

基于增强深度卷积神经网络的滚动轴承多工况故障诊断方法

郭盼盼¹, 张文斌², 崔奔³, 郭兆伟⁴, 赵春林¹, 尹治棚¹, 刘标⁵

(1. 昆明理工大学机电工程学院, 云南 昆明 650500; 2. 昆明学院机电工程学院, 云南 昆明 650214;
3. 天津军粮城发电有限公司, 天津 300300; 4. 北方民族大学计算机科学与工程学院, 宁夏 银川 750021;
5. 国家能源集团国能思达科技有限公司, 北京 100089)

摘要: 针对现有卷积神经网络无法充分提取滚动轴承时域信号间的关联特征, 模型训练所需样本多以及泛化性不足的问题, 提出一种基于增强卷积神经网络模型的滚动轴承多工况故障诊断方法。根据滚动轴承转速和采样频率计算轴承单圈故障特征信号长度, 采用格拉姆角场编码技术对单圈时域信号完整信息进行编码, 生成相应特征图像, 使神经网络在视觉上对时域信号关联特征进行学习; 利用 ACNet 网络模型中的非对称卷积对 ConvNeXt 模型的 7×7 深度卷积层进行重构: 即采用 2 个 3×3 , 1 个 1×3 和 1 个 3×1 的非对称小卷积核以多分支结构组合的形式重构其 7×7 卷积层, 增强 ConvNeXt 模型的特征提取效率; 对 ConvNeXt 模型中的数据增强模块及学习率衰减策略进行改进, 提高 ConvNeX 模型在小样本训练下的泛化性, 以此搭建增强深度卷积神经网络 IConvNeXt 模型。使用凯斯西储大学不同故障直径轴承、东南大学滚动轴承复合故障和加拿大渥太华变转速滚动轴承故障数据集进行试验验证, 结果表明: 所提 IConvNeXt 模型对滚动轴承不同故障直径和复合故障识别准确率为 100%, 对变转速轴承故障识别率为 99.63%。将所提方法与 RP+ResNet、RP+IConvNeXt、MLCNN-LSTM、MTF+IConvNeXt 等方法进行对比, 结果表明, 所提模型在更少样本训练下的故障诊断效果均优于其他方法, 并具有较强的泛化性能。

关键词: 故障诊断; 滚动轴承; 多工况; 格拉姆角场; 增强卷积神经网络

中图分类号: TH165+.3; TH133.3 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-4523(2025)01-0096-13

DOI: 10.16385/j.cnki.issn.1004-4523.2025.01.011

Multi-condition fault diagnosis method of rolling bearing based on enhanced deep convolutional neural network

GUO Panpan¹, ZHANG Wenbin², CUI Ben³, GUO Zhaowei⁴, ZHAO Chunlin¹,
YIN Zhipeng¹, LIU Biao⁵

(1. School of Mechanical and Electrical Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China;

2. School of Mechanical and Electrical Engineering, Kunming University, Kunming 650214, China;

3. Tianjin Junliangcheng Power Generation Co., Ltd., Tianjin 300300, China; 4. School of Computer Science and Engineering, North Minzu University, Yinchuan 750021, China; 5. CHN Energy Star Technology Co., Ltd., Beijing 100089, China)

Abstract: Aiming at the problems that the existing convolutional neural network cannot fully extract the correlation features between rolling bearing time domain signals, the large number of samples required for model training and the insufficient generalization, A new method for diagnosing multi-condition faults of rolling bearings based on an enhanced convolutional neural network model is proposed. The length of the bearing single-revolution fault characteristic signal is calculated according to the rolling bearing speed and sampling frequency, then the complete information of the single-revolution time domain signal is encoded by Gramian Angular Difference Field coding technology to generate the corresponding feature image, enabling the neural network can visually learn the time domain signal correlation features. The 7×7 deep convolutional layer of the ConvNeXt model is reconstructed by using the asymmetric convolution in the ACNet network model: that is, two 3×3 , one 1×3 and one 3×1 asymmetric small convolution kernel are used to reconstruct the 7×7 convolutional layer in the form of a multi-branch structure combination,

收稿日期: 2023-03-31; **修订日期:** 2023-06-19

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51769007); 云南省地方本科高校基础研究联合专项重点项目(202001BA070001-002); 兴滇英才支持计划资助项目(YNWR-QNBJ-2018-349); 云南省地方高校联合专项面上项目(202001BA070001-015)

which enhances the feature extraction efficiency of the ConvNeXt model. The data augmentation module and learning rate decay strategy of the ConvNeXt model are improved to raise the generalization of the ConvNeX model under small-sample training, to build an enhanced deep convolutional neural network model IConvNeXt. Different fault diameters of Case Western Reserve University, composite rolling bearing faults of Southeast University and variable speed bearing fault data sets of Ottawa, Canada are used for experimental verification, the results show that the proposed IConvNeXt model achieves a fault diagnosis rate of 100% for different fault diameters and composite faults of rolling bearings, and a fault diagnosis rate of 99.63% for variable speed bearings. The proposed method is experimentally compared with RP+ResNet, RP+ IConvNeXt, time-frequency graph+DCNN, MLCNN-LSTM, MTF+ IConvNeXt and other methods, the results were conducted to validate that the fault diagnosis effect of the proposed model is better than that of other methods under less sample training and has strong generalization performance.

Keywords: fault diagnosis;rolling bearing; multi-working conditions;Gramian angular field;enhanced convolutional neural network

滚动轴承作为旋转机械设备中的重要零部件,在运行过程中能够减少轴与轴之间的摩擦损失,但作为极易发生失效的零部件之一^[1],其故障状态直接关系到机械设备能否正常运行,因此对滚动轴承的运转状况进行快速有效的诊断具有重要的工程意义^[2]。

传统故障诊断方法主要由故障特征提取与模式识别构成,通过对滚动轴承振动信号进行时域、频域和时频域等信号处理,提取各状态的故障特征^[3],以此作为分类器的输入进行故障诊断。唐贵基等^[4]基于最大相关峭度解卷积(maximum correlated kurtosis deconvolution, MCKD)与1.5维谱实现了滚动轴承早期故障特征的提取,但MCKD的降噪效果取决于凭个人经验选取的滤波器长度 L 与冲击周期 T ,缺乏自适应性;王贡献等^[5]提出多尺度均值排列熵(multi-scale mean permutation entropy, MMPE),用于提取滚动轴承的故障特征,但MMPE反映振动信号的不确定性取决于其参数(延迟时间、嵌入维数、数据长度和尺度因子)的选取。在模式识别中,将提取的故障特征向量作为输入训练支持向量机^[6]、随机森林^[7]和朴素贝叶斯^[8]等分类器模型,进而识别故障状态,这在一定程度上有效识别了故障,但也存在以下问题:机器学习模型大多用作分类器,没有对所提特征进行更深层次的信息挖掘^[9],导致特征提取的效果直接影响故障分类结果。

随着算力的大幅提升和计算机视觉技术的快速发展,深度学习等人工智能技术取得了突破性进展,以振动信号一维和二维形式作为网络输入的深度学习算法被大量用于故障诊断领域,实现了旋转机械的端到端智能故障诊断。卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)作为深度学习的主流算法近年来已大量用于机械设备故障诊断领域中,自LECUN等^[10]提出现代CNN的原始版本后,其逐渐成为故障诊断领域中的研究热点。KRI-ZHEVSKY等^[11]提出了AlexNet网络,随后研究者们分别提出了比较有代表性的ResNet^[12]、

GoogLeNet^[13]和ShuffleNet^[14]等架构。基于以上网络,赵璐等^[15]将齿轮箱的原始振动信号作为网络输入,但由于振动信号为时间序列,故障特征信息往往与时间有较大关系^[16]且容易受到多变的工况和不确定性外界因素的影响^[17],而卷积神经网络无法充分提取一维信号间的相关性^[18],从而造成故障识别准确率低。随着深度学习模型在图像识别与分类任务中的性能达到顶级^[19],可以将一维振动信号二维图像化,通过改变数据维度让深度卷积神经网络模型从“视觉上”对振动信号进行学习^[20],从而将故障诊断问题转为图像分类任务。姚齐水等^[21]将滚动轴承振动信号时频图输入卷积神经网络识别了轴承故障;张龙等^[22]采用递归图编码技术(recurrence plot, RP)变换轴承振动信号为二维图像作为ResNet的输入进行状态识别;雷春丽等^[18]通过马尔科夫转移场(Markov transition field, MTF)和图注意力网络对滚动轴承进行故障诊断。以上研究方法对齿轮箱和滚动轴承进行了有效的故障诊断,但仍存在以下不足:(1)振动信号的时频图相关参数的选取需要专家经验确定,参数选取的优劣直接影响所生成图像是否能充分反映振动信号所表达的全部信息;(2)RP编码图像能够揭示时域信号的内部结构,但不能有效表示振动信号之间的相关性;(3)MTF编码图像需要通过二次图像处理控制图像尺寸,突出信息特征;(4)网络模型训练所需样本多和泛化性不足;(5)对不同故障直径、复合故障和变转速情况下的滚动轴承故障诊断效果一般。

