

卷积神经网络和峭度在轴承故障诊断中的应用

李俊, 刘永葆, 余又红

(海军工程大学 动力工程学院, 武汉 430032)

摘 要: 针对传统智能诊断方法依靠专家知识和人工提取数据特征工作量大的问题,结合深度学习方法在特征提取和处理大数据方面的优势,研究了一种基于卷积神经网络和振动信号峭度指标的滚动轴承故障诊断方法。该方法将深度学习应用于轴承故障诊断,提取滚动轴承正常状态、内圈故障、外圈故障和滚动体故障4种状态的振动信号,将振动信号分段处理得到峭度指标,使用数据到图像的转换方法将峭度指标转换为灰度图,送入卷积神经网络模型完成故障分类。在进行滚动轴承故障诊断的实验时,所提的模型诊断准确率达到99.5%,高于传统支持向量机(SVM)算法的95.8%。

关 键 词: 深度学习; 滚动轴承; 故障诊断; 卷积神经网络; 峭度

中图分类号: V232.2

文献标志码: A

Application of convolutional neural network and kurtosis in fault diagnosis of rolling bearing

LI Jun, LIU Yongbao, YU Youhong

(College of Power Engineering,

Naval University of Engineering, Wuhan 430032, China)

Abstract: Traditional intelligent diagnosis method relying much on expert knowledge and manual extraction data features takes a lot of work. Based on the advantages of deep learning in feature extraction and processing of big data, a method of rolling bearing fault diagnosis based on convolution neural network and kurtosis was studied. This method was used to analyse four kinds of vibration signal of the normal state, the inner race fault, the outer race fault and the ball fault. The vibration signal was processed in segments to obtain kurtosis, which was converted into gray images by data-to-image method. Finally, these were fed into convolution neural network model to complete rolling bearing fault classification. In the case of rolling bearing fault diagnosis, the improved model had a diagnostic accuracy of 99.5%, which was higher than 95.8% of the traditional support vector machine (SVM) algorithm.

Key words: deep learning; rolling bearing; fault diagnosis; convolution neural network; kurtosis

收稿日期:2019-05-24

基金项目:海军工程大学自然科学自主立项项目(425317K004,425317K137)

作者简介:李俊(1984—),男,博士生,主要从事机械设备故障诊断研究。

通信作者:刘永葆(1967—),男,教授,博士,主要从事燃气轮机状态监控与故障诊断研究。E-mail:yongbaoliu@aliyun.com

引用格式:李俊,刘永葆,余又红.卷积神经网络和峭度在轴承故障诊断中的应用[J].航空动力学报,2019,34(11):2423-2431. LI Jun, LIU Yongbao, YU Youhong. Application of convolutional neural network and kurtosis in fault diagnosis of rolling bearing[J]. Journal of Aerospace Power, 2019, 34(11): 2423-2431.

滚动轴承是应用非常广泛的重要装备基础零部件和机械通用原件,在装备制造业中不可或缺,它直接决定着重大装备和主机产品的性能、质量和可靠性,被誉为“工业的关节”。但同时,由于其往往处于恶劣的工作环境中,且具有运行速度高、结构复杂和容易发生故障的特点,滚动轴承也是旋转机械易损部件之一。据统计,旋转机械的故障有 70%^[1]以上是 与 轴 承 故 障 相 关,且 轴 承 一 旦 发 生 故 障,将 会 引 发 系 列 连 锁 故 障,严 重 的 将 直 接 影 响 着 整 个 设 备 的 运 行 安 全^[2]。因此,滚动轴承的状态监测和故障诊断具有十分重要的意义,其一直是机械故障诊断中重点发展的方向之一^[3-4]。

伴随着人工智能(artificial intelligence, AI)的快速发展,机器学习方法在滚动轴承的状态监测和故障诊断中得到了非常广泛的应用^[5]。但是,传统的智能故障诊断方法存在需要进行人工选择特征和需要大量的标签数据进行训练的问题,为了解决故障诊断中存在的这些难题,兴起的深度学习方法逐渐被人们应用到故障诊断领域中。2006 年,由 Hinton 等^[6]提出了利用自编码器(autoencoder)来降低数据的维度,并提出用预训练的方式快速训练深度置信网络,来抑制梯度消失问题。以此为标志,深度学习作为一种兴起的模式识别领域的方法,在图像识别、语音识别以及自然语言处理等方面取得了突破进展。同时,由于深度学习的多层次结构,可以从大量数据中提取深层次关系,在轴承故障诊断领域也得到了较大的关注与应用。Guo 等^[7]提出了一种利用卷积神经网络对滚动轴承振动信号的连续小波变换尺度图进行直接分类的诊断方法。Xie 等^[8]提出了一种自适应深度置信网络模型实现端到端的故障诊断,用于从旋转机械中提取深层代表特征,识别轴承故障类型和故障程度。Shao 等^[9]提出了

