

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2209732

小样本下自校正卷积神经网络的 滚动轴承故障识别方法*

雷春丽^{1,2}, 夏奔锋^{1,2}, 薛林林^{1,2}, 焦孟莹^{1,2}, 史佳硕^{1,2}

(1. 兰州理工大学机电工程学院 兰州 730050; 2. 兰州理工大学数字制造技术与应用省部
共建教育部重点实验室 兰州 730050)

摘要:针对实际工程中因故障样本数据稀少而导致模型识别准确率不高的问题,提出了一种基于自校正卷积神经网络(SC-CNN)的滚动轴承故障诊断模型,并将其应用于小样本条件下的故障识别研究。首先,为减少不同信号的数据分布差异,在每个卷积层后添加BN算法;其次,利用自校正卷积学习信号的多尺度特征,提高模型获取有用故障特征的能力;然后,引入通道自注意力机制,建立通道特征信息之间的相关性,用于突出故障特征并抑制数据过拟合;再将少量训练样本输入到模型中进行学习;最后,将各类不同条件下的故障信号输入到训练好的SC-CNN模型进行识别分类,并在两个数据集上进行实验验证。结果表明,所提模型在信噪比为-4 dB的强噪声环境下,识别准确率分别为98.64%和99.83%,在变工况条件下,识别准确率分别为94.37%和99.64%,验证了SC-CNN模型在小样本条件下具有较强的鲁棒性和泛化性能。

关键词: 故障识别;小样本;自校正卷积;通道自注意力机制;滚动轴承

中图分类号: TH165+.3 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.20

Fault identification for rolling bearing by self-calibrated convolutional neural network under small samples conditions

Lei Chunli^{1,2}, Xia Benfeng^{1,2}, Xue Linlin^{1,2}, Jiao Mengxuan^{1,2}, Shi Jiashuo^{1,2}

(1. School of Mechanical and Electronical Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China;
2. Key Laboratory of Digital Manufacturing Technology and Application, Ministry of Education,
Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China)

Abstract: The model recognition accuracy is low due to the scarcity of fault sample data in practical engineering. To address this issue, a rolling bearing fault diagnosis model based on the self-calibrated convolutional neural network (SC-CNN) is proposed and applied to fault identification under the condition of small samples. Firstly, the BN algorithm is added after each convolutional layer to reduce the data distribution difference of different signals. Secondly, the self-calibrated convolution is adopted to learn the multi-scale features of the signal to improve the ability of the model to obtain useful fault features. Then, the channel self-attention mechanism is introduced to establish the correlation between channel feature information to highlight the fault features and suppress data overfitting. Further, a small number of training samples are fed into the model for learning. Finally, the fault signals under various conditions are taken as the input of the trained SC-CNN model for identification and classification. Evaluation experiments are implemented on two datasets. Results show that the recognition accuracy values of the proposed model are 98.64% and 99.83% under strong noise environment with SNR of -4 dB. Those two values are 94.37% and 99.64% under variable working conditions. Results show that the SC-CNN model has strong robustness and generalization performance under small sample condition.

Keywords: fault identification; small samples; self-calibrated convolution; channel self-attention mechanism; rolling bearing

0 引言

滚动轴承是现代旋转机械的核心零部件,同时也是故障高发的零部件之一。滚动轴承的故障可能会导致整个机械设备的损坏,造成大量的经济损失^[1]。因此实现滚动轴承故障状态的精准识别,对保持设备运行的稳定性和避免不必要的安全隐患具有重要意义。

随着故障分类识别技术的深入发展,学者们提出了各种智能故障识别方法^[2-3],其中深度学习因其强大的自动特征提取能力而备受青睐。Zhang等^[4]利用带有宽卷积核的深度卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)进行滚动轴承故障识别,有效地提高了故障识别模型的抗噪性。康守强等^[5]提出了一种改进的深度Q网络,在应对数据不平衡和跨负载工况时的滚动轴承故障识别中都有较好的表现。尽管以上研究在故障识别领域取得了较好的效果,但均在样本量充足的数据集上进行实验验证。而在实际工程中,设备长期处于正常工作状态,收集大量带有故障的数据样本往往十分耗时且代价昂贵,因此,对涉及小样本问题的故障识别方法研究迫在眉睫。

近年来,小样本问题受到了许多学者的关注,并取得了一定成果。杨光友等^[6]利用自适应辅助分类器生成对抗网络(self-adaptive auxiliary classifier GAN, SA-ACGAN),通过生成故障数据的方式来扩充样本量,在多个数据集上验证了该方法的有效性。Zhang等^[7]设计了一种深度半监督网络,通过无标签样本配合有标签样本的方式,提高了故障分类模型的识别性能。陈仁祥等^[8]将自适应流行正则化的迁移学习(transfer learning, TL)应用于滚动轴承故障分类领域,可有效应对不同工况下的复杂数据分布差异。Shao等^[9]提出了一种基于深度迁移学习的对抗性领域适应方法,利用最大平均差异和域混淆函数,实现了跨领域滚动轴承故障识别。上述方法虽然在小样本问题上有较好的表现,但其自身还存在一些问题,生成对抗网络训练困难,容易导致模型梯度消失问题,而迁移学习难以衡量源域和目标域之间的数据分布差异,存在负迁移现象。

基于上述分析,本文提出了一种自校正卷积神经网络(self-calibrated convolution neural network, SC-CNN),并将其应用于小样本滚动轴承故障识别。首先,在每个卷积层后添加BN算法,以减少不同信号的分布差异;其次,利用自校正卷积加强模型的多尺度特征学习能力;然后,引入通道自注意力机制,用于突出故障特征并抑制数据过拟合;最后,通过模拟实际工程的噪声环境和变工况下的滚动轴承故障类型识别实验,证明了所提方法的有效性。

