

基于 MSD-Net 的滚动轴承变工况故障诊断方法

苏昊¹ 范冠鹏¹ 丁超营¹
SU Hao FAN Guanpeng DING Chaoying

摘要

为解决滚动轴承在非稳态工况下故障特征提取与诊断的难题,文章设计了一种基于深度神经网络 MSD-Net 的解决方案。该方案充分考虑振动信号的多尺度特性,利用特征融合模块自适应提取信号中的高、低频故障特征;继而通过残差滤噪块滤降噪;最后结合 SE 模块增强故障特征提取能力。基于上述模块构建深度诊断模型,在不同转速与负载条件下的实验结果表明,该方法能够准确识别滚动轴承的故障类型与损伤程度,该模型具备优异的抗干扰能力与跨工况稳定性。

关键词

滚动轴承;变工况;故障诊断;多尺度特征;注意力机制

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2026.07.044

0 引言

滚动轴承是旋转机械的核心部件,长期运行于高速、重载等苛刻环境,易出现磨损、疲劳剥落等损伤^[1]。若未能及时识别,可能引发严重机械故障。同时,其工况多变,受噪声、转速与负载等影响,振动信号常呈现强非平稳性与非线性^[2],使得提取故障信息面临严峻挑战。

近年来,深度学习技术为轴承故障诊断提供了端到端的解决方案^[3-4]。其中,一部分研究侧重于数据增强与迁移学习以应对工况变化,例如徐宁富等^[5]提出将振动信号转化为灰度图,使用 Wasserstein 对抗网络,对多源域数据实施数据增强操作,达成跨域故障诊断目标。另一部分研究则聚焦于网络结构的优化,如赵敬娇等^[6]基于一维 CNN 和残差结构,在轴承故障分类中取得了高精度。针对变工况下的轴承诊断,文献[7]在短时傅里叶变换中引入切线思想,把谱峰检测法和滚动轴承故障特征系数进行匹配,实现变转速下的轴承诊断。陈攀等^[8]结合 VMD 与卷积网络,准确识别了轴承故障,具有较好的负载、转速适应性。为了从多工况故障样本中学习有效的表征,文献[8]提出了一个领域共享的局部特征收缩网络。在基于深度迁移学习的轴承故障诊断研究中,多项工作从不同角度提出了解决方案。文献[9]构建的网络通过领域适配层,同步实现了降噪与域适配;另一研究文献[10]则专注于小样本难题,提出多尺度分层模型以处理域位移。此外,文献[11]通过结合残差学习,重点优化了诊断过程的效率,大幅缩短了诊断时间。

然而,上述方法大多仅针对单一或少数工况因素,在同

时面临转速、负载及噪声等多种复杂因素共同作用的实际工业场景下,其泛化能力仍显不足。因此,要提升诊断模型在工业现场的表现,亟须一种能抵御多种变工况干扰的鲁棒性方法。

综上所述,本文综合考虑转速、负载与噪声对诊断的影响,提出 MSD-Net 模型。基于深度残差收缩网络、SENet^[12],设计残差滤噪块和一维 SE 模块,提高抗噪性,建立 MSD-Net。实验结果表明,在跨工况故障诊断任务中,与多种基线模型相比,本文方法在目标域上的平均诊断准确率提升了 8% 以上,显著优于现有基准。其优异的诊断性能与稳定的泛化能力证明,该方法为复杂工况下的智能诊断提供了更优的解决方案,具有较强的理论意义与研究价值。

1 特征融合模块

滚动轴承在不同故障下的冲击响应频率各异,加之转速与负载变化,其振动信号表现出非平稳与非线性特性,故障特征分布于不同尺度中,为此,设计特征融合模块(fusion block, FB),结构如图 1 所示。

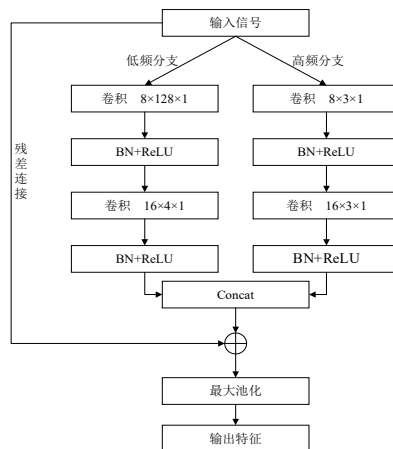


图 1 特征融合模块

1. 许昌职业技术学院航空工程学院 河南许昌 461000

[基金项目] 许昌市重点研发与科技攻关项目 (2024006)