一种卷积深度置信网络(convolutional deep belief network)用于电力机车的轴承故障诊断。

在滚动轴承发生故障时,振动信号中的许多统计特征参数都会随故障的性质及大小发生变化,这可以作为故障诊断的依据。其中,峭度值作为无量纲指标,适用于表面损伤类的故障诊断,该指标对信号的冲击故障十分敏感^[10],同时其为无量纲参数,因而该值与滚动轴承的转速、尺寸以及负载都没有关系,非常利于对信号的数理统计。结合上述,本文提出一种基于卷积神经网络(convolution neural network, CNN)和振动信号峭度指标的滚动轴承故障智能诊断方法,将深度学习方法用于轴承故障诊断,为了验证该方法的有效性,利用具有不同故障类型的滚动轴承进行测试,在取得大量振动信号数据后应用所提方法进行故障分类,实验结果表明效果良好。

1 典型的卷积神经网络结构

卷积神经网络属于典型的前馈神经网络,适合处理空间数据,其设计思想受到了视觉神经科学的启发,主要由卷积层(convolutional layer)和池化层(pooling layer)组成,通过对输入数据进行逐层卷积和池化,层层提取蕴含在输入数据中的拓扑结构特征^[11]。

一个典型的 CNN 网络如图 1 所示^[12-13],其包含输入层、卷积层、池化层、全连接层和输出层。输入层的数字图像像素大小为 32×32 ,经过第一层卷积层,其中卷积核大小为 3×3 ,个数为 16,得到 16 个像素大小为 32×32 的图片,经过最大池化缩减采样,得到 16 个像素大小为 16×16 的图像,再卷积再池化,最后组成 32 个像素大小为 8×8 的图像;建立平坦层,将所得到的图像转换为一维的向量,分别对应 2 048 个神经元;接下来建

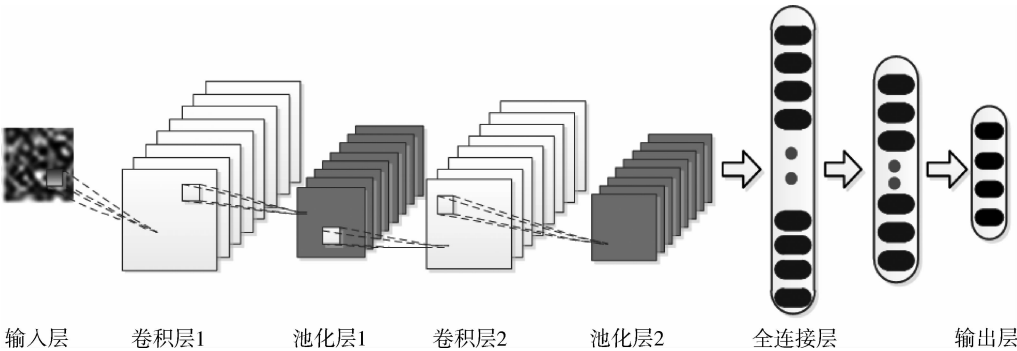


图 1 卷积神经网络的典型结构

Fig. 1 Typical structure of convolutional neural networks

立隐藏层和输出层,输出层有 4 个神经元,分别表示 4 种类别。其中,为了减轻模型过度拟合的情况,在模型中加入了 Dropout 层^[14],通过在训练过程中随机地忽略一定比例神经元的响应,减轻了过拟合现象,有效地提高了模型的泛化性能。

2 故障诊断方法

本节介绍了基于卷积神经网络和振动信号峭度指标的滚动轴承故障智能诊断方法。首先,介绍了振动信号中的峭度准则。然后,为了处理原始信号,使用了一种从数据到图像的转换方法。最后,说明了卷积神经网络模型的训练过程。

2.1 峭度准则

峭度(kurtosis)对冲击信号敏感,被用来度量机械故障的剧烈程度,评价轴承、齿轮等振动冲击成分的强弱。其数学表达式为

$$K = \frac{E(x - \mu)^4}{\sigma^4} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\frac{x_i - \mu}{\sigma} \right)^4 \quad (1)$$

其中 K 为信号 x 的峭度指标; N 为信号 x 的长度; μ 为信号 x 的均值; σ 为信号 x 的标准差。可以看出峭度实质是归一化的 4 阶中心矩,对奇异信号敏感,该值与滚动轴承的转速、尺寸以及负载都没有关系,有利于对信号的数理统计^[15]。

