

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2210775

# 基于 CEEMDAN 和 CNN-LSTM 的滚动轴承故障诊断

蒋富康 陆金桂 刘明昊 丰宇

(南京工业大学机械与动力工程学院 南京 211800)

**摘要:** 针对滚动轴承工作环境复杂,轴承振动信号受噪声干扰难以提取故障特征以及传统故障诊断算法准确率较低的问题,提出了利用自适应噪声完备集合经验模态分解算法(CEEMDAN)联合卷积神经网络(CNN)内嵌长短期记忆神经网络(LSTM)的滚动轴承故障诊断方法。首先,利用 CEEMDAN 算法对轴承原始振动信号进行分解得到本征模态函数(IMF);然后计算重构后的信号的排列熵,归一化后作为特征向量;最后将特征向量输入至 CNN-LSTM 结合建立的深度学习模型中进行诊断识别。结果表明:所提方法具有更快的拟合速度和更高的准确率,平均故障诊断准确率达到 98.63%。

**关键词:** 滚动轴承;排列熵;深度学习;自适应噪声完备集合经验模态分解;故障诊断

**中图分类号:** TH133 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.99

## Fault diagnosis of rolling bearing based on CEEMDAN and CNN-LSTM

Jiang Fukang Lu Jingui Liu Minghao Feng Yu

(School of Mechanical and Power Engineering, Nanjing Tech University, Nanjing 211800, China)

**Abstract:** In view of the complex working environment of rolling bearings, the difficulty of extracting fault features from bearing vibration signals due to noise interference, and the low accuracy of traditional fault diagnosis algorithms, a rolling bearing fault diagnosis method based on complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise analysis algorithm (CEEMDAN) combined with convolution neural network (CNN) and embedded long short-term memory neural network (LSTM) is proposed. Firstly, the original vibration signal of the bearing is decomposed by CEEMDAN algorithm to obtain the intrinsic mode function (IMF); Then the permutation entropy of the reconstructed signal is calculated and normalized as the eigenvector; Finally, the eigenvector is input into the deep learning model established by CNN-LSTM for diagnosis and recognition. The results show that the proposed method has faster fitting speed and higher accuracy, and the average fault diagnosis accuracy rate reaches 98.63%.

**Keywords:** rolling bearing; permutation entropy; deep learning; CEEMDAN; fault diagnosis

## 0 引言

滚动轴承在机械设备中有着极为广泛的应用,对维持机械设备安全可靠的运行起着至关重要的作用<sup>[1]</sup>。滚动轴承作为机械设备的核心部件,其数量众多,作用重大,在长期的运行过程中不可避免地会出现退化损坏,继而可能引发重大安全事故<sup>[2]</sup>。为避免事故的发生,对滚动轴承的运行状态进行及时的诊断检测就显得尤为重要。轴承振动信号具有非平稳及非线性的特点,且工作环境大多复杂恶劣,干扰因素众多,因而很难对信号进行提取分析<sup>[3]</sup>。自适应噪声完备集合经验模态分解算法(complete EEMD with adaptive noise, CEEMDAN)解决了经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)存在的噪声残留及

模态混叠问题<sup>[4]</sup>。国内方面,刁宁昆等<sup>[5]</sup>提出了联合 MPE 与 PSO-SVM 的诊断方法,并成功应用于滚动轴承故障诊断中。肖俊青等<sup>[6]</sup>将 CEEMDAN 运用到滚动轴承振动信号分解中,解决了噪声残留以及模态混叠的问题。谢锋云等<sup>[7]</sup>将多尺度排列熵联合支持向量机运用到轴承故障诊断系统中,有效地提取了滚动轴承原始振动信号的特征信息。谷兴硕<sup>[8]</sup>提出了基于 CEEMDAN 和支持向量机的轴承诊断方法。段萍等<sup>[9]</sup>将奇异值熵联合支持 t 分布随机领域嵌入运用到轴承故障诊断系统中。宋立业等<sup>[10]</sup>提出了及全局麻雀群搜索算法优化支持向量机(SVM)的轴承诊断方法。徐乐等<sup>[11]</sup>利用 LMD 算法分解的能量熵和支持向量机相结合的方法对轴承进行故障诊断;Zheng 等<sup>[12]</sup>利用 MPE 和 SVM 相结合的方法提取出了滚动轴承的故障特征。李

