基于双分支卷积神经网络的刮板输送机轴承故障诊断方法*

刘亚兵

(华阳新材料科技集团有限公司， 山西 阳泉市 045000)

摘要:矿用刮板输送机作为煤矿井下运输系统的关键设备,其轴承长期处于高温、高冲击载荷、粉尘污染及持续运行等极端工况下,故障风险较高。面对复杂工况与多种故障模式,现有故障诊断方法在特征提取和分类准确性方面仍面临诸多挑战。为此,提出了一种基于双分支卷积神经网络的轴承故障诊断方法。首先,利用连续小波变换将一维振动信号转换为二维时频图,以增强输入数据的时频特征表达能力。随后,构建双分支卷积神经网络架构,其中一个分支采用空洞卷积残差模块加强局部特征提取,另一个分支引入全局注意力机制优化全局特征学习,通过特征融合提升模型的诊断能力。最后,在CWRU和PU轴承数据集上进行了试验验证。结果表明,该方法在两个数据集上的故障诊断准确率分别达到99.78%和97.94%,整体性能优于DCRB-CNN、GAM-CNN和GAM-ResNet等对比模型,展现出显著的诊断能力和良好的泛化能力。此外,基于煤矿现场数据开展了轴承故障诊断试验,进一步验证了所提方法在强噪声、非平稳工况下的实用性和工程部署潜力。研究结果为刮板输送机等复杂煤矿设备的智能故障诊断提供了一种高效可靠的深度学习解决方案。

关键词:滚动轴承;故障诊断;神经网络;注意力机制

中图分类号:TD528 **文献标识码**:A **文章编号**:1005-2763(2026)06-0152-11

A Bearing Fault Diagnosis Approach for Scraper Conveyors Based on Dual-Branch Convolutional Neural Network

Liu Yabing

(Huayang New Materials Technology Group Co., Ltd., Yangquan, Shanxi 045000, China)

Abstract: As a key equipment in the underground coal mining transportation system, the scraper conveyor's bearings operate for extended periods under extreme conditions such as high temperature, high impact loads, dust pollution, and continuous operation, resulting in a high risk of failure. Existing fault diagnosis methods still face numerous challenges in feature extraction and classification accuracy when dealing with complex working conditions and multiple failure modes. To address this, a bearing fault diagnosis method based on a dual-branch convolutional neural network was proposed. Firstly, one-dimensional vibration signals were converted into two-dimensional time-frequency images using continuous wavelet transform to enhance the time-frequency feature representation capability of the input data. Subsequently, a dual-branch convolutional neural network architecture was constructed, in which one branch employed a dilated convolutional residual module to strengthen local feature extraction, while the other branch introduced a global attention mechanism to optimize global feature learning, and feature fusion was applied to improve the model's diagnostic capability. Finally, experimental validation was conducted on the CWRU and PU bearing datasets. The results show that the proposed method can achieve fault diagnosis accuracy rates of 99.78% and 97.94% on the two datasets, respectively, and outperforms comparison models such as DCRB-CNN, GAM-CNN and GAM-ResNet in overall performance, demonstrating significant diagnostic capability and strong generalization ability. Moreover, bearing fault diagnosis experiments were carried out using real-world coal mine field data, further validating the method's practicality and potential for engineering deployment under strong noise and non-stationary operating conditions. The research results provide an efficient and reliable deep learning solution for the intelligent fault diagnosis of complex coal mining equipment such as scraper conveyors.

Key words: Rolling bearing, Fault diagnosis, Neural network, Attention mechanism

0 引言

随着煤炭开采机械化、智能化水平的不断提高，矿用刮板输送机作为煤矿井下煤炭输送的关键设备,其运行效率与安全性日益受到重视[1]。刮板输送机轴承作为核心传动部件,长期处于高温、高载

* **收稿日期**:2025-06-27

基金项目:山西省重点研发计划项目(202102100401015,202102100401017)

作者简介:刘亚兵(1973—),男,山西祁县人,高级工程师,主要从事煤矿机电技术管理和工业智能化研究。E-mail:772108214@qq.com

荷、强冲击及粉尘等恶劣工况下,极易发生故障[2]。若这些故障不能及时识别,可能导致整机停机,甚至发生安全事故,严重影响煤矿的生产效率与安全生产[3]。因此,研究一种高精度的刮板输送机轴承故障诊断方法,对提升设备可靠性与煤矿安全生产具有重要意义。

目前,主流的故障诊断方法主要分为三类[4]:基于模型的诊断方法、基于专家经验的诊断方法,以及数据驱动的诊断方法。其中,基于模型和基于专家经验的诊断方法,由于机理分析模型难以精确建立,且缺乏自我学习能力,其应用范围受到较大限制[5]。数据驱动的诊断方法虽然具备较强的自适应能力,但通常需要较高的专业知识和丰富的经验,并且依赖大量的人力投入和时间成本[6-7]。随着现代工业的不断发展,故障监测设备已能够采集海量、多样化的运行数据,涵盖多种信息类型,这为传统故障诊断方法带来了新的挑战[8]。

近年来,基于深度学习的故障诊断方法逐渐兴起。该方法无需人工特征提取,能够直接从海量原始数据中自动完成故障特征的提取、映射与分类等一系列操作[9],降低了对高级信号处理专业知识、手工特征提取及复杂特征选择技术的依赖,有效弥补了传统智能诊断算法的不足。典型的深度学习模型包括卷积神经网络(CNN)[10]、深度信念网络(DBN)[11]、循环神经网络(RNN)[12]、堆叠自编码器网络(SAE)[13]、图神经网络(GNN)[14]、生成对抗网络(GAN)[15]等。其中,CNN 凭借其局部连接与参数共享机制,在特征提取方面表现优异,已被广泛应用于故障诊断任务中[16]。例如,Dong Yutong 等[17]提出一种融合复合注意力机制的 CNN 模型,成功实现了超音速飞机的故障识别;Zhao Xiaoli 等[18]构建的自适应类内-类间 CNN 模型,在不同转速条件下仍能有效识别齿轮故障。

尽管如此,现有深度学习模型仍存在难以全面捕捉多尺度或全局特征的局限性。以 CNN 为代表的网络结构虽擅长提取局部特征,但在捕获全局依赖关系方面存在不足,尤其在处理复杂工况或非平稳信号时,容易忽略关键的全局信息[19]。为进一步提升深度学习在故障诊断中的适应性与泛化能力,研究者开展了多种改进探索。例如,He Zhenzhong 等[20]提出了功能增强的连续学习方法,使模型能够持续学习新故障类型,有效缓解特征遗忘问题;Yang Zhe 等[21]构建了基于稀疏自动编码器的多头深度神经网络,实现了对已知缺陷的诊断和未知缺陷的检测;Jin Tongtong 等[22]提出了多层自适应卷积神经网络,借助多尺度卷积模块提取低频特征,有效降低了模型对特征分布一致性的依赖问题。

