

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2209008

# 融合深度可分离小卷积核和 CBAM 的 改进 CNN 故障诊断模型<sup>\*</sup>

于洋<sup>1,2</sup> 马军<sup>1,2</sup> 王晓东<sup>1,2</sup> 朱江艳<sup>1,2</sup> 刘桂敏<sup>1,2</sup>

(1.昆明理工大学信息工程与自动化学院 昆明 650500; 2.昆明理工大学云南省人工智能重点实验室 昆明 650500)

**摘要:** 为了解决最大池化丢失信息和平均池化模糊特征的问题,同时提高模型时频图像识别效率,降低模型复杂度,提出一种采用深度可分离小卷积核进行降采样和 CBAM 的 CNN 网络模型对轴承进行故障诊断。首先,在除最后一层的池化层中,使用深度可分离小卷积层代替池化层,实现池化层的降采样功能。其次,在最后一层池化层引入 CBAM,对时频图像所表征的故障特征给予更多的关注,以提高模型计算效率。再次,使用全局平均池化代替传统全连接层,进一步减少模型参数数量。最后,利用 CWRU 轴承振动数据和自制实验平台数据验证所提方法在滚动轴承故障诊断方面的有效性和可行性。实验结果表明,融合深度可分离小卷积核和 CBAM 改进的 CNN 模型有效减少了模型需要的训练参数和计算量,且在识别准确率方面取得了更优的性能。

**关键词:** 深度可分离小卷积;CBAM;卷积神经网络;滚动轴承

**中图分类号:** TH213.3;TN911 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.1520

## Fusion depth separable small convolution kernel and CBAM improved CNN fault diagnosis model

Yu Yang<sup>1,2</sup> Ma Jun<sup>1,2</sup> Wang Xiaodong<sup>1,2</sup> Zhu Jiangyan<sup>1,2</sup> Liu Guimin<sup>1,2</sup>

(1. Faculty of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China;

2. Yunnan Key Laboratory of Artificial Intelligence, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China)

**Abstract:** In order to solve the problem of maximum pooling loss of information and average pooling fuzzy features, improve the time-frequency image recognition efficiency of the model and reduce the model complexity, A CNN network model using a deep detachable small convolutional kernel for down-sampling and CBAM is proposed for fault diagnosis of bearings. Firstly, in the pooling layer except the last layer, the depth separable small convolution layer is used to replace the pooling layer to realize the down-sampling function of the pooling layer. Secondly, CBAM is introduced in the last pooling layer to pay more attention to the fault features represented by time-frequency images to improve the computational efficiency of the model. Thirdly, global average pooling is used instead of traditional full connection layer to further reduce the number of model parameters. Finally, CWRU bearing vibration data and self-made experimental platform data were used to verify the validity and feasibility of the proposed method in rolling bearing fault diagnosis. Experimental results show that the fusion depth separable small convolution kernel and CBAM improved CNN model can effectively reduce the training parameters and computation required by the model, and achieve better performance in recognition accuracy.

**Keywords:** deeply separable small convolution;CBAM;convolutional neural network;rolling bearing

## 0 引 言

随着机械设备状态监测测量规模增大、测点数量的增多,监测系统获取海量的数据,故障诊断领域进入了“大数

据时代”<sup>[1]</sup>。现代工业需要能够将故障机理、模型建立、特征提取和分类方法等问题相融合的智能故障诊断技术,深度学习的出现在一定程度上替代传统故障诊断技术满足了故障诊断的要求<sup>[2]</sup>。因此如何在海量的机械大数据中自动

