

基于改进 CEEMDAN-CNN 的轴承故障诊断研究

张伟业, 缪维跑, 闻 麒, 李 春

(上海理工大学, 能源与动力工程学院, 上海 200093)

摘 要: 为保证旋转机械安全稳定运行和实现轴承早期疲劳损伤阶段故障诊断, 提出了改进自适应白噪声平均总体经验模态分解 (CEEMDAN) 与卷积神经网络融合的故障诊断方法。通过 CEEMDAN 方法分解原始故障信号, 分形盒维数作为指标筛选核主成分分析降维的最佳重构分量, 输入卷积神经网络实现非线性故障特征提取。结果表明: 在西安交通大学轴承数据集不同信噪比下, 该诊断方法与单一的传统经验模态分解-卷积神经网络 (EMD-CNN)、集合经验模态分解-卷积神经网络 (EEMD-CNN) 方法及其对应的改进重构最佳模态分量方法进行对比, 其低信噪比下准确率达 87.1%, 且在各种信噪比下均保持最高准确率; 该方法应用于西储大学轴承数据集的准确率达到 98.7%, 证明其具有较强的鲁棒性与泛化性; 该方法可有效解决传统轴承故障诊断方法信号非线性特征提取不充分的局限性。

关 键 词: 轴承; 卷积神经网络; 分形盒维数; 自适应白噪声平均总体经验模态分解; 故障诊断

中图分类号: TH133 **文献标识码:** A **DOI:** 10.16146/j.cnki.rndlgc.2024.08.019

[引用本文格式] 张伟业, 缪维跑, 闻 麒, 等. 基于改进 CEEMDAN-CNN 的轴承故障诊断研究[J]. 热能动力工程, 2024, 39(8): 164-173. ZHANG Weiye, MIAO Weipao, WEN Qi, et al. Research on bearing fault diagnosis based on improved CEEMDAN-CNN[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2024, 39(8): 164-173.

Research on Bearing Fault Diagnosis based on Improved CEEMDAN - CNN

ZHANG Weiye, MIAO Weipao, WEN Qi, LI Chun

(School of Energy and Power Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai, China, Post Code: 200093)

Abstract: In order to ensure the safe and stable operation of rotating machinery and realize the fault diagnosis in the early fatigue damage stage of bearings, a fault diagnosis method was proposed to improve the fusion of complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise (CEEMDAN) and convolutional neural network (CNN). The original fault signal was decomposed by CEEMDAN method, the fractal box dimension was used as an index to screen the best reconstruction component of the kernel principal component analysis (KPCA) dimensionality reduction, and the nonlinear fault feature extraction was realized by inputting the CNN. The results show that the accuracy rate of this diagnostic method is 87.1% at low signal-to-noise ratio and maintains the highest at various signal-to-noise ratios when compared with a single traditional empirical mode decomposition-convolutional neural network (EMD-CNN) method, an ensemble empirical mode decomposition-convolutional neural network (EEMD-CNN) method

收稿日期: 2023-07-28; 修订日期: 2023-08-29

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (51976131, 52006148, 52106262); 上海市IV类高峰学科-能源科学与技术-上海非碳基能源转换与利用研究院建设项目资助

Fund-supported Project: National Natural Science Foundation of China (51976131, 52006148, 52106262); Shanghai IV Peak Discipline-Energy Science and Technology-Shanghai Non-carbon-based Energy Conversion and Utilization Research Institute Construction Project Funding

作者简介: 张伟业 (1998-), 男, 上海理工大学硕士研究生。

通信作者: 李 春 (1963-), 男, 上海理工大学教授。

and its corresponding improved reconstruction of the optimal mode component method in the bearing dataset of Xi'an Jiaotong University at various signal-to-noise ratios; the accuracy rate of this method in the bearing dataset of Case Western Reserve University (CWRU) reaches 98.7%, which proves that it has strong robustness and generalisation and can effectively solve the limitations of the traditional bearing fault diagnosis methods with insufficient signal nonlinear feature extraction.

Key words: bearing, convolutional neural network (CNN), fractal box dimension, complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise (CEEMDAN), fault diagnosis

引 言

滚动轴承由外圈、内圈、滚动体等组成,是旋转机械重要零部件之一。因长期受交变载荷和恶劣工作环境的影响,其早期运行可能积累轻微疲劳损伤,若未能及时察觉并处理,潜在风险可能升级为灾难性事故,危及人员安全^[1-2]。因此,进行早期故障诊断,不仅可降低设备的维修成本,保障旋转机械的安全稳定运行,还能有效避免重大安全事故的发生。

随着工业设备逐步向大型化、精密化及智能化方向发展,其运行过程中将产生海量、复杂、高维的数据。利用传统故障诊断方法难以有效处理和分析^[3]故障数据。现代故障诊断不仅需要具备强大的计算能力,还需综合考虑不同特征参数对故障信息的干扰,以实现故障信息的整合和处理^[4]。在“大数据”时代下,逻辑回归(Logistic Regression, LR)等浅层学习算法普遍应用于故障识别领域,但仅适用于单一模型且准确性较低^[5]。为克服以上缺陷,众多学者基于深度学习算法进行了广泛且深入的研究^[6-8],其中卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)作为代表性方法,已逐步应用于故障诊断领域^[9]。Shao 等人^[10]结合 CNN 与迁移学习,构建不同工况下转子轴承系统故障诊断框架;季利鹏等^[11]通过改进 1D-CNN 方法提出电机故障检测模型,将一维电机振动信号作为网络输入,较好地实现了零部件的实时损伤检测;Knap 等人^[12]采用 CNN 模型基于原始采集数据自动寻找故障特征,直接实现转子故障诊断;马云飞等人^[13]利用粒子群算法优化 CNN 模型参数,提高模型准确率,证明了 CNN 对压缩振动信号直接诊断的可行性。

虽然 CNN 在特征学习、自动特征提取、鲁棒性与泛化能力等方面具有明显优势,但是在高噪环境下仅靠单一模型进行故障诊断尚存诸多缺陷。为此,文献[14-16]结合时频方法实现数据预处理降