收稿日期:2022-07-22

红月等<sup>[13]</sup>提出利用 IAO 优化 SVM 来提高电机滚动轴承的准确率。国外方面, Youcef 等<sup>[14]</sup>提出了使用 CNN 结合 VSI 进行轴承故障诊断的新方法。使用时间移动分割窗口提取归一化幅度来训练和测试 CNN 分类器, 评估其分类精度。Malhi 等<sup>[15]</sup>将来自小波系数的峰值和 RMS 值输入到 CNN 模型中以达到检测轴承故障的目的。

上述方法最终都取得了一定的成果, 但均采用机器学习或传统的 CNN 模型。机器学习在面对大样本情况时, 会出现分类不准确的问题; 而单一的 CNN 模型忽略了时间序列数据中隐藏的长期依赖关系, 可能导致数据丢失。

针对上述不足, 本文提出利用 CEEMDAN 算法对轴承原始振动信号进行分解降噪, 再计算各分量的排列熵, 归一化后作为特征向量输入 CNN-LSTM 深度学习模型中, 提取时间序列数据的全局特征, 以克服 CNN 对长时间依赖关系建模能力弱的缺点; 最后通过对比实验对所提方法的优越性进行了验证。

## 1 基础理论

### 1.1 自适应噪声完备集合经验模态分解

为解决 EMD 算法分解信号存在模态混叠以及 EEMD 和 CEEMD 算法在分解原始信号后得到的本征模态分量中总会残留一定的白噪声的问题, CEEMDAN 应运而生, 其具体的分解流程如下:

1) 在待分解信号中加入正负成对的高斯白噪声并对其进行 EMD 分解。

$$E(z(t) + (-1)^q \phi_{v_i}) = C_1(t) + r_1(t) \quad (1)$$

式中:  $t$  为时间;  $\phi$  为噪声标准差;  $z(t)$  为振动信号;  $v_i$  为标准分布高斯白噪声;  $q$  为添加的正负噪声;  $C_1(t)$  为第一阶 IMF 分量;  $r_1(t)$  为残余信号。

2) 求解  $N$  个本征模态分量的平均值。

$$\bar{C}_1(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N C_1(t) \quad (2)$$

3) 计算并消除第一阶模态分量的残差。

$$r_1(t) = z(t) - \bar{C}_1(t) \quad (3)$$

4) 在残余信号中加入成对的高斯白噪声得到的新信号进行 EMD 分解, 得到第一阶 IMF 分量  $D_1(t)$ , 接着可以得到第二阶 IMF 分量。

$$\bar{C}_2(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N D_1(t) \quad (4)$$

5) 计算并消除第二阶模态分量的残差。

$$r_2(t) = r_1(t) - \bar{C}_2(t) \quad (5)$$

6) 重复上述步骤, 直至获得的残差信号为单调函数, 且不能继续分解, 至此算法结束。此时原始信号  $z(t)$  被分解为:

$$z(t) = \sum_{k=1}^K \bar{C}_k(t) + r_K(t) \quad (6)$$

式中:  $r_K(t)$  为第  $K$  阶 IMF 的残差;  $\bar{C}_k(t)$  为  $k$  个 IMF 的均值。

### 1.2 排列熵

排列熵是一种动力学突变检测方法, 其具有抗噪能力强、计算简便等优点, 能够方便、准确的定位系统发生突变的时刻, 在分析工程信号复杂度方面获得了及其广泛的应用。具体计算步骤如下:

1) 对时间序列  $y$  进行相空间重构, 得到状态向量:

$$y_j = (y_j, y_{j-\tau}, \dots, y_{j+(m-1)\tau}) \quad (7)$$

2) 按照升序对状态向量  $y_j$  中的元素进行重新排序, 得到一个排序模式。

3) 统计排序模式的概率分布:

$$p(\pi_{j_1 j_2 \dots j_m}) = \frac{\text{Number}(\pi_{j_1 j_2 \dots j_m})}{L - (m-1)\tau} \quad (8)$$

式中:  $\text{Number}(\cdot)$  为排序模式的数目。

4) 时间序列  $y$  的排列熵为:

$$E(y) = - \sum_{\pi=1}^{m!} p(\pi_{j_1 j_2 \dots j_m}) \ln p(\pi_{j_1 j_2 \dots j_m}) \quad (9)$$

## 2 深度学习模型

在 CNN 层后连接 LSTM 的深度学习模型结合了两种神经网络的优点, 既有 CNN 强大的自主提取抽象信息的功能, 又具有 LSTM 神经网络的长期记忆功能。