1 相关理论

1.1 卷积神经网络原理

1) 卷积层

卷积层是CNN的核心,主要起到特征提取的作用,卷积层的运算可表示为:

$$\mathbf{X}^l = f(\mathbf{W}^l * \mathbf{X}^{l-1} + \mathbf{b}^l) \quad (1)$$

式中: \mathbf{X}^l 表示第 l 层的输出特征; \mathbf{W}^l 表示卷积核中待优化的权重张量; \mathbf{b}^l 表示第 l 层的偏置项;*表示卷积操作; $f(\cdot)$ 表示ReLU激活函数。

2) 池化层

池化层的主要作用是对特征进行下采样同时防止数据过拟合,最大池化的操作可表示为:

$$\mathbf{y}_i = \text{down}(\mathbf{x}, h)[i] = h(\mathbf{x}_{(i-1)K+1:iK}) \quad (2)$$

式中: $h(\mathbf{x}) = \max(\mathbf{x})$; K 表示池化窗口宽度; \mathbf{x} 和 \mathbf{y} 分别表示池化的输入和输出; $\text{down}(\cdot)$ 表示下采样函数; $\text{down}(\mathbf{x}, h)[i]$ 表示 $\text{down}(\mathbf{x}, h)$ 的第 i 个元素。

3) 全局平均池化层

全局平均池化是对最后一个输出特征取全局平均值,能够学习到全面的网络特征信息,如式(3)所示^[10]。

$$\hat{\mathbf{y}}_i = \sum_{n=1}^N \left(\frac{1}{K} \sum_{t=(i-1)K+1}^{iK} \mathbf{y}_i(t) \right) \quad (3)$$

式中: $\mathbf{y}_i(t)$ 表示前一最大池化层第 i 个输出特征中第 t 个神经元的值; N 表示前一层输出特征的个数; K 表示池化窗口宽度。

4) Adam 优化算法

本文选用Adam自适应优化器作为模型优化参数的算法,通过动态调整梯度的一阶矩估计和二阶矩估计求得参数的最优解。梯度一阶矩估计和二阶矩估计如式(4)、(5)所示^[11]。

$$\mathbf{u}_t = \alpha_1 \mathbf{u}_{t-1} + (1 - \alpha_1) \mathbf{g}_t \quad (4)$$

$$\mathbf{v}_t = \alpha_2 \mathbf{v}_{t-1} + (1 - \alpha_2) \mathbf{g}_t^2 \quad (5)$$

式中: \mathbf{u}_t 和 \mathbf{v}_t 分别表示梯度的一阶矩估计和二阶矩估计; \mathbf{g}_t 表示第 t 步的一阶梯度; $\alpha_1, \alpha_2 \in [0, 1)$ 表示衰减常数,初始化 \mathbf{u}_0 和 \mathbf{v}_0 均为零向量,更新过程对 \mathbf{u}_t 和 \mathbf{v}_t 的偏差修正后如式(6)、(7)所示。

$$\hat{\mathbf{u}}_t = \frac{\mathbf{u}_t}{1 - \alpha_1^t} \quad (6)$$

$$\hat{\mathbf{v}}_t = \frac{\mathbf{v}_t}{1 - \alpha_2^t} \quad (7)$$

故Adam的更新规则如式(8)所示。

$$\boldsymbol{\theta}_{t+1} = \boldsymbol{\theta}_t - \frac{\eta}{\varepsilon + \sqrt{\hat{\mathbf{v}}_t}} \odot \hat{\mathbf{u}}_t \quad (8)$$

式中: $\boldsymbol{\theta}_t$ 和 $\boldsymbol{\theta}_{t+1}$ 分别表示第 t 步和第 $t+1$ 步的权重; \odot 表

示向量的对应元素相乘; ε 表示保证数值稳定的常数项; η 表示全局学习率。

1.2 自校正卷积

考虑到输入数据内在的多尺度特性,自校正卷积 (self-calibrated convolution, SCConv) 对传统卷积的特征转换过程进行了改进,在不增加额外参数和复杂性的情况下提高模型的整体性能^[12]。SCConv 通过在两个不同的尺度空间中进行卷积特征转换的方式,以提高模型在小样本条件下的故障特征提取能力,分别为原始尺度空间和具有较小分辨率的自校正尺度空间,自校正卷积的具体步骤可分为如下 5 步。

步骤 1) 将输入特征按通道数拆分成相等的两部分,记为 $\{\mathbf{X}_i\}_{i=1}^2$ 。

步骤 2) 将卷积核 \mathbf{K} 拆分成维度相同的 4 部分,记为 $\{\mathbf{K}_i\}_{i=1}^4$ 。

步骤 3) 对原始尺度特征空间进行处理,对输入特征 \mathbf{X}_1 经过 \mathbf{K}_1 卷积得到特征 \mathbf{Y}_1 。

步骤 4) 对自校正尺度空间进行处理,将特征 \mathbf{X}_2 输入到两个分辨率不同的通道中。在输入特征的宽度方向上缩小 r 倍以减小分辨率,并通过平均池化对输入特征 \mathbf{X}_2 进行下采样转换为低维嵌入来校正高分辨率部分卷积核的卷积变换。模型在分辨率较小的尺度上的特征进行特征提取,减少故障特征信息周围无用信息的干扰,在样本量较小的情况下提高模型对有用故障信息的提取能力。然后对提取的特征进行卷积和上采样,再进行 Sigmoid 函数计算后输出,对 Sigmoid 计算的输出和 \mathbf{K}_3 卷积提取后的特征进行校正,最后对校正后的特征实行 \mathbf{K}_4 卷积得到自校正部分的输出特征 \mathbf{Y}_2 , 其操作如式(9)~(12)所示。