其中，宽卷积核捕获低频及全局特征，窄卷积核则关注高频及局部细节。高频分支沿用 3×1 窄卷积核，低频分支经实验确定最优卷积核宽度为 128，其损失收敛曲线如图 2 所示。

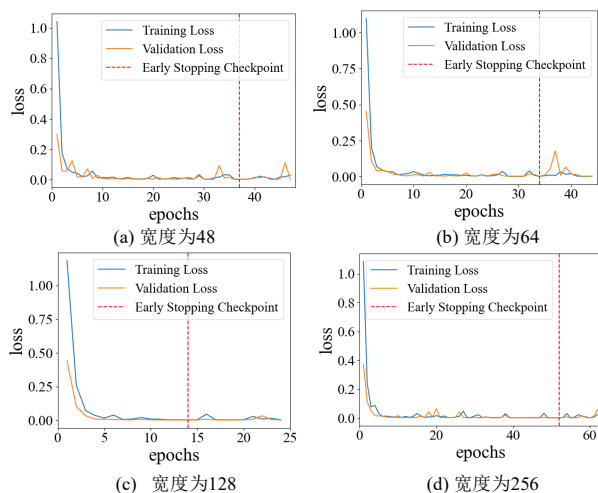


图 2 损失收敛曲线

2 残差滤噪块与一维 SE 模块

2.1 深度残差收缩网络

深度残差收缩网络^[13-14]具有残差连接、软阈值化等技术，非常适合用于被噪声污染数据的识别。其核心降噪技术表示为：

$$y(x) = \begin{cases} x - \tau, & x \geq \tau \\ 0, & -\tau < x < \tau \\ x + \tau, & x \leq -\tau \end{cases} \quad (1)$$

式中： x 为原始输入特征， y 为输出特征， τ 为阈值。

该式在去噪的同时易导致高频信息丢失与边缘模糊^[15-16]，本文进行改进后，用公式表示为：

$$y(x) = \begin{cases} x - 2\tau/3, & x \geq \tau \\ x^3/3\tau^2, & -\tau < x < \tau \\ x + 2\tau/3, & x \leq -\tau \end{cases} \quad (2)$$

式中： x 为输入信息， y 为输出信息， τ 为阈值，改进函数区间内过渡平滑，减少了信息损失。

2.2 残差滤噪块结构

本文结合改进滤噪函数和 CNN，设计了残差滤噪块，结构如图 3 所示。

工作原理如式 (3) 所示。

$$\alpha_i = \frac{1}{1 + e^{-f_i}}, \quad i = 1, 2, \dots, C \quad (3)$$

式中： f_i 为第二个全连接层第 i 个神经元的输出， α_i 为缩放到 0 到 1 的结果。阈值的计算公式为：

$$\tau_i = \alpha_i \cdot \text{GAP}(\text{abs}(c_i)), \quad i = 1, 2, \dots, C \quad (4)$$

