

# 强噪声环境下基于 MSDCNN 的滚动轴承故障诊断方法

雷春丽<sup>1,\*</sup>, 史佳硕<sup>1</sup>, 马淑珍<sup>2</sup>, 缪成翔<sup>1</sup>, 万会元<sup>1</sup>, 李建华<sup>1</sup>

(1. 兰州理工大学 机电工程学院, 兰州 730050; 2. 云南文山铝业有限公司, 文山 663000)

**摘 要:** 针对传统基于深度学习的轴承故障诊断方法存在抗噪性能差、计算复杂度高和泛化性能不足的问题, 提出了一种基于多尺度动态卷积神经网络 (MSDCNN) 的滚动轴承故障诊断方法。采用傅里叶变换将滚动轴承一维振动信号转换到频域进行表示, 并通过宽卷积核进一步提取特征; 提出一种多尺度动态卷积结构, 利用改进的通道注意力机制, 对不同大小的卷积核提取的特征信息赋予不同的权重; 设计一种自校准空间注意力机制 (SCSAM), 将提取的特征信息输入到空间注意力机制中, 捕获不同区域的重要程度; 通过小卷积核进一步提取特征, 利用 Softmax 分类器进行故障类别分类。使用 2 种不同数据集验证所提模型的故障诊断性能, 实验结果表明: 与多尺度深度卷积神经网络 (MSD-CNN)、宽卷积核卷积神经网络 (WKCNN) 等智能模型相比, 所提模型在强噪声背景下具有更高的分类精度、更好的泛化能力和更强的鲁棒性。

**关 键 词:** 故障诊断; 傅里叶变换; 多尺度动态卷积; 注意力机制; 滚动轴承

**中图分类号:** TH133.33

**文献标志码:** A

**文章编号:** 1001-5965(2025)09-2906-10

在现代工业的各个领域中, 旋转机械起着极其重要的作用。旋转机械一旦发生故障, 将导致工业生产率下降, 如果不及时解决故障, 甚至会使工人处于危险之中<sup>[1-2]</sup>。因此, 对旋转机械的及时准确监测和故障诊断是非常重要的<sup>[3]</sup>。在旋转机械中, 滚动轴承是支撑旋转机械运转的核心部件之一, 通常工作在变速、变载和高温等极端工况下。相关资料显示, 45%~55% 的旋转机械失效案例是由滚动轴承失效导致的<sup>[4]</sup>。因此, 滚动轴承的故障诊断对保证旋转机械的正常运行和现代工业的安全生产具有重要意义<sup>[5]</sup>。工业现场测量的轴承振动信号不可避免地受到嘈杂环境的影响, 在强噪声干扰下, 振动信号中的轴承故障特征往往不明显, 提取难度较大, 在噪声环境下实现准确和稳定的故障诊断是一

个非常艰巨的任务。

近年来, 通过振动数据识别故障类型已成为故障诊断领域的主流, 其中, 基于深度学习的智能故障诊断方法受到了大量学者的青睐<sup>[6]</sup>。卷积神经网络 (convolutional neural network, CNN) 作为深度学习代表算法之一, 因其独特的卷积结构和强大的特征提取能力, 被广泛应用于故障诊断领域, 并取得了重大进展<sup>[7-8]</sup>, 目前已衍生出大量优秀的网络模型, 如一维 CNN<sup>[9]</sup>、残差网络<sup>[10]</sup> 和 Inception 网络<sup>[11]</sup> 等。周奇才等<sup>[12]</sup> 提出了一种一维深度 CNN 的故障诊断模型, 采用改进的一维卷积核和池化层以适应一维时域信号, 并通过轴承和齿轮箱数据集进行验证, 取得了良好的故障诊断结果。Liu 等<sup>[13]</sup> 提出了一种基于改进递归图和 CNN 的滚动轴承故障诊断

收稿日期: 2023-07-12; 录用日期: 2023-07-28; 网络出版时间: 2023-08-23 16:48

网络出版地址: [link.cnki.net/urlid/11.2625.V.20230823.1327.002](http://link.cnki.net/urlid/11.2625.V.20230823.1327.002)

基金项目: 国家自然科学基金 (51465035); 甘肃省自然科学基金 (20JR5RA466); 甘肃省教育厅研究生“创新之星”项目 (2023CXZX-411); 兰州理工大学红柳一流学科建设项目

\* 通信作者. E-mail: [lclyq2004@163.com](mailto:lclyq2004@163.com)

**引用格式:** 雷春丽, 史佳硕, 马淑珍, 等. 强噪声环境下基于 MSDCNN 的滚动轴承故障诊断方法 [J]. 北京航空航天大学学报, 2025, 51 (9): 2906-2915. LEI C L, SHI J S, MA S Z, et al. Rolling bearing fault diagnosis method based on MSDCNN in strong noise environment [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2025, 51 (9): 2906-2915 (in Chinese).

方法, 在 Paderborn 轴承数据集上验证了方法的有效性。但上述网络都使用单尺度特征学习方案, 因此, 难以提取振动信号的多尺度特征, 在面对复杂工况和噪声干扰时, 识别准确率偏低。

由于轴承通常受到载荷变化、环境噪声等因素的影响, 振动信号的特征频率变化很大, 导致振动信号在多个时间尺度上具有复杂的特征, 即振动信号的多尺度特征。一些学者已经使用多尺度学习方案来获得不同尺度的特征信息, 这有助于提高神经网络的特征学习能力<sup>[14]</sup>。张玺君等<sup>[15]</sup>提出了一种加入通道注意力的多尺度 CNN 抗噪模型, 在不同信噪比的干扰下能够有效提取轴承故障特征。卞景艺等<sup>[16]</sup>通过改进一维深度 CNN, 构建出一种多尺度深度 CNN, 能够准确识别轴承故障类型。Peng 等<sup>[17]</sup>将传统的滤波方法与 CNN 相结合, 提出了一种多分支多尺度 CNN, 可以更准确地诊断高速列车轴承故障。Wang 等<sup>[18]</sup>提出了一种基于宽卷积和多尺度卷积的新型胶囊网络故障诊断方法, 直接将一维振动信号作为输入, 实现端对端的故障诊断, 实验有效验证了模型的有效性和推广性, 表明所提方法在低噪声水平下具有非常好的准确性。虽然以上研究人员将 CNN 和多尺度特征相结合, 利用多尺度 CNN 来学习振动信号的多尺度特征, 取得了许多令人鼓舞的成果, 然而, 大多数多尺度 CNN 仍然存在如下问题需要解决: ①多尺度 CNN 的卷积核分布相对单一, 不能根据不同尺度特征自适应地调整权值。②多尺度 CNN 使用多个并行网络结构, 导致网络结构复杂, 网络训练困难。