$$\mathbf{T} = \text{avgpool}_r(\mathbf{X}_2) \quad (9)$$

$$\bar{\mathbf{X}}_2 = \text{up}(\mathbf{T} * \mathbf{K}_2) \quad (10)$$

$$\bar{\mathbf{Y}}_2 = \mathbf{X}_2 * \mathbf{K}_3 \cdot \sigma(\mathbf{X}_2 + \bar{\mathbf{X}}_2) = \frac{\mathbf{X}_2 * \mathbf{K}_3}{1 + \exp(-(\mathbf{X}_2 + \bar{\mathbf{X}}_2))} \quad (11)$$

$$\mathbf{Y}_2 = \bar{\mathbf{Y}}_2 * \mathbf{K}_4 \quad (12)$$

式中: $\text{avgpool}_r(\cdot)$ 表示平均池化; r 表示下采样率; $\text{up}(\cdot)$ 表示上采样; σ 表示 Sigmoid 激活函数,以增加模型的非线性。

步骤 5) 融合两个尺度空间输出特征 \mathbf{Y}_1 和 \mathbf{Y}_2 , 得到最终输出特征 \mathbf{Y} 。

SCConv 通过自校正操作可对多尺度空间信息进行编码,且仅考虑每个空间位置周围的信息,避免了来自无关区域信息的污染。因此,SCConv 可以有效地扩大卷积层的感受野,在故障样本较少时,提高模型获取有用故障特征信息的能力。

1.3 通道自注意力机制

CNN 的卷积层具有权值共享和局部连接的特性,却未考虑各通道特征信息之间的相关性,导致难以充分提取轴承的故障特征^[13],为此,本文引入通道自注意力机制(channel self-attention mechanism, CSAM)。不同卷积核提取到的特征对分类结果的贡献度有明显差异,CSAM 的引入使得模型可以自适应地调整各通道之间的特征响应从而建立通道之间的依赖关系,选择性地赋予信号中具有相似特征的信息更大的权重,捕捉更有效的特征信息^[14]。

1) 将经过前一层卷积得到的特征 \mathbf{X} 与其转置 \mathbf{X}^T 相乘得到维度为 $\mathbf{R}^{C \times C}$ 的权重矩阵,再经过 Softmax 层得到通道相关性矩阵 \mathbf{M} :

$$\mathbf{M}_{ji} = \frac{\exp(\mathbf{X}_i \cdot \mathbf{X}_j)}{\sum_{i=1}^C \exp(\mathbf{X}_i \cdot \mathbf{X}_j)} \quad (13)$$

式中: C 为表示特征 \mathbf{X} 的通道数; \mathbf{M}_{ji} 表示第 i 个通道对第 j 个通道的影响之间的相关性,两个通道特征向量越相似,在特征空间分布中距离就越近,则 \mathbf{M}_{ji} 越大,这样便突出了相似特征之间的关系。

2) 将 \mathbf{M} 和 \mathbf{X} 做矩阵相乘得到通道自注意力矩阵。

3) CSAM 的输出 \mathbf{Q} 为通道自注意力矩阵与原始通道特征矩阵的加权和,如式(14)所示。

$$\mathbf{Q}_j = \beta \sum_{i=1}^C \exp(m_{ji} \cdot \mathbf{X}_j) + \mathbf{X}_j \quad (14)$$

式中: β 为赋予通道自注意力矩阵的权重系数,其初始值为 0,然后逐渐学习到更大的权重。

2 SC-CNN 模型的构建与故障识别方法

本文提出了一种自校正卷积神经网络模型用于小样本下的滚动轴承故障识别,结构如图 1 所示。原始一维振动信号首先经过宽核卷积模块,用于削弱环境干扰对捕捉有用特征的影响;紧接着进入可学习多尺度空间特征的自校正卷积模块,加强模型对信号多尺度特征的学习能力;然后经过考虑各通道信息相关性的通道自注意力模块,通过对相似特征赋予更大权重的方式凸显出故障特征;再通过深层卷积模块继续提取信号的深层抽象特征;最后经过全局平均池化层和 Dropout 层实现对故障的识别分类。其中模型每一个卷积后添加了 BN 用于减少信号在不同工况下的数据分布差异。

采用 SC-CNN 的滚动轴承故障识别方法的基本流程如下:在模型的训练阶段,将已知故障类型的训练样本输入到模型中进行预训练,通过 Softmax 分类器进行误差的反向传播,使用 Adam 自适应优化器更新网络参数,使损失函数的值达到最小,完成模型的训练;在模型的故障识

