

优化深度残差网络及其在强噪声环境下滚动轴承故障诊断中的应用

雷春丽^{1,2}, 夏奔锋^{1,2}, 薛林林^{1,2}, 焦孟萱^{1,2}, 张护强^{1,2}

(1. 兰州理工大学机电工程学院, 甘肃 兰州 730050;

2. 兰州理工大学数字制造技术与应用省部共建教育部重点实验室, 甘肃 兰州 730050)

摘要: 针对传统基于深度学习的故障诊断方法存在抗噪性能差、计算复杂度高和泛化性能不足的问题, 提出了一种基于深度可分离残差网络 (Depthwise Separable Residual Network, DS-ResNet) 的滚动轴承故障诊断方法。采用快速傅里叶变换 (Fast Fourier Transform, FFT) 将滚动轴承一维振动转换到频域进行表示; 利用深度可分离卷积 (Depthwise Separable Convolution, DSC) 计算复杂度低和逐点卷积 (Pointwise Convolution, PWC) 能增强网络非线性表达的优点, 分别代替传统深度残差网络中的两个标准卷积层, 构建出优化后的 DS-ResNet 模型。将各类故障状态下的频域信号作为 DS-ResNet 模型的输入进行识别分类, 结果表明, 在信噪比为 -4 dB 的强噪声环境中, 识别准确率达到 92.71%; 在变转速工况下, 平均识别准确率可达 90.19%, 高于其他常用深度学习诊断方法, 且模型每轮的训练时间仅需 2.16 s, 证明了所提方法具有更好的抗噪性能、泛化性能和更高的诊断效率。

关键词: 故障诊断; 滚动轴承; 深度可分离卷积; 深度残差网络; 快速傅里叶变换

中图分类号: TH165⁺.3; TH133.33 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-4523(2023)06-1754-10

DOI: 10.16385/j.cnki.issn.1004-4523.2023.06.030

引言

滚动轴承作为现代旋转机械的关键零部件之一, 它的运行状态对整个机械设备的性能、可靠性和使用寿命都有重要影响^[1]。滚动轴承的故障可能会导致整个机械系统的损坏, 造成经济损失^[2]。因此, 滚动轴承故障的在线监测和实时诊断, 对保持设备运转时的安全性和可靠性具有极其重要的意义。随着故障诊断技术的研究不断深入, 学者们提出了多种通过人工提取原始信号特征的传统智能故障诊断方法^[3-5]。这些方法虽然能够有效地诊断轴承故障, 但需手动提取故障特征, 在实际工况复杂多变时不利于故障特征的快速提取和健康状态的准确识别^[6], 因此, 需要研究出一种既能自动提取故障特征, 又能快速精准识别故障类型的智能算法。

深度学习理论具有强大的自动特征提取能力, 在图像识别^[7]、语音识别^[8]、自然语言处理^[9]等领域获得了广泛的应用。它克服了传统故障诊断方法适应能力弱的问题, 已经成为故障智能诊断的主要手段。卷积神经网络 (Convolutional Neural Network, CNN) 是深度学习的代表算法之一, 可直接提

取原始信号的特征并进行故障诊断。Janssens 等^[10]利用 CNN 对齿轮箱中的轴承进行故障诊断, 相比于常规算法, 其故障诊断精度有了大幅度的提高。宫文峰等^[11]对卷积神经网络超参数的选择和训练技巧进行了深度分析, 提高了模型结构的通用性和可操作性。

传统的 CNN 模型虽然在滚动轴承故障诊断中都有良好的表现, 但在诊断精度上仍有提升的空间, 为此, 一系列改进的 CNN 模型应运而生。Zhang 等^[12]提出了一种宽卷积核深度卷积神经网络 (Deep Convolutional Neural Networks with Wide First-layer Kernel, WDCNN), 利用第一个卷积层中的宽卷积核来提取特征, 提高了滚动轴承故障诊断的识别准确率和抗噪性, 但未考虑模型的诊断效率。Liang 等^[13]提出了一种并行卷积神经网络 (Parallel Convolutional Neural Network, P-CNN), 将一维信号转化为二维图像, 并融合了时域特征和频域特征, 在故障数据样本较少时获得了较高的识别准确率。Eren 等^[14]提出了一种新的卷积神经网络, 利用自适应一维卷积神经网络 (One Dimension Convolutional Neural Network, 1D-CNN) 分类器进行特征提取, 实现了对滚动轴承的实时故障诊断。但上述文献均未考

考虑环境噪声对模型诊断效果的影响。Yu等^[15]利用多尺度注意映射残差神经网络(Residual Neural Network Framework with Multiscale Attention Mapping, ResNet-MA)提取振动信号中的退化特征,提高了模型的故障诊断性能,但该模型结构复杂,不利于故障的快速诊断。赵小强等^[16]提出了一种带跳跃连接线和空洞卷积的残差网络,在变工况和高信噪比条件下取得了较高的识别准确率,但未考虑强噪声背景对诊断性能的影响。这些方法虽然有效地解决了传统CNN诊断精度不足的问题,但仍然无法较好地降低噪声对模型的干扰,尤其是在强噪声环境下,模型的识别分类效果有待提高,同时模型也难以保证较高的计算效率。

基于上述分析,本文提出了一种优化深度残差网络(DS-ResNet)模型进行滚动轴承故障诊断。首先采用快速傅里叶变换将一维振动信号从时域转换为频域进行表示,再将其输入到DS-ResNet模型中进行模型的预训练,最后通过在测试样本中添加高斯白噪声模拟实际工程的噪声环境,实现滚动轴承的故障诊断和故障分类,证明了所提方法在强噪声环境下的有效性。

1 优化深度残差网络

1.1 深度残差网络原理

He等^[17]提出了深度残差网络(Deep Residual Networks, ResNet),残差模块(Residual Building Block, RBB)是ResNet的核心部分,传统残差模块的结构如图1所示。主要由卷积层、BN层和ReLU激活函数构成,并通过快捷跨跃实现信号的跨层传播,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,通过残差学习的方式有效地解决了深度神经网络由于深度增加而导致整个网络性能下降的问题。