### 2.1 卷积神经网络

卷积神经网络(CNN)主要是由输入层、卷积层、激活函数、池化层和全连接层构成。

卷积层是 CNN 的核心层, 卷积层的参数是由可学习的滤波器集合构成, 其主要作用是进行特征提取, 表达式为:

$$u_j = f(x_i + b_i) \quad (10)$$

式中:  $u_j$  为输出;  $f(\cdot)$  为 ReLU 函数;  $x_i$  为输入;  $b_i$  为偏置项。

在连续的卷积层之间通常会周期性地插入池化层, 可降低卷积后数据特征的空间尺寸, 减少计算资源耗费的同时也能防止过拟合。其表达式为:

$$u_j = f(\beta_i \cdot \vartheta + b_i) \quad (11)$$

式中:  $\beta_i$  为网络偏置;  $\vartheta$  为子采样函数。

全连接层是对经过堆叠卷积、池化后的特征进行分类。全连接层是根据权重每个神经元反馈的比重不同, 最后通过调整权重和网络得到分类的结果。

### 2.2 长短期神经网络

LSTM 克服了传统 RNN 在反向传播中存在的梯度消失和爆炸问题。通过引入遗忘门( $f_t$ )、输入门( $i_t$ )、输出门( $o_t$ ), 控制着细胞元状态  $c_t$  解决上述问题。LSTM 是当前应用较为广泛的循环神经网络架构:

$$\hat{C}_t = \tanh(W_c \otimes [h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (12)$$

$$i_t = \sigma(W_i \otimes [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (13)$$

$$f_t = \sigma(W_f \otimes [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (14)$$

$$C_t = f_t \cdot C_{t-1} + i_t \cdot \hat{C}_t \quad (15)$$

$$o_i = \sigma(W_o \otimes [h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (16)$$

$$h_t = o_i \cdot \tanh(C_t) \quad (17)$$

式中： $h$  为隐藏层状态， $W_i, W_f, W_o$  为对应权重矩阵，对应偏置； $\sigma$  为激活函数； $C_t$  为细胞状态输入。

### 2.3 改进的 CNN-LSTM 诊断模型

传统的 CNN 会使用 Flatten 层把多维的输入一维化，常用在从卷积层到全连接层的过渡，再使用全连接层得到特征向量，实现故障的诊断分类。Flatten 层通过展平操作将二维矩阵进行数据降维，其在按行或列拆分图形矩阵时

会破坏结构信息和先验假设，从而导致部分特征的丢失。

本文采用最大池化层 MaxPooling 取代 Flatten 层及全连接层作为 CNN 层与 LSTM 层之间的连接，从而避免破坏结构信息。利用 CNN 的卷积层提取振动信号深层的数据特征，通过最大池化层去除冗余信息。这一操作降低了输入 LSTM 数据的复杂度，既加快了 LSTM 网络处理数据的效率，同时又能通过隐藏单元中的记忆模块提取时序特征，处理时间序列问题，确保了模型的精度。具体结构如图 1 所示。

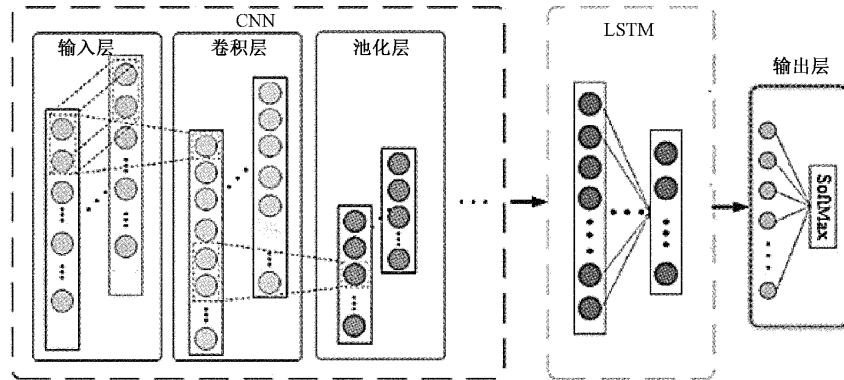


图 1 CNN-LSTM 网络结构

诊断模型是基于 CNN 和 LSTM 搭建，CNN 的卷积层数为两层，选择 ReLU 作为激活函数，初始学习率设为 0.01，迭代次数设为 50 次，模型结构详细参数如表 1 所示。