别阶段,采用已训练好的 SC-CNN 模型对未知故障类型的测试样本进行特征提取,最后输入 Softmax 分类器实现故障分类并得出测试准确率。

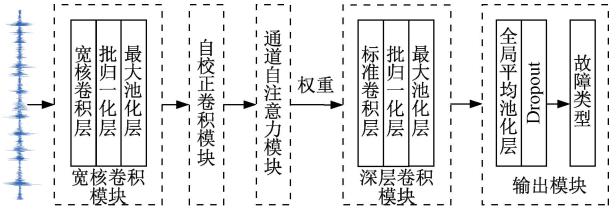


图 1 自校正卷积神经网络结构

Fig. 1 Structure diagram of the self-calibrated convolution neural networks

3 实验数据集构建

本文实验数据集 1 为凯斯西储大学轴承实验数据中心测得的数据^[15],轴承型号为 6205-2RS,轴承故障可分为内圈、外圈和滚动体故障。选取试验台驱动端轴承在载荷为 1~3 hp (1 hp = 735 W) 3 种工况下工作时采集的故障振动信号,信号采样频率为 12 kHz,采样时间为 10 s,故障直径分别为 0.18、0.36 和 0.54 mm,另外包括正常轴承共计 10 种故障类型,故障深度均为 0.28 mm,根据负载不同可分为 F1、F2 和 F3 这 3 种数据集。

数据集 2 为本实验室故障模拟实验台采集的数据, MFS 实验台如图 2 所示。故障轴承型号为 ER-16K 的深沟球轴承,如图 3 所示,轴承故障位置为内圈故障、外圈故障和滚动体故障。数据集 2 采集了轴承转速分别为 1 200、1 300 和 1 400 r/min 三种不同工况下的振动信号,信号采样频率为 15.3 kHz,采样时间为 8 s。实验所用轴承内、外圈故障宽度和滚动体故障孔径分别为 1.2 和 1.8 mm,故障深度均为 0.25 mm,共计 6 种故障类型,根据转速不同可制作成 F4、F5 和 F6 这 3 种数据集。将各状态振动信号以 2 048 个采样点,采用重叠采样的方式随机截取故障数据样本。

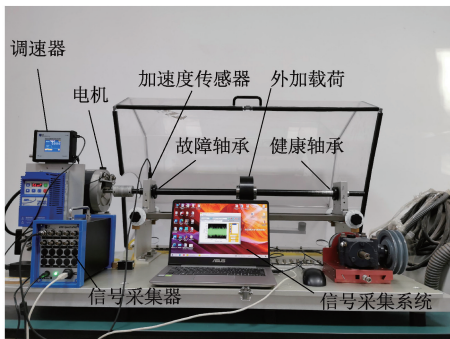
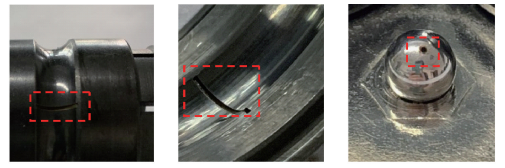


图 2 MFS 滚动轴承故障模拟实验台

Fig. 2 MFS rolling bearing fault simulation experiment test rig



(a) 内圈故障 (a) Inner race failure (b) 外圈故障 (b) Outer race failure (c) 滚动体故障 (c) Ball failure

图 3 滚动轴承故障部位

Fig. 3 Failure location of rolling bearing

4 实验验证与分析

设置 SC-CNN 模型的网络参数 $Batch\ Size = 8, epoch = 30$,初始学习率为 1×10^{-4} ,自校正卷积模块中下采样率为 4,每个卷积层均采用 ReLU 激活函数,结构参数设置如表 1 所示,如 [96, 1, 64] 表示宽核卷积层的卷积核大小为 96×1 ,输入通道数为 64; $2\ 048 \times 128$ 表示输出特征长 2 048,输出通道数为 128,其中所有卷积层的步长均为 1×1 。所有实验结果均取 10 次实验的平均值。

表 1 SC-CNN 模型的结构参数

Table 1 The structural parameters of SC-CNN

网络层	结构参数	输出尺寸
Conv-1	[96, 1, 64]	2 048×64
MaxP-1	[2, 1, 64]	1 024×64
SCConv	[5, 1, 32]	4 096×32
	[5, 1, 32]	
	[5, 1, 32]	
Conv-2	[5, 1, 128]	4 096×128
MaxP-2	[2, 1, 128]	2 048×128
GlobalAvgP	$units = 128, activation = ReLU$	
Dropout	$rate = 0.5$	
Output	$units = 10/6, activation = Softmax$	

4.1 模型验证

1) 训练样本量对模型识别性能的影响分析

在实际工况中,旋转机械大部分时间都处于正常工作状态,故障数据通常是有限的。本文设置训练集每类样本量分别为 8、16、24、40 和 80,测试集样本量均为 100,以验证带故障信息的训练样本量对本文所提方法的故障识别效果的影响,实验在数据集 F1 和数据集 F4 上进行,结果如表 2 所示。

表2 训练样本量对识别准确率的影响

Table 2 The effect of training sample sizes on recognition accuracy

数据集	数据集 F1		数据集 F4	
	识别准确率/%	标准差	识别准确率/%	标准差
样本量				
8	99.89	0.14	99.97	0.08
16	99.93	0.10	100	0
24	100	0	100	0
40	100	0	100	0
80	100	0	100	0

从表2可以看出,数据集 F1 在训练样本量为 8 时,识别准确率已达到 99.89%,随着训练样本量的增加,模型的识别准确率也随着增加并逐渐稳定,当样本量为 24 时,识别准确率均达到 100%;数据集 F4 在训练样本量为 8 时的识别准确率高达 99.97%,当训练样本量为 16 时,识别准确率达到 100%,且处于稳定状态。说明在小样本情况下,SC-CNN 模型在两个数据集上均能清晰地识别出故障类型。故在后续实验中,数据集 1 训练样本量取 24,数据集 2 训练样本量取 16,测试集样本量均设置为 100。