ConvNeXt^[23]模型在残差神经网络(ResNet)的基础上,将注意力机制神经网络模型Transformer^[24]中的模型结构、训练策略、卷积核设计、宏观和微观设计等一系列优势引入^[25],其特征提取能力得到了很好的提升,但该模型存在以下缺点:(1)在深度卷积层(depthwise convolution)采用 7×7 的大卷积核进行特征提取,其目的是为了在百万级的ImageNet数据集分类任务中减少计算量,提高计算速度^[26],但在滚动轴承故障诊断的小样本分类任务中, 7×7 卷

积核的特征提取性能不佳;(2)在小样本的滚动轴承振动信号的二维图像训练下,该网络的数据增强模块和学习率衰减策略会影响其泛化性。

1 理论基础

1.1 格拉姆角场

格拉姆角场(Gramian angular field, GAF)编码是一种在极坐标格拉姆矩阵的数据维度变换的基础上形成的技术,相比RP和MTF图像编码技术(如图1所示),格拉姆角差场(Gramian angular difference field, GADF)编码图像可以通过角度差三角函数变换度量每个一维信号点不同时间间隔内的相关性^[16],并通过不同像素点的图像纹理可视化保留振动信号的完整信息,有效增强一维振动信号的故障特征^[27]。

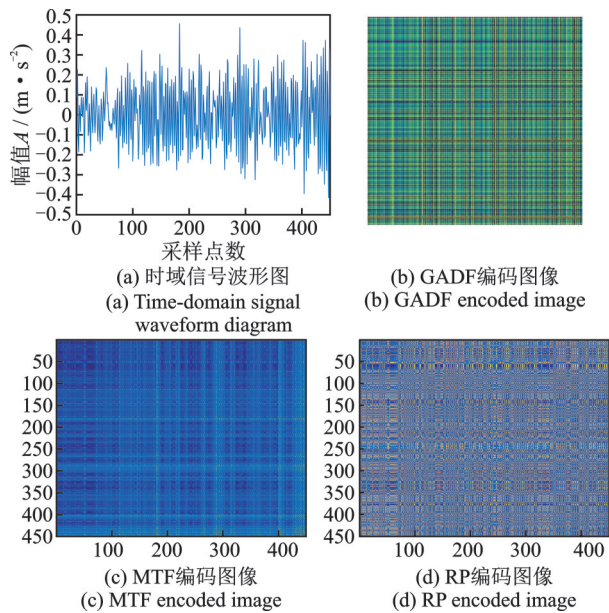


图1 时域信号编码图像

Fig. 1 Time-domain signal encoded image

格拉姆角场编码具体计算步骤如下:

第一步,将具有 n 个信号点的振动信号时间序列 $X = |x_1, x_2, \dots, x_n|$ 归一化至 $[-1, 1]$ 之间,以 $\tilde{X} = \{\tilde{x}_1, \tilde{x}_2, \tilde{x}_3, \dots, \tilde{x}_n\}$ 表示, x_i 为原始时间序列, \tilde{x}_i 为归一化后的振动信号时间序列值。

$$\tilde{X} = \frac{x_i - X_{\max} + x_i - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (1)$$

第二步,将数据映射到极坐标中,计算公式如下式所示:

$$\begin{aligned} \phi &= \arccos(\tilde{x}_i), \quad -1 \leq \tilde{x}_i \leq 1; \\ r &= \frac{t_i}{N}, \quad t_i \in N \end{aligned} \quad (2)$$

式中, t_i 为时间戳; N 表示将极坐标的单位长度分成 N 等份。

在极坐标中表示振动信号时间序列的方法有两个优点:(1)变换是双射, x_i 与 ϕ 是一一对应的关系;(2)变换保留了振动信号时间信息,通过半径可以确定时间值^[20]。

第三步,利用三角函数差角公式,定义每个时间点之间的相关性。格拉姆角场编码定义为:

$$G = \begin{bmatrix} \sin(\phi_1 - \phi_2) & \cdots & \sin(\phi_1 - \phi_n) \\ \vdots & & \vdots \\ \sin(\phi_n - \phi_1) & \cdots & \sin(\phi_n - \phi_n) \end{bmatrix} = \sqrt{\mathbf{I} - (\tilde{x}^2)^T} \cdot \tilde{x} - \tilde{x}^T \cdot \sqrt{\mathbf{I} - \tilde{x}^2} \quad (3)$$

式中, $\phi_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 为第 i 个振动信号时间点在极坐标上的角度; \mathbf{I} 为单位行向量。

1.2 无重叠方式样本构造

为保证格拉姆角场编码图像能够使滚动轴承时域信号的完整信息充分可视化,本文对一维振动信号采用无重叠方式截取成相同数据长度的片段,每个数据片段需满足以下条件:(1)时域信号的局部特征能够被图像化;(2)尽量缩短样本的数据长度,降低模型训练时间^[28]。因此,本文利用滚动轴承的转速和采样频率计算轴承每个旋转周期所包含的信号长度^[27],计算公式如下式所示:

$$L = 60 \times \frac{f}{R} \quad (4)$$

式中, L 表示滚动轴承旋转一圈内所提取的信号长度; f 表示振动信号采样频率; R 表示滚动轴承转速。单圈故障特征信号编码图像转换过程如图2所示。

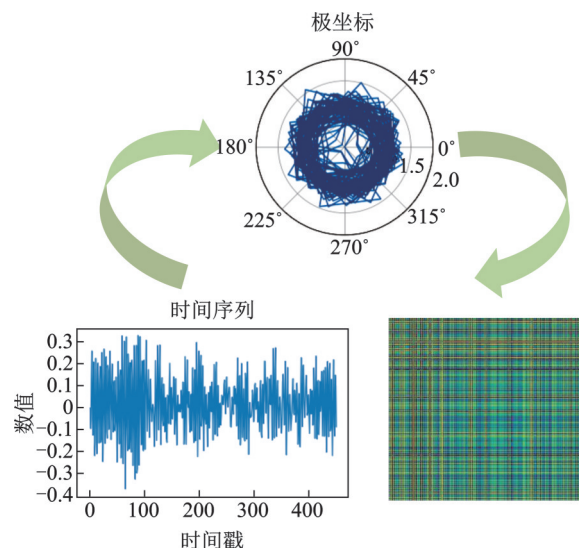


图2 格拉姆角场编码图像转换过程

Fig. 2 The conversion process of Gram angle field encoding image

1.3 深度卷积神经网络 ConvNeXt 模型

ConvNeXt 网络模型将自然语言处理 (natural language processing, NLP) 领域的自注意力机制模型 Transformer^[23] 中的训练方法、模型架构、反向瓶颈、卷积核和微观设计等引入 ResNet 中,使其有了更快的推理速度和更高的准确率。

具体主要从以下几点改进 ResNet:(1)改进训练方法,将训练的次数从 90 变为 300,并使用 Adam 优化以及 Mixup、CutMix、RandAugment 和正则化数据增强策略^[25];(2)更改计算比率,在模型架构中,将 ResNet50 每个阶段的计算比率由 3:4:6:3 改为 3:3:9:3;(3)更改下采样模块 stem,将 ResNet50 的下采样模块 stem 层改为 stride=4 的 4×4 卷积来进行下采样;(4)采用 MobileNet 中的深度卷积并将其卷积核大小改为 7×7,用于降低计算量和提高计算速度;(5)用 Transformer 中的反向瓶颈设计取代 ResNet50 网络模型的瓶颈结构并将反向瓶颈中深度卷积的位置上移;(6)减少激活函数的数量和归一化层数,用 Transformer 模型中对隐层做归一化的 LayerNorm 层替换加速神经网络训练及收敛速度的算法 BatchNorm 层,并分离下采样层^[25]。ConvNeXt 网络模型结构的详细参数如表 1 所示。

表 1 ConvNeXt 网络模型结构详细参数

Tab. 1 Detailed parameters of ConvNeXt network model structure

网络模型结构	输入尺寸	卷积核尺寸及步距	输出尺寸
模型输入层	224×224×3	—	—
下采样层 1	224×224×3	4×4, s4	56×56×96
	56×56×96	d7×7, s1	56×56×96
深度卷积层 1	56×56×96	1×1, s1	56×56×384
	56×56×384	1×1, s1	56×56×96
下采样层 2	56×56×96	2×2, s2	28×28×192
	28×28×192	d7×7, s1	28×28×192
深度卷积层 2	28×28×192	1×1, s1	28×28×768
	28×28×768	1×1, s1	28×28×192
下采样层 3	28×28×192	2×2, s2	14×14×384
	14×14×384	d7×7, s1	14×14×384
深度卷积层 3	14×14×384	1×1, s1	14×14×1536
	14×14×1536	1×1, s1	14×14×384
下采样层 4	14×14×384	2×2, s2	7×7×768
	7×7×768	d7×7, s1	7×7×768
深度卷积层 4	7×7×768	1×1, s1	7×7×3072
	7×7×3072	1×1, s1	7×7×768
全局平均池化层	—	—	—
全连接层	输入特征维度为 768,输出特征维度为样本类别数		

