

基于 DFCNN 的滚动轴承定量诊断方法研究

张 辉¹, 曹云鹏¹, 董昕阳², 冯伟兴²

(1. 哈尔滨工程大学 动力与能源工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150001;

2. 哈尔滨工程大学 智能科学与工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150001)

摘 要:以滚动轴承作为研究对象,设计了深度可分离模块、残差骨干网络、金字塔池化结构和路径聚合结构等特征融合单元,建立了深度特征融合的卷积神经网络(Deep Feature Convolutional Neural Network, DFCNN),分析了随机梯度下降法对网络参数优化的有效性及数据集传递次数与模型精度的关系,开展了不同样本容量和不同噪声环境下的故障试验。结果表明:提出的 DFCNN 模型可以有效识别滚动轴承损伤部位以及损伤程度,诊断准确率大于 99.5%;该模型对样本容量要求低、抗噪能力出色,当信噪比大于 -4 时诊断准确率大于 98.86%。

关 键 词:滚动轴承;故障诊断;卷积神经网络;深度特征;信息融合;抗噪

中图分类号:TK221 文献标识码:A DOI:10.16146/j.cnki.rndlgc.2022.12.023

[引用本文格式]张 辉,曹云鹏,董昕阳,等. 基于 DFCNN 的滚动轴承定量诊断方法研究[J]. 热能动力工程,2022,37(12): 181-188. ZHANG Hui, CAO Yun-peng, DONG Xin-yang, et al. A rolling bearing quantitative diagnosis method based on DFCNN[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2022, 37(12): 181-188.

A Rolling Bearing Quantitative Diagnosis Method based on DFCNN

ZHANG Hui¹, CAO Yun-peng¹, DONG Xin-yang², FENG Wei-xing²

(1. College of Power and Energy Engineering, Harbin Engineering University, Harbin, China, Post Code: 150001; 2. College of Intelligent Systems Science and Engineering, Harbin Engineering University, Harbin, China, Post Code: 150001)

Abstract: Taking rolling bearing as the research object, this paper designed feature fusion units such as depth separable module, backbone network of residual network, pyramid pooling structure, path aggregation structure, and established a deep feature convolutional neural network (DFCNN). The effectiveness of the stochastic gradient descent method for network parameter optimization was analyzed, the relationship between number of transmission of dataset and model accuracy was discussed, and the fault tests under different sample sizes and different noise environments were carried out. The results show that the proposed DFCNN model can effectively identify the damage location and degree of rolling bearing, and the diagnosis accuracy is more than 99.5%; it has low requirements for sample size and excellent anti-noise ability. When the signal-to-noise ratio is greater than -4, the diagnostic accuracy is greater than 98.86%.

Key words: rolling bearing, fault diagnosis, convolutional neural network, depth characteristics, information fusion, anti-noise

收稿日期:2022-03-30; 修订日期:2022-06-02

基金项目:国家科技重大专项(2017-I-0007-0008, J2019-I-0003-0004)

Fund-supported Project: National Science and Technology Major Project(2017-I-0007-0008, J2019-I-0003-0004)

作者简介:张 辉(1997-),男,山西省怀仁市人,哈尔滨工程大学硕士研究生。

通讯作者:曹云鹏(1979-),男,河北省辛集市人,哈尔滨工程大学副教授。

引 言

燃气轮机设备的结构复杂性与功能耦合性决定了微小的故障可能快速引起连锁反应,导致燃气轮机受损。滚动轴承作为燃气轮机关键部件,长期在离心力、热应力、气流激励力和其他激励载荷的影响下工作,导致其不可避免地会发生磨损、腐蚀、断裂、胶合和疲劳失效等故障^[1]。由于滚动轴承故障的发生具有随机性,一旦发生故障会严重影响燃气轮机的安全性与可靠性,因此有必要开展滚动轴承故障诊断方法的研究。

近几年来,随着人工智能和机器学习的快速进步,深度学习方法为基于数据驱动的故障诊断提供了理论基础。卷积神经网络(Convolutional neural network, CNN)是典型的深度学习算法,在分类任务领域取得了极大成功^[2-6]。该方法通过多层特征转换,从原始数据中提取出更高层次、更抽象的深度特征。因此,在滚动轴承故障诊断领域,如何发挥 CNN 深度特征提取能力,实现端到端故障诊断是亟需研究的问题。Ince 等人^[7]使用一维卷积 CNN 模型,将电机故障检测特征提取和分类,阶段融合到一个学习体中,取得了更好的诊断性能。Gu 等人^[8]针对滚动轴承振动信号的包络谱,提出了一种新的 CNN 网络,将三角交叉熵函数作为网络损失函数,在样本不平衡情况下取得了较高的准确率。杨平等^[9]提出一种基于卷积胶囊网络的故障诊断方法,使用两个卷积层的卷积网络直接对原始的一维时域信号进行特征提取,在载荷变化以及信号受到严重噪声污染时拥有良好的诊断性能。Shao 等人^[10]引入随机池化和 Leaky Relu 激活函数,克服滚动轴承 CNN 故障诊断模型过拟合以及 Relu 死亡问题。

