

使用改进残差神经网络的滚动轴承 变工况故障诊断方法

赵小强^{1,2,3}, 梁浩鹏¹

(1. 兰州理工大学电气工程与信息工程学院, 730050, 兰州; 2. 甘肃省工业过程先进控制重点实验室, 730050, 兰州; 3. 兰州理工大学国家级电气与控制工程实验教学中心, 730050, 兰州)

摘要: 针对滚动轴承工况复杂多变、环境噪声干扰大、有效数据样本不足而导致的故障诊断效果不佳的问题,提出了一种用于滚动轴承变工况故障诊断的改进残差神经网络方法。以采集到的滚动轴承时域信号作为输入,针对滚动轴承时域信号时变性较强的特点,构建了一种基于 Inception 模块改进的数据池化层。基于 Inception 模块思想,采用 3 个 3×3 的小卷积层串联和堆叠以及加入残差连接的方式构建数据池化层,有效地提取了特征信息。在残差块中添加跳跃连接线,设计了一种带跳跃连接线的残差块,增强了残差块对特征信息的学习效率。利用空洞卷积能够扩大感受野的优点,将带跳跃连接线的残差块中的普通卷积替换为空洞卷积,设计了一种带跳跃连接线的空洞残差块。将设计的两种残差块端对端首尾相连构建神经网络。将所提方法与 SVM+EMD+Hilbert 包络谱、BPNN+EMD+Hilbert 包络谱和 ResNet 方法进行了仿真对比,结果表明,所提方法在变噪声实验中的平均准确率为 97.34%,变负荷实验中的准确率为 88.83%~96.76%,均高于其他方法的,变工况实验中的平均准确率高于 ResNet 方法的,且具有更低的均值方差 0.000 6。所提方法具有较强的抗噪性和泛化能力。

关键词: 故障诊断;滚动轴承;变工况;残差神经网络

中图分类号: TH133.3;TP206.3 **文献标志码:** A

DOI: 10.7652/xjtuxb202009002 **文章编号:** 0253-987X(2020)09-0023-09



OSID 码

Fault Diagnosis Method for Rolling Bearing under Variable Working Conditions Using Improved Residual Neural Network

ZHAO Xiaoqiang^{1,2,3}, LIANG Haopeng¹

(1. College of Electrical Engineering and Information Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China; 2. Key Laboratory of Gansu Advanced Control for Industrial Processes, Lanzhou 730050, China; 3. National Experimental Teaching Center of Electrical and Control Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China)

Abstract: Aiming at the bad effect of fault diagnosis of rolling bearing due to complex and changeable working environments, ambient noise influence and insufficient valid sample data, an improved residual neural network method for fault diagnosis is proposed under variable working conditions. The acquired time domain signals of rolling bearing are taken as the inputs, and according to the strong time-varying characteristic of time domain signals of rolling bearing, an improved data pooling layer based on the Inception module is constructed. To extract the feature information effectively, following the Inception module idea, the data pooling layer is constructed

收稿日期: 2020-03-23。 作者简介: 赵小强(1969—),男,教授,博士生导师。 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61763029);甘肃省高等学校产业支撑引导项目(2019C-05);甘肃省工业过程先进控制重点实验室开放基金资助项目(2019KFJJ01)。

网络出版时间: 2020-05-20

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1069.T.20200520.0918.004.html>

by three small 3×3 stacked convolutional layers in series and by adding residual connection. A kind of residual block with a skipping connecting line is designed by adding a skipping connecting line, which can enhance the learning efficiency of characteristic information. Because the dilated convolution can expand the receptive field, the normal convolution in the residual block with a skipping connecting line is replaced by a dilated block, so a dilated and residual block with skipping connecting line is designed. The neural network is designed by the two kinds of residual blocks in end-to-end connection. Compared with SVM + EMD + Hilbert envelope spectrum, BPNN + EMD + Hilbert envelope spectrum and ResNet, the results show that the average accuracy of the proposed method in the variable noise experiment is 97.34%, the accuracy in the variable load experiment is 88.83% - 96.76%, which are higher than the other methods, and the average accuracy is higher than ResNet method with a lower mean variance of 0.000 6 in the variable working condition experiment, so the noise resistance and generalization ability of the proposed method are verified.

Keywords: fault diagnosis; rolling bearing; variable working condition; residual neural network

随着现代工业和技术的飞速发展,旋转机械工作过程趋于高速化、自动化和智能化。滚动轴承在旋转机械运转过程中起着至关重要的作用,是旋转机械最重要的部件之一,滚动轴承的健康状态影响着整个旋转机械的性能、稳定性和寿命周期^[1]。由于滚动轴承在旋转机械的运转环境一般是密闭且复杂易变的,因此在应用过程中滚动轴承存在老化、损坏等问题,从而产生的各种故障将会造成安全事故和巨大经济损失^[2]。精确高效的滚动轴承故障诊断技术不仅可以降低维修成本,而且可以提高旋转机械设备的可靠性和稳定性,所以滚动轴承的故障诊断越来越受到人们的关注^[3]。滚动轴承故障诊断的目标是建立有效的实时状态监测和识别系统,准确诊断故障,确保机械设备的安全。为了实现这一目标,需要滚动轴承故障诊断方法能够根据实时采集的振动信号进行连续快速诊断,并且能够避免由环境噪声和工作条件波动引起的误差,在不同的噪声条件和负载条件下保持良好的抗噪性和泛化性能^[4]。

