

基于优化残差卷积网络的滚动轴承变工况故障诊断

段泽森, 郝如江, 张晓锋, 程 旺, 夏晗铎

(石家庄铁道大学 机械工程学院, 河北 石家庄 050043)

摘要:针对滚动轴承在实际运行环境中同时存在变负荷和变噪声的复合工况干扰而产生的故障诊断效果不理想的问题,提出了一种用于滚动轴承变工况故障诊断的一维残差卷积神经网络方法。将归一化后整理完的原始轴承振动信号输入到网络模型中,利用具有残差连接的多个一维卷积层提取特征,再经过多个卷积池化,最后输入到 Softmax 层进行分类,输出轴承振动信号的故障类型。将所提方法与一维卷积神经网络(CNN)、LeNet-5 和 AlexNet 几个经典模型进行对比分析,结果表明,本文方法在变噪声实验和变负荷实验中的平均准确率分别为 94.16% 和 95.31%,均高于其他经典神经网络,具有较强的抗噪性和泛化性能力。

关键词:一维残差卷积;故障诊断;变工况;滚动轴承

中图分类号:TP277 **文献标志码:**A **文章编号:**2095-0373(2022)01-0081-05

0 引言

滚动轴承存在磨损等问题,导致各种故障的出现,很有可能会出现安全事故^[1]。由于滚动轴承常被应用于变噪声和变负载共存的复合变工况中,经常出现收集到的故障信号被淹没的现象,进而导致故障的发生,使得机械设备发生非常严重的损坏^[2]。因此,对复合变工况下滚动轴承运行状态的实时监测和故障诊断方法非常有理论意义和应用价值。

近些年,深度学习变得越来越热门,其算法成为人们广泛学习的对象,它利用深度网络结构对输入样本进行深层次、更全面特征提取,再经过每一层非线性激活函数实现特征的自动提取,克服了传统方法的缺陷^[3-4]。利用深度学习在复杂多变的工况下对滚动轴承进行提取特征及故障识别,是未来发展的趋势,目的在于在众多干扰因素和振动信息共存情况下,能进行有效的特征提取和识别,是考验故障诊断模型稳定性的有效方法^[5]。文献^[6]使用改进残差网络对变工况下的滚动轴承进行故障诊断,该网络稳定性较好;文献^[7]使用自适应一维卷积神经网络对滚动轴承进行故障诊断,该网络模型直接利用原始信号进行处理,最后的故障识别率达到了 99% 以上。但是,这些方法在模型结构与参数选择上并不是最优,这使得在处理复合变工况数据时没有较好的抗噪性和泛化性能。因此,提出了一种一维卷积与残差连接的优化模型,致力于在复杂工况下保持良好的稳定性,使得故障诊断更加精准。

1 理论基础

1.1 一维卷积神经网络

一维卷积神经网络主要由多个卷积池化层、全连接层组成^[8],如图 1 所示。

卷积层主要是进行局部特征提取;池化层

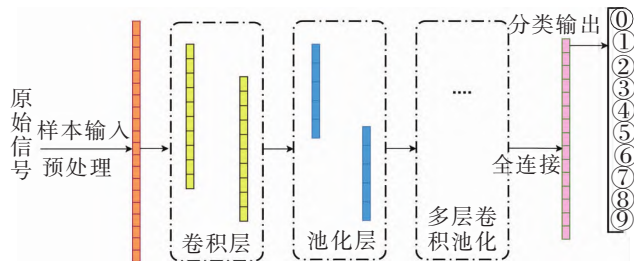


图 1 一维卷积神经网络示意图

收稿日期:2021-09-03 责任编辑:车轩玉 DOI:10.13319/j.cnki.sjztdxxbzb.20210188

基金项目:河北省引进留学人员资助项目(CL201721)

作者简介:段泽森(1996—),男,硕士研究生,研究方向为机电系统故障诊断。E-mail:871821215@qq.com

段泽森,郝如江,张晓锋,等.基于优化残差卷积网络的滚动轴承变工况故障诊断[J].石家庄铁道大学学报(自然科学版),2022,35(1):81-85.