表 1 CNN-LSTM 模型参数

参数	取值	参数	取值
卷积层 1	维度: $1 \times 5$	Softmax	Nf
	卷积核数目: 32		
	步长 S: 1		
池化层 1	$1 \times 2$ S: 2	激活函数	ReLU
卷积层 2	维度: $1 \times 3$	Batch-size	128
	卷积核数目: 32		
	步长 S: 1		
池化层 2	$1 \times 2$ S: 2	迭代次数	50
LSTM	64	优化器	Adam
全连接层	32	学习率	0.01
Dropout	0.2		

为了对滚动轴承不同的故障类型进行分类，诊断模型最后的输出层选用 SoftMax 函数，最终得到轴承不同状态的概率向量，其中第  $i$  类概率表示为：

$$y_i = \frac{\exp(a_i)}{\sum_{k=1}^{N_f} \exp(a_k)} \quad (18)$$

式中： $N_f$  为故障类型总数； $a$  为隐藏层输出。

选择交叉熵损失函数作为模型的损失函数：

$$L_1 = - \sum_{i=1}^{N_f} \hat{y}_i \log(y_i) \quad (19)$$

式中： $\hat{y}_i$  为第  $i$  个故障真实 One-Hot 标签。

训练过程中使用自适应矩估计方法 (adaptive moment estimation, Adam) 作为优化器，Adam 相较于 MSGD 的优势所在是能够通过自适应学习率来加快模型训练的收敛速度，并通过最小化损失函数更新网络权重。

### 3 故障识别流程

本文所提的基于 CEEMDAN 和 CNN-LSTM 的滚动轴承故障诊断流程如图 2 所示，具体步骤如下：

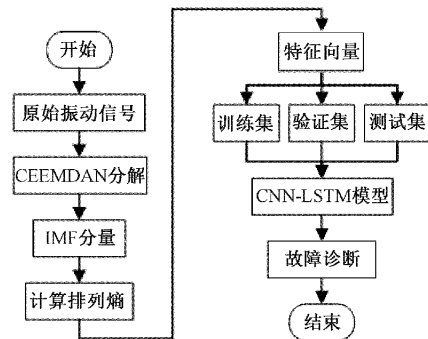


图 2 故障诊断流程

1) 采集滚动轴承不同状态下的振动信号；

2) 设定 CEEMDAN 的相关参数,对滚动轴承各个状态的振动信号进行分解,得到相应的 IMF 分量;

3) 计算各 IMF 分量的排列熵,归一化后作为故障特征向量;

4) 将故障特征向量进行划分,按 7 : 2 : 1 的比例划分为训练集、验证集和测试集;

5) 将训练集和验证集输入 CNN-LSTM 模型中进行训练和验证,得到训练好的诊断模型,再将测试集输入其中进行诊断识别,得到滚动轴承状态结果。

## 4 仿真实验与分析

### 4.1 实验数据

本文采用美国凯斯西储大学(CWRU)轴承数据中心公开的轴承故障诊断数据集作为实验数据,以验证所提方法的有效性,实验平台如图 3 所示。

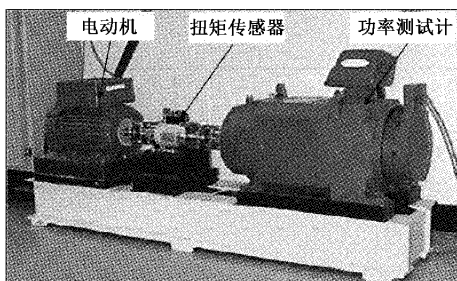


图 3 实验平台

实验数据选取采样频率为 12 kHz,转速为 1 797 r/min,损伤尺寸为 0.021 in,负荷大小为 2 HP,型号为 6205-2RS 的深沟球轴承。分别采集正常状态、外圈故障、内圈故障、滚动体故障等四种状态振动信号各 60 组,共 240 组数据,每组数据包含有 1 024 个数据点。