针对以上问题, 本文提出了一种基于多尺度动态卷积神经网络 (multi-scale dynamic convolutional neural network, MSDCNN) 的滚动轴承故障诊断方法, 该方法构造了多尺度动态卷积层, 能够更好地适应不同尺度的特征, 增强模型的特征提取能力。本文的主要贡献如下:

- 1) 通过结合改进的通道注意力 (improved channel attention, ICA) 机制和多尺度 CNN 构建 MSDCNN。具体而言, 该网络能够根据输入特征的不同, 使用 ICA 机制动态调整不同尺度下卷积层的权重, 选择性地聚焦更重要的特征信息, 从而提高本文方法的故障识别能力。
- 2) 利用深度可分离卷积计算复杂度低和空洞卷积在参数量不变的条件下能够扩大感受野的优点, 提出了一种深度可分离空洞卷积神经网络 (deep separable dilated convolution neural network, DSDCNN) 算法, 并将其应用到多尺度动态卷积中, 能够大量减少网络的参数量。
- 3) 设计了一种自校准空间注意力机制 (self-

calibrating spatial attention mechanism, SCSAM), 能够使模型自动捕获重要区域的特征, 实现对重要信息的捕捉, 更好地实现特征提取。

# 1 原理

## 1.1 改进的通道注意力机制

SE 注意力机制<sup>[19]</sup>作为经典的注意力机制, 通过显式建模通道之间的相互依赖性来自适应地重新校准通道特性响应。虽然 SE 注意力机制以略微的额外计算成本为模型带来了性能上的显著改善, 但其仍存在一些不足, 本文提出了一种 ICA 机制, 具体结构如图 1 所示。图中:  $C$ 、 $H$  和  $W$  分别为特征图的长度、高度和宽度,  $r$  为比例因子, 本文取值为 8。针对 SE 注意力机制用全连接层来实现通道信息交互会造成参数量过大的问题, ICA 机制用逐点卷积代替全连接层实现跨通道信息的交互。此外, 针对 SE 注意力机制用全局平均池化压缩特征时会导致特征丢失的问题, ICA 机制从全局特征和局部特征 2 个方面来提取, 使获取到的特征信息更充分。图 1 左侧分支提取的是全局特征信息, 右侧分支提取的是局部特征信息。全局特征的计算公式为

$$L_1(x) = \text{BN}(\text{PWConv2}(\delta(\text{BN}(\text{PWConv1}(\text{GAP}(x)))))) \quad (1)$$

式中:  $x$  为输入特征;  $\text{GAP}(\cdot)$  表示全局平均池化操作;  $\text{PWConv}(\cdot)$  表示逐点卷积运算;  $\text{BN}(\cdot)$  表示批量归一化;  $\delta(\cdot)$  表示 Sigmoid 激活函数;  $L_1(x)$  为全局输出特征。

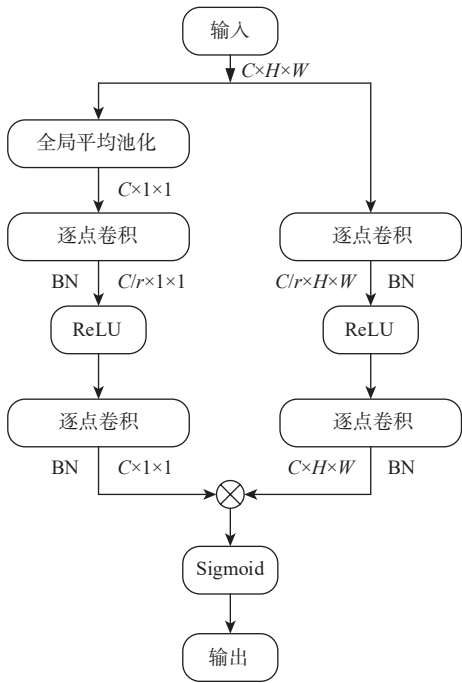


图 1 改进的通道注意力机制

Fig. 1 Improved channel attention mechanism

局部特征的计算公式为

$$L_2(x) = \text{BN}(\text{PWConv2}(\delta(\text{BN}(\text{PWConv1}(x)))))) \quad (2)$$

式中:  $L_2(x)$  为局部输出特征。

1.2 自校准空间注意力机制的设计

本文设计的 SCSAM 结构如图 2 所示。SCSAM 能够自动捕获重要区域特征,对重要的区域赋予更大的权重。前 2 个分支对输入特征图通过逐点卷积进一步提取特征,对第 1 个分支提取的特征进行重塑形状和转置,对第 2 个分支提取的特征进行重塑形状,以便于 2 个矩阵相乘,相乘后的结果通过 Softmax 函数可获得位置注意力图,对输入特征图不同区域赋予不同的权重。矩阵的乘法相当于使每个像素点之间都产生了联系,计算 2 个位置之间的相似度。其中,2 个位置相似度越高,赋予的权重就越大,具体计算公式为

$$\partial_{ji} = \frac{\exp(H_i \times C_j)}{\sum_{i=1}^N \exp(H_i \times C_j)} \quad (3)$$

式中:  $\partial_{ji}$  为生成特征图中第  $i$  行第  $j$  列所赋予的权重;  $H_i$  为第 1 个分支生成特征图的第  $i$  行;  $C_j$  为第 2 个分支生成特征图的第  $j$  列;  $N$  为特征图的列数。

第 3 个分支先经过全局平均池化将输入转换为低维嵌入,下采样倍数为 4,特征尺寸变为  $C \times H/4 \times W/4$ ,再经过逐点卷积进行特征提取,将经过卷积后的特征图进行上采样操作,使其尺寸大小恢复成  $C \times H \times W$ 。这种自校准操作能够实现对重要信息的捕捉,更好地实现特征提取。具体运算过程如下:

$$x_3 = \text{UP}(\text{PWConv}(\text{GAP}(x))) \quad (4)$$

式中:  $\text{GAP}(\cdot)$  表示全局平均池化操作;  $\text{UP}(\cdot)$  为上采样函数;  $x_3$  为第 3 个分支的输出特征。