是通过对输入进来的特征信息进行降维、对特征进行压缩处理等;全连接层是把一个个深度处理过的局部特征进行整合,然后输入到分类器中^[9]。

一维卷积公式为

$$Z^{l+1} = [Z^l w^{l+1}] + b = \sum_{x=1}^f [Z_k^l(s_0 + x) w_k^{l+1}(x)] + b \quad (1)$$

式中, Z^l 、 Z^{l+1} 分别为 $l+1$ 层的卷积输入、输出; b 为偏差量; w_k^{l+1} 为第 $l+1$ 层对应节点的权重; f 、 s_0 分别为卷积层的卷积核大小和卷积步长^[10]。

1.2 残差连接

残差神经网络(ResNet)的核心思想是引入残差模块来进行残差学习。

残差块结构如图 2 所示,残差学习的定义为

$$y = F(x, \{W_i\}) + x \quad (2)$$

式中, x 、 y 分别为模块的输入、输出; F 为将要学习的残差映射; W_i 为模块参数^[11]。

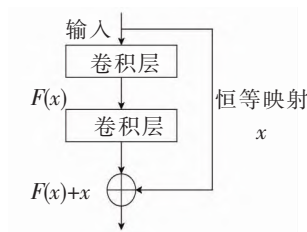


图 2 残差块示意图

2 一维残差卷积神经网络模型设计

针对滚动轴承在实际运行过程中由于变噪声、变负荷的复合工况的干扰和有效样本不足导致的故障

诊断准确率低、泛化性能弱、抗噪能力差的问题,提出了一维残差卷积神经网络方法,如图 3

所示。其过程为:(1)一维滚动轴承振动数据输入网络输入层进行归一化预处理。(2)特征提

取部分。经过卷积输出分成 2 部分:一部分保存为 identity;另一部分继续输入到残差部分。残

差部分采用了 2 个残差块组成,适量的残差块不仅能提高深度挖掘复合变工况中的有效特征信息能力,还能避免在训练过程中出现过拟合现象,每个残差块由多个 BN 层 ReLU 激活函数和