式中： c_i 为第二个卷积层第 i 个通道的输出，将 α_i 与 c_i 相乘得到各通道阈值，其值为第二个卷积层输出与 Sigmoid 结果的乘积。

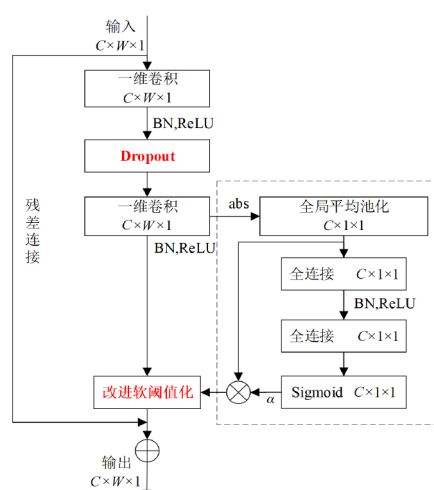


图 3 残差滤噪块

此外，在首层卷积后采用 Dropout，通过训练时随机失活卷积核以增强模型对残缺信号的鲁棒性，并有效抑制过拟合。

2.3 一维 SE 模块

本文基于经典 SE 模块^[17]设计了一维 SE 模块，适配一维信号输入，其结构如图 4 所示。

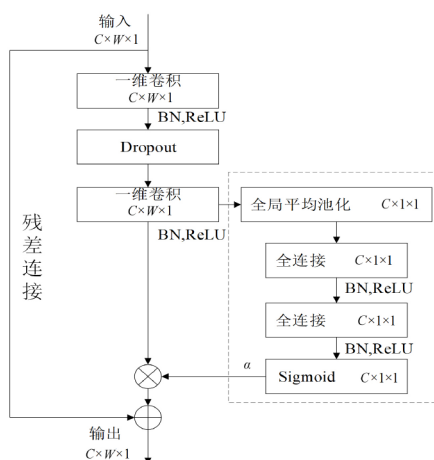


图 4 一维 SE 模块

3 故障诊断模型设计

针对滚动轴承故障样本有限、工况多变及噪声干扰等挑战，构建如图 5 所示的 MSD-Net 模型。该模型通过多尺度融合、自适应阈值去噪与通道注意力机制协同工作，提升在变工况下的故障识别与泛化能力。

4 实验与分析

4.1 实验数据

实验采用西储大学轴承数据

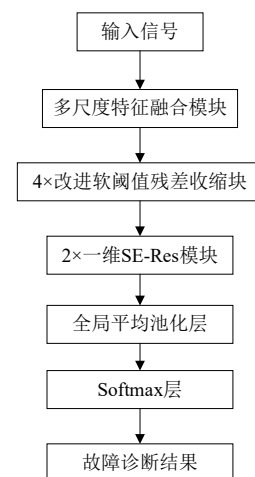


图 5 MSD-Net

集,实验台如图6所示。

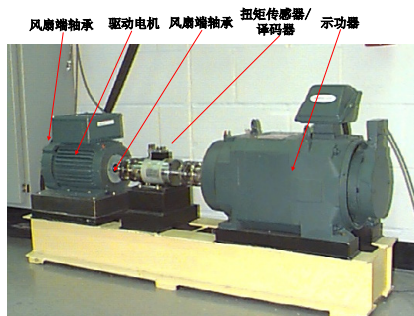


图6 实验及数据采集装置

4.2 数据预处理

采用重采样进行数据增强。设定样本长度 $L=2\ 048$,重叠长度为512,采样的参数关系为:

$$N_s = L + (N-1)(L-L_{\text{overlap}}) \quad (5)$$

式中: N_s 为待诊信号的采样数, N 为训练样本数, L 为单个训练样本长度, L_{overlap} 为相邻样本的重叠长度。根据轴承故障程度和位置,将数据划分为12种损伤。将全部数据按7:2:1划分为训练集、验证集、测试集,并进行Z-score标准化加速收敛。

本文共涉及12种故障状态分别表示为0.007B、0.007I、0.007O(3,6,12)、0.014B、0.014I、0.014O(6)、0.021B、0.021I、0.021O(3,6,12)、0.028B、0.028I、Normal。其中,N为健康,B为滚动体损伤,I为内圈损伤,O为外圈损伤,字母前数字为损伤的直径英寸数,3、6、12点钟指损伤的位置。

除复合故障样本为3 000个以外,每种故障在4种不同负荷工况(0.1×0.745 7、2×0.745 7、3×0.745 7 kW)下均采集了1 000个样本。

4.3 超参数设置

本文的训练配置:使用交叉熵作为损失函数Adam优化器更新参数。该组合有效地引导了模型权重的优化方向,确

保其诊断性能的持续提升。设置100轮迭代轮次,初始学习率为0.000 1, L_2 惩罚项为0.001,Dropout层概率设置0.5,网络结构如图7所示。

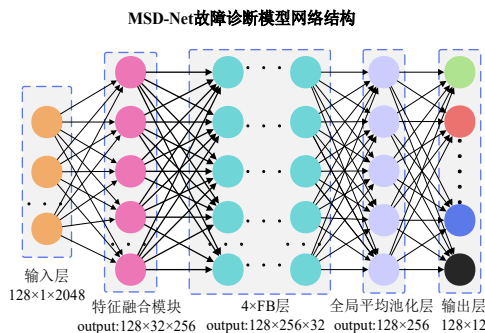


图7 MSD-Net诊断模型结构及参数

为验证所提MSD-Net方法的有效性,选取Wen-CNN^[7]、改进AlexNet^[18-19]、WDCNN^[20]、Der-1DCNN方法作为基线模型。

4.4 变负荷工况诊断性能验证

实验结果如图8所示。本文方法平均值为97.516%,较最优基线提升4.571%以上,显示出优越的负荷适应性。为验证MSD-Net的负荷适应性,选取3HP负荷的样本训练,1HP负荷的样本测试,绘制分类混淆矩阵,如图9所示。实验结果显示,MSD-Net对大部分样本实现了完美诊断,仅对B021样本存在误判(误诊率:0.20)。

