

基于信号特征提取和卷积神经网络的 轴承故障诊断研究

谢星怡, 张正江, 闫正兵, 李欣燦, 陶莫凡, 章 纯

(温州大学 电气数字化设计技术国家地方联合工程研究中心, 浙江 温州 325035)

摘要: 轴承是机械设备主要零部件之一, 也是机械设备主要故障零部件之一; 轴承故障问题为机械设备的重点, 机械设备的使用受到故障轴承的直接影响; 针对传统的卷积神经网络算法轴承故障诊断效率低下问题, 提出了一种基于信号特征提取和卷积神经网络的优化方法; 首先对原始数据信号进行时域和频域的信号特征提取, 获得有效的故障特征值; 之后, 使用卷积神经网络对提取的特征值进行故障诊断, 完成故障分类; 文章使用美国凯斯西储大学的滚动轴承振动加速度信号作为数据集, 对提出的方法进行验证, 得到的故障诊断平均准确率为 74.37%, 准确率的方差为 0.000 1; 传统的卷积神经网络算法故障诊断平均准确率为 65.6%; 准确率的方差为 0.001 9; 实验结果表明, 相比传统的卷积神经网络, 提出的方法对轴承故障诊断的准确率有显著提高, 并且该方法的稳定性更佳, 计算时间更少, 综合性能更佳。

关键词: 故障诊断; 卷积神经网络; 特征提取

Research on Bearing Fault Diagnosis Based on Signal Feature Extraction and Convolutional Neural Network

XIE Xingyi, ZHANG Zhengjiang, YAN Zhengbing, LI Xincan, TAO Mofan, ZHANG Chun

(National and Local Joint Engineering Research Center of Electrical Digital Design Technology,
Wenzhou University, Wenzhou 325035, China)

Abstract: Bearing is one of the important parts of mechanical equipment, and it is also one of the main fault parts of mechanical equipment. Bearing failure is the focus of mechanical equipment, and faulty bearings directly affect the use of mechanical equipment. Aiming at the problem of low diagnosis accuracy of bearing fault diagnosis based on traditional convolutional neural network algorithms, this paper proposes an optimization method based on signal feature extraction and convolutional neural network. Firstly, the signal characteristics in the time domain and frequency domain are extracted from the original data signal to obtain the effective fault characteristic values. Then, the convolutional neural network is used to diagnose the extracted feature values and complete the fault classification. In this paper, the rolling bearing vibration acceleration signal of Case Western Reserve University is used as a data set to verify the proposed method, and the average accuracy of the fault diagnosis is 74.37%, the variance of the accuracy is 0.000 1, and the average fault diagnosis accuracy of the unoptimized algorithm is 65.6%. The variance of the accuracy is 0.001 9. Experimental results show that compared with the traditional convolutional neural network, the proposed method has a significant improvement in the accuracy of bearing fault diagnosis, and the method has better stability, less calculation time and better comprehensive performance.

Keywords: fault diagnosis; convolutional neural networks; feature extraction

0 引言

轴承是机械设备的关节, 是支撑支柱的重要结构之一, 是提高工业效率的重要环节, 在电力设备中有着重要作用。其运行状态对整个设备的工作机能与工作效率有直接影响。轴承被称为“工业的关节”, 被广泛应用在国防军事、航空航天等关系到民生和安全的重大领域。滚动轴承在设备运行过程中, 可能因过载、磨损、磨蚀与疲劳等原因, 而可

能会发生局部损伤。而滚动轴承在高强度的条件下工作, 不易避免出现故障。一旦出现故障, 就也可能导致重大事故。根据电气与电子工程师工业应用协会 (ISA, industry applications society) 和其他相关组织的一些调查, 轴承约占机器故障原因的 40%^[1-2]。对滚动轴承故障的快速高效诊断和预知维修将大大提高设备的运行可靠性, 但传统的故障检测方法难以满足现在的故障诊断要求。因此, 在机械故障诊断中, 轴承的故障诊断始终是重要发展的内容之一。

收稿日期: 2022-11-17; 修回日期: 2022-12-15。

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61703309); 浙江省教育厅科研项目 (Y202219004); 温州大学大学生创新创业计划项目 (JWXC2021155)。

作者简介: 谢星怡 (2002-), 女, 大学本科生。

张正江 (1982-), 男, 博士, 副教授, 硕士生导师。

引用格式: 谢星怡, 张正江, 闫正兵. 基于信号特征提取和卷积神经网络的轴承故障诊断研究[J]. 计算机测量与控制, 2023, 31(10): 21-27.