2.2 数据到图像的转换方法

在数据驱动的故障诊断方法中,数据的预处理至关重要,其主要功能就是从大量历史数据中提取原始信号的特征。而这些特征将对最终故障诊断结果有很大的影响。在本文中,使用了一种有效的数据预处理方法。数据样本 x_i ,其中 i 表示样本点个数,按照式(2)进行处理,使得数据范围变换到 $[0,255]$ 之间。

$$P(m,n) = \text{round} \left(\frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \times 255 \right) \quad (2)$$

式中 $P(m,n)$, $m=1,\cdots,j;n=1,\cdots,j$ 表示灰度图像的像素,函数 $\text{round}(\cdot)$ 是四舍五入函数, x_i 表示第 i 个样本, $x_{\min}$ 表示样本最小值, $x_{\max}$ 表示样本最大值。这种数据处理方法的优点是它提供了一种探索信号的二维特征表示方法,可以在没有任何预定义参数的情况下进行计算,不需要人工进行干预,也无须专家经验知识。

2.3 本文方法

本文所提出的方法是,首先测得不同故障种类滚动轴承运行过程中的振动信号,并将振动信号分段处理后得到峭度指标,然后使用数据到图

像的转换方法,将峭度指标转换为灰度图,最后送入卷积神经网络模型完成故障分类。构建的网络结构如图 2 所示,包括 4 个部分:数据输入层、特征提取层、全连接层以及输出层。数据输入层的作用是将原始振动信号进行分段预处理,并提取峭度指标。特征提取层包括多次的卷积和池化操作,实现对数据的特征提取,得到多个特征矢量。全连接层的作用是完成数据的“展平”,连接所有的特征矢量。输出层利用定义的分类器完成目标输出类别的分类。

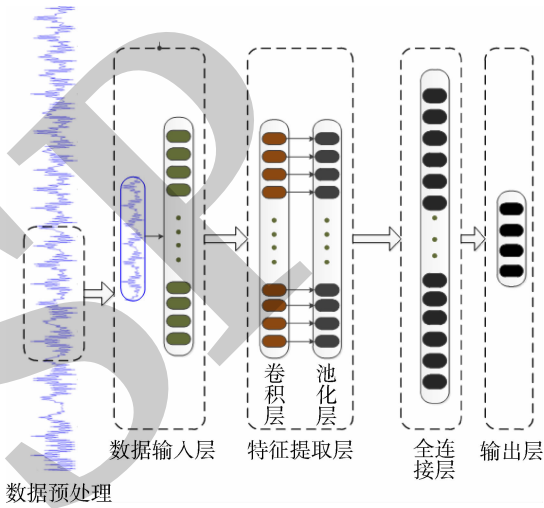


图 2 构建的卷积神经网络结构
Fig. 2 Convolutional neural network structure

3 工程实验

使用 SpectraQuest 公司的机械故障综合模拟实验台进行滚动轴承机械故障诊断实验,如图 3 所示。该实验台主要由滚动轴承、可拆卸轴承座、电动机以及调速转置等部分组成。

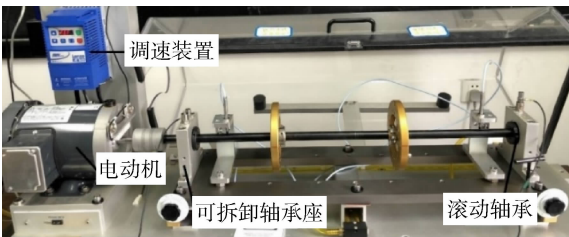


图 3 机械故障综合模拟实验台
Fig. 3 Mechanical fault comprehensive simulation experiment bench

实验是在实验台所配套的 ER-16K 系列轴承上进行的,滚珠个数为 9 个,如图 4 所示。该系列轴承分别在内圈、外圈和滚动体上利用电火花预

制了点蚀故障。滚动轴承的转速通过电动机在实验现场按照需要进行调节,实验中使用安装在轴承座上方的压电式加速度传感器来拾取滚动轴承的振动信号,采样频率为 12 kHz,分别在转速为 1800、2400 r/min 及 2900 r/min 三种工况下,经过放大、滤波后,通过数据采集系统进行信号采集。



图 4 配套的 ER-16K 系列轴承
Fig. 4 ER-16K series bearings

3.1 不同工况下振动信号峭度变化趋势

取得转速为 1 800、2 400 r/min 以及 2900 r/min 三种工况下的振动信号后,分别计算其等间隔下不同带通频率的峭度值,得到频率-峭度曲线图,如图 5~图 7 所示。