图1中 X 表示残差模块的输入; $F(X)$ 表示残差

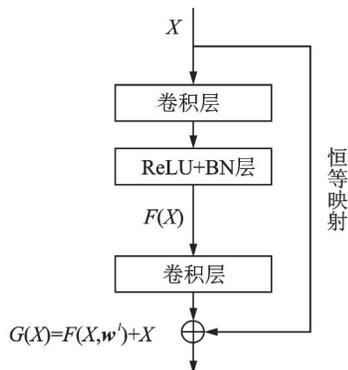


图1 传统残差模块

Fig. 1 Traditional residual building block

映射函数; $G(X)$ 表示底层恒等映射函数; w^l 表示输入经过残差模块中第 l 个卷积层时获得的权重矩阵。

1.1.1 卷积层

卷积层是整个卷积神经网络中的核心组成部分,其主要作用是对输入数据进行特征提取。卷积操作运算公式如下所示^[18]:

$$x^l = \sum_{i=1}^{c^{l-1}} w_{i,c}^l * x_i^{l-1} + b_i^l \quad (1)$$

式中 x_i^{l-1} 表示第 $l-1$ 层的第 i 个通道的输出; c^{l-1} 表示第 $l-1$ 层的第 c 个通道; x^l 表示第 l 层的输出; $w_{i,c}^l$ 表示第 l 层卷积核的权重矩阵; b_i^l 表示第 l 层的偏置项;*表示卷积操作。

1.1.2 批量归一化层

批量归一化(Batch Normalization, BN)主要是为了解决内部协变量偏移问题而被提出的一种归一化方法。BN的表达式为:

$$y_i = \gamma \frac{x_i - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i}{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i)^2 + \epsilon}} + \beta \quad (2)$$

式中 x_i 表示批量归一化操作的第 i 个输入值; y_i 表示批量归一化操作的第 i 个输出值; n 表示分类任务中每个输入批次样本的数量; γ, β 表示BN层的放缩与偏置; ϵ 表示保证数值稳定的常数项。

1.1.3 ReLU激活函数

ReLU函数是CNN中最常见的激活函数,其主要作用是为网络模型提供非线性表达,可以防止网络发生梯度消失问题。其数学表达式为:

$$f(x) = \max\{0, x\} \quad (3)$$

式中 x 表示激活函数的输入; f 表示激活函数的输出。

1.2 深度可分离卷积

Chollet^[19]提出了使用深度可分离卷积代替标准卷积运算来解决模型深度增加导致的诊断性能下降和计算时间过长的的问题,在保证网络性能优良的同时,减少了可训练的权重参数,使模型更加轻量化。深度可分离卷积(Depthwise Separable Convolution, DSC)的结构如图2(a)所示,包括一个使用常规卷积核宽度的深度卷积层(Depthwise Convolution, DWC)和一个卷积核尺寸为 1×1 的逐点卷积层(Pointwise Convolution, PWC)。

深度卷积层不同于普通标准卷积,对输入的每个通道进行独立的卷积操作,卷积核个数等于通道数,其表达式为:

$$S_{i,j,m} = \sum_{w,h} V_{w,h,m} \cdot X_{i+w,j+h,m} \quad (4)$$

式中 S 表示输出特征; V 表示宽为 W 、高为 H 的卷积核; X 表示输入特征; m 表示特征的第 m 通道; i, j 表示输出特征在第 m 通道上的 i, j 坐标; w, h 表示第 m 通道的卷积核权重元素坐标。

逐点卷积与标准卷积基本相同, 主要作用是将输出特征在通道方向进行加权组合。一维深度可分离卷积的原理和具体操作如图 2 所示, 首先利用深度卷积分别提取每个通道的特征, 再利用逐点卷积对通道输出特征进行整合, 若输入特征尺寸宽度为 W_n , 通道数为 M , 卷积核宽度为 W , 卷积核数量为 K , 则深度可分离卷积的计算量为:

$$T_1 = W_n \times M \times W + K \times M \times W_n \quad (5)$$

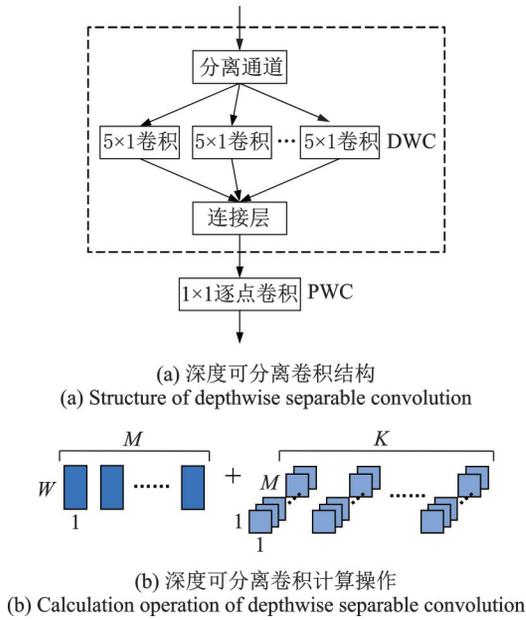


图 2 深度可分离卷积示意图

Fig. 2 Schematic of DSC

标准卷积可分为提取特征和合并特征两个操作, 其操作如图 3 所示, 标准卷积的计算量为:

$$T_2 = W_n \times M \times K \times W \quad (6)$$

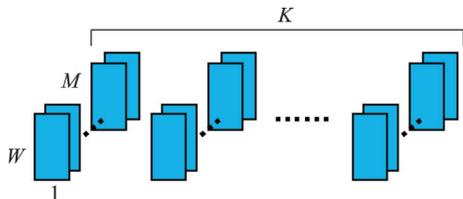


图 3 标准卷积计算操作

Fig. 3 Calculation operation of standard convolution

由式(5)和(6)可得深度可分离卷积和标准卷积的计算量比值为:

$$\frac{T_1}{T_2} = \frac{W_n \times M \times W + K \times M \times W_n}{W_n \times M \times K \times W} = \frac{1}{K} + \frac{1}{W} \quad (7)$$