滚动轴承故障诊断方法依据测量信号的性质,可以划分成温度法、油样法和振动法等。对于轴承出现初期磨损的细小故障,温度法只能在故障到达一定的严重程度才可有效果,否则几乎毫无响应。油样法仅适合油润滑轴承。振动法适用在各种类别与工作状况的轴承,具备诊断初期小故障效果佳、信号采集与处理简便以及诊断结果清晰无误等特色,使其在实际中得到了广泛的运用^[2]。

根据现有故障诊断方法的成果,研究方法可以分为三类——基于机理的研究方法、基于信号处理的研究方法与基于数据驱动的研究方法。基于机理的方法需要集成大量不同领域的专家经验,不具备学习能力,极大地增加了维护成本,不再适用于现代大型机械系统。信号处理方法适用范围广泛,常用于对采集到的机械运行时数据进行故障特征提取,可以直接观察信号处理的结果,判断设备的运行状态。基于数据驱动的故障诊断技术可以有效地从海量数据中挖掘出隐含的故障诊断信息,建立诊断模型,就可以获得良好的故障诊断结果^[4]。

近些年,许多学者在轴承故障诊断方向上有着不乏的研究成果。在基于信号处理的研究方向如下:张中民等^[5]提出了基于正交小波变换诊断滚动轴承故障的一种新方法,既可以判断出故障的存在,其形式也可被判别无误;万书亭等^[6]提出了基于时域参数趋势分析诊断滚动轴承故障方法,简单实用,效果明显;袁云龙等^[7]提出基于峭度与小波包分析的滚动轴承故障诊断方法,可以准确地把多种干扰信号滤除,提供了一种快速有效的轴承故障诊断方法。

在基于数据驱动的研究方向如下:于婷婷等^[3]提出了基于 BP 神经网络的滚动轴承故障诊断方法,能根据实际数据准确判别滚动轴承故障类别,具有不错的诊断效果;王敬涛等^[8]提出了基于概率神经网络诊断滚动轴承故障方法,准确性较高,且对制止局部极小与节省训练时间方向上有着良好的实际使用价值;高坤等^[9]提出了基于深度残差神经网络的轧机滚动轴承故障诊断方法,提高模型训练稳定性,提升故障诊断准确率,并减轻对专家经验的仰赖,适用于实际工程应用。

在基于信号处理与数据驱动相结合的研究方向如下:刘铄等^[10]提出了一种基于图像形态学纹理分析与 CS-SNN 算法相结合的退磁故障诊断方法,可以准确地判断 DP-PMSLM 退磁故障位置和严重程度,并拥有不错的鲁棒性。肖茂华等^[11]提出了基于参数优化变分模态分解、多尺度排列熵和粒子群-布谷鸟搜索融合算法优化 Elman 神经网络诊断故障方法,可以自适应地分解信号,提取出有效的故障特征,还能完成故障的精准分类,提高识别率。贾晗等^[12]提出了基于快速谱峭度与卷积神经网络(FSK-CNN)诊断故障方法,制止了训练陷于局部最优问题,在收敛速率与识别准确率方面都有着不同程度的提升,但诊断时间也有不同程度的增加。周翔宇等^[13]提出了基于频域降采样与 CNN 诊断轴承故障方法,并完成对故障轴识别分类,降采样后模型抗噪能力有着显著提升,且具备较好的判别