### 4.2 数据处理

随机选取轴承的滚动体故障信号进行分析,原始振动信号如图 4 所示。利用 CEEMDAN 算法对原始信号进行

分解<sup>[16]</sup>,该算法通过对待分解信号添加高斯白噪声,可较好地消除其传递对分解结果的影响,结果如图 5 所示。

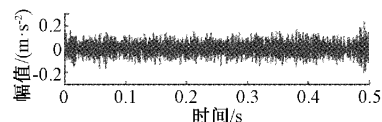


图 4 滚动体故障振动信号波形

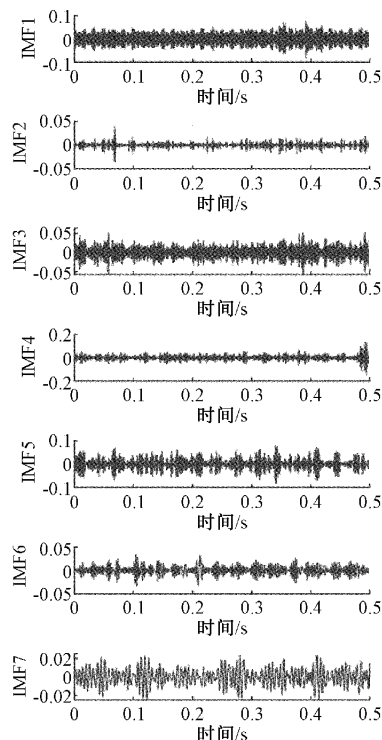


图 5 滚动体故障分解结果

根据排列熵的定义求得经 CEEMDAN 分解后各 IMF 分量的排列熵。为了加快梯度下降求最优解的速度,对计算所得的排列熵进行归一化处理。经归一化后的轴承四种状态 IMF 分量的部分排列熵如表 2 所示。

表 2 不同状态 CEEMDAN 分解的排列熵

轴承状态	IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5	IMF6	IMF7
正常	0.025 79	0.001 57	0.175 16	0.058 72	0.059 70	0.193 88	0.315 83
外圈故障	0.942 02	0.018 37	0.011 09	0.012 880	0.005 59	0.002 92	0.001 72
内圈故障	0.618 19	0.118 75	0.076 57	0.155 17	0.009 17	0.008 09	0.005 17
滚珠故障	0.842 15	0.009 67	0.035 01	0.045 80	0.036 71	0.020 71	0.004 09

### 4.3 实验结果与对比

将故障特征向量按 7 : 2 : 1 的比例划分为训练集、验证集和测试集。测试集的混淆矩阵如图 6 所示,纵坐标为真实的故障类型,横坐标为模型诊断的故障类型。从图中可以看到内圈故障的分类准确率达到 100%,正常、外圈故障及滚动体故障等 3 种类型的分类准确率也分别达到

97.6%、98.3%、98.6%。因此,本文所提方法可以较好的应用于滚动轴承的故障诊断领域。

使用相同的数据集对 3 种不同的模型进行测试,迭代次数 Epochs 为 50。图 7(a)与(b)分别给出了 3 种方法的准确度与损失值随各轮训练的变化状态。当迭代次数为 9 时,CEEMDAN + CNN 和 LSTM 模型的识别率分别为

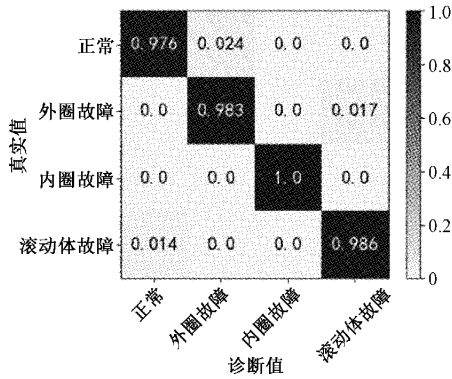


图 6 测试集混淆矩阵

43.1%和 46.25%，损失值分别为 1.43 和 1.28，但 CNN-LSTM 模型的识别率已达 98.2%，损失值仅为 0.15。

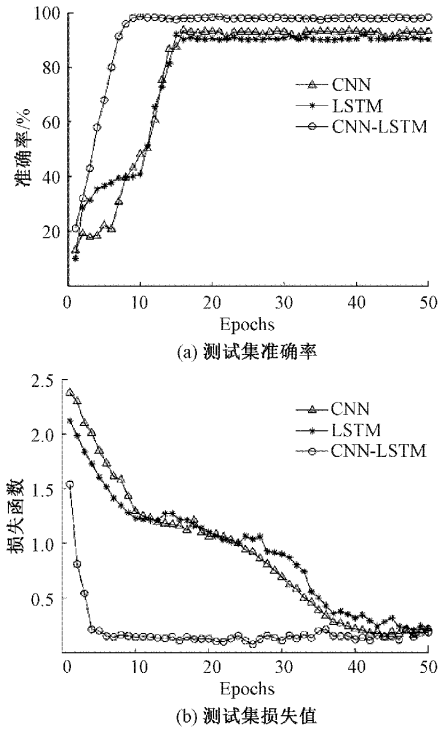


图 7 各方法准确率和损失值

实验结果表明：本文方法得益于充分结合 CNN 和 LSTM 两种方法的优势，因此收敛速度更快，分类精度也更加稳定，可在较少的迭代次数时达到较优的准确率与损失值。每种方法均进行 10 次试验，取其平均值作为实验结果，如表 3 所示。