自动提取故障特征是实现燃气轮机滚动轴承智能诊断的关键技术。现有方法停留在故障严重程度分类之上,缺乏对故障尺寸的量化诊断。因此,本文设计以滚动轴承原始振动数据直接作为网络输入的深度融合卷积神经网络(Deep feature convolutional neural network, DFCNN)。该网络引入多个深度融合模块,并采用泽维尔 Xavier 算法初始化模型中的

权重参数,实现了滚动轴承故障部位和故障程度的有效识别,形成了滚动轴承定量诊断方法,进行了滚动轴承定量诊断试验,测试了样本不平衡以及噪声环境影响下算法的性能。

1 深度融合卷积神经网络

建立了深度特征卷积神经网络 DFCNN 模型,结构如图 1 所示。该网络由 5 个深度可分离模块(Deep separable module, DSM)、4 个特征提取部件(Feature extraction component, FEC)、1 个空间金字塔池化结构(Spatial pyramid pooling, SPP)、1 个路径聚合网络(Path aggregation network, PANet)以及若干标准卷积单元组成,每 1 个单元都从不同角度实现特征融合。

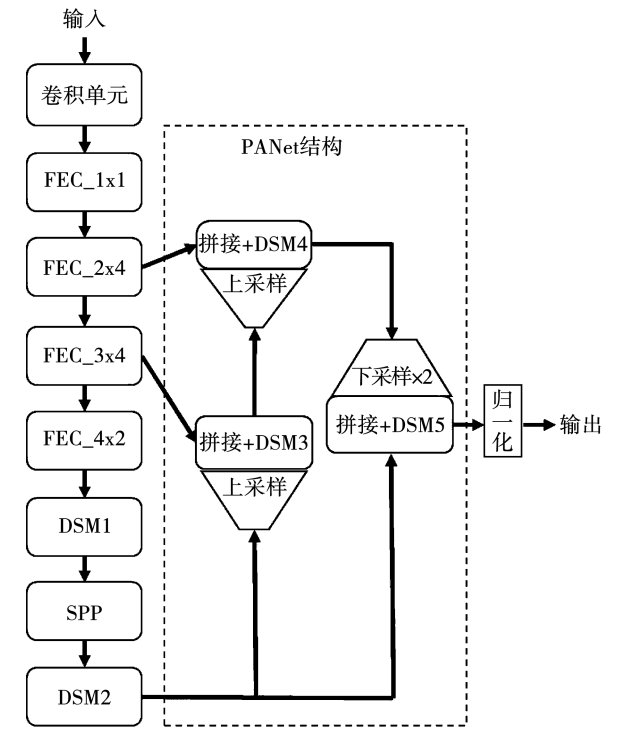


图 1 DFCNN 模型结构
Fig. 1 DFCNN model structure

1.1 深度可分离模块

采用深度可分离模块代替多个标准卷积单元,将原始矩阵的浅层特征与输出矩阵的深层特征融合,避免在不断提取特征的过程中发生梯度消失现象,提高信息的传播效率。改进的深度可分离模型(DSM)由 3 个卷积单元与 1 个直连边组成,如图 2 所示。

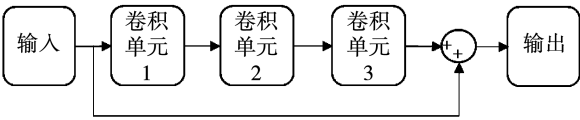


图 2 深度可分离模块示意图

Fig.2 Schematic diagram of depth separable module

其中,卷积单元 1 采用 t 个步长为 1×1 的卷积核对长宽高为 $h \times w \times k$ 的输入矩阵进行卷积操作,将原始矩阵由 $h \times w \times k$ 映射到 $h \times w \times t$ 的高维空间。卷积单元 1 不改变原始矩阵的平面结构,只改变输出空间的通道数,目的是保留原始矩阵在特征空间的所有信息。卷积单元 2 采用 t 个 3×3 的卷积核对大小为 $h \times w \times t$ 的高维空间进行卷积,提取原始矩阵中的深度特征。卷积单元 3 采用 k' 个 1×1 的卷积核对卷积单元 2 的输出矩阵进行卷积,高维空间降维到 $h \times w \times k'$,避免通道冗余,使每个通道的信息充分融合。