式中 卷积核宽度 W 通常取 3, 5 和 7, 而卷积核数量 K 大于 1, 故式(7)的值小于 1, 即深度可分离卷积的计算量小于传统标准卷积。

1.3 优化残差模块

本文对传统残差模块进行了优化, 优化残差模块 (Optimized Residual Building Block, ORBB) 如图 4 所示。优化的核心部分主要有以下三点:

(1) 将 RBB 的第一个标准卷积层用 DSC 代替, 其中 DWC 通过拆分通道维度的相关性降低了模型的复杂度, 从而一定程度上提升了卷积核参数的使用效率; PWC 增强了网络的非线性表达能力, 同时将多通道特征嵌入到单通道中并保留显著特征, 提高了模型对淹没于噪声中非敏感特征的提取能力。

(2) 在深度可分离卷积层后再增加一个逐点卷积层, 进一步提取非敏感特征信息, 增强了模型的抗干扰能力。

(3) 在逐点卷积层后添加了一个 BN 层, 减少在噪声干扰下样本特征之间的分布差异, 提高了模型的抗噪性和泛化性能。

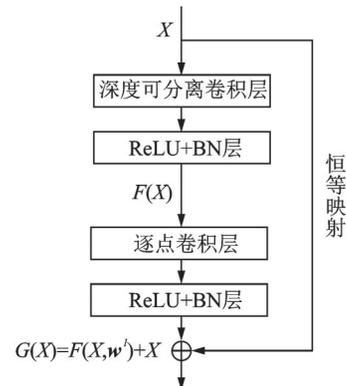


图 4 优化残差模块

Fig. 4 Optimized residual building block

1.4 优化深度残差网络模型

本文利用深度可分离卷积复杂度低和逐点卷积能增强网络非线性表达的优点对传统残差模块进行了优化, 提出了一种优化深度残差网络滚动轴承故障诊断模型, 如图 5 所示。在模型的测试阶段, 首先利用 FFT 将被噪声信号干扰的振动信号从时域转化为频域进行表示, 突出故障特征频率的成分; 其次将频域信号样本输入到训练好的模型中, 输入信号经过具有宽卷积核的标准卷积层和池化层, 削弱噪声对提取有用特征信息的影响; 然后信号进入两组 ORBB 层和池化层, 利用 DWC 和 PWC 提高对淹没于噪声中非敏感特征的提取能力, 采用 BN 层解决由于噪声干扰引起的内部协变量偏移问题, 并通过

深层标准卷积层和池化层进一步提取抽象特征信息;再经过Dropout层提高模型对噪声的容忍度;最后经过全连接层和Softmax分类器输出多种故障类别,实现滚动轴承的故障诊断。

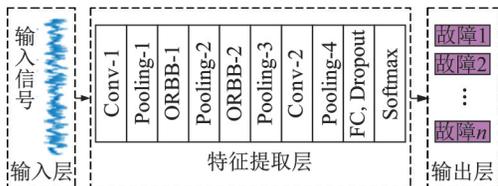


图5 优化深度残差网络模型

Fig. 5 Optimized deep residual network model

2 实验数据集的构建

本文采用本实验室滚动轴承故障模拟实验台采集的数据来验证所提方法的有效性。在MFS实验台上测试带有故障的滚动轴承,实验台实物如图6所示。三相交流电机与驱动轴通过联轴器相连,转轴两端各安装一个型号为ER-16K的深沟球轴承,其中驱动端是带有故障的轴承,另一端是健康轴承,并在转轴中间安装了一个质量为5.1 kg的转盘以施加50 N的径向载荷。实验采用3通道数据线连接信号采集器和加速度传感器,并通过USB接口将信号传输到计算机,以此采集振动信号。本文采集了轴承转速分别为1200,1300和1400 r/min三种不同工况下的振动信号,信号采样频率为15.3 kHz,采样时间为8 s。

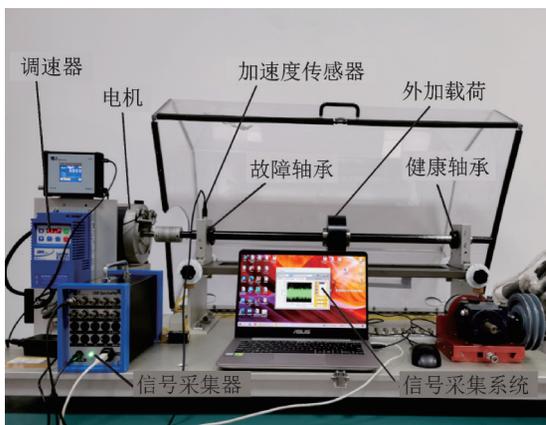
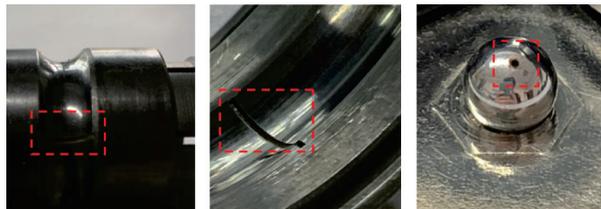


图6 MFS滚动轴承故障模拟实验台

Fig. 6 MFS rolling bearing fault simulation test rig

本文实验测试所用的轴承故障采用激光蚀刻技术加工而成,其中轴承故障位置为内圈故障、外圈故障和滚动体故障,如图7所示。实验所用轴承内、外圈故障宽度和滚动体故障孔径分别为0.6,1.2和1.8 mm,可分为轻度、中度和重度三种故障程度,故