收稿日期:2022-02-14

<sup>\*</sup> 基金项目:国家自然科学基金(51765002,61663017)、云南省科技计划项目(2019FD042)资助

提取有用的特征,并精准的对轴承等零部件进行故障诊断成为当下研究的重要方向<sup>[3,4]</sup>。

深度学习因为处理数据和复杂识别问题能力强的特点受到了学术界和企业越来越多的关注和应用。卷积神经网络(convolution neural network, CNN)是深度学习中最重要模型之一,因其具有强大的特征提取能力被广泛应用在机械故障诊断领域,并取得了诸多进展<sup>[5]</sup>。Zhang 等<sup>[6]</sup>通过批量标准化和小批量训练的方法提高了卷积神经网络在多负载、强噪声环境下对轴承故障的识别能力。李恒等<sup>[7]</sup>提出了基于短时傅里叶变换和 CNN 的故障诊断方法,将特征图作为模型输入实现故障的识别。但是 CNN 也存在局限性:平均池化对区域内每个活性值的权值相等,使得重要特征模糊化;最大池化只保留区域内的活性最大值,抛弃区域内其他神经元活性值,必然丢失大量的信息。因此,如何让降采样层进行有效的特征降维,保留足够特征信息的同时优化模型复杂度是 CNN 模型改进的重要研究点。江泽涛等<sup>[8]</sup>使用参数池化来代替传统的池化过程,通过参数自学习让 CNN 自主选择最优的池化方法,但参数的优化并没有在根本上解决常用池化方式存在的问题。张西宁等<sup>[9]</sup>提出小尺度卷积层来代替最大池化层对图片进行池化的方法,虽然避免了常用池化方式的缺点,在一定程度上提升了模型的识别能力,但常规的卷积操作提高了模型的复杂度,模型计算量大大增加。相比,融合通道卷积和逐点卷积的深度可分离卷积有效减少模型的运算量和参数量,同时利用小卷积核实现池化层的降采样<sup>[10]</sup>。因此,将传统 CNN 模型融合深度可分离小卷积进行改进,实验滚动轴承的智能故障诊断。

在 CNN 模型训练过程中,虽然有部分学者提出直接使用一维振动信号的方法,但一维时间序列信号在特征提出过程中容易出现特征丢失现象<sup>[11]</sup>。轴承振动信号一般混杂有强噪声信号,使得振动信号不能够提取出有效的时

域指标,而时频分析方法采用时间和频率域联合函数对时序信号进行处理,可以得到信号频率随时间变化的细节信息,提取到更多的时频特征,这对提高时频图像识别正确率至关重要<sup>[12-13]</sup>。但是,现有的大多数图像识别方法都是对整张图像进行特征提取,不能区分图像中的突出部分,且背景噪声会产生一定的干扰<sup>[14]</sup>。注意力机制可以通过对模型中不同部分赋予不同权重的关注,并从中抽取更加重要和关键的信息,优化模型的同时提高识别准确率<sup>[15]</sup>。通道注意力与空间注意力结合的卷积注意力模块(convolutional block attention module, CBAM)可以在保持相同网络复杂度的条件下实现轻量级设计<sup>[16]</sup>。为了进一步减少模型训练参数和计算量,采用全局平均池化替代全连接层的,同时该技术还可以降低过拟合的风险<sup>[17]</sup>。

综上,结合深度可分离小卷积核、CBAM 和全局均值池化层代替全连接层结构的优点,提出一种改进的 CNN 滚动轴承故障诊断模型。使用凯斯西储大学(Case Western Reserve University, CWRU)轴承数据集与实验室滚动轴承故障模拟平台数据集,完成了所提方法与其他传统 CNN 模型在模型识别准确率、复杂度以及神经元活性值分布方面的对比分析,系统验证了改进 CNN 模型的准确性与有效性。

## 1 基本理论

### 1.1 卷积神经网络

CNN 通过构建多层神经网络,能够对各种故障状态以及故障信息进行特征提取,同时组合低层特征形成更加抽象的高层表示,得到更加本质的特征,从而有利于分类<sup>[18-19]</sup>。CNN 因其局部链接和权值共享机制,在时间和空间上实现降维采样,减少了训练参数量,有效避免算法过拟合<sup>[20]</sup>。传统的 CNN 模型的基本架构如图 1 所示,包含输入层、卷积层、池化层、全连接层和输出层<sup>[21]</sup>。

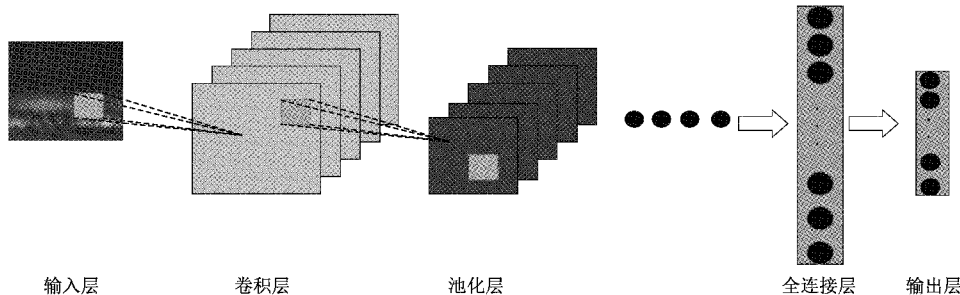


图 1 CNN 基本结构

### 1.2 小尺度卷积核与最大池化比较

为了解决常用池化方法的缺点,采用步长为 2,激活函数为 ReLU 的小尺度卷积层代替最大池化/平均池化对时频图进行降采样的策略。图像经过卷积层前后的输入尺寸与输出尺寸关系用数学公式可表示如下:

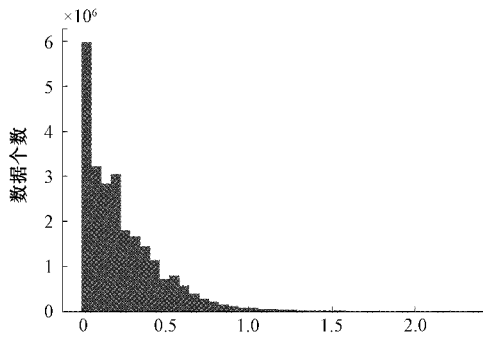
$$N = [(W - F + 2P) / S] + 1 \quad (1)$$

式中:  $N$  为图像输出尺寸;  $W$  为图像输入尺寸;  $F$  为卷积核尺寸;  $P$  是填充数量;  $S$  为卷积核滑动步长。

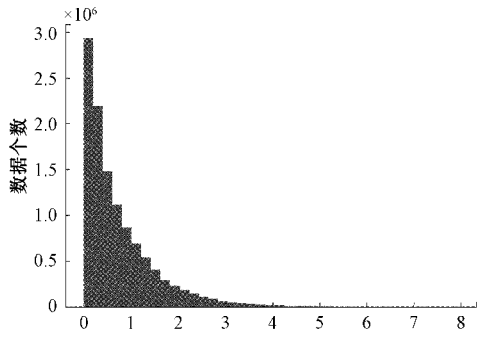
将卷积核的步长设置为 2 且不进行零补时,图像经过这样的卷积层后得到的输出尺寸变为输入尺寸的 1/2,起到和池化层一样的降采样效果。此外,小尺度卷积核池化方式可以使卷积核通过学习,调整自身的权重和挑选有用

的信息。既综合考虑区域内所有神经元的活性值又能按每个神经元的重要程度分配不同的权重,使输出结果中蕴含着更多有用的信息。并且为了减少模型参数和计算量,使用深度可分离卷积核来代替常规卷积核<sup>[22]</sup>。

最大池化和深度可分离小卷积核神经元活性值(神经元活性值大于 0 时才处于激活状态)分布如图 2 和 3 所示。从图 2 和 3 可以看出,经过小尺度卷积后虽然多数神经元活性值仍集中在 0 值附近,但活性值的分布区间更大,对比图 2(a)和图 3(a)在第 1 层小尺度卷积池化层神经元活性值的范围扩展到了[0,12],对比图 2(b)和图 3(b)第 2 层范围扩展到了[0,80]。



(a) 第1层神经元活性值分布



(b) 第2层神经元活性值分布

图 2 最大池化神经元活性值分布

### 1.3 注意力机制 CBAM

CBAM 表示卷积模块的注意力机制模块,是一种结合

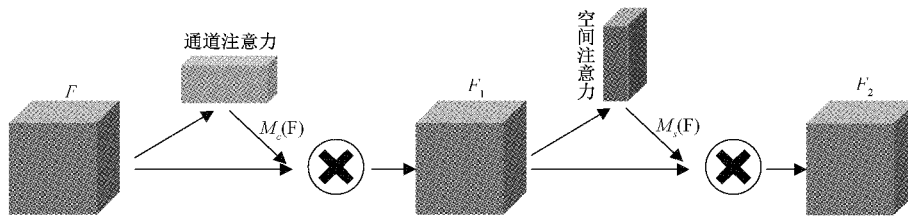
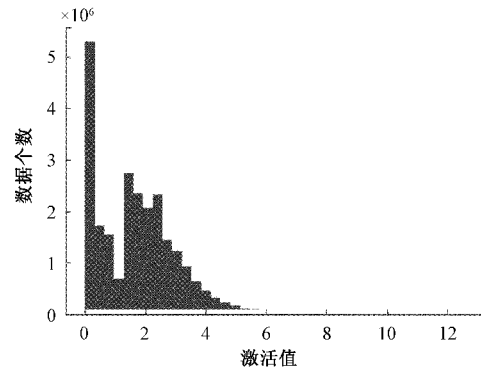
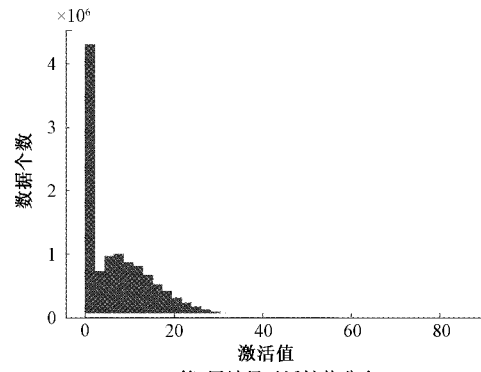