刮板输送机故障诊断技术目前仍处于起步阶段,现有方法在效率和准确性方面尚难以满足实际需求,尤其在复杂运行环境下表现更为明显。现有技术多依赖于传统特征工程,在捕捉设备中复杂、微妙的故障模式时面临较大挑战。为应对上述问题,本研究提出一种基于双分支卷积神经网络的创新故障诊断方法,该方法的关键创新包括以下内容。

(1) 应用连续小波变换(Continuous Wavelet Transform, CWT)将一维时间序列信号转换为二维时频图像。该变换使模型能够从多个尺度提取特征,从而有效捕捉信号中的细微模式与瞬态特征。通过利用二维图像中包含的丰富时频信息,模型能够对机械设备的运行情况形成全面的理解与分析,进而保障诊断结果的准确性与可靠性。

(2) 构建了空洞卷积残差模块(Dilated Convolution Residual Block, DCRB)并融合全局注意力机制(Global Attention Mechanism, GAM),以此设计出一种双分支卷积神经网络架构。其中,DCRB 模块利用空洞卷积扩展感受野,增强局部上下文特征提取能力,同时借助残差连接稳定深层网络训练过程。GAM 模块则通过融合通道和空间注意力机制,强化了模型对全局特征的建模能力和关键区域的聚焦。二者协同作用,使模型在多尺度、多层次特征提取方面具备更强的表达能力,从而有效提升了整体故障诊断性能。

(3) 为验证所提方法的工程实用性,本文在山西某煤矿现场采集真实的振动信号,开展了针对刮板输送机电机轴承的故障诊断试验。结果表明,在强噪声与非平稳复杂工况下,双分支卷积神经网络模型依然能够保持高诊断精度和快速响应,其性能明显优于现有主流模型,展示出良好的抗干扰能力与工程应用潜力,为煤矿井下设备的智能故障诊断提供了有效的技术支撑。

1 理论基础

1.1 CNN

卷积神经网络(CNN)主要由卷积层、池化层和全连接层构成。其中,卷积层用于提取特征,池化层用于降低数据维度以减少计算量并抑制过拟合,全连接层则用于实现分类功能。作为卷积神经网络的核心,卷积层一般包含多个卷积核。在运算过程中,

卷积核在输入数据的不同局部区域上滑动,并与局部区域进行逐元素乘加运算。卷积核之间共享权重参数,这不仅显著减少了模型的参数数量,也提高了特征提取的效率。卷积层的主要功能是提取输入信号中的局部特征,其计算方式如下:

$$H_i = f(H_{i-1} \otimes \omega_i + b_i) \tag{1}$$

式中:H_i 表示第 i 层的特征图;$f(x)$表示非线性激活函数;H_{i-1}表示第 $i-1$ 层的特征图;ω_i、b_i 分别表示第 i 层卷积核的权重系数、偏差值;$\otimes$表示卷积运算。

1.2 ResNet

ResNet 是卷积神经网络中的一种典型架构,其创新性地引入残差结构,显著提升了深层网络的性能。在残差模块中,输入信息通过恒等映射直接与模块的输出相加,从而确保每一层都能将尽可能多的原始信息传递至后续层。这种设计使得更深的残差网络能够由多个残差模块堆叠而成。每个残差模块实质上拟合的是其前一层输出与真实映射之间的残差,从而不断修正前一层的预测误差,提升整体的分类性能。残差模块的结构定义如下:

$$\boldsymbol{y} = F(\boldsymbol{x}, \{W_i\}) + \boldsymbol{x} \tag{2}$$

式中:$\boldsymbol{x}$ 和 $\boldsymbol{y}$ 分别表示残差模块的输入和输出向量;$F(\boldsymbol{x}, \{W_i\})$表示可训练的残差映射。

1.3 GAM

GAM 通过融合通道和空间双重注意力机制,有效提升了神经网络的表征能力。在通道注意力部分,输入特征经由一个含两个隐藏层及激活函数的多层感知器进行处理,该结构通过线性变换实现特征降维与重映射,从而增强关键通道的响应。其计算过程可由以下公式表示:

$$F_2 = M_c(F_1) \otimes F_1 \tag{3}$$

式中:$M_c(F_1)$是通道注意力权重;$\otimes$表示逐元素相乘操作;F_2 为通道加权后的特征图;F_1 为输入特征。

空间注意力在 F_2 的基础上,通过卷积层和批量归一化进一步强化和稳定空间细节,其计算公式为:

$$F_3 = M_s(F_2) \otimes F_2 \tag{4}$$

式中:$M_s(F_2)$表示空间注意力权重;F_3 表示最终生成包含空间加权信息的输出特征。

这两种机制的融合不仅突出了不同尺度与位置的关键特征,还能构建一个综合的注意力加权表示,从而有效捕获全局特征,显著提升模型在分类、检测等任务中的效率与精度。在复杂分析环境中,该全局注意力机制进一步增强了神经网络的整体性能,使模型在处理复杂数据时展现出更高的鲁棒性和泛化能力。全局注意力模块如图 1 所示。

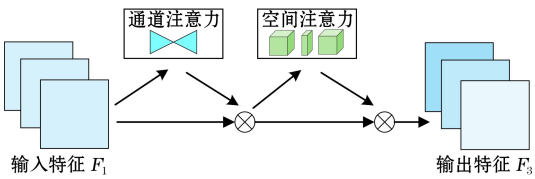


图 1 全局注意力模块

Fig.1 Global attention module

1.4 空洞卷积

在深度学习领域中,卷积神经网络因其出色的特征提取能力已成为图像处理任务的核心工具。为提升模型性能并使其适应不同尺度的特征检测需求,研究者提出了多种改进型卷积方法,其中空洞卷积(Dilated Convolution)便是其中之一,它作为一种有效扩展感受野而不增加参数量的技术,近年来得到了广泛应用。空洞卷积通过在标准卷积核元素之间插入固定数量的零值来扩展感受野,且不会增加计算复杂度。设输入张量为 I,卷积核为 K,输出特征图为 O,空洞卷积的定义如下:

$$O(i,j) = \sum_m \sum_n I(i+mr, j+nr) \cdot K(m,n) \tag{5}$$

式中:i 和 j 代表输出特征图中的空间位置坐标;m 和 n 表示卷积核相对于当前位置的偏移量;r 表示扩张率,即每个卷积核元素之间的间隔大小。当 $r=1$ 时,空洞卷积退化为普通的卷积操作;随着 r 的增大,卷积核能够覆盖更大的区域,但不会增加额外的参数或计算成本。