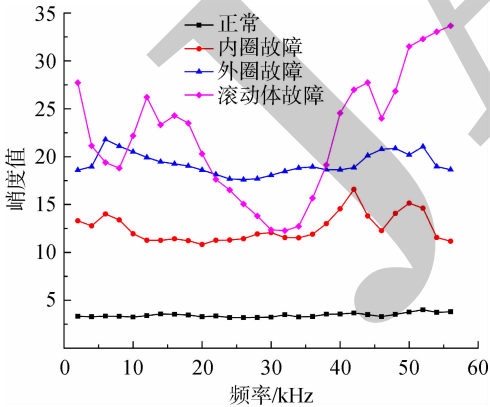


图 5 1800 r/min 工况下的频率-峭度图
Fig. 5 Frequency-kurtness curve at 1800 r/min

从图 5~图 7 可以看出,在正常工作的滚动轴承振动信号中,由于其中无明显的冲击性振动,不同转速和不同频段内的峭度值都在 3 左右;在滚动体故障的滚动轴承振动信号中,由于冲击性振动的存在以及加速度传感器所采取的固定安装方式,区别于其他两类故障的明显特征是,在不同转速和不同频段内的峭度值变化幅度较大;在外圈故障和内圈故障的滚动轴承振动信号中,外圈故

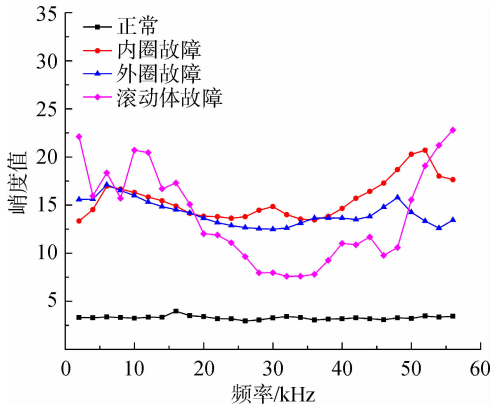


图 6 2400 r/min 工况下的频率-峭度图
Fig. 6 Frequency-kurtness curve at 2400 r/min

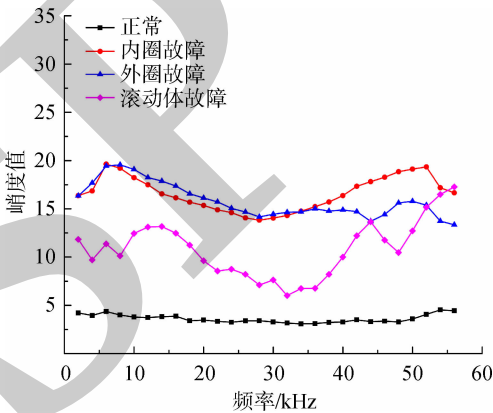


图 7 2900 r/min 工况下的频率-峭度图
Fig. 7 Frequency-kurtness curve at 2900 r/min

障的振动信号峭度值明显大于内圈故障的振动信号峭度值,但是在转速为 2 900 r/min 的工况下,低频部分的外圈故障和内圈故障振动信号峭度值差别较小。经过以上分析表明,利用峭度指标和卷积神经网络进行滚动轴承的故障分类是可行的。

3.2 样本扩充

为实现深度学习的故障诊断,需要大量的训练样本作为支撑。考虑到故障轴承的冲击信号蕴含在振动信号中,同时为尽可能多的保留信号相邻元素之间的相关性,增加参与深度学习模型训练的样本数量,本文采用分段重叠截取的方法进行振动信号的截取,如图 8 所示。

从振动信号数据的第 1 个点开始,截取第 n 个点作为第一个信号样本,然后下一个信号样本从第 $(n-m)$ 个点开始,截取第 $(2n-m)$ 个点作为第 2 个信号样本,依次类推实现信号的分段重叠截取,总共截得 N 个信号样本。实验中,依据滚动轴承的外圈故障、内圈故障、滚动体故障以及正常情况 4 种类别,按照重叠信号 50% 的标准,分