2) 模型的有效性验证

为验证本文所提模型在小样本故障识别中的优势,与 4 种典型深度学习故障识别模型进行对比分析,其中 A 表示本文所提 SC-CNN 模型;B 表示 MBDS-CNN 模型^[16],是一种多分支神经网络模型,该模型利用深度可分离卷积,避免了传统模型在网络深度增加时易引起过拟合的问题,在样本量充足时获得了较好的抗噪性;C 表示 ACNN 模型^[17],是一种抗干扰模型,该模型将注意力机制引入到各个特征提取层中,并在训练集中添加高斯白噪声来增加模型的鲁棒性,同时具有出色的泛化能力;D 表示 WDCNN 模型^[4],该模型的第 1 个卷积层中,选用宽核卷积来过滤噪声,在强噪声环境中表现出良好的变负载适应性;E 表示一种改进的 LeNet-5 模型^[18],该模型通过在每个卷积层后添加 BN 层来减少输入的分布差异,在实验室数据集中取得了较好的泛化性能。以上所有模型的超参数设置均相同,实验在数据集 F1 和 F4 上进行,结果如表 3 所示。

从表 3 可以看出,在两个数据集中,本文方法均能完全识别出滚动轴承故障类型,且保持稳定。其他方法不能很好地适应故障种类和缺陷程度的变化,在稳定性上也存在欠缺,如模型 C 在数据集 F1 上的表现强于模型 B,但在数据集 F4 上却不如模型 B,而 SC-CNN 模型在两个数据集上的识别准确率均达到了 100%。

为进一步考察 SC-CNN 模型识别故障类型的优越性,引入混淆矩阵对数据集 F4 的识别结果进行量化分析,如图 4 所示。

表3 不同模型的故障识别准确率

Table 3 Fault identification accuracy of different models

数据集	数据集 F1		数据集 F4	
	识别准确率/%	标准差	识别准确率/%	标准差
A	100.00	0	100	0
B	98.62	0.40	99.53	0.28
C	99.35	0.09	98.43	0.74
D	94.92	0.76	77.87	1.16
E	92.31	0.72	89.00	0.58

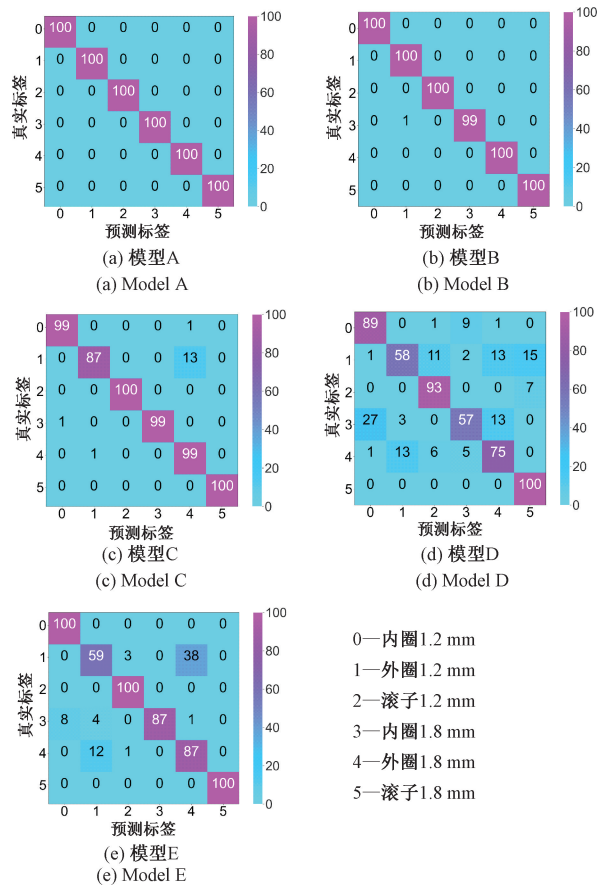


图4 不同模型故障分类结果的混淆矩阵

Fig. 4 Confusion matrixes of fault classification results of different model

由图 4 可知,只有本文所提模型能够完全区分出故障类型,其他模型均不同程度误判,尤其是模型 D 和 E,对多种故障产生了较大程度的错分,已不能够较好地完成任务。以上说明了 SC-CNN 模型在小样本条件下对轴承不同类型的故障具有强大的识别分类能力。

4.2 抗噪性分析

在工业现场采集到的信号往往会受到噪声的污染,导致信号中的故障信息被淹没。为提高模型的抗干扰能力同时抑制数据过拟合,本文将通过在训练集中添加信噪比-4~4 dB 的高斯白噪声来模拟受噪声干扰的工作环境。并对 5 种深度学习故障识别模型进行对比分析,实验在数据集 *F1* 和 *F4* 上进行验证,实验结果如图 5、6 所示。

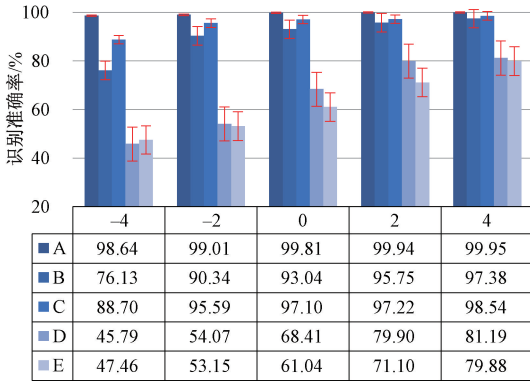


图 5 不同模型在噪声环境下的识别效果(数据集 *F1*)

Fig. 5 Recognition effect of different models in noisy environment (dataset *F1*)

