (normal cumulative distribution function, NCDF) 将原始信号映射到离散类中, 归一化手段过于单一并不能完全从多角度挖掘信号的特征信息, 使用多种映射技术计算集成

波动色散熵, 可挖掘信号的不同角度的特征信息<sup>[32]</sup>。本文使用 NCDF、 $t$  分布概率累积分布函数、logsig、tansig 4 种映射技术, 组合各自的优势来计算集成波动色散熵, 计算步骤如下。

**步骤 1** 将序列  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$  利用正态分

布概率累积分布函数映射为  $y = \{y_1, y_2, \dots, y_N\}$ ,  $y_i = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{x_i} e^{-(t-\mu)^2/2\sigma^2} dt$ ; 利用  $t$  分布概率累积分布函数 (t-cumulative distribution function, TCDF), 映射为  $p = \{p_1, p_2, \dots, p_N\}$ ; 利用 logsig 函数  $l_i = \frac{1}{1+e^{-x_i}}$  映射为  $l = \{l_1, l_2, \dots, l_N\}$ ; 利用 tansig 函数  $t_i = \frac{1}{1+e^{-2x_i}} - 1$  映射为  $t = \{t_1, t_2, \dots, t_N\}$ 。其中:  $x_i$  表示序列  $X$  第  $i$  个元素,  $\sigma$  表示序列  $X$  的方差,  $\mu$  为序列  $X$  的均值。

**步骤 2** 将不同映射序列  $y$ 、 $p$ 、 $l$ 、 $t$  分配到大小选定的类别  $c$  中, 分别得到  $\eta^c = \{\eta_1^c, \eta_2^c, \dots, \eta_N^c\}$ 、 $\alpha^c = \{\alpha_1^c, \alpha_2^c, \dots, \alpha_N^c\}$ 、 $\beta^c = \{\beta_1^c, \beta_2^c, \dots, \beta_N^c\}$  和  $\lambda^c = \{\lambda_1^c, \lambda_2^c, \dots, \lambda_N^c\}$  4 个序列。

**步骤 3** 选取嵌入维度  $m$ , 分别构造嵌入向量:

$$\begin{aligned} \eta_i^{m,c} &= [\eta_i^c \ \eta_{i+d}^c \ \dots \ \eta_{i+(m-1)d}^c] \\ \alpha_i^{m,c} &= [\alpha_i^c \ \alpha_{i+d}^c \ \dots \ \alpha_{i+(m-1)d}^c] \\ \beta_i^{m,c} &= [\beta_i^c \ \beta_{i+d}^c \ \beta_{i+2d}^c \ \dots \ \beta_{i+(m-1)d}^c] \\ \lambda_i^{m,c} &= [\lambda_i^c \ \lambda_{i+d}^c \ \lambda_{i+2d}^c \ \dots \ \lambda_{i+(m-1)d}^c] \end{aligned}$$

式中  $d$  为延时因子。

**步骤 4** 将步骤 3 中构造的 4 个嵌入向量如  $\eta_i^{m,c} = [\eta_i^c \ \eta_{i+d}^c \ \eta_{i+2d}^c \ \dots \ \eta_{i+(m-1)d}^c]$  中的元素分别映射为色散模式  $\pi_{v_0 v_1 v_2 \dots v_{m-1}}$ , 其中  $\eta_i^c = v_0, \eta_{i+d}^c = v_1, \eta_{i+2d}^c = v_2, \dots, \eta_{i+(m-1)d}^c = v_{m-1}$ 。由于  $\pi_{v_0 v_1 v_2 \dots v_{m-1}}$  有  $c$  位数字组成, 每个数字有  $m$  种取值, 所对应的排列模式有  $(2c-1)^{m-1}$  个。同样地, 将  $\alpha_i^{m,c}$ 、 $\beta_i^{m,c}$  都映射为色散模式  $\pi_{v_0 v_1 v_2 \dots v_{m-1}}$ 。

**步骤 5** 对于每个潜在的色散模式  $\pi_{v_0 v_1 v_2 \dots v_{m-1}}$ , 通过计算  $\eta$ 、 $\alpha$ 、 $\beta$ 、 $\lambda$  中所有具有该模式的序列量, 并将其除以从信号中提取的模式总数得到每个色散模式的统计概率  $p(\pi_{v_0 v_1 v_2 \dots v_{m-1}})$ :

$$p(\pi_{v_0 v_1 v_2 \dots v_{m-1}}) = \frac{Q_i^{m,c} \pi_{v_0 v_1 v_2 \dots v_{m-1}}}{4(N-(m-1))}$$

式中:  $Q_i^{m,c} = \{\eta_i^{m,c}, \alpha_i^{m,c}, \beta_i^{m,c}\}$ ,  $4(N-(m-1))$  为  $Q_i^{m,c}$  中色散模式总数量。

**步骤 6** 基于香农熵定义, 序列  $X$  的集成波动色散熵 (ensemble fluctuation-based dispersion entropy, EFDE) 计算公式为

$$E_{\text{EFD}}(X, m, c) = -\frac{\sum_{i=1}^{c^m} p(\pi_{v_0 v_1 v_2 \dots v_{m-1}}) \times \log p(\pi_{v_0 v_1 v_2 \dots v_{m-1}})}{\log(c^m)}$$

## 2 $n$ 次滑动改进的多尺度集成色散熵

### 2.1 传统粗粒化过程

许多信号类型在不同时间尺度上具有不同复杂性的特征, 例如在短时间尺度上可能表现出快速的波动, 而在长时间尺度上显示出更缓慢的趋

势。利用信息熵方法提取原始信号单一时间尺度的特征, 尤其是在分析具有多重时间尺度特征的复杂信号时可能忽视了信号中的重要信息。为了解决信息熵尺度单一的问题, Costa 等<sup>[21]</sup> 提出了一种时间序列复杂度的衡量方法, 即多尺度熵, 由单尺度序列重构为多尺度序列的处理过程称为粗粒化过程。

对于任意长度为  $L$  的时间序列  $X = \{x_1, \dots, x_i, \dots, x_L\}$ , 在不同尺度因子  $\tau$  下对时间序列进行粗粒化处理, 得到重构后的序列  $\{y_j^1, y_j^2, \dots, y_j^\tau\}$ 。

$$y_j^\tau = \frac{1}{\tau} \sum_{i=1}^{j+\tau-1} x_i, 1 \leq j \leq L-\tau+1 \quad (1)$$

式中:  $y_j^\tau$  表示序列  $X$  在尺度因子  $\tau$  下进行粗粒化处理后的重构序列的第  $j$  个元素,  $x_i$  表示样本  $X$  中第  $i$  个元素,  $L$  为样本长度。图 2 为序列长度  $L=10, \tau=3$  为例的粗粒化过程。

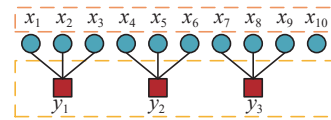
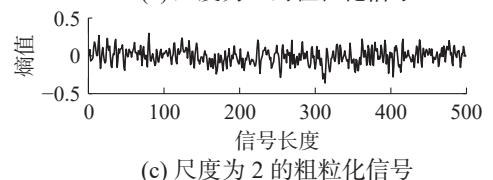
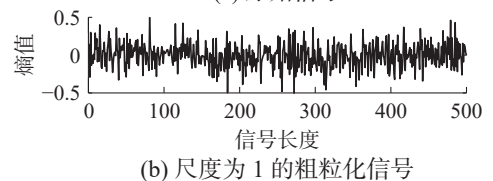
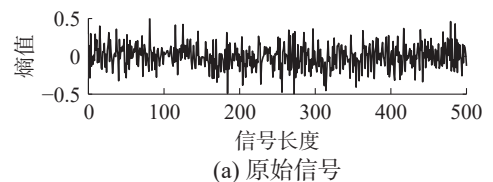