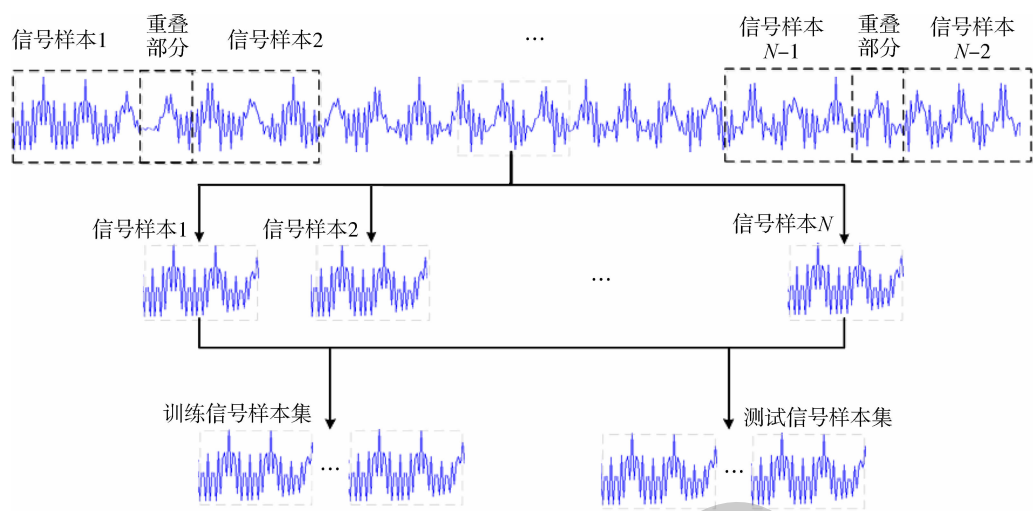


图 8 样本截取示意图
Fig. 8 Sample interception diagram

别截取了 500 段振动信号样本。这样,为了后面得到每种故障类型 500 张像素大小为 32×32 的灰度图像提供了足够的数据。

3.3 生成故障图像

将上述截取的 4 种类别的振动信号分别代入式(1)中,得到峭度指标数据集 $\{K_i|i=1,2,\dots,32\times 32\times 500\}$ 、 $\{K_o|o=1,2,\dots,32\times 32\times 500\}$ 、 $\{K_r|r=1,2,\dots,32\times 32\times 500\}$ 、 $\{K_n|n=1,2,\dots,32\times 32\times 500\}$,其中 K_i 、 K_o 、 K_r 、 K_n 分别表示外圈故障、内圈故障、滚动体故障以及正常情况 4 种类别振动信号的峭度指标数据集。使用数据到图像的转换方法,4 种类别的数据样本转换结果如表 1 所示。转换后得到每种类型 500 张的灰度图像,像素大小为 32×32 。

表 1 数据到图像的转换结果
Table 1 Data to image conversion result

类型	转速/(r/min)		
	1800	2400	2900
外圈故障			
内圈故障			
滚动体故障			
正常			

从转换后的图像中可以看出,不同故障类型

的灰度图像有所区别。其中,外圈故障和内圈故障的图像与滚动体故障和正常情况的图像区别明显,内圈故障图像与外圈故障图像相比有较为明显的条纹特征,正常情况图像比滚动体故障图像颜色更深。同时,还发现将振动信号使用峭度指标转换成图像后,故障类型与滚动轴承转速的关系明显变弱,从表中能看出,4 种类型在 3 种工况条件下,图像区别不明显,上述特性为建立卷积神经网络模型的样本库提供了很大的方便。

3.4 卷积神经网络模型的训练和测试

本文采用 TensorFlow^[16] 深度学习框架进行卷积神经网络模型的构建,并进行训练和测试。这是一个由谷歌人工智能团队——谷歌大脑 (Google brain)开发和维护的开源软件库,专注于提供机器学习和深度学习神经网络的基础算法组件。

将上述采集的每一种类型 500 张的灰度图像进行随机划分,其中 450 张用于训练,50 张用于测试。最后共得到 1800 张训练集图片和 200 张测试集图片,在组成的训练集中,取 20%的数据用于交叉验证。由于在模型的训练过程中,超参数的选择对模型的训练速度、分类准确率有直接的影响^[17],考虑本文所构建的卷积神经网络模型及其分类任务,下面分别讨论卷积层神经元数目、优化器类型以及每批次处理样本数目 3 种因素对模型分类准确率的影响,以确定最优的模型匹配参数。

1) 卷积层神经元数目

在卷积神经网络模型中,卷积层神经元的作用是提取训练样本中的局部特征。为了充分提取

不同类别训练样本中具有差别性的特征信息,可以通过增加卷积层数或者增加卷积层中神经元数目的方式来实现。考虑到本文中训练样本数量相对较少,为最大程度减少过拟合对分类结果的影响,模型训练在固定卷积层数为两层的前提下,考察卷积层中不同神经元数目对模型分类准确率的影响,分别进行 10 次模型训练,取训练集、验证集和测试集的平均准确率,结果如表 2 所示。

表 2 不同卷积层神经元数目的实验结果
Table 2 Experimental results of the number of neurons in different convolutional layers

配制方案	训练集 准确率/%	验证集 准确率/%	测试集 准确率/%
(16,32)	100.00	98.47	99.50
(16,64)	99.97	98.06	99.25
(32,64)	99.97	97.22	99.25
(32,128)	100.00	97.22	99.25