与传统卷积不同的是,空洞卷积允许模型在不改变输入与输出尺寸的情况下有效地扩大其视野,从而捕捉更广泛的上下文信息。这种特性使得空洞卷积在网络设计中特别适用于需要处理多尺度信息的任务。

2 双分支卷积神经网络模型

2.1 空洞卷积残差模块

相较于标准卷积,空洞卷积的引入能在不增加模型参数量的情况下显著扩展感受野,从而更有效地捕捉多尺度的上下文信息,并提升计算效率。此外,残差连接的引入有效缓解了深层网络的梯度消

失问题,确保模型在加深网络层数时仍能稳定训练并保留有效的输入特征。基于此,本研究构建了如图 2 所示的空洞卷积残差模块。该模块包含一个标准卷积块和两个空洞卷积块,每个空洞卷积块由空洞卷积层、批归一化层和激活函数层组成。通过调整扩张率,模块可以灵活控制感受野大小,进一步增强局部特征的提取能力。这种设计尤其适用于对全局特征要求较高的任务,使其在维持局部信息处理能力与高计算效率的同时,大幅提升了模型的整体性能。

假设输入为 x,它首先通过标准卷积块转化为 x_1,然后 x_1 通过第一个空洞卷积块生成 x_2,接着 x_2 通过第二个空洞卷积块生成 x_3,最后通过残差连接得到输出 y。具体操作见式(6)至式(9):

$$x_1=\mathrm{ReLU}(\mathrm{BN}(\mathrm{Conv}(x))) \tag{6}$$

$$x_2=\mathrm{ReLU}(\mathrm{BN}(\mathrm{DilatedConv}(x_1))) \tag{7}$$

$$x_3=\mathrm{ReLU}(\mathrm{BN}(\mathrm{DilatedConv}(x_2))) \tag{8}$$

$$y=x+x_3 \tag{9}$$

式中:ReLU 表示激活函数;BN 表示批归一化操作;Conv 表示标准卷积操作;DilatedConv 表示空洞卷积操作。通过这种方式,DCRB 不仅增强了局部特征的表达能力,还通过调整扩张率有效扩展了感受野,从而更好地捕捉不同尺度的上下文信息。

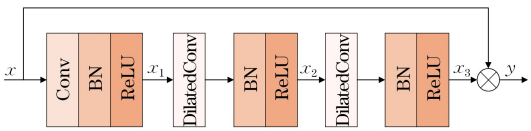


图 2 空洞卷积残差模块

Fig.2 Dilated convolution residual block

2.2 双分支卷积神经网络模型

本研究设计并构建了一个双分支卷积神经网络模型,旨在同时捕捉全局和局部特征,以提升对复杂图像任务的适应能力。图 3 展示了所提网络模型的架构,该模型由两个独立的分支组成,每个分支专注于提取某一类型的特征信息,并通过最后的特征融合层将各分支的特征进行整合。

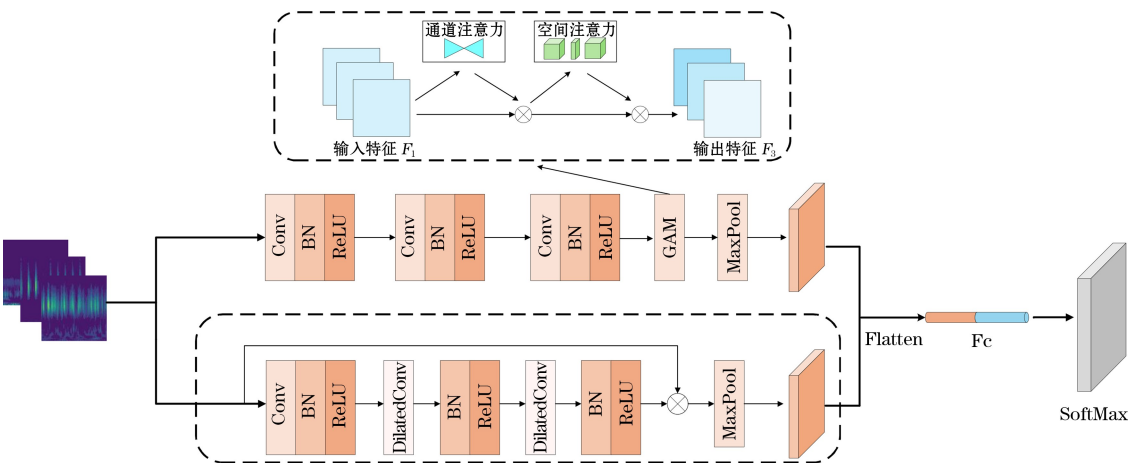


图 3 双分支卷积神经网络结构

Fig.3 Structure of dual-branch convolutional neural network

第一个分支基于 GAM 注意力机制,通过结合通道与空间注意力来有效捕捉输入图像的全局特征。通道注意力模块通过全局平均池化生成全局描述,并通过两层多层感知器和 Sigmoid 激活函数生成通道权重,以增强关键通道特征。随后,空间注意力通过最大池化和平均池化结合卷积操作,生成空间特征权重,从而突出重要的空间区域。GAM 通过串联通道和空间注意力机制,逐步优化输入特征表示,从而实现全局特征的高效提取。该设计使模型能够更全面地理解复杂图像中的上下文信息,提升对全局模式的感知能力。

第二个分支引入了 DCRB 模块,旨在强化局部特征的捕捉与表达能力。DCRB 模块通过引入空洞卷积,在不增加参数量的情况下扩展感受野,从而高效集成多尺度的上下文信息。每个 DCRB 包含一个标准卷积块和两个空洞卷积块,并通过残差连接保留了输入特征的有效表示。其工作流程为:标准卷积块首先将输入特征转化为基本特征表示;随后,通过两个空洞卷积块逐步增强上下文特征。每个空洞卷积块均由空洞卷积层、批归一化层和激活函数层组成,通过调整扩张率可灵活控制感受野,以提升局部特征的表达能力。同时,残差连接的引入有效抑制了梯度消失,保障了深层网络训练的稳定性。

在两个分支的特征提取完成后,其输出被送入

融合层进行特征聚合。该融合策略使模型综合利用全局和局部特征的信息,生成更为全面的特征表示。最终,这些特征经由全连接层处理,以完成分类或回归任务,输出最终结果。双分支卷积神经网络通过结合 GAM 注意力机制和 DCRB 模块,实现了对全局与局部特征的全面捕捉与融合。该设计使网络能够在不同尺度和层次上对图像进行深度分析,从而显著提升了模型的整体鲁棒性和精度。