图 2 粗粒化过程 ( $L=10, \tau=3$ )

Fig. 2 Multiscale coarsening process ( $L=10, \tau=3$ )

假设序列  $X = \{2, 4, 6, 8, 10, 12\}$ , 当尺度因子  $\tau=1$  时, 粗粒化处理后的序列就等于原始序列; 当尺度因子  $\tau=2$  时, 粗粒化处理后的序列为: 每 2 个数的平均值, 即:  $\{(2+4)/2, (6+8)/2, (10+12)/2\} = \{3, 7, 11\}$ , 此时重构后序列的长度变为原始序列长度的  $1/2$ ; 当尺度因子  $\tau=3$ , 则将序列中相邻的 3 个数求平均, 此时序列长度变为原始序列长度的  $1/3$ 。图 3 为信号长度  $L=500$ , 尺度因子  $\tau=5$  重构后的序列, 随着尺度因子的增加, 序列所包含的信息变得更加平滑, 动态特征减少, 相应的长期趋势特征变得更为突出。



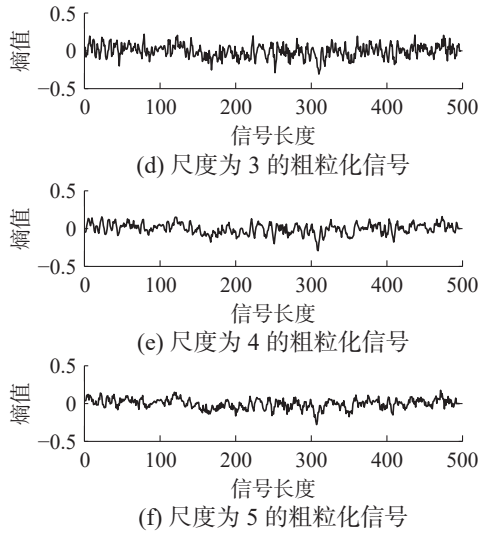


图 3 传统粗粒化不同尺度的重构序列 ( $L=500, \tau=5$ )  
 Fig. 3 Signal reconstructed with multiscale coarsening process ( $L=500, \tau=5$ )

2.2 多尺度集成色散熵

与单尺度相比, 多尺度可以通过粗粒化过程对序列进行重构, 利用 EFDE 方法计算不同尺度下重构序列的熵值, 从而提取更多的特征和更丰富的故障信息。多尺度集成色散熵 (multi-scale EFDE, MEFDE) 的实现主要包括 2 个关键步骤: 一是利用粗粒化过程在多个尺度上重构原始时间序列; 二是计算每个粗粒化重构序列 EFDE。

步骤 1 对序列  $X = \{x_1, \dots, x_i, \dots, x_L\}$ , 选定尺度因子  $\tau$  利用式 (1) 进行粗粒化处理得到多尺度序列  $Y = \{y_j^1; y_j^2; \dots; y_j^\tau\}$ 。

步骤 2 计算多尺度下序列  $Y$  的熵值:  $E_{MEFDE}(X, \tau, m, c) = E_{EFDE}(Y, m, c)$

2.3  $n$  次滑动的改进粗粒化过程

传统粗粒化方法的优点是原始信号产生多个尺度的时间序列。但是, 它的缺点是: 通过重构, 序列长度会随着尺度因子  $\tau$  的增大而减小<sup>[6]</sup>, 在尺度因子  $\tau$  下, 重构序列的长度等于原始序列长度除以  $\tau$ 。因此, 比例因子越大, 粗粒化序列越短, 熵值的稳定性越低; 并且传统粗粒化方法忽略了部分相邻点之间的信息。针对于上述问题, 本文提出一种基于  $n$  次滑动的粗粒化过程, 通过序列在尺度因子  $\tau$  下重构时, 将粗粒化窗口滑动  $n$  次, 保证在不同尺度因子  $\tau$  下重构序列的长度与原序列长度一致, 并且在这种方法下序列所有点之间的信息都能被用来进行 EFDE 的计算。本文设计的  $n$  次滑动改进的多尺度集成色散熵 (improved multi-scale ensemble fluctuation-based dispersion entropy, IMEFDE) 方法包括 2 个步骤: 一是利用  $n$  次滑动的改进粗粒化过程在多个尺度上重构原始时间序列; 二是计算每个粗粒化重构序列 EFDE。

步骤 1 对于任意长度为  $L$  的时间序列  $X = \{x_1, \dots, x_i, \dots, x_L\}$ , 在确定的尺度因子  $\tau$  下进行序列重构, 得到第  $n$  次重构后的序列  $\{y_{j,n}^\tau\}$ , 其中  $n = 1, 2, \dots, \tau - 1$ , 公式表示为

$$y_{j,n}^\tau = \frac{1}{\tau} \sum_{i=j}^{j+\tau-1} x_i, 1 \leq j \leq L - \tau + 1$$

式中:  $y_{j,n}^\tau$  表示序列  $X$  在尺度因子  $\tau$  下进行第  $n$  次滑动粗粒化之后重构序列的第  $j$  个元素。图 4 为所设计的改进粗粒化过程 (以序列长度  $L=10$ , 因子  $\tau=3$  为例)。图 5 为  $L=500, \tau=5, n=4$  时利用提出的改进粗粒化过程重构的多个尺度下序列, 在  $n$  次滑动过程中, 每多一次滑动过程会使重构后序列长度增加  $1/\tau$ , 所以  $n$  的取值不应超过  $\tau - 1$ , 否则会重复计算相邻点之间的信息, 并不具有实际的意义。

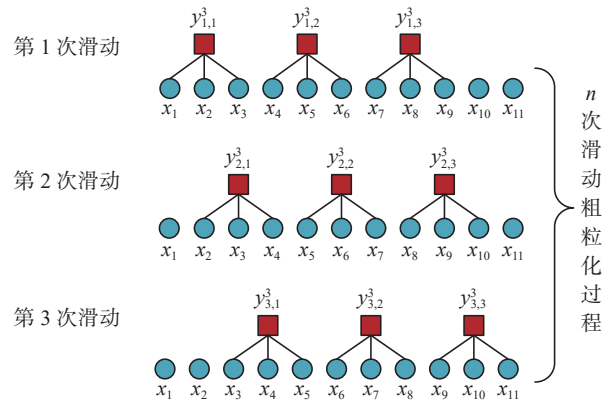
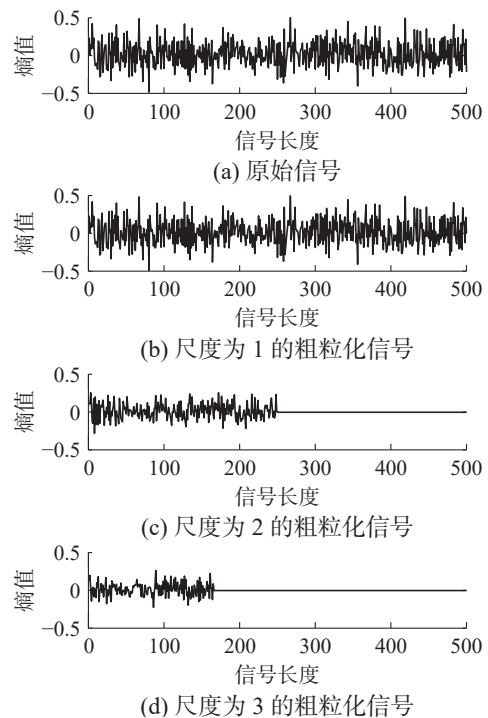