训练集和验证集平均准确率与迭代次数关系图,如图 9 所示。

模型训练结果能够看出,随着卷积层神经元数目的增加,模型对于训练样本的识别准确率增

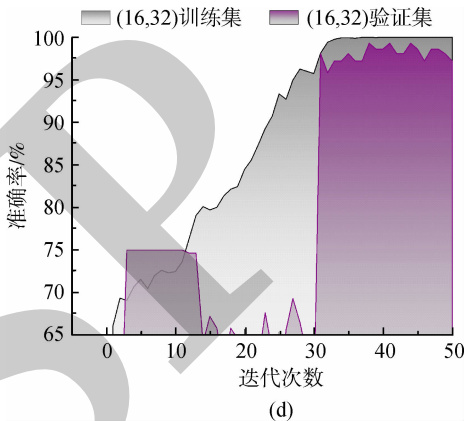
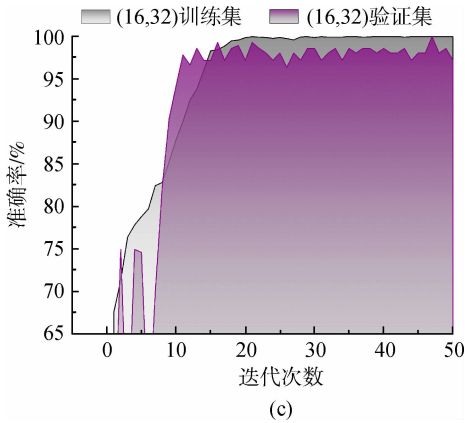
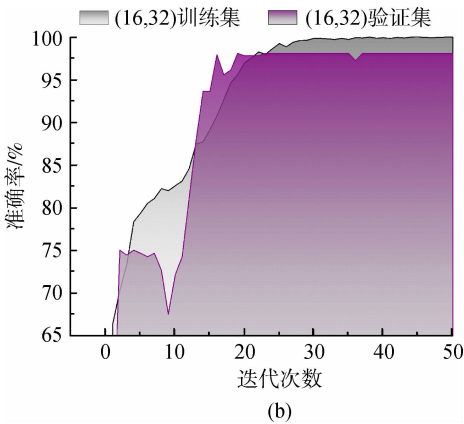
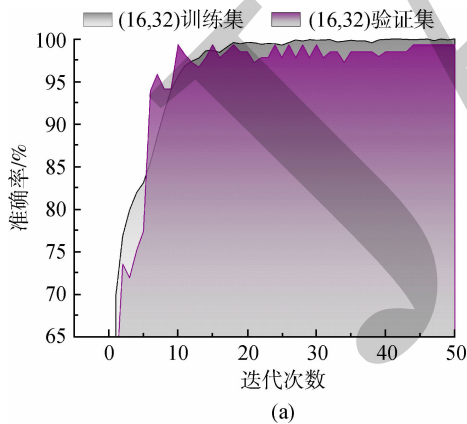


图 9 训练集和验证集平均准确率与迭代次数关系图
Fig. 9 Relationship between average accuracy and iteration number of training set and verification set

加,但是验证集准确率相比对应的训练集准确率在逐步降低,说明网络模型的过拟合现象在逐步加重,兼顾考虑到测试集的识别准确率,本文所提模型的卷积层神经元数目采用(16,32)的配置方案。

2) 优化器类型

考虑本文所构建的卷积神经网络模型及分类任务,结合 TensorFlow 深度学习框架所提供的算法组件,选择的优化器有 Adadelata、Rmsprop 以及 Adam 共 3 种,每组优化器分别进行 10 次模型训练,以训练集、验证集和测试集的平均准确率为评价指标进行综合考虑,结果如表 3 所示。兼顾训练集和测试集的准确率,本文所提模型的优化器选择 Adam。

3) 批次处理样本的数目

卷积神经网络的训练样本数目较多,如果参数更新以单个样本的迭代方式进行,不仅会增加训练时间成本,而且网络模型容易陷入局部最优,导致其泛化性能变差。因此,在进行训练时,通过

表 3 选择不同优化器的模型实验结果

Table 3 Select model experiment results for different optimizers

优化器	训练集 准确率/%	验证集 准确率/%	测试集 准确率/%
Adadelta	99.65	94.86	98.50
Rmsprop	99.76	96.39	98.00
Adam	100.00	98.47	99.50

使用批次处理样本的方式加快模型的收敛,但是随着批次处理样本数目的增加,也会带来内存消耗过大,迭代次数过多的问题^[18]。本文结合实际样本数量以及分类任务,分别设置批处理样本数目为 50、100、200、300 进行 10 次模型训练,取训练集、验证集和测试集的平均准确率,结果如表 4 所示。可见,在批处理数为 100 时可以达到最佳的测试集识别率,因此模型选择批处理样本数目为 100。