准确率。

对以上方法进行对比,可得到:相比于基于信号处理的研究方法和基于数据驱动的研究方法,基于信号处理与数据驱动的研究方法能更加准确地实现对故障的分类,提高故障识别率。因此,本文把基于信号处理与数据驱动的研究方法相结合,提出了基于信号特征提取与卷积神经网络诊断轴承故障的方法。该方法可以较快速、精确和稳定地分类不同的轴承故障,综合性能较佳。

1 卷积神经网络算法(CNN)

卷积神经网络(CNN)属于前馈神经网络,包含卷积运算与深度结构,近些年来在目标检测等方面展现出众,可以很好的处理过拟合问题,使更大规模的深度学习足以落实。在 LeNet-5 被 Lecun 等人提出后,以卷积层、池化层与全连接层为主要构成的 CNN 基础结构被明确下来^[14]。

卷积神经网络的模型如图 1 所示。首先,卷积层对输入层中数据的特征进行提取。接着,所提取的特征经过池化层进行抽样,既可以有效地减少训练参数,过拟合程度也能明显降低。一个卷积层加一个池化层为一个特征提取过程。全连接层负责联接经过多轮卷积层与池化层提取后的特征图。最终,Softmax 层获得最终归类结果。

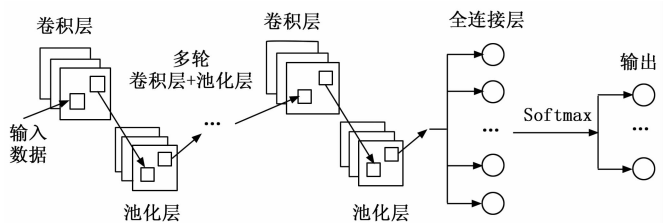


图 1 卷积神经网络的模型

1.1 输入层

对原始数据进行归一化处理并转换成 CNN 的输入数据形式——4-D 形式,将处理过的数据输入到卷积神经网络模型中。

1.2 卷积层

卷积层能具有好多个卷积核,是 CNN 最主要的构成。上一层的输出特征图与卷积核进行卷积操作,再加上对应的偏置值,便能够获得输出特征图。每一个输出特征图可能是组合卷积多个输入特征图的值。卷积层 l 的第 j 个输出值 x_j^l 的计算为式(1),其中 x_j^l 为卷积层 l 的第 j 个输出值, b_j^l 为偏置值, x_i^{l-1} 为卷积层 $l-1$ 的第 j 个输出值, k_{ij}^l 为卷积层 l 的第 j 个卷积核权重矩阵的第 i 个权重。

$$x_j^l = f(b_j^l + \sum_i x_i^{l-1} * k_{ij}^l) \quad (1)$$

任意给定卷积层的输出大小,可依据卷积层输出大小的计算(2)求得。其中 N 是卷积层的输出大小, M 是卷积层的输入大小, K 是卷积核大小, P 是填充的像素数, S 是步长。

$$N = \frac{M - K + 2P}{S} + 1 \quad (2)$$

1.3 激活层

激活层是对线性模型表达力的一种弥补。卷积层的操

作是线性的, 只能解决线性问题, 而使用激活函数可以把非线性因素加入到卷积层输出结果中, 这样就能解决非线性问题。本文使用 ReLU 函数作为 CNN 的激活函数, 能够快速收敛, 梯度计算简单快捷。

当激活函数运转时, 神经元的其中一部分被激活, 得到了激活信息, 接着向后传到池化层中。激活函数的表达式为公式 (3), 其中 x'_j 是卷积层 l 的第 j 个卷积核未经过非线性激活的输出。

$$x'_j = \max(0, x''_j) \quad (3)$$

1.4 池化层

池化层 (pooling layer) 压缩卷积层经过非线性激活后的特征图, 从而缩小特征图, 降低特征数据维度, 提高计算速率, 以及提取主要特征, 基本上制止了过拟合现象的发生。