近年来,随着智能制造的飞速发展,大量设备状态监测数据已经收集并存储起来,以供进一步分析。基于数据驱动的故障诊断方法可以提取并学习大量历史数据中有用的故障信息,无需建立在精确的系统模型上,适用于难以建立显式模型的复杂系统^[5]。因此,基于数据驱动的滚动轴承故障诊断方法日益受到重视,例如:唐贵基等提出了一种变模态分解的方法,有效地解决了滚动轴承早期故障特征难以提取的问题^[6];李宏坤等结合粒子滤波与谱峭度的优点,提出了一种滚动轴承故障诊断方法,并将其应用于强噪声环境下的轴承故障诊断^[7];Mao 等利用多

尺度排列熵与支持向量机(SVM)相结合的分类方法对轴承的故障类型进行分类^[8]。但是,这些方法在特征处理的过程中仍带有一些人为的主观专业因素,限制了特征信息的完全提取,这使得在处理新问题时很难实现较好的泛化性能。

近年来,采用深度学习的方法在基于数据驱动的故障诊断中使用广泛^[9]。深度学习可以将故障特征提取和分类结合到一起,自动从原始信号数据中提取代表性特征,从而消除人工经验对特征提取的影响^[10]。周奇才等提出了一种用于轴承故障诊断的改进堆叠式循环网络^[11];于洋等利用长短时记忆网络(LSTM)能有效处理时间序列数据的优点,提出了一种 LSTM 与迁移学习相结合的故障识别方法,可以有效地识别多类故障^[12];孔子迁等利用卷积神经网络(CNN)和双向门控单元同时学习数据中的时域和频域特征,采用注意力机制融合时频域特征,精确地实现了齿轮箱多健康状态的分类诊断^[13];陈志刚等设计了一种深层的集成自编码器,可有效地挖掘轴承信号中的特征信息,并实现了变工况条件下故障的自动识别和分类^[14];曲建岭等提出了一种用于滚动轴承故障诊断的自适应一维卷积神经网络,该网络直接作用于原始信号,取得了 99% 以上的故障识别率^[15]。

综上所述,基于深度学习的滚动轴承故障诊断方法能够克服传统故障诊断方法的缺陷,取得良好的效果。但是,深度学习的网络模型较为复杂,训练过程中容易陷入局部虚假特征的陷阱,所以需要避免轴承振动信号虚假特征带来的负面影响。此外,大多数方法都假设训练和测试数据集的分布是相同

的,但实际情况中,负载会发生变化,这些方法在变负载的情况下故障诊断效果不佳。

因此,本文提出了一种改进残差神经网络的滚动轴承变工况故障诊断方法,该方法首先通过基于 Inception 模块改进的数据池化层,提取出完整的特征信息,然后通过残差块中添加跳跃线和空洞卷积,设计了带跳跃连接线的残差块和带跳跃连接线的空洞残差块,最后通过两种残差块构造残差神经网络。本文方法具有较强的特征学习能力,在变工况的条件下依然具有较好的故障诊断效果。

1 残差神经网络

针对深度神经网络训练过程中出现的梯度消失以及退化问题,He 等 2016 年首次提出了残差神经网络(ResNet)^[16],ResNet 在卷积神经网络(CNN)的基础上引入了残差学习的概念,设计了带快捷连接线的残差块,并采用多个这样的残差块端对端首尾相连来构建残差神经网络。残差块的结构如图 1 所示。

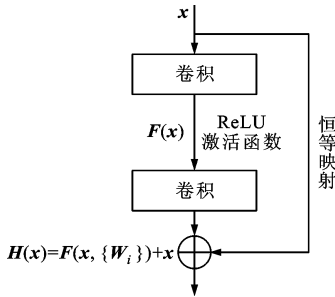


图 1 残差块结构

图 1 中: x 为残差块的输入; $F(x)$ 为残差映射函数; $H(x) = F(x, \{W_i\}) + x$ 为恒等映射函数, $\{W_i\}$ 表示输入经过残差块中第 i 个卷积层时获得的权重。残差块中每个卷积层的卷积核大小设置为 3×3 。残差神经网络的主要思想是通过引入快捷连接来拟合残差映射函数,保证输入向量 x 和残差映射函数 $F(x, \{W_i\})$ 尺寸相同,只学习输入和输出的差别。通过重构学习过程,使训练过程中的底层误差可以通过快捷连接传递给上一层,从而有效地解决了深度残差网络训练时随深度增加而梯度消失的问题。

2 改进的残差神经网络变工况滚动轴承故障诊断方法

2.1 基于 Inception 模块改进的数据池化层

Inception 模块是 GoogLetNet 神经网络框架中

首次采用的优化模块,后经几次版本的迭代,一直到最新的 Inception-v4 和 Inception-ResNet^[17],每个版本在性能上都有一定的提升。Inception 模块的主要思想是构建串联的小卷积层和堆叠替换大卷积层,最后再在特征维度上将其拼接到一起。大量实验证明,Inception 模块能有效提升神经网络的学习效率。传统残差神经网络中,数据输入部分的数据池化层是通过 7×7 的大卷积层和池化层实现的,目的是实现百万级的训练样本和多 GPU 运行才能完成的复杂训练。然而,滚动轴承的时域信号具有时变性强的特点,且有效样本有限,因此本文设计了一种基于 Inception 模块的改进数据池化层,并将其用于提取滚动轴承数据特征。改进的数据池化层具有较强的特征提取能力,其结构如图 2 所示。