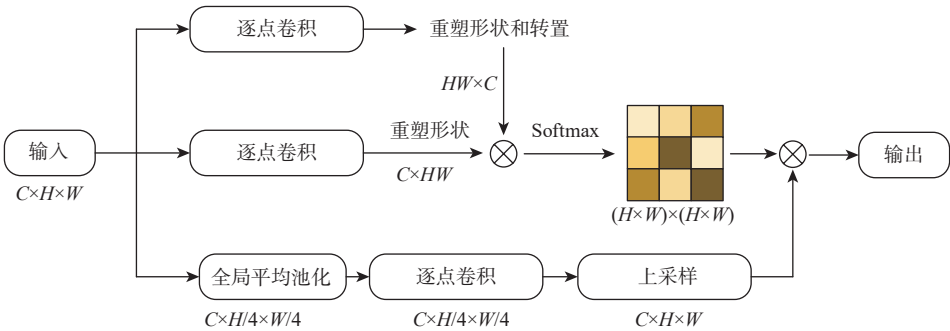


图 2 自校准空间注意力机制

Fig. 2 Self-calibrating spatial attention mechanism

1.3 深度可分离空洞卷积神经网络

本文利用深度可分离卷积参数量少和空洞卷积在卷积核不变的情况下能够扩大感受野的优点,提出了一种 DSDCNN 算法,结构如图 3 所示。

- 1) 深度空洞卷积是向深度卷积的卷积层中引入一个新的参数扩张率 (dilated rate, DR),利用添加空洞扩大感受野,使每个卷积输出都包含较大范围的信息。采用不同的扩张率能够挖掘出更深层、更丰富的多尺度特征信息,提高网络的特征学习能力。
- 2) 在深度空洞卷积后添加逐点卷积,能够使不同通道之间的特征信息进行交互,提高模型的泛化能力。
- 3) 在深度空洞卷积和逐点卷积后添加 BN 层,能够加快模型的训练和收敛速度,控制模型梯度爆

炸并防止梯度消失,在一定程度上避免了过拟合。添加 ReLU 激活函数能够增强模型的非线性表达能力,更好地解决复杂的问题。

假设输入特征图的尺寸为  $h \times w$ ,通道数为  $c$ ,卷积核大小为  $k \times k$ ,卷积核的数量为  $n$ 。若常规卷积获得的感受野和 DSDCNN 一样大,则 DSDCNN 和常规卷积的计算量比值为

$$e = \frac{h \times w \times c \times k \times k + c \times n \times h \times w}{h \times w \times c \times [k + (k - 1)(E_{DR} - 1)]^2 \times n} = \frac{k \times k + n}{[k + (k - 1)(E_{DR} - 1)]^2 \times n} \quad (5)$$

式中:  $k$  一般取 3、5、7;  $E_{DR}$  为扩张率,  $E_{DR} \geq 1$ ,则  $k + (k - 1)(E_{DR} - 1)$  的值大于  $k$ 。 $n$  的值往往很大,因此,  $e$  的值远远小于 1,即 DSDCNN 算法的计算量小于常规卷积。

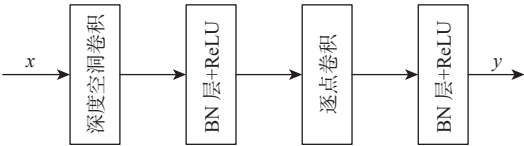


图 3 深度可分离空洞卷积神经网络

Fig. 3 Deep separable dilated convolution neural network

2 基于 MSDCNN 的滚动轴承故障诊断模型

2.1 MSDCNN 故障诊断模型的构建

MSDCNN 模型结构如图 4 所示。首先,将滚动轴承振动信号通过快速傅里叶变换 (fast Fourier

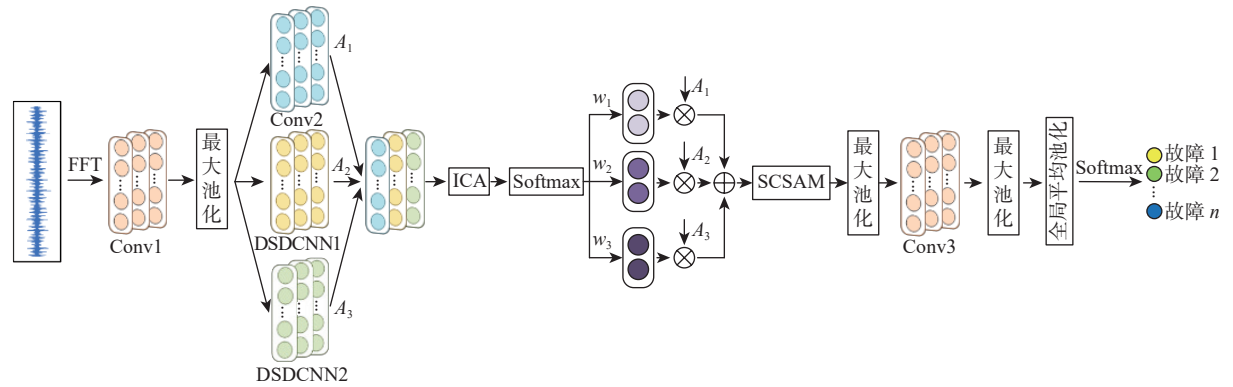


图 4 MSDCNN 模型结构  
Fig. 4 MSDCNN model structure

transform, FFT) 转换到频域增强特征表示, 并通过宽卷积核进一步提取特征, 避免无关信号的干扰。其次, 通过 3 种不同大小的卷积核进一步提取特征, 得到特征图  $A_1$ 、 $A_2$  和  $A_3$ 。特征图  $A_2$ 、 $A_3$  是通过 DSDCNN 得到的, 为避免 DSDCNN 造成特征丢失, 特征图  $A_1$  仍采用常规卷积。由于不同尺度的卷积核提取的特征信息不同, 重要程度也不同, 设计了一种 ICA 机制, 能够根据不同的输入动态地调整多尺度卷积层的权重, 提高多尺度卷积层的学习效率, 将得到的权重和多尺度特征图  $A_1$ 、 $A_2$ 、 $A_3$  相乘后进行特征融合。然后, 将融合后的特征图输入 SCSAM 获取特征图不同区域的重要程度。最后, 通过小卷积核进一步提取特征, 采用全局平均池化代替全连接层, 进一步减少参数并防止过拟合, 通过 Softmax 分类器实现故障诊断和分类。

2.2 MSDCNN 模型的结构参数

MSDCNN 模型的结构参数如表 1 所示。每个卷积层都由卷积、BN 层和 ReLU 激活函数组成, 使

表 1 MSDCNN 模型的结构参数

| Table 1 Structure parameters of MSDCNN model |       |               |         |
|----------------------------------------------|-------|---------------|---------|
| 特征层                                          | 卷积核数量 | 卷积核大小         | 输出尺寸/像素 |
| 输入                                           |       |               | 1 024×1 |
| Conv1                                        | 8     | 32            | 1 024×8 |
| 最大池化                                         |       |               | 512×8   |
| Conv2                                        | 32    | 5             | 512×32  |
| DSDCNN1                                      | 32    | $5(E_{DR}=2)$ | 512×32  |
| DSDCNN2                                      | 32    | $5(E_{DR}=3)$ | 512×32  |
| 特征融合                                         |       |               | 512×96  |
| ICA                                          |       |               | 512×96  |
| 特征融合                                         |       |               | 512×32  |
| 最大池化                                         |       |               | 256×32  |
| SCSAM                                        |       |               | 256×32  |
| Conv3                                        | 32    | 5             | 256×32  |
| 最大池化                                         |       |               | 128×32  |
| 全局平均池化                                       |       |               | 1×32    |
| Softmax分类器                                   |       |               | 7       |