障深度均为0.25 mm,共计9种故障类型。为充分保证每个数据样本故障信息的完整度,本文设置每个样本长度为2048个采样点,并采用重叠采样的方式对数据进行随机分割。每类信号包含250个样本,共计2250个样本,并采用One-hot编码^[20]方式将9种不同故障类型的数据样本进行标签化,根据转速不同可制作成F1,F2和F3三种数据集,并按照4:1的比例划分为训练集和测试集,具体滚动轴承故障的样本分布如表1所示。



(a) 内圈故障 (b) 外圈故障 (c) 滚动体故障
(a) Inner race failure (b) Outer race failure (c) Ball failure

图7 滚动轴承故障部位

Fig. 7 Failure location of rolling bearing

表1 滚动轴承故障样本分布

Tab. 1 Fault sample distribution of rolling bearing

标签	故障类型	故障程度	训练集/测试集
0	内圈	轻度	200/50
1	外圈	轻度	200/50
2	滚动体	轻度	200/50
3	内圈	中度	200/50
4	外圈	中度	200/50
5	滚动体	中度	200/50
6	内圈	重度	200/50
7	外圈	重度	200/50
8	滚动体	重度	200/50

3 实验验证与分析

本文实验的软件环境为PyCharm2020.1.2中的Keras框架,硬件环境为Intel(R) Xeon(R) Silver 4110 CPU @2.10 GHz, 2.10 GHz 双处理器和NVIDIA Quadro P4000显卡。

在实际工况中,采集到的振动信号往往会受到环境噪声的污染,导致信号中有用的故障信息被掩盖。对此,本文将通过在测试样本中添加不同信噪比(Signal to Noise Ratio, SNR)的高斯白噪声来模拟实际工作环境中不同强度的噪声。

3.1 模型参数的设置与选择

3.1.1 结构参数的设置

模型选取Adam自适应优化器优化参数,设置

Batch Size=10, epoch=30, 深度可分离卷积层和传统卷积层均采用 ReLU 激活函数, Dropout 的值为 0.5, 即每次训练随机选取 50% 的神经元失活, 以防止网络结构过拟合, DS-ResNet 模型的结构参数设置如表 2 所示。

表 2 DS-ResNet 模型的结构参数

网络层	结构参数	输出尺寸
Conv-1	[112, 1, 32]	1024×32
Pooling-1	[2, 1, 32]	512×32
ORBB-1	[5, 1, 64]-[1, 1, 64] [1, 1, 64]	512×64
Pooling-2	[2, 1, 64]	256×64
ORBB-2	[5, 1, 64]-[1, 1, 64] [1, 1, 64]	256×64
Pooling-3	[2, 1, 64]	128×64
Conv-2	[5, 1, 64]	128×64
Pooling-4	[2, 1, 64]	64×64
FC	节点个数为 100	100×1
Softmax	节点个数为 9	9

表 2 中每个优化残差模块包含了一个深度可分离卷积层和一个单一逐点卷积层, 如 ORBB-1 中, [5, 1, 64]-[1, 1, 64] 表示深度可分离卷积层中深度卷积的卷积核为 5×1, 逐点卷积的卷积核为 1×1, 通道数为 64。其中标准卷积层和优化残差模块中的卷积步长均为 1×1。

3.1.2 第一层卷积核宽度的选择

对于一维振动信号, 第一层卷积核宽度对模型的故障诊断性能有着重要的影响^[21]。因此, 需要选择合适的卷积核宽度来保证 DS-ResNet 模型的故障诊断性能。由于论文篇幅原因, 本文对第一层卷积核宽度分别为 4, 32, 64, 112 和 128 时模型的收敛情况进行分析。在数据集 F3 的测试集中加入信噪比为 -4 dB 的噪声信号情况下, 不同卷积核宽度时模型的损失率变化如图 8 所示。

从图 8 中可以看出, 卷积核宽度为 112 时损失率下降最快且初始值最低; 卷积核宽度为 4 时的损失率下降最慢且初始值最高; 在经过 15 轮计算之后模型开始收敛, 从图中也可看出在收敛时卷积核宽度为 112 时的损失率最低且最平稳, 其他宽度时损失率均存在波动。不同卷积核宽度时模型的识别准确率如表 3 所示, 当卷积核宽度为 4 时识别准确率仅为 83.11%, 当卷积核宽度为 112 时识别准确率最高达到 91.78%, 当卷积核宽度为 128 时识别准确率降低至 91.11%。出现这种现象的主要原因是当卷积核

宽度过小时, 难以学习到足够的特征, 且易受到高频噪声的干扰; 而当卷积核宽度过大时, 不利于提取信号的局部特征, 导致模型识别准确率降低。因此本文选择第一层卷积核的宽度为 112。

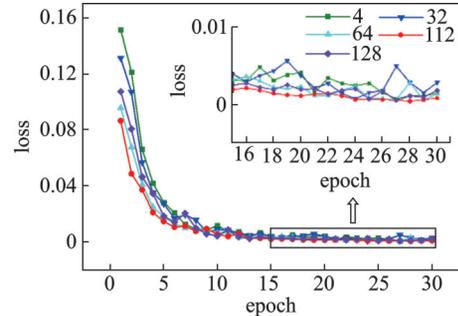


图 8 第一层卷积核宽不同时模型的损失率

Fig. 8 Loss rate of the model with different width of the first layer convolution kernel

表 3 第一层卷积核宽度对识别准确率的影响

Tab. 3 Influence of the width of the first layer convolution kernel on identification accuracy

卷积核宽度	识别准确率/%
4	83.11
32	86.00
64	89.56
112	91.78
128	91.11

3.1.3 学习率的选择

学习率决定了模型参数能否更新到最优值, 学习率过大或过小都会影响模型的收敛速度, 不利于故障类型的精确识别^[22]。为了避免由于该问题导致无法训练得到最优诊断性能的模型, 现研究学习率分别 1×10^{-3} , 1×10^{-4} , 5×10^{-5} 和 1×10^{-5} 时对模型收敛性的影响, 设置第一层卷积核宽度为 112, 在数据集 F3 的测试集中加入信噪比为 -4 dB 噪声信号的情况下, 使用不同学习率的模型损失率变化如图 9 所示。