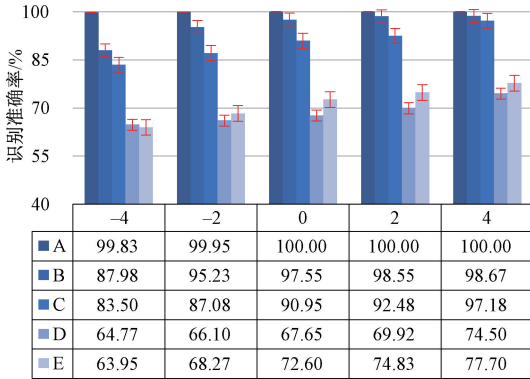


图 6 不同模型在噪声环境下的识别效果(数据集 *F4*)

Fig. 6 Recognition effect of different models in noisy environment (dataset *F4*)

由图 5 可知,在信噪比为-4~4 dB 的噪声环境下,本文模型的故障识别效果均为最佳。尤其是在信噪比为-4 dB 的强噪声环境中,本文所提 SC-CNN 模型的故障识别准确率达到 98.64%,其他 4 种常用模型的识别准确率均低于 90%;随着信噪比的增加,各模型的故障识别能力也随之增加,在信噪比为 4 dB 的噪声环境中,模型 B 和 C 的识别准确率均达到 97% 以上,其中具有强抗干扰性的模型 C 的识别准确率为 98.54%,但依然比本文所提模型低 1.41%。由图 6 可知,在信噪比为-4 dB 的强噪声环境下,只有本文模型的识别准确率在 90% 以上,且高

达 99.83%;当信噪比上升为 0 dB 时,模型 B 和 C 也达到 90% 以上,而 SC-CNN 模型的识别准确率已达到 100%,分别比模型 B 和 C 高 2.45% 和 9.05%;随着信噪比的持续增加,当信噪比为 4 dB 时,模型 B 和 C 的识别准确率也达到 97% 以上,但仍然比模型 A 低 1.33% 和 2.82%;而模型 D 和 E 的分类效果虽然有所增强,但明显不如本文所提模型。

为了进一步分析本文模型在受到强噪声干扰时的识别性能,采用箱型图来说明模型识别性能的稳定性,实验在信噪比为-4dB 的噪声环境下进行,结果如图 7 所示。本文所提出的 SC-CNN 模型在强噪声环境下具有较好的识别效果,并且方差较小。除了模型 C 的识别准确率表现出较小方差,其他模型在识别效果都不够稳定,模型 E 在数据集 *F4* 中还伴有异常值的出现。综上所述,在小样本条件下,本文所提出的 SC-CNN 模型能显著提高模型在受到噪声污染时故障识别能力的鲁棒性,且在不同轴承型号和故障类型中均有较好的适应性。

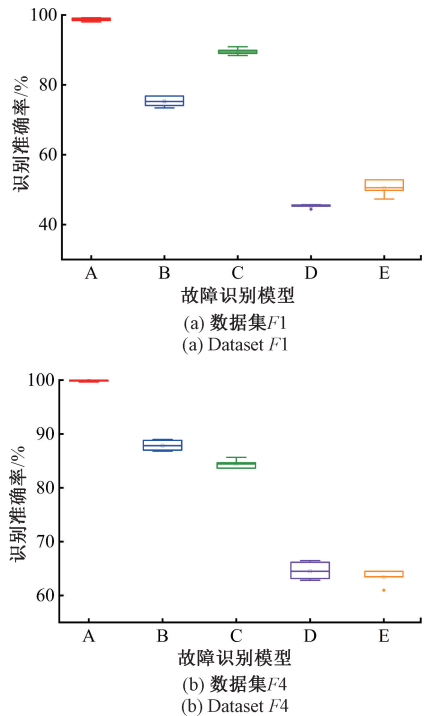


图 7 不同模型在信噪比为-4 dB 环境下的识别效果箱型图

Fig. 7 Boxplots diagram of recognition effect of different models in the environment of SNR = -4 dB

4.3 泛化性能分析

机械设备的运行工况复杂多变,测得信号的特征存在明显差异,为验证 SC-CNN 模型在变工况条件下识别轴承损伤程度的能力,设置了泛化性能实验,分别与 4 种常用的故障识别模型进行对比分析,并在两个数据集上分别进行验证,实验结果如表 4、5 所示。其中 *F1*→*F2* 表示数据集 *F1* 用于模型训练,数据集 *F2* 用于模型测试。

表4 不同模型在跨负载工况下的识别效果(数据集1)

Table 4 Identification effect of different models under cross-load conditions (dataset1)

模型	A	B	C	D	E
实验工况	识别准确率/%				
$F1 \rightarrow F2$	99.88	98.51	99.33	88.82	90.94
$F1 \rightarrow F3$	97.98	89.60	92.57	87.03	77.02
$F2 \rightarrow F1$	93.32	88.92	93.17	89.66	82.03
$F2 \rightarrow F3$	99.75	86.68	99.14	87.54	78.44
$F3 \rightarrow F1$	85.17	79.43	84.01	74.14	77.48
$F3 \rightarrow F2$	90.09	79.65	83.20	79.04	76.43
平均值	94.37	87.13	91.90	84.37	80.39

表5 不同模型在变转速工况下的识别效果(数据集2)

Table 5 Identification effect of different models under variable speed conditions (dataset2)