1.4 增强深度卷积神经网络 IConvNeXt 模型

1.4.1 基于非对称卷积改进的 7×7 深度卷积层

为强化现有网络模型的特征提取性能和降低计算量,DING 等^[29]依据卷积操作的可叠加性,如下式所示,提出了非对称卷积神经网络模型 ACNet,ACNet 将传统卷积神经网络的 3×3 卷积核以非对称卷积形式重构为 3×3+1×3+3×1 的 3 个不同形状卷积核叠加的形式,其卷积窗口计算过程如图 3 所示。

$$I_1 * K^{(1)} + I_1 * K^{(2)} = I_1 * (K^{(1)} \oplus K^{(2)}) \quad (5)$$

式中, I_1 为输入矩阵; $K^{(1)}$ 和 $K^{(2)}$ 分别表示两个独立的卷积操作; \oplus 为对应位置的求和操作。

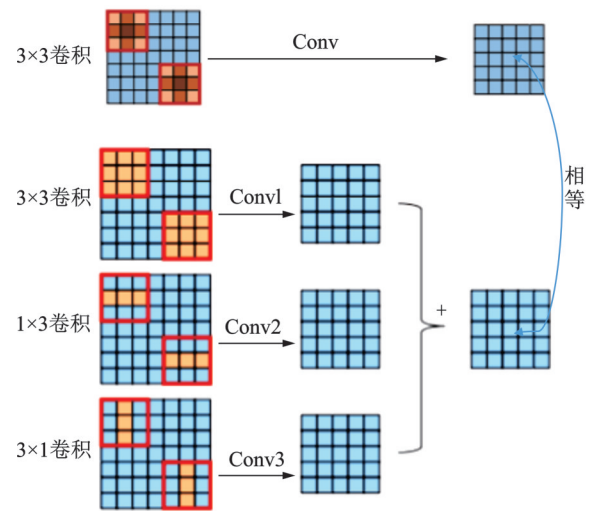


图 3 卷积窗口计算过程

Fig. 3 Calculation process of convolution window

大量试验证明,ACNet 网络模型所使用的非对称卷积结构能有效提升神经网络的特征提取效率^[29]。

ConvNeXt 网络模型在深度卷积层使用 7×7 的大卷积核进行特征提取,这在百万级图像数据 ImageNet 分类任务中具有扩大感受野、减少计算量和提高计算速度的优点^[26],但在滚动轴承故障诊断的小样本分类任务中,7×7 卷积核会使得网络训练过程的参数增多、网络模型深度降低,从而导致其深度卷积层的特征提取性能不佳。因此本文设计了一种基于非对称卷积结构的深度卷积层。首先,基于卷积可加性,将 7×7 卷积核重构为 3 个 3×3 小卷积核

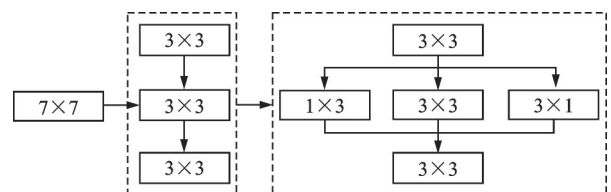


图 4 7×7 卷积核的非对称卷积结构

Fig. 4 Asymmetric convolution structure of 7×7 convolution kernels

串联的形式,在此基础上,借助非对称卷积思想将其一个 3×3 卷积核拆分为 $3\times 3+1\times 3+3\times 1$ 的非对称卷积核,得到如图4所示的 7×7 卷积核的非对称卷积结构,使 7×7 卷积核在具有相同感受野的情况下,减少计算量和参数量,增强深度卷积层的深度和非线性表达能力,提高特征提取效率。

图6为在图5基础上重构的ICConvNeXt深度卷积层(ACBNet Block),由于 7×7 的非对称卷积结构在加大深度卷积层深度的同时会导致网络模型发生梯度弥散,使模型特征提取性能降低,因此,在每个 3×3 、 1×3 、 3×1 和 1×1 的小卷积核后加入批量归一化(BN)以及激活函数ReLU,加入BN层可以加速神经网络训练和收敛,提升网络的提取速率;加入多个ReLU激活函数相比单一ReLU可以防止模型发生梯度弥散并进一步提升卷积神经网络的非线性表达能力^[26],使模型对故障特征的性能更佳。

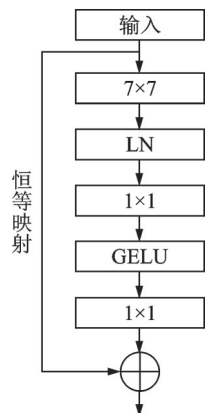


图5 ConvNeXt深度卷积层

Fig. 5 ConvNeXt deep convolutional layer

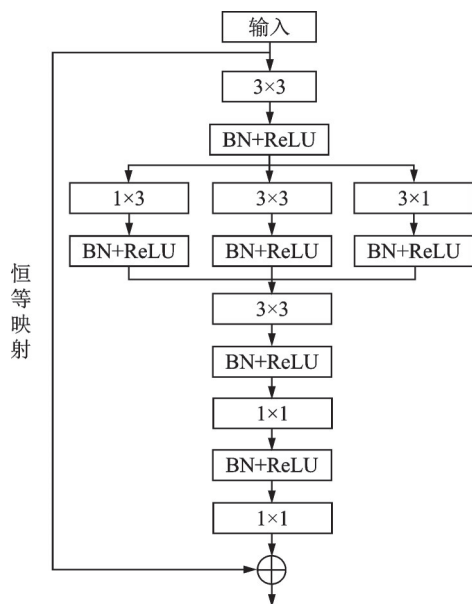


图6 ICConvNeXt深度卷积层

Fig. 6 ICConvNeXt deep convolutional layer

1.4.2 改进的数据增强模块和学习率衰减策略

针对ConvNeXt网络模型训练过程中出现的泛化性不足的问题,在改进其深度卷积层的基础上,对其数据增强模块中所使用的数据增强方法为:(1)图像按比例融合(Mixup);(2)随机删除二维图像的一个矩形区域并通过另一张图像的同一位置像素值填充,标签根据像素所占比例进行分配(Cutmix);(3)对自动数据增强(RandAugment)和随机擦除增强(Random Erasing)^[23]进行改进,如图7所示,经试验后提出适合滚动轴承GADF编码图像的数据增强方法:(1)随机裁剪;(2)概率为0.5的水平翻转;(3) 90° 的随机旋转;(4)张量化(ToTensor)和标准化(Normalize)。以此对滚动轴承GADF编码图像进行数据增强,提高ICConvNeXt模型在小样本训练下的泛化性,并将ConvNeXt使用的预热学习率策略(warmup)和余弦衰变策略(cosine decaying)做小部分的更改,即取消余弦衰变策略,只使用预热学习率策略。通过预热的小学习率在训练的初始阶段进行训练使模型慢慢趋于稳定,待稳定后再选择预先设置的大学习率进行训练,以此提高模型的收敛速度,使模型最终的效果更佳。ICConvNeXt网络模型结构如图8所示。

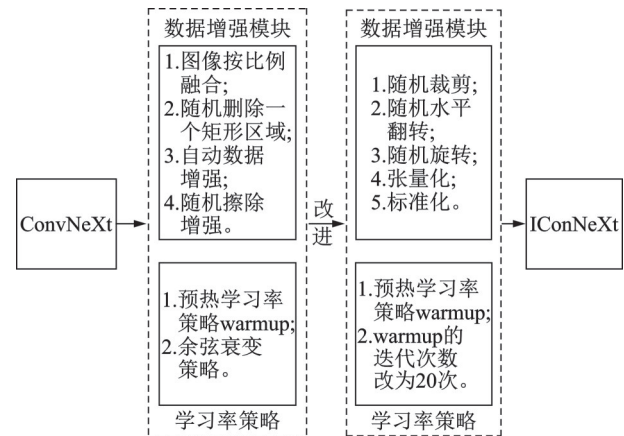


图7 模型改进路线图

Fig. 7 Improvement roadmap of model

2 滚动轴承智能故障诊断模型

本文所提方法通过GADF编码图像充分表示了滚动轴承故障时域信号中的微弱振动信息^[27]以及不同时间间隔内的时域信号相关性^[22],在此基础上结合增强卷积神经网络ICConvNeXt模型在小样本训练下强大的特征提取性能优势,其中GADF与ICConvNeXt网络模型故障诊断方法流程如图9所示。首先将采集到的轴承时域信号采用无重叠方式截取构造样本,通过GADF编码技术将截取的时域信号二维图像化,按照1:1比例划分训练集与测试集,并将