3 试验与结果分析

3.1 CWRU 数据集

3.1.1 数据集介绍

本试验使用凯斯西储大学(Case Western Reserve University, CWRU)数据集对故障诊断模型进行验证。被测轴承是 SKF6205 型驱动端轴承,振动数据通过加速度计以 12 kHz 的采样频率采集。图 4 显示了 CWRU 轴承测试台。该轴承测试台由电机、扭矩传感器和可调负载装置组成。

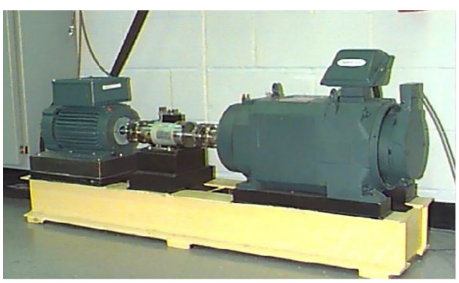


图 4 CWRU 轴承失效试验平台

Fig.4 The CWRU bearing failure experiment platform

试验选取了 CWRU 数据集,涵盖 9 种故障类型与 1 种正常状态数据。故障类型包括内圈故障、外圈故障和滚动体故障,其故障直径分别为 0.177 8 mm、0.355 6 mm 和 0.533 mm。每种类型包含 2 250 个样本,总共提供了 22 500 个训练样本。数据集按照 7∶2∶1 的比例划分为训练集、验证集和测试集,具体分类情况见表 1。

表 1 CWRU 数据集轴承故障类型

Table 1 Bearing fault types in the CWRU dataset

故障类型	故障直径/mm	标签	训练集/个	测试集/个	验证集/个
正常	—	样本 0	1 575	450	225
内圈故障		样本 1	1 575	450	225
滚动体故障	0.177 8	样本 2	1 575	450	225
外圈故障		样本 3	1 575	450	225
内圈故障		样本 4	1 575	450	225
滚动体故障	0.355 6	样本 5	1 575	450	225
外圈故障		样本 6	1 575	450	225
内圈故障		样本 7	1 575	450	225
滚动体故障	0.533 0	样本 8	1 575	450	225
外圈故障		样本 9	1 575	450	225

3.1.2 数据预处理

连续小波变换(CWT)的输出频谱可为一个二维矩阵,其横轴表示时间,纵轴表示尺度。矩阵元素值表示信号在对应时间和尺度下的功率或幅值。该矩阵可视为时频图,能清晰呈现信号在时间和尺度上的演变。本文通过使用 CWT 将一维的时间序列信号转换为二维时频图,使模型能够更好地理解和分析信号的频域和时域特性,为后续的故障诊断任务提供了丰富的信息。如图 5 所示,通过 CWT 获得的时频图被用作模型训练的输入数据。

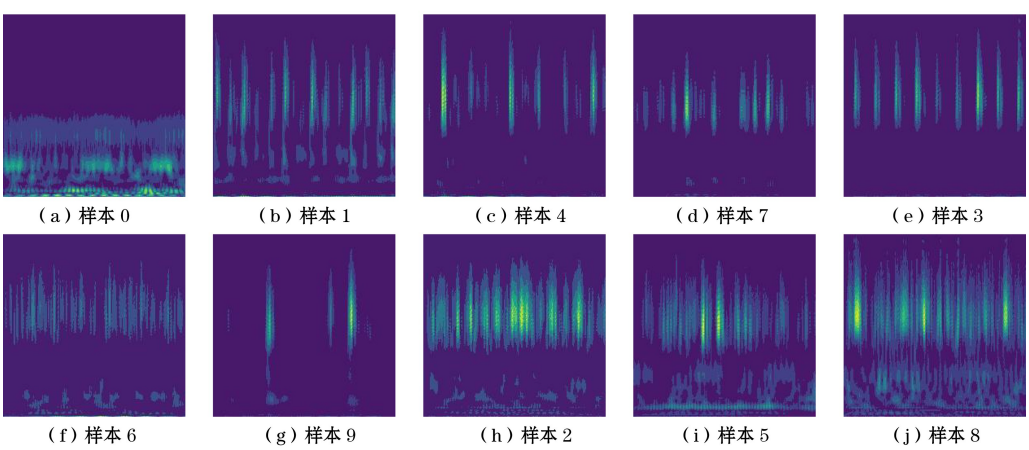


图 5 轴承振动信号时频图

Fig.5 Time frequency diagrams of bearing vibration signal

3.1.3 试验结果

将经过 CWT 处理后的振动信号时频图输入双分支神经网络模型进行训练。网络模型的初始学习率为 1×10^{-3},选用 Adam 为优化器对学习率进行

动态优化,最大迭代次数为 200。

图 6 展示了不同模型在训练过程中的损失函数随训练轮次的变化情况。从图 6 可以看出,本文所提出的双分支卷积神经网络模型在训练初期表现出了更快的收敛速度,其损失值迅速下降,并在约 50 次迭代后趋于稳定,最终达到最低损失值(0.048)。相比之下,对比模型 DCRB-CNN、GAM-CNN 和 GAM-ResNet 的损失曲线下降较慢,且收敛后的稳定损失值也显著更高。值得注意的是,DCRB-CNN 的损失曲线波动较大,表明其训练过程不够稳定;而 GAM-ResNet 虽然最终损失值较低,但仍需更多迭代次数才能接近稳定状态。

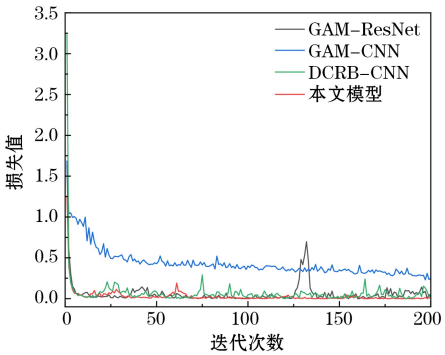


图 6 损失函数

Fig.6 Loss function

具体而言,本文所提模型损失曲线在初始阶段的陡峭下降,可归因于空洞卷积残差模块(DCRB)与全局注意力机制(GAM)的联合设计。该设计有效提升了特征提取效率,从而加速了模型优化。而其曲线在后期保持平稳且无显著波动,则验证了双分支架构在保障特征融合与梯度传播稳定性方面的优势。