噪,随后输入 CNN 进行诊断以提高诊断精度。Guo 等人^[17]和赵志宏等人^[18]分别利用连续小波变换(Continuous Wavelet Transform, CWT)和马尔可夫变迁场(Markov Transition Fields, MTF)处理原始信号,输入 CNN 中进行故障诊断,较好地提取了特征信息,但其无法消除噪声干扰,鲁棒性较差;Neupane 等人^[19]采用连续小波变换(Continuous Wavelet Transform, CWT)对滚动轴承原始信号进行滤波,对故障进行了有效分类,但仍存在准确率依赖小波基函数选择的局限性。以上研究表明,原始信号经时频方法预处理后,存在降噪不完全、特征表示不充分等问题,致使 CNN 模型故障识别能力不足。

为弥补现有诊断模型降噪能力的不足,本文提出一种改进自适应白噪声平均总体经验模态分解(Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition with Adaptive Noise, CEEMDAN)模型,利用核主成分分析^[20](Kernel Principal Component Analysis, KPCA)对 CEEMDAN 分解的本征模态函数(Intrinsic Mode Function, IMF)进行降维,以分形维数作为重构指标筛选最佳 IMF,通过 CNN 模型训练,充分利用深度学习的特征提取能力进行故障分类。实现了“大数据”下轴承故障诊断,为旋转机械安全稳定运行提供技术支持。

1 算法基础

1.1 CEEMDAN 分解算法

经验模态分解(EMD)、集合经验模态分解(EEMD)及互补集合经验模态分解(CEEMD)均为时频降噪预处理方法。EMD 依据故障信号的时间尺度特性将原始信号分解为多个 IMF 分量,然而该算法在处理过程中常遭遇模态混叠的难题,严重影响分解结果的准确性和可靠性^[21]。为克服这一局限性,白丽丽^[22]在改进 EMD 基础上加入白噪声,提出了 EEMD,一定程度上减少了模态混叠,但其造成白噪声均值传递问题,将产生附加模态^[23]。CEEMDAN

分解可较好解决上述难题。CEEMDAN 在计算达到唯一剩余 IMF 时,通过将当前剩余数与其均值的差值定义为残差,有效地避免了附加模态的生成。这种处理方式实现了自适应的噪声引入,显著减少了残余噪声对信号分析的干扰,从而提高了信号分解的准确性和可靠性^[24]。CEEMDAN 分解具体步骤如图 1 所示。

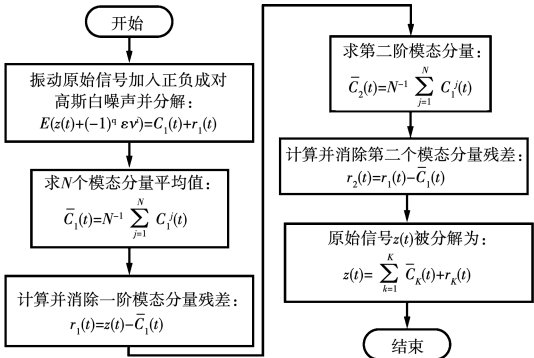


图 1 CEEMDAN 流程图
Fig.1 Flow chart of CEEMDAN

1.2 分形盒维数

分形维数作为描述分形对象复杂性和不规则性的数值度量,可充分体现信号的非线性程度,其中盒维数已在故障诊断领域得到广泛应用^[25]。

盒维数计算方法为利用多个边长为 $N_{(ε)}$ 的盒子填充分形对象,逐渐改变盒子的边长及数量,探索分形对象在不同空间尺度上的特征。在计算过程中,针对由盒子尺寸 $N_{(ε)}$ 及其对应的计数 $N_{(ε)}$ 所形成的双对数坐标体系内的数据点进行线性拟合。通过分析拟合直线的斜率可估算出盒维数。盒维数能有效地衡量分形对象维度,通过不断调整盒子的边长与数目,表征对象的细节结构和复杂性。其公式为:

$$D = - \frac{(k_2 - k_1 + 1) \sum_{k=1}^M \lg k \lg N_{(kε)} - \sum_{k=1}^M \lg k \sum_{k=1}^M \lg N_{(kε)}}{(k_2 - k_1 + 1) \sum_{k=1}^M \lg^2 k - (\sum_{k=1}^M \lg k)^2} \quad (1)$$

式中: D —盒维数; $N_{(kε)}$ —盒子数目;下标 $kε$ —第 k 个盒子边长,其中 $k=1,2,\dots,M$ 。

1.3 改进 CEEMDAN 算法

CEEMDAN 虽然可减少模态混叠问题,但在早期分解阶段,因故障信号含大量噪声和相似尺度特征,难以实现 IMF 精确筛选^[26]。本文提出采用 KPCA 与分形维数融合方法以有效改进 CEEMDAN。

KPCA 凭借其强大的内核技术,在处理非线性数据方面展现出显著优势。通过将数据映射至高维特征空间,有效完成非线性特征的提取与降维,从而实现高效处理复杂数据集。其核心思想是通过计算样本之间相似度或内积关系以捕捉数据的非线性结构。与传统的线性主成分分析 (Principal Component Analysis, PCA) 相比,KPCA 可更好地处理非线性关系与高维数据,提供更准确的特征表示^[27]。将 KPCA 引入 CEEMDAN 框架中,不仅可保留数据非线性特征且能消除数据中冗余信息,并有助于提取更具代表性及区分度的非线性特征主元。本文采用交叉分析法来确定最佳分量组,可在降维的同时保留重要的数据信息,并提取出合适分形维数的非线性特征主元。改进 CEEMDAN 算法流程图如图 2 所示。

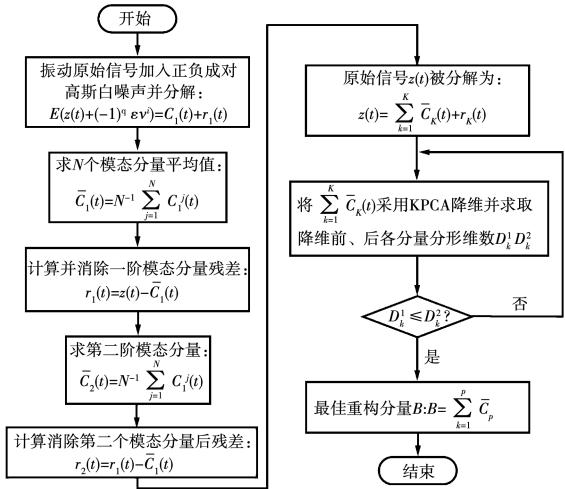


图 2 改进 CEEMDAN 流程图
Fig.2 Flow chart of improved CEEMDAN

1.4 CNN 原理阐述

CNN 在深度学习领域具有诸多优势,其下采样操作能有效减小数据的尺寸,从而降低计算复杂度,提高网络处理大规模数据的效率。CNN 局部连接的特性使得网络可更好捕捉到数据中的局部特征,而共享参数的设置可进一步提高模型的训练效率与泛化能力^[28]。其“端到端”的数据处理方法,可自适应提取故障特征,简化数据处理流程,提高故障诊断的准确性^[29]。