图 4  $n$  次滑动粗粒化过程 ( $L=10, \tau=3$ )  
 Fig. 4 Sliding coarsening process in  $n$  steps ( $L=10, \tau=3$ )



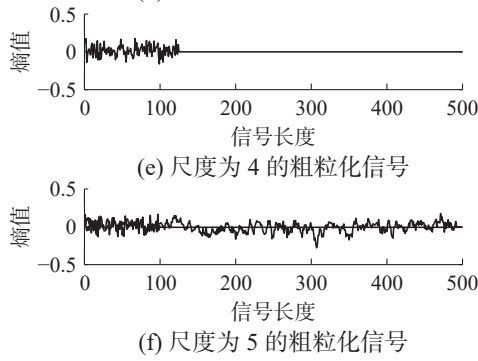


图 5 改进粗粒化后不同尺度的序列重构图 ( $L = 500, \tau = 5$ )

Fig. 5 Signal reconstructed with improved multiscale coarsening process ( $L = 500, \tau = 5$ )

步骤 2 计算多尺度下序列  $Y = \{y_{j,1}^\tau, y_{j,2}^\tau, \dots, y_{j,n}^\tau\}$  的熵值。

$$E_{\text{IMEFD}}(X, \tau, m, c) = \text{EFDE}(Y, m, c)$$

### 2.4 一致性分析

本文选取高斯白噪声 (white Gaussian noise, WGN) 作为模拟信号, 分别评估传统粗粒化过程和  $n$  次滑动的改进粗粒化过程对于不同信号长度下各种信息熵方法测量信号复杂度能力的影响, 本文研究对象为: 多尺度样本熵 (multi-scale SE, MSE)、 $n$  次滑动改进多尺度样本熵 (improved MSE, IMSE)、多尺度排列熵 (multi-scale PE, MPE)、 $n$  次滑动改进多尺度排列熵 (improved MPE, IMPE)、多尺度多样性熵 (MDivE)、 $n$  次滑动改进多样性熵 (IMDivE)、多尺度色散熵 (multi-scale, MDE)、 $n$  次滑动改进多尺度色散熵 (improved MDE, IMDE)、多尺度集成波动色散熵 MEFDE 和  $n$  次滑动改进多尺度集成波动色散熵 IMEFDE。在本文中, WGN 的信号长度的范围被设置为  $N=[1\ 024, 2\ 048, 4\ 096]$ ; 将色散熵和集成波动色散熵的参数设置为  $m=4, c=6$ ; 样本熵的参数为  $m=2, r=0.15$ ; 排列熵的预设参数为  $m=5$ ; 多样性熵的预设参数为  $m=3, \sigma=10$ ; 尺度因子  $\tau=20$ 。

不同信息熵方法测量不同信号长度的 WGN 复杂度的结果如图 6 ~ 10 所示。相同信号的长度的增加不会影响信号的复杂度, 从图中可以看出, IMSE、IMDivE、IMPE、IMEFDE 与 MSE、MDivE、MPE、MEFDE 相比, 随着信号长度的增加, 所计算的熵值波动较小, 可以更加稳定地代表信号特征, 有利于进行故障分类, 当尺度因子值较小时其熵值就趋于稳定, 具有快速稳定的特征。综上所述,  $n$  次滑动的改进粗粒化过程比传统粗粒化过程在使用常用的信息熵方法时, 具有更好的一致性。

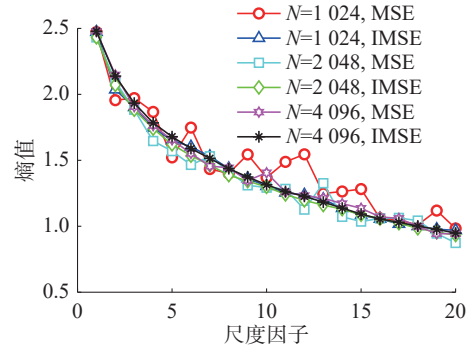


图 6 不同长度下 WGN 信号 MSE 和 IMSE 熵值  
Fig. 6 MSE and IMSE entropy values of WGN

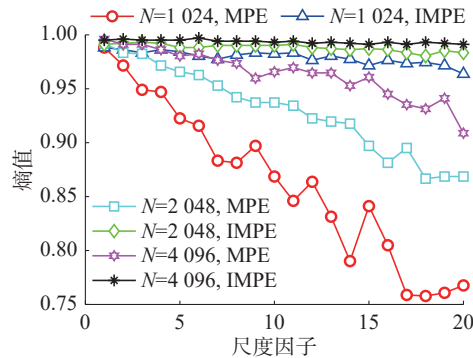


图 7 不同长度下 WGN 信号 MPE 和 IMPE 熵值  
Fig. 7 MPE and IMPE entropy values of WGN

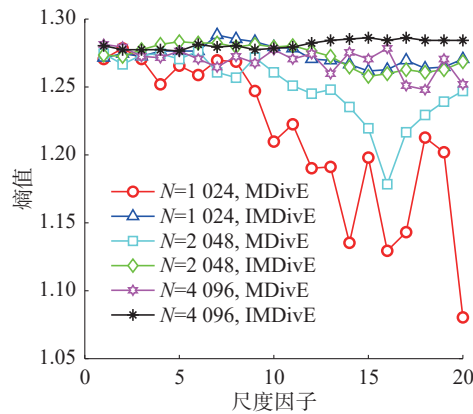


图 8 不同长度下 WGN 信号 MDivE 和 IMDivE 熵值  
Fig. 8 MDivE and IMDivE entropy values of WGN

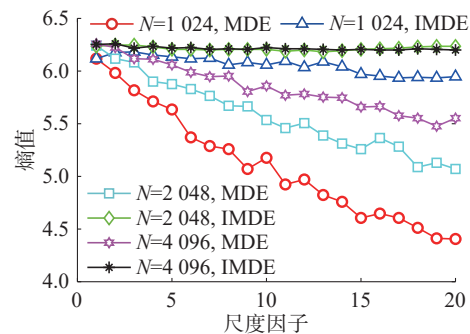


图 9 不同长度下 WGN 信号 MDE 和 IMDE 熵值  
Fig. 9 MDE and IMDE entropy values of WGN

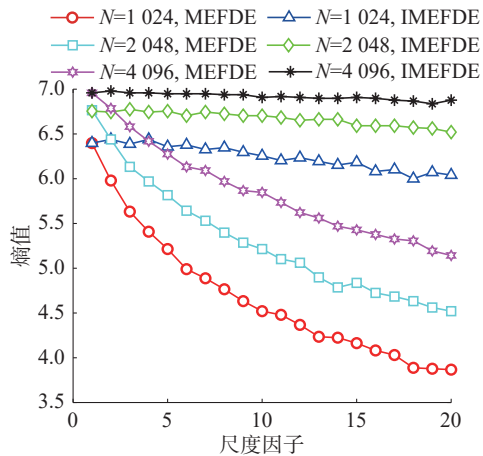


图 10 不同长度下 WGN 信号的 MEFDE 和 IMEFDE 熵值  
Fig. 10 MEFDE and IMEFDE entropy values of WGN

### 2.5 集成波动色散熵的鲁棒性验证

鲁棒性可理解为熵估计方法对噪声的鲁棒性,也可以理解为熵值估计方法计算的稳定性。因此,在讨论算法的稳定性时,有必要从这 2 个角度进行综合判断。在本文中,WGN 的噪声含量的值范围被设置为 [10,100],间隔为 10,信号长度  $N$  为 1 000。