图 4 CBAM 结构

有学者采用了全局均值池化替代全连接层,全局平均池化作用原理如图 5 所示,每一张特征图经过全局平均池化处



(a) 第1层神经元活性值分布



(b) 第2层神经元活性值分布

图 3 小尺度深度可分离卷积活性值分布

了空间和通道的注意力机制模块<sup>[23]</sup>。空间注意力可以让神经网络更加关注图像中对分类起决定作用的像素区域而忽略无关紧要的区域。通道注意力是一种考虑特征图通道之间关系的注意力机制。CBAM 作用公式如式(2)所示,结构如图 4 所示。

$$\begin{aligned} F_1 &= M_c(F) \otimes F \\ F_2 &= M_s(F_1) \otimes F_1 \end{aligned} \quad (2)$$

式中: $F$  为输入特征图, $F_1$  为经过通道注意力加权得到的特征图, $F_2$  为经过空间注意力加权得到的特征图, $M_c(F)$  为通道注意力输出权值, $M_s(F)$  为空间注意力输出权值。

### 1.4 全局平均池化

传统 CNN 最后一层均使用全连接层,但全连接层参数量过大,降低了训练的速度,且很容易过拟合<sup>[24]</sup>。因此

理后输出一个节点,可以精简冗余数据,避免过拟合,同时保持了空间变换的稳定性<sup>[25-26]</sup>。

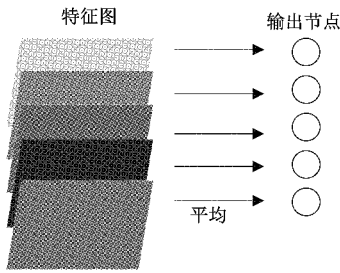


图 5 全局平均池化作用原理

## 2 改进 CNN 模型结构

融合深度可分离小卷积核和 CBAM 的改进 CNN 结构如图 6 所示,主要流程如下。

### 1) 预处理过程

(1)一维振动信号使用重叠采样(512 个数据为一组,重叠步长为 128)进行数据增强,得到 800 个一维数据样本。

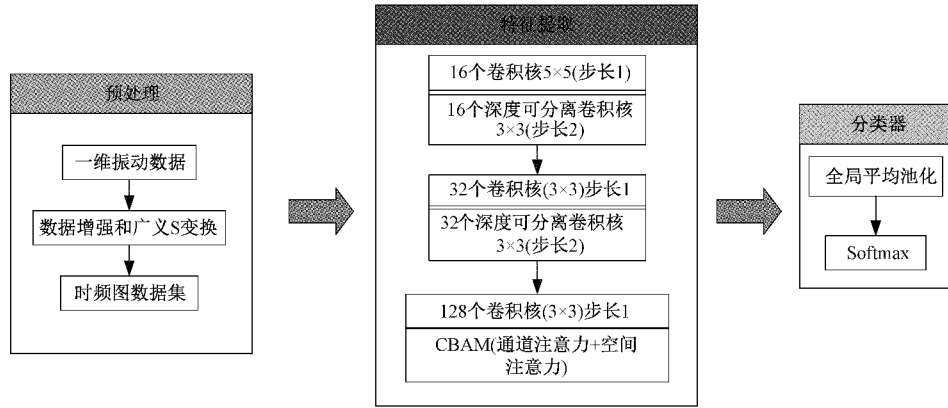


图 6 融合深度可分离小卷积核和 CBAM 的改进 CNN 结构

(2)利用广义 S 变换生成时频图数据集,同时进行同比例压缩,获得改进 CNN 输入时频图集。

### 2) 特征提取

(1)改进 CNN 第 1 层降采样层采用 16 个大小为  $3 \times 3$  的深度可分离卷积核。

(2)改进 CNN 第 2 层降采样层采用 32 个大小为  $3 \times 3$  的深度可分离卷积核。

(3)改进 CNN 第 3 层卷积层后使用 CBAM 对时频图所表征的关键故障信息加强,得到的特征图送入分类器。

### 3) 分类器

(1)改进 CNN 使用全局平均池化层代替全连接层,减少模型参数数量。

(2)得到特征图送入 Softmax 层进行分类识别,模型通过减小损失函数不断优化参数,直到达到设定迭代次数,得到最优 CNN 模型,将测试集送入 CNN 模型得到故障识别结果。

首先,使用 CWRU 轴承平台(如图 7 所示)数据集进行实验验证。实验数据集来源于驱动端轴承,型号为 SKF6205 深沟球轴承,采样频率为 12 kHz,运行负载为 2 HP。实验数据集包含了 4 种运行状态:正常运行、滚动体故障、内圈故障、外圈故障(6 点钟传感器数据),其中每种故障类型包含 3 种不同损伤程度故障,具体故障类型如表 2 所示。