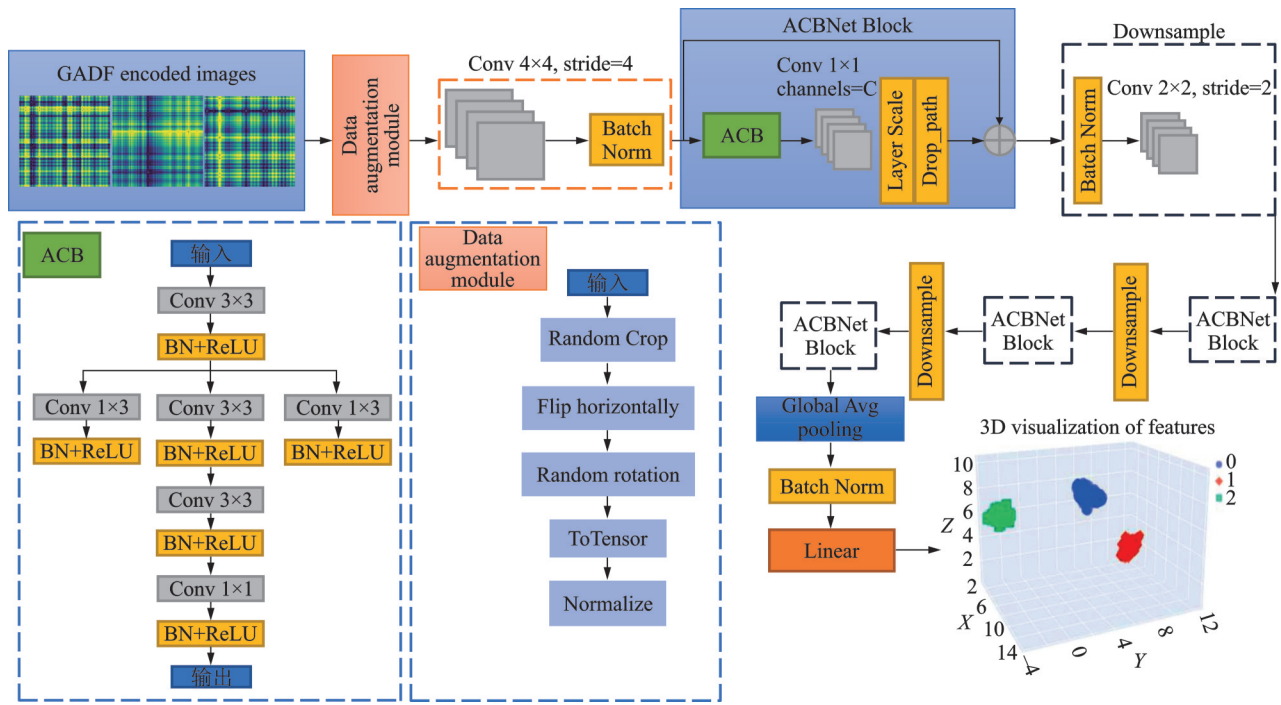


图 8 IConvNeXt 网络模型结构

Fig. 8 IConvNeXt network model structure

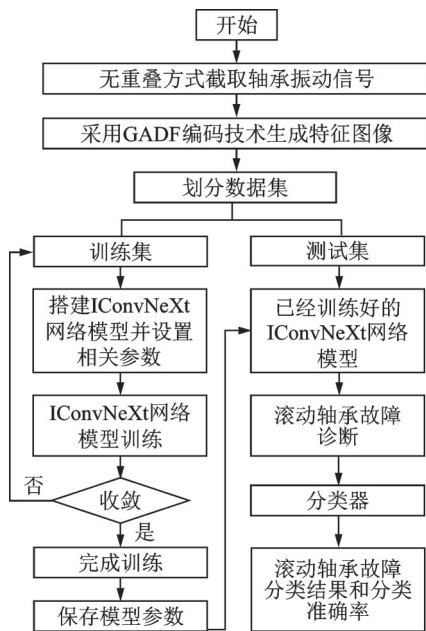


图 9 故障诊断方法流程

Fig. 9 The process of fault diagnosis method

训练集作为输入训练 IConvNeXt 网络模型,通过测试集验证该预训练模型的性能,由分类器输出滚动轴承故障状态分类结果,从而完成故障诊断任务。

3 案例研究与试验结果分析

本节对 CWRU 不同故障直径、东南大学复合故障以及渥太华变转速滚动轴承数据集进行故障诊断分析。试验运行硬件环境为运行内存 24 G 的 NVIDIA-RTX-4090 显卡和英特尔 i7-13700k 的处理器。在 PyCharm 平台上使用 PyTorch 搭建 ICon-

vNeXt 网络模型框架。

3.1 案例 1: 凯斯西储大学不同故障直径轴承数据集

为验证本文所提方法对不同故障直径滚动轴承的故障诊断效果,使用 CWRU 滚动轴承数据^[30]进行试验验证。

CWRU 滚动轴承故障模拟试验台由一个 2 马力的电机、扭转编码器、功率计和控制电子单元组成。使用 16 通道采样仪器采集滚动轴承的振动信号,本文选用轴承驱动端的数据进行试验,故障直径分别为 0.18、0.36、0.54 mm^[26],包含 10 种滚动轴承状态,即 9 种故障类型以及 1 种健康状态。

当采样频率为 12 kHz,电机的转速为 1750 r/min 时,可以计算出滚动轴承旋转一周所包含的信号点数约为 411。因此截取每个样本长度为 411 进行 GADF 转换,将每种类型 234 张图像样本按照 1:1 划分为训练集与测试集,10 种不同状态的样本构造如表 2 所示。

图 10 是样本长度为 411 的轴承时域信号的 GADF 编码图像,可以发现 GADF 编码方式能将滚动轴承振动信号中的所有信息包括噪声干扰^[27]通过不同颜色像素点完整表示,相比传统故障诊断方法减少了轴承振动信号去噪的预处理过程。

3.1.1 二维图像预处理及模型训练

将滚动轴承时域信号按照上述方法截取并转换为二维图像,通过 IConvNeXt 数据增强模块进行数据增强,具体以轴承滚动体故障为例,如图 11 所示。

表2 滚动轴承二维图像样本构造

Tab.2 Two-dimensional image sample construction of rolling bearing

样本类型	样本长度	图像数目	标签
正常轴承	411	234	0
内圈故障0.18 mm	411	234	1
内圈故障0.36 mm	411	234	2
内圈故障0.54 mm	411	234	3
外圈故障0.18 mm	411	234	4
外圈故障0.36 mm	411	234	5
外圈故障0.54 mm	411	234	6
滚动体故障0.18 mm	411	234	7
滚动体故障0.36 mm	411	234	8
滚动体故障0.54 mm	411	234	9

图12为使用表2滚动轴承试验数据,输入增强卷积神经网络 IConvNext 模型,经过100轮训练后的识别准确率曲线和损失曲线。当模型训练到54

次时,训练集和测试集的识别精度已经达到100%, Loss 函数值也已经降低到0.00103以下,最终模型处于100%的稳定收敛状态。这说明本文提出的增强卷积神经网络 IConvNext 模型对不同故障直径的滚动轴承故障状态具有很好的识别效果。

通过混淆矩阵、T-SNE 降维算法来表示 IConvNext 网络模型对滚动轴承的具体分类情况,如图13所示。

综合图12和13可以看出,本文所提增强卷积神经网络 IConvNext 模型能够在短时间和小样本训练下达到收敛状态,具有很好的识别准确率,可以将不同故障直径的滚动轴承状态特征正确分离,与使用相同 CWRU 数据的文献[22](单圈故障数据样本长度为450,训练样本为每种状态212张RP编码图像)采用 RP+ResNet 模型的诊断结果相比,本文方

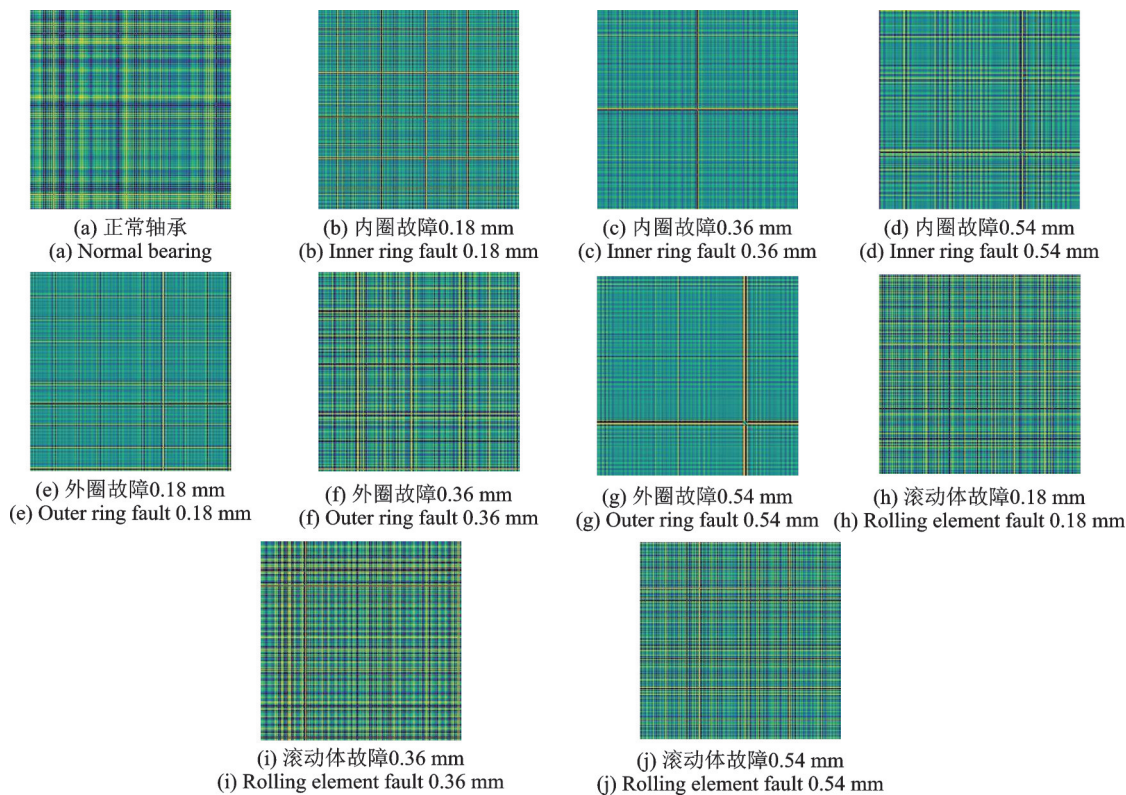


图10 使用格拉姆角场编码技术所得的轴承故障特征图

Fig. 10 Bearing failure characteristic diagram using the Gram angular field coding technique

