

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

张西宁, 刘书语, 余迪, 雷建庚, 李霖

(西安交通大学机械制造系统工程国家重点实验室, 710049, 西安)

摘要: 为了解决目前常用的最大池化丢失大量信息和平均池化模糊重要特征的问题,提出了一种小尺度卷积核以跳动的方式进行降采样的方法。该方法用步长为2、激活函数为 Rectified Linear Unit(ReLU)的小尺度卷积层代替传统的池化层,既可以使输出图像的尺寸变成输入的一半,实现降采样的功能,又能让小尺度卷积核在训练中自动调整权重挑选有效的特征。与最大池化相比,该方法可有效地提高神经元激活比例并增加神经元活性值的多样性。综合采用提出的池化方法、深度可分离卷积核和全局平均池化层3个策略改进的深度卷积神经网络,在实验室变转速多滚动轴承数据集上进行测试,结果表明,改进后的网络识别正确率达到98.4%,高于作为对比的其他网络,同时还大幅提高了网络的稳定性,减少了40%以上的训练时间。提出的方法可以为科研技术人员在搭建深度卷积神经网络和变工况滚动轴承故障诊断时提供参考。

关键词: 深度卷积神经网络; 轴承故障诊断; 变工况

中图分类号: TH17 **文献标志码:** A

DOI: 10.7652/xjtuxb202106001 **文章编号:** 0253-987X(2021)06-0001-08



OSID 码

Improved Deep Convolutional Neural Network with Applications to Bearing Fault Diagnosis Under Variable Conditions

ZHANG Xining, LIU Shuyu, YU Di, LEI Jiangeng, LI Lin

(State Key Laboratory for Manufacturing Systems Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: The commonly used max pooling only takes the maximum value of neuron activity in the region to bring about loss of a large amount of information, and the average pooling assigns the same weight to the neuron activity values to weaken important features. A novel strategy for down sampling with small-scale convolution kernels is proposed. This strategy replaces the traditional pooling layers with small-scale convolution layers, where the stride of convolution kernels is 2 and the activation function is chosen as Rectified Linear Unit (ReLU), thus the size of the output image only gets half of the input to achieve down sampling and the small-scale kernels can automatically adjust the weight to select effective features during training. Compared with max pooling, the ratio of active neuron and the diversity of neuron activity values are more effectively heightened. The improved deep convolution neural network (DCNN) with the proposed strategy, depth wise separable convolution and global average pooling is tested and compared on a variable-speed and multi-rolling bearings dataset. The results show that the improved DCNN recognition accuracy rate reaches 98.4%, higher than the other competing

收稿日期: 2020-12-02。 作者简介: 张西宁(1965—),男,教授,博士生导师。 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51275379);国家自然科学基金创新研究群体资助项目(51421004)。

网络出版时间: 2021-02-24

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1069.T.20210224.1551.002.html>

networks. Meanwhile, the stability of network is greatly enhanced and training time is shortened by 40%. The proposed strategy for down sampling with small-scale convolution kernels may provide a reference to construction of DCNN and fault diagnosis of rolling bearings under variable conditions.

Keywords: deep convolution neural network; bearing fault diagnosis; variable conditions

随着机械设备状态监测测量规模增大、测点数量的增多,机械设备状态监测和故障诊断进入了“大数据时代”^[1]。传统的基于信号处理的故障诊断方法采用手动提取特征后输入分类模型进行故障识别^[2],过程严重依赖人工经验和先验知识,这在数据规模大、获取速度快的今天显得捉襟见肘。如何从海量的机械大数据中自动提取有用特征,并精准地对轴承等零部件进行故障诊断成为当下研究热点。

深度学习因为处理数据和识别复杂问题能力强^[3-4]受到了学术界和企业越来越多的关注。深度卷积神经网络(DCNN)是深度学习中最重要模型之一,最早在20世纪80年代被提出,兴起于计算机视觉和自然语言处理等领域^[5],如今被广泛应用于机械故障诊断领域。贾京龙等用卷积神经网络对变压器进行诊断并成功识别出故障^[6];张伟等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^[7];向宙等以卷积和池化后的特征为权值对反卷积核进行叠加,把信号逐层重构回原信号空间,通过观察重构信号,解释了卷积神经网络对信号提取的实质^[8]。