图 7 CWRU 轴承数据实验平台

## 3 实验验证

实验采用 Google 公司的 Tensorflow 深度学习框架,运行环境为 Windows10,设备配置为 Core i5-9300H CPU 和 NVIDIA GTX1650 GPU。模型超参数设置如表 1 所示。

表 1 模型超参数

超参数	优化器	损失函数	训练方式	迭代次数 $M$
选择方式	Adam	分类交叉熵	min-batch, batch_size=48	50

10 种状态利用广义 S 变换转变计算 10 种不同状态下一维轴承数据的时频图,然后同比例压缩为分辨率  $64 \times 64$  的时频图<sup>[27]</sup>,如图 8 所示。从图 8 中可以明显观察到,正常样本的时频能量集中在低频部分,故障样本的时频能量则集中在高频部分;不同类型的广义 S 变换时频图时频能量分布区间也不同。每种状态的时频图生成 800 张,总计 8 000 张时频图,照 3/5、1/5、1/5 的比例随机分为训练集、验证集、测试集。

表2 故障状态分类表

编号	损伤类型	损伤直径/mm
0	Normal	0
1	IR18	0.177 8
2	OR18	0.177 8
3	B18	0.177 8
4	IR36	0.355 6
5	OR36	0.355 6
6	B36	0.355 6
7	IR54	0.533 4
8	OR54	0.533 4
9	B54	0.533 4

注:其中IR表示轴承内圈故障,OR表示轴承外圈故障,B表示滚动体故障,Normal表示无故障样本。

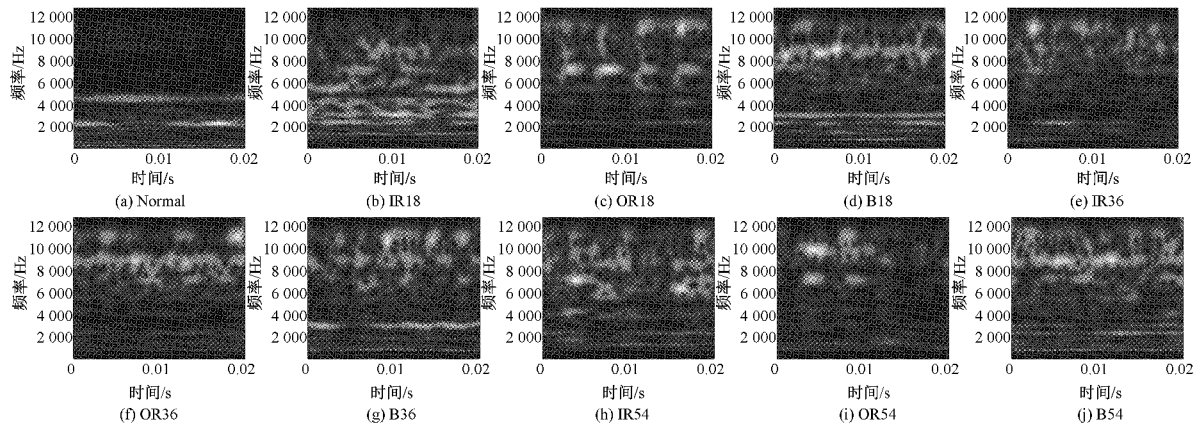


图8 10种不同类型时频图样本

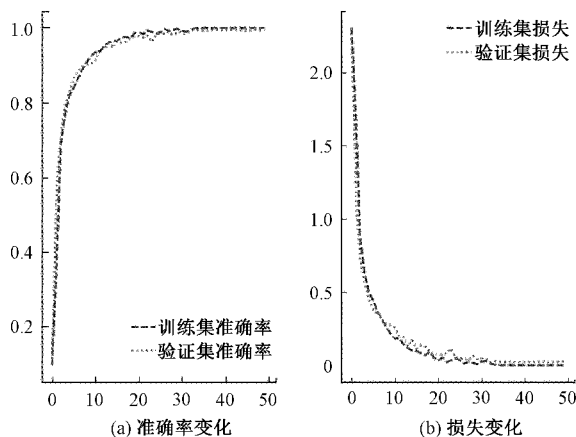


图9 模型准确率及损失随迭代次数变化

对比不同模型结构可以得到不同模块对模型的影响,分析结果如下。

1)对比模型1和2说明全局均值池化替代全连接层,大大减少CNN模型所需要的训练参数,模型2的训练参数数量仅为模型1的7.6%。

改进CNN模型超参数设置:优化器为Adam,损失函数为分类交叉熵,训练方式为小批量,批量大小为48,迭代次数设为50。如图9(a)和(b)所示,从图中可以看出经过50次迭代,模型准确率及损失变化率趋于平缓,模型已达到最优。