模型	A	B	C	D	E
实验工况	识别准确率/%				
$F4 \rightarrow F5$	100	99.90	95.50	74.42	88.22
$F4 \rightarrow F6$	98.70	98.35	82.11	80.40	91.50
$F5 \rightarrow F4$	100	99.60	98.17	81.93	78.75
$F5 \rightarrow F6$	100	99.85	96.12	78.72	88.18
$F6 \rightarrow F4$	99.15	96.88	94.55	81.68	81.97
$F6 \rightarrow F5$	100	99.82	97.05	78.72	93.32
平均值	99.64	99.07	93.92	79.31	86.99

从表4可以看出,本文所提出的SC-CNN模型在6种跨负载工况中的平均识别准确率为94.37%,在5种故障识别模型中效果最好。模型C是4种常用模型中表现最好的,其平均识别准确率为91.90%,但依然比本文模型低2.47%,对比分析模型A和C分别在6种工况下的识别性能,所有工况下模型C的识别准确率均不如模型A。模型E是所有模型中故障识别性能最差的,仅为80.39%,比模型A低了13.98%。从表5可以看出,SC-CNN模型在6种变转速工况中的表现仍然是5种故障识别模型中表现最好的,其平均识别准确率高达99.64%。模型B是4种常用模型中分类效果最佳的,其平均识别准确率达到99.07%,但比SC-CNN模型低0.57%,对比分析模型A和B分别在6种工况下的故障分类能力,所有工况下模型A的识别效果均优于模型B。而模型D的识别准确率仅为79.31%,在所有模型中表现最差。

此外,为充分验证自校正卷积对提高模型泛化性能的有效性,以本文所提模型作为主干网络,对是否使用

SCConv模块等3种方法进行对比分析,其中模型A1将SCConv模块替换为标准卷积,模型A2为去除SCConv模块,3种模型的网络结构参数均相同,实验结果如图8所示。在所有变工况条件下,模型A的识别准确率均高于模型A1和模型A2,同时,模型A1的识别准确率均高于模型A2,说明了标准卷积有利于提高模型泛化性能,例如,在 $F3 \rightarrow F1$ 工况下,模型A的识别准确率比模型A1高4.95%,比模型A2高5.17%;在 $F4 \rightarrow F6$ 工况下,模型A的识别准确率比模型A1高0.58%,比模型A2高2.95%。以上验证了自校正卷积在提高模型变工况适应能力上的有效性。

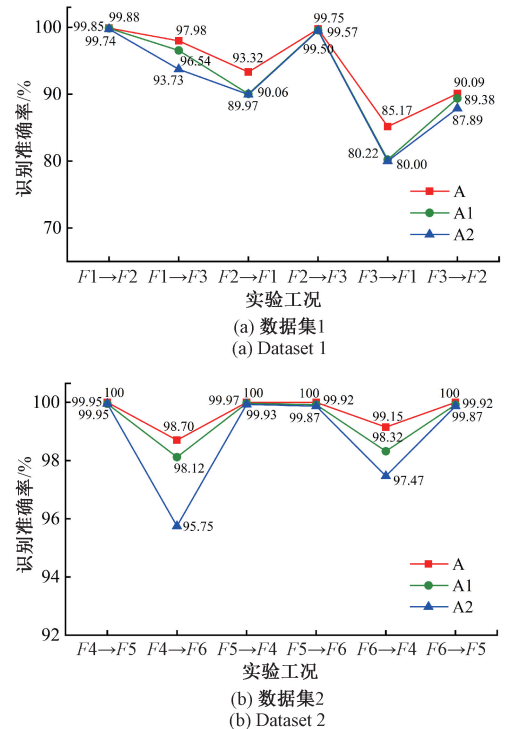


图8 不同模型在变工况条件下的识别效果

Fig. 8 Identification effect of different models under variable working conditions

经过上述分析,在小样本条件下,本文所提出的SC-CNN模型具有优异的变工况自适应能力,在跨负载和变转速工况下均有良好的表现,说明引入的自校正卷积可有效提高模型的泛化性能。

5 结论

本文提出了一种基于自校正卷积神经网络的滚动轴承故障识别模型,并在两个数据集的小样本条件下均取得了优越的表现。相较于其他常用的深度学习故障识别模型,SC-CNN具有更好的故障识别能力和稳

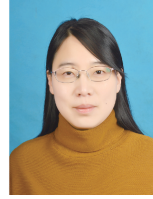
定性,为实际工业中的故障分类任务提供了新的思路。所提 SC-CNN 模型在信噪比为-4 dB 的强噪声环境下对各类轴承故障进行识别分类,在两个故障数据集上的识别准确率分别达到 98.64% 和 99.83%,显著提高了滚动轴承故障识别的抗干扰能力。在跨负载和变转速工况下,所提模型的平均识别准确率分别可达 94.37% 和 99.64%,提高了滚动轴承故障识别的变工况自适应能力。与其他常用的深度学习模型相比,SC-CNN 模型在受到强噪声污染和变工况下具有更好的鲁棒性和泛化性能。