深度卷积神经网络通过局部连接、权值共享和池化,不仅具有一定程度的平移不变性,还大大减少了网络的参数数量来避免过拟合^[9]。常用的平均池化和最大池化都存在明显的缺点:平均池化是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的同时必然丢失大量的信息。针对这个问题,本文提出了一种用小尺度卷积核通过跳动的方式对特征进行降采样的方法。从神经元活性值与分布的角度^[10],分析了提出的方法优于两种池化方式的原因,并在实验室变转速多轴承数据集上进行测试,对比了运用所提出池化方法的改进DCNN与其他两种DCNN在收敛速度、识别正确率和稳定性等方面的优势。

1 基础理论

1.1 深度卷积神经网络

深度卷积神经网络是参考生物学中感受野机制

而提出的一种局部连接和权重共享的深度前馈神经网络^[11]。典型深度卷积神经网络的结构如图1所示。卷积层的输入与输出关系的数学表达如下

$$Y = f(W * X + b) \quad (1)$$

式中: $X \in R^{M \times N \times D}$ 和 $Y \in R^{m \times n \times p}$ 分别为网络的输入和输出; $W \in R^{U \times V \times P \times D}$ 为卷积核; b 为标量偏置; $f(\cdot)$ 为非线性激活函数。池化层的作用是降低特征数量从而减少参数的数量,防止深度卷积神经网络过拟合。常用的池化层有最大池化层和平均池化层两种。

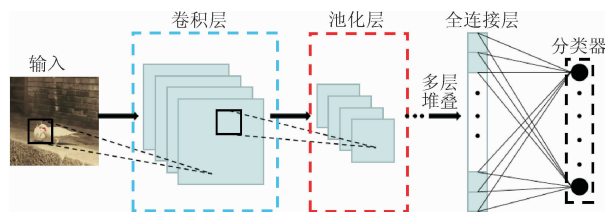


图1 典型深度卷积神经网络的结构

Fig. 1 Typical DCNN structure

深度卷积神经网络通过误差反向传播对参数进行学习,计算卷积层和池化层的梯度后再通过链式求导法可以对整个网络的梯度传播进行计算。

损失函数 L 关于第 l 层的卷积核和偏置的偏导数为

$$\frac{\partial L}{\partial W^{(l,p,d)}} = \frac{\partial L}{\partial Z^{(l,p)}} * X^{(l-1,d)} = \delta^{(l,p)} * X^{(l-1,d)} \quad (2)$$

$$\frac{\partial L}{\partial b^{(l,p)}} = \sum_{i,j} [\delta^{(l,p)}]_{i,j} \quad (3)$$

式中: L 为损失函数; $W^{(l,p,d)}$ 为卷积核; $Z^{(l,p)}$ 为第 l 层的第 p 个没经过非线性激活函数的净活性值; $X^{(l-1,d)}$ 为第 $l-1$ 层的输入; $\delta^{(l,p)}$ 为损失函数关于 $Z^{(l,p)}$ 的偏导数; $b^{(l,p)}$ 为第 l 层的第 p 个偏置。

池化层由于没有权值,只需要计算损失函数关于池化层的输入神经元的导数。在进行最大池化时,正向传播只记录最大活性值所在的位置;反向传播只将梯度传递给记录下的神经元,其余神经元不参与传递。数学表达式如下

$$\frac{\partial L}{\partial p^{l(i,t)}} = \frac{\partial L}{\partial p^{l(i,t)}} \frac{\partial p^{l(i,t)}}{\partial a^{l(i,t)}} = \begin{cases} 0, & t \neq t_m \\ \frac{\partial L}{\partial p^{l(i,t)}}, & t = t_m \end{cases} \quad (4)$$

式中: $a^{l(i,t)}$ 为神经元; t_m 为正向传播时神经元最大活性值所在位置。

1.2 常用池化层的缺点分析

最大池化层是选择每个区域内所有神经元的最大活性值代表这个区域;平均池化层是对每个区域内所有神经元活性值取平均代表这个区域。最大池化和平均池化的数学表达式如下

$$y_k = \max_{i \in R_k} x_i \tag{5}$$

$$y_k = \frac{1}{|R_k|} \sum_{i \in R_k} x_i \tag{6}$$

式中: x_i 是区域 R_k 中每个神经元的活性值。

池化层虽然可以大幅度减少神经元的数量和参数量,但两种池化方式都存在比较明显的缺陷:平均池化是区域内每个活性值的权值相等,虽然综合考虑了区域内所有神经元活性值但会模糊重要的特征,效果通常不如最大池化好;最大池化操作假设越重要的特征活性值越大,因此只保留区域内神经元活性值的最大值,这种过于简单的选择方式,抛弃区域内其他神经元的活性值,必然会导致进行降采样的同时丢失图像大量的信息。