一维卷积层组成,使用多个 BN 层不仅能替代池化层,还能改善梯度消失问题;加入多个 ReLU

激活函数能够加强池化层对故障特征信息的提取能力。2 个残差块并进行 2 次跳跃连接构成

整个残差连接部分。得到的结果再经过深层处理,最终得到提取的特征。(3)经过 Dropout 层、

扁平层“压平”,然后通过全连接层和 Softmax

层进行分类。

层进行分类。

层进行分类。

层进行分类。

层进行分类。

层进行分类。

层进行分类。

层进行分类。

层进行分类。

层进行分类。

层进行分类。

层进行分类。

层进行分类。

层进行分类。

层进行分类。

层进行分类。

层进行分类。

层进行分类。

层进行分类。

层进行分类。

层进行分类。

层进行分类。

层进行分类。

层进行分类。

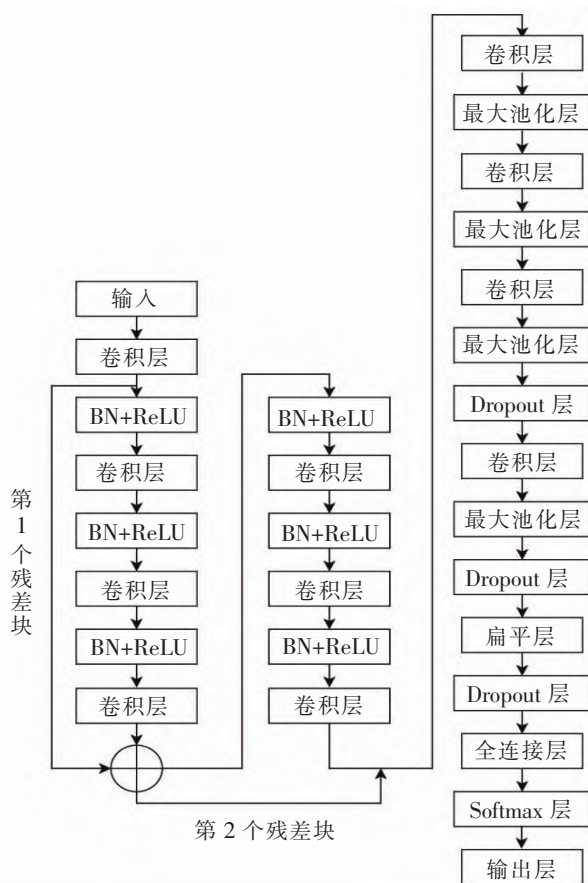


图 3 一维残差卷积神经网络模型

3 实验仿真和结果分析

3.1 无负载噪声实验数据与设置

实验数据来自美国凯斯西储大学的

SKF6205 深沟球轴承实验台,负载为 0,转速为

1 797 r/min。以 12 kHz 频率采样,人为在内圈、外圈以及滚动体加工出不同程度的磨损,数据每个样本

长度为 3 000,共采用 5 000 个样本,根据不同的选取比例,其中训练集、测试集、验证集分别选取的数量为

3 000、1 250、750。表 1 所示为 10 种工况,其中包括 1 种健康、9 种轴承故障类型。实验所用网络结构设

置如表 2 所示。

表 1 滚动轴承 10 种故障类型	
状态描述	标签
正常轴承	0
内圈轻度磨损	1
内圈中度磨损	2
内圈重度磨损	3
外圈轻度磨损	4
外圈中度磨损	5
外圈重度磨损	6
滚动体轻度磨损	7
滚动体中度磨损	8
滚动体重度磨损	9

表 2 参数设置	
参数名称	参数值
卷积层数	11
池化层数	4
卷积核大小	1
池化尺寸	8
优化器	Adam
优化器学习率	0.000 5
批处理个数	256
迭代次数	400
Dropout 层	0.5
Softmax 层	10

3.2 无负载和无噪声实验结果及分析

经过多次实验结果如图 4 所示,准确率、损失率和预测准确量分别如图 4(a)、图 4(b)和图 4(c)。本文提出的模型利用 1 250 个测试样本得出的准确率为 99%,损失率近乎于 0.2。最后,图 4(c)为预测准确量的结果,其中轻度外圈故障、重度的滚动体故障检测出错误,其他故障均能准确识别出来。

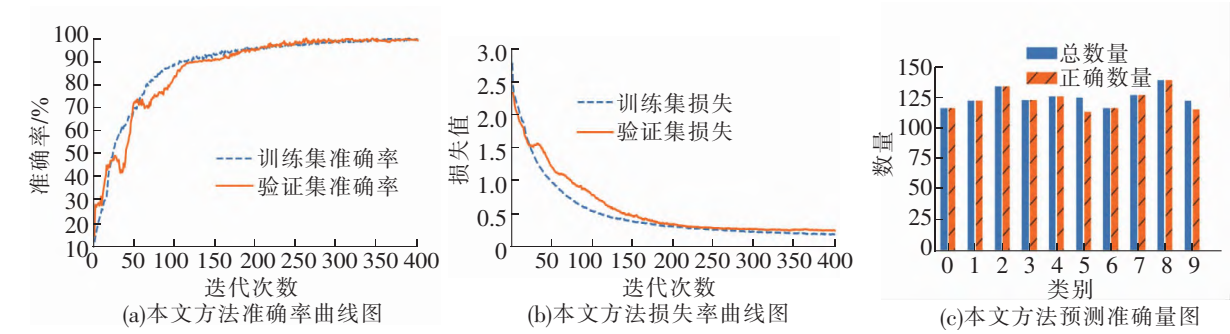


图 4 实验结果

3.3 变工况实验数据与设置

在 3.1 节实验数据与结构设置的基础上,利用不同电机转速,选取对应的负荷数据分别为 0、750、1 500、2 250 W。分别在样本中添加不同负荷和不同强度的信噪比(SNR)作为变负荷测试样本和变噪声测试样本。变工况数据的具体分类如表 3 所示。

表 3 变工况数据

负荷/W	训练样本数	变负荷/W	测试样本数	
			变负荷	变噪声
0	3 000	750	1 250	
		1 500	1 250	1 250
		2 250	1 250	
750	3 000	0	1 250	
		1 500	1 250	1 250
		2 250	1 250	
1 500	3 000	0	1 250	
		750	1 250	1 250
		2 250	1 250	
2 250	3 000	0	1 250	
		750	1 250	1 250
		1 500	1 250	

3.4 变工况实验结果及分析

3.4.1 变噪声工况故障诊断结果

滚动轴承运转过程中,零件振动以及相互摩擦会产生噪声,严重影响到轴承的运行状态。以 1 500 W 负荷下滚动轴承数据样本作为训练样本和测试样本。通过加入不同程度的高斯白噪声,得到信噪比为-10、-8、-5、-3、3、5、10 dB 的变噪声测试样本,以检测每种方法的抗噪性,为了客观比较方法的优劣,对比实验依次使用了 AlexNet、LeNet-5、一维 CNN 和本文方法进行对比,以上 4 种模型在不同噪声强度下的对比结果如图 5 所示。