用 BN 层加快网络的训练和收敛速度, 使用 ReLU 激活函数增强模型的非线性表达能力。

3 实验验证与分析

3.1 实验数据集

本文所用数据集为美国凯斯西储大学 (Case Western Reserve University, CWRU) 的滚动轴承数据集和团队所在实验室的 MFS 深沟球轴承数据集。CWRU 采集试验台<sup>[20]</sup>如图 5 所示, 轴承的故障形式为点蚀, 滚动体、内圈、外圈的故障均是由电火花加工形成的单点故障。本文使用的轴承型号为 SKF6205, 故障直径为 0.18 mm 和 0.36 mm, 试验台在采样频率 12 kHz、负载 0.746~2.238 kW(1~3 hp) 下采集振动信号。每种尺寸都由内圈、外圈、滚动体 3 种故障组成, 并加 1 种正常状态, 共计 7 种故障类型。

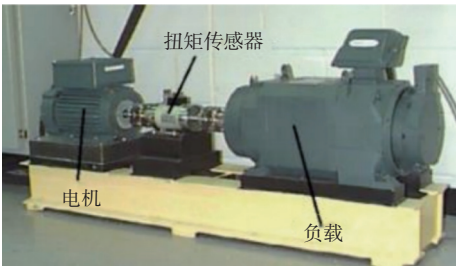


图 5 美国凯斯西储大学数据采集试验台  
Fig. 5 Data acquisition test bench of CWRU

笔者实验室 MFS 试验台如图 6 所示。采用深沟球轴承的型号为 ER-16K, 故障由激光刻蚀技术加工而成。轴承数据在采样频率为 15.36 kHz、转速为 1 200, 1 300, 1 400 r/min 条件下, 通过信号采集器采集而得, 共有故障直径分别为 0.6 mm 和 1.2 mm 的内圈、外圈、滚动体的点蚀故障和正常状态等 7 种类型。故障部位如图 7 所示。

为方便表示, 将 CWRU 数据集负载为 0.746, 1.492, 2.238 kW(1, 2, 3 hp) 下的数据集分别记作数据集 A、



图 6 MFS 机械故障仿真试验台

Fig. 6 MFS mechanical fault simulation test bench

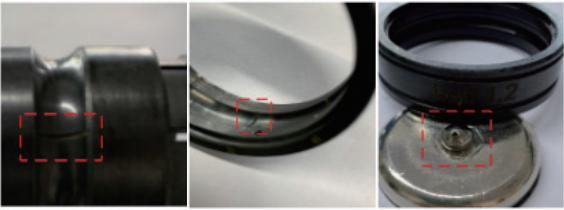


图 7 ER-16K 滚动轴承故障缺陷

Fig. 7 ER-16K rolling bearing fault defects

数据集 B 和数据集 C, 将 MFS 数据集转速为 1 200, 1 300, 1 400 r/min 下的数据集分别记作数据集 D、数据集 E 和数据集 F。2 种数据集实验中, 训练集每类故障状态选取 60 个样本, 共 420 个样本, 样本长度为 1 024, 训练集比例为 80%。测试集选取

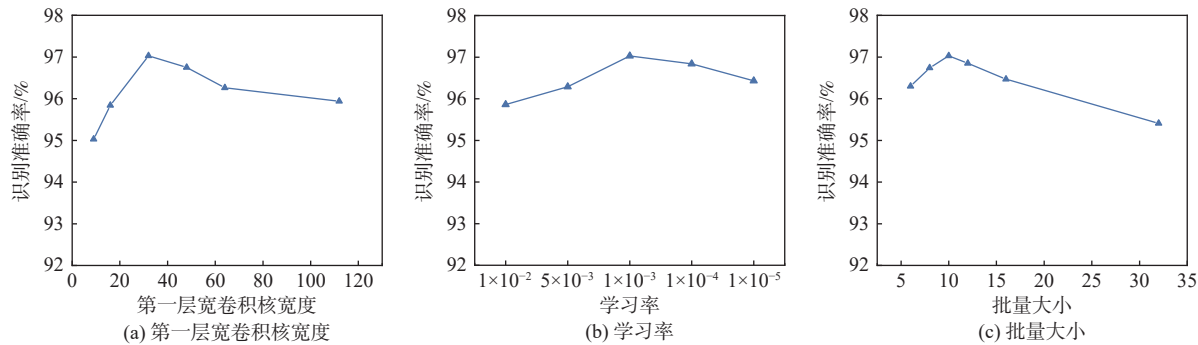


图 8 不同参数对模型性能的影响

Fig. 8 Influence of different parameters on model performance

批量大小直接决定模型的训练速度, 批量尺寸太大会造成模型的性能降低, 批量尺寸太小会造成模型的收敛速度太慢。如图 8(c) 所示, 当批量大小选择为 10 时, 模型的故障诊断精度达到了 97.03%, 随着批量大小的增大, 模型的识别准确率开始降低, 因此, 本文选择批量尺寸的大小为 10。

3.3 强噪声环境下跨工况故障诊断

本文实验采用 Pycharm2020.1.2 软件, 软件环境为 Tensorflow, 硬件平台为 Intel(R) Xeon(R) Silver 4110CPU @2.10 GHz 2.10 GHz 双处理器和 NVIDIA Quadro P4000 显卡。设置批量大小 batch size=10,

100 个样本数量。

3.2 模型最优参数的选择

为优化 MSDCNN 模型的结构参数并获得更好的分类结果, 本文在信噪比为 -4 dB 下 C-B 工况时进行了多次实验, 分析了第 1 层宽卷积核大小、不同学习率和批量大小对模型故障诊断性能的影响, 测试结果如图 8 所示。测试结果均取 10 次实验的平均值, 每次测试时, 除测试参数外, 其他参数均保持不变。

第 1 层宽卷积核的宽度对于模型的性能有着重要影响。当第 1 层宽卷积核的宽度太小时, 无法提取到足够的特征, 而且易受到无关信号的干扰。当第 1 层宽卷积核的宽度太大时, 不利于提取信号的局部信息, 且增加了模型的参数量, 导致训练速度变慢。从图 8(a) 可以看出, 当第 1 层宽卷积核宽度为 32 时, 模型的识别效果最好, 因此, 本文第 1 层宽卷积核的宽度选择为 32。