2 网络性能分析与改进

2.1 小尺度卷积池化

为了解决常用池化层的缺点,提出了用步长为 2、激活函数为 ReLU 的小尺度卷积层代替最大池化层,对图片进行池化的策略。图像卷积层前后的输入、输出尺寸关系用数学公式可表示如下

$$N = [(Q - F + 2P)/S] + 1 \tag{7}$$

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

将卷积核的步长设置为 2 并不进行零补时,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一半,起到和池化层一样的降采样效果。此外,这种池化方式可以使卷积核通过学习调整自身的权重,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,同时弥补了最大池化和平均池化的缺点。

小尺度卷积池化示意如图 2 所示。这种改进的池化方式因为含有激活函数增加了整个网络的非线性,提高了深度卷积神经网络的学习与表示能力。卷积操作会给网络引入更多需要学习的参数,对此引入 3 种策略平衡添加卷积操作导致参数大量增加的问题:首先选取引入参数相对较少的 3×3 小尺度

卷积核;其次在最后用来池化的卷积层中使用深度可分离卷积核,对输入的每个通道分别执行空间卷积,然后通过逐点卷积将输出通道混合,需要的参数和计算量都少很多;最后用全局平均池化层代替平铺层和第一个全连接层。

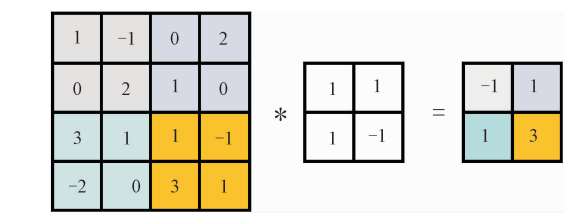


图 2 小尺度卷积核池化示意图
Fig. 2 Schematic diagram of small-scale convolutional pooling

2.2 小尺度卷积池化与最大池化分析与比较

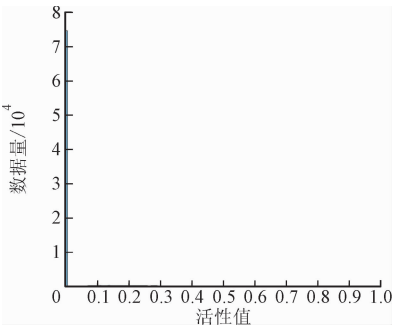
为了分析提出的小尺度卷积池化性能优于最大池化的原因,将实验室中采集的变转速滚动轴承故障信号时频图输入到使用最大池化层的传统 DCNN 中,将网络中最大池化层可视化。经统计,传统 DCNN 每个最大池化层的通道总数与被激活通道的数量如表 1 所示。分析表 1 可以看出,输入传统 DCNN 中的图像在经过最大池化层时许多通道处于未激活的状态。

表 1 传统 DCNN 最大池化层被激活通道数量
Table 1 Number of activated channels in the maxpooling layers of traditional DCNN

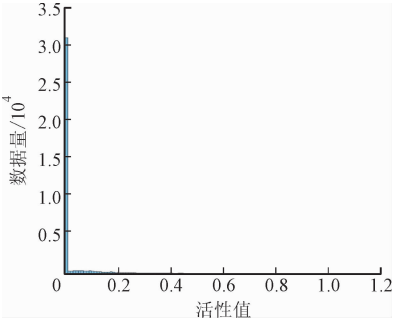
神经元类型	被激活通道数	通道总数
第 1 层	3	16
第 2 层	11	32
第 3 层	31	64
第 4 层	76	128

对图像进行归一化,使像素缩放到 $[0,1]$ 区间,然后输入到传统 DCNN 中统计最大池化层中神经元活性值的分布情况,如图 3 所示,以此分析最大池化层丢失大量信息的原因。从图中可以看出,最大池化层中神经元活性值大多集中在 0 附近,虽然活性值的分布随着网络深度的增加有扩展到 $[0,40]$ 区间的趋势,但分布区间还是较小。把相同的时频图输入到使用小尺度卷积池化的改进 DCNN 中,对用来池化的卷积层进行可视化。统计改进 DCNN 各卷积池化层的总通道数与被激活通道的数量如表 2 所示。

