

DOI: 10.13382/j.jemi.B2205623

应用 Adabelief 优化器的 MSDNet 在多工况下滚动轴承的故障诊断*

高乐乐 崔宝珍 王浩楠
(中北大学机械工程学院 太原 030051)

摘要:针对滚动轴承在多工况条件下故障特征难以识别的问题,从数据驱动的角度出发应用一维多尺度密集网络(MSDNet)对轴承进行故障诊断。首先,将时域信号作为 MSDNet 的直接输入,保持了信号本有的固有特性;其次采用 3 个并行卷积操作来提取轴承故障信号内部的多尺度信息,密集网络的加入防止了信息传递过程中的特征丢失,适当缓解了模型中的梯度消失问题;然后训练过程中采用 Adabelief 优化算法优化模型参数,使得模型在快速收敛的同时又提高了其泛化性能;最后通过混淆矩阵和特征可视化图展示出模型的分类性能,在凯斯西储大学轴承实验数据集和西安交通大学数据集上进行了多次实验,应用该算法故障识别率可达到 98% 以上,证明了该方法的有效性。

关键词:滚动轴承;MSDNet;多工况故障诊断;深度学习

中图分类号: TN10;TH165.3 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460

Fault diagnosis of rolling bearings in variable multi-load conditions based on MSDNet based on Adabelief optimizer

Gao Lele Cui Baozhen Wang Haonan

(School of Mechanical Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China)

Abstract: It is difficult to identify the fault features of rolling bearings under multiple working conditions. In this paper, one-dimensional multi-scale dense network (MSDNet) was applied to fault diagnosis of rolling bearings from the perspective of data-driven. Firstly, the time domain signal is used as the direct input of MSDNet to maintain the inherent characteristics of the signal. Secondly, three parallel convolution operations were used to extract multi-scale information inside the bearing fault signals. The addition of dense network prevented the loss of features in the process of information transmission, and alleviated the gradient disappearance problem in the model appropriately. Then, the Adabelief optimization algorithm is used to optimize the model parameters during the training process, which makes the model converge quickly and improve its generalization performance. Finally, confusion matrix and feature visualization were used to demonstrate the classification performance of the model. Several experiments have been carried out on Case Western Reserve University bearing datasets and Xi'an Jiaotong University datasets, and the fault recognition rate of the proposed algorithm can reach more than 98%, which proves the effectiveness of the proposed method.

Keywords: rolling bearing; MSDNet; multi-load conditions; fault diagnosis

0 引言

在实际生产过程中,滚动轴承的应用非常广泛,其工作状态直接影响着整个机器的正常运行^[1-2]。因此研究人员从未停止过对滚动轴承的状态检测和故障诊断的研

究^[3-5]。然而滚动轴承一般所在的环境非常复杂,处于较为恶劣的条件,不同的工况交织在一起使得提取到的特征不容易识别,这是当前面临的严峻问题^[6-7]。

深度学习方法自 2006 年由 Hinton 等^[8]提出出来后,发展非常迅速。卷积神经网络作为深度学习的杰出代表,在滚动轴承故障诊断问题上发挥了十分重要的作用。刘

收稿日期: 2022-06-27 Received Date: 2022-06-27

* 基金项目: 国家自然科学基金(51175480)、省重点研发计划(国际合作)(201903D421008)、中北大学先进制造技术山西省重点实验室开放课题研究基金(XJZZ202007)项目资助

洋等^[9]提出一种将注意模块与卷积神经网络相结合的轴承故障诊断系统,与传统模型相比具有收敛速度快、训练过程稳定、变负载情况下泛化性能好的优点。张珂等^[10]针对诊断效果不佳的问题,提出了一种多模态注意力卷积神经网络,通过多个并行的卷积与注意力机制相结合,有效地获取了丰富的故障特征,提高了多工况下轴承的诊断精度。陈晓雪等^[11]针对滚动轴承在噪声环境下模型性能不稳定的问题,提出了一种稳定抗噪声故障诊断神经网络模型,在不同信噪比下的噪声条件下保持了较高的故障识别率和良好的诊断效果。

为了解决多工况下滚动轴承故障特征难以识别的问题,本文应用了一种一维多尺度密集网络的轴承故障诊断方法。这种端到端的方式无需人工经验的参与,减少了数据预处理的操作,在保证精度的同时,大大节省了人工成本,为多工况下的轴承故障诊断方法提出了更精确的方法。

1 基础理论

1.1 密集结构

自神经网络最初被提出以来,针对在深度学习中网络层数的增加而引起梯度消失梯度爆炸等一系列的定性问题^[12]。2017年,Huang等^[13]在提出密集连接网络,它脱离了加深网络层数和加宽网络结构来提高模型学习准确率的定式思维,通过特征复用和旁路设置,大幅度减少了网络的参数量,缓解了梯度消失问题。