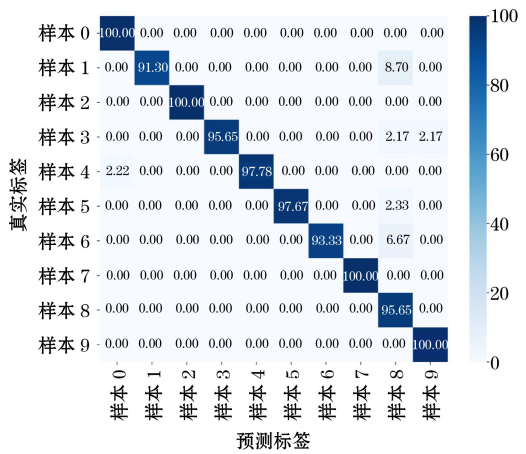
为验证本文所提网络结构的有效性,进行了对比试验,试验结果见表 2。DCRB-CNN 为单分支模型,结合了 DCRB 模块,准确率达到 93.52%,损失值为 0.421,在特征提取方面表现出一定的效果。GAM-CNN 模型的准确率为 91.18%,表现稍逊于 DCRB-CNN,说明 DCRB 模块在特征提取方面更具优势。相比之下,结合了 GAM 模块的 GAM-ResNet 模型进一步提升了模型的表达能力,准确率达到 97.54%,损失值降低至 0.106。然而,本文提出的双分支卷积神经网络模型在准确率和损失上均取得了最优结果,准确率高达 99.78%,损失值降至 0.048。

表 2 模型准确率与损失值

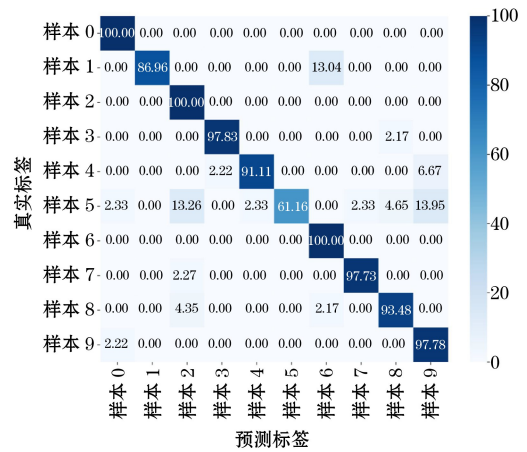
Table 2 Accuracy and loss of each model

模型	准确率/%	损失值
DCRB-CNN	93.52	0.421
GAM-CNN	91.18	0.071
GAM-ResNet	97.54	0.106
本文模型	99.78	0.048

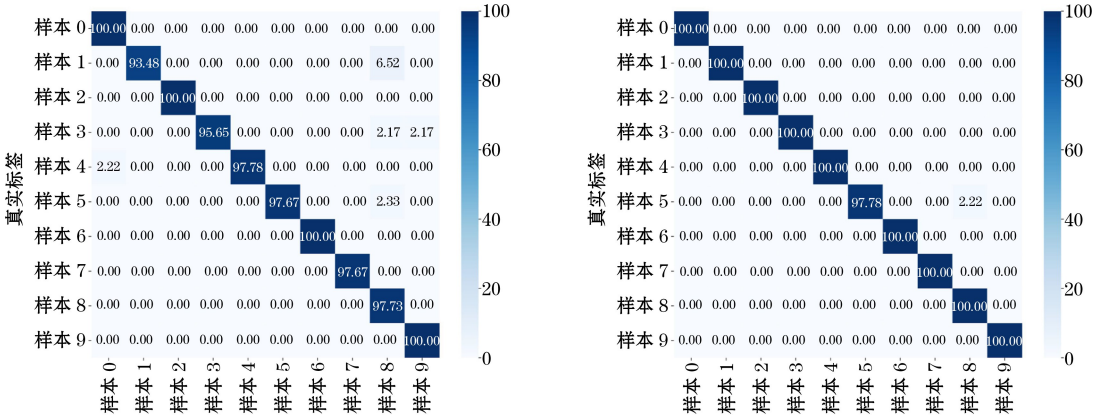
在试验结果的评估中,为验证模型的有效性,对本文所提模型与 3 种对比模型的分类性能进行了对比分析,并通过图 7 的混淆矩阵直观展示了各模型的分类效果。由图 7 可知,DCRB-CNN 在常见类别(如正常轴承和内圈故障)上表现尚可,但在难分类别(如外圈故障和滚动体故障)上存在较大误差。GAM-CNN 的整体性能相对较弱,尤其是在滚动体故障等类别上混淆较为严重。GAM-ResNet 相较于 GAM-CNN 在分类准确率上有一定提升,但对少数难分类别的处理仍存在不足。相比之下,本文所提模型在所有类别的分类任务中均表现优异,不仅主对角线分类准确率显著提升,还有效缓解了类别间的混淆问题,验证了模型在故障诊断任务中具有良好的鲁棒性。



(a) DCRB-CNN



(b) GAM-CNN



(c) GAM-ResNet (d) 本文模型

图 7 混淆矩阵

Fig.7 Confusion matrices

3.2 PU 数据集

3.2.1 数据集介绍

为进一步验证所提出方法的有效性,使用帕德博恩大学(Paderborn University, PU)轴承数据集进行试验。测试设备组成如图 8 所示,包括电动机、扭矩测量轴、滚动轴承测试模块、飞轮和负载电机等多个模块。电机电流和振动信号的采样频率设置为 64 kHz,转速的监测频率为 4 kHz,温度测量频率为 1 Hz。试验将轴承故障分为多种模式,包括放电加工(EDM)、钻孔和电刻器损伤。根据损伤程度,将故障等级划分为两个级别:一级损伤范围为 0～2 mm,二级损伤范围为 2～4.5 mm。

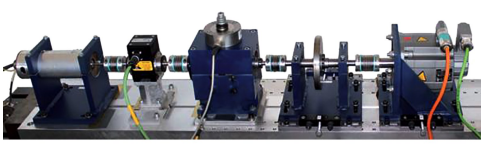


图 8 PU 轴承试验台

Fig.8 PU bearing test bench

表 3 列出了 PU 数据集的详细设置。首先故障类型包括正常状态、外圈故障和内圈故障三类,其中外圈故障根据损伤模式和故障程度可分为 5 个子类,内圈故障包含 3 个子类。因此,本文根据数据集选择了 9 种不同的轴承状态进行研究。

表 3 PU 数据集轴承故障类型

Table 3 Bearing fault types in the PU dataset

故障类型	故障程度	损伤模式
正常	—	—
外圈故障	1	电刻器损伤
	2	电刻器损伤
	1	钻孔
	2	钻孔
	1	放电加工
内圈故障	1	电刻器损伤
	2	电刻器损伤
	1	放电加工