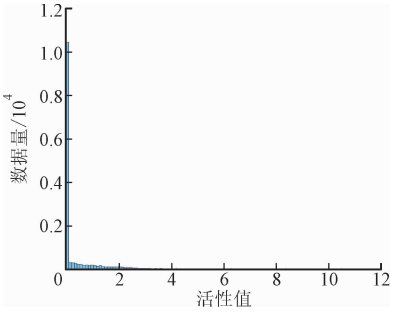
对比表 1 和表 2 的数值可以看出,与传统 DC-



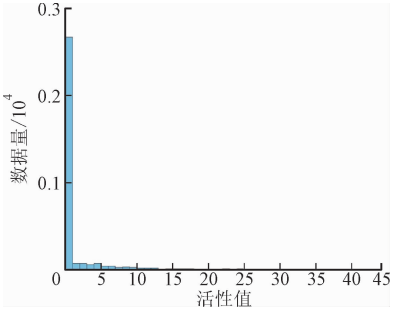
(a)第 1 层



(b)第 2 层



(c)第 3 层



(d)第 4 层

图 3 传统 DCNN 最大池化层神经元活性值分布
Fig. 3 Distribution of activity values of neurons in the maxpooling layers of traditional DCNN

NN 相比,图像经过使用小尺度卷积池化的改进 DCNN 时,每个池化层中更多的通道处于激活状态,说明提出的池化方法更有效率。

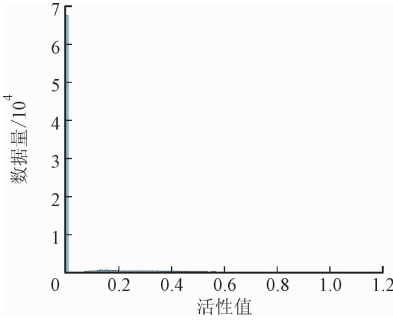
表 2 改进 DCNN 卷积池化层被激活通道数量
Table 2 Number of activated channels in the convolutional pooling layers of improved DCNN

神经元类型	被激活通道数	通道总数
第 1 层	3	16
第 2 层	18	32
第 3 层	45	64
第 4 层	127	128

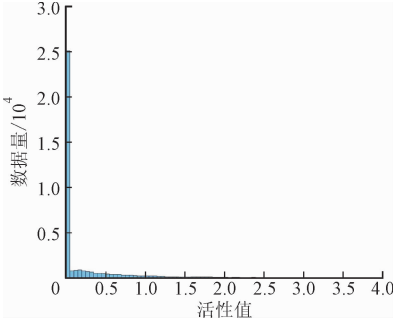
按照图 3 相同的方式,统计改进 DCNN 中卷积池化层神经元活性值的分布情况如图 4 所示。虽然多数神经元活性值仍集中在 0 附近,但活性值的分布区间更大,在第 4 层小尺度卷积池化层中,神经元活性值的范围扩展到了 $[0,120]$ 。结合所用激活函数 ReLU 的图像可知,神经元活性值大于 0 时才处于激活状态。为证明提出的池化方法比最大池化在保留信息的数量与多样性上都存在优势,计算了两层激活的神经元占神经元总数的比例和神经元活性值的信息熵,计算结果如表 3、表 4 所示。计算信息熵的公式如下所示

$$H=-\sum_{i=1}^n P(x_i)\log_2 P(x_i) \tag{8}$$

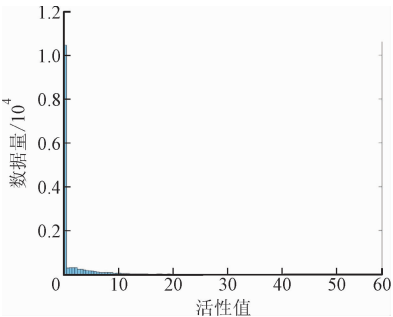
式中: $P(x_i)$ 为激活值 x_i 的出现概率; n 为不同激活值的数量。



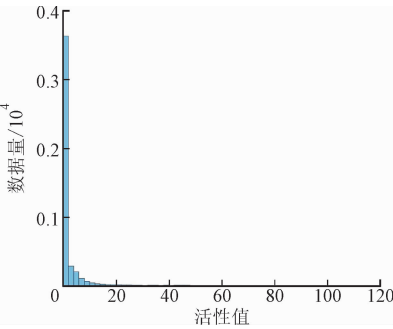
(a)第 1 层



(b)第 2 层



(c)第3层



(d)第4层

图 4 改进 DCNN 小尺度卷积池化层神经元活性值分布
Fig. 4 Distribution of activity values of neurons in the conv-
olutional pooling layers of improved DCNN

表 3 两种池化方式神经元激活比例

Table 3 Activation ratio of neurons in two pooling methods

池化类型	激活比例/%	
	小尺度卷积池化	最大池化
第 1 层	18.75	12.52
第 2 层	34.26	21.85
第 3 层	29.67	29.34
第 4 层	31.84	19.31