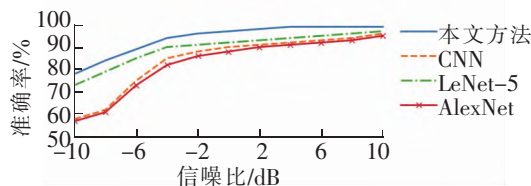


图 5 不同信噪比与不同模型准确率对比

根据图 5 所得,随着样本信噪比的降低,分类准确率结果明显下降,当测试样本的信噪比为-10 dB,噪声强度较强的情况下,本文方法的精度最高,达到了 78.63%,LeNet-5 方法精度为 72.34%,而一维 CNN、AlexNet 方法的精度均低于 60%。当样本的信噪比大于-3 dB 时,本文方法、LeNet-5 的方法能达到较高的精度。以上表明,与 3 种模型相比,本文方法具有更好的精度和更出色的抗噪声稳定性。

3.4.2 变负荷工况故障诊断结果

滚动轴承的载荷不可避免地会发生变化,因此故障诊断方法必须具有良好的泛化能力。因此,实验是在变负荷的条件下进行的,并与 AlexNet、LeNet-5、一维 CNN 故障诊断方法进行了比较。负荷变化是指在 0、750、1 500、2 250 W 这 4 种不同的负荷数据中,用 0-1、0-2 和 0-3 分别表示在 0 负荷下的数据作为训练样本,以 750、1 500、2 250 W 负荷下的数据作为测试样本 3 组实验编号,其他实验组编号同理。不同方法的变负荷故障诊断结果如图 6 所示。

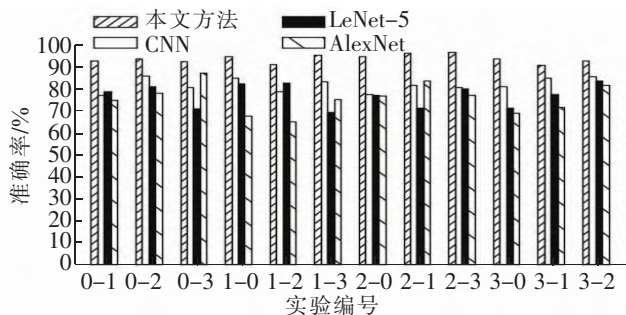


图 6 不同方法的变负荷故障诊断结果

由图 6 可见,本文方法的故障准确率平均达到 95.31%,均高于其他方法。这是因为带跳跃连接线的残差块通过构造跳跃线使得残差块增加了学习过程,通过多个卷积池化的深层处理,能够多层次和更全面挖掘特征信息。本文方法在变负荷工况条件下有较好的适应性和泛化能力。

3.4.3 复合工况故障诊断结果

设置变噪声、变负荷共存的复合工况环境,并与一维 CNN 方法比较,结果如图 7 所示。从图 7(a) 可得,一维 CNN 方法在 3 种不同噪声下,故障诊断准确率平均值最高为 77.23%,最低为 64.36%;从图 7(b) 可得,本文方法在 3 种较强噪声干扰下,故障诊断准确率平均值最高为 92.32%,最低为 86.73%。由此可得,本文方法的故障诊断准确率更高且平稳。