学习率作为模型中重要的超参数, 其决定着模型目标函数能否收敛到最小值及收敛到最小值的速度。当学习率太小时, 模型的收敛过程将变得十分缓慢。当学习率太大时, 模型可能会在最小值附近来回振荡, 甚至可能无法收敛。从图 8(b) 可知, 当学习率选择  $1 \times 10^{-3}$  时, 模型的故障诊断性能最好。

迭代次数 epoch=35, 学习率为  $1 \times 10^{-3}$ 。使用 Adam 优化算法优化模型的结构参数, 并在模型全局平均池化层后设置 dropout 值为 0.5, 在模型训练时, 使某个神经元的激活值以一定的概率停止工作, 这样可以使模型泛化能力更强, 防止模型过拟合。3 种不同的实验验证均是在信噪比 SNR=-4 dB 的强噪声环境下进行的。

3.3.1 CWRU 数据集故障诊断

在轴承实际运转过程中, 轴承的载荷经常发生变化, 因此, 在不同负载轴承数据集下验证模型的诊断性能和泛化能力是非常有必要的。为验证本文模型的有效性, 与近年来的深度学习模型进行了对

比分析,包括多尺度深度卷积神经网络(multi-scale deep convolutional neural network, MSD-CNN)<sup>[21]</sup>、宽卷积核卷积神经网络(wide convolutional kernel convolutional neural network, WKCNN)<sup>[22]</sup>、多尺度注意力机制卷积神经网络(multi-scale attention mechanism convolutional neural network, MSACNN)<sup>[23]</sup>、多尺度级联中点残差卷积神经网络(multi-scale cascade midpoint residual convolutional neural network, MSC-MpResCNN)<sup>[24]</sup>。其中,MSD-CNN 是一种多尺度深度 CNN;WKCNN 是一种宽卷积核故障诊断模型,前 2 个卷积层采用宽卷积核来快速提取特征;MSACNN 为一种注意力 CNN 模型;MSC-MpRes-

CNN 为一种多尺度级联中点残差 CNN,引入一种新的多尺度级联结构来提取原始数据中包含的多分辨率特征。实验结果如表 2 所示,其中,A-B 表示数据集 A 作为训练集,数据集 B 作为测试集。从表 2 中可以看出,本文模型在信噪比为-4 dB 时,6 种不同工况下平均识别准确率达到 97.23%,相较于其他 4 种方法,故障识别准确率最高。在 6 种不同的工况中,B-A 的故障识别准确率最高,为 97.51%,而效果表现最差的 MSACNN 模型,B-A 的识别准确率为 92.29%,高出 5.22%。综上所述,本文模型在噪声环境下有着更高的故障诊断性能、更强的泛化能力。

| 表 2 强噪声环境下变负载识别准确率                                                        |       |       |       |       |       |       |       |
|---------------------------------------------------------------------------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| Table 2 Variable load recognition accuracy under strong noise environment |       |       |       |       |       |       | %     |
| 模型                                                                        | 识别准确率 |       |       |       |       |       | 均值    |
|                                                                           | A-B   | A-C   | B-A   | B-C   | C-A   | C-B   |       |
| 本文模型                                                                      | 97.43 | 96.86 | 97.51 | 97.26 | 97.29 | 97.03 | 97.23 |
| MSD-CNN                                                                   | 94.57 | 93.68 | 95.05 | 93.63 | 93.77 | 92.69 | 93.90 |
| WKCNN                                                                     | 93.37 | 92.06 | 95.17 | 92.29 | 90.11 | 91.20 | 92.37 |
| MSACNN                                                                    | 92.69 | 91.29 | 92.29 | 93.79 | 94.00 | 93.14 | 92.87 |
| MSC-MpResCNN                                                              | 96.23 | 95.48 | 96.85 | 96.54 | 96.31 | 95.83 | 96.21 |

为更清楚地展示故障数据的分类情况,引入 t-SNE 非线性降维算法<sup>[25]</sup>,故障数据分类情况如图 9 所示。可以看出,大部分的故障数据都得到了聚类,只有少部分的故障出现了错分的情况。以 A-B

为例,少部分的 0.36 mm 滚动体故障被模型错分为 0.36 mm 外圈故障,说明此时这 2 种故障类型容易混淆,而其他故障类型的数据都得到了准确聚类,说明本文模型有着较高的故障识别准确率和抗噪性能。

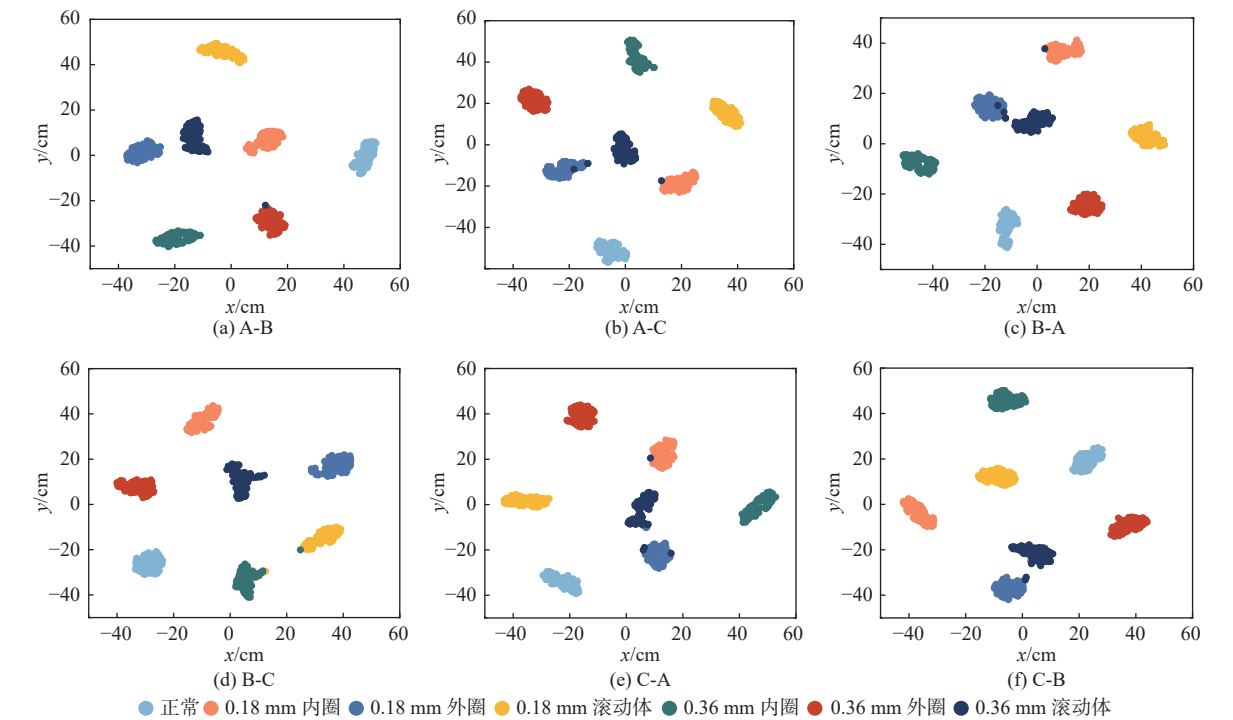


图 9 t-SNE 可视化

Fig. 9 t-SNE visualization

3.3.2 MFS 数据集故障诊断

为进一步验证本文模型的故障诊断性能和泛化能力,对 MFS 轴承数据集进行诊断和测试,结果如表 3 所示。其中,D-E 表示将数据集 D 作为训练集,数据集 E 作为测试集。可以看出,本文模型在 6 种不同转速下的识别准确率均高于其他 4 种方法,平均识别准确率为 97.06%,比效果最好的 MSC-MpResCNN