密集连接机制即互相连接所有的层,每个层都会与前面所有层连接(contact)在一起来实现短路连接,实现特征复用^[14-15]。由于密集连接方式,Densenet提升了梯度的反向传播,使得网络更容易训练。其定义如下:

对于单个密集块而言,假设密集块 B_i 有 L 层,每一层实现一个非线性变换,最终输出的 x_l 为:

$$x_l = H_l([x_1, x_2, \dots, x_{l-1}]) \quad (1)$$

其中, $[x_1, x_2, \dots, x_l]$ 代表 l 层前的 $l-1$ 层的特征的集合, x_l 代表卷积网络输入的一维数据, $H(*)$ 表示非线性转化函数,它是一个组合操作,其可能包括一系列的BN、ReLU、Pooling及Conv操作。

过渡层在密集块 B_i 完成各层连接之后,通过过渡层在 B_i 和 B_{i+1} 进行特征传递,传递到下一个密集块 B_{i+1} 的输入为 x_{i+1} ,即:

$$x_{i+1} = T_i([x_1, x_2, \dots, x_i]) \quad (2)$$

式中: $T(*)$ 表示过渡层对前一个密集块中输出特征操作结构。其结构如图1所示,每两层模块都有一个线条连接,对于每一层,它的输入为前面所有层的特征输出,而自己的输出又被用作所有后续层的输入。

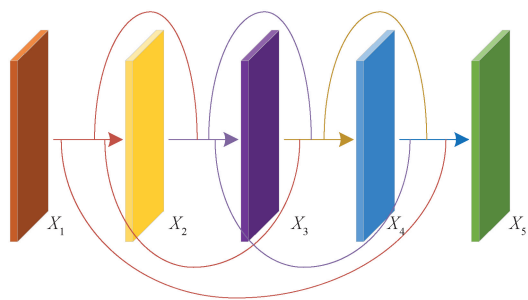


图1 密集网络结构

Fig. 1 Dense network structure

1.2 多尺度结构

通常的卷积神经网络都是从单个尺度提取轴承故障特征,但在工程测试中采集的信号大多敏感频率是不同的。因此需要构建一种多尺度的卷积神经网络,所谓多尺度就是对信号的不同粒度采样,进而提取轴承故障内在的多重特征^[16]。将不同尺度下提取到的信息串联起来,就可以从该串联信息中识别多尺度卷积信号的所有敏感频段。

低层的特征语义信息表征能力弱,但是目标位置信息表达能力准确;高层的特征语义信息丰富,但是目标位置信息表征能力弱。多尺度结构如图2所示,学习不同尺度下的丰富特征,通过卷积运算融合跨通道的多尺度特征,以生成最终的特征图。具体来讲,多尺度卷积就是使用多个不同大小卷积核的并行卷积,同时学习不同尺度下的丰富特征,最后通过卷积运算融合跨通道的多尺度特征。

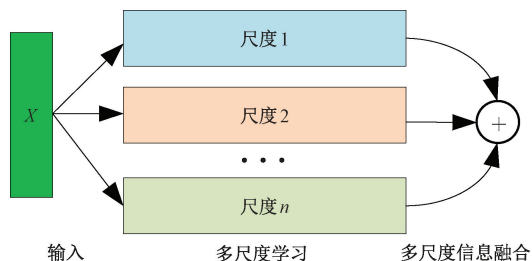


图2 多尺度结构

Fig. 2 Multi-scale structure

1.3 Adabelief 优化算法

近年来,最主流深度学习优化器中可大致分为自适应方法(adaptive moment estimation, Adam)和随机梯度下降(stochastic gradient descent, SGD)。对于很多模型,Adam方法通常比SGD收敛速度较快,但泛化性能差;SGD的泛化性能好反之收敛较慢,并不能同时兼顾两者^[17]。而本文所采用的Adabelief优化算法在Adam的基础上更改了自适应矩阵,根据当前梯度来调整步长。

Abelief 优化算法是根据观测梯度的置信度调整步长,具体是将当前时刻梯度的指数移动平均值(exponential moving average, EMA)作为下一个时刻梯度的预测,如果预测的梯度与观测到的偏差较大,不相信该观测值,迈出一小步;如果偏差较小则相信,迈出一大步同时具备了多个优点:Adam 方法的快速收敛性,SGD 方法良好的泛化能力和训练的稳定性。Adabelief 公式更新如下:

$$w_{t+1} = w_t - \alpha_t v_t^{-1/2} m_t \quad (3)$$

$$m_t = \beta_1 m_{t-1} + (1 - \beta_1) g_t \quad (4)$$

$$s_t = \beta_2 s_{t-1} + (1 - \beta_2) (g_t - m_t)^2 \quad (5)$$

其中, w_t 为 w 在第 t 次迭代的输出; g_t 为目标函数在 w_t 处的次梯度; m_t 是 g_t 的指数移动平均值(EMA); β_1 为变动量的加权系数; β_2 为自适应矩阵的加权系数; v_t 为自适应矩阵。