表 4 两种池化方式神经元活性值的信息熵

Table 4 Shannon entropy of the activity values of neurons in
two pooling methods

池化类型	H/bit	
	小尺度卷积池化	最大池化
第 1 层	1.97	1.36
第 2 层	3.80	2.16
第 3 层	4.09	3.58
第 4 层	4.07	2.46

分析表 3、表 4 可以得知,每个小尺度卷积池化层被激活的神经元比例都比相应的最大池化层要高,而且神经元活性值的信息熵都有所增大。这种

神经元活性值分布的多样性必然会蕴含着更丰富的信息,一定程度上解决了最大池化时丢失大量信息的缺点,有助于网络更全面的学习与表示。

3 改进 DCNN 变工况轴承故障诊断

为了验证提出的改进深度卷积神经网络的性能,在实验室采集了比较复杂的变转速滚动轴承故障信号。变转速下滚动轴承振动信号经常会发生调频、调幅和调相等现象^[12],时域信号很难全面地反映信号中蕴含的复杂信息。时频分析可以把一维时域信号映射到二维时频平面上,全面反映出了变转速下采集到的非平稳信号时频联合特征。把采集的时域信号通过时频变换得到的时频图作为输入,通过深度卷积神经网络逐层进行特征提取与学习,可实现网络对变转速下轴承故障信号的识别与分类^[13]。

如图 6 所示,实验室中的轴承实验台由直流电机、轴承安装座、加速度传感器、电涡流传感器、预紧装置、径向加载装置和数据采集卡 UA300 构成。加速度传感器灵敏度为 $8.8\text{ pC}/(\text{m}\cdot\text{s}^{-2})$,频率测量范围是 $0.27\sim10\text{ kHz}$;电涡流传感器灵敏度为 $8\times10^{-3}\text{ V}/\mu\text{m}$ 。



图 5 轴承故障实验台实物图

Fig. 5 Picture of bearing experiment platform

3.1 实验室变转速数据集构成

实验中待测轴承为 6308 深沟球轴承,分为滚动体故障(B)、保持架故障(C)、内圈故障(I)、外圈故障(O)和正常(ZC)5 种类别,每种类别包含 4 个轴承。实验过程中,手动调节直流电机的转速在 $200\sim2\,400\text{ r/min}$ 之间不均匀变化,径向加载 7.7 kg 的重物。每个类别的 4 个轴承各采 2 组信号,采样频率为 $10\,240\text{ Hz}$,采样时间为 20 s ,一共得到 40 组长度为 $204\,800$ 个点的信号。采集的 40 组信号中既包含升速过程也包含降速过程,通过相应的键向信号可以计算出轴承转速变化信息。由于深度学习需要大量的样本对网络进行训练,将 40 组信号分别从

第 1 个点开始取连续的4 096个点作为一个样本,并且每隔2 048个点开始取下一个样本,样本的截取过程如图 6 所示。

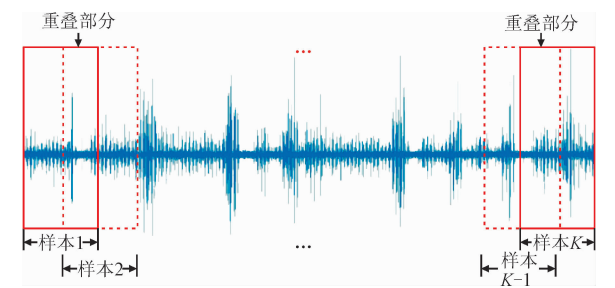


图 6 截取时域信号示意图
Fig. 6 Schematic diagram of samples collection

每种类别获取了 784 个数据样本,总计3 920个数据样本。将数据样本分为训练集、验证集和测试集 3 个部分,其中数据样本数量分别为 3 420、250、250。将数据样本进行连续小波变换,得到数据样本的时频图,不同小波基连续小波变换得到的时频图对于故障诊断结果存在一定的影响。根据文献[13-14]和实验结果对不同小波基连续小波变换进行对比,最终选择效果更佳的 morlet 小波基连续小波变换。保存时频图作为训练和测试深度卷积神经网络性能的数据集,数据集的组成情况如表 5 所示。

表 5 实验室变转速数据集组成

Table 5 Composition of variable speed datasets from laboratory			
数据集	载荷/kg	类别	时频图数量
训练集	7.7	B,C,I,O,ZC	3 420
验证集	7.7	B,C,I,O,ZC	250
测试集	7.7	B,C,I,O,ZC	250