典型的 CNN 通常由多个组件构成,包括卷积层、池化层(下采样层)、全连接层(或称密集层、线性层),以及一个用于分类任务的 softmax 层^[30]。图 3 为 CNN 的经典模型结构。

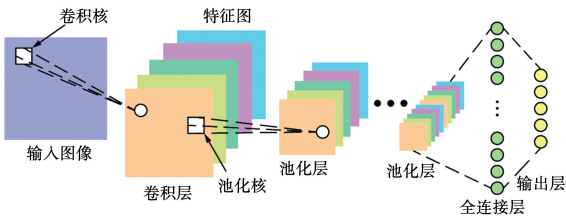


图 3 卷积神经网络经典模型结构

Fig.3 Classical model structure of CNN

卷积层是核心组件之一,负责从输入信号中提取局部特征。每个卷积层由多个卷积核(也称为滤波器或特征检测器)组成,每个卷积核都对输入信号进行卷积操作,生成对应的特征输出^[31],其数学表达式为:

$$u_j = f(x_i \cdot w_i + b_j) \tag{2}$$

式中: u_j —输出; f —Relu 函数; x_i —输入; w_i —权重矩阵; b_j —偏置项。

池化层作为一种有效的降维策略,通过降低特征图的空间分辨率并聚合局部区域内的重要信息,从而在不损失关键特征表示的前提下,显著提升了

CNN 的计算效率与泛化能力^[32]。其计算公式为:

$$u_k = f(\{\beta_j \cdot \vartheta + b_j\}) \tag{3}$$

式中: u_k —输出; β_j —权值矩阵; ϑ —降采样函数。

经循环重复卷积、池化,全连接层进一步整合并聚类故障信息,由 Softmax 层进行类别概率输出实现故障分类。

2 故障诊断模型

2.1 模型结构

为提高含噪非线性故障信号的识别准确率,本文基于深度学习,采用 CEEMDAN 对原始故障数据进行模态分解。KPCA 通过核函数将 CEEMDAN 分解故障信号得到的 IMF 映射到高维空间,以实现信号降维处理。同时,盒维数作为重构指标,以剔除 IMF 中的冗余分量与伪分量。重构后的故障信号输入 CNN 模型,利用其自动特征提取优势,对后续的故障分类与识别起到至关重要的作用^[33]。如图 4 所示的网络结构为改进 CEEMDAN-CNN 融合算法模型连接关系。

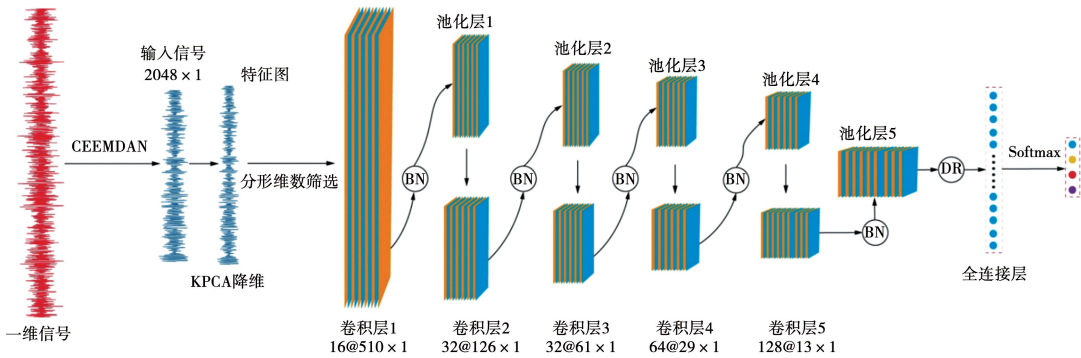


图 4 改进 CEEMDAN-CNN 结构

Fig.4 Improved CEEMDAN-CNN structure

改进 CEEMDAN-CNN 故障诊断模型结构参数如表 1 所示。

随机选择 2048 个数据点,构建一个 2048 × 1 的特征向量矩阵,将其作为信号输入。模型结构多次在卷积与池化层之间嵌入批量归一化 (Batch Normalization, BN),能加快训练速度且减少对初始权重的依赖性并增强模型泛化性能。此外,在全连接层之前引入丢弃层 (Dropout Layer, DR)。该层在训练过程中随机丢弃部分神经元,以防止模型过度

依赖特定的特征或神经元组合^[34],从而显著降低过拟合的风险。

2.2 改进 CEEMDAN-CNN 诊断流程

针对单一 CNN 处理非线性含噪信号的不足,本文采用 CEEMDAN 作为预处理手段,KPCA 对分解得到的各 IMF 进行降维处理^[35],同时选取盒维数作为筛选指标进行信号重构,提出的改进CEEMDAN-CNN 故障诊断模型流程如图 5 所示。

表 1 网络结构模型

Tab.1 The model of network structure

层类型	卷积核数目及大小	步长	输出大小
输入层	—	—	1@ 2048 × 1
卷积层 1	16@ 11 × 1	[4 1]	16@ 510 × 1
池化层 1	—	[2 1]	16@ 255 × 1
卷积层 2	32@ 5 × 1	[2 1]	32@ 126 × 1
池化层 2	—	[2 1]	32@ 63 × 1
卷积层 3	32@ 3 × 1	[1 1]	32@ 61 × 1
池化层 3	—	[2 1]	32@ 30 × 1
卷积层 4	64@ 2 × 1	[1 1]	64@ 29 × 1
池化层 4	—	[2 1]	64@ 14 × 1
卷积层 5	128@ 2 × 1	[1 1]	128@ 13 × 1
池化层 5	—	[1 2]	128@ 6 × 1
Dropout (DR)	—	—	128@ 6 × 1
全连接层	—	—	4@ 1 × 1
Softmax	—	—	—