高出了 1.83%,比效果最差的 MSACNN 高出了 4.96%,相较于其他 4 种方法效果提升明显,说明本文方法在噪声环境下有更强的抗干扰能力。在 D-F 工况下,本文模型的识别准确率为 96.69%,而效果最差的 MSACNN 识别准确率为 90.74%,高出 5.95%。综上所述,本文模型在 MFS 变转速轴承数据集下也有着较好的故障分类识别准确率和泛化能力。

表 3 强噪声环境下变转速识别准确率  
Table 3 Variable speed recognition accuracy under strong noise environment %

| 模型           | 识别准确率 |       |       |       |       |       | 均值    |
|--------------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
|              | D-E   | D-F   | E-D   | E-F   | F-D   | F-E   |       |
| 本文模型         | 97.20 | 96.69 | 97.34 | 97.03 | 96.89 | 97.22 | 97.06 |
| MSD-CNN      | 93.63 | 91.77 | 94.09 | 93.29 | 92.89 | 93.20 | 93.15 |
| WKCNN        | 92.71 | 91.37 | 93.54 | 92.69 | 91.94 | 93.26 | 92.59 |
| MSACNN       | 92.23 | 90.74 | 93.03 | 91.94 | 92.40 | 92.28 | 92.10 |
| MSC-MpResCNN | 95.25 | 94.54 | 95.74 | 96.20 | 94.46 | 95.17 | 95.23 |

为更直观地反映故障数据的聚类 and 错分情况,引入混淆矩阵进行分析。图 10 展示了 D-F 工况和 F-E 工况下的故障分类结果的混淆矩阵。从图 10(a)可以看出,在强噪声环境下,700 个样本只有 23 个被错分,其中,0.18 mm 内圈故障和 0.18 mm 外圈故障被错分的数量最多。从图 10(b)可以看出,700 个

样本只有 20 个被错分,进一步验证了本文方法的故障诊断性能和泛化能力。图中,坐标数值 0 表示正常状态,1、2、3 分别表示 0.18 mm 内圈故障、0.18 mm 外圈故障、0.18 mm 滚动体故障,4、5、6 分别表示 0.36 mm 内圈故障、0.36 mm 外圈故障、0.36 mm 滚动体故障。

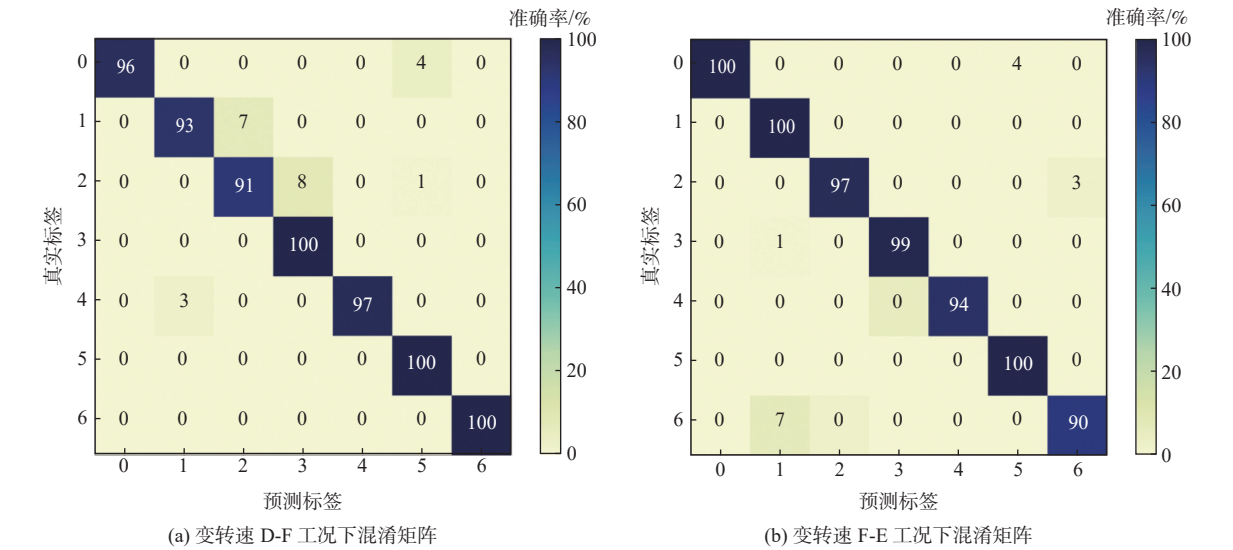


图 10 故障分类混淆矩阵  
Fig. 10 Fault classification confusion matrix

箱线图可以反映数据的分布情况,故可用于说明不同模型的诊断性能和稳定性,本文将不同方法变转速工况下的故障识别准确率绘制成箱线图,结果如图 11 所示。可以看出,本文模型的识别准确率的均值和中位线最高,均高于其他 4 种模型,且上四分位数与下四分位数的差最小,即方差最小,而 MSD-CNN 和 MSACNN 还伴有异常值的出现,

因此,本文模型故障识别准确率最好,有更强的鲁棒性。  
3.3.3 早期故障识别性能分析  
由于机械设备具有多样性,导致滚动轴承故障发生的时间往往难以确定,若能精确识别轴承早期故障,对设备故障预警和提高轴承甚至整个机械设备的使用寿命具有重要意义。为此,采用西安交通