从图 9 中可以看出, 学习率为 1×10^{-4} 时损失率初始值最低且下降最快; 学习率为 1×10^{-5} 时损失率的初始值最高且下降最缓慢; 模型经过 15 轮计算之后, 学习率为 1×10^{-4} 和 5×10^{-5} 时的模型已经完全收敛, 且学习率为 1×10^{-4} 时损失率更稳定; 学习率为 1×10^{-3} 时的损失率存在较大波动, 学习率为 1×10^{-5} 时损失率仍处于下降阶段, 模型均尚未完全收敛。不同学习率时模型的识别准确率如表 4 所示。当学习率为 1×10^{-4} 时识别准确率达到 91.78%, 当学习率为 1×10^{-5} 时识别准确率最低仅为 84.44%。经过以上分析, 本文设置学习率为 1×10^{-4} 。

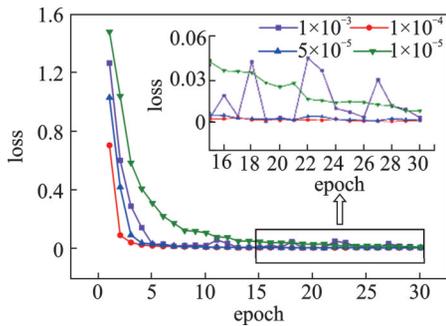


图 9 学习率不同时模型的损失率

Fig. 9 Loss rate of model with different learning rate

表 4 学习率对识别准确率的影响

Tab. 4 Influence of learning rate on identification accuracy

学习率	识别准确率/%
1×10^{-3}	87.56
1×10^{-4}	91.78
5×10^{-5}	90.22
1×10^{-5}	84.44

3.2 实验结果分析与讨论

3.2.1 模型验证

为了验证本文所提出的 DS-ResNet 模型的诊断性能,与 5 种常用的深度学习故障诊断模型进行对比分析,其中 A 表示本文所提模型,采用 DS-ResNet 的滚动轴承故障诊断方法;B 表示传统 ResNet 模型,仅残差块结构与本文模型不同,为 RBB 结构;C 表示 LeNet-5 模型,是一种主要由两组卷积层和池化层构成的轻量化浅层神经网络;D 表示 VGG16 模型,是一种常见的深层神经网络;E 表示 WDCNN 模型^[13],是一种宽卷积核深度卷积神经网络;F 表示 MBDS-CNN 模型^[22],是一种多分支深度可分离卷积神经网络。以上所有深度学习模型的参数设置均与本文模型相同,并在卷积层之后均添加 BN 层。

采用每轮次的训练时间来评估本文故障诊断模型的计算效率,实验在转速为 1400 r/min,信噪比为 -4 dB 的噪声信号环境下进行,所得结果均取 10 次实验的平均值,结果如表 5 所示。表中模型深度包含卷积层、池化层、BN 层、Dropout 层、全连接层和 Softmax 层。由表 5 可以看出本文模型的计算效率高于模型 B, D, E 和 F,比这 4 种模型中深度最浅的模型 E 快了 0.29 s,比深度最深的模型 F 快了 1.01 s;相较于最典型的浅层神经网络模型 C,本文模型虽然在计算效率上没有优势,但在信噪比为 -4 dB 的强噪声环境下的识别准确率提高了 10.49%。

3.2.2 抗噪性能分析

为了验证本文所提 DS-ResNet 模型的抗噪性,分别与 5 种常用的深度学习故障诊断模型(与 3.2.1 节

表 5 不同模型的故障诊断效果

Tab. 5 Fault diagnosis effects of different models

模型	识别准确率/%	模型深度/层	训练时间/s
A	92.71	23	2.16
B	90.67	23	2.88
C	82.22	10	1.73
D	80.27	30	4.32
E	85.78	19	2.45
F	83.29	34	3.17

相同)在转速为 1400 r/min 的工况下进行对比分析,设置信噪比为 -4~4 dB,实验所得结果均取 10 次实验的平均值,实验结果如图 10 所示。

由图 10 可知,在信噪比为 -4~4 dB 的环境下,本文模型的故障识别准确率均为最高。尤其是在信噪比为 -4 dB 的强噪声环境中,本文所提出的模型的故障识别准确率达到 92.71%,模型 B, C, D, E 和 F 分别为 90.67%, 82.22%, 80.27%, 85.78% 和 83.29%,模型 A 比 5 种对比模型的识别准确率分别高 2.04%, 10.49%, 12.44%, 6.93% 和 9.42%;在信噪比为 -2 dB 的噪声环境中,所有模型的故障识别准确率均高于 90%,其中本文所提模型识别准确率为 98.22%,比最高的 ResNet 高 0.58%,比最低的 VGG16 高 6.75%;当信噪比为 4 dB 时,6 种模型的故障识别准确率均在 99% 以上,本文模型的识别准确率依然最高,达到 100%。

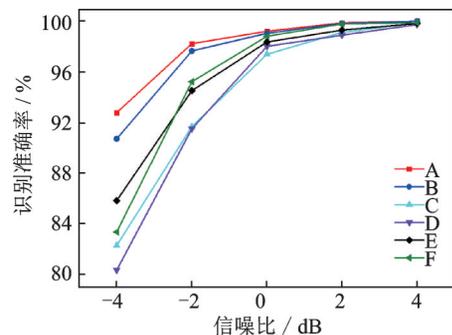


图 10 不同模型在噪声环境下的识别准确率

Fig. 10 Identification accuracy of different models in noisy environment

为了进一步验证本文模型在受到强噪声干扰时的诊断性能,采用箱型图来说明不同模型识别结果的稳定性,实验在信噪比为 -4 dB 和 -2 dB 的噪声环境下进行,结果如图 11 所示。所提出的 DS-ResNet 模型在强噪声环境下具有较好的识别效果,并且方差较小。除了在信噪比为 -2 dB 时 ResNet 的识别准确率表现出较小方差,其他模型在强噪声环境下的识别结果都不够稳定。结果表明,与其他模型相比,本文所提模型能显著提高滚动轴承故障在受到强噪声干扰时识别效果的准确性和稳定性。