池化层分为最大池化层 (max pooling)、平均池化层 (mean pooling) 等, 本文使用最大池化层, 即运用最大值操作得到输出。最大池化层的输出值是根据公式 (4) 计算得到的, 其中 x_j^{t+1} 是最大池化层的输出值, $x'_j(i)$ 是代表池化区域中的第 i 个值, $i \in [(k-1)W+1, kW]$, W 是池化区域的宽度^[13]。依据池化层输出计算公式 (5), 可以知晓池化层输出大小。其中 C 是池化层的输出大小, N 是池化层的输入大小, F 是池化窗口大小, S 是步长。

$$x_j^{t+1} = \max_{(k-1)W+1 \leq i \leq kW} (x'_j(i)) \quad (4)$$

$$C = \frac{N-F}{S} + 1 \quad (5)$$

1.5 全连接层

全连接层连接通过多轮卷积层与池化层提取后的特征, 与传统神经元联结方式一样。

全连接层把权重矩阵乘输入向量, 并加上偏置值作为输出值送入 Softmax 层。全连接层输出值的计算公式为公式 (6)。其中 Z 是全连接层的输出值, \mathbf{X} 为全连接层的输入值, \mathbf{W} 是权重, \mathbf{b} 是偏置值。

$$Z = \mathbf{W}^T \mathbf{X} + \mathbf{b} \quad (6)$$

1.6 Softmax 层

Softmax 层根据全连接层的输出值, 得到每个类型对应几率, 完成不同类型几率分布问题。用 Softmax 函数, 即公式 (7), 可以计算出各个类的概率。其中 $P(x = k)$ 是第 k 个类别的概率 ($1 \leq k \leq C$), C 是类别数, e^{z_k} 是全连接层最终输出的第 k 个值。

$$P(x = k) = \text{Softmax}(k) = \frac{e^{z_k}}{\sum_{i=1}^C e^{z_i}} \quad (7)$$

2 基于信号特征提取和卷积神经网络的轴承故障诊断方法

特征提取 (feature extractor) 可以减少数据维度且提取数据特征, 为方便后续使用。信号中的某些特征信息与设备故障有很强的依赖关系, 要提取这些有用的信号就需要信号处理。信号特征提取可以去伪存真以及减少甚至去

除噪声的干扰, 提取反映设备状态有用的信息。

时域特征直观, 结果便于通晓, 包含的信息量广, 可以初步判断一些故障信号。依据有无量纲, 将时域特征分成有量纲参数与无量纲参数这两类。在有量纲参数中, 均方根值有着不错的稳定性, 不过对初期故障信号不够敏感。而在无量纲参数中, 峭度指标对脉冲类故障颇为敏感, 且对初期故障敏感性良好, 然而稳定性却不佳。因此故障监测可以用峭度指标与均方根值同时实行, 这样敏感性与稳定性都可以两全。有数据统计显示, 滚动轴承的振动状况通过利用峭度系数与有效值协同来监测, 故障判断准确率超过 95%^[7]。

频域特征可以通过傅里叶变换把繁杂时序波形分化成若干个简单谐波分量, 从而获得信号的频率结构和各个谐波的幅值、相位信息, 以进行探究。频域特征按频率分析信号, 用频域表示更加简洁, 频域特征使得信号分析更加深刻和便捷, 识别信号变化或模式的可行性更高。

本文根据滚动轴承振动加速度信号的关联性与后续分类的计算需求, 分别选取最大值、最小值、均值、均方根值、方差、歪度、峭度和自相关为所需提取的时域特征, 零次谐波 (或者直流分量), 一次谐波 (或者基波) 至十次谐波为所需提取的频域特征。

设定 N 是信号数据的长度, $H(i)$ 表示信号数据中第 i 个时刻的值, 各个特征的计算方法表示为:

1) 最大值:

$$\text{MAX} = \max(H(i)) \quad (8)$$

2) 最小值:

$$\text{MIN} = \min(H(i)) \quad (9)$$

3) 均值:

$$\bar{X} = \frac{\sum_{i=1}^N H(i)}{N} \quad (10)$$

4) 均方根值: 反映信号能量的大小。

$$X_{rms} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N H(i)}{N}} \quad (11)$$

5) 方差: 反映信号的分散程度。

$$\sigma_x^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (H(i) - \bar{X})^2 = X_{rms}^2 - \bar{X}^2 \quad (12)$$