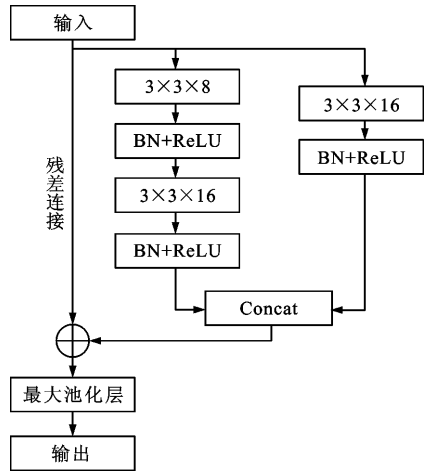


图 2 改进的数据池化层结构

图 2 中改进的数据池化层采用 3 个 3×3 的小卷积层替代 7×7 的大卷积层,通道数分别设置为 8、16、16。在每个 3×3 的卷积层后面都使用批量标准化(BN)和 ReLU 激活函数,加入 BN 可以提升网络的提取速率,加入 3 个 ReLU 激活函数相比传统单一 ReLU 激活函数可以进一步提升池化层对故障特征信息的提取能力。Concat 层将特征维度拼接到一起。为了避免层数加深导致训练过程中出现的过拟合问题,在改进的数据池化层中加入残差连接的结构,通过最大池化层输出提取的数据特征信息。

2.2 改进的残差块

2.2.1 带跳跃连接线的残差块 传统残差神经网络中残差块内部的第二个卷积层只对第一个卷积层的特征向量进行卷积运算,没有有效利用残差块输入向量与第二个卷积层之间的相关性,从而限制了残差块对特征的学习效率。为此,本文设计了一种带跳跃连接线的残差块,结构如图 3 所示。

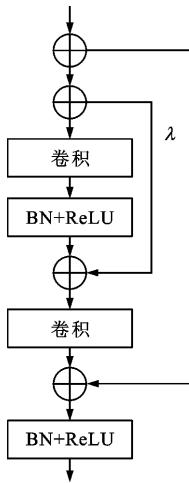


图 3 带跳跃连接线的残差块结构

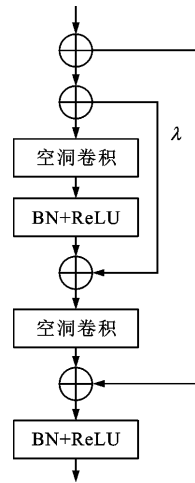


图 4 带跳跃连接线的空洞残差块结构

图 3 中带跳跃连接线的残差块在输入和第二个卷积层拥有添加一条跳跃系数为 λ 的跳跃连接线,使得输入和第一个卷积层构成一个子残差块,这样第二个卷积层不仅可以得到第一个卷积层的特征向量,而且可以学习到残差块的输入向量,所以带跳跃连接线的残差块能更有效地提取数据信号的内部信息,具有更高的学习效率。虽然跳跃连接线的引入可以提升残差块提取数据特征信息的能力,但是也会增加残差块的输出向量,导致下一个残差块接收的特性信息增多,参数的计算量会增加。所以,本文检验了 λ 分别取 0.1、0.2、0.5 时的效果,发现 λ 取 0.2 时,准确率以最快的速度达到收敛,且稳定后的准确率高于 λ 取 0.1 和 0.5 时的,所以 λ 设为 0.2。

2.2.2 带跳跃连接线的空洞残差块 由于滚动轴承运转过程中周围环境噪声干扰是不可避免的,并且不同负荷条件下滚动轴承时域信号具有一定的差异,所以需要轴承故障诊断方法能够充分提取信号特征中包含的故障信息。2016 年 Yu 等提出了空洞卷积的概念^[18]。空洞卷积与普通卷积具有相同的卷积操作,但空洞卷积采用特定步长跳跃的方式读取数据,在保持参数量不变的同时可获得更大的感受野,使得每个卷积输出都包含更多的信息。因此,本文结合空洞卷积和带跳跃连接线残差块,构建了一种带跳跃连接线的空洞残差块,结构如图 4 所示。

图 4 中带跳跃连接线的残差块将普通卷积替换为空洞卷积,并通过设置空洞率来增大感受野。设普通卷积的卷积核宽为 w 、高为 h ,引入空洞率为 d 的空洞卷积之后,空洞卷积核的宽为 $w+(w-1) \cdot (d-1)$ 、高为 $h+(h-1)(d-1)$ 。虽然空洞卷积可以增大感受野,但当空洞率较大时读取的数据更稀疏,从而损失了特征信息的连续性,导致空洞残差块

不能有效提取到信号特征中的故障信息。因此,本文分别检验了空洞率为 2 和 3 时的效果。当空洞率为 2 时,本文方法具有更高的故障诊断准确率,所以将 3×3 的普通卷积核替换为空洞率为 2 的空洞卷积核,此时获得的感受野等价于 5×5 空洞卷积核带来的。对空洞卷积核中没有参数的位置填充 0。通过空洞卷积的操作后,残差块可以获取更多的信息,具有更强的特征学习能力。