3.2 改进 DCNN 对变转速滚动轴承的故障诊断

将训练集的时频图像素归一化到区间[0,1]内,以输入 150×150 的初始尺寸搭建的改进 DCNN 进行训练,每经过一轮训练后用验证集来验证网络是否发生过拟合,待网络训练完成后将测试集输入网络中进行诊断和分类。实验使用的编程语言为 Python 3.7.4,程序运行的环境为 TensorFlow,使用计算机配置为 Core i5-9500 CPU @ 3.00 GHz。改进 DCNN 的结构和详细参数如图 7 所示。

网络第 1 层使用较大尺寸的卷积核可以提取时频图中较大视野的整体特征信息^[7],后面的几层采用小卷积核可以提取时频图中较小的局部特征信息,也可以减少网络中需要训练的参数。为了减少

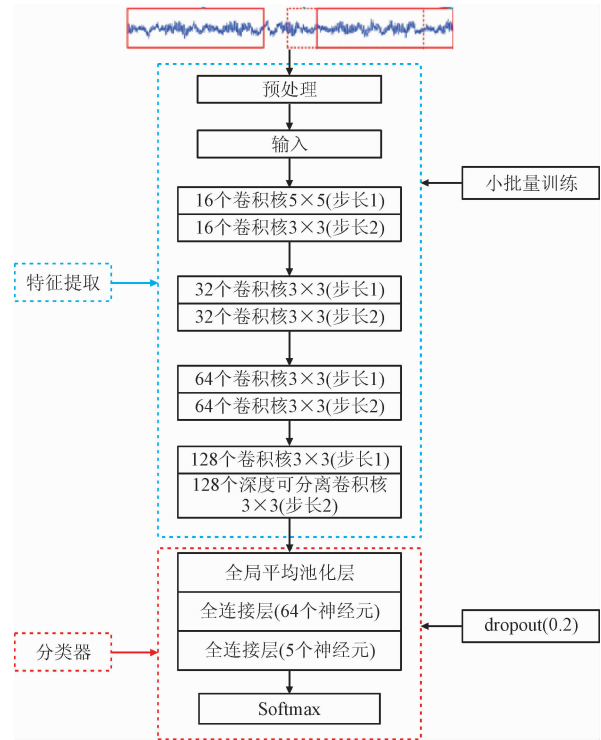


图 7 改进 DCNN 结构和详细参数
Fig. 7 Improved DCNN structure and detailed parameters

网络中的过拟合现象,在训练网络时使用了小批量训练^[7]和 dropout 技巧^[15]。此外网络采用了分类交叉熵损失函数,并选择 Adam^[16]优化算法更新权值直到损失函数最小。将实验室变转速滚动轴承故障数据集分别输入没有改进的典型 DCNN(DCNN-1)、使用最大池化的改进 DCNN(DCNN-2)和使用小尺度卷积池化的改进 DCNN(DCNN-3)。其中,DCNN-3 的结构和详细参数和图 7 一致;DCNN-2 是将 DCNN-3 所有小尺度卷积池化层改回传统的最大池化层,其余结构和参数完全一致;DCNN-1 没有使用任何改进策略,是一个网络深度和参数与前面两个模型完全一致的典型 DCNN 模型。设置迭代次数为 40 进行 20 次实验,计算出 3 种网络测试集分类精度平均值和标准差如表 6 所示,各次实验测试集分类正确率变化曲线如图 8 所示。

表 6 测试集分类正确率的平均值与标准差

Table 6 Mean and standard deviation of the recognition accuracy rates of the test set		
DCNN 类型	正确率平均值/%	正确率标准差
DCNN-1	85.7	0.016 2
DCNN-2	93.4	0.014 5
DCNN-3	98.4	0.005 3

结合表 6 与图 8,对比 DCNN-1 和 DCNN-2 的结果可知,用全局平均池化层代替平铺层和第 1 个全连接层对 DCNN 进行改进后,网络的分类正确率从 85.7% 提升至 93.4%,说明用全局平均池化代替平铺层和第 1 个全连接层改进的 DCNN-2 比典型 DCNN-1 具有更强的泛化能力,但网络的分类正确率和稳定性仍不够高。对比 DCNN-2 和 DCNN-3 的结果可知,在 DCNN-2 基础上使用小尺度卷积池化进行改进的 DCNN-3 将网络的分类正确率提升到了 98.4%,标准差减小了 63.4%,说明提出的池化方法使网络的性能和稳定性都进一步的提高。此外 DCNN-2 在第 30 次迭代时才开始收敛,而 DCNN-3 在第 18 次迭代时达到最大值并保持平稳。由于收敛速度快,DCNN-3 的训练时间比 DCNN-2 减少了 40% 以上。为了定量验证使用小尺度卷积池化的 DCNN-3 比使用传统最大池化的 DCNN-2 提取特征的效果更好,计算网络最后一层的输出特征类间距和类内距,结果如表 7 所示。类间距和类内距计算式如下