1.2 特征提取部件

根据深度学习理论,增加网络的深度可获得更丰富的信息。但是,随着网络层数的增加,模型精确度先升高,然后趋于饱和。在精确度饱和之后再增加网络的深度,模型的精确度反而会下降,网络出现退化的现象。因此,引入残差单元,如图 3 所示。

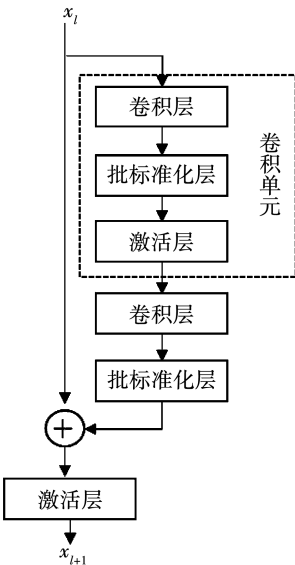


图 3 残差单元示意图

Fig.3 Schematic diagram of residual unit

残差单元在每 2 个卷积单元之间加入了反馈结构,将该单元的输入 x_l 与卷积单位的输出 x_{l+1} 进行算术相加之后作为特征结果输出。每个残差单元由

多个等宽的卷积单元和 1 个跨层的直连边构成,最后经过激活层激活后输出。当矩阵流经该单元时,不会改变其大小。多个残差单元组合形成残差网络。

残差网络由恒等函数 x 和残差函数 $F(x)$ 两部分组成,残差结构的公式推导如下:

$$x_{l+1} = x_l + F(x_l, W_l)$$
 (1)

式中: x_l —第 l 层网络的特征结果; W_l —第 l 层网络的残差权重。

任意深层单元 L 的特征 X_L 为:

$$X_L = x_l + \sum_{i=1}^{L-1} F(x_i, W_i)$$
 (2)

残差网络的任何单元都具备特征结果。将残差网络进一步扩展,在多个残差单元之间增加直连边,形成特征提取部件 (Feature extraction components, FEC),如图 4 所示。

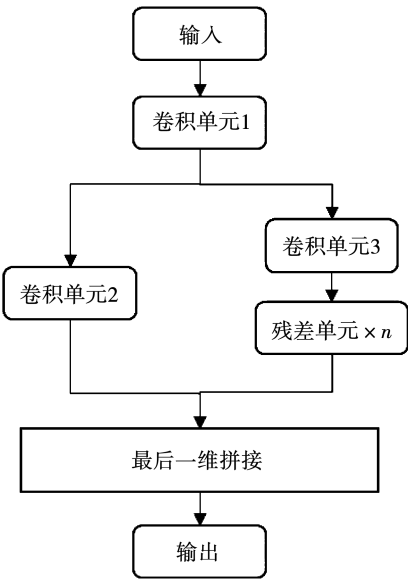


图 4 FEC 结构示意图

Fig.4 Schematic diagram of FEC structure

残差结构将输入矩阵与输出矩阵进行拼接,目的是在每一次提取滚动轴承故障特征时,保留一半滚动轴承振动信息的原始特征,以实现滚动轴承深度故障特征挖掘。

1.3 金字塔池化结构设计

空间金字塔池化 (Spatial pyramid pooling, SPP) 结构如图 5 所示。该结构位于卷积层与全连接层之间,通过对最后一层卷积层采用多层池化组合的方式,生成固定大小的输出,有效提取空间特征,实现