2.3 改进的残差神经网络方法结构

针对滚动轴承在实际工作中由于工况变化、噪声干扰、有效数据样本不足而导致的故障诊断方法泛化能力较差和抗噪性较弱的问题,本文提出了改进的残差神经网络方法,结构如图 5 所示。首先,将采集的轴承数据从一维时序信号转化为二维时序信号作为输入。然后,通过基于 Inception 模块改进的数据池化层有效地提取特征信息。虽然传统残差神经网络可以通过增加残差块数量来增强特征学习能力,但是由于滚动轴承的有效样本有限,过深的网络将会在训练过程中陷入过拟合的困境,造成故障诊

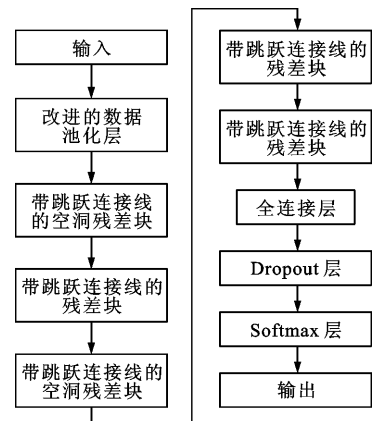


图 5 改进的残差神经网络方法结构

断效果下降,因此需要控制网络深度,选择合适的残差块数。本文参考文献[19]进行综合考虑,采用 5 个改进的残差块,通过端对端首尾相连的方式构建残差神经网络,其中第 1 和第 3 个残差块设置为带跳跃连接线的空洞残差块,第 2、4、5 个残差块设置为带跳跃连接线的残差块,改进的残差块中卷积核大小均为 3×3 ,跳跃系数 λ 均为 0.2,空洞卷积核的空洞率为 2。之后,通过全连接层和 Dropout 层缓解过拟合带来的负面影响。最后,通过 16 维的 Softmax 分类器输出故障诊断结果。

3 实验仿真和结果分析

3.1 实验数据与设置

实验采用的轴承数据来自美国凯斯西储大学(CWRU)数据集^[20],该数据集被广泛用于轴承故障诊断实验。CWRU 数据集的实验台由电机、编码器、测功器组成,实验轴承为 SKF6205 型电机轴承。实验数据由安装在电机驱动端和风扇端的加速度传感器采集,电动机转速有 4 种,分别为 1 797、1 772、1 750、1 730 r/min,对应的负荷数据分别为 0、 1×0.746 、 2×0.746 、 3×0.746 kW(1 hp=0.746 kW)。轴承出现故障位置分别在滚动体、内环、外环 3 点钟、外环 6 点钟和外环 12 点钟,损伤直径分别为 0.177 8、0.355 6、0.533 4、0.711 2 mm,实验数据的采样通道数为 16,采样频率为 12 kHz。根据轴承故障发生位置和损伤程度的不同,将采集的数据划分为 16 种状态标签。设置每段样本的采样数为 784,每种状态标签中的样本数大致相同,采集的数据按照 3:1 的比例划分为训练样本和测试样本。选取不同负荷工况下的测试样本作为变负荷测试样本,在测试样本中加入不同程度的高斯白噪声,获取不同信噪比的变噪声测试样本。具体的变工况数据集成分如表 1 所示。

仿真实验使用的深度学习框架为 TensorFlow,编程语言为 Python,在 Windows10 系统、英特尔酷睿 i5-4200 H 处理器和 8 GB 内存的计算机上运行。实验过程中采用 Adam 优化算法更新网络训练参数,迭代批数为 2 200,每个批次样本数为 64。采用动态学习率训练网络,初始学习率设置为 0.001,衰减率为 0.9,每迭代 1 000 次进行衰减。为防止过拟合,设置 Dropout 层的弃权值为 0.5。选用 10 次实验结果的平均值作为最终结果。由于改进的残差神经网络方法是在残差神经网络的基础上构建的,因此该方法的参数设计类似残差神经网络的,参数设

置如表 2 所示。

表 1 变工况数据集成分

负荷/kW	训练 样本数	变负荷 /kW	测试样本数	
			变负荷	变噪声
0	1 972	1×0.746	740	663
		2×0.746	740	
		3×0.746	740	
1×0.746	2 200	0	663	740
		2×0.746	740	
		3×0.746	740	
2×0.746	2 200	0	663	740
		1×0.746	740	
		3×0.746	740	
3×0.746	2 205	0	663	740
		1×0.746	740	
		2×0.746	740	

表 2 参数设置

结构	参数	输出大小
输入层		28×28
改进的数据池化层		14×14
残差块 1	(3,3,1,32)	14×14
	(3,3,1,32)	
残差块 2	(3,3,2,64)	7×7
	(3,3,1,64)	
残差块 3	(3,3,1,64)	7×7
	(3,3,1,64)	
残差块 4	(3,3,2,128)	4×4
	(3,3,1,128)	
残差块 5	(3,3,1,128)	4×4
	(3,3,1,128)	
最大池化层	2	2×2
全连接层	1 024	
Softmax 层	16	