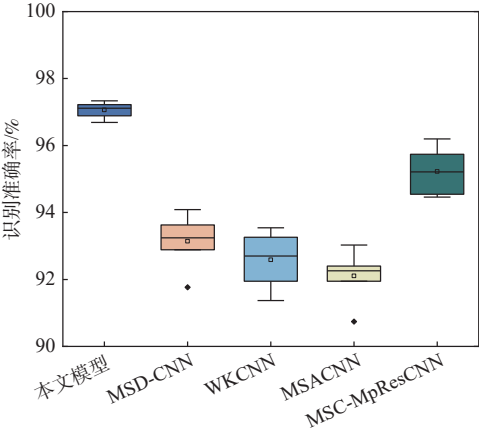


图 11 不同模型变转速工况箱线图

Fig. 11 Box plot of different models under variable speed conditions

大学和浙江长兴昇阳科技有限公司轴承数据集 (XJTU-SY) 早期的初始故障信号进行了实验验证。文献 [26] 通过计算 JS 散度相关系数矩阵清晰地看出不同状态的跃迁, 并结合相邻时刻的平均相似性, 得到了早期故障发生时间点, 采用该文献计算所得的初始故障时间对应的数据作为实验的故障数据集, 具体故障样本分布如表 4 所示, 该样本既包含了缓慢失效故障信号, 又包含了突发失效故障信号。实验设置训练集样本量为 48, 测试集样本量为 100。

表 4 XJTU-SY 数据集早期故障样本分布

| Table 4 Early fault sample distribution of XJTU-SY data set |            |           |               |                           |
|-------------------------------------------------------------|------------|-----------|---------------|---------------------------|
| 故障类型                                                        | 轴承编号       | 总实验时长/min | 初始故障发生时间点/min | 转速/(r·min <sup>-1</sup> ) |
| 外圈                                                          | Bearing1_1 | 123       | 77            | 2 100                     |
| 混合故障                                                        | Bearing1_5 | 52        | 33            | 2 100                     |
| 内圈                                                          | Bearing2_1 | 491       | 454           | 2 250                     |
| 保持架                                                         | Bearing2_3 | 533       | 325           | 2 250                     |

为更好地观察不同模型早期故障诊断效果形成差异的原因, 通过训练好的模型对测试样本进行故障分类, 与实际标签对比, 计算出各类健康状态识别准确率, 实验中信噪比设置为-4 dB, 实验结果如表 5 所示。可以看出, 本文模型的识别准确率均

表 5 不同模型对早期故障的识别准确率

| Table 5 Recognition accuracy of different models for early faults |       |      |      |      | %       |
|-------------------------------------------------------------------|-------|------|------|------|---------|
| 模型                                                                | 识别准确率 |      |      |      | 识别准确率均值 |
|                                                                   | 外圈    | 混合故障 | 内圈   | 保持架  |         |
| 本文模型                                                              | 94.8  | 98.8 | 100  | 98   | 97.9    |
| MSD-CNN                                                           | 62    | 75.2 | 100  | 79.6 | 79.2    |
| WKCNN                                                             | 41.4  | 41.6 | 99.6 | 62   | 61.15   |
| MSACNN                                                            | 47    | 96.6 | 100  | 91   | 83.65   |
| MSC-MpResCNN                                                      | 87.2  | 93   | 100  | 86.2 | 91.6    |

值为 97.9%, 比其他 4 种对比模型分别高 18.7%、36.75%、14.25%、6.3%。表 5 中, 各方法均能对内圈故障实现准确的识别, 形成模型诊断性能不同的原因主要是对外圈、混合故障和保持架的分类效果上存在较大差异, 如本文模型外圈故障的识别准确率为 94.8%, 而 WKCNN 模型外圈的识别准确率只有 41.4%。综上, 验证了本文模型能够实现滚动轴承早期故障的精准识别, 且对各类健康状态的分类识别具有更高的准确率, 表明本文模型具有更强的泛化能力。

4 结 论

本文针对传统深度学习方法参数量多、在受到噪声环境干扰时识别准确率低和泛化性能不足的问题, 提出了一种基于多尺度动态卷积神经网络的滚动轴承故障诊断方法。具体结论如下:

- 1) 第 1 层采取宽卷积核进行特征提取, 能够快速提取特征并抑制无关信号的干扰。
- 2) 设计了一种深度可分离空洞卷积神经网络算法, 在此基础上提出了一种多尺度动态卷积神经网络, 能够根据不同的输入动态调整多尺度卷积层的权重, 提高模型特征学习能力的同时, 大大减少模型的参数量。
- 3) 提出了一种自校准空间注意力机制, 使模型能够自动捕获重要区域的特征。
- 4) 使用 CWRU 轴承数据集、MFS 数据集和 XJTU-SY 数据集对本文模型进行了验证分析, 实验结果表明, 本文模型相较于其他方法在噪声环境下有着更好的分类识别准确率和更强的鲁棒性。

参考文献 (References)

[ 1 ] LI W, ZHONG X, SHAO H D, et al. Multi-mode data augmentation and fault diagnosis of rotating machinery using modified ACGAN designed with new framework[J]. *Advanced Engineering Informatics*, 2022, 52: 101552.

[ 2 ] CHEN Z Y, GRYLLIAS K, LI W H. Mechanical fault diagnosis using convolutional neural networks and extreme learning machine[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2019, 133: 106272.

[ 3 ] SONG L Y, WANG H Q, CHEN P. Vibration-based intelligent fault diagnosis for roller bearings in low-speed rotating machinery[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2018, 67(8): 1887-1899.

[ 4 ] 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): 401-412.

[ 5 ] XIAO Y M, SHAO H D, HAN S Y, et al. Novel joint transfer network for unsupervised bearing fault diagnosis from simulation domain to experimental domain[J]. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2022, 27(6): 5254-5263.

[ 6 ] CHEN Z Y, LI W H. Multisensor feature fusion for bearing fault diagnosis using sparse autoencoder and deep belief network[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2017, 66(7): 1693-1702.

[ 7 ] ZHAO J, YANG S P, LI Q, et al. A new bearing fault diagnosis method based on signal-to-image mapping and convolutional neural network[J]. *Measurement*, 2021, 176: 109088.

[ 8 ] CHOUDHARY A, MIAN T, FATIMA S. Convolutional neural network based bearing fault diagnosis of rotating machine using thermal images[J]. *Measurement*, 2021, 176: 109196.

[ 9 ] 曲建岭, 余路, 袁涛, 等. 基于一维卷积神经网络的滚动轴承自适应故障诊断算法[J]. *仪器仪表学报*, 2018, 39(7): 134-143.

QU J L, YU L, YUAN T, et al. Adaptive fault diagnosis algorithm for rolling bearings based on one-dimensional convolutional neural network[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2018, 39(7): 134-143(in Chinese).

[10] 袁彩艳, 孙洁娣, 温江涛, 等. 多域信息融合结合改进残差密集网络的轴承故障诊断[J]. *振动与冲击*, 2022, 41(4): 200-208.

YUAN C Y, SUN J D, WEN J T, et al. Bearing fault diagnosis based on information fusion and improved residual dense networks[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2022, 41(4): 200-208 (in Chinese).