2 基于 MSDNet 的轴承故障诊断

2.1 一维多尺度密集网络

为了提高诊断方法在复杂环境下的优越性能,使 CNN 密集化和多尺度化。密集化实现了信号中不同层的故障特征重复利用,使之变得更加完整可靠,多尺度实现了网络可以从多个尺度上提取轴承的敏感故障特征。同时,为了不改变信号的一些固有特性,将时域信号直接输入到神经网络中,构建出一个一维的多尺度密集网络模型。在保证诊断精度的同时,也大大加快了网络训练和测试的速度,节省了时间成本。

一维输入的好处是不仅会节省时间成本,而且由于时域信号和图像信号转换的不可逆性,可能会对信号内部结构造成破坏,丢失与故障特征相关的有用信息。因此本研究将时域信号直接输入卷积神经网络来提取故障特征,极大地保留了信号的原始信息。

如图 3 所示为多尺度密集网络框架图。首先网络利用不同的卷积核大小从 3 个不同的尺度提取信号中的信息,其尺度分别为 1×30 、 1×50 和 1×70 。每个尺度包含 4 个密集块,这种特征的重复利用既防止了前层特征的丢失,又将各层连接起来,减少了参数数量。然后经过一个卷积层和最大池化层进一步处理 3 个尺度下提取到的融合信息。最后连接一个全连接层和 Softmax 函数来完成故障诊断的分类任务。

图 4 所示为密集块的内部构造,连续两个卷积和最大池化层提取信号的低级特征,接着又连接 3 个卷积层从更深的角度提取轴承的高级特征,最后连接一个池化层来对提取的特征进行降维操作。

2.2 故障诊断总体流程

本文将采集到的轴承振动信号直接输入到提出的多

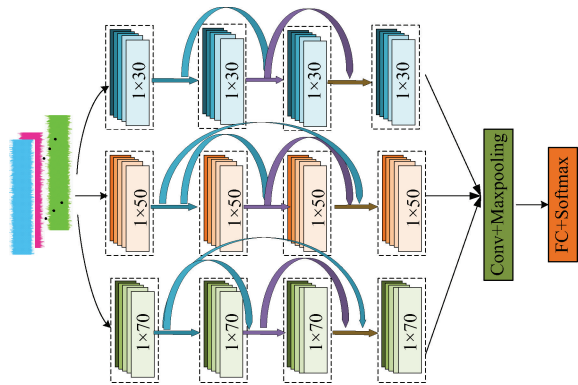


图 3 多尺度密集网络框架图

Fig. 3 Frame diagram of multiscale dense network

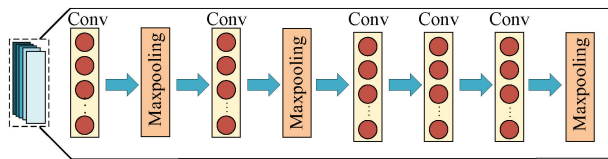


图 4 密集块内部构造

Fig. 4 Interior structure of dense block

尺度密集网络中进行特征提取和分类,这种方法不仅减少了人工干预,还提高了最终故障的识别率,为轴承故障的诊断方法发展了一条新的思路。该故障诊断系统的总体流程如图 5 所示,详细步骤如下:

步骤 1) 在轴承加速退化实验台上,使用信号采集系统采集不同工况下的轴承振动数据。

步骤 2) 在振动信号中随机多次抽取信号长度为 1 024 的数据样本作为数据集。

步骤 3) 将数据集的 80% 作为训练样本,输入到所提模型中进行训练,确定模型中的参数。然后将剩余 20% 的测试样本输入到训练好的模型中进行测试。

步骤 4) 通过对测试样本的检测,得到混淆矩阵,展示出各个工况下的故障诊断精度。

步骤 5) 利用 t-SNE 技术对多尺度密集网络提取的输入和输出特征进行可视化操作,更直观地反映出各工况下故障特征的分类情况。

3 实验结果与分析

为验证本文提出方法的有效性,本文采用两类不同的数据集进行了对比实验,其中包含有轴承的单一故障和复合故障。关于本文采用的两类轴承故障数据集,第 1 类是由凯斯西储大学轴承数据中心提供的滚动轴承振动信号数据^[18],第 2 类是由西安交通大学转子轴承实验室提供的滚动轴承加速寿命实验数据^[19]。在这两种轴