表 2 中,残差块的参数表示该残差块中前后两个卷积层的参数,最大池化层的参数表示池化步长,全连接层和 Softmax 层的参数分别表示通道数。以残差块 2 为例,参数(3,3,2,64)表示第一个卷积层卷积核大小为 3×3 ,步长为 2,通道数为 64,参数(3,3,1,64)表示第二个卷积层卷积核大小为 3×3 ,步长为 1,通道数为 64。残差块 2 中第一个卷积层的步长为 2,表示输入数据的边长将会减少一半,同时输入与输出大小也会不一致,因此需要在残差块 2 中的快捷连接线部分加入步长为 2 的 1×1 卷积

核,使得该残差块的输入与输出维度匹配。同理,也需要在残差块 2 中的跳跃连接线部分加入步长为 2 的 1×1 卷积核。

为了客观地比较方法的优劣,实验依次使用基于人工滤波的 SVM+EMD+Hilbert 包络谱方法、BPNN+EMD+Hilbert 包络谱方法^[21]、基于深度学习的 LeNet-5 方法、CNN 方法^[22]、ResNet 方法^[23]和本文方法进行对比,其中:基于人工滤波的方法采用 EMD 算法分解所得的前 5 个本征模态函数的 Hilbert 包络谱作为 SVM 和 BPNN 的输入,SVM 采用一对多的分类方式,核函数采用高斯核函数,BPNN 采用的维度为 3 920,结构为 3 920-300-16;基于深度学习的 LeNet-5 方法采用经典结构,卷积核尺寸均为 5×5 ,池化步长为 2,全连接层神经元数为 120;CNN 方法采用 4 个卷积层和 4 个池化层构成的网络结构,并在每个卷积层后加入 BN,卷积核尺寸均为 3×3 ,池化步长为 2,全连接层神经元数为 120;ResNet 方法采用 5 个传统残差块、两个池化层和一个全连接层构成的网络结构,传统残差块中卷积核尺寸均为 3×3 ,池化步长为 2,全连接层中神经元数为 1 024。

3.2 实验结果及分析

3.2.1 变噪声故障诊断结果 滚动轴承运转过程中,零件振动以及相互摩擦产生会产生噪声,不仅影响了轴承的健康状态,而且污染了采集到的振动数据,掩盖了振动数据中的故障信息,所以要求滚动轴承故障诊断方法能在噪声干扰下保持稳定。为此,本文在不同噪声的环境条件下对不同方法的抗噪性进行检测,选取 1 750 r/min、 2×0.746 kW 负荷下滚动轴承数据样本作为训练样本和测试样本。通过在测试样本中分别加入不同程度的高斯白噪声,获取信噪比为 6、9、12 dB 的变噪声测试样本,以该样本来检测每种方法的抗噪性,实验结果如表 3 所示。

表 3 中 SVM+EMD+Hilbert 包络谱和 BPNN+EMD+Hilbert 包络谱方法的故障诊断准确率来源于文献^[24],LeNet-5、CNN、ResNet 方法选用与本文方法相同的仿真实验环境,通过构建相应的网络结构得到故障诊断准确率。从表 3 可以看出,在信噪比为 6、9、12 dB 的情况下,本文方法的故障诊断准确率均高于其他方法的,而且均达到了 95%以上。基于人工滤波的 SVM+EMD+Hilbert 包络谱和 BPNN+EMD+Hilbert 包络谱这两种方法,都有 EMD 的自身端点效应问题,从而限制了其噪声数据处理能力。基于深度学习 LeNet-5 和 CNN

方法结构相对简单,特征学习能力较弱,抗噪能力较弱。ResNet 方法故障诊断准确率虽然相对较高,但是当信噪比为 6 dB,即噪声较强时,准确率下降较明显,只有 92.56%,不能有效地处理强噪声数据。本文方法在信噪比为 6 dB 时,故障诊断的准确率为 95.51%,而且平均准确率达到了 97.34%。这是因为本文方法通过设计的 Inception 模块数据池化层,最大限度地提取了噪声数据中的特征信息,并采用了两种改进的残差块深度学习特征信息中的有效信息,因此在变噪声环境下具有较强的抗噪能力。

表 3 不同方法的变噪声故障诊断准确率 %

故障诊断方法	准确率			平均准确率
	信噪比 为 6 dB	信噪比 为 9 dB	信噪比 为 12 dB	
SVM+EMD+Hilbert 包络谱	82.86	84.67	83.80	83.77
BPNN+EMD+Hilbert 包络谱	76.50	76.58	79.30	77.46
LeNet-5	89.72	94.32	95.75	93.26
CNN	89.18	93.12	96.75	93.02
ResNet	92.56	96.31	97.85	95.57
本文方法	95.51	97.60	98.91	97.34