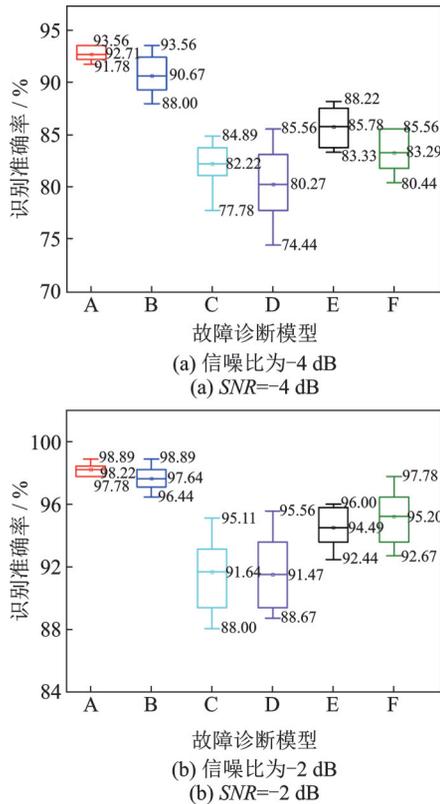


图11 不同模型在强噪声环境下的识别准确率箱型图
Fig. 11 Box diagram of identification accuracy of different models in strong noise environment

3.2.3 泛化性能分析

为验证 DS-ResNet模型在强噪声环境中变工况下识别轴承损伤程度的能力,设置了泛化性能实验,实验在信噪比为-4 dB强噪声环境下进行。分别与5种常用的深度学习故障诊断模型(与3.2.1节相同)进行对比分析,选用三种不同转速下的故障数据即F1, F2和F3构建训练集和测试集,如F1→F2表示数据集F1用于模型训练,数据集F2用于模型测试。所得结果均取10次实验的平均值,实验结果如表6所示。

从表6可以看出,在信噪比为-4 dB的情况下,本文所提出的DS-ResNet模型在6种变转速工况中的平均识别准确率为90.23%,是所有模型中故障识别效果最好的。模型B是5种常用模型中识别效果最佳的,其平均识别准确率为88.21%,但依然比本文模型低2.02%。对比分析模型A和B各实验工况的故障识别性能,在6种工况下模型B的识别准确率均不如模型A,由此可见,在深度残差网络中引入深度可分离卷积和逐点卷积,可有效改善模型的特征提取能力,从而增强了模型在强噪声环境下的变转速自适应能力。模型C的平均识别准确率是所有模型中最低的,仅为69.17%,比模型A低了21.06%。综上所述,在受到强噪声干扰同时转速改变的工况下,本文所提模型在滚动轴承故障识别中仍然保持了较好的泛化性能。

表6 不同模型在变转速工况下的故障识别效果
Tab. 6 Fault identification effects of different models under variable speed conditions

实验 工况	识别准确率/%					
	模型A	模型B	模型C	模型D	模型E	模型F
F1→F2	91.29	90.49	81.02	77.78	84.36	82.09
F1→F3	90.62	90.45	71.95	78.00	82.36	77.74
F2→F1	90.27	86.71	69.16	67.15	79.29	80.45
F2→F3	91.78	90.18	73.73	80.04	84.71	80.75
F3→F1	86.18	82.35	51.51	73.60	69.16	68.98
F3→F2	91.24	89.07	67.65	77.02	84.67	79.56
平均值	90.23	88.21	69.17	75.60	80.76	78.26

3.2.4 分类结果可视化

本节采用t-SNE(t-Distributed Stochastic Neighbor Embedding)非线性降维算法,分别对本文所提模型在数据集F3的测试集中添加信噪比为-4~4 dB噪声时的分类结果进行可视化,图12展示了模型在不同强度噪声环境下故障类别的分布情况。

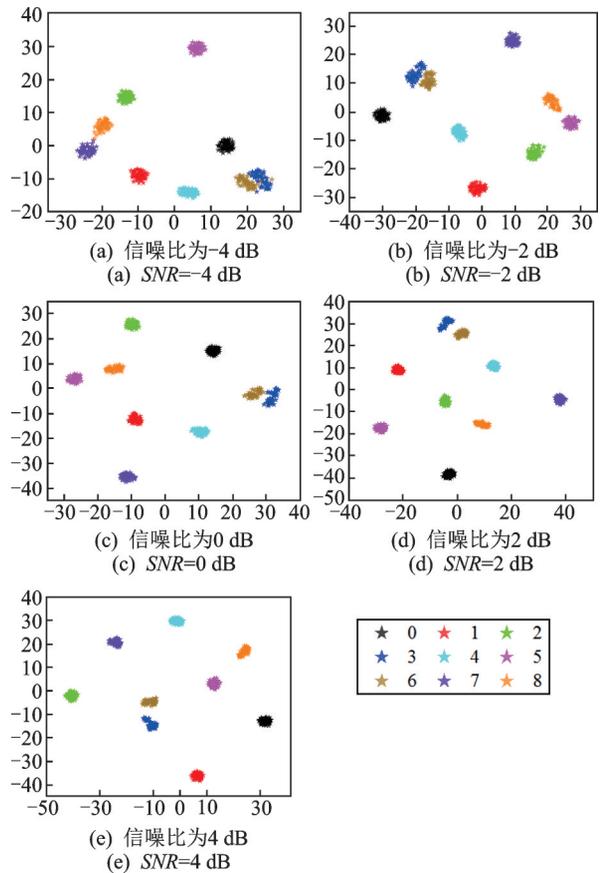


图12 不同信噪比环境下模型的预测样本分布
Fig. 12 Prediction sample distribution of the model in different SNR environments