表 4 不同批处理样本数目的实验结果

Table 4 Experimental results for different batches of samples

批处理 样本数目	训练集 准确率/%	验证集 准确率/%	测试集 准确率/%
50	100.00	98.75	99.25
100	100.00	98.47	99.50
200	99.65	99.31	99.37
300	99.81	95.28	99.37

3.5 实验结果

依据前述的讨论结果,卷积神经网络模型参数如表 5 所示。

表 5 卷积神经网络模型参数

Table 5 Convolutional neural network model parameters

参数	数值及详情
卷积层数	2
卷积核大小	3×3
第一层卷积层神经元数目	16
第二层卷积层神经元数目	32
池化层数	2
池化层大小	2×2
优化器	Adam

续表

参数	数值及详情
批处理样本数目	100
迭代次数	50
分类器函数	Softmax

采用 TensorFlow 深度学习框架进行模型训练时,为减轻过拟合现象的影响,设置 Dropout 值为 0.25,训练集和验证集的准确率和损失函数值变化曲线如图 10 所示。

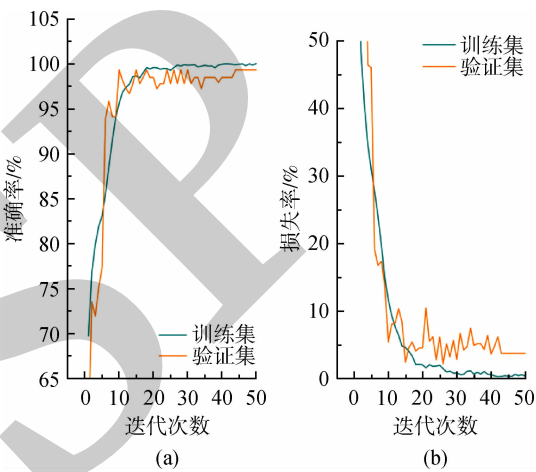


图 10 模型训练集和验证集的准确率和损失函数值变化曲线

Fig. 10 Model training set and verification set accuracy and loss function value curve

在模型训练过程中,无论是训练集还是验证集,准确率都越来越高。在迭代的后期,虽然训练集的准确率比验证集的准确率高,但是两者差距变小,过拟合的程度已经减轻,经过 50 次迭代后,模型输出在测试集的准确率为 99.5%。为直观的展示模型在测试集上各类型的识别结果,建立混淆矩阵,如图 11 所示。

混淆矩阵的对角线上是预测正确的个数,非对角线上为预测错误的个数。结果发现在测试集的 200 个样本中,有 2 个样本分类有误,分别是轴承滚动体故障与正常情况的一个样本产生了混淆。实验结果分析表明本文所提分类模型具有较高的故障识别率。

3.6 与其他算法的对比实验

为了比较本文所提分类模型 Ku-CNN(Ku-convolutional neural networks)与目前主流智能故障诊断算法的分类结果,选择具有代表性的 BP

预测 标签	外圈 故障	内圈 故障	滚动体 故障	正常
外圈 故障	50	0	0	0
内圈 故障	0	50	0	0
滚动体 故障	0	0	49	1
正常	0	0	1	49

图 11 测试集混淆矩阵

Fig. 11 Confusion matrix of test set

(back propagation)神经网络和支持向量机(support vector machine, SVM)对样本进行识别分类。其中,BP 神经网络采用时域特征参数包括峰值因子、脉冲因子、裕度因子、波形因子、峭度因子和偏度作为输入,含 3 个隐含层,每层含 50 个神经元。SVM 方法也采用上述的时域特征参数作为输入,结合交叉验证方法,随机选择样本中 75%的数据为训练数据,余下 25%的样本数据为测试样本,对比结果如表 6 所示。BP 神经网络利用特征样本进行训练后,识别率为 81.20%,未正确识别样本累积总数为 18 个,使用常规 SVM 轴承故障诊断方法,经过不断的尝试,凭经验选取较合适的参数后识别率能够达到 95.80%,但是仍然低于本文所提的卷积神经网络模型分类结果。

表 6 不同模型对比实验结果

Table 6 Comparative experimental results of different models

分类器	识别 准确率/%	未正确识别样本 累积总数
BP	81.20	18
SVM	95.80	4
KuCNN	99.50	2

4 结 论

本文建立的卷积神经网络和振动信号峭度指标的滚动轴承故障智能诊断模型是一种基于深度学习的层级化故障诊断模型。实验结果表明:

1) 采用深度模型可以提取数据的深层次特征,具有更好的数据表达能力,同时也避免了传统特征提取方法对专业知识的依赖,降低了诊断过

程的复杂性。
2) 通过采集不同故障类型的轴承数据进行实验,结果表明该模型的诊断精度高于传统方法,适用于滚动轴承故障的精确诊断。同时,需要说明的是 CNN 网络结构参数众多,需要多次设置才能得到较好的效果,且存在过拟合现象对故障诊断识别准确率的影响,这将是下一步的重点研究方向。

参考文献:

[1] 吴昭同,杨世锡. 旋转机械故障特征提取与模式分类新方法[M]. 北京:科学出版社,2012.