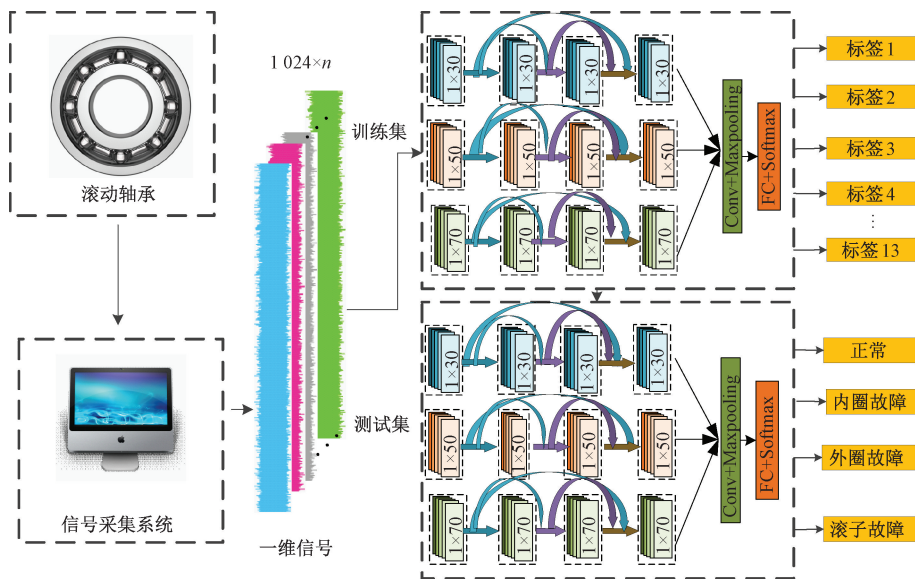


图 5 故障诊断系统的总体流程

Fig. 5 Overall flow of fault diagnosis system

承故障数据集上, 本文都将从数据分析、数据预处理、故障诊断实验结果分析、不同方法对比等多方面展开讨论。

3.1 凯斯西储大学实验描述

1) 数据故障信息

本实验数据来源于西储大学轴承数据集^[18], 实验台如图 6 所示, 包括 1 个 2 马力的电动机, 1 个扭矩传感器, 1 个功率测试计, 一个电子控制器等。

该数据集是在电机转速为 1 750 r/min、采样频率为 12 kHz 的条件下由加速度计采集得到。包含 3 种轴承故障类型: 内圈、外圈和滚动体故障, 用加载装置来模拟轴承的负载: 1、2 和 3 HP。数据集使用了 SKF 和 NTN 两种轴承类型, 本文选取的是利用 SKF 轴承实验得出的数据。

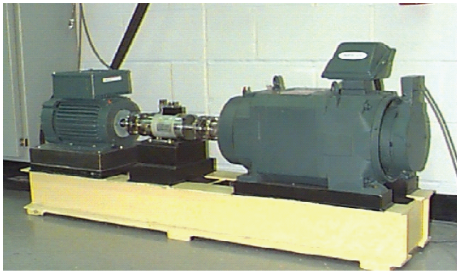


图 6 西储大学轴承试验台

Fig. 6 Case Western Reserve University bearing test stand

选取数据集中 13 种状态的数据, 包含 12 种故障状态和 1 种正常状态, 每种状态包含 1 500 个样本, 每个样本包含 1 024 个数据点。13 种工况包括 19 500 个样本, 构成一组数据集。将数据集的 80% 作为训练集, 共

15 600 个样本来训练出模型的参数, 学习率设置为 0.001, 采用 Adabelief 优化算法。剩余的 20% 作为测试集, 共 3 900 个样本, 用于模型的测试。标签细节信息如表 1 所示。

表 1 13 种工况及标签信息

Table 1 13 working conditions and label information

标签	状态	负载/HP
1	正常	—
2	内圈故障	0
3	内圈故障	1
4	内圈故障	2
5	内圈故障	3
6	滚子故障	0
7	滚子故障	1
8	滚子故障	2
9	滚子故障	3
10	外圈故障	0
11	外圈故障	1
12	外圈故障	2
13	外圈故障	3

2) 实验结果分析

为了防止故障系统出现随机误差, 分别实施了 5 次实验来验证模型的可靠性, 表 2 展示了 MSDNet 与 ResNet、DenseNet、AlexNet 分别做 5 次实验的故障诊断精度, 并计算出各网络平均值和标准差。从对比结果可以看出 MSDNet 的平均精度为 99.94%, 故障诊断精度最高, 证明了所提方法的可行性。另外 MSDNet 所做 5 次实验的标准差为 0.049 7, 达到了最小值, 表明该方法具有良好的鲁棒性能。

表 2 5 次实验的预测精度

Table 2 Prediction accuracy of five experiments (%)

实验次数	MSDNet	ResNet	DenseNet	AlexNet
1	99.87	92.69	76.62	94.08
2	99.92	88.44	85.54	94.92
3	99.95	91.74	82.28	96.85
4	100.0	89.28	80.49	90.77
5	99.97	85.10	88.74	93.23
平均值	99.94	89.45	82.73	93.97
标准差	0.049 7	2.988 0	4.652 1	2.235 9

本次实验应用美国凯斯西储大学轴承数据对 13 种多工况故障诊断数据进行验证。在网络训练过程中,运用多尺度密集网络进行诊断,图 7 展现了损失函数与迭代次数的关系图。