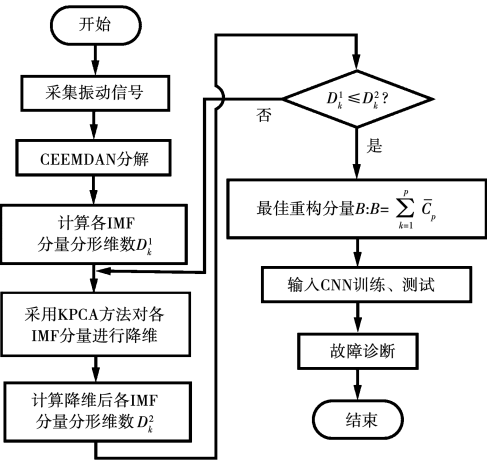


图 5 故障诊断流程图

Fig.5 Flow chart of fault diagnosis

3 振动数据集分析

3.1 实验数据

本文模型训练和数值计算在一台搭载 NVIDIA GeForce RTX 3060 的计算机上进行,使用的相关软件包主要包括 Python 3. 8. 1、TensorFlow 2. 6. 0、Cuda11.3 等。为验证所提出改进 CEEMDAN-CNN 方法的优越性和准确性时,选用西安交通大学公开发布的故障信号数据集。其实验平台如图 6 所示^[36]。

试验平台采样频率为 25.6 kHz,电机转速分别为 2 100 和 2 250 r/min,具体工况如表 2 所示。4 种故障时域信号如图 7 所示。

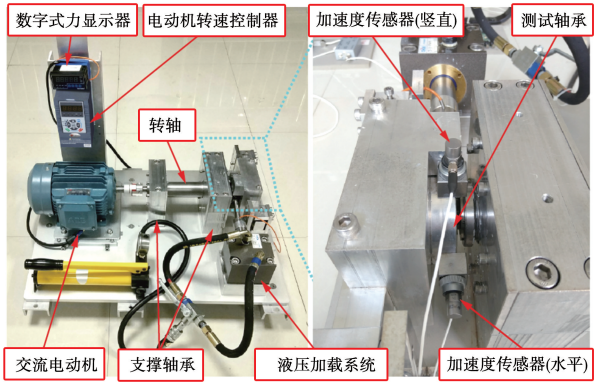


图 6 轴承测试平台

Fig.6 Test platform of bearing

表 2 轴承试验工况

Tab.2 Test conditions of bearing

故障类型	转速/r·min ⁻¹	径向力/kN
混合损伤	2 100	12
内圈磨损	2 250	11
保持架磨损	2 250	11
外圈磨损	2 250	11

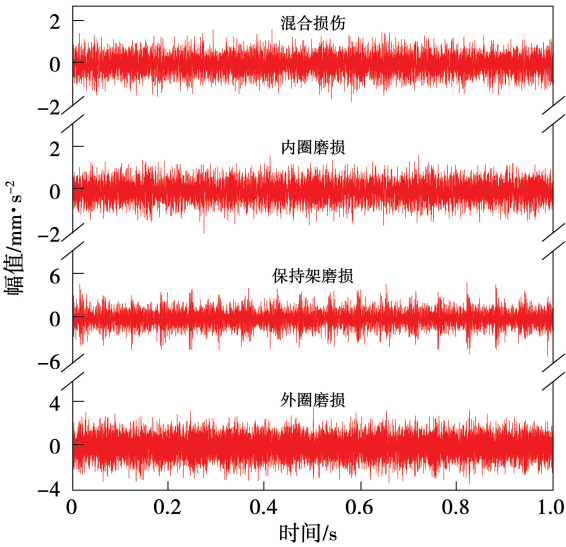


图 7 轴承振动信号时域波形

Fig.7 Time domain waveform of bearing vibration signals

3.2 数据处理与分析

实验数据采用 EMD、EEMD、CEEMDAN 3 种经验模态分解方法进行对比,以内圈损伤信号为例,其分解频域如图 8 所示。

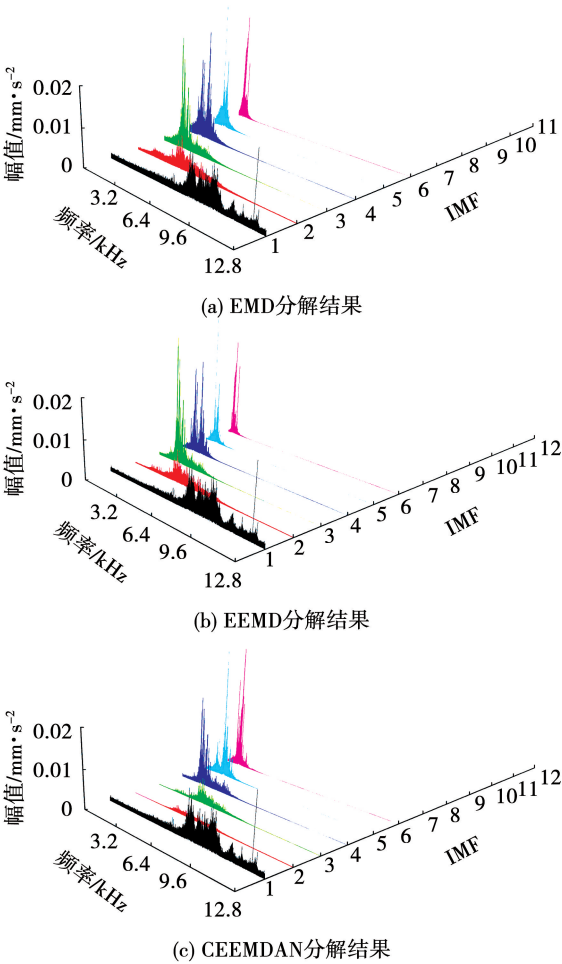


图 8 内圈故障信号不同分解

Fig.8 Different decompositions of inner ring fault signals

由图 8 可知,EMD 分解存在明显的模态混叠现象,EEMD 分解存在虚假模态分量及无法完全消除白噪声均值传递问题。上述问题会降低 EEMD 分解准确性与可靠性,可能由噪声及数据特征不足等因素引起,CEEMDAN 在一定程度上可以减少模态混叠与白噪声均值传递问题,但仍存在无法剔除虚假分量和冗余分量问题,致故障特征提取困难。