为验证 EFDE 信号复杂度估计能力对噪声的鲁棒性,以 WGN 为模拟信号,对比 4 种信息熵方法对信号复杂度测量稳定性的影响。4 种信息熵方法 (SE、DE、EFDE、PE) 在不同噪声含量下测量 WGN 复杂度的结果如图 11 所示。随着噪声含量的增加 SE 熵值逐渐减小,并且当信噪比 (signal-to-noise ratio, SNR) 为 30 时,曲线趋于稳定,表明噪声含量与 SE 信号复杂度估计能力呈负相关,并且 SE 方法对噪声的鲁棒性较低。PE 熵值随着噪声含量的增加而增加,整体熵值曲线呈波动趋势,但波动幅度不大,表明 PE 方法比 SE 方法对噪声的鲁棒性更强。然而,随着噪声含量的增加,DE 和 EFDE 的熵曲线可以保持良好的一致性,表明 DE 和 EFDE 的信号复杂度估计能力受噪声含量的影响较小,具有较高的鲁棒性。

为了验证 EFDE 方法的高计算稳定性,使用不同的信息熵方法对信号长度  $N$  为 1 000、信噪比 SNR 为 20 dB 的 WGN 独立进行了 10 次重复计算,并计算了 10 次熵运算结果的平均值和标准差。使用变异系数 (coefficient of variation, CV) 来衡量熵值法的计算稳定性,其中 CV 是标准差与平均值的比值。CV 值越小,熵值估计方法的计算稳定性就越高。表 1 为具有不同信息熵的十次运算的结果。从表中可以看出,经过 10 次运算后,EFDE 的标准差和 CV 值最小,表明 EFDE 的熵值差异最小。

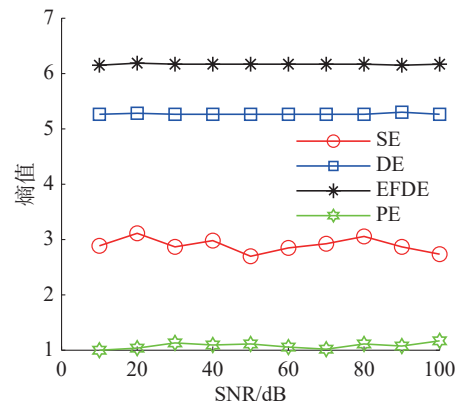


图 11 不同噪声下 WGN 信号的熵值  
Fig. 11 Entropy value of WGN with different noise contents

表 1 不同噪声含量下 WGN 的熵值

Table 1 Entropy value of WGN with different noise contents

指标	SE	PE	DE	EFDE
平均值	2.894 2	1.081 4	5.262 1	6.155 3
方差	0.133 6	0.051 9	0.011 6	0.008 3
CV	0.046 2	0.048 0	0.002 2	0.001 3

## 3 实验结果与分析

### 3.1 数据集和实验环境

本文使用了 3 个数据集来验证所提出的特征提取方法的性能,数据集描述如下。

#### 3.1.1 西储大学数据集

西储大学 (Case Western Reserve University, CWRU) 数据集被广泛使用,本研究使用从驱动端轴承收集的振动数据,如表 2 所示。CWRU 实验装置由感应电机、扭矩传感器、编码器、测力计和控制电路组成,如图 12 所示。测试轴承安装在电机轴上,在测试轴承的特定位置 (如内滚道、滚动元件和外滚道) 产生单点故障,故障直径分别为 0.007、0.014、0.021 和 0.028 in (1 in = 2.54 cm)。在 4 种负载条件 (0、1、2 和 3 hp, 1 hp=745.7 W) 下,以 12 000 样本/s 的速度收集风机端、驱动端和底座振动数据。根据施加在电机上的负载,记录了 1 797 ~ 1 720 r/min 的电机转速。

表 2 西储大学轴承数据集

Table 2 Bearing dataset of CWRU

类型	标签	数据表名称/.mat
正常	Normal	97
滚动体故障	BF007	118
滚动体故障	BF014	185
滚动体故障	BF021	222

续表 2

类型	标签	数据表名称/.mat
内圈故障	IRF007	105
内圈故障	IRF014	169
内圈故障	IRF021	209
外圈故障	ORF007	130
外圈故障	ORF014	197
外圈故障	ORF021	234

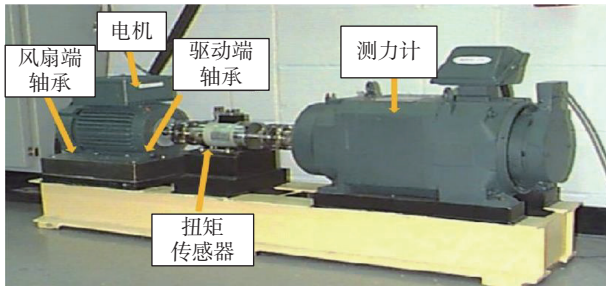


图 12 CWRU 试验台  
Fig. 12 Bearing test bench of CWRU

3.1.2 江南大学数据集

江南大学 (Jiangnan University, JNU) 轴承故障数据集<sup>[32]</sup>是一个用于研究轴承故障预测和诊断的数据集。该数据集包含了大量与轴承运行状态相关的参数数据,并通过采集轴承在不同工况下的振动信号来记录轴承的工作情况。数据集中包含的参数数据有:振动信号、轴承温度、运行速度等。该数据集包括 4 种类型的轴承振动数据集,这些数据集是在 50 kHz 的采样频率下收集的。如表 3 所示, JNU 数据集包含 1 个健康状态和 3 个故障状态,故障状态包括内圈故障、外圈故障和滚动元件故障,转速分别为 1000、800 和 600 r/min。

表 3 江南大学轴承数据集  
Table 3 Bearing dataset of JNU

类型	标签	数据表名称/.csv
正常	n1000	n1000_3_2
正常	n800	n800_3_2
正常	n600	n600_3_2
内圈故障	ib1000	ib1000_2
内圈故障	ib800	ib800_2
内圈故障	ib600	ib600_2
外圈故障	ob1000	ob1000_2
外圈故障	ob800	ob800_2
外圈故障	ob600	ob600_2
滚动体故障	tb1000	tb1000_2
滚动体故障	tb800	tb800_2
滚动体故障	tb600	tb600_2

3.1.3 东南大学数据集

东南大学 (Southeast University, SEU) 数据集<sup>[33]</sup>的轴承数据考虑了转速-负载配置分别为 20 Hz-0 V 和 30 Hz-2 V 的 2 种工作条件。本文使用的 SEU 数据有 1 个健康状态和 4 个故障状态,如表 4 所示。

表 4 东南大学轴承数据集  
Table 4 Bearing dataset of SEU

类型	标签	数据表名称/.csv
健康	B_HLTH	Health_20_0
滚动体故障	BALL	BALL_20_0
内圈故障	INNER	Inner_20_0
外圈故障	OUTER	Outer_20_0
内圈+外圈故障	COMB	Comb_20_0

3.1.4 实验环境

本文实验的操作系统为 Windows 10 64 位操作系统,处理器为 Intel(R)Core(TM)i5-11400 CPU@2.60GHz,内存为 16 GB RAM。

3.2 实验结果分析

本节分别在 CWRU 和 JNU 数据集上,利用所提方法进行故障特征提取,然后结合极限学习机 (extreme learning machines, ELM) 和支持向量机 (support vector machine, SVM) 进行分类。本文设定 ELM 模型<sup>[34]</sup>中神经元个数为 100,激活函数为 sigmoid 函数;本文采用的 SVM 为软件自带的高斯核函数 SVM,超参数设置为 KernelFunction: rbf, BoxConstraint: 63.29, KernelScale: 1.39。