表 3 不同模型测试集平均准确率

迭代次数	模型名称	准确率/%
Epochs=50	CEEMDAN+CNN	92.67
	CEEMDAN+LSTM	90.58
	CEEMDAN+CNN-LSTM	98.63

### 5 结 论

为了更好地提取滚动轴承在不同状态下的特征，本文将 CEEMDAN 和排列熵相结合的方法应用到振动信号分解与处理中。

采用 CEEMDAN 排列熵作为输入的特征向量，不仅能够避免冗余分量噪声的干扰，还可以滤除部分噪声，提高了特征向量输入的准确性。

本文所提出的分类诊断方法与其他两种方法相比，能够更好地识别出滚动轴承的不同状态，识别率达到了 98.63%，而且收敛速度快，稳定性好，充分验证了本文方法的有效性。

### 参 考 文 献

- [1] 宋向金,赵文祥. 交流电机信号特征分析的滚动轴承故障诊断方法综述[J]. 中国电机工程学报,2022,42(4): 1582-1596.
- [2] 任学平,李攀,王朝阁. 基于 CEEMD-MED 和 Teager 能量算子的滚动轴承微弱故障特征提取[J]. 中国测试,2017,43(12):88-92.
- [3] 张超,陈建军,郭迅. 基于 EMD 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.
- [4] YAN X, JIA M. Anovel optimized SVM classification algorithm with multi-domain feature and its application to fault diagnosis of rolling bearing [ J ]. Neurocomputing,2018,313(3): 47-64.
- [5] 刁宁昆,马怀祥,王金师,等. 基于 MPE 与 PSO-SVM 的滚动轴承故障诊断[J]. 电子测量技术,2021, 44(21):44-48,DOI:10.19651/j.cnki.emt.2107593.
- [6] 肖俊青,金江涛,李春,等. 基于 CEEMDAN 样本熵与卷积神经网络的轴承故障诊断[J]. 动力工程学报, 2022,42(5):429-436.
- [7] 谢锋云,刘慧,胡旺,等. CEEMDAN 与参数优化多尺度排列熵结合的滚动轴承早期故障诊断[J/OL]. 机械科学与技术:1-7[2022-10-09]. DOI:10.13433/j.cnki.1003-8728.20220107.
- [8] 谷兴硕. 基于 CEEMDAN 和 CSSA-SVM 的电机滚动轴承故障诊断研究[D]. 阜新:辽宁工程技术大学,2021.
- [9] 段萍,王旭,丁承君,等. 基于 IMF 奇异值熵和 t-SNE 的滚动轴承故障识别[J]. 传感器与微系统,2021, 40(3):134-137.
- [10] 宋立业,孙琳. EEMD-GSSA-SVM 滚动轴承故障诊断方法研究[J]. 传感器与微系统,2022,41(4):56-59, DOI:10.13873/J.1000-9787(2022)04-0056-04.
- [11] 徐乐,邢邦圣,郎超男,等. LMD 能量熵和 SVM 相结合的滚动轴承故障诊断[J]. 机械科学与技术,2017, 36(6):915-918.

- [12] ZHENG J D, CHEN J S, YANG Y. Multi-scale permutation entropy and its applications to rolling bearing fault diagnosis [J]. China Mechanical Engineering, 2013, 24(19): 2641-2646(in Chinese).
- [13] 李红月,高英杰,朱文昌. IAO 优化 SVM 的电机滚动轴承故障诊断[J]. 电子测量技术, 2022, 45(10): 126-132, DOI:10.19651/j.cnki.emt.2208856.
- [14] YOUCEF A, GUERSI N, NACER M, et al. Rolling element bearing fault diagnosis for rotating machinery using vibration spectrum imaging and convolutional neural networks [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2020, 106(5): 1737-1751.
- [15] MALHI A, YAN R Q, GAO R X. Prognosis of defect propagation based on recurrent neural networks [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2011, 60(3): 703-711.
- [16] 赵小惠,张梦洋,石杨斌,等. 改进 CEEMDAN 算法的电机轴承振动信号降噪分析[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(12): 159-164.

#### 作者简介

陆金桂(通信作者),博士,教授,博士生导师,主要研究方向为智能故障诊断。

E-mail: lujg@njtech.edu.cn

蒋富康,硕士研究生,主要研究方向为状态评估与可靠性分析。

E-mail: JFK1201@163.com