3.2.2 变负荷故障诊断结果 由于在实际工作中,滚动轴承承载的负荷发生变化是不可避免的,所以故障诊断方法必须要具备较好的泛化能力。为此,本文在变负荷的条件下进行了实验,并与选取的 3 种故障诊断方法进行了对比分析。负荷变化是指在 0.1×0.746 、 2×0.746 、 3×0.746 kW 这 4 种不同的负荷数据中,分别以其中的一种负荷数据做训练样本,另外 3 种负荷数据作为变负荷的测试样本。本文用 0-1、0-2、0-3 分别表示 0 负荷下的数据作为训练样本、 1×0.746 、 2×0.746 、 3×0.746 kW 负荷下的数据作为测试样本的 3 组实验组编号,其他实验组编号以此类推。不同方法的变负荷故障诊断结果如图 6 所示,可以看出,本文方法在每种变负荷条件下的故障诊断准确率均高于其他 3 种方法的。以 2-0、2-1、2-3 这 3 组实验为例:基于人工滤波 SVM+EMD+Hilbert 包络谱和 BPNN+EMD+Hilbert 包络谱这两种方法由于存在包络误差、模态混淆等问题,导致变负荷故障诊断准确率均处于 85%以下;基于深度学习的 ResNet 方法由于结构相对简单,数据特征未能完整提取,导致变负荷诊断准确率最高只有 92%,即 2-1 组变负荷实验结果;本文方法

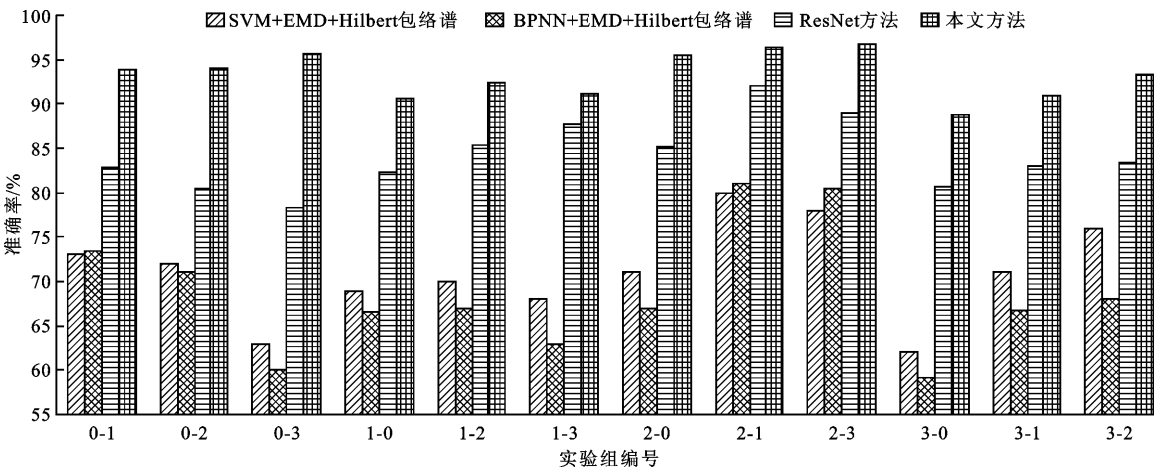


图 6 不同方法的变负荷故障诊断结果

的故障诊断准确率均达到了 95% 以上,这是因为基于 Inception 模块改进的数据池化层提高了对数据样本特征的提取效率,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,带跳跃连接线的空洞残差块通过空洞卷积使得感受范围更加宽广,能够深度挖掘出不同负荷数据中的内部特征信息,使得本文方法在特征学习方面具有优势。因此,在变负荷条件下测试样本与训练样本特征存在较大差异时,本文方法仍能很好地适应数据特征差异带来的负面影响,并具有较好的泛化能力。

3.2.3 变工况故障诊断结果 由于滚动轴承工作环境经常同时伴有噪声和负荷变化,所以设置变噪声和变负荷共同存在的变工况环境,以验证本文所提方法同时具有抗噪性和泛化能力。采用基于深度学习的 ResNet 方法作为对比,结果如图 7 所示。从图 7a 可以看出,ResNet 方法在 3 种不同噪声下,故障诊断准确率差距较大,故障诊断准确率平均值最高为 86.57%,最低为 72.73%,均值方差为 0.001 7;从图 7b 可以看出,本文方法在 3 种不同噪声下,故障诊断准确率相差较小,故障诊断准确率平均值均

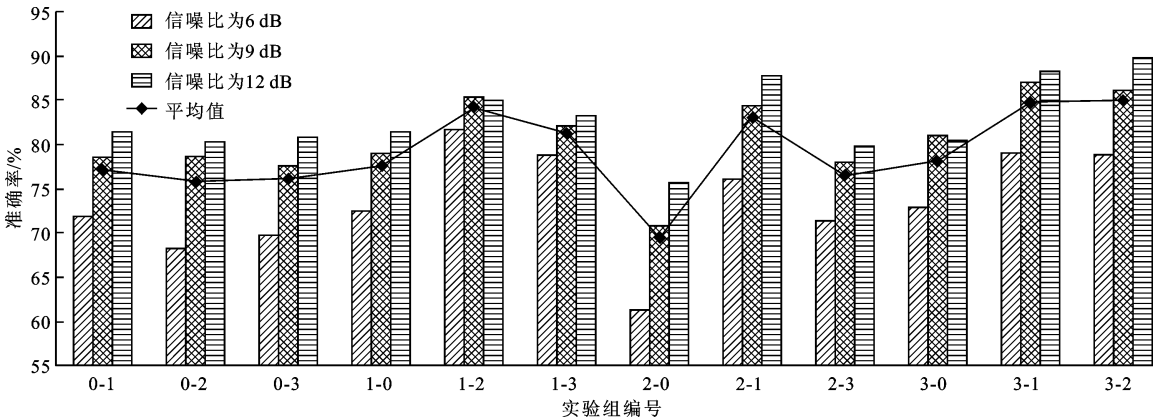
高于 ResNet 方法的,最高为 94.68%,最低为 85.49%,均值方差为 0.000 6。由此可知,本文方法的故障诊断准确率平均值曲线更加平稳,具有更好的变工况故障诊断结果,在变工况的条件下,本文方法仍具有较好的抗噪性和泛化能力。