4 种故障信号降维前后分形维数对比如图 9 和图 10 所示。由图 9 和图 10 可知,随降维过程的进行,盒维数减小与信号稳定性提高之间存在密切关联。4 种故障降维前后的盒维数与稳定性呈现负相关。对比 EMD、EEMD 和 CEEMDAN 3 种方法,CEEMDAN 分解表现优于其他两种方法。因 IMF 分量残余噪声存在,KPCA 降维前的盒维数

逐渐减小;经过 KPCA 降维后可有效提取关键故障信息,增强信号稳定性。为消除白噪声均值传递问题,本文根据降维前后 IMF 交叉选取最佳重构分量,可保留故障信息且减少噪声干扰,从而提高故障诊断准确性。各故障最佳重构分量时域图如图 11 所示。图 11 中标号 2 为对应故障重构信号,其余故障信号类同。

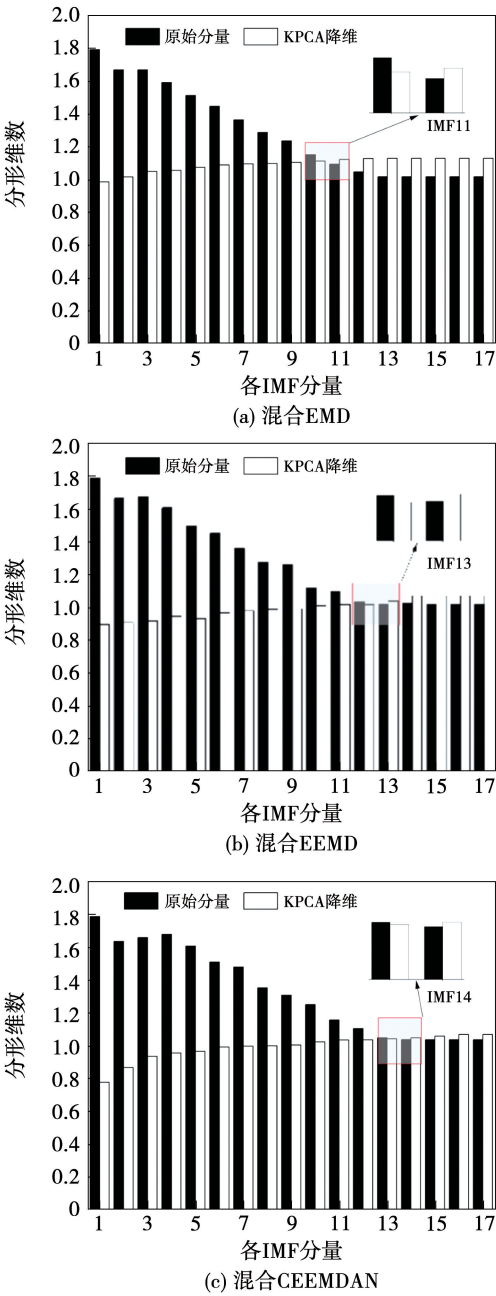


图 9 不同方法对混合故障最佳重构分量的筛选

Fig.9 The different methods are used to screen the optimal reconstruction components of hybrid fault