6) 歪度: 反映振动信号的非对称性。

$$\alpha = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N H(i)^3 \quad (13)$$

7) 峭度: 能够很好地描述变量的分布。

$$\beta = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N H(i)^4 \quad (14)$$

8) 自相关: 能在繁杂信号中提取周期成份。

$$R_x(\tau) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_0^T x(t)x(t+\tau)dt \quad (15)$$

9) 快速傅立叶变换 (FFT): 是离散傅式 (DFT) 的快速算法, 两者计算完全等效。FFT 算法能降低计算要求,

提高计算速率。谐波能够使用 FFT 算法求得，其计算公式为公式 (16) 和 (17)。其中， $X(k)$ 是 k 次谐波， W_N^k 是单位周期复指数序列。

$$X(k) = \sum_{r=0}^{\frac{N}{2}-1} H(2r)W_{N/2}^{rk} + W_N^k \sum_{r=0}^{\frac{N}{2}-1} H(2r+1)W_{N/2}^{rk},$$

$$k = 0, 1, \dots, \frac{N}{2} - 1 \quad (16)$$

$$W_N^k = e^{-j\frac{2\pi}{N}rk} \quad (17)$$

依据信号特征提取具有提取分类待征的能力和卷积神经网络没有记忆功能的问题，本文提出了一种基于信号特征提取和卷积神经网络诊断轴承故障方法，对 CNN 参数进行了寻优计算，选择了最佳的 CNN 参数，从而得到最优的 CNN 网络。本文所提出的模型结构如图 2 所示。

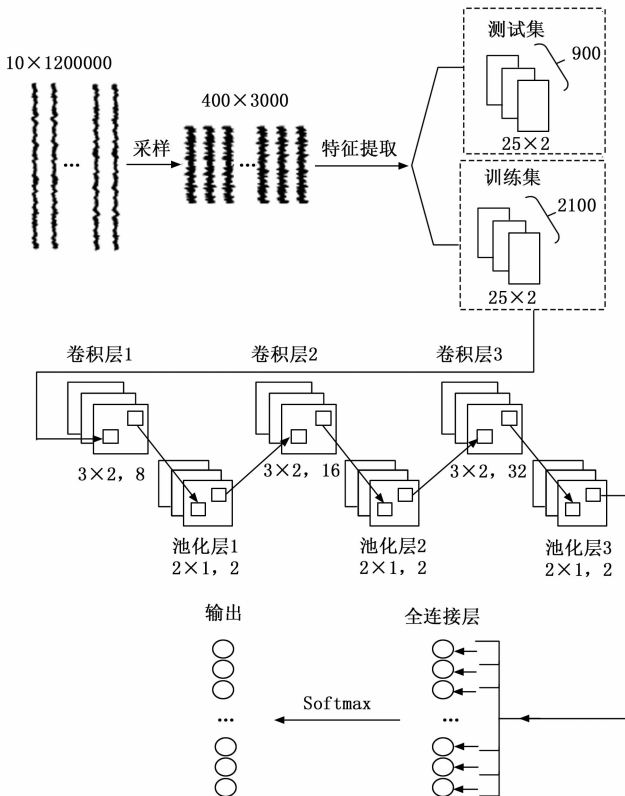


图 2 卷积神经网络的结构

该方法的基本流程是对原始数据进行提取时域和频域特征的处理，把处理好的数据输入卷积神经网络中进行训练，得到故障分类。其流程如图 3 所示。

具体步骤如下：

1) 数据初始化并采样。读取滚动轴承的振动加速度信号数据，并对每个类别的信号数据用 400 个采样点为一个样本，取 300 个样本。

2) 特征提取与数据集划分。提取每个数据样本时域与频域特征，特征参数的个数是 25 个，并分别把特征参数的实部和虚部提取出来，使得每个数据样本有 25×2 个数据。将样本集按 7 : 3 划分成训练集和测试集。