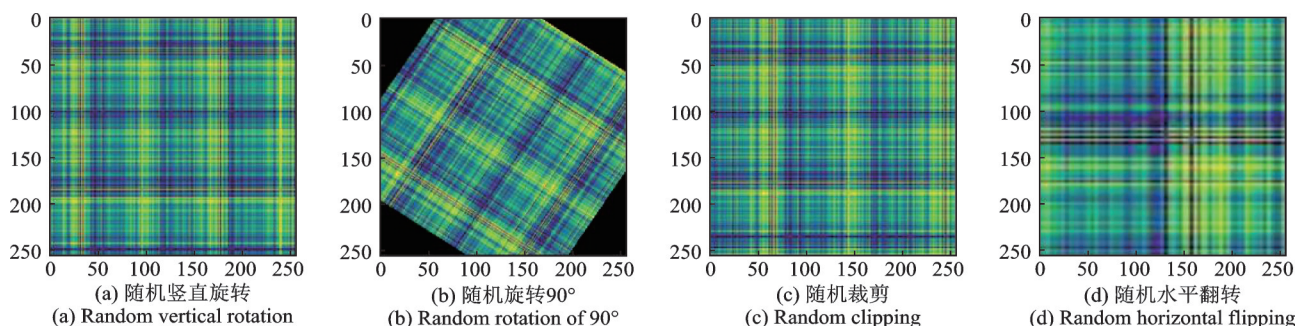


图11 滚动体裂纹图像数据增强图

Fig. 11 Data enhancement diagram of rolling element crack image

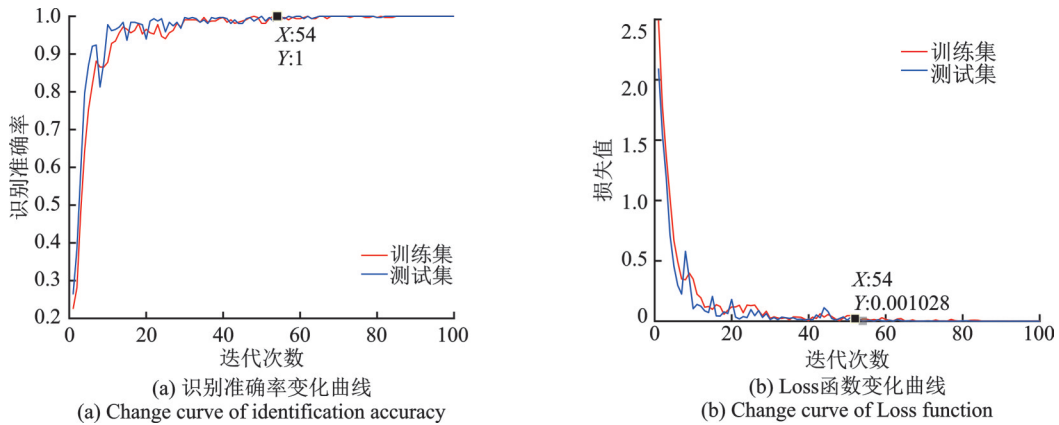


图 12 IConvNeXt 网络模型训练图

Fig. 12 Training diagram of IConvNeXt network model

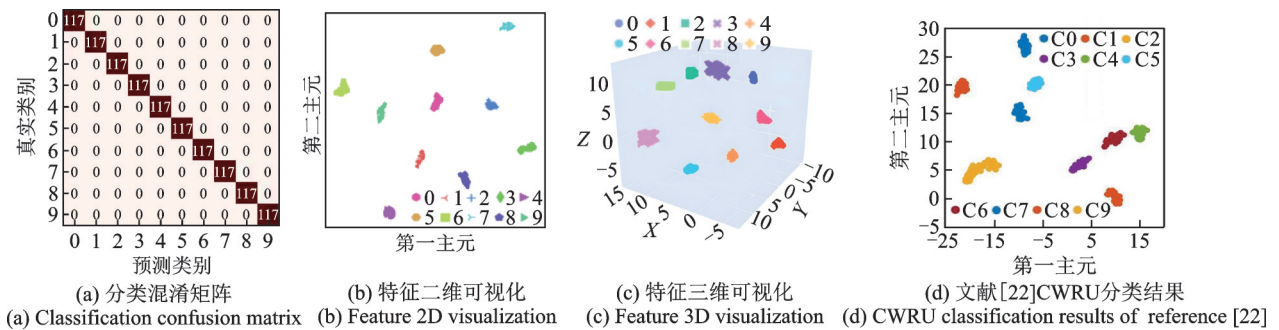


图 13 图像自适应特征提取后的输出特征降维图

Fig. 13 The output feature dimension reduction graph after image adaptive feature extraction

法在相同训练时间下使用各状态训练样本为 117 张 GADF 编码图像的情况下,对不同故障直径的滚动轴承状态分类效果更佳。

3.1.2 不同网络模型对案例 1 诊断结果的影响

为说明本文所提方法的优越性,将表 1 滚动轴承图像数据作为计算机视觉领域最具代表性的 6 个网络模型的输入进行训练,取诊断 10 次的平均值作为对滚动轴承故障识别的最终准确率^[22],其结果如表 3 所示。结果表明, IConvNeXt 网络对不同故障直径的滚动轴承故障分类效果更佳。

表 3 不同网络模型的平均识别准确率

Tab. 3 Average identification accuracy of different network models

网络模型	平均识别准确率/%
GADF+ShuffleNet	50.2
GADF+GoogLeNet	53.6
GADF+AlexNet	73
GADF+MobileNet	79
GADF+VggNet	81.6
GADF+ResNet	96.9
GADF+ConvNeXt	94.25
GADF+IConvNext	100

3.1.3 不同图像编码方式对案例 1 诊断结果的影响

为进一步说明本文方法的优越性,将上述数据

通过 MTF 和 RP 编码进行图像转换,作为 IConvNeXt 网络模型的输入进行训练,取 10 次测试集分类准确率的平均值作为最终结果^[22],如图 14 所示,可以发现 GADF 的故障识别准确率最高。MTF 编码图像在没有进行图像二次处理、控制图像尺寸突出信息特征时,会导致测试集分类准确率大幅下降;RP 可以反映振动信号的内部结构,并能够对信号有一定的预测性,但其在反映振动信号间的相关性上存在不足,因此其测试集分类准确率低于本文所提方法。

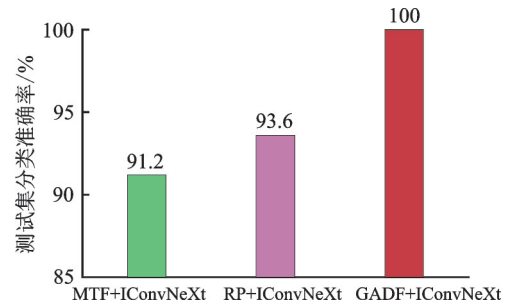


图 14 不同特征图像对准确率的影响

Fig. 14 The effect of different feature images on accuracy

3.2 案例 2: 东南大学滚动轴承复合故障数据集

东南大学通过动力传动模拟试验台 (Driver-train Dynamics Simulator, DDS) 采集的滚动轴承旋转速度-负载为 20 Hz-0 V^[31], 采样频率为 20 kHz,

状态类型共包括正常、滚动体裂纹、外圈裂纹、内圈裂纹以及轴承内圈与外圈复合故障5类。通过式(4)计算可知,其滚动轴承每旋转一周包含的样本点数为1000,因此以窗口长度为1000,对采集的

时域信号进行无重叠方式截取,通过GADF编码为 224×224 大小的二维图像各127张(如图15所示),按近似1:1比例划分训练集和测试集,并依次编号为0~4,具体如表4所示。