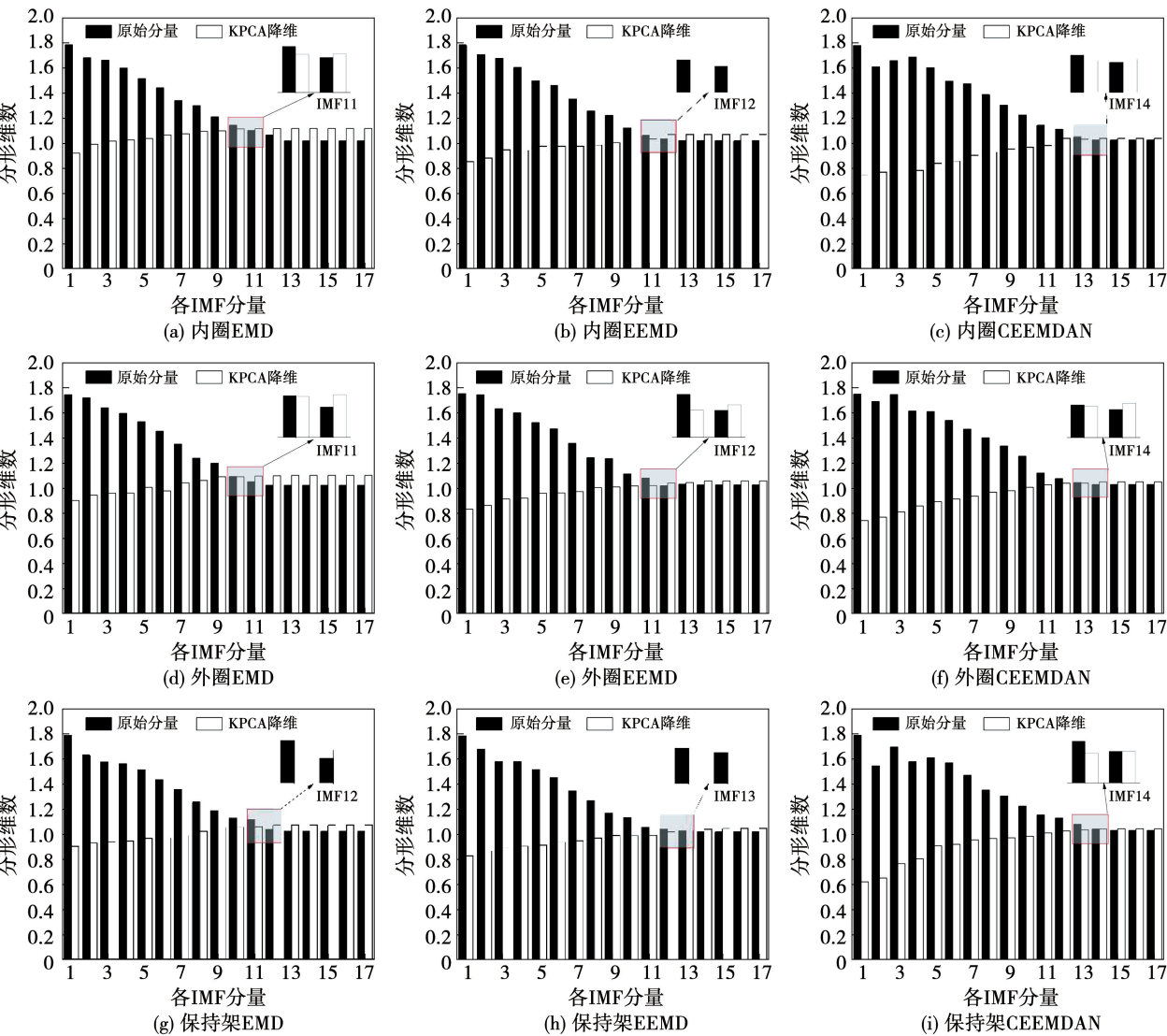


图 10 不同方法对各部件故障最佳重构分量的筛选

Fig. 10 Optimal reconstruction components of each part fault screened by different methods

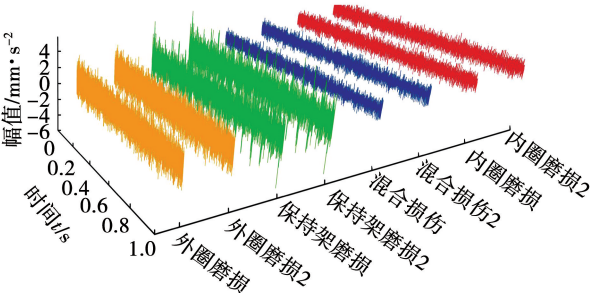


图 11 最优重构分量与原始信号分量时域图

Fig. 11 Time domain diagram of optimal reconstruction component and original signal component

3.3 鲁棒性验证

为验证改进 CEEMDAN-CNN 方法在故障识别方面的性能,本文将原始故障信号按照 8:1:1 比例划分训练集、测试集及验证集且采用重采样方法,多次抽取实验数据,增加训练样本数量。重构后分量的训练集准确率和损失如图 12 所示。由图 12 可知,改进 CEEMDAN-CNN 算法具有较高准确性与可行性,可有效识别故障信号。

为还原轴承实际工作环境,将不同信噪比噪声添加到原始信号进行进一步验证,检验该算法在复杂噪声环境下有效性与可靠性。结果如图 13 所示。

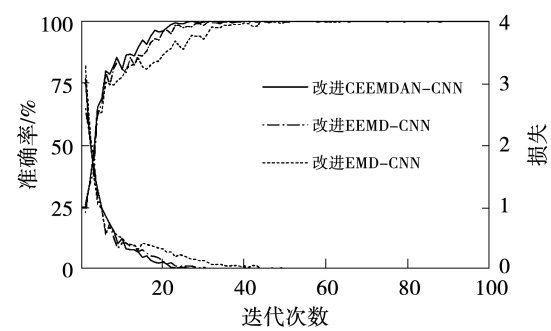


图 12 重构后分量训练集准确率和损失

Fig. 12 Accuracy rate and loss of component training set after reconstruction

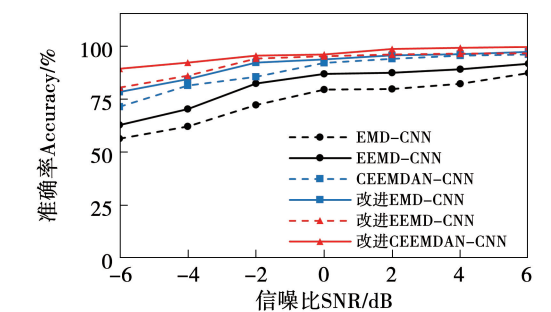


图 13 各方法不同信噪比下识别准确率

Fig. 13 Recognition accuracy rate of each method under different signal-to-noise ratios

由图 13 可知,相较于其他算法,本文提出的改进 CEEMDAN 融合 CNN 算法具有较高准确性及较强鲁棒性。随着信噪比提高,算法诊断准确性也相应提高。所提出算法在信噪比为 6dB 准确率达到最高,达到 99.7%,在 -6 dB 信噪比环境下,改进后的算法依然维持 87.1% 的识别准确率,相较于其他算法,表现出一定的性能提升。该算法通过优化信号处理流程,有效去除冗余信号与虚假分量,显著增强了信号特征提取的精准度与故障分类的准确性,同时展现出良好的抗噪性能。

3.4 可视化结果

考虑其直观性,本文采用 t-SNE 方法对改进 CEEMDAN-CNN 融合算法的各卷积层及全连接层进行可视化,结果如图 14 所示。由图 14 可知,改进 CEEMDAN-CNN 融合算法处理的故障信号经 t-SNE 方法可视化后,可较好地完成 4 种经典故障的可视化识别。各故障重叠区域随着卷积层的深入而减小,故障区分愈加明显。卷积层 2 中可视化结果已呈现点簇状分离,全连接层可显著区分 4 种故障。

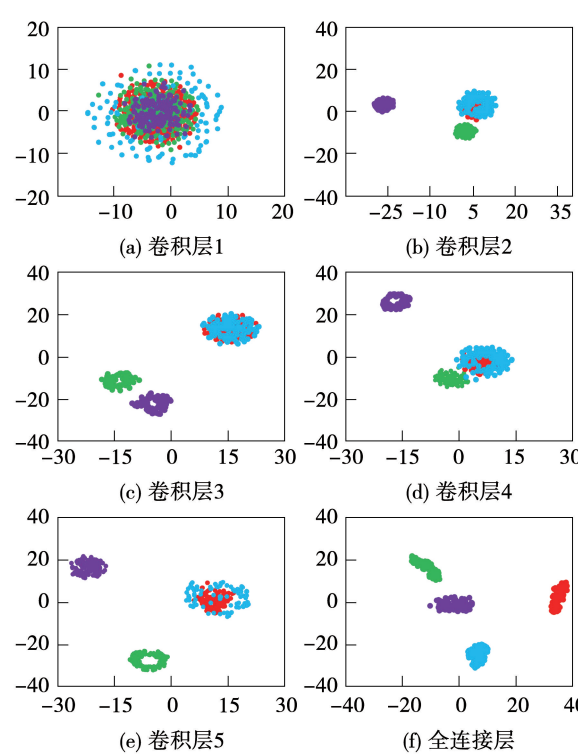


图 14 改进 CEEMDAN-CNN 算法的各层可视化

Fig. 14 Visualizations of each layer of improved CEEMDAN-CNN algorithm

3.5 泛化性验证

为进一步验证改进 CEEMDAN-CNN 方法泛化性能,本文将此模型应用到美国凯斯西储大学(CWRU)数据集^[37]。该算法模型诊断准确性在信噪比为 6 dB 下达到 98.7%。图 15 为 CWRU 数据集在该改进模型的训练准确率与损失。