3.2.1 CWRU 数据集实验结果分析

图 13 为所提故障诊断方法的流程,从原始振动信号中计算每个样本的熵值,熵值和标识符形成特征池。

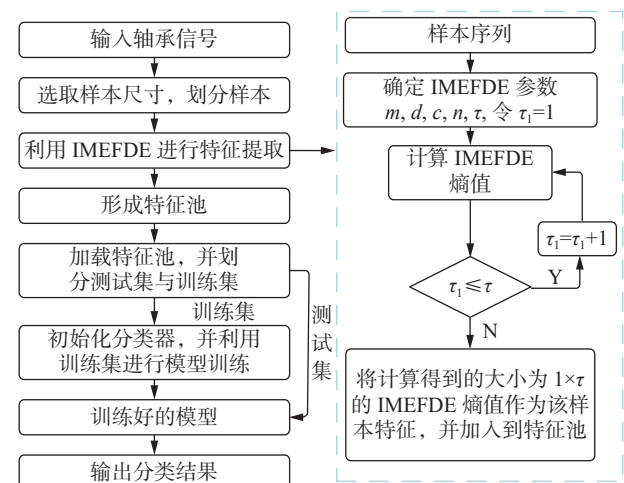


图 13 IMEFDE 故障诊断方法流程  
Fig. 13 Flow chart of IMEFDE-based fault diagnosis

对于 CWRU 数据集, 采用 MDE、IMDE、MEFDE、IMEFDE 提取特征数为  $1\ 305 \times 20$ , 为了训练分类器, 将所提取到的特征分为 2 组, 比例为 1:1, 分别用于训练和测试。训练完成后, 使用测试集对模型进行验证, 并使用混淆矩阵计算性能指标。CWRU 数据集选取的类总数为 10 个。MDE、IMDE、MEFDE、IMEFDE 参数: 样本长度  $L$ 、嵌入维度  $m$ 、尺度因子  $\tau$ 、色散类别  $c$  分别设置为 1 024、4、20、6。

表 5 给出了使用 MDE、IMDE、MEFDE、IMEFDE 4 种方法分别与 ELM 和 SVM 结合的故障分类结果。

表 5 西储大学数据集故障分类结果对比  
Table 5 Comparison of classification results of CWRU

方法	准确率/%	精确率	召回率	$F_1$ 分数
MDE+ELM	87.7	0.80	0.76	0.79
MEFDE+ELM	90.9	0.80	0.80	0.80
IMDE+ELM	97.5	0.94	0.94	0.94
IMEFDE+ELM	<b>99.7</b>	<b>0.99</b>	<b>0.99</b>	<b>0.99</b>
MDE+SVM	86.5	0.77	0.76	0.77
MEFDE+SVM	92.3	0.86	0.84	0.85
IMDE+SVM	98.3	0.96	0.96	0.96
IMEFDE+SVM	<b>99.5</b>	<b>0.99</b>	<b>0.99</b>	<b>0.99</b>

为了避免单一结果的随机性, 进行了 10 次分类实验, 并取平均值作为最终的平均分类准确率、精确率、召回率和  $F_1$  分数。IMEFDE 结合 ELM 和 SVM 的故障分类准确率分别为 99.7% 和 99.5%, 为所使用的方法中最高, IMEFDE 方法的诊断准确率比 MDE 方法诊断准确率提高约 12%, 此外, 精确率、召回率和  $F_1$  分数为所使用方法中最高, 具有显著优势。准确率、精密率、召回率和  $F_1$  分数计算公式分别为

$$A = \frac{N_{TP} + N_{TN}}{N_{TP} + N_{FP} + N_{FN} + N_{TN}}$$

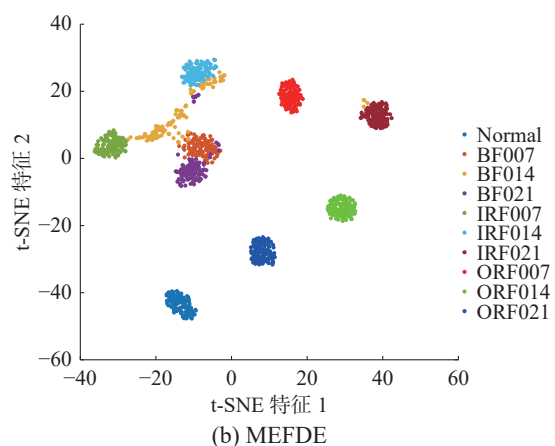
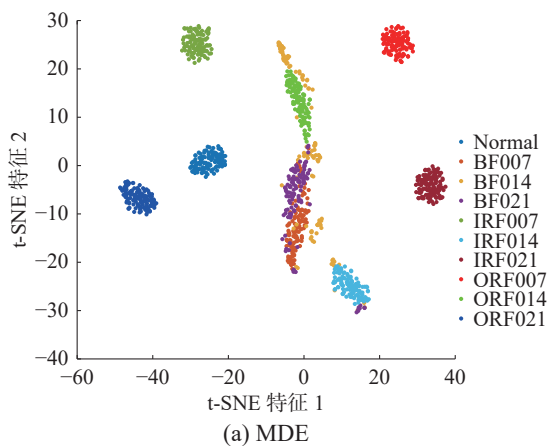
$$P = N_{TP} / (N_{TP} + N_{FP})$$

$$R = N_{TP} / (N_{TP} + N_{FN})$$

$$F_1 = 2PR / (P + R)$$

式中:  $N_{TP}$  是真正例, 即特定标签的准确预测数 (实际标签“n800”, 预测为“n800”);  $N_{FP}$  是假正例, 为特定标签的错误预测数 (实际上标签不是“n800”预测为“n800”);  $N_{FN}$  是假负例, 是该特定标签与其他标签一样的错误预测次数 (实际标签“n800”, 预测为其他标签),  $N_{TN}$  是真负例, 即其他标签相对于  $N_{TP}$  的准确预测的数量。

图 14 为分别使用 MDE、MEFDE、IMDE、IMEFDE 4 种方法提取得到的特征, 然后利用 t-随机邻近嵌入 (t-distributed stochastic neighbor embedding, t-SNE) 降维得到的散点聚类图, 由图 14(a) 可以看出 MDE 计算的 BF007、BF021、BF014 和 ORF014 这 4 种情况下得到的熵值可以与其他故障情况下的熵值分离开来, 但是在其他情况下熵值有较大交叉, 不利于分类; 图 14(b) 表明 MEFDE 方法在 Normal、ORF007、ORF014、ORF021 具有很好的聚类效果, 表明集成波动的改进色散熵相比于色散熵作为特征提取方法有优越性, 但是在滚动体和内圈故障情况下仍存在大量交叉, 不具备优越性; 图 14(c) 表明与 MDE 和 MEFDE 相比, IMDE 方法具有更好的聚类效果。IMDE 使用了  $n$  次滑动的改进粗粒化过程结合色散熵的方法, 而 MDE 使用传统粗粒化过程结合色散熵的方法, 可以看出  $n$  次滑动的改进粗粒化具有明显优越性, 但 IMDE 方法在 BF014、BF007、BF021 的熵值仍存在部分重叠问题; 图 14(d) 可以看出与其他 3 种方法相比, IMEFDE 在所有故障情况下聚类效果更好。