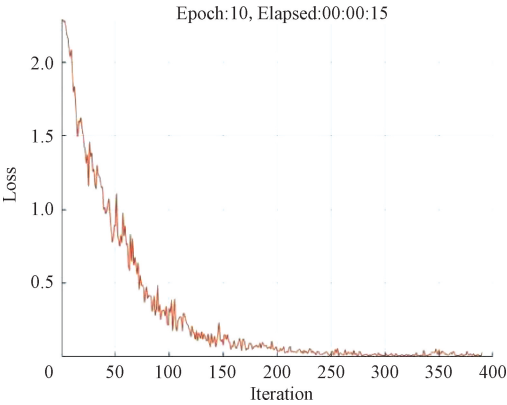


图 7 MSDNet 损失函数与迭代次数关系图

Fig. 7 The relationship cure between loss function decline and MSDNet

为了展示出每个类别内部的详细精度,图 8 给出了 MSDNet 某次实验的混淆矩阵,其精度为 99.92%。图 8 中纵坐标代表目标类(预测故障类型),横坐标代表输出类(真实故障类型),对角线的数字为训练过程中分到该类别内的真实样本数。从图 8 中可以看出在滚子故障中,0 HP 负载下的两个样本和在 1 HP 负载下中的一个样本被误分到了 2 HP 负载中,导致第 6 类和第 7 类标签样本的查全率为 99.3%和 99.7%,第 8 类的查准率为 99.0%。

通过 5 次实验,MSDNet 的准确率均高达 99%以上。结果表明,在多尺度密集网络学习中,它可以从不同尺度上学习数据的特征,并可以选择更有效的特征进行学习,有效的提取不同负载之间的特征,进而提高了故障识别精度。

最后利用 t-SNE 技术对网络的输入层和输出层提取的特征进行可视化操作来展示出模型的分类效果。测试集网络输入前的散点图如图 9 所示,可以看出,数据样本点杂乱,看不出数据的分类特征。试集网络输入后的聚类图如图 10 所示,不同颜色的点代表不同类别的样本,