3.2.2 试验结果

将经过 CWT 处理后的振动信号时频图输入双分支卷积神经网络模型进行训练,试验结果如图 9 所示。

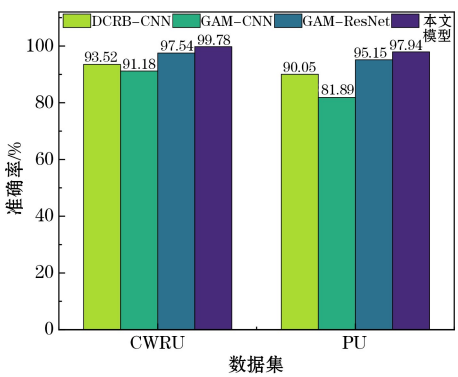


图 9 不同数据集下模型准确率

Fig.9 Model accuracy under different data sets

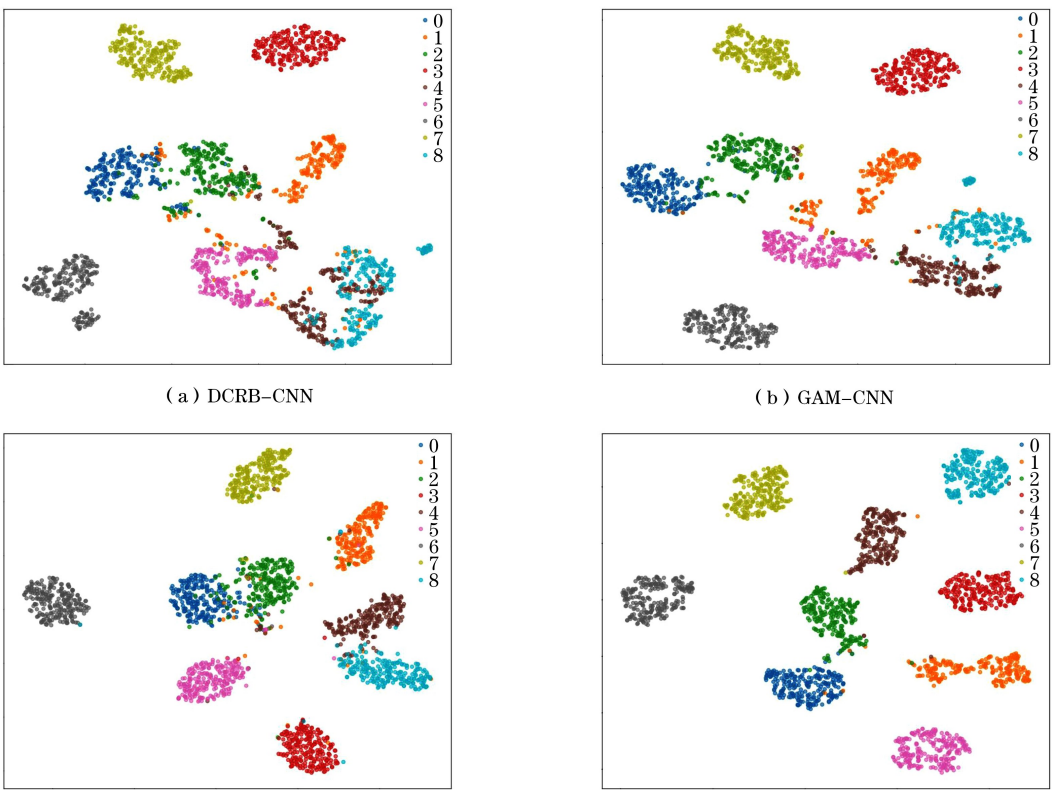
在 PU 数据集上的试验结果表明,本文提出的双分支卷积神经网络模型在故障诊断任务中的准确率达到 97.94%,显著优于其他 3 种对比模型。该模型有效结合了 DCRB 模块的局部特征提取能力与 GAM 模块的全局特征捕捉机制,保证了特征表示的全面性和多样性,从而显著提升了模型的诊断性能。相比之下,GAM-ResNet 虽然在全局特征提取方面具有优势,但由于缺乏对局部特征的精细捕捉,其性能略逊于双分支模型,准确率为 95.15%。DCRB-CNN

和 GAM-CNN 则分别侧重于局部和全局特征,在复杂数据条件下难以实现全面且精准的故障诊断。

从图 9 可以看出,双分支卷积神经网络模型在两个数据集下均获得了最高的准确率,展现出了强大的泛化能力与鲁棒性。相比之下,DCRB-CNN 在局部特征提取方面表现尚可,但在整体分类性能上不足;GAM-CNN 则因缺乏有效的特征融合机制而表现最差。这些结果验证了双分支结构在进行多尺度特征提取与全局特征强化方面的显著优势,使其在不同数据集下均能保持高效的故障诊断性能。

3.2.3 结果可视化

在 PU 数据集上的 T-SNE 可视化结果如图 10 所示,不同模型在特征空间中的分类效果存在显著差异。DCRB-CNN 模型的各类样本在特征空间中已形成初步聚类,但类别间仍存在重叠,说明该模型能捕捉局部特征,却难以有效区分全局特征。GAM-CNN 模型的样本分布较为分散,各类别间交错明显,说明仅依靠全局注意力机制难以实现精细的特征表征。GAM-ResNet 模型在引入残差结构后,特征分布有所改善,不同类别的聚类效果更加清晰。相比之下,本文提出的双分支卷积神经网络模型在特征空间中表现出最优的聚类效果,各类样本形成紧密而独立的分布区域,几乎无重叠。这一显著的分类性能优势得益于双分支架构的设计,其中 DCRB 模块有效捕捉了局部特征,GAM 模块强化了全局特征的提取,二者协同作用,使得模型能够在特征空间中构建清晰且区分度高的类别边界。



(a) DCRB-CNN (b) GAM-CNN

(c) GAM-ResNet (d) 本文模型

图 10 T-SNE 可视化分析

Fig.10 T-SNE visualization analysis

4 现场应用

为进一步验证双分支卷积神经网络模型的实际应用效果,在山西某煤矿采煤工作面开展了故障诊断试验。根据井下采煤环境的实际情况,在刮板输送机电机输出轴承端安装无线振动传感器用于采集振动信号,采样频率设置为 20.48 kHz。传感器采集的信号通过无线方式传输至一号与二号液压支架之间的无线采集站,再经由工业以太环网传输至双控中心服务器,以供后续分析和应用。