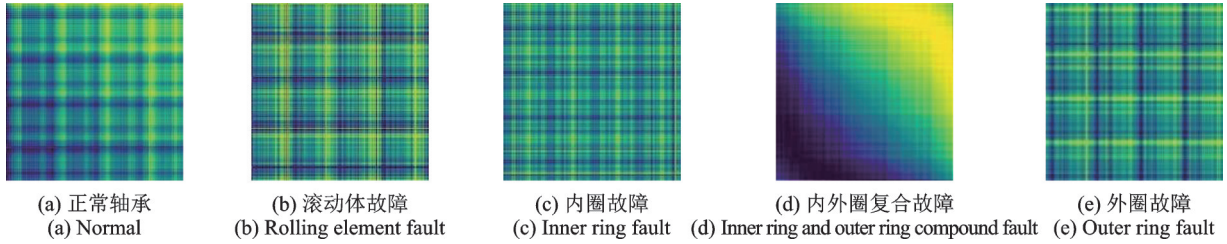


图15 东南大学滚动轴承可视化图像

Fig. 15 Visualization image of rolling bearing of Southeast University

表4 滚动轴承复合故障试验样本构造
Tab. 4 Construction of composite fault test sample of rolling bearing

样本类型	样本长度	图像数目	标签
正常轴承	1000	127	0
滚动体裂纹	1000	127	1
外圈裂纹	1000	127	2
内圈裂纹	1000	127	3
内圈与外圈复合故障	1000	127	4

使用表4的滚动轴承图像数据作为增强卷积神经网络 IConvNeXt 模型的输入进行训练,经过100轮

训练后的识别准确率曲线和损失曲线如图16所示。

当 IConvNeXt 网络模型训练到51次之后,训练集和测试集的识别精度已高达100%, Loss 函数值减小到0.015以下,最终模型达到稳定收敛状态,这说明本文所提方法对复合滚动轴承故障具有很好的识别效果。

本文方法和文献[32]采用双路并行多尺度 ResNet(训练集为每种状态下600个样本)诊断东南大学旋转速度-负载为20 Hz-0 V的滚动轴承复合故障,结果如图17(a)和(d)所示,对比可知,本文方法在使用每类状态63个训练样本的情况下,分类准确

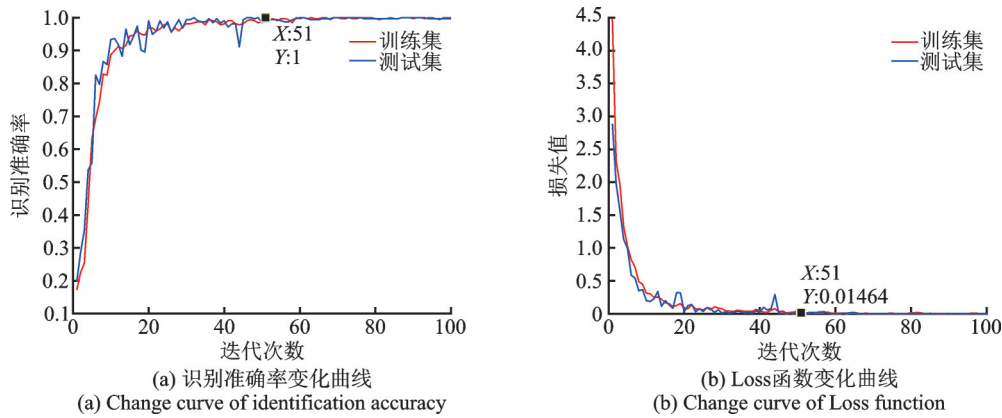


图16 IConvNeXt网络模型诊断曲线图

Fig. 16 Diagnostic curves of IConvNeXt network model

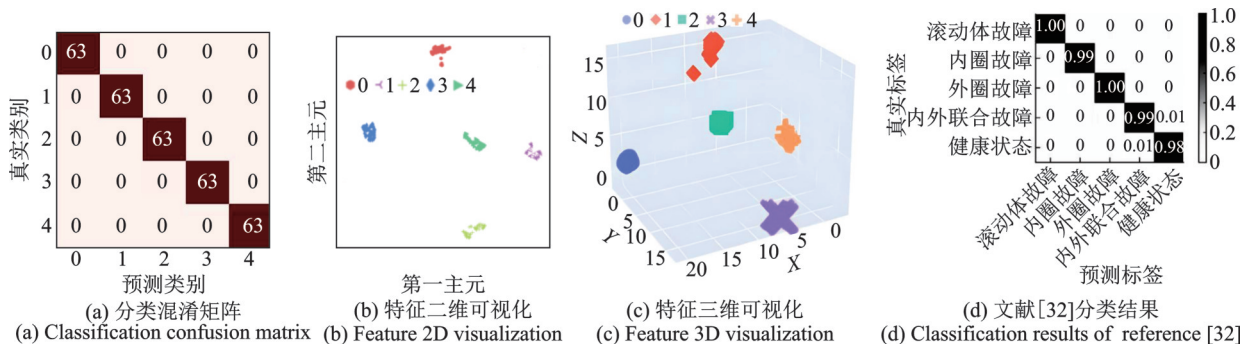


图17 图像自适应特征提取后的输出特征降维图

Fig. 17 The output feature dimension reduction graph after image adaptive feature extraction

率达到了100%。通过T-SNE将测试集分类结果可视化表示,如图17(b)和(c)所示,可以看出,ICConvNeXt网络模型在小样本数据训练后对测试集具有很好的分类能力。

3.2.1 不同网络模型对案例2诊断结果的影响

为说明本文所提方法的优越性,将表3滚动轴承数据GADF编码图像作为不同网络的输入进行训练,取诊断10次的平均值作为对滚动轴承故障识别的最终准确率,其结果如表5所示,相比其他模型,滚动轴承GADF编码图像结合ICConvNeXt网络模型对滚动轴承复合故障有最优的识别准确率。

表5 不同网络的识别准确率

Tab. 5 Identification accuracy of different networks

网络模型	平均识别准确率/%
GADF+ShuffleNet	56.51
GADF+GoogLeNet	63.2
GADF+AlexNet	64.1
GADF+MobileNet	67.5
GADF+VggNet	78.3
GADF+ResNet	89.5
GADF+ConvNeXt	95.3
GADF+ICConvNext	100

3.2.2 不同图像编码方式对案例2诊断结果的影响

采用RP,MTF编码技术对表3的滚动轴承数据进行图像编码,并通过ICConvNeXt网络模型进行故障诊断,其结果如图18所示。结果表明,与其他几种常见的图像编码方式对比,ICConvNeXt网络模型对滚动轴承时域信号GADF编码图像的分类准确率最高,达到100%。

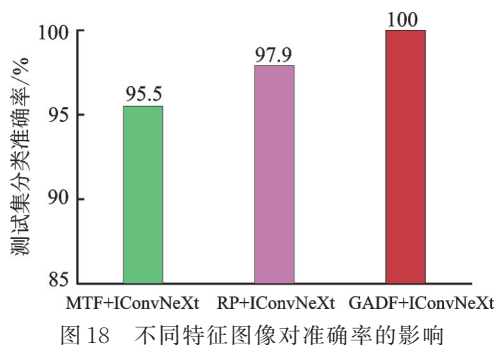


图18 不同特征图像对准确率的影响

Fig. 18 The effect of different feature images on accuracy

3.3 案例3:渥太华变转速滚动轴承数据集

本次试验采用加拿大渥太华通过SpectraQuest机械故障模拟器(MFS-PK5M)采集的变转速轴承数据^[33],其状态类型包括轴承正常、内圈故障、外圈故障,信号采样频率为200 kHz,持续时间为10 s,试验装置如图19所示。

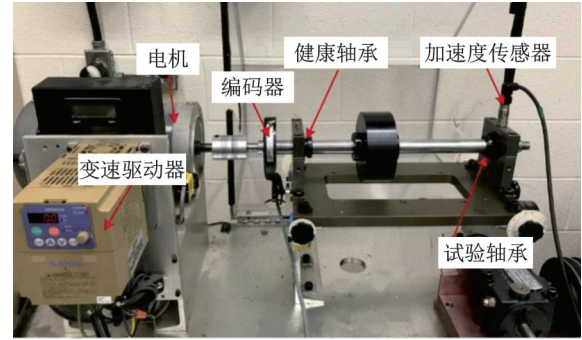


图19 机械故障模拟器试验装置

Fig. 19 Test device of mechanical fault simulator

采用轴承先增速后减速数据集进行试验,结合文献[31],即构造图像样本的数据长度未包含轴承旋转一周的数据点时,其图像信息也能反映轴承振动信号的故障特征,因此图像样本构造与案例2方法相同,以窗口大小为1000的信号长度进行截取并进行GADF编码。如表6所示,按近似1:1比例划分训练集和测试集(即训练集各状态127张,测试集各状态127张),并依次编号为0~2,具体划分方式如表6所示。

表6 变转速试验样本构造

Tab. 6 Construction of variable speed experimental sample

样本类型	转速变化范围/Hz	样本长度	图像数量	标签
正常轴承	14.7—25.3—25.1	1000	254	0
内圈故障	15.1—24.4—18.7	1000	254	1
外圈故障	14—21.7—14.5	1000	254	2