不同尺度的特征融合,解决检测任务中尺度不一致的问题^[11]。

通过空间金字塔池化结构,将滚动轴承不同尺寸的特征图与原始特征图拼接,融合为新特征图。特征拼接要求经过 3 个最大池化层后的滚动轴承特征输入与输出大小一致。

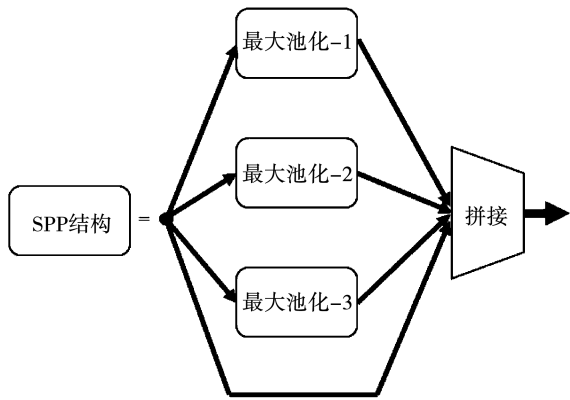


图 5 SPP 结构示意图

Fig.5 Schematic diagram of SPP structure

1.4 路径聚合结构设计

神经网络中信息的流向对模型的诊断有着非常重要的影响,高层特征含有语义信息,底层特征则包含了更具体细节信息描述。在网络设计中,虽然引入了残差网络的思想,加入了反馈,但网络中信息的流向依然是自上而下,获得的信息仍不够全面,存在丢弃滚动轴承故障本质特征的可能性。为此,设计了路径聚合网络(PANet),采用自上而下信息流向,完成底层特征和高层特征的融合。该结构将每一层特征提取部件 FEC 的输出与 DFCNN 模型的输出,通过上下采样方式调整到大小一致,两两拼接在一起后,利用卷积单元再提取融合特征。

2 故障诊断流程

基于 DFCNN 的滚动轴承故障定量诊断流程如图 6 所示。具体诊断步骤如下:

步骤 1:数据增广

数据增广采用随机采样的方式,获得 N 段固定长度的滚动轴承振动数据。

步骤 2:划分数据集,构造标签

按照一定的比例,将数据集分为训练集与测试集,并根据故障部位、故障程度为数据集中的每个样本构造标签,用于 DFCNN 网络的训练与测试。

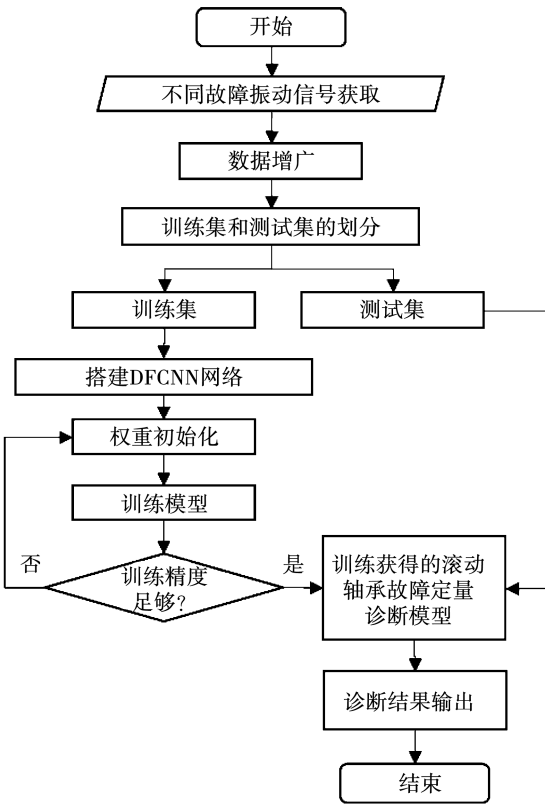


图 6 基于 DFCNN 的滚动轴承定量诊断流程图

Fig.6 Flow chart of quantitative diagnosis of rolling bearing based on DFCNN

步骤 3:DFCNN 网络建立

基于骨干网络、金字塔池化结构及 PANet 结构来改进卷积神经网络,在全连接层使用全局混合池化代替全连接层,构建用于滚动轴承定量诊断的深度融合神经网络。采用泽维尔 Xavier 算法,对模型各层神经元的权重进行初始化。

步骤 4:DFCNN 模型训练

在进行正向传播之后,得到模型的损失;然后利用链式求导法,反向传播更新神经元的权重;重复该过程,直至模型精度达到要求。

步骤 5:故障诊断结果输出

测试集数据输入 DFCNN 模型,经过计算,输出故障诊断结果。诊断结果包括滚动轴承不同部位、不同程度的故障概率 $\{p_2(\text{Inter},1), p_2(\text{Inter},2), p_2(\text{Inter},3), p_2(\text{Outer},1), p_2(\text{Outer},2), p_2(\text{Outer},3), p_2(\text{Ball},1), p_2(\text{Ball},2), p_2(\text{Ball},3)\}$ 。通过式(3)计算该模型下的滚动轴承每个部位的故障概率 $\{p_2(\text{Inter}), p_2(\text{Outer}), p_2(\text{Ball})\}$,通过式(4)计算滚动轴承在每种故障部位下的故障程度:

$$p_{loc} = \sum_{i=1}^3 p_2(\text{loc}, i) \tag{3}$$

$$\text{deg}_{loc} = \sum_{i=1}^3 i \times p_2(\text{loc}, i) \tag{4}$$

式中:loc—滚动轴承的故障部位,包括外圈,内圈,滚动体。

3 实验流程

基于课题组滚动轴承实验台,完成算法实验验证,实验台如图 7 所示。实验中每次采集的样本长度为 8 192 个,为了便于训练网络,对每 1 个样本做归一化处理。实验中构建的数据集如表 1 所示。滚动轴承共有 3 种故障位置,分别是内圈故障、外圈故障和滚动体故障,每个故障部位有 3 种故障程度,共计 9 种故障状态标签,分别用 0~8 表示。被诊断轴承共有 16 种运行工况,其中每种工况包括 500 个训练样本与 150 个测试样本。因此,设计的数据集共包括 72 000 个训练样本和 21 600 个测试样本,每种标签的训练集体量为 8 000 个样本,测试集体量为 2 400 个样本。

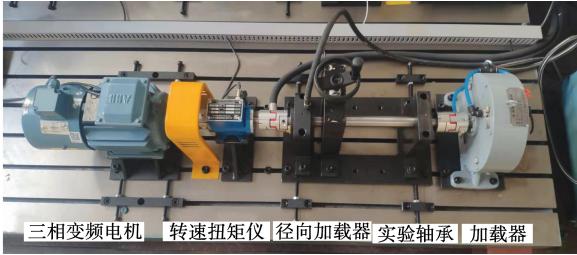


图 7 滚动轴承实验台
Fig. 7 Rolling bearing test rig

表 1 DFCNN 模型数据集描述

Tab. 1 Dataset description of DFCNN model

故障位置	故障程度	状态标签
内圈	1	0
	2	1
	3	2
外圈	1	3
	2	4
	3	5
滚动体	1	6
	2	7
	3	8

3.1 DFCNN 模型的结构参数

DFCNN 模型参数如表 2 所示。定义了滚动轴承振动数据经过每一层结构时的输入和输出维度,以及该结构的具体作用对象和参数设定。其中,未标明对象内容的,表明该层的输出直接连接到上一层的输出。表 2 中标准卷积单元由一维卷积操作 Conv1d、批标准化处理 BN 和激活函数 Mish 组成;输出层选择归一化指数函数 Softmax,输出不同部位、不同程度的故障概率,再经过式(3)和式(4)计算,实现故障定位和故障程度判断。

表 2 DFCNN 模型结构参数

Tab. 2 Structure parameters of DFCNN model

层名称	输入维度	操作与对象
卷积单元	1×1×8 192	Conv_1d 3×1@32, s=2, BN, Mish
FEC1	1×32×4 096	FEC(卷积核 64 个,残差网络 1 个)
FEC2	1×64×2 048	FEC(卷积核 128 个,残差网络 4 个)
FEC3	1×128×1 024	FEC(卷积核 256 个,残差网络 4 个)
FEC4	1×256×512	FEC(卷积核 512 个,残差网络 2 个)
DSM1	1×512×256	DSM(t=1, n=2, k'=256)
SPP1	1×256×256	池化核=49,步长=1,DSM1
SPP2	1×256×256	池化核=121,步长=1,DSM1
SPP3	1×256×256	池化核=169,步长=1,DSM1
拼接 1	1×256×256	拼接,DSM1,SPP1,SPP2,SPP3
DSM2	1×1 024×256	DSM(t=1, n=4, k'=512)
拼接 2	1×256×512	拼接,DSM2,FEC3
DSM3	1×512×512	DSM(t=1, n=2, k'=512)
上采样	1×256×512	线性采样
拼接 3	1×128×1 024	拼接,上采样层,FEC2
DSM4	1×256×1 024	DSM(t=1, n=2, k'=1 024)
下采样	1×128×1 024	下采样
拼接 4	1×256×512	拼接,下采样层,DSM3
DSM5	1×512×512	DSM(t=1, n=1, k'=256)
混合池化	1×512×256	混合池 256×1
隐含层	1×512×1	线性(输入=512,输出=9)
输出层	1×9	Softmax

3.2 DFCNN 模型的训练过程

DFCNN 模型使用 Facebook 人工智能研究院推出的 Pytorch 软件作为深度学习框架。所用计算机的配置为 GPU 3080Ti,24GB 显存,采用的网络优化算法为小批量随机梯度下降算法 SGD,设置学习率

为 0.01,批量大小为 128。网络训练过程如图 8 所示,可以看出,DFCNN 模型训练集的损失以及训练集的识别率与训练次数的关系。随着训练次数的增多,训练集损失下降平稳,在超过 3 000 次训练后,训练集识别率趋于稳定,接近 97.6%,表明 SGD 优化算法可以有效地对 DFCNN 模型进行优化。