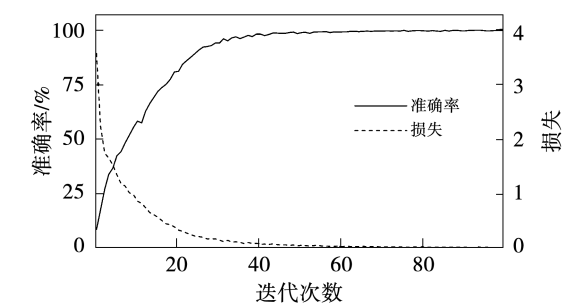


图 15 CWRU 重构信号准确率和损失

Fig. 15 Accuracy rate and loss of CWRU reconstruction signal

为直观考察其分类结果,对全连接层进行可视化分析,分析结果如图 16 所示,该模型应用到西储大学数据集能识别 11 种故障信号,表明该模型具有较好泛化性能。

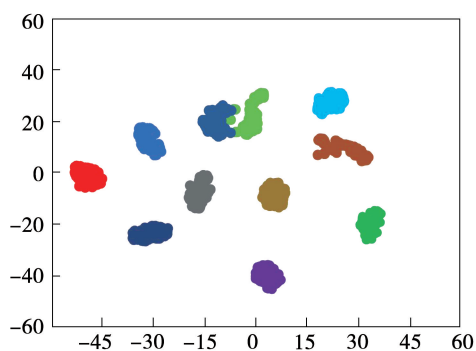


图 16 全连接层可视化

Fig. 16 Visualization of full connection layer

4 结 论

传统故障诊断方法存在过分依赖专家知识、信息提取困难、对环境噪声敏感及缺乏自适应能力等缺点。为解决上述缺点,本文基于深度学习,提出一种改进 CEEMDAN-CNN 轴承故障诊断方法,具体结论如下:

(1)改进 CEEMDAN-CNN 方法采用 KPCA 降维处理及盒维数作为筛选标准可有效滤除噪声干扰且充分提取故障信号特征,有效提高 CNN 故障诊断识别准确率。

(2)各卷积层及全连接层的 t-SNE 可视化表明,随着卷积、池化过程深入,4 种经典故障区分明显,说明 CNN 可从重构信号中提取非线性故障特征。

(3)相比于其他算法,改进 CEEMDAN-CNN 轴承故障诊断方法在低信噪比下准确率仍能达到 87.1%,在各种信噪比条件下,该方法均能保持最高的识别准确率,其充分证明其出色的鲁棒性和适应性,使其在各种噪声环境下都能保持稳定的性能。

(4)本文模型应用凯斯西储大学数据集准确率达到了 98.7%,准确诊断 11 种故障信号,表明改进 CEEMDAN-CNN 模型具备较强泛化性能。

参考文献:

[1] DYBALA J. Rolling bearing diagnosing method based on empirical mode decomposition of machine vibration signal[J]. Applied Acoustics, 2014, 77(3): 195–203.

[2] HU Z X, WANG Y, GE M F, et al. Data-driven fault diagnosis method based on compressed sensing and improved multi-scale network[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2020, 67(4): 3216–3225.

[3] 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 Yaguo, JIA Feng, KONG Detong, et al. Opportunities and challenges of machinery intelligent fault diagnosis in big data era[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2018, 54(5): 94–104.

[4] 雷亚国,杨彬,杜兆钧,等. 大数据下机械装备故障的深度迁移诊断方法[J]. 机械工程学报, 2019, 55(7): 1–8.

LEI Yaguo, YANG Bin, DU Zhaojun, et al. Deep transfer diagnosis method for machinery in big data era[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2019, 55(7): 1–8.

[5] 姜万录,李振宝,雷亚飞,等. 基于深度学习的滚动轴承故障诊断与性能退化程度识别方法[J]. 燕山大学学报, 2020, 44(6): 526–536.

JIANG Wanlu, LI Zhenbao, LEI Yafei, et al. Deep learning based rolling bearing fault diagnosis and performance degradation degree recognition method[J]. Journal of Yanshan University, 2020, 44(6): 526–536.

[6] DING X, HE Q. 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.

[7] JIA F, LEI Y, LIN J, et al. Deep neural networks: A promising tool for fault characteristic mining and intelligent diagnosis of rotating machinery with massive data[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 72/73: 303–315.

[8] SHAO H, JIANG H, ZHAO H, et al. A novel deep autoencoder feature learning method for rotating machinery fault diagnosis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 95: 187–204.

[9] LIU X, TIAN Y, LEI X, et al. Deep forest based intelligent fault diagnosis of hydraulic turbine[J]. Journal of Mechanical Science and Technology, 2019, 33(3): 2049–2058.

[10] SHAO H D, XIA M, HAN G J, et al. Intelligent fault diagnosis of rotor-bearing system under varying working conditions with modified transfer CNN and thermal images[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021, 17(5): 3488–3496.

[11] 季利鹏,郝健,曹家宁,等. 基于改进 1D-CNN 的轴承故障实时诊断方法[J]. 软件导刊, 2023, 22(7): 32–37.

Ji Lipeng, HAO Jian, CAO Jianing, et al. Real-time diagnosis method of bearing fault based on improved 1D-CNN[J]. Software Guide, 2023, 22(7): 32–37.

[12] KNAP P, LALIK K, BALAZY P. Boosted convolutional neural network algorithm for the classification of the bearing fault form 1-D raw sensor data[J]. Sensors (Basel, Switzerland), 2023, 23(9): 4295.

[13] 马云飞,贾希胜,白华军,等. 基于一维 CNN 参数优化的压缩振动信号故障诊断[J]. 系统工程与电子技术, 2020, 42(9): 1911–1919.