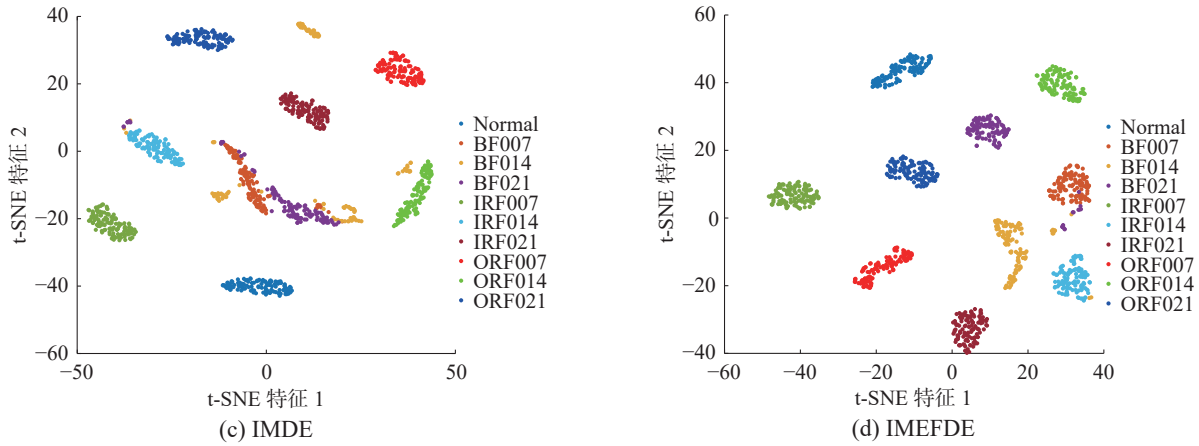


图 14 不同熵值散点图

Fig. 14 Scatter plots with different entropy values

3.2.2 JNU 数据集实验结果分析

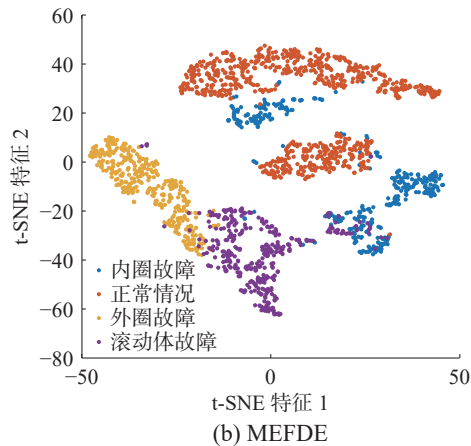
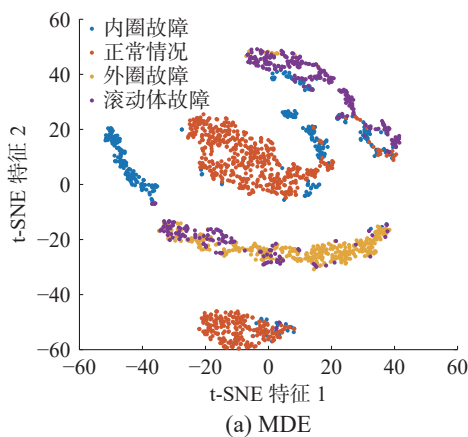
JNU 数据集中的数据类别为 4 种, MDE、IMDE、MEFDE、IMEFDE 的参数样本长度  $L$ 、嵌入维度  $m$ 、尺度因子  $\tau$ 、色散类别  $c$  分别设置为 4 096、4、20、6。分别提取到的特征数为  $2\ 200 \times 20$ , 以 1:1 比例划分训练集和测试集。表 6 为 JNU 数据集上使用所有方法得到的准确率、精确率、召回率和  $F_1$  分数, 可以看出, 所提出的 IMEFDE 方法在 JEN 数据集中有最高的评价指标。

图 15 为 MDE、MEFDE、IMDE、IMEFDE 4 种方法对 JNU 轴承数据进行熵值计算然后利用 t-SNE 降维得到的熵值散点图。由图 15(a) 可以看出对于 JNU 数据集, MDE 在滚动体故障和内圈故障时所计算的熵值较为分散, 每种故障的熵值交叉较多; 图 15(b) 表明与 MDE 相比 MEFDE 方法虽然可以使滚动体故障具有更好的聚类效果, 但是内圈故障的熵值更加分散; 图 15(c) 可以看出 IMDE 方法计算的内圈故障虽然并没有理想的聚类效果, 但是与其他故障类型熵值

重叠现象有所缓解; 图 15(d) 显示了 IMEFDE 方法在轴承正常情况、外圈故障、滚动体故障时的更好的聚类效果, 虽然在内圈故障的熵值计算仍比较分散, 但是在故障内部熵值分散现象明显得到改善。

表 6 江南大学数据集故障分类结果对比  
Table 6 Comparison of classification results of JNU

方法	准确率/%	精确率	召回率	$F_1$ 分数
MDE+ELM	94.6	0.94	0.92	0.93
MEFDE+ELM	95.5	0.94	0.93	0.94
IMDE+ELM	97.9	0.97	0.97	0.97
IMEFDE+ELM	99.6	0.99	0.99	0.99
MDE+SVM	95.2	0.95	0.94	0.94
MEFDE+SVM	96.4	0.95	0.95	0.95
IMDE+SVM	97.4	0.96	0.96	0.96
IMEFDE+SVM	98.2	0.97	0.97	0.97