4 结 论

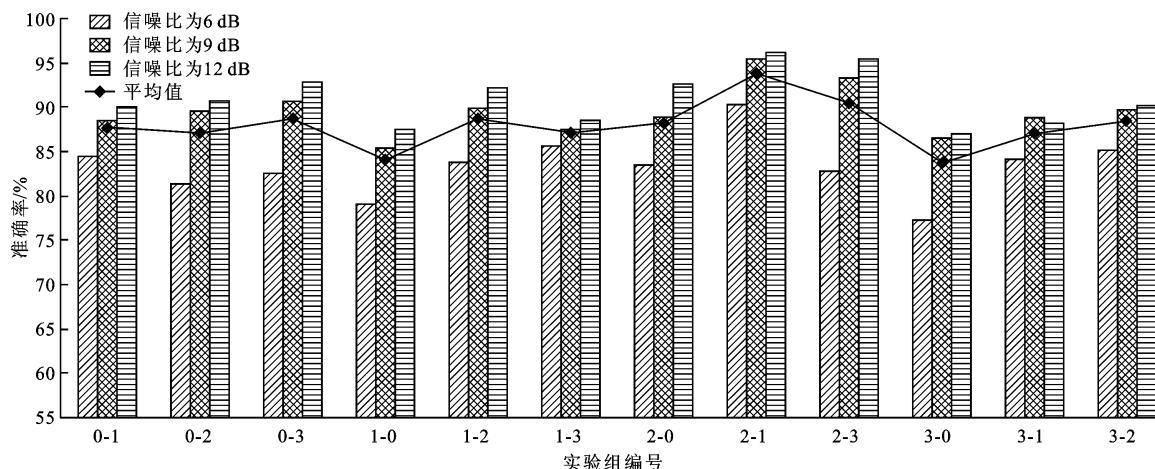
为了解决滚动轴承运行环境中负荷变化、噪声干扰及有效样本不足导致的故障诊断准确率低、抗噪性能弱、泛化能力差的问题,本文提出了一种改进的残差神经网络方法,得出的结论如下。

(1)本文构建的基于 Inception 模块改进的数据池化层能有效地提取数据信息中的特征信息。设计的带跳跃连接线的残差块提升了残差块的学习效率,带跳跃连接线的空洞残差块具有更大的感受野,能够在有限的数据样本中获取更多特征信息,使得本文方法能高效学习数据中的特征信息。

(2)采用 CWRU 数据集进行了仿真试验。在变噪声实验中,本文方法的平均故障诊断率为 97.34%,高于其他对比方法的,验证了本文方法具有一定的



(a)ResNet 方法



(b) 本文方法

图7 不同方法的变工况故障诊断结果

抗噪能力。在变负荷实验中,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 SVM+EMD+Hilbert 包络谱、BPNN+EMD+Hilbert 包络谱、ResNet 方法的,在 2-3 组变负荷实验中的准确率最高,达到了 96.76%,验证了本文方法具有更好的泛化性能。在变工况实验中,对比 ResNet 方法,本文方法的故障诊断准确率平均值更高,均值方差为 0.000 6,低于 ResNet 方法的均值方差 0.001 7,验证了本文方法在变工况故障诊断中的优越性。

(3)虽然本文方法能有效地实现滚动轴承故障诊断,但由于方法中的参数大多是通过实验决定的,所以故障诊断准确率仍有上升的空间。未来将针对最佳参数的确定做进一步的研究。

参考文献:

- [1] 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.
ZHU Huijie, WANG Xinqing, RUI Ting, et al. Machinery fault diagnosis based on shift invariant CNN [J]. Journal of Vibration and Shock, 2019, 38(5): 45-52.
- [2] 杨宇,罗鹏,甘磊,等. SADB N 及其在滚动轴承故障分类识别中的应用 [J]. 振动与冲击, 2019, 38(15): 11-16, 26.
YANG Yu, LUO Peng, GAN Lei, et al. SADB N and its application in rolling bearing fault identification and classification [J]. Journal of Vibration and Shock, 2019, 38(15): 11-16, 26.
- [3] 陈雪峰,张兴武,曹宏瑞. 智能主轴状态监测诊断与振动控制研究进展 [J]. 机械工程学报, 2018, 54

(19): 58-69.

CHEN Xuefeng, ZHANG Xingwu, CAO Hongrui. Advances in condition monitoring, diagnosis and vibration control of smart spindles [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2018, 54(19): 58-69.