对比模型结构及准确率如表3所示。在空间复杂度角度对模型进行分析,得到模型参数数量柱状图,如图10所示。模型1因使用全连接层,训练参数数量最多,达到了569 830;模型2因最大池化操作不需要训练参数,训练参数里最少,仅有43 338;模型5虽然比模型2多4 043个参数,但准确率比其高1.5%。在时间复杂度角度对模型进行分析,得到模型FLOPs柱状图(FLOPs指浮点运算数,即为计算量),如图11所示。模型5的FLOPs最小,且比最大的模型3减少了21.42 M。

2)对比模型2和3说明使用常规小卷积核层替代池化层可以提高准确率,但极大地增加了模型的训练参数和FLOPs大小。

3)对比模型3和4说明深度可分离卷积核相比于常规卷积核,可以极大程度上降低模型的训练参数数量和FLOPs,但准确率有所下降。

4)对比模型4和5说明引入注意力机制可以提高模型的识别准确率,降低部分训练参数数量,并在一定程度上减少了模型的计算量。

综上所述,通过对比其他4种CNN模型,使用深度可分离小卷积核和CBAM的CNN模型(模型5)测试集准确率最高,达到99.81%,且参数数量相对较少,FLOPs相对最低。

为进一步验证所提方法能够实现滚动轴承故障的有效识别,使用自制实验平台完成滚动轴承多种故障类型的实验。自制实验平台由驱动电动机、转轴、液压油缸、测试轴承、传感器等部件组成,结构如图12所示。

实验轴承是深沟球轴承,型号为6205-2RSH,实验中转速为1 797 r/min,采样频率为25.6 kHz,通过液压装置

表 3 模型结构及准确率对比

模型编号	模型结构	准确率/%
模型 1(传统 CNN 模型)	3 层卷积层+3 层最大池化层+全连接层+Softmax	98.81
模型 2(全局均值池化代替全连接层结构的 CNN 模型 <sup>[17]</sup> )	3 层卷积层+3 层最大池化层+全局均值池化+Softmax	98.31
模型 3(小尺度卷积核降采样代替常用池化层结构的模型 CNN <sup>[7]</sup> )	3 层卷积层+3 层常规小卷积核+全局均值池化+Softmax	99.56
模型 4(模型 3+深度可分离卷积代替常规卷积的 CNN 模型)	3 层卷积层+3 层深度可分离小卷积核+全局均值池化+Softmax	98.12
模型 5(本文模型)	3 层卷积层+2 层深度可分离小卷积核+CBAM+全局均值池化+Softmax	99.81

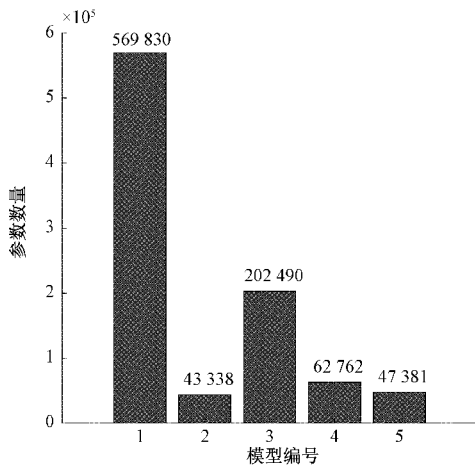


图 10 模型参数数量柱状图

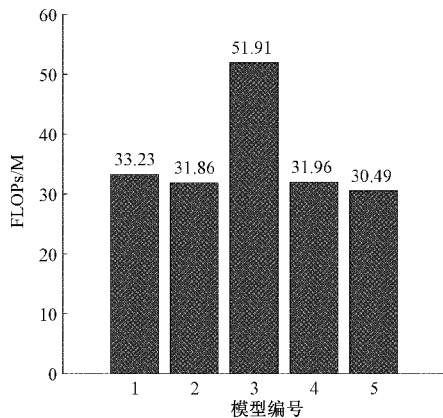


图 11 模型 FLOPs 柱状图

加载径向力为 5 000 N。每组数据采集 20 s,采集间隔为 3 s。故障采用线切割的方法分别在测试轴承不同部分切一个与轴线平行的窄缝,图 13 所示为内圈 0.4 mm 故障滚动轴承实物图。同 CWRU 故障类型,自制实验平台也采集了 10 种故障的数据,详细信息如表 4 所示。