参考文献

- [1] OJAGHI M, YAZDANDOOST N. Oil-whirl fault modeling, simulation, and detection in sleeve bearings of squirrel cage induction motors[J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2015, 30(4): 1537-1545.
- [2] 焦静, 岳建海, 裴迪. 基于 MSK-SVM 的滚动轴承故障诊断方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(1): 109-117.
JIAO J, QIU J H, FEI D. Rolling bearing fault diagnosis method based on MSK-SVM [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(1): 109-117.
- [3] 孟宗, 关阳, 潘作舟, 等. 基于二次数据增强和深度卷积的滚动轴承故障诊断研究[J]. 机械工程学报, 2021, 57(23): 106-115.
MENG Z, GUAN Y, PAN Z ZH, et al. Fault diagnosis of rolling bearing based on secondary data enhancement and deep convolution network[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2021, 57(23): 106-115.
- [4] ZHANG W, PENG G L, LI C H, et al. A new deep learning model for fault diagnosis with good anti-noise and domain adaptation ability on raw vibration signals [J]. Sensors, 2017, 17(2): 425.
- [5] 康守强, 刘哲, 王玉静, 等. 基于改进 DQN 网络的滚动轴承故障诊断方法[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(3): 201-212.
KANG SH Q, LIU ZH, WANG Y J, et al. A fault diagnosis method of rolling bearing based on improved DQN network [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(3): 201-212.
- [6] 杨光友, 刘浪, 习晨博. SA-ACGAN 样本生成模型及轴承故障诊断应用研究[J/OL]. 中国机械工程: 1-11 [2022-04-12] <http://kns.cnki.net/kcms/detail/42.1294.TH.20210913.1844.004.html>.
- [7] ZHANG K, TANG B P, QIN Y, et al. Fault diagnosis of planetary gearbox using a novel semi-supervised method of multiple association layers networks [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 131(C): 243-260.
- [8] 陈仁祥, 朱玉清, 胡小林, 等. 自适应正则化迁移学习的不同工况下滚动轴承故障诊断[J]. 仪器仪表学报, 2021, 41(8): 95-103.
CHEN R X, ZHU Y Q, HU X L, et al. Fault diagnosis of rolling bearing under different working conditions using adaptive regularization based transfer learning [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 41(8): 95-103.
- [9] SHAO J J, HUANG Z W, ZHU J M. Transfer learning method based on adversarial domain adaption for bearing fault diagnosis [J]. IEEE Access, 2020(8): 119421-119430.
- [10] HUANG R Y, LIAO Y X, ZHANG S H, et al. Deep decoupling convolutional neural network for intelligent compound fault diagnosis[J]. IEEE Access, 2019(7): 1848-1858.
- [11] 史加荣, 王丹, 尚凡华, 等. 随机梯度下降算法研究进展[J]. 自动化学报, 2021, 47(9): 2103-2119.
SHI J R, WANG D, SHANG F H, et al. Research advances of stochastic gradient descent algorithm [J]. Acta Automatica Sinica, 2021, 47(9): 2103-2119.
- [12] LIU J J, HOU Q B, CHENG M M, et al. Improving convolutional networks with self-calibrated convolutions[C]. IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2020.
- [13] ZHAO D Z, WANG T Y, CHU F L. Deep convolutional neural network based planet bearing fault classification[J]. Computers in Industry, 2019, 107: 59-66.
- [14] STETCO A, DINMOHAMMADI F, ZHAO X Y, et al. Machine learning methods for wind turbine condition monitoring: A review [J]. Renewable Energy, 2019, 133:620-635.

- [15] LOPARO K. Case western reserve university bearing data centre website [EB/OL]. (2021-11-17) [2022-04-05]. <http://engineering.case.edu/bearingdatacenter/download-data-file>.
- [16] 刘恒畅, 姚德臣, 杨建伟, 等. 基于多分支深度可分离卷积神经网络的滚动轴承故障诊断研究[J]. 振动与冲击, 2021, 40(10): 95-102.
LIU H CH, YAO D CH, YANG J W, et al. Research on fault diagnosis of rolling bearing based on multi branch depth separable convolution neural network [J]. Journal of Vibration and Shock, 2021, 40(10): 95-102.
- [17] 董绍江, 裴雪武, 吴文亮, 等. 改进抗干扰 CNN 的变负载滚动轴承损伤程度识别[J]. 振动、测试与诊断, 2021, 41(4): 715-722, 831.
DONG SH J, PEI X W, WU W L, et al. Damage degree identification of rolling bearings under variable load with improved anti-interference CNN [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2021, 41(4): 715-722, 831.
- [18] 吴晨芳, 杨世锡, 黄海舟, 等. 一种基于改进的 LeNet-5 模型滚动轴承故障诊断方法研究[J]. 振动与冲击, 2021, 40(12): 55-61.
WU CH F, YANG SH X, HUANG H ZH, et al. An improved fault diagnosis method of rolling bearing based on LeNet-5 [J]. Journal of Vibration and Shock, 2021, 40(12): 55-61.

作者简介



雷春丽, 分别在 2001 年和 2004 年于长安大学获得学士学位和硕士学位, 2011 年于兰州理工大学获得博士学位, 现为兰州理工大学副教授, 主要研究方向为机械系统状态监测与故障诊断, 机械系统动力学建模。

E-mail: lclyq2004@163.com.

Lei Chunli received her B. Sc. and M. Sc. degrees both from Chang'an University in 2001 and 2004, and received her Ph. D. degree from Lanzhou University of Technology in 2011. She is currently an associate professor at Lanzhou University of Technology. Her main research interests include mechanical system condition monitoring and fault diagnosis, mechanical system dynamics modeling.



夏奔锋(通信作者), 2022 年于兰州理工大学获得硕士学位, 现为雅科贝思精密机电(上海)有限公司杭州分公司电机研发工程师, 主要研究方向为旋转机械故障诊断。

E-mail: xbf3511826@163.com.

Xia Benfeng (Corresponding author) received his M. Sc. degree from Lanzhou University of Technology in 2022. He is currently a Motor R&D engineer at Akribis Systems (Shanghai) Co., Ltd. Hangzhou Branch. His main research direction is rotating machinery fault diagnosis.