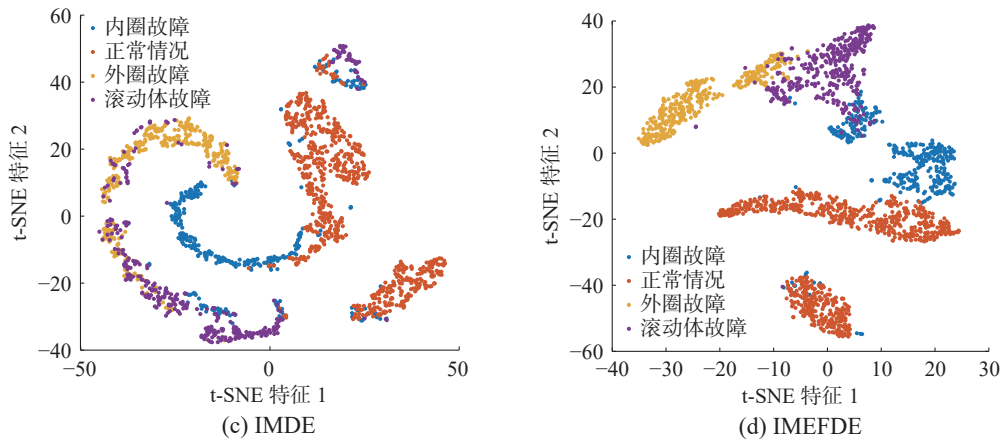


图 15 不同熵值散点图

Fig. 15 Scatter plots with different entropy values

### 3.2.3 SEU 数据集实验结果分析

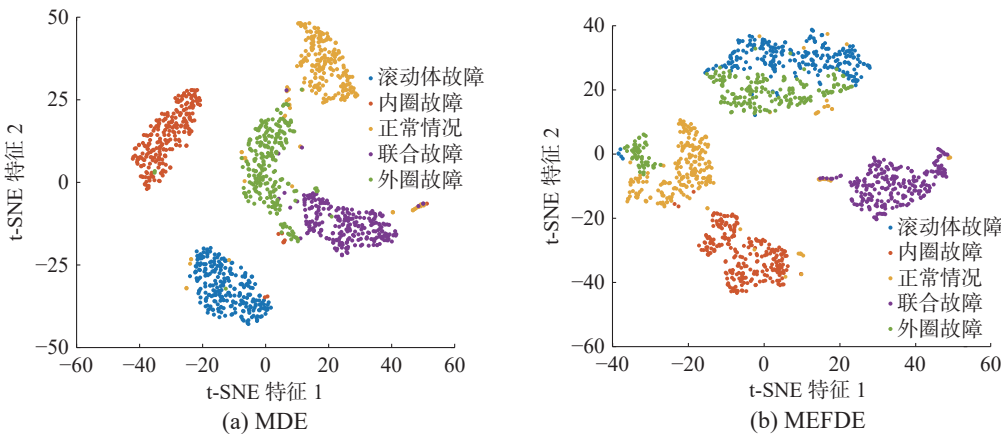
该实验中, MDE、IMDE、MEFDE、IMEFDE 的参数样本长度  $L$ 、嵌入维度  $m$ 、尺度因子  $\tau$ 、色散类别  $c$  分别设置为 4096、4、20、6。提取特征总数为  $1275 \times 20$ , 以 1:1 划分训练集和测试集; 表 7 给出了 4 种熵方法分别结合 ELM 和 SVM 的准确率、精确率、召回率和  $F_1$  分数。所提出的 IMEFDE 方法分别结合 ELM 和 SVM 分类方法将比于其他方法都具有更好的分类准确率 (97.3%、98.4%)、精确率 (0.98、0.98)、召回率 (0.97、0.98) 和  $F_1$  分数 (0.97、0.98)。

图 16 为利用 4 种方法对 SEU 数据集进行特征提取然后利用 t-SNE 降维得到的熵值散点图。由图 16(a) 可以看出 MDE 方法中滚动体故障和联合故障熵值交叉较多, 并不利于分类; 图 16(b) 表明 MEFDE 方法在联合故障熵值聚类优于 MDE 方法, 但其他 3 种故障熵值仍存在大量重叠部分; 图 16(c) 可以看出 IMDE 方法可以很好地区分健康情况、滚动体故障和外圈故障, 明显优于 MDE

和 MEFDE 方法, 但是滚动体和外圈故障的熵值并不能完全分离; 图 16(d) 可以看出, 与其他 3 种方法相比, IMEFDE 在滚动体故障、内圈故障和健康情况下有更好的聚类效果, 在联合体故障和内圈故障情况下熵交叉问题有明显缓解。

表 7 东南大学数据集故障诊断结果  
Table 7 Comparison of classification results of SEU

方法	准确率/%	精确率	召回率	$F_1$ 分数
MDE+ELM	92.1	0.91	0.91	0.91
MEFDE+ELM	94.1	0.94	0.94	0.93
IMDE+ELM	95.8	0.96	0.96	0.96
IMEFDE+ELM	97.3	0.98	0.97	0.97
MDE+SVM	92.9	0.93	0.93	0.93
MEFDE+SVM	95.4	0.95	0.95	0.95
IMDE+SVM	96.5	0.96	0.96	0.96
IMEFDE+SVM	98.4	0.98	0.98	0.98



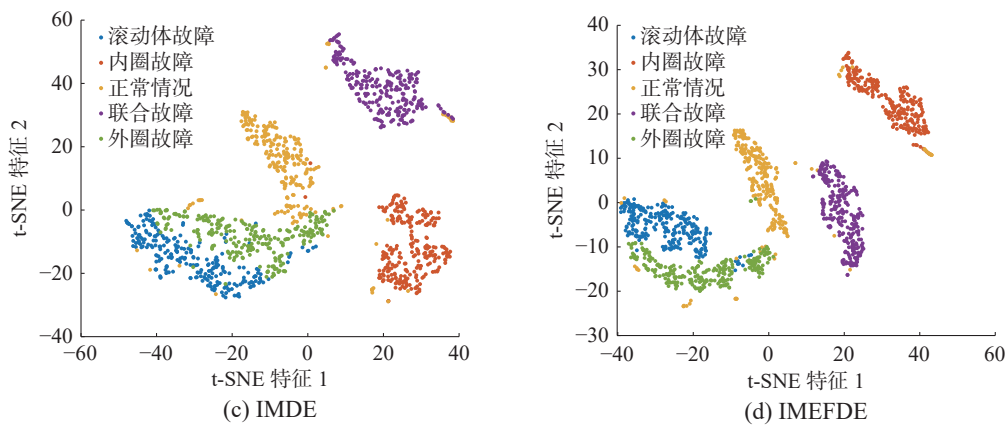


图 16 不同熵值散点图

Fig. 16 Scatter plots with different entropy values

## 4 结束语

本文提出了一种改进的  $n$  次滑动粗粒化方法, 采用多种映射技术改进了集成色散熵的特征提取方法, 并机器学习方法实现轴承故障诊断。基于  $n$  次滑动的改进粗粒化过程通过序列在尺度因子  $\tau$  下重构时, 将粗粒化窗口滑动  $n$  次, 保证在不同尺度因子  $\tau$  下重构序列的长度与原序列保持一致, 并且在这种方法下保留序列每点之间的信息, 对重构序列计算集成色散熵来挖掘信号的不同角度的故障特征信息。分别在西储大学、江南大学和东南大学轴承数据集进行实验验证, 结果表明所提出的基于 IMEFDE 特征提取的故障诊断方法平均分类精度高于其他 3 种方法。未来将在故障溯源方面进行研究。

## 参考文献:

- [1] 李飞龙, 和伟辉, 刘立芳, 等. 结合 CWT 和 Lightweight-Net 的滚动轴承实时故障诊断方法[J]. 智能系统学报, 2023, 18(3): 496–505.  
LI Feilong, HE Weihui, LIU Lifang, et al. Real time fault diagnosis method of rolling bearing based on CWT and LightweightNet[J]. *CAAI transactions on intelligent systems*, 2023, 18(3): 496–505.
- [2] SUN Jiedi, YAN Changhong, WEN Jiangtao. Intelligent bearing fault diagnosis method combining compressed data acquisition and deep learning[J]. *IEEE transactions on instrumentation and measurement*, 2018, 67(1): 185–195.
- [3] DING Xiaoxi, HE Qingbo. Energy-fluctuated multiscale feature learning with deep ConvNet for intelligent spindle bearing fault diagnosis[J]. *IEEE transactions on instrumentation and measurement*, 2017, 66(8): 1926–1935.
- [4] CHEN Junbin, HUANG Ruyi, ZHAO Kun, et al. Multiscale convolutional neural network with feature alignment for bearing fault diagnosis[J]. *IEEE transactions on instrumentation and measurement*, 2021, 70: 3517010.
- [5] HU Qin, SI Xiaosheng, QIN Aisong, et al. Machinery fault diagnosis scheme using redefined dimensionless indicators and mRMR feature selection[J]. *IEEE access*, 2020, 8: 40313–40326.
- [6] YANG Yang, LIU Hui, HAN Lijin, et al. A feature extraction method using VMD and improved envelope spectrum entropy for rolling bearing fault diagnosis[J]. *IEEE sensors journal*, 2023, 23(4): 3848–3858.
- [7] SHANNON C E. A mathematical theory of communication[J]. *The bell system technical journal*, 1948, 27(3): 379–423.
- [8] LI Yongbo, WANG Xianzhi, SI Shubin, et al. Entropy based fault classification using the case western reserve university data: a benchmark study[J]. *IEEE transactions on reliability*, 2020, 69(2): 754–767.
- [9] HUO Zhiqiang, MARTÍNEZ-GARCÍA M, ZHANG Yu, et al. Entropy measures in machine fault diagnosis: insights and applications[J]. *IEEE transactions on instrumentation and measurement*, 2020, 69(6): 2607–2620.
- [10] RICHMAN J S, MOORMAN J R. Physiological timeseries analysis[J]. *American journal of physiology heart and circulatory physiology*, 2000, 278(6): H2039–49.
- [11] BANDT C, POMPE B. Permutation entropy: a natural complexity measure for time series[J]. *Physical review letters*, 2002, 88(17): 174102.
- [12] ZHOU Shenghan, QIAN Silin, CHANG Wenbing, et al. A novel bearing multi-fault diagnosis approach based on weighted permutation entropy and an improved SVM ensemble classifier[J]. *Sensors*, 2018, 18(6): 1934.
- [13] LI Rui, RAN Chao, ZHANG Bin, et al. Rolling bearings fault diagnosis based on improved complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise, non-linear entropy, and ensemble SVM[J]. *Applied sciences*, 2020, 10(16): 5542.
- [14] 蒋佳炜, 胡以怀, 柯赞, 等. 基于小波包特征提取和模糊熵特征选择的柴油机故障分析[J]. 振动与冲击, 2020, 39(4): 273–277, 298.  
JIANG Jiawei, HU Yihuai, KE Yun, et al. Fault diagnosis of diesel engines based on wavelet packet energy spec-