预处理过程同 CWRU 轴承数据集,表 3 所示 5 种模型使用自制实验平台数据的故障识别准确率如表 5 所示,得到了 CWRU 数据一致的结论。

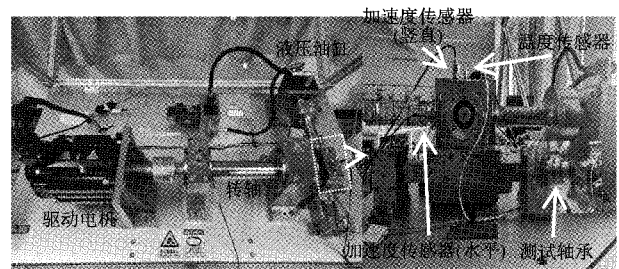


图 12 自制实验平台

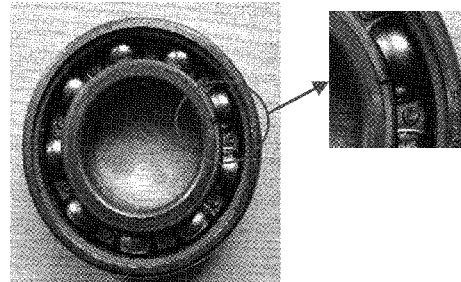


图 13 内圈 0.4 mm 故障滚动轴承

表 4 10 种不同故障类别

编号	损伤类型	类型编号	损伤宽度/mm
0	正常	NC	0
1	内圈	IR0.2	0.2
2	内圈	IR0.4	0.4
3	内圈	IR0.6	0.6
4	外圈	OR0.2	0.2
5	外圈	OR0.4	0.4
6	外圈	OR0.6	0.6
7	滚动体	B0.2	0.2
8	滚动体	B0.4	0.4
9	滚动体	B0.6	0.6

表 5 5 种模型准确率对比

模型编号	模型 1	模型 2	模型 3	模型 4	模型 5
准确率/%	98.87	98.50	99.12	98.00	99.87

为了更清楚地表征模型对各类故障的识别效果,引用混淆矩阵对使用小尺度卷积池化的 CNN 测试集 9 种不同类别的故障和正常样本的预测结果和真实结果进行可视化,结果如图 14 所示。从图 14 可以看出,除了 OR0.2、OR0.6 和 B0.6 三种类别中少量样本识别错误外,大多数样本类别的滚动轴承故障几乎无误的被分到正确的类别中,说明本文提出的使用可分离小尺度卷积池化和 CBAM 的 CNN 模型能够有效识别不同故障的滚动轴承。

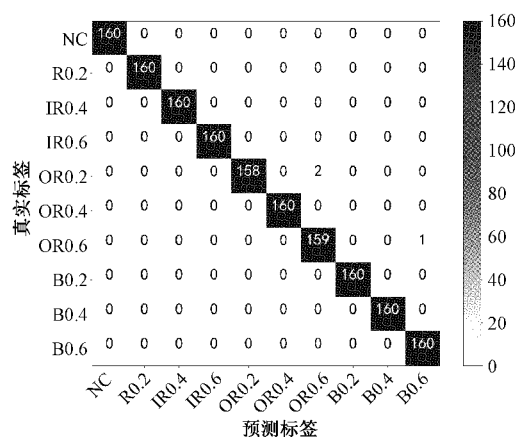


图 14 故障分类结果混淆矩阵

## 4 结 论

为了减小平均池化和最大池化对模型准确率的影响同时降低模型的复杂度,提出一种融合深度分离小卷积核和 CBAM 的改进 CNN 故障诊断模型,完成滚动轴承的故障识别。通过 CWRU 和自制实验平台采集的滚动轴承不同运行状态数据集进行实验,并与不同结构的 CNN 模型进行对比分析,得出如下有益结论。

1) 利用深度可分离小卷积替代传统的平均池化和最大池化,减少了模型训练参数量。扩展了神经元的激活范围,有效提高了模型识别准确率。

2) 引入 CBAM 注意力机制,使 CNN 模型在识别过程中对时频图所表征的故障信息给予更多的关注,提高了模型的识别准确率,同时减小了模型的时间复杂度 FLOPs。

3) 使用全局平均池化代替传统 CNN 模型的全连接层结构,模型的空间复杂度得到大幅度降低,并使用数据增强、自适应可变学习率的 Adam 优化器、小批量训练等深度学习技术,对模型进行优化,实现滚动轴承的故障识别。

研究也发现,模型识别需要大量数据支撑,但在实际过程中往往无法满足,正常状态样本数量则比较充足,而故障样本的数量相对较少。因此,如何优化模型对滚动轴承不均样本进行有效识别是后续研究的重要内容。

## 参考文献

[1] 雷亚国,贾峰,周昕,等. 基于深度学习理论的机械装备大数据健康监测方法[J]. 机械工程学报, 2015,

51(21): 49-56.