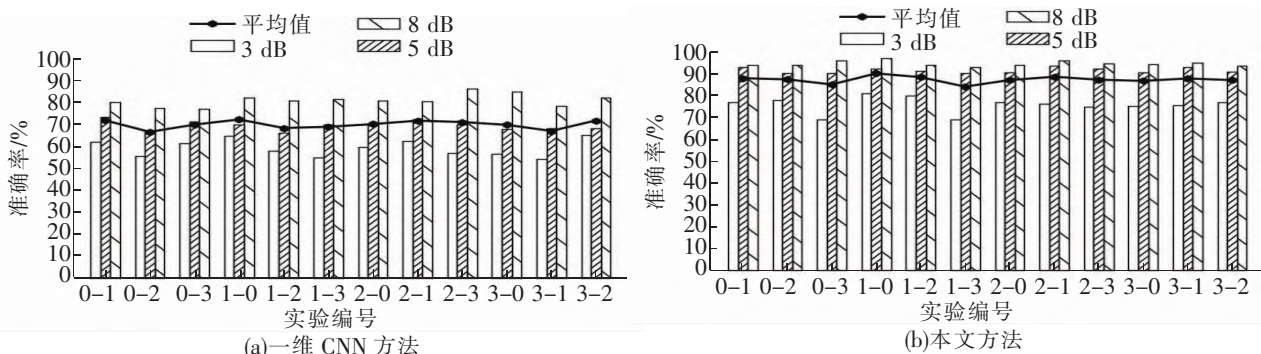


图 7 不同方法的变工况故障诊断结果

4 结论

本文方法在滚动轴承运行环境中变负荷和变噪声同时存在的复合工况下进行实验,得到以下结论:

(1)基于一维残差神经网络能够有效地提取轴承故障特征,其中带跳跃连接线的残差块和多个卷积池化,能极大提高模型的学习效率并高效率提取特征信息。

(2)在变噪声工况条件下,本文方法的平均故障诊断率均高于其他对比方法。在变负荷工况条件下,本文方法在每一组负荷变化实验的故障诊断准确率均高于其他方法,在 2-3 组变负荷实验中的准确率最高。在复合工况条件下,本文方法的故障诊断准确率平均值更高。

(3)本文提出的故障诊断模型中各个参数的选取会不同程度地影响诊断结果,而且人工调试参数有些繁杂,后续的研究重点是建立自适应的故障诊断模型,优化确定参数,进一步提升诊断准确率。

参 考 文 献

- [1]吴春志,江鹏程,冯辅周,等.基于一维卷积神经网络的齿轮箱故障诊断[J].振动与冲击,2018,37(22):51-56.
- [2]赵敬娇,赵志宏,杨绍普.基于残差连接和 1D-CNN 的滚动轴承故障诊断研究[J].振动与冲击,2021,40(10):1-6.
- [3]文成林,吕菲亚.基于深度学习的故障诊断方法综述[J].电子与信息学报,2020,42(1):234-248.
- [4]余忠潇,郝如江.基于 LCD 和奇异值分解的轴承故障诊断[J].石家庄铁道大学学报(自然科学版),2020,33(2):88-93.
- [5]张伟.基于卷积神经网络的轴承故障诊断算法研究[D].哈尔滨:哈尔滨工业大学,2017.
- [6]赵小强,梁浩鹏.使用改进残差神经网络的滚动轴承变工况故障诊断方法[J].西安交通大学学报,2020,54(9):23-31.
- [7]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.
- [8]彭彬森,夏虹,王志超,等.深度神经网络在滚动轴承故障诊断中的应用[J].哈尔滨工业大学学报,2021,53(6):155-162.
- [9]郭玥秀,杨伟,刘琦,等.残差网络研究综述[J].计算机应用研究,2020,37(5):1292-1297.
- [10]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.
- [11]张青青.基于改进 AlexNet 的滚动轴承变工况故障诊断研究[D].兰州:兰州理工大学,2019.

Variable Condition Fault Diagnosis of Rolling Bearings Based on Optimized Residual Convolution Network

Duan Zesen, Hao Rujiang, Zhang Xiaofeng, Cheng Wang, Xia Handuo

(School of Mechanical Engineering, Shijiazhuang Tiedao University, Shijiazhuang 050043, China)

Abstract: In order to solve the problem that the fault diagnosis effect of rolling bearings is not ideal due to the interference of variable load and variable noise in the actual operating environment, a one-dimensional residual convolutional neural network method was proposed for the fault diagnosis of rolling bearings under variable working conditions. The normalized original bearing vibration signals were input into the network model, and multiple one-dimensional convolution layers with residual connections were used to extract features. After multiple convolution pooling, they were finally input into the Softmax layer for classification, and the fault types of bearing vibration signals were output. The proposed method was compared with the classical models of one-dimensional convolutional neural network (CNN), Lenet-5 and AlexNet. The results show that the average accuracy of the proposed method is 94.16% and 95.31% in the variable noise experiment and the variable load experiment, respectively, which are higher than other classical neural networks. The proposed method has strong noise resistance and generalization ability.

Key words: one dimensional residual convolution; fault diagnosis; variable working condition; rolling bearing