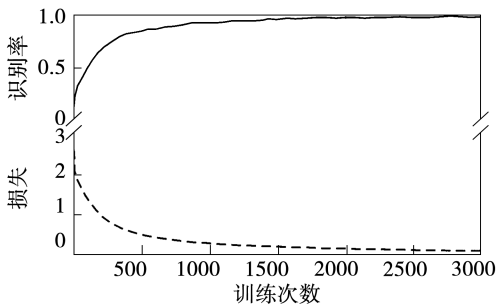


图 8 DFCNN 模型训练过程

Fig. 8 Training process of DFCNN model

为了获得更稳定的结果,将整个数据集在 DFCNN 模型中传递 10 次,并在数据投入网络之前,对数据集进行错序编码,避免 DFCNN 模型只学习到后序样本中的知识。图 9 为模型在训练集和测试集上的准确率随传递次数的变化情况。由图 9 可知,随着传递次数的增多,模型在训练集和测试集上的准确率不断增加,当传递次数超过 5 次时,测试集上的识别率趋于稳定,稳定值在 99.7% 左右微小波动。

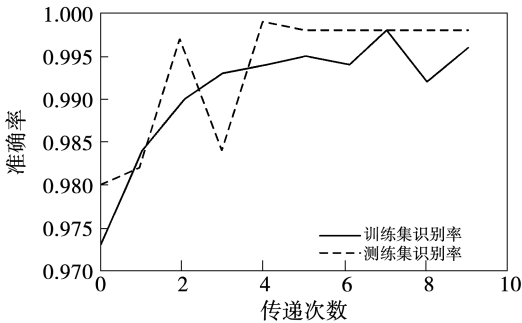


图 9 DFCNN 模型识别率随传递次数的变化情况

Fig. 9 Variation of DFCNN model recognition rate with the number of transmission

采用美国凯斯西储大学滚动轴承数据中心的开源轴承数据作为标准数据,选择深度神经网络 DNN^[12]、深度域自适应网络 DACNN^[13]、首层宽卷积深度神经网络 WDCNN^[14] 以及基于训练干扰的卷

积神经网络 TICNN^[15] 等深度学习算法进行对比实验,测试 DFCNN 在变负荷下故障诊断性能,实验结果如表 3 所示。对比发现,DFCNN 模型在变载情况下的故障诊断准确率优于 DNN, DACNN, WDCNN 及 TICNN 等深度学习算法,表明 DFCNN 模型通过多层特征深度融合的方式,提高了其变负载自适应能力。

表 3 变负荷故障诊断结果

Tab. 3 Fault diagnosis results under variable load

算法	识别率/%
DNN ^[12]	78.1
DACNN ^[13]	88.96
WDCNN ^[14]	90.0
TICNN ^[15]	96.1
DFCNN	99.99

3.3 滚动轴承定量诊断实例

选取一段滚动轴承转速为 1 600 r/min,负载为 2 N·m,滚动体故障程度为 2 时的原始振动数据,如图 10 所示。

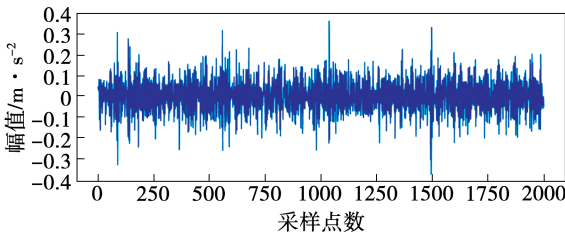


图 10 滚动体故障程度 2 振动数据

Fig. 10 Vibration data of rolling element fault degree 2

首先,将该振动数据经过归一化处理直接输入 DFCNN 模型,计算得到滚动轴承内圈、外圈及滚动体发生 1~3 级故障概率的结果为: 3.263×10^{-11} , 1.665×10^{-13} , 1.346×10^{-11} , 4.829×10^{-8} , 1.046×10^{-10} , 1.019×10^{-10} , 6.364×10^{-4} , 9.994×10^{-1} , 5.161×10^{-11} 。然后,由式(3)计算得到外圈故障概率为 4.637×10^{-11} ;内圈故障概率为 4.831×10^{-8} ;滚动体故障概率为 9.994×10^{-1} 。由此可以判定,此振动信号下的轴承发生了滚动体故障,故障概率 99.4%。最后,由式(4)计算滚动体发生故障的程度为 2,实现故障尺寸的量化诊断。