在域偏移场景(训练:2HP,测试:1HP)下,通过T-SNE对模型输出特征进行可视化(如图10所示)。分析发现,仅MSD-Net学习到的特征表现出良好的类内聚集性与类间分离性,其余方法均呈现明显的类间重叠。该结果直观证实了MSD-Net卓越的特征判别能力是其取得最佳诊断结果的根本原因。

4.5 变噪声下的诊断性能验证

抗噪分析实验首先选取2HP工况下的原始轴承信号,继

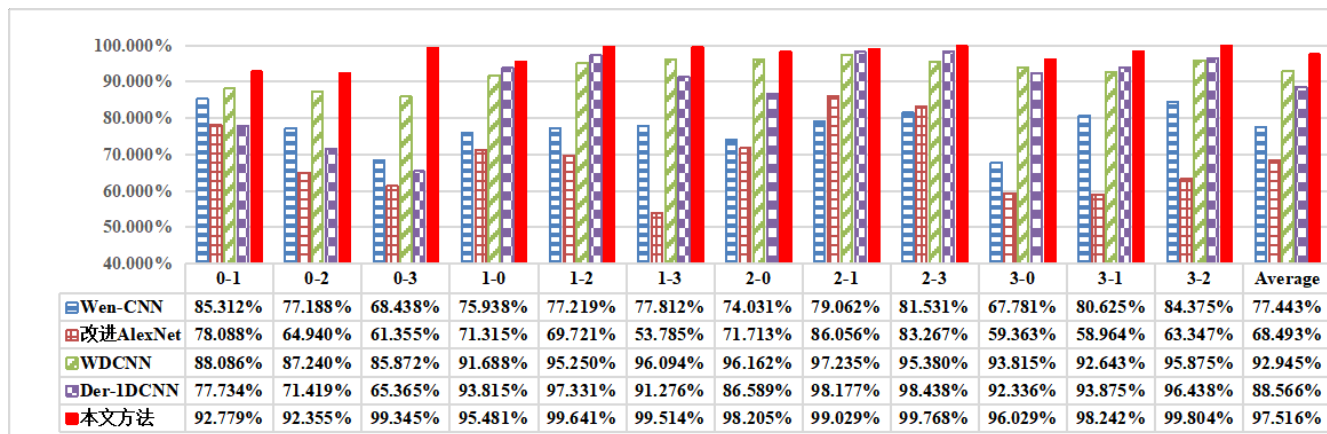


图8 变负荷实验结果

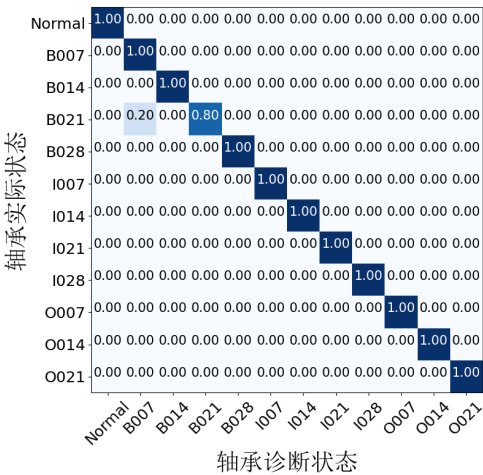


图 9 混淆矩阵

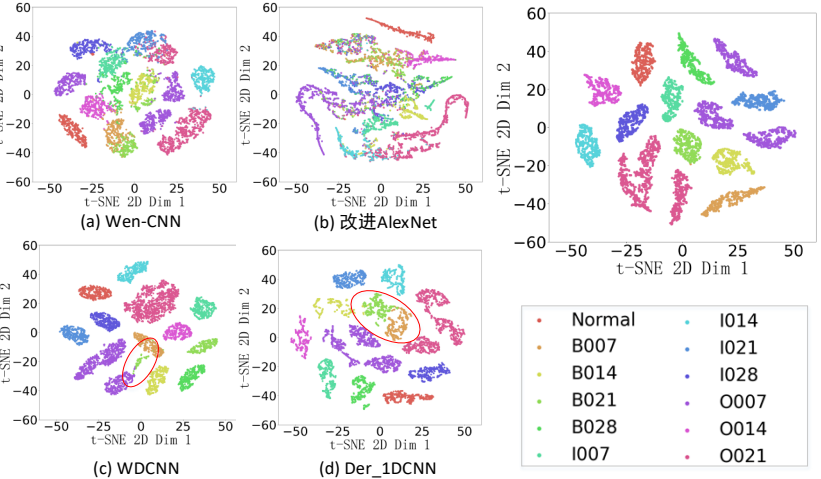


图 10 特征可视化

而向其注入特定强度的白噪声，从而获得用于评估的污染信号。首先所有网络使用相同的训练策略，选取 2HP 工况下的原始信号对网络进行训练，然后使用噪声信号对比 5 种方法在噪声工况下的诊断性能，试验结果如表 1 所示。

表 1 变噪声工况诊断结果

故障诊断 方法	SNR/dB				平均准确 率/%
	4	6	8	10	
Wen-CNN	77.188	88.438	91.844	93.406	87.719
改进 AlexNet	68.924	84.462	85.657	88.845	81.972
WDCNN	89.844	92.188	97.656	99.219	94.726
Der-1DCNN	84.375	92.969	96.094	98.438	92.969
MSD-Net	96.875	99.453	99.984	100.000	99.084

分析表 3 可知，在噪声干扰下，MSD-Net 的准确率均高于对比方法，平均准确率达到 99.084%。抗噪性能对比实验揭示了现有方法的共性缺陷：基于图像的方法（如 Wen-CNN^[7]、改进 AlexNet）因信号转换过程而固有脆弱；基于复杂结构的方法（如 WDCNN、Der-1DCNN）在 4 dB 信噪比下性能显著衰退（准确率分别为 89.844% 与 84.375%），证明堆叠深度并非关键。在此条件下，MSD-Net 以 96.875% 的准确率脱颖而出，其优异的抗噪性与诊断可靠性得到了有力验证。

5 结论

为应对滚动轴承的变工况故障诊断挑战，本文提出了 MSD-Net 模型，实现了高精度的故障识别与分类。主要结论如下：