从图12中可以看出,随着信噪比的提高,模型的故障分类能力也随之增强。在信噪比为-4 dB时,大多数故障可以很好地聚类,只有标签3和6在聚类过程中有部分重叠,说明此时中度内圈故障和

重度内圈故障容易混淆;在信噪比为2 dB时,所有故障都得到了很好地聚类,模型可以很清晰地识别出所有故障类别,验证了本文模型在噪声环境下有较好的故障分类能力。

3.2.5 权重优化过程可视化

能否学习到合适的权重参数是深度神经网络的核心问题之一,为了理解深层网络模型中深层权重的优化过程,利用TensorBoard可视化工具对模型的权重分布进行可视化分析,两个深度可分离卷积层和最后一个标准卷积层的权重分布随轮次的变化如图13所示。

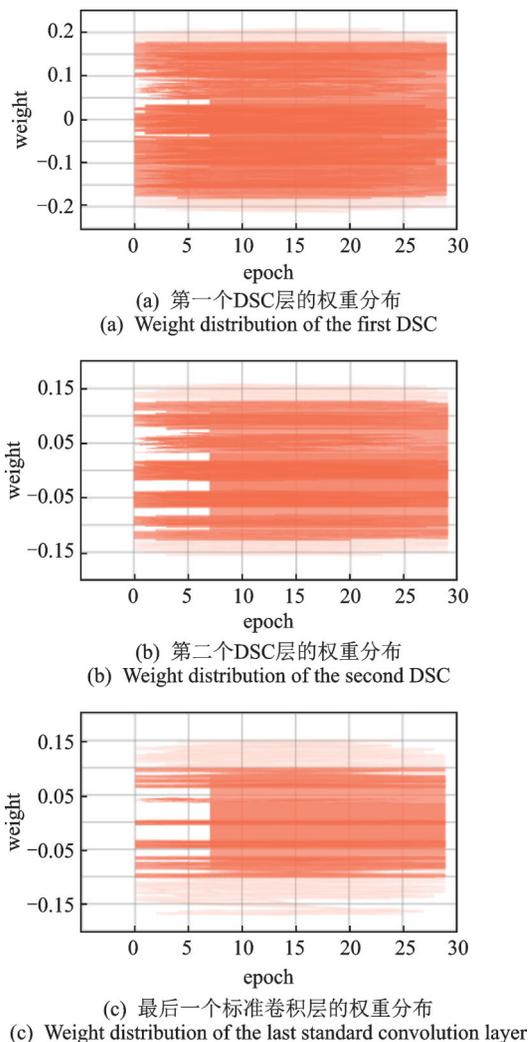


图13 模型权重优化过程的可视化

Fig. 13 Visualization of model weight optimization process

从图13中可以看出,随着计算轮次的增加,权重不断更新,在第7轮次模型开始收敛;第一个DSC层卷积核的权重密集分布范围最大,为 $-0.17\sim 0.17$,学到的特征最多;随着模型深度的增加,权重密集分布范围开始减小,第二个DSC层卷积核的权重密集分布范围为 $-0.12\sim 0.12$,相比于第一个DSC层的权重密集分布范围更小,学到的特征也随

之减少;最后一个标准卷积层卷积核的权重密集分布范围为 $-0.10\sim 0.10$,学到的特征最少。由此可知,随着网络深度的增加,本文所提模型的权重分布范围在最后一个标准卷积层达到最小,此时模型收敛。

4 结论

(1)本文提出了基于DS-ResNet的滚动轴承故障诊断模型,以模型的收敛性为评价指标,研究第一层卷积核宽度和学习率对所提模型诊断性能的影响规律,最后确定当第一层卷积核宽度为112、学习率为 1×10^{-4} 时模型的诊断性能最佳。

(2)所提DS-ResNet模型在信噪比为-4 dB的强噪声环境下对各类轴承故障进行分类,识别准确率达到92.71%,模型每轮次训练时间仅为2.16 s,提高了滚动轴承故障的识别准确率和诊断效率。在转速改变的情况下,所提模型的平均识别准确率依然可达90.23%,提高了滚动轴承故障诊断的变转速自适应能力。与其他常用的深度学习故障诊断模型相比,DS-ResNet模型在受到强噪声干扰和变转速工况下保持了较高的识别准确率,在强噪声环境下具有更好的抗干扰能力和泛化性能。

(3)采用t-SNE算法对模型在不同强度噪声环境下的分类结果进行可视化分析,进一步验证了本文模型在噪声环境下有较好的故障分类能力;采用TensorBoard可视化工具对模型的权重分布进行展示,有利于更深刻地理解模型权重的优化过程。

参考文献:

- [1] Jia F, Lei Y G, Lin J, et al. Deep neural networks: a promising tool for fault characteristic mining and intelligent diagnosis of rotating machinery with massive data [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 72-73: 303-315.
- [2] Ojaghi M, Yazdandoost N. Oil-whirl fault modeling, simulation, and detection in sleeve bearings of squirrel cage induction motors [J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2015, 30(4): 1537-1545.
- [3] Saidi L, Ali J B, Fnaiech F, et al. Bi-spectrum based EMD applied to the non-stationary vibration signals for bearing faults diagnosis [J]. ISA Transactions, 2015, 53(5): 1650-1660.
- [4] 李志农, 刘跃凡, 胡志峰, 等. 经验小波变换-同步提取及其在滚动轴承故障诊断中的应用 [J]. 振动工程学报, 2021, 34(6): 1284-1292.