在滚动轴承故障数据集中依次抽取未被模型使用过的不同故障部位和故障程度的滚动轴承振动数据,在不同转速、不同负载条件的样本各 400 个,共计 3 600 个样本作为验证集送入 DFCNN 模型进行诊断,诊断结果如表 4 所示。计算得到 DFCNN 的诊断精度为 99.89%,能够有效地实现滚动轴承故障部位的识别与故障程度的评估。

表 4 混淆矩阵表
Tab.4 Confusion matrix table

	0	1	2	3	4	5	6	7	8
0	400	0	0	0	0	0	0	0	0
1	1	398	0	0	1	0	0	0	0
2	0	0	400	0	0	0	0	0	0
3	0	0	0	400	0	0	0	0	0
4	0	0	0	0	400	0	0	0	0
5	0	0	0	0	0	399	0	0	1
6	0	1	0	0	0	0	399	0	0
7	0	0	0	0	0	0	0	400	0
8	0	0	0	0	0	0	0	0	400

3.4 贫样本下的模型诊断性能分析

在实际工程收集到的历史数据中大多为正常状态样本,正、负样本失衡。为此,对 DFCNN 模型进行不同样本容量的试验,试验中每个类别分别采用样本容量为 8 000,6 000,4 000,3 000,2 000,1 000,500,300,100 的训练样本来训练模型,采用样本容量为 3 000 的测试集进行模型验证。实验共重复 20 次,结果如图 11 所示。

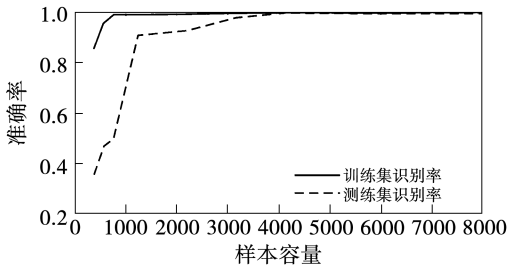


图 11 DFCNN 模型识别率随样本容量的变化
Fig.11 Variation of DFCNN model recognition rate with sample size

可以看出,随着训练样本的增多,模型在测试集和训练集上的准确率逐渐上升后稳定。当滚动轴承

每类别的训练样本从 8 000 降到 500 时,模型在训练集上的准确率几乎没变。但是,模型在测试集上的准确率由 99.7% 降低到 49.8%。造成这一现象的原因是,模型在训练集上的准确率虽然没变,但是模型的学习任务却由学习训练集上可泛化知识的学习过程转变为对训练集上的拟合过程。这导致当每类别训练样本小于 4 000 时,模型在测试集上的准确率开始下降;当滚动轴承各类别训练样本小于 1 000 时,模型在测试集上的准确率急剧下降。

3.5 噪声环境下的模型诊断性能分析

由于噪声对滚动轴承时域信号的污染极其严重,为了验证 DFCNN 算法在高噪声环境下的诊断性能,将选择与门控循环单元(GRU)、深度神经网络(DNN)、支持向量机(SVM)、第一层大卷积核的卷积神经网络(WDCNN)、基于训练干扰的卷积神经网络(TICNN)等算法进行对比实验,测试信噪比 SNR 值由 -8 变化到 8 时的故障诊断准确率。数据集中训练集与测试集设置与表 1 一致,实验结果如图 12 所示。可以发现,基于滚动轴承时域信息的智能诊断算法受噪声影响明显。其中,当信噪比 $SNR < -4$ 时,DFCNN 模型的准确率低于 TICNN 模型,但是要明显优于其他分类算法;当信噪比 $SNR > -4$ 时,DFCNN 模型的诊断准确率大于 98.86%,优于其他分类算法。因此,DFCNN 模型可以有效地提升噪声环境下滚动轴承的故障诊断精度,且诊断结果可靠。

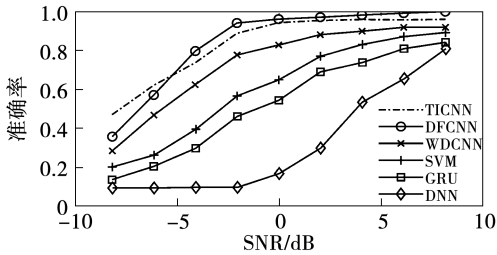


图 12 不同信噪比下各算法的诊断准确率比较
Fig.12 Comparison of accuracy of each diagnosis algorithm under different signal-to-noise ratios