[11] SZEGEDY C, IOFFE S, VANHOUCKE V, et al. Inception-v4, inception-ResNet and the impact of residual connections on learning[C]//*Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*. Palo Alto: AAAI Press, 2017: 4278-4284.

[12] 周奇才, 刘星辰, 赵炯, 等. 旋转机械一维深度卷积神经网络故障诊断研究[J]. *振动与冲击*, 2018, 37(23): 31-37.

ZHOU Q C, LIU X C, ZHAO J, et al. Fault diagnosis for rotating machinery based on 1D depth convolutional neural network[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2018, 37(23): 31-37(in Chinese).

[13] LIU X P, XIA L J, SHI J, et al. A fault diagnosis method of rolling bearing based on improved recurrence plot and convolutional neural network[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2023, 23(10): 10767-10775.

[14] AN Z H, LI S M, WANG J R, et al. Generalization of deep neural network for bearing fault diagnosis under different working conditions using multiple kernel method[J]. *Neurocomputing*, 2019, 352: 42-53.

[15] 张玺君, 尚继洋, 余光杰, 等. 基于注意力的多尺度卷积神经网络轴承故障诊断[J]. *吉林大学学报 (工学版)*, 2024, 54(10): 3009-3017.

ZHANG X J, SHANG J Y, YU G J, et al. Bearing fault diagnosis based on attention for multi-scale convolutional neural network[J]. *Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition)*, 2024, 54(10): 3009-3017(in Chinese).

[16] 卞景艺, 刘秀丽, 徐小力, 等. 基于多尺度深度卷积神经网络的故障诊断方法[J]. *振动与冲击*, 2021, 40(18): 204-211.

BIAN J Y, LIU X L, XU X L, et al. Fault diagnosis method based on a multi-scale deep convolutional neural network[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2021, 40(18): 204-211(in Chinese).

[17] PENG D D, WANG H, LIU Z L, et al. Multibranch and multiscale CNN for fault diagnosis of wheelset bearings under strong noise and variable load condition[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2020, 16(7): 4949-4960.

[18] WANG Y, NING D J, FENG S L. A novel capsule network based on wide convolution and multi-scale convolution for fault diagnosis[J]. *Applied Sciences*, 2020, 10(10): 3659.

[19] HU J, SHEN L, SUN G. Squeeze-and-excitation networks[C]//*Proceedings of the IEEE/CVFCConference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Piscataway: IEEE Press, 2018: 7132-7141.

[20] SMITH W A, RANDALL R B. Rolling element bearing diagnostics using the Case Western Reserve University data: a benchmark study[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2015, 64: 100-131.

[21] SHAO Z H, LI W Q, XIANG H, et al. Fault diagnosis method and application based on multi-scale neural network and data enhancement for strong noise[J]. *Journal of Vibration Engineering & Technologies*, 2024, 12(1): 295-308.

[22] SONG X D, CONG Y Y, SONG Y F, et al. A bearing fault diagnosis model based on CNN with wide convolution kernels[J]. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 2022, 13(8): 4041-4056.

[23] 丁雪, 邓艾东, 李晶, 等. 基于多尺度和注意力机制的滚动轴承故障诊断[J]. *东南大学学报 (自然科学版)*, 2022, 52(1): 172-178.

DING X, DENG A D, LI J, et al. Fault diagnosis of rolling bearing based on multi-scale and attention mechanism[J]. *Journal of South-east University (Natural Science Edition)*, 2022, 52(1): 172-178(in Chinese).

[24] CHAO Z Q, HAN T. A novel convolutional neural network with multiscale cascade midpoint residual for fault diagnosis of rolling bearings[J]. *Neurocomputing*, 2022, 506: 213-227.

[25] BELKINA A C, CICCOCLELLA C O, ANNO R, et al. Automated optimized parameters for T-distributed stochastic neighbor embedding improve visualization and analysis of large datasets[J]. *Nature Communications*, 2019, 10(1): 5415.

[26] 黄如意, 李霁蒲, 王震, 等. 基于多任务学习的装备智能诊断与寿命预测方法[J]. *中国科学: 技术科学*, 2022, 52(1): 123-137.

HUANG R Y, LI J P, WANG Z, et al. Intelligent diagnostic and prognostic method based on multitask learning for industrial equipment[J]. *Scientia Sinica (Technologica)*, 2022, 52(1): 123-137(in Chinese).

# Rolling bearing fault diagnosis method based on MSDCNN in strong noise environment

LEI Chunli<sup>1,\*</sup>, SHI Jiashuo<sup>1</sup>, MA Shuzhen<sup>2</sup>, MIAO Chengxiang<sup>1</sup>, WAN Huiyuan<sup>1</sup>, LI Jianhua<sup>1</sup>

(1. School of Mechanical and Electrical Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China;

2. Yunnan Wenshan Aluminum Co., Ltd., Wenshan 663000, China)

**Abstract:** To address the poor anti-noise performance, high computational complexity, and insufficient generalization performance of traditional bearing fault diagnosis methods based on deep learning, this paper proposed a rolling bearing fault diagnosis method based on multi-scale dynamic convolutional neural network (MSDCNN). Firstly, the one-dimensional vibration signal of the rolling bearing was transformed into frequency domain by Fourier transform, and the features were further extracted by wide convolution kernel. Secondly, a multi-scale dynamic convolution structure was presented, and an improved channel attention mechanism was utilized to assign different weights to the feature information extracted by convolution kernels of different sizes. Then, a self-calibrating spatial attention mechanism (SCSAM) was designed to capture the importance of different regions by inputting the extracted feature information into the spatial attention mechanism. Finally, the features were further extracted by the small convolution kernel, and the Softmax classifier was used to classify faults. Two different data sets were used to verify the fault diagnosis performance of the proposed model. The experimental results show that the proposed model has higher classification accuracy, better generalization ability, and stronger robustness under strong noise background than other intelligent models such as multi-scale deep convolutional neural network (MSD-CNN) and wide convolutional kernel convolutional neural network (WKCNN).

**Keywords:** fault diagnosis; Fourier transform; multi-scale dynamic convolution; attention mechanism; rolling bearings

**Received:** 2023-07-12; **Accepted:** 2023-07-28; **Published Online:** 2023-08-23 16:48

**URL:** [link.cnki.net/urlid/11.2625.V.20230823.1327.002](http://link.cnki.net/urlid/11.2625.V.20230823.1327.002)

**Foundation items:** National Natural Science Foundation of China (51465035); Natural Science Foundation of Gansu Province (20JR5RA466); Graduate Innovation Star Project of the Education Department of Gansu Province (2023CXZX-411); Hongliu First-class Disciplines Development Program of Lanzhou University of Technology

\* **Corresponding author.** E-mail: [lclyq2004@163.com](mailto:lclyq2004@163.com)