- LI Zhinong, LIU Yuefan, HU Zhifeng, et al. Empirical wavelet transform-synchroextracting transform and its applications in fault diagnosis of rolling bearing[J]. Journal of Vibration Engineering, 2021, 34(6): 1284-1292.
- [5] 张俊, 张建群, 钟敏, 等. 基于 PSO-VMD-MCKD 方法的风机轴承微弱故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2020, 40(2): 287-296.
- Zhang Jun, Zhang Jianqun, Zhong Min, et al. PSO-VMD-MCKD based fault diagnosis for incipient damage in wind turbine rolling bearing[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2020, 40(2): 287-296.
- [6] 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.
- Lei Yaguo, Jia Feng, Zhou Xin, et al. A deep learning-based method for machinery health monitoring with big data[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2015, 51(21): 49-56.
- [7] 任永梅, 杨杰, 郭志强, 等. 基于多尺度卷积神经网络的自适应熵加权决策融合船舶图像分类方法[J]. 电子与信息学报, 2021, 43(5): 1424-1431.
- Ren Yongmei, Yang Jie, Guo Zhiqiang, et al. Self-adaptive entropy weighted decision fusion method for ship image classification based on multi-scale convolutional neural network[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2021, 43(5): 1424-1431.
- [8] NODA K, YAMAGUCHI Y, NAKADAI K, et al. Audiovisual speech recognition using deep learning[J]. Applied Intelligence, 2015, 42(4): 722-737.
- [9] Young T, Hazarika D, Poria S, et al. Recent trends in deep learning based natural language processing[J]. IEEE Computational Intelligence Magazine, 2017, 13(3): 55-75.
- [10] Janssens O, Slavkovikj V, Vervisch B, et al. Convolutional neural network based fault detection for rotating machinery[J]. Journal of Sound and Vibration, 2016, 377: 331-345.
- [11] 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.
- GONG Wenfeng, CHEN Hui, ZHANG Zehui, et al. Intelligent fault diagnosis of rolling bearing based on improved convolution neural network[J]. Journal of Vibration Engineering, 2020, 33(2): 400-413.
- [12] Zhang W, Peng G L, Li C H, et al. A new deep learning model for fault diagnosis with good anti-noise and domain adaptation ability on raw vibration signals[J]. Sensors, 2017, 17(2): 425.
- [13] Liang M X, Cao P, Tang J. Rolling bearing fault diagnosis based on feature fusion with parallel convolutional neural network[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2021, 112:819-831.
- [14] Eren L, Ince T, Kuranyaz S. A generic intelligent bearing fault diagnosis system using compact adaptive 1D CNN classifier[J]. Journal of Signal Processing Systems, 2018, 91(2): 179-189.
- [15] Yu W, Pi D C, Xie L Q, et al. Multiscale attentional residual neural network framework for remaining useful life prediction of bearings[J]. Measurement, 2021, 177: 109310.
- [16] 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.
- ZHAO Xiaoqiang, LIANG Haopeng. Fault diagnosis method for rolling bearing under variable working conditions using improved residual neural network[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2020, 54(9): 23-31.
- [17] He K M, Zhang X Y, Ren S Q, et al. Deep residual learning for image recognition[C]. 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Las Vegas, NV, USA, 2016.
- [18] 王琦, 邓林峰, 赵荣珍. 基于改进一维卷积神经网络的滚动轴承故障识别[J]. 振动与冲击, 2022, 41(3): 216-223.
- WANG Qi, DENG Linfeng, ZHAO Rongzhen. Fault recognition of rolling bearing based on improved 1D convolutional neural network[J]. Journal of Vibration and Shock, 2022, 41(3): 216-223.
- [19] Chollet F. Xception: deep learning with depthwise separable convolutions[C]. 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Honolulu, USA, 2017.
- [20] Ho T H, AHN K K. Modeling and simulation of hydrostatic transmission system with energy regeneration using hydraulic accumulator[J]. Journal of Mechanical Science and Technology, 2010, 24(5): 1163-1175.
- [21] 周兴康, 余建波. 基于深度一维残差卷积自编码网络的齿轮箱故障诊断[J]. 机械工程学报, 2020, 56(7): 96-108.
- ZHOU Xingkang, YU Jianbo. Gearbox fault diagnosis based on one-dimension residual convolutional auto-encoder[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2020, 56(7): 96-108.
- [22] 刘恒畅, 姚德臣, 杨建伟, 等. 基于多分支深度可分离卷积神经网络的滚动轴承故障诊断研究[J]. 振动与冲击, 2021, 40(10): 95-102.
- LIU Hengchang, YAO Dechen, YANG Jianwei, et al. Fault diagnosis of rolling bearings based on a multi-branch depth separable convolutional neural network[J]. Journal of Vibration and Shock, 2021, 40(10): 95-102.

Optimized deep residual network and its application in fault diagnosis of rolling bearing under the strong noise condition

LEI Chun-li^{1,2}, XIA Ben-feng^{1,2}, XUE Lin-lin^{1,2}, JIAO Meng-xuan^{1,2}, ZHANG Hu-qiang^{1,2}

(1.School of Mechanical and Electronical Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China;

2.Key Laboratory of Digital Manufacturing Technology and Application, Ministry of Education, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China)

Abstract: Aiming at the problems of poor anti-noise performance and high computational complexity in the traditional fault diagnosis method based on deep learning, a rolling bearing fault diagnosis method based on optimized deep residual networks (ResNet) is proposed. The one-dimensional vibration of the rolling bearing is transformed into frequency domain by fast Fourier transform (FFT). The DS-ResNet model is constructed by replacing the standard convolution layer of the traditional deep residual network (ResNet) with the depthwise separable convolution (DSC) which has low computational complexity and the pointwise convolution (PWC) which can enhance the nonlinear expression of the network. The frequency domain signals in various fault states are used as the input of DS-ResNet model for identification and classification. The results show that the recognition accuracy reaches 92.71% in a strong noise environment with a signal-to-noise ratio of -4 dB, and the average recognition accuracy reaches 90.19% under variable speed conditions, which is higher than other commonly used deep learning diagnosis methods, and the training time of the model takes only 2.16 s per round, which proves that the proposed method has better noise immunity, generalization performance and faster diagnosis efficiency.

Key words: fault diagnosis; rolling bearing; depthwise separable convolution; deep residual networks; fast Fourier transform

作者简介: 雷春丽(1977—),女,博士,副教授。E-mail:lclq2004@163.com。

通讯作者: 夏奔锋(1996—),男,硕士研究生。E-mail:xbf3511826@163.com。