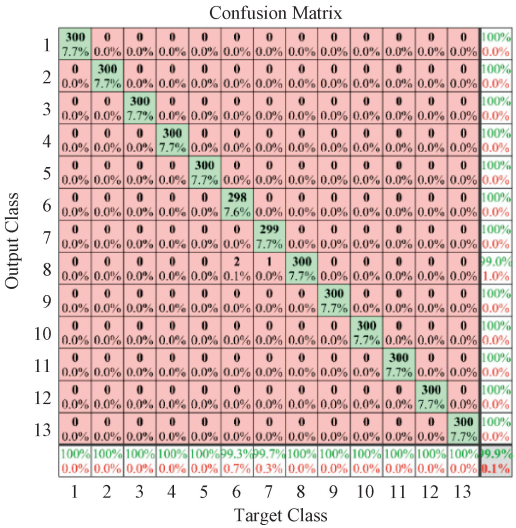


图 8 混淆矩阵

Fig. 8 Confusion matrix

共 13 种类别。从图中总体上表明本文所提的 MSDNet 能够完成特征的分类任务,为轴承故障诊断方法的研究提供了一种高效的方法。

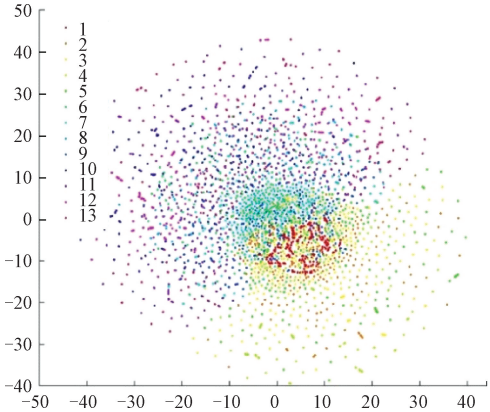


图 9 输入层的特征可视化图

Fig. 9 Feature visualization of the input layer

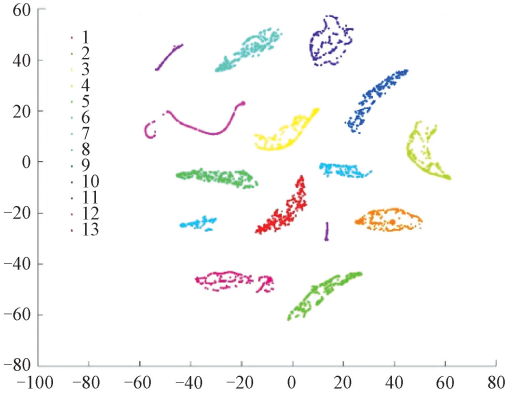


图 10 输出层的特征可视化图

Fig. 10 Feature visualization of the output layer

3.2 西安交通大学数据集实验描述

为了验证该实验方法的有效性,本文利用西安交通大学轴承数据集进行了结果检验。

1) 数据故障信息

西安交通大学数据有着丰富的故障信息,通过对该数据集的分析,本文选取了加速度传感器位于测试轴承水平方向的振动信号。其实验平台如图 11 所示。

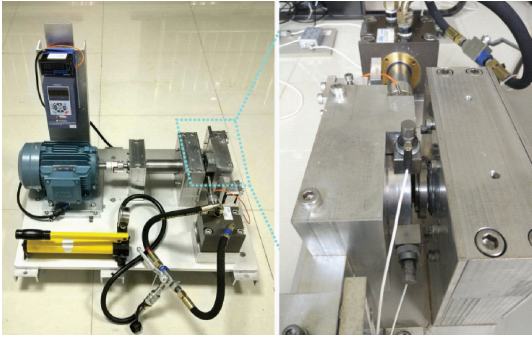


图 11 西安交通大学轴承实验平台

Fig. 11 Xi'an Jiaotong University bearing experimental platform

本文在西安交通大学的数据集中选取了 5 种故障类型,表 3 展示了不同工况轴承的标签信息,其分别是外圈故障、保持架故障、内外圈复合故障、内圈故障、多种复合故障等 5 种故障类型。在选取的 5 类故障中,每种故障有 100 个样本,共 500 个样本,其采样频率为 25.6 kHz。其中总样本的 80% 用于测试,20% 用于验证。其中每个样本共含数据点 1 024 个。

表 3 5 种工况及标签信息

Table 3 5 working conditions and label information label			
标签	故障类型	转速/(r·min ⁻¹)	径向力/kN
0	外圈故障	2 100	12
1	保持架故障	2 100	12
2	内外圈复合故障	2 100	12
3	内圈故障	2 250	11
4	多种复合故障	2 400	10

2) 实验结果分析

为验证本文方法的正确性,利用本文方法和其他常用的故障诊断方法进行了对比。表 4 展示了 MSDNet、ResNet、DenseNet 与 AlexNet 分别做 5 次实验的故障诊断精度,并计算出各网络平均值和标准差。本文方法得出的结果有着较高的准确率和稳定性;AlexNet 和 ResNet 模型准确率略高,且测试结果不够稳定;DenseNet 方法在该数据集上的准确率较低。

本文方法在西安交通大学轴承数据集上的实验结果如图 12 所示。

表 4 5 次实验的预测精度

Table 4 Prediction accuracy of five experiments (%)

实验次数	MSDNet	ResNet	DenseNet	AlexNet
1	99.00	90.66	72.28	86.88
2	97.28	84.53	80.40	90.28
3	99.23	90.45	81.88	99.66
4	99.99	89.28	78.46	88.60
5	95.76	85.10	90.23	93.34
平均值	99.94	89.45	82.73	93.97
标准差	1.709 6	2.965 1	6.484 6	5.011 3

Epoch: 10, Elapsed:00:00:31

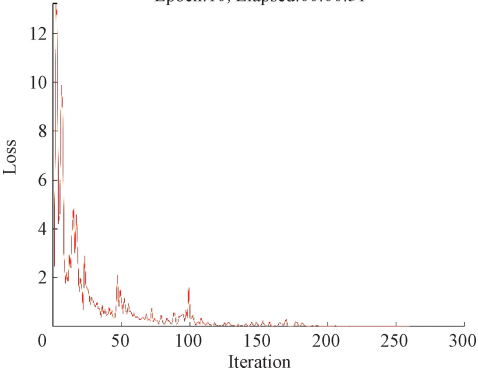


图 12 MSDNet 损失函数与迭代次数关系图

Fig. 12 The relationship cure between loss function decline and MSDNet

由图 12 可以得知,该模型的训练损失值初始阶段较大,准确率较低;但随着实验进行,迭代次数达到 100 次后进行收敛,多次实验准确率可均达 98% 以上。进而验证了实验方法的准确性。

因此,本文所提的 MSDNet 网络模型能够融合多尺度通道信息,相较于单尺度通道信息构建的分类模型在辨识精度及其稳定性方面具有一定优势,它可以利用多通道特征提取方法,提取特征图上每个特征点在通道上的优势特征,剔除冗余特征,达到最佳实验效果。

图 13 给出了某次实验集的混淆矩阵,进一步展示了实验结果。对于测试集的样本,仅有一个内圈故障被分类为内外圈复合故障,剩余所有样本均分类正确。

本文利用 tsne 对结果进行了降维可视化,如图 14、15 所示为初次迭代和最终迭代的特征可视化图像。可以看出 4 种类别的特征在最后一次迭代中完全分开,说明所提方法具有很强的故障分类性能。

4 结 论

本文从数据驱动的角度出发,提出了一种新的轴承故障诊断方法 MSDNet。该方法将不同负载下采集的轴承故障信号直接作为模型的输入,避免了时域信号转高维图像过程中丢失与故障特征相关的有用信息,减少了