- [2] 余萍,曹洁. 深度学习在故障诊断与预测中的应用[J]. 计算机工程与应用, 2020,56(3): 1-18.
- [3] 李云朋,熊柳景,牛刚. 嵌入式轴承故障诊断系统的设计与实现[J]. 国外电子测量技术, 2019,38(11): 147-152.
- [4] 徐存知,熊新. 基于多尺度特征提取与 KPCA 的轴承故障诊断[J]. 电子测量与仪器学报, 2019,33(11): 22-29.
- [5] WAZIRALILAH N F, ABU A, LIM M H, et al. A review on convolutional neural network in bearing fault diagnosis[J]. MATEC Web of Conferences, 2019, 255:06002.
- [6] ZHANG W, LI C, PENG G, et al. A deep convolutional neural network with new training methods for bearing fault diagnosis under noisy environment and different working load [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018,100: 439-453.
- [7] 李恒,张氢,秦仙蓉,等. 基于短时傅里叶变换和卷积神经网络的轴承故障诊断方法[J]. 振动与冲击, 2018,37(19): 124-131.
- [8] 江泽涛,秦嘉奇,张少钦. 参数池化卷积神经网络图像分类方法[J]. 电子学报, 2020,48(9): 1729-1734.
- [9] 张西宁,刘书语,余迪,等. 改进深度卷积神经网络及其在变工况滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 西安交通大学学报, 2021,55(6): 1-8.
- [10] 赵永强,饶元,董世鹏,等. 深度学习目标检测方法综述[J]. 中国图象图形学报, 2020,25(4): 629-654.
- [11] 肖雄,王健翔,张勇军,等. 一种用于轴承故障诊断的二维卷积神经网络优化方法[J]. 中国电机工程学报, 2019,39(15): 4558-4568.
- [12] 唐波,陈慎慎. 基于深度卷积神经网络的轴承故障诊断方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2020,34(3): 88-93.
- [13] 郝国成,冯思权,王巍,等. 基于 NGWarblet-WVD 的高质量时频分析方法[J/OL]. 自动化学报, 2021:1-11 [2021-10-24]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2109.tp.20200423.1127.002.html>.
- [14] 秦姣华,黄家华,向旭宇,等. 基于卷积神经网络和注意力机制的图像检索[J]. 电讯技术, 2021,61(3): 304-310.
- [15] 朱张莉,饶元,吴渊,等. 注意力机制在深度学习中的研究进展[J]. 中文信息学报, 2019,33(6): 1-11.
- [16] WOO S, PARK J, LEE J Y, et al. CBAM: Convolutional block attention module[J]. European Conference on Computer Vision, 2018,11211:3-19.
- [17] ZHANG X P, ZHANG X H. Global learnable pooling with enhancing distinctive feature for image

- classification[J]. IEEE Access, 2020,8:98539-98547.
- [18] HINTON G E, SALAKHUTDINOV R R. Reducing the dimensionality of data with neural networks[J]. Science, 2006,313(5786): 504-507.
- [19] 陈星. 基于卷积神经网络算法的飞机发电机故障诊断研究[J]. 国外电子测量技术, 2020,39(11): 57-60.
- [20] 朱会杰, 王新晴, 芮挺, 等. 基于平移不变 CNN 的机械故障诊断研究[J]. 振动与冲击, 2019, 38(5): 45-52.
- [21] 陈志强, 陈旭东, DE OLIVIRA J V, 等. 深度学习在设备故障预测与健康管理中的应用[J]. 仪器仪表学报, 2019,40(9): 206-226.
- [22] 严佩敏, 唐婉琪. 基于可分离卷积神经网络的文本分类[J]. 电子测量技术, 2020,43(13): 7-12.
- [23] 王美华, 吴振鑫, 周祖光. 基于注意力改进 CBAM 的农作物病虫害细粒度识别研究[J]. 农业机械学报, 2021,52(4): 239-247.
- [24] 宫文峰, 陈辉, 张泽辉, 等. 基于改进卷积神经网络的滚动轴承智能故障诊断研究[J]. 振动工程学报, 2020,33(2): 400-413.
- [25] 周育新, 白宏阳, 李伟, 等. 基于关键帧的轻量化行为识别方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2020,41(7): 196-204.
- [26] 戴激光, 杜阳, 金光, 等. 一种多尺度卷积神经网络道路提取方法[J]. 遥感信息, 2020,35(1): 28-37.
- [27] ZHANG Y, XING K, BAI R, et al. An enhanced convolutional neural network for bearing fault diagnosis based on time-frequency image [J]. Measurement, 2020,157: 107667.

### 作者简介

于洋, 硕士研究生, 主要研究方向为机械故障智能诊断。

E-mail: 1442352393@qq.com

马军(通信作者), 博士, 副教授, 主要研究方向为动态信号处理、混合智能故障诊断与预示、机械状态监测与故障诊断的研究。

E-mail: mjun@kmust.edu.cn