4.1 刮板输送机信号特征

以采集的刮板输送机机头电机轴承输出端振动信号为例(见图 11)。从图 11 可以看出,受到采煤作业的影响,振动信号表现出显著的非平稳性和强噪声特性。刮板输送机的振动信号随时间不断变化,其频率和幅值也会因工况不同而发生波动。这种非平稳性使得信号特征难以通过简单的时域分析捕捉,而传统的基于傅里叶变换的频谱分析方法也难以充分反映故障发生的动态过程。刮板输送机在高冲击负载和长时间运行条件下,振动信号中的噪声往往会掩盖关键的故障特征。若直接提取此类故障特征用于分类器进行故障诊断,将产生较大的诊断误差。

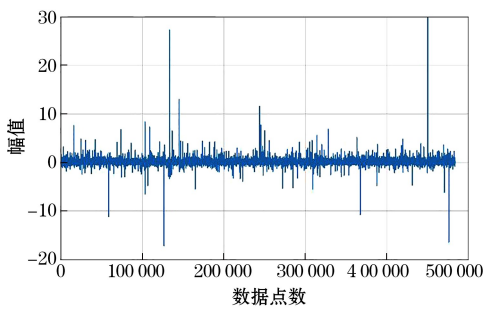


图 11 刮板输送机轴承振动信号时域图

Fig.11 Time domain diagram of scraper conveyor bearing vibration signal

4.2 试验验证

为验证所提双分支卷积神经网络模型在实际复杂工况下的诊断性能,特别是其在强噪声环境中的鲁棒性,本研究基于采煤工作面刮板输送机电机输出端轴承的实际振动信号开展了现场试验。试验采用正常状态、内圈故障、外圈故障和滚动体故障 4 类原始数据,并引入当前主流的深度学习模型进行横向对比,包括经典的残差网络 ResNet、Transformer 模型及图神经网络(GNN)模型。所有模型均在 CWRU 数据集、PU 数据集及煤矿现场采集的轴承信号数据上统一进行了对比试验。表 4 展示了各模型在不同数据集下的诊断准确率与平均推理时间。

表 4 诊断准确率与平均推理时间

Table 4 Diagnostic accuracy and average inference time

模型	CWRU 准确率/%	PU 准确率/%	现场 准确率/%	平均推理 时间/ms
ResNet	98.32	95.64	90.27	12.9
Transformer	99.83	97.51	91.43	15.2
GNN	98.74	95.96	89.67	18.5
本文模型	99.78	97.94	94.15	11.7

图 12 展示了不同模型在煤矿井下强噪声环境中的混淆矩阵,反映了各模型的性能差异。从模型的结构特性来看,ResNet 作为典型的深层卷积神经网络,通过残差结构实现较强的局部特征学习能力,在公开数据集上能够取得较为稳定的识别精度。然而,该模型的感受野受限于卷积核与网络深度,缺乏对长程依赖关系的建模能力,导致在井下强噪声环境中的准确率显著下降至 90.27%。Transformer 模型依赖多头自注意力机制实现全局信息建模,具备良好的全局语义学习能力。然而,该模型在处理高维复杂时频图时对局部细节的建模能力较弱,且参数量大、计算开销高,导致其在现场数据上的泛化能力有限,准确率降至 91.43%,推理时间为 15.2 ms,难以满足工业场景的实时部署需求。图神经网络(GNN)通过构建节点间的图结构关系,适用于复杂拓扑和非欧几里得空间数据建模。但在实际应用中,由于振动时序图像的结构信息不稳定,图构建过程易引入噪声,导致 GNN 在现场数据上的性能劣化,且训练过程复杂,存在过拟合风险。

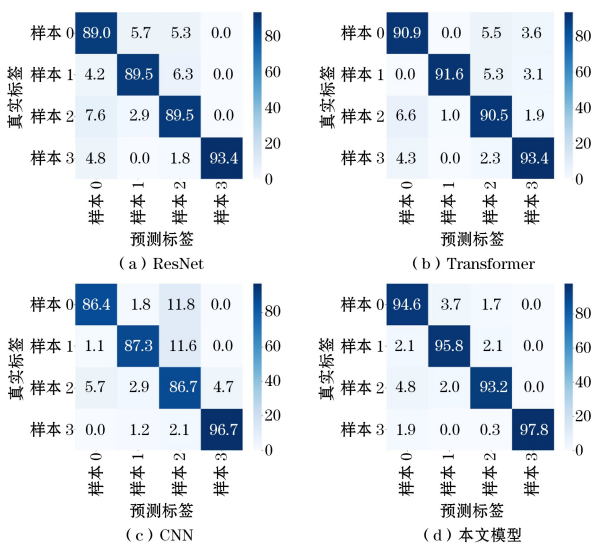


图 12 不同深度学习模型下的混淆矩阵

Fig.12 Confusion matrices under different deep learning models

相较之下,本文提出的 DCRB+GAM 双分支卷积神经网络在三类数据集上均保持较高准确率,尤其在现场煤矿数据中达到 94.15%,远高于其他对比模型。在图 12 中,其混淆矩阵对 4 类故障均实现了较高的识别精度,类间误判率最低,验证了其出色的抗噪性能与特征稳定性。该模型通过双分支结构整合局部与全局信息,提升了在复杂非平稳环境下的特征表达能力。此外,本文模型推理时间仅为 11.7

ms,参数规模较小,具备显著的部署效率优势,体现了较强的工程实用性与适应性。

5 结论

(1) 针对刮板输送机轴承在复杂工况下故障诊断精度低、传统算法特征提取能力有限的问题,本文提出了一种基于连续小波变换和双分支卷积神经网络的诊断方法。该方法通过多尺度时频图输入与局部-全局特征融合,有效提升了模型的特征表达能力。

(2) 设计了结合空洞卷积残差模块(DCRB)与全局注意力机制(GAM)的双分支网络结构,既增强了局部细节的捕捉能力,又强化了全局特征的建模能力,实现了对复杂信号更精准的特征提取和更高的故障识别鲁棒性。

(3) 通过在 CWRU 和 PU 两大公开数据集上的试验验证,所提方法分别取得了 99.78%和 97.94%的故障诊断准确率,显著优于现有对比模型,展现出优良的诊断性能和较强的泛化能力,为煤矿井下刮板输送机等设备的智能故障诊断提供了新的技术思路和有效手段。

(4) 在煤矿现场采集真实振动数据开展试验。结果表明,本文所提模型在强噪声与非平稳环境下依然保持 94.15%的诊断准确率,优于现有对比模型,体现出良好的抗干扰能力与部署效率。尽管如此,考虑到实际场景中故障样本稀缺等挑战,未来可进一步引入生成对抗网络(GAN)、迁移学习等技术,并融合多模态监测数据,以提升模型在小样本或零样本条件下的适应性与诊断能力。

参考文献(References):

[1] 甄冬,孙赫明,冯国金,等.基于包络谱语义构建的零样本滚动轴承复合故障诊断方法[J].振动与冲击,2024,43(14):189-200+283.
Zhen Dong, Sun Heming, Feng Guojin, et al. Zero-shot rolling bearing compound fault diagnosis method based on envelope spectrum semantic construction[J]. Journal of Vibration and Shock,2024,43(14):189-200+283.