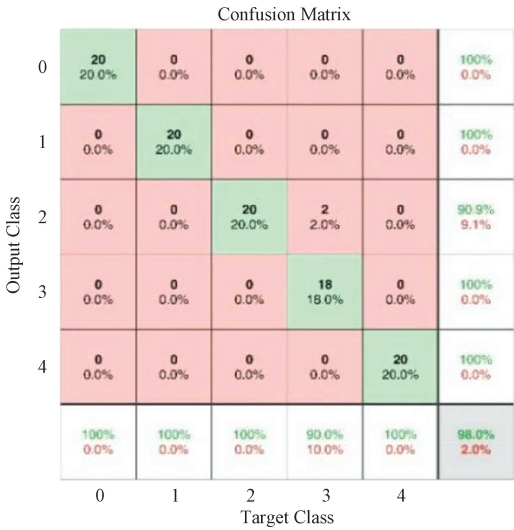


图 13 混淆矩阵

Fig. 13 Confusion matrix

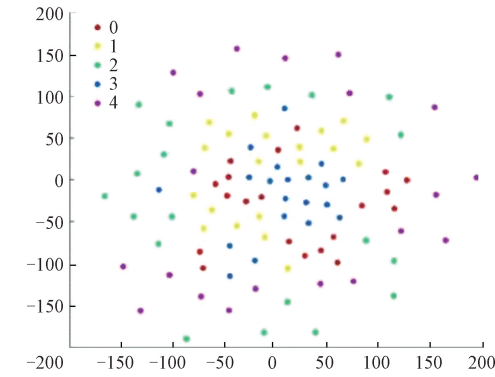


图 14 输入层的特征聚类图

Fig. 14 Feature clustering diagram of the input layer

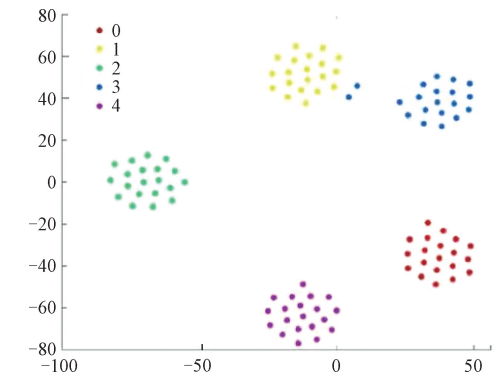


图 15 输出层的特征聚类图

Fig. 15 Feature clustering diagram of the output layer

部多个时间尺度上的特征,并将多尺度提取到的信息进行融合操作。另外密集网络的意义在于防止前层特征传递到最后一层中可能发生的特征丢失现象,实现信号在不同层中的重复利用。另外,在模型对样本进行训练过程中选用 Adabelief 优化器来优化模型中的参数,该优化器在不添加任何参数的前提下,实现了像 Adam 一样的快速收敛和像 SGD 一样的良好泛化性能。最后在凯斯西储大学的轴承实验数据集和西安交通大学数据集上做了实验,并与其他现有深度学习方法进行比较,取得了良好的效果,证明了本文所提方法的有效性。

虽然该方法在故障诊断中取得了良好的效果,但其网络模型运行过程中会占用较大的内存,运行时间长。所以在以后的工作中会尝试减小网络模型的大小,并得到更高的实验精度。

参考文献

[1] 庞景月,赵光权. 数字孪生驱动多算法自适应选择的空
间电源系统故障检测[J]. 电子测量与仪器学报, 2022,36(6):91-99.
PANG J Y, ZHAO G Q. Digital twin-driven multi-
algorithm adaptive selection for fault detection of space
power system [J]. Journal of Electronic Measurement
and Instrumentation, 2022,36(6):91-99.

[2] 赵志宏,李乐豪,李晴. 一种轴承故障诊断的多任务深度
学习方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2021,35(12):
108-115.
ZHAO ZH H, LI L H, LI Q, A multi-task deep learning
method for bearing fault diagnosis [J]. Journal of
Electronic Measurement and Instrumentation, 2021,
35(12):108-115.

[3] 刘应东,刘韬,李华,等. 变工况轴承的联合分布适应
迁移故障诊断[J]. 电子测量与仪器学报, 2021,
35(5):69-75.
LIU Y D, LIU T, LI H, et al. Joint distribution
ADAPTS to migration fault diagnosis of bearings under
variable working conditions [J]. Journal of Electronic
Measurement and Instrumentation, 2021,35(5):69-75.

[4] WANG J Y, HAN F, LI Y F, et al. First-order
differential filtering spectrum division method and
information fusion multi-scale network for fault diagnosis
of bearings under different loads [J]. Measurement
Science and Technology, 2022(7):33.