- [4] 宋涛,王瑜琳,赵明富,等. 基于 SVDI 的变工况旋转机械故障诊断方法 [J]. 振动与冲击, 2018, 37(19): 211-216.
SONG Tao, WANG Yulin, ZHAO Mingfu, et al. Fault diagnosis for rotating machineries under variable operation conditions based on SVDI [J]. Journal of Vibration and Shock, 2018, 37(19): 211-216.
- [5] 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.
- [6] 唐贵基,王晓龙. 变分模态分解方法及其在滚动轴承早期故障诊断中的应用 [J]. 振动工程学报, 2016, 29(4): 638-648.
TANG Guiji, WANG Xiaolong. Variational mode decomposition method and its application on incipient fault diagnosis of rolling bearing [J]. Journal of Vibration Engineering, 2016, 29(4): 638-648.
- [7] 李宏坤,杨蕊,任远杰,等. 利用粒子滤波与谱峭度的滚动轴承故障诊断 [J]. 机械工程学报, 2017, 53(3): 63-72.
LI Hongkun, YANG Rui, REN Yuanjie, et al. Rolling element bearing diagnosis using particle filter and kurtogram [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2017, 53(3): 63-72.
- [8] MAO W T, HE L, YAN Y J, et al. Online sequential prediction of bearings imbalanced fault diagnosis by extreme learning machine [J]. Mechanical Systems and

- Signal Processing, 2017, 83: 450-473.
- [9] 陈仁祥, 黄鑫, 杨黎霞, 等. 基于卷积神经网络和离散小波变换的滚动轴承故障诊断 [J]. 振动工程学报, 2018, 31(5): 883-891.
- CHEN Renxiang, HUANG Xin, YANG Lixia, et al. Rolling bearing fault identification based on convolution neural network and discrete wavelet transform [J]. Journal of Vibration Engineering, 2018, 31(5): 883-891.
- [10] 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.
- [11] 周奇才, 沈鹤鸿, 赵炯, 等. 基于改进堆叠式循环神经网络的轴承故障诊断 [J]. 同济大学学报(自然科学版), 2019, 47(10): 1500-1507.
- ZHOU Qicai, SHEN Hehong, ZHAO Jiong, et al. Bearing fault diagnosis based on improved stacked recurrent neural network [J]. Journal of Tongji University (Natural Science), 2019, 47(10): 1500-1507.
- [12] 于洋, 何明, 刘博, 等. 基于 TL-LSTM 的轴承故障声发射信号识别研究 [J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(5): 51-59.
- YU Yang, HE Ming, LIU Bo, et al. Research on acoustic emission signal recognition of bearing fault based on TL-LSTM [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(5): 51-59.
- [13] 孔子迁, 邓蕾, 汤宝平, 等. 基于时频融合和注意力机制的深度学习行星齿轮箱故障诊断方法 [J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(6): 221-227.
- KONG Ziqian, DENG Lei, TANG Baoping, et al. Fault diagnosis of planetary gearbox based on deep learning with time-frequency fusion and attention mechanism [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(6): 221-227.
- [14] 陈志刚, 杜小磊, 王衍学, 等. 改进集成深层自编码器在轴承故障诊断中的应用 [J/OL]. 控制与决策. [2020-02-20]. <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0270>.
- CHEN Zhigang, DU Xiaolei, WANG Yanxue, et al. Application of improved ensemble deep auto-encoder in bearing fault diagnosis [J/OL]. Control and Decision. [2020-02-20]. <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0270>.
- [15] 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.
- QU Jianling, YU Lu, YUAN Tao, et al. Adaptive fault diagnosis algorithm for rolling bearings based on one-dimensional convolutional neural network [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(7): 134-143.
- [16] HE K M, ZHANG X Y, REN S Q, et al. Deep residual learning for image recognition [C]//Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2016: 770-778.
- [17] SZEGEDY C, IOFFE S, VANHOUCKE V, et al. Inception-v4, inception-resnet and the impact of residual connections on learning [C]//Proceedings of the 31st AAAI Conference on Artificial Intelligence. Reston, VA, USA: AIAA, 2017: 4278-4284.
- [18] YU F, KOLTUN V. Multi-scale context aggregation by dilated convolutions [C/OL]//Proceedings of the 2016 International Conference on Learning Representations (ICLR). [2020-02-20]. <https://arxiv.org/abs/1511.07122>.
- [19] ZHAO M H, KANG M, TANG B P, et al. Deep residual networks with dynamically weighted wavelet coefficients for fault diagnosis of planetary gearboxes [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2018, 65(5): 4290-4300.
- [20] Case Western Reserve University Bearing Data Center. Bearing data file [DS/OL]. [2020-02-20]. <http://csegroups.case.edu/bearingdatacenter/home>.
- [21] LI Q, WANG H. A research review of Hilbert-Huang transform used for rolling bearing fault diagnosis [J]. Applied Mechanics and Materials, 2013, 397/398/399/400: 2152-2155.
- [22] 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.
- XIAO Xiong, WANG Jianxiang, ZHANG Yongjun, et al. A two-dimensional convolutional neural network optimization method for bearing fault diagnosis [J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(15): 4558-4568.
- [23] HE K M, ZHANG X Y, REN S Q, et al. Identity mappings in deep residual networks [C]//Proceedings of the 14th European Conference on Computer Vision. Cham, Germany: Springer, 2016: 630-645.
- [24] 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: 45.

(编辑 陶晴)