$$\bar{D}^2 = \sum_{i=1}^n \text{tr}(C_i)$$

(9)

$$\bar{D}_b^2 = \sum_{i=1}^n P(\omega_i) \| M_i - M_0 \|^2$$

(10)

式中: C_i 为第 i 类样本的协方差矩阵; n 为样本类别的数量; tr 为矩阵的迹; $P(\omega_i)$ 为 i 类样本的数量占

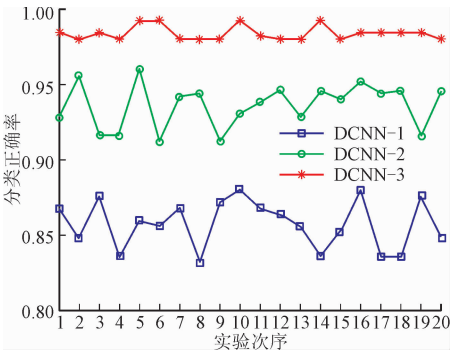


图 8 3 种网络测试集分类正确率对比

Fig. 8 Comparison of recognition accuracy rates of 3 networks on the test set

表 7 DCNN-2 和 DCNN-3 输出特征类间距和类内距

Table 7 Intra-class distance and inter-class distance of output features of DCNN-2 and DCNN-3

DCNN 类型	类间距	类内距
DCNN-2	0.723 2	0.241 3
DCNN-3	0.764 1	0.125 1

总体样本数量的比例; M_i 和 M_0 为第 i 类样本矩阵的均值和总体样本矩阵的均值。

从计算结果看出,使用小尺度卷积池化的 DCNN-3 提取的特征类间距比传统最大池化的 DCNN-2 大,类内距比 DCNN-2 小,再一次说明了使用小尺度卷积池化的 DCNN-3 性能更佳。

将使用小尺度卷积池化的 DCNN-3 对测试集故障分类结果表示成标准混淆矩阵,如图 9 所示。可以看出,5 种类别的滚动轴承几乎无误地被分到正确的类别中,分类精度最低的内圈故障滚动轴承也能达到 98%,说明本文提出的小尺度卷积池化 DCNN-3 在变转速滚动轴承故障被诊断中基本满足工程需求。

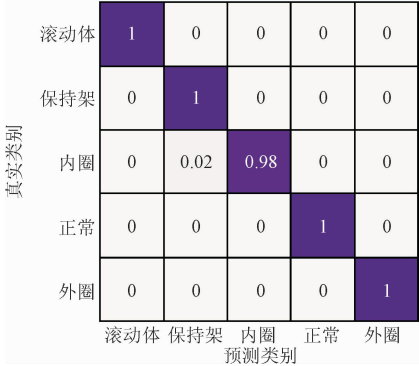


图 9 故障分类结果标准混淆矩阵

Fig. 9 Standard confusion matrix of fault classification results

4 结 论

为了解决两种常用池化方式的缺点,本文提出了一种用步长为 2 的小尺度卷积层代替常用池化层进行降采样的改进 DCNN。运用改进 DCNN 和其他深度卷积神经网络在实验室变转速多轴承数据集上进行测试,得出结论如下。

(1)本文提出的方法相比最大池化有更多神经元处于激活状态,并且扩展了神经元活性值的区间。最后一个池化层神经元活性值的熵从 2.46 bit 提高到 4.07 bit,增加了神经元活性值的多样性,完善了最大池化和平均池化的缺点。

(2)在变转速多轴承数据集上分别对使用了小尺度卷积池化的改进 DCNN 和其他深度卷积神经网络进行测试,结果表明,提出的改进 DCNN 不仅拥有更高的故障识别精度和稳定性,还将训练网络所用时间减少了 40% 以上。

(3)由提出的改进 DCNN 在测试集进行故障诊

断的标准混淆矩阵观察到,5类滚动轴承均分到了正确的类别,说明提出的改进DCNN在变转速滚动轴承的故障诊断中基本满足工程需求。

参考文献:

- [1] 李国杰,程学旗. 大数据研究:未来科技及经济社会发展的重大战略领域:大数据的研究现状与科学思考[J]. 中国科学院院刊,2012,27(6):647-657.
LI Guojie, CHENG Xueqi. Research of big data: an important strategic field of future technology and economic and social development: research status and scientific thinking of big data[J]. Bulletin of the Chinese Academy of Sciences, 2012, 27(6): 647-657.
- [2] 雷亚国,贾峰,孔德同,等. 大数据下机械智能故障诊断的机遇与挑战[J]. 机械工程学报,2018,54(5):94-104.
LEI Yaguo, JIA Feng, KONG Detong, et al. Opportunities and challenges of machinery intelligent fault diagnosis in big data era[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2018, 54(5): 94-104.
- [3] ZHANG Qingchen, YANG L T, CHEN Zhikui. Deep computation model for unsupervised feature learning in big data[J]. IEEE Transactions on Services Computing, 2016, 9(1): 161-171.
- [4] 任浩,屈剑锋,柴毅,等. 深度学习在故障诊断领域中的研究现状与挑战[J]. 控制与决策,2017,32(8):1345-1358.
REN Hao, QU Jianfeng, CHAI Yi, et al. Deep learning for fault diagnosis: the state of the art and challenge[J]. Control and Decision, 2017, 32(8): 1345-1358.
- [5] 邱锡鹏. 神经网络与深度学习[M]. 北京:机械工业出版社,2020:11-12.
- [6] 贾京龙,余涛,吴子杰,等. 基于卷积神经网络的变压器故障诊断方法[J]. 电测与仪表,2017,54(13):62-67.
JIA Jinglong, YU Tao, WU Zijie, et al. Fault diagnosis method of transformer based on convolutional neural network[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2017, 54(13): 62-67.
- [7] ZHANG Wei, LI Chuanhao, PENG Gaoliang, 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.
- [8] 张西宁,向宙,唐春华. 一种深度卷积自编码网络及其在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 西安交通大学学报,2018,52(7):1-8,59.
ZHANG Xining, XIANG Zhou, TANG Chunhua. A deep convolutional auto-encoding neural network and its application in bearing fault diagnosis[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2018, 52(7): 1-8, 59.
- [9] 李彦冬,郝宗波,雷航. 卷积神经网络研究综述[J]. 计算机应用,2016,36(9):2508-2515,2565.
LI Yandong, HAO Zongbo, LEI Hang. Survey of convolutional neural network[J]. Journal of Computer Applications, 2016, 36(9): 2508-2515, 2565.
- [10] 张西宁,向宙,夏心锐,等. 堆叠自编码网络性能优化及其在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 西安交通大学学报,2018,52(10):49-56,87.
ZHANG Xining, XIANG Zhou, XIA Xinrui, et al. Optimization of stacking auto-encoder with applications in bearing fault diagnosis[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2018, 52(10): 49-56, 87.
- [11] HUBEL D H, WIESEL T N. Receptive fields, binocular interaction and functional architecture in the cat's visual cortex[J]. The Journal of Physiology, 1962, 160: 106-154.
- [12] XIANG Zhou, ZHANG Xining, ZHANG Wenwen, et al. Fault diagnosis of rolling bearing under fluctuating speed and variable load based on TCO spectrum and stacking auto-encoder[J]. Measurement, 2019, 138: 162-174.
- [13] 曾雪琼,黎杰. 基于卷积神经网络的时频图像识别研究[J]. 机械与电子,2016,34(5):25-29.
ZENG Xueqiong, LI Jie. Time-frequency image recognition based on convolutional neural network[J]. Machinery & Electronics, 2016, 34(5): 25-29.
- [15] 袁建虎,韩涛,唐建,等. 基于小波时频图和CNN的滚动轴承智能故障诊断方法[J]. 机械设计与研究,2017,33(2):93-97.
YUAN Jianhu, HAN Tao, TANG Jian, et al. An approach to intelligent fault diagnosis of rolling bearing using wavelet time-frequency representations and CNN[J]. Machine Design & Research, 2017, 33(2): 93-97.
- [16] HINTON G E, SRIVASTAVA N, KRIZHEVSKY A, et al. Improving neural networks by preventing co-adaptation of feature detectors[J]. Computer Science, 2012, 3(4): 212-223.
- [17] KINGMA D P, BA J L. Adam: a method for stochastic optimization [EB/OL]. [2020-11-07]. <http://arxiv.org/abs/1412.6980.pdf>.

(编辑 杜秀杰)