（1）MSD-Net 能够充分提取并融合振动信号中的多尺度故障特征，在变工况测试中以 97.516% 的平均准确率表现出卓越的泛化能力；

（2）模型所集成的残差滤噪块与 SE 注意力模块，具备优异的抗干扰与特征感知能力，在噪声环境下能保持 99.084% 的诊断精度。

后续研究可系统探索超参数对模型性能的影响规律，以进一步实现性能优化。

参考文献：

[1] Popescu T D , Aiordachioaie D . Fault detection of rolling element bearings using optimal segmentation of vibrating signals[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 116: 370-391.

[2] 赵小强,张青青,陈鹏,等.基于 PSO-BFA 和改进 Alexnet 的滚动轴承故障诊断方法 [J]. 振动与冲击,2020,39(7):21-28.

[3] Nasiri S, Khosravani M R, Weinberg K, et al. Fracture mechanics and mechanical fault detection by artificial intelligence methods: a review[J]. Engineering Failure Analysis, 2017, 81:270-293

[4] 余萍,曹洁.深度学习在故障诊断与预测中的应用 [J]. 计算机工程与应用,2020,56(3):1-18.

[5] 徐宁富,彭云建,张清华.基于数据增强与领域泛化的轴承跨域故障诊断 [J]. 机床与液压,2024,52(16):183-193.

[6] 赵敬娇,赵志宏,杨绍普.基于残差连接和 1D-CNN 的滚动轴承故障诊断研究 [J]. 振动与冲击,2021,40(10):1-6.

[7] 赵一楠,刘昌锋,孟佳东,等.自适应窗口旋转优化短时傅里叶变换的变转速滚动轴承故障诊断 [J]. 振动工程学报,2024, 37(6): 1064-1076.

[8] 陈攀,袁逸萍,马军岩,等.基于 CNN-SN 和无监督域适应的滚动轴承故障诊断 [J]. 轴承,2025(2): 93-101.