- trum feature extraction and fuzzy entropy feature selection[J]. *Journal of vibration and shock*, 2020, 39(4): 273–277,298.
- [15] CHEN Weiting, ZHUANG Jun, YU Wangxin, et al. Measuring complexity using FuzzyEn, ApEn, and SampEn[J]. *Medical engineering & physics*, 2009, 31(1): 61–68.
- [16] 卿铭, 孙晓梅. 一种新的聚类有效性函数: 模糊划分的模糊熵[J]. *智能系统学报*, 2015, 10(1): 75–80.  
QING Ming, SUN Xiaomei. A new clustering effectiveness function: fuzzy entropy of fuzzy partition[J]. *CAAI transactions on intelligent systems*, 2015, 10(1): 75–80.
- [17] AGGARWAL M. Bridging the gap between probabilistic and fuzzy entropy[J]. *IEEE transactions on fuzzy systems*, 2020, 28(9): 2175–2184.
- [18] 候双珊, 郑近德, 潘海洋, 等. 基于复合多尺度交叉模糊熵的行星齿轮箱故障诊断[J]. *振动与冲击*, 2023, 42(20): 130–135,171.  
HOU Shuangshan, ZHENG Jinde, PAN Haiyang, et al. Planetary gearbox fault diagnosis based on composite multi-scale cross fuzzy entropy[J]. *Journal of vibration and shock*, 2023, 42(20): 130–135,171.
- [19] WANG Yuting, WANG Dong. Investigations on sample entropy and fuzzy entropy for machine condition monitoring: revisited[J]. *Measurement science and technology*, 2023, 34(12): 125104.
- [20] ROSTAGHI M, AZAMI H. Dispersion entropy: a measure for time-series analysis[J]. *IEEE signal processing letters*, 2016, 23(5): 610–614.
- [21] COSTA M, GOLDBERGER A L, PENG C K. Multiscale entropy analysis of biological signals[J]. *Physical review E, Statistical, nonlinear, and soft matter physics*, 2005, 71(2): 021906.
- [22] AZAMI H, JESCUADERO E. Amplitude and fluctuate-on-based dispersion entropy[J]. *Entropy*, 2018, 20(3): 1–21.
- [23] ZHANG Zhiming, FU Guangjie. Bearing fault detection based on improved multiscale dispersion entropy and single value classification[J]. *IEEE sensors journal*, 2022, 22(16): 15825–15833.
- [24] TANG Zhuang, LIU Jie, LI Chaofeng. Improved multivariate hierarchical multiscale dispersion entropy: a new method for industrial rotating machinery fault diagnosis [J]. *IEEE access*, 2022, 10: 102842–102859.
- [25] YAN Xiaoan, JIA Minping. Intelligent fault diagnosis of rotating machinery using improved multiscale dispersion entropy and mRMR feature selection[J]. *Knowledge-based systems*, 2019, 163: 450–471.
- [26] 宫建成, 韩涛, 杨小强, 等. 采用滑动平均多元多尺度色散熵的液压泵故障诊断方法[J]. *陆军工程大学学报*, 2023, 2(1): 45–54.  
GONG Jiancheng, HAN Tao, YANG Xiaoqiang, et al. Fault diagnosis of hydraulic pump adopting moving average multivariate multiscale dispersion entropy[J]. *Journal of Army Engineering University of PLA*, 2023, 2(1): 45–54.
- [27] ZHAO Shouwang, CHEN Yu, REHMAN A U, et al. Detection of interturn short-circuit faults in DFIGs based on external leakage flux sensing and the VMD-RCMDE analytical method[J]. *IEEE transactions on instrumentation and measurement*, 2022, 71: 3516312.
- [28] ZHENG Jinde, PAN Haiyang. Use of generalized refined composite multiscale fractional dispersion entropy to diagnose the faults of rolling bearing[J]. *Nonlinear dynamics*, 2020, 101(2): 1417–1440.
- [29] QIN Aisong, MAO Hanling, HU Qin, et al. Bearing fault diagnosis method based on ensemble composite multiscale dispersion entropy and density peaks clustering[J]. *IEEE access*, 2021, 9: 24373–24389.
- [30] AZAMI H, SANEI S, RAJJI T K. Ensemble entropy: a low bias approach for data analysis[J]. *Knowledge-based systems*, 2022, 256: 109876.
- [31] XUE Qiang, XU Boyu, HE Changbo, et al. Feature extraction using hierarchical dispersion entropy for rolling bearing fault diagnosis[J]. *IEEE transactions on instrumentation and measurement*, 2021, 70: 3521311.
- [32] Jiangnan University. Jiangnan University bearing datasets[EB/OL]. (2023–05–03)[2024–01–09]. <http://www.52phm.cn/datasets/bear/Bearing-data-set-of-Jiangnan-University.html>.
- [33] SHAO Siyu, McAleer S, YAN Ruqiang, et al. Highly accurate machine fault diagnosis using deep transfer learning[J]. *IEEE transactions on industrial informatics*, 2019, 15(4): 2446–2455.
- [34] 王丽娟, 丁世飞. 一种基于 ELM-AE 特征表示的谱聚类算法[J]. *智能系统学报*, 2021, 16(3): 560–566.  
WANG Lijuan, DING Shifei. A spectral clustering algorithm based on ELM-AE feature representation[J]. *CAAI transactions on intelligent systems*, 2021, 16(3): 560–566.

### 作者简介:



穆凌霄, 副教授, 主要研究方向为故障诊断与容错控制。主持/参与国家自然科学基金项目 5 项, 主持省部级项目、企业委托技术开发项目 7 项, 获国家发明专利授权 9 项, 发表学术论文 30 余篇。E-mail: [mulingxia@xaut.edu.cn](mailto:mulingxia@xaut.edu.cn)。



田璐, 硕士研究生, 主要研究方向为故障诊断。E-mail: [tianlu@stu.xaut.edu.cn](mailto:tianlu@stu.xaut.edu.cn)。



冯楠, 工程师, 主要研究方向为工业系统故障诊断与健康监测。参与国家级、省部级项目 4 项, 获国家发明专利授权 10 余项, 发表学术论文 10 余篇。E-mail: [fengnan@ustb.edu.cn](mailto:fengnan@ustb.edu.cn)。