[5] 程渠超,刘媛. 基于改进麻雀算法优化卷积神经网络的滚动轴承故障诊断[J]. 上海电机学院学报, 2022,
25(1):40-45.
CHENG Q CH, LIU Y. Rolling bearing fault diagnosis
based on improved Sparrow algorithm optimized
convolutional neural network [J]. Journal of Shanghai

人工的干预。因为轴承故障信号中的敏感频带都是不同的,特征可能会分布在多个时间尺度上,因此本文多尺度的意义在于通过 3 个并行的卷积操作来提取故障信号内

- Dianji University, 2022, 25(1):40-45.
- [6] 陈仁祥, 朱玉清, 胡小林, 等. 自适应正则化迁移学习的不同工况下滚动轴承故障诊断[J]. 仪器仪表学报, 2021, 41(8):95-103.
- CHEN R X, ZHU Y Q, HU X L, et al. Fault diagnosis of rolling bearings under different working conditions based on adaptive regularization transfer learning [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 41(8):95-103.
- [7] 刁宁昆, 马怀祥, 刘锋. 一种改进 LeNet5 结合 LightGBM 的滚动轴承故障诊断方法[J]. 国外电子测量技术, 2022, 41(1):140-145.
- DIAO N K, MA H X, LIU F. Bearing fault diagnosis method based on improved LeNet5 and LightGBM [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2022, 41(1):140-145.
- [8] HINTON G E, OSINDERO S, TEH Y W. A fast learning algorithm for deep belief nets [J]. Neural Computation, 2006, 18(7):1527-1554.
- [9] 刘洋, 程强, 史曜炜, 等. 基于注意力模块及 1D-CNN 的滚动轴承故障诊断[J]. 太阳能学报, 2022, 43(3):462-468.
- LIU Y, CHENG Q, SHI Y W, et al. Rolling bearing fault diagnosis based on attention module and 1D-CNN [J]. Acta Energaie Solaris Sinica, 2022, 43(3):462-468.
- [10] 张珂, 王竞禹, 石怀涛, 等. 基于 CNN 的变工况滚动轴承故障诊断研究[J]. 控制工程, 2022, 29(2):254-262.
- ZHANG K, WANG J Y, SHI H T, et al. Fault diagnosis of rolling bearings with variable working conditions based on CNN [J]. Control Engineering, 2022, 29(2):254-262.
- [11] 陈晓雷, 孙永峰, 李策, 等. 基于卷积神经网络和双向长短期记忆的稳定抗噪声滚动轴承故障诊断[J]. 吉林大学学报(工学版), 2022, 52(2):296-309.
- CHENG X L, SUN Y F, LI C, et al. Fault diagnosis of stable anti-noise rolling bearings based on convolutional Neural network and bidirectional long short-term memory [J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2022, 52(2):296-309.
- [12] 袁彩艳, 孙洁娣, 温江涛, 等. 多域信息融合结合改进残差密集网络的轴承故障诊断[J]. 振动与冲击, 2022, 41(4):200-208, 252.
- YUAN C Y, SUN J D, WEN J T, et al. Multi-domain information fusion combined with improved residual dense network for bearing fault diagnosis [J]. Journal of Vibration and Shock, 2022, 41(4):200-208, 252.
- [13] HUANG G, LIU Z, LAURENS V, et al. Densely connected convolutional networks [J]. IEEE Computer Society, 2016, DOI:10.1109/CVPR.2017.243.
- [14] JIAO J, ZHAO M, LIN J, et al. Deep coupled dense convolutional network with complementary data for intelligent fault diagnosis [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2019, DOI: 10.1109/TIE.2019.2902817.
- [15] JIANG S, XUAN J, DUAN J, et al. Dual attention dense convolutional network for intelligent fault diagnosis of spindle-rolling bearings [J]. Journal of Vibration and Control, 2020, 27(21-22):2403-2419.
- [16] 石昌友, 孙强, 卢建平, 等. 多尺度卷积神经网络的图像边缘检测 [J]. 电子测量技术, 2022, 45(8):121-128.
- SHI CH Y, SUN Q, LU J P, et al. Edge detecting based on multi-scale convolutional neural network [J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45(8):121-128.
- [17] ZHUANG J, TANG T, TATIKONDA S, et al. AdaBelief optimizer: Adapting stepsizes by the belief in observed gradients [J]. 2020, DOI:10.48550/arXiv.2010.07468.
- [18] SMITH W A, RANDALL R B. Rolling element bearing diagnostics using the Case Western Reserve University data: A benchmark study [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2015, 64-65:100-13.
- [19] WANG B, LEI Y, LI N, et al. A hybrid prognostics approach for estimating remaining useful life of rolling element bearings [J]. IEEE Transactions on Reliability, 2018:1-12.

作者简介



高乐乐, 2020 年于中北大学信息商务学院获得学士学位, 现为中北大学硕士研究生, 主要研究方向为智能轴承的故障诊断和寿命预测。

E-mail: 1609876397@qq.com

Gao Lele received her B. Sc. degree from the School of Information and Business, North University of China in 2020. Now she is a M. Sc. candidate at North University of China. Her research interests include fault diagnosis and life prediction of intelligent bearings.