[2] 李永波. 滚动轴承故障特征提取与早期诊断方法研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学,2017.

LI Yongbo. Investigation of fault feature extraction and early fault diagnosis for rolling bearings[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology,2017. (in Chinese)

[3] 高艺源,于德介,王好将,等. 基于图谱指标的滚动轴承故障特征提取方法[J]. 航空动力学报,2018,33(8):2033-2040.

GAO Yiyuan, YU Dejie, WANG Haojiang, et al. Fault feature extraction method of rolling bearing based on spectral graph indices[J]. Journal of Aerospace Power, 2018, 33(8):2033-2040. (in Chinese)

[4] 王宏超,杜文辽. 基于强抗噪威格纳威利分析的滚动轴承故障诊断[J]. 航空动力学报,2019,34(4):772-777.

WANG Hongchao, DU Wenliao. Fault diagnosis of rolling bearing based on noise-resistant Wigner-Vile analysis[J]. Journal of Aerospace Power, 2019, 34(4):772-777. (in Chinese)

[5] 张新鹏,胡葛庆,程哲,等. 信号稀疏分解理论在轴承故障检测中的应用[J]. 国防科技大学学报,2016,38(3):141-147.

ZHANG Xinpeng, HU Niaoqing, CHENG Zhe, et al. Application of signal sparse decomposition theory in bearing fault detection[J]. Journal of National University of Defense Technology, 2016, 38(3):141-147. (in Chinese)

[6] HINTON G E, SALAKHUTDINOV R R. Reducing the dimensionality of data with neural networks[J]. Science, 2006, 313(5786):504-507.

[7] GUO S, YANG T, GAO W. A novel fault diagnosis method for rotating machinery based on a convolutional neural network[J]. Sensors, 2018, 18(5):1429-1447.

[8] XIE J, DU G, SHEN C. An end-to-end model based on improved adaptive deep belief network and its application to bearing fault diagnosis[J]. IEEE Access, 2018, 6: 63584-63596.

[9] SHAO H, JIANG H, ZHANG H. Electric locomotive bearing fault diagnosis using a novel convolutional deep belief network[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2018, 65(3):2727-2736.

[10] 姜建国,王庆. 基于 MEEMD 和峭度-相关系数电机轴承故障诊断[J]. 自动化技术与应用,2018,37(1):65-70.
JIANG Jianguo,WANG Qing. Motor bearing fault diagnosis based on MEEMD and kurtosis-relevant coefficient[J]. Techniques of Automation and Applications,2018,37(1):65-70. (in Chinese)

[11] 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.
LI Yandong,HAO Zongbo,LEI Hang. Survey of convolutional neural network[J]. Journal of Computer Applications,2016,36(9):2508-2515. (in Chinese)

[12] ZHAO R,YAN R,CHEN Z. Deep learning and its applications to machine health monitoring[J]. Mechanical Systems and Signal Processing,2019,115:213-237.

[13] KHAN S,YAIRI T. A review on the application of deep learning in system health management[J]. Mechanical Systems and Signal Processing,2018,107:241-265.

[14] HINTON G E,SRIVASTAVA N,KRIZHEVSKY A. Improving neural networks by preventing co-adaptation of feature detectors. [EB/OL]. [2012-07-03]. <https://arxiv.org/abs/1207.0580>.

[15] 彭畅. 旋转机械轴承振动信号分析方法研究[D]. 重庆:重庆大学,2014.
PENG Chang. Vibration signal analysis of bearings in the rotating machinery[D]. Chongqing:Chongqing University,2014. (in Chinese)

[16] ABADI M. TensorFlow: learning functions at scale[J]. ACM(Association for Computing Machinery) Sigplan Notices,2016,51(9):1.

[17] 张荣,李伟平,莫同. 深度学习研究综述[J]. 信息与控制,2018,47(4):385-397.
ZHANG Rong,LI Weiping,MO Tong. Review of deep learning[J]. Information and Control,2018,47(4):385-397. (in Chinese)

[18] 胡越,罗东阳,花奎,等. 关于深度学习的综述与讨论[J]. 智能系统学报,2019,14(1):1-19.
HU Yue,LUO Dongyang,HUA Kui,et al. Overview and discussion on deep learning[J]. Chinese Association of Artificial Intelligence Transactions on Intelligent Systems,2019,14(1):1-19. (in Chinese)

(编辑:王碧琚)