4 结 论

为了实现滚动轴承的定量诊断任务,针对滚动

轴承原始振动信息中蕴含的深度特征,在卷积神经网络中加入了基于残差网络思想的骨干网络、金字塔池化结构、路径聚合结构等深度特征融合模块,使用全局混合池化代替全连接层,并用 Xavier 算法初始化神经网络中的权重参数,提出了基于滚动轴承时域信息的深度融合卷积神经网络,得到结论:

(1) 深度特征卷积神经网络通过多层特征深度融合的方式,提高了模型的变负载自适应能力,变载情况下的诊断精度大于 99.5%,有效地实现了滚动轴承故障部位的识别与故障程度的评估。

(2) 深度特征卷积神经网络模型有效提升噪声环境下滚动轴承的故障诊断性能,当信噪比大于 -4 时,故障诊断准确率大于 98.86%。

参考文献:

[1] RANDALL R B, JERME A. Rolling element bearing diagnostics-a tutorial[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2011, 25 (2): 485 - 520.

[2] ZHANG Lei, ZHANG Long, HU Jun-feng, et al. Bearing fault diagnosis using a novel classifier ensemble based on lifting wavelet packet transforms and sample entropy[J]. Shock and Vibration, 2016, 56(2): 67 - 89.

[3] 全 钰, 庞新宇, 魏子涵. 基于 GADF-CNN 的滚动轴承故障诊断方法[J]. 振动与冲击, 2021, 40(5): 247 - 253.

TONG Yu, PANG Xin-yu, WEI Zi-han. Fault diagnosis method of rolling bearing based on GADF-CNN[J]. Vibration and Shock, 2021, 40(5): 247 - 253.

[4] 许子非, 缪维跑, 李 春, 等. 基于变分模态分解与卷积神经网络的轴承故障诊断[J]. 热能动力工程, 2021, 36(3): 55 - 63.

XU Zi-fei, MIAO Wei-pao, LI Chun, et al. Fault diagnosis of bearings based on variational mode decomposition and convolutional neural network[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2021, 36(3): 55 - 63.

[5] 李 恒, 张 氢, 秦仙蓉, 等. 基于短时傅里叶变换和卷积神经网络的轴承故障诊断方法[J]. 振动与冲击, 2018, 37(19): 124 - 131.

LI Heng, ZHANG Qing, QIN Xian-rong, et al. Bearing fault diagnosis method based on short-time Fourier transform and convolutional neural network [J]. Vibration and Shock, 2018, 37(19): 124 - 131.

[6] WEN Long, LI Xin-yu, GAO Liang, et al. A new convolutional neural network-based data-driven fault diagnosis method [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2018, 65(2): 5990 - 5998.

[7] INCE T, KIRANYAZ S, EREN L, et al. Real-time motor fault detection by 1 - D convolutional neural networks[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2016 63(1): 7067 - 7075.

[8] GU Jiu-xiang, WANG Zhen-hua, KUEN J, et al. Recent advances in convolutional neural networks[J]. Pattern Recognition, 2017, 77 (2): 354 - 377.

[9] 杨 平, 苏燕辰, 张 振. 基于卷积胶囊网络的滚动轴承故障诊断研究[J]. 振动与冲击, 2020, 39(4): 55 - 62.

YANG Ping, SU Yan-chen, ZHANG Zhen. Research on fault diagnosis of rolling bearing based on convolution capsule network[J]. Vibration and Shock, 2020, 39(4): 55 - 62.

[10] SHAO Hai-dong, XIA Min, HAN Guang-jie, et al. Intelligent fault diagnosis of rotor-bearing system under varying working conditions with modified transfer convolutional neural network and thermal images[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021, 17: 3488 - 3496.

[11] HE Kai-ming, ZHANG Xiang-yu, REN Shao-qing, et al. Spatial pyramid pooling in deep convolutional networks for visual recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2014, 37(9): 1904 - 1916.

[12] 雷亚国, 杨 彬, 杜兆钧, 等. 大数据下机械装备故障的深度迁移诊断方法[J]. 机械工程学报, 2019, 55(7): 1 - 8.

LEI Ya-guo, YANG Bin, DU Zhao-jun, et al. Deep migration diagnosis method of mechanical equipment failure under big data[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2019, 55(7): 1 - 8.

[13] PAN S J, TSANG I W, KWOK J T, et al. Domain adaptation via transfer component analysis [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2011, 22(2): 199 - 210.

[14] ZHANG Wei, PENG Gao-liang, LI Chuan-hao, 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 - 435.

[15] ZHANG Wei, LI Chuan-hao, PENG Gao-liang, et al. A deep convolutional neural network with new training methods for bearing fault diagnosis under noisy environment and different working load [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 100(1): 439 - 453.

(刘 颖 编辑)