（下转第 196 页）

于HTML5交互式技术的齐鲁文化小学语文数字化教学系统。完成了资源整合、交互式教学、数据化评价三大核心模块的开发与实现,构建了完整的技术架构与功能体系。

两个阶段的验证,本系统可有效促进齐鲁文化融入小学语文教学。各项指标在不同办学条件、不同学段均表现出显著优势,充分验证了系统的技术可行性、普适性与应用优势。

本系统采用成熟商用技术开发,操作简便、适配性强,无需复杂的技术培训即可在小学教学场景落地应用。有效降低了一线教师数字化教学的应用门槛,构建的技术架构与开发模式可复制、可推广。

本研究仍存在以下局限性:实验周期不够长、学科覆盖单一、智能化水平有待提升。并将在2026年9月—2028年7月,以韩仓小学1~6年级共12个班级为研究对象,开展为期2学年的纵向追踪研究,逐步将系统推广。

参考文献:

[1] 中华人民共和国教育部.义务教育语文课程标准(2022年版)[S].北京:北京师范大学出版社,2022.

(上接第191页)

- [9] 陈仁祥,张晓,朱玉清,等.基于深度残差收缩迁移网络的复杂工况下滚动轴承故障诊断[J].振动与冲击,2024,43(3):194-200.
- [10] 曹景浩,文文博.基于多尺度分层交替迁移学习的小样本轴承跨域故障诊断[J].轴承,2026(1):65-74.
- [11] 刘飞,陈仁文,邢凯玲,等.基于迁移学习与深度残差网络的滚动轴承快速故障诊断算法[J].振动与冲击,2022,41(3):154-164.
- [12] Hu Jie, Shen Li, Sun Gang. Squeeze-and-excitation networks[C/OL]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE, 2017[2026-07-13]. <https://ieeexplore.ieee.org/document/8578843>. DOI: 10.1109/CVPR.2018.00745.
- [13] He Kaiming, Zhang Xiangyu, Ren Shaoqing, et al. Deep residual learning for image recognition[C/OL]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway: IEEE, 2016[2026-07-13]. <https://ieeexplore.ieee.org/document/7780459>. DOI: 10.1109/CVPR.2016.90.
- [14] Zhao Minghang, Zhong Shisheng, Fu Xuyun, et al. Deep residual shrinkage networks for fault diagnosis[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 16(7):4681 - 4690.
- [15] 佟为明,李鹏,陶宝泉,等.基于改进小波阈值去噪法处理 Langmuir 探针信号[J].核聚变与等离子体物理,2016,

- [2] 陈元元.希沃白板在小学语文低年级识字教学中的应用研究[J].智力,2021(1):31-32.
- [3] 徐修赐,周越.师范生教学技能训练的多智能体系统建构与实现[J].信息技术与信息化,2026(1):182-186.
- [4] 何克抗.信息技术与课程深层次整合的理论与方法[J].中国信息界,2006(4):47-56.
- [5] 山东省教育厅.山东省教育数字化战略行动实施方案(2022—2025年)[EB/OL].(2022-05-26)[2026-07-08].<http://edu.shandong.gov.cn>.
- [6] 希沃教育研究院.希沃白板5教学应用指南[M].广州:广州视源电子科技有限公司,2020.
- [7] 山东省文化馆.齐鲁文化数字化传播与应用研究[R].济南:山东省文化馆,2023.

【作者简介】

刘树明(1980—),男,山东济南人,本科,研究方向:教育数字化。

(收稿日期:2026-05-29 修回日期:2026-07-16)

- 36(4):297-302.
- [16] 刘卫东,刘尚合,胡小锋,等.小波阈值去噪函数的改进方法分析[J].高电压技术,2007(10):59-63.
- [17] Li Shaobo, Liu Guokai, Tang Xianghong, et al. An ensemble deep convolutional neural network model with improved D-S evidence fusion for bearing fault diagnosis[J]. Sensors, 2017, 17(8):1729.
- [18] 赵小强,张青青.改进 Alexnet 的滚动轴承变工况故障诊断方法[J].振动.测试与诊断,2020,40(3):472-480.
- [19] Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton G E. Imagenet classification with deep convolutional neural networks[J]. Communications of the ACM, 2017, 60(6):84 - 90.
- [20] Zhang Wei, Peng Gaoliang, Li Chuanhao. Rolling element bearings fault intelligent diagnosis based on convolutional neural networks using raw sensing signal[J]. Advances in Intelligent Information Hiding and Multimedia Signal Processing, 2016:77-84.

【作者简介】

苏昊(1996—),男,河南许昌人,硕士,助教,研究方向:深度学习、计算机视觉、信号处理理论的机械故障诊断。

(收稿日期:2025-12-12 修回日期:2026-07-17)