MA Yunfei, JIA Xisheng, BAI Huajun, et al. Fault diagnosis of compressed vibration signal based on 1-dimensional CNN with optimized parameters[J]. Systems Engineering and Electronics,

- 2020,42(9):1911–1919.
- [14] WANG Z,ZHOU B. Intelligent fault diagnosis of rolling bearing using hierarchical convolutional network based health state classification [J]. *Advanced Engineering Informatics*, 2017, 32: 139–151.
 - [15] KIM D W,LEE E S,JANG W K, et al. Effect of data preprocessing methods and hyperparameters on accuracy of ball bearing fault detection based on deep learning [J]. *Advances in Mechanical Engineering*, 2022, 14(2): 1–13.
 - [16] CHAI N,YANG M,REN B Y, et al. Motor speed signature analysis of bearing fault detection based on SK and adaptive signal reconstruction with EEMD [C]//10th International Conference on Power Electronics. ECCE Asia, 2019.
 - [17] GUO M F,ZENG X D,CHEN D Y, et al. Deep-learning-based earth fault detection using continuous wavelet transform and convolutional neural network in resonant grounding distribution systems [J]. *IEEE Sensors Journal*, 2017, 18(3): 1291–1300.
 - [18] 赵志宏,李春秀,窦广鉴,等. 基于 MTF-CNN 的轴承故障诊断研究 [J]. *振动与冲击*, 2023, 42(2): 126–131.
 - ZHAO Zhihong,LI Chunxiu,DOU Guangjian, et al. Bearing fault diagnosis method based on MTF-CNN [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2023, 42(2): 126–131.
 - [19] NEUPANE D,KIM Y,SEOK J. Bearing fault detection using scalogram and switchable normalization-based CNN (SN-CNN) [J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 88151–88166.
 - [20] 刘爱民,杨彦军,王殿学,等. 动态 KPCA-TS 在风电齿轮箱安全运行中的应用研究 [J]. *控制工程*, 2022, 29(6): 1072–1081.
 - LIU Aimin,YANG Yanjun,WANG Dianxue, et al. Research on application of dynamic KPCA-TS in safe operation of wind turbine gearboxes [J]. *Control Engineering of China*, 2022, 29(6): 1072–1081.
 - [21] GAO L,LI X K,YAO Y C, et al. A modal frequency estimation method of non-stationary signal under mass time-varying condition based on EMD algorithm [J]. *Applied Sciences*, 2022, 12(16): 8187–8187.
 - [22] 白丽丽. 齿轮传动系统关键零部件故障状态识别方法研究 [D]. 山西: 太原理工大学, 2020.
 - BAI Lili. Research on fault condition recognition method for key parts and components of gear transmission system [D]. Shanxi: Taiyuan University of Technology, 2020.
 - [23] TORRES M E,COLOMINAS M A,SCHLOTTHAUER G, et al. A complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise [C]//Proceedings of 2011 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. IEEE, Prague, Czech Republic, 2011.
 - [24] 蒋富康,陆金桂,刘明昊,等. 基于 CEEMDAN 和 CNN-LSTM 的滚动轴承故障诊断 [J]. *电子测量技术*, 2023, 46(5): 72–77.
 - JIANG Fukang,LU Jingui,LIU Minghao, et al. Fault diagnosis of rolling bearing based on CEEMDAN and CNN-LSTM [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2023, 46(5): 72–77.
 - [25] FALCONER K J. The geometry of fractal sets [M]. London: Cambridge University Press, 1985.
 - [26] LI Z W,XU H Y,JIANG B B, et al. Wavelet threshold ultrasound echo signal denoising algorithm based on CEEMDAN [J]. *Electronics*, 2023, 12(14): 3026.
 - [27] 黄思航. 基于 KPCA-EMD 预处理方法的顶管机齿轮箱故障诊断方法研究 [D]. 合肥: 合肥工业大学, 2022.
 - HUANG Sihang. Research on fault diagnosis method of pipe jacking machine gearbox based on KPCA-EMD preprocessing method [D]. Hefei: Hefei University of Technology, 2022.
 - [28] GOODFELLOW I,BENGIO Y,COURVILLE A. Deep Learning [M]. Cambridge, MA: The MIT Press, 2016.
 - [29] WEI Z,LI C,PENG G, et al. A deep convolutional neural network with new training methods for bearing fault diagnosis under noisy environment and different working load [J]. *Mechanical Systems & Signal Processing*, 2017, 100(1): 439–453.
 - [30] TIAN Y L,LIU X Y. A deep adaptive learning method for rolling bearing fault diagnosis using immunity [J]. *Tsinghua Science and Technology*, 2019(6): 750–762.
 - [31] SHAO H,JIANG H,LIN Y, et al. A novel method for intelligent fault diagnosis of rolling bearings using ensemble deep auto-encoders [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2018, 102: 278–297.
 - [32] RAWAT W,WANG Z. Deep convolutional neural networks for image classification: A comprehensive review [J]. *Neural Computation*, 2017, 29(9): 2352–2449.
 - [33] KUO C C J. Understanding convolutional neural networks with a mathematical model [J]. *Journal of Visual Communication & Image Representation*, 2016, 41: 406–413.
 - [34] KRIZHEVSKY A,SUTSKEVE I,HINTON G. ImageNet classification with deep convolutional neural networks [J]. *Communication of the ACM*, 2017, 60(6): 84–90.
 - [35] 张天瑞,李金洋. 基于自适应 VMD-KPCA 特征提取与 SSA-SVM 方法的滚动轴承故障诊断 [J]. *机械设计*, 2022, 39(7): 63–73.
 - ZHANG Tianrui,LI Jinyang. Research on fault diagnosis of rolling bearings based on adaptive VMD-KPCA feature extraction and SSA-SVM method [J]. *Journal of Machine Design*, 2022, 39(7): 63–73.
 - [36] WANG B,LEI Y G,LI N P, et al. A hybrid prognostics approach for estimating remaining useful life of rolling element bearings [J]. *IEEE Transactions on Reliability*, 2020, 69(1): 1–12.
 - [37] Case western reserve university bearings data set [EB/OL]. Available: <http://csegroups.case.edu/bearingdatacenter/pages/download-data-file>.