使用表6的轴承图像数据(如图20所示)作为ICConvNeXt网络模型的输入进行训练,经过100轮训练后的识别准确率曲线和损失曲线如图21所示。

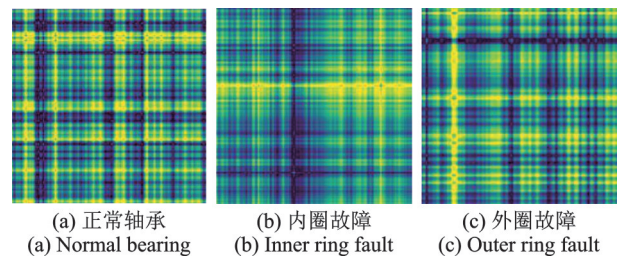


图20 变转速滚动轴承GADF二维图像

Fig. 20 GADF two-dimensional image of variable speed rolling bearing

当ICConvNeXt网络模型训练到71次之后,训练集和测试集的识别精度已高达99.63%,Loss函数值减小到0.029以下,最终模型达到稳定收敛状态。

如图22所示,通过混淆矩阵以及T-SNE降维算法可以看出,ICConvNeXt网络模型在381张二维图像训练100次后,对变转速轴承数据集测试样本故障状态具有很好的分类能力,对比文献[34]

所用 MLCNN-LSTM 模型在每种状态类型 700 个样本, 每个样本包含 2048 个点训练下的诊断结果

(如图 22(d)所示), 本文方法在表 5 所示的少量数据训练下的分类效果更佳。

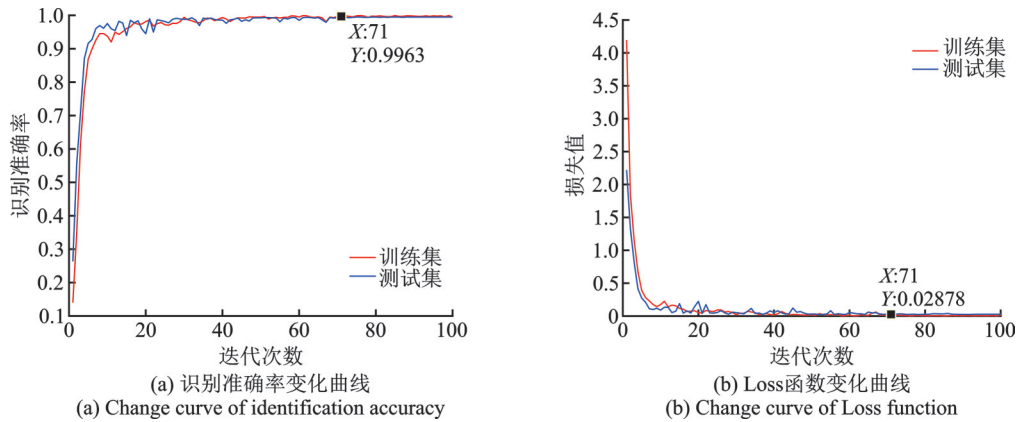


图 21 IConvNeXt 网络模型变转速数据训练图

Fig. 21 Training graph of IConvNeXt network model variable speed data

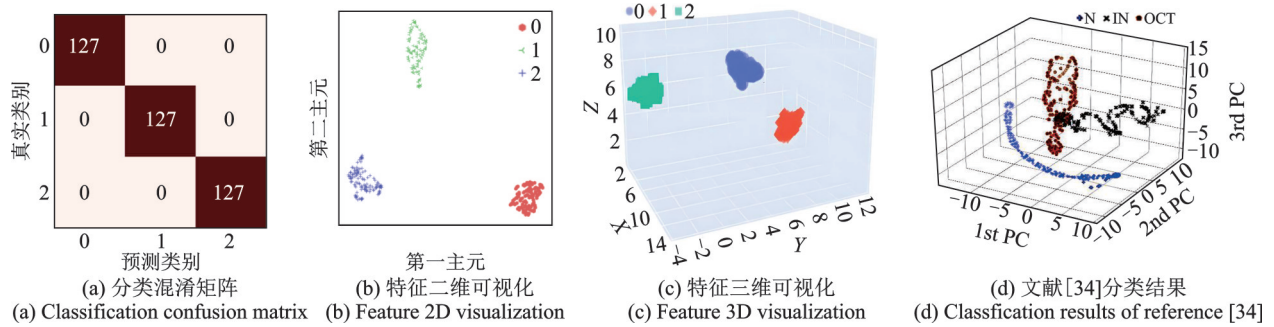


图 22 IConvNeXt 识别结果

Fig. 22 Recognition results of IConvNeXt

3.3.1 不同网络模型对案例 3 诊断结果的影响

通过不同算法体现 IConvNeXt 网络模型对变转速轴承数据的诊断效果, 同样取 10 次识别准确率的平均值作为最终结果, 如表 7 所示。IConvNext 对变转速滚动轴承 GADF 编码图像的识别准确率最高, 达到了 99.63%。

表 7 不同网络模型的平均识别准确率

Tab. 7 Average identification accuracy of different network models

网络模型	平均识别准确率/%
GADF+ShuffleNet	54.20
GADF+GoogLeNet	65.40
GADF+AlexNet	62.15
GADF+MobileNet	68.26
GADF+VggNet	75.45
GADF+ResNet	90.15
GADF+ConvNeXt	92.26
GADF+IConvNext	99.63

3.3.2 不同图像编码方式对案例 3 诊断结果的影响

通过 RP、MTF 图像编码技术对表 5 滚动轴承先增速后减速数据图像化, 以此作为 IConvNext 网络模型的输入进行训练, 其结果如图 23 所示。结果

表明, GADF+IConvNeXt 网络模型能有效识别滚动轴承变转速故障状态。

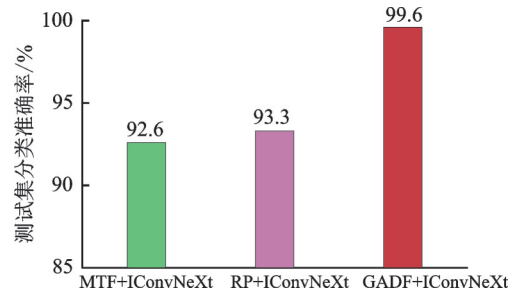


图 23 不同特征图像对准确率的影响

Fig. 23 The effect of different feature images on accuracy

4 结论

(1) 在计算滚动轴承单圈故障特征信号长度的基础上, 采用格拉姆角场编码技术对滚动轴承的每个旋转周期内的时域信号进行图像化, 能够使卷积神经网络充分提取信号间的关联特征。

(2) 基于卷积可加性和非对称卷积思想改进 ConvNeXt 模型的深度卷积层, 可以提高其特征提取效率, 改进 ConvNeXt 的数据增强模块和学习率

策略,使 ConvNeXt 模型在小样本训练下的泛化性更佳。通过 CWRU 不同故障直径、东南大学的复合故障和加拿大渥太华变转速滚动轴承数据集进行试验验证,搭建的增强深度卷积神经网络 IConvNeXt 在小样本训练下可以有效诊断滚动轴承多工况故障。

(3)对比使用相同数据和相同模型训练时间的 RP+ResNet(文献[22])、双路并行多尺度 ResNet(文献[32])、MLCNN-LSTM(文献[34])、RP+IConvNext、MTF+IConvNext 方法以及最具代表性的深度卷积神经网络模型,可以得出结论:采用格拉姆角场编码技术与增强卷积神经网络对滚动轴承的多工况故障状态有更优秀的识别效果。

参考文献:

- [1] 杨斌,张家玮,王建国,等.基于MED-RSSD的滚动轴承早期故障特征提取[J].机械传动,2018,42(6):120-124.
YANG Bin, ZHANG Jiawei, WANG Jianguo, et al. Extraction of early fault feature of rolling bearing based on MED-RSSD[J]. Journal of Mechanical Transmission, 2018, 42(6): 120-124.
- [2] 陈剑,阚东,孙太华,等.基于SVD-VMD和SVM滚动轴承故障诊断方法[J].电子测量与仪器学报,2022,36(1):220-226.
CHEN Jian, KAN Dong, SUN Taihua, et al. Rolling bearing fault diagnosis method based on SVD-VMD and SVM[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2022, 36(1): 220-226.
- [3] CHEN Jinglong, LI Zipeng, PAN Jun, et al. Wavelet transform based on inner product in fault diagnosis of rotating machinery: a review[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 70-71: 1-35.
- [4] 唐贵基,王晓龙.最大相关峭度解卷积结合1.5维谱的滚动轴承早期故障特征提取方法[J].振动与冲击,2015,34(12):79-84.
TANG Guiji, WANG Xiaolong. Feature extraction for rolling bearing incipient fault based on maximum correlated kurtosis deconvolution and 1.5 dimension spectrum[J]. Journal of Vibration and Shock, 2015, 34(12): 79-84.
- [5] 王贡献,张森,胡志辉,等.基于多尺度均值排列熵和参数优化支持向量机的轴承故障诊断[J].振动与冲击,2022,41(1):221-228.
WANG Gongxian, ZHANG Miao, HU Zhihui, et al. Bearing fault diagnosis based on multi-scale mean permutation entropy and parametric optimization SVM[J]. Journal of Vibration and Shock, 2022, 41(1): 221-228.
- [6] 陈景年.一种适于多分类问题的支持向量机加速方法[J].计算机科学,2022,49(增刊1):297-300.
CHEN Jingnian. Acceleration of SVM for multi-classification[J]. Computer Science, 2022, 49(Sup1): 297-300.
- [7] CUTLER D R, EDWARDS T C, BEARD K H, et al. Random forests for classification in ecology[J]. Ecology, 2007, 88(11): 2783-2792.
- [8] LOWD D, DOMINGOS P. NAIVE Bayes models for probability estimation[C]//Proceedings of the 22nd International Conference on Machine Learning. Bonn, Germany: ICML, 2005: 529-536.
- [9] 古莹奎,吴宽,李成.基于格拉姆角场和迁移深度残差神经网络的滚动轴承故障诊断[J].振动与冲击,2022,41(21):228-237.
GU Yingkui, WU Kuan, LI Cheng. Rolling bearing fault diagnosis based on Gram angle field and transfer deep residual neural network[J]. Journal of Vibration and Shock, 2022, 41(21): 228-237.
- [10] LECUN Y, BOTTOU L, BENGIO Y, et al. Gradient-based learning applied to document recognition[J]. Proceedings of the IEEE, 1998, 86(11): 2278-2324.
- [11] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. Imagenet classification with deep convolutional neural networks[J]. Communications of the ACM, 2017, 60(6): 84-90.
- [12] HE K M, ZHANG X Y, REN S Q, et al. Deep residual learning for image recognition[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas, Nevada, USA: IEEE, 2016: 770-778.
- [13] SZEGEDY C, LIU W, JIA Y Q, et al. Going deeper with convolutions[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Boston, MA, USA: IEEE, 2015: 1-9.
- [14] ZHANG X Y, ZHOU X Y, LIN M X, et al. ShuffleNet: an extremely efficient convolutional neural network for mobile devices[C]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Salt Lake City, UT, USA: IEEE, 2018: 6848-6856.
- [15] 赵璐,马野.基于一维卷积神经网络的齿轮箱故障诊断研究[J].测试技术学报,2019,33(4):302-306.
ZHAO Lu, MA Ye. Fault diagnosis of gear box based on one-dimensional convolutional neural networks[J]. Journal of Test and Measurement Technology, 2019, 33(4): 302-306.
- [16] 占可,王寅杰,董路南,等.基于改进格拉姆角场和注意力机制的滚动轴承故障诊断[J].轴承,2024(8):80-85.
ZHAN Ke, WANG Yinjie, DONG Lunan, et al. Rolling bearing fault diagnosis based on improved Gram angle field and attention mechanism[J]. Bearing, 2024(8): 80-85.
- [17] 樊家伟,郭瑜,伍星,等.基于LSTM神经网络和故障特征增强的行星齿轮箱故障诊断[J].振动与冲击,2021,40(20):271-277.
FAN Jiawei, GUO Yu, WU Xing, et al. Fault diagnosis of planetary gearbox based on LSTM neural network and fault feature enhancement[J]. Journal of Vibration and Shock, 2021, 40(20): 271-277.

- [18] 雷春丽, 薛林林, 夏奔锋, 等. 采用马尔科夫转移场和图注意力网络的滚动轴承故障诊断方法[J/OL]. 振动工程学报: 1-10 [2023-06-19]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/32.1349.tb.20230327.0958.003.html>.
LEI Chunli, XUE Linlin, XIA Benfeng, et al. Rolling bearing fault diagnosis method based on Markov transition field and graph attention network[J/OL]. Journal of Vibration Engineering: 1-10 [2023-06-19]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/32.1349.tb.20230327.0958.003.html>.
- [19] 张珂, 冯晓晗, 郭玉荣, 等. 图像分类的深度卷积神经网络模型综述[J]. 中国图象图形学报, 2021, 26(10): 2305-2325.
ZHANG Ke, FENG Xiaohan, GUO Yurong, et al. Overview of deep convolutional neural network for image classification[J]. Journal of Image and Graphics, 2021, 26(10): 2305-2325.
- [20] 张淑清, 杜灵韵, 王册浩, 等. 基于格拉姆角场与改进 CNN-ResNet 的风电功率预测方法[J]. 电网技术, 2023, 47(4): 1540-1548.
ZHANG Shuqing, DU Lingyun, WANG Cehao, et al. Wind power forecasting method based on GAF and improved CNN-ResNet[J]. Power System Technology, 2023, 47(4): 1540-1548.
- [21] 姚齐水, 别帅帅, 余江鸿, 等. 一种结合改进 Inception V2 模块和 CBAM 的轴承故障诊断方法[J]. 振动工程学报, 2022, 35(4): 949-957.
YAO Qishui, BIE Shuashuai, YU Jianghong, et al. A bearing fault diagnosis method combining improved Inception V2 module and CBAM[J]. Journal of Vibration Engineering, 2022, 35(4): 949-957.
- [22] 张龙, 胡燕青, 赵丽娟, 等. 采用递归图编码技术与残差网络的滚动轴承故障诊断[J]. 西安交通大学学报, 2023, 57(2): 110-120.
ZHANG Long, HU Yanqing, ZHAO Lijuan, et al. Fault diagnosis of rolling bearings using recurrence plot coding technology and residual network[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2023, 57(2): 110-120.
- [23] LIU Z, MAO H Z, WU C Y, et al. A convNet for the 2020s[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New Orleans, LA, USA: IEEE, 2022: 11976-11986.
- [24] LIU Z, LIN Y, CAO Y, et al. Swin transformer: hierarchical vision transformer using shifted windows[C]//Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. Montreal, QC, Canada: IEEE, 2021: 10012-10022.
- [25] MA X, NIU T, LIU X, et al. Remaining useful lifetime prediction of rolling bearing based on ConvNeXt and multi-feature fusion[C]//2022 International Conference on Computer Engineering and Artificial Intelligence (ICCEAI). Quzhou: IEEE, 2022: 299-304.
- [26] 赵小强, 梁浩鹏. 使用改进残差神经网络的滚动轴承变工况故障诊断方法[J]. 西安交通大学学报, 2020, 54(9): 23-31.
ZHAO Xiaoqiang, LIANG Haopeng. Fault diagnosis method for rolling bearing under variable working conditions using improved residual neural network[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2020, 54(9): 23-31.
- [27] 骆家杭, 张旭, 汪靖翔. 基于格拉姆角场和多尺度 CNN 的轴承故障诊断[J]. 轴承, 2022(6): 73-78.
LUO Jiahang, ZHANG Xu, WANG Jingxiang. Fault diagnosis for bearings based on Gram angular field and MSCNN[J]. Bearings, 2022(6): 73-78.
- [28] 全钰, 庞新宇, 魏子涵. 基于 GADF-CNN 的滚动轴承故障诊断方法[J]. 振动与冲击, 2021, 40(5): 247-253.
TONG Yu, PANG Xinyu, WEI Zihan. Fault diagnosis method of rolling bearing based on GADF-CNN[J]. Journal of Vibration and Shock, 2021, 40(5): 247-253.
- [29] DING Xiaohan, GUO Yuchen, DING Guiguang, et al. ACNet: strengthening the kernel skeletons for powerful CNN via asymmetric convolution blocks [C]//2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). Seoul, Korea: IEEE, 2019: 1911-1920.
- [30] Case Western Reserve University Bearing Data Center. Bearing data file[DB/OL]. [2022-06-01]. <https://cse-groups.case.edu/bearingdatacenter/pages/download-data-file>.
- [31] SHAO S Y, MCALEER S, YAN R Q, et al. Highly accurate machine fault diagnosis using deep transfer learning[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2019, 15(4): 2446-2455.
- [32] 赵小强, 张毓春. 基于双路并行多尺度 ResNet 的滚动轴承故障诊断方法[J]. 振动与冲击, 2023, 42(3): 199-208.
ZHAO Xiaoqiang, ZHANG Yuchun. Fault diagnosis method of rolling bearing based on dual-path parallel multi-scale ResNet method[J]. Journal of Vibration and Shock, 2023, 42(3): 199-208.
- [33] HUANG H, BADDOUR N, LIANG M. Bearing fault diagnosis under unknown time-varying rotational speed conditions via multiple time-frequency curve extraction[J]. Journal of Sound and Vibration, 2018, 414: 43-60.
- [34] 任海莉. 高维度层次化特征下的深度学习轴承故障诊断研究[D]. 太原: 太原科技大学, 2021.
REN Haili. Research on bearing fault diagnosis based on deep learning with high-dimensional hierarchical features[D]. Taiyuan: Taiyuan University of Science and Technology, 2021.

第一作者: 郭盼盼(1999—), 男, 硕士研究生。

E-mail: panpan3012022@163.com

通信作者: 张文斌(1981—), 男, 博士, 教授。

E-mail: 190322507@qq.com