[2] 陈闯,李先锋,史建涛,等.基于柔性残差神经网络的滚动轴承智能故障诊断方法[J].工程科学学报,2025,47(3):480-488.
Chen Chuang, Li Xianfeng, Shi Jiantao, et al. Intelligent fault diagnosis method for rolling bearings based on flexible residual neural network[J]. Chinese Journal of Engineering,2025,47(3):480-488.

[3] 周涛,赵明,郭栋,等.基于信号子空间的新型盲解卷积方法[J].振动与冲击,2022,41(3):139-147.
Zhou Tao, Zhao Ming, Guo Dong, et al. A new blind deconvolution method based on signal subspace[J]. Journal of Vibration and Shock,2022,41(3):139-147.

[4] Kumar, Prabhat, Rajiv Tiwari. A review: multiplicative faults and model-based ondition monitoring strategies for fault diagnosis in rotary machines[J].Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering, 2023, 45:282.

[5] Wang Junyuan, Han Fei, Li Yanfeng, et al. First-order differential filtering spectrum division method and information fusion multi-scale network for fault diagnosis of bearings under different loads[J]. Measurement Science and Technology,2022,33(7):070101.

[6] Shao Haidong, Li Wei, Cai Baoping, et al. Dual-threshold attention-guided GAN and limited infrared thermal images for rotating machinery fault diagnosis under speed fluctuation [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics,2023,19:9933-9942.

[7] Eleonora Iunusova, Monica Katherine Gonzalez, Szipka Kárоly, et al. Early fault diagnosis in rolling element bearings: comparative analysis of a knowledge-based and a data-driven approach [J]. Journal of Intelligent Manufacturing,2024,35:2327-2347.

[8] Muhammad Gibran Alfarizi , Vatn Jørn, Yin Shen. An extreme gradient boosting aided fault diagnosis approach: a case study of fuse test bench[J]. IEEE Transactions on Artificial Intelligence,2023,4(4):661-668.

[9] Sahu Devendra, Ritesh Kumar Dewangan, Surendra Pal Singh Matharu, et al. An investigation of fault detection techniques in rolling element bearing [J]. Journal of Vibration Engineering & Technologies,2024,12:5585-5608.

[10] 陈俊竹,陈光武,石建强,等.基于 1D-CNN 和 Transformer 模型的道岔健康状态预测[J].北京交通大学学报,2025,49(3):33-43.
Chen Junzhu, Chen Guangwu, Shi Jianqiang, et al. Prediction of turnout health status based on 1D-CNN and transformer models [J]. Journal of Beijing Jiaotong University,2025,49(3):33-43.

[11] 王体春,夏天,费叶琦.融合卷积深度置信网络与可拓神经网络的齿轮故障诊断方法[J].计算机集成制造系统,2025,31(6):2178-2193.
Wang Tichun, Xia Tian, Fei Yeqi, et al. Gear fault diagnosis method integrating convolutional deep belief network and extensible neural network [J]. Computer Integrated Manufacturing System,2025,31(6):2178-2193.

[12] 董绍江,黄翔,夏宗佑,等.基于改进多尺度卷积循环神经网络的滚动轴承故障研究[J].振动与冲击,2024,43(20):94-105.

Dong Shaojiang, Huang Xiang, Xia Zongyou, et al. Rolling bearing fault study based on an improved multi-scale convolutional recurrent neural network [J]. Journal of Vibration and Shock, 2024, 43(20): 94-105.

[13] 杨兴武,卢愿,王江,等.基于稀疏自编码器的模块化多电平换流器无监督开路故障诊断策略[J].电力自动化设备,2025,45(7):97-104.
Yang Xingwu, Lu Yuan, Wang Jiang, et al. Unsupervised open-circuit fault diagnosis strategy of MMC based on sparse autoencoder [J]. Electric Power Automation Equipment, 2025, 45(7): 97-104.

[14] 郑直,赵文博,李克,等.基于改进多图卷积网络的液压泵小样本故障诊断[J].振动与冲击,2024,43(24):59-67+83.
Zheng Zhi, Zhao Wenbo, Li Ke, et al. Hydraulic pump fault diagnosis of small samples based on an improved multi-graph convolutional network[J]. Journal of Vibration and Shock, 2024, 43(24): 59-67+83.

[15] 强睿儒,赵小强.基于格拉姆角差场和生成对抗网络的小样本滚动轴承故障诊断方法[J].华南理工大学学报(自然科学版),2024,52(10):64-75.
Qiang Ruiru, Zhao Xiaoqiang. A small sample rolling bearing fault diagnosis method based on Gramian angular difference field and generative adversarial network [J]. Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition), 2024, 52(10): 64-75.

[16] Dong Yutong, Jiang Hongkai, Wu Zhenghong, et al. Digital twin-assisted multiscale residual-self-attention feature fusion network for hypersonic flight vehicle fault diagnosis [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2023(7): 109253.

[17] Dong Yutong, Jiang Hongkai, Liu Yunpeng, et al. Global wavelet-integrated residual frequency attention regularized network for hypersonic flight vehicle fault diagnosis with imbalanced data[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2024(6): 107968.

[18] Zhao Xiaoli, Yao Jianyong, Deng Wenxiang, et al. Intelligent fault diagnosis of gearbox under variable working conditions with adaptive intraclass and interclass convolutional neural network [J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2022, 34(9): 6339-6353.

[19] Liu Shen, Chen Jinglong, He Shuilong, et al. Few-shot learning under domain shift: attentional contrastive calibrated transformer of time series for fault diagnosis under sharp speed variation [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2023(4): 110071.

[20] He Zhenzhong, Shen Changqing, Chen Bojian, et al. A new feature boosting based continual learning method for bearing fault diagnosis with incremental fault types [J]. Advanced Engineering Informatics, 2024, 61(8): 102469.

[21] Yang Zhe, Gjorajevikj Dejan, Long Jianyu, et al. Sparse autoencoder-based multi-head deep neural networks for machinery fault diagnostics with detection of novelties [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2021, 34(1): 54.

[22] Jin Tongtong, Yan Chuliang, Chen Chuanhai, et al. New domain adaptation method in shallow and deep layers of the CNN for bearing fault diagnosis under different working conditions [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2023(1): 3701-3712.