3) 数据形式转换。将数据进行平铺，转换成 CNN 的

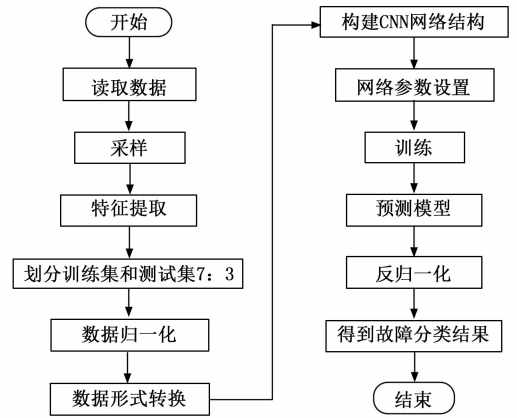


图 3 基于信号特征提取和卷积神经网络的轴承故障诊断方法流程图

输入数据形式，即 4-D 形式的。

4) 构建 CNN 网络结构。建立 3 个卷积层，其大小都是 3×2 ，步长都为 1，为防止遗失边缘信息，填充 0 的方式补全边界信息；建立 3 个卷积层，其大小都是 2×1 ，步长都为 2。CNN 具体结构参数如表 1 所示。

5) 网络参数设置。使用 Adam 梯度下降算法，设置最大训练次数、初始学习率、学习率下降因子等参数。

6) 得到故障分类结果。训练 CNN 网络，分别预测训练集与测试集，然后反归一化，从而获取故障分类结果。

表 1 卷积神经网络的结构参数

网络层	核大小	步长	核数目	补零
卷积层 1	3×2	1	8	是
池化层 1	2×1	2	8	否
卷积层 2	3×2	1	16	是
池化层 2	2×1	2	16	否
卷积层 3	3×2	1	32	是
池化层 3	2×1	2	32	否
全连接层	10		1	
Softmax	10		1	

3 方法验证

本文所使用滚动轴承的数据集是出自美国凯斯西储大学 (CWRU) 轴承中心。本文所引用的参考文献 [11-13] 使用了该数据集，表明该数据集真实可靠。

实验平台由一个 1.5 kW 的电动机、一个扭矩传感器/译码器、一个功率测试计和电子控制器 (图中没显示) 组成的，如图 4 所示。

CWRU 数据集中待测试的轴承支撑着电动机的转轴，驱动端轴承为 SKF6205，采样频率为 12 kHz 和 48 kHz；风扇端轴承为 SKF6203，采样频率为 12 kHz。单点损伤是选用电火花加工形式引入的，以模拟在测试轴承内圈、外圈、滚动体上出现的 3 种故障。在 SKF 轴承加工直径为 0.177 8、0.355 6、0.533 4 mm 的损伤，在 NTN 轴承加工

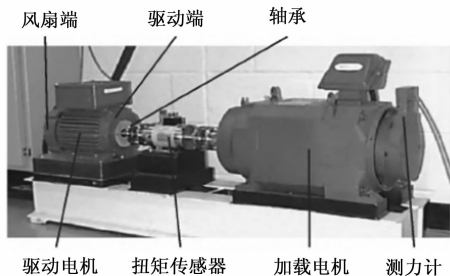


图 4 轴承实验平台

直径则是 0.711 2、1.016 mm 的损伤。

振动数据是利用安装在轴承座上的加速度传感器进行采集, 利用 16 通道记录仪进行记录。

在平台中装入加工过的故障轴承, 记录不同工况下工作的振动加速度信号数据。使用该实验台, 可以得到 8 个正常样本, 53 个外圈损伤样本, 23 个内圈损伤样本和 11 个滚动体损伤样本。

3.1 数据预处理

本文选取的数据集是把驱动端轴承作为诊断对象, 使用 SKF6205 深沟球轴承, 它的规格如下: 内圈直径为 25 mm, 外圈直径为 52 mm, 厚度为 15 mm, 滚动体直径为 7.94 mm, 节径为 39.04 mm。采样频率为 12 kHz, 电机转速为 1 772 r/min, 电机载荷为 1 马力, 故障直径分别设置为 0.177 8 mm、0.355 6 mm 与 0.533 4 mm。

本文将电机驱动端正常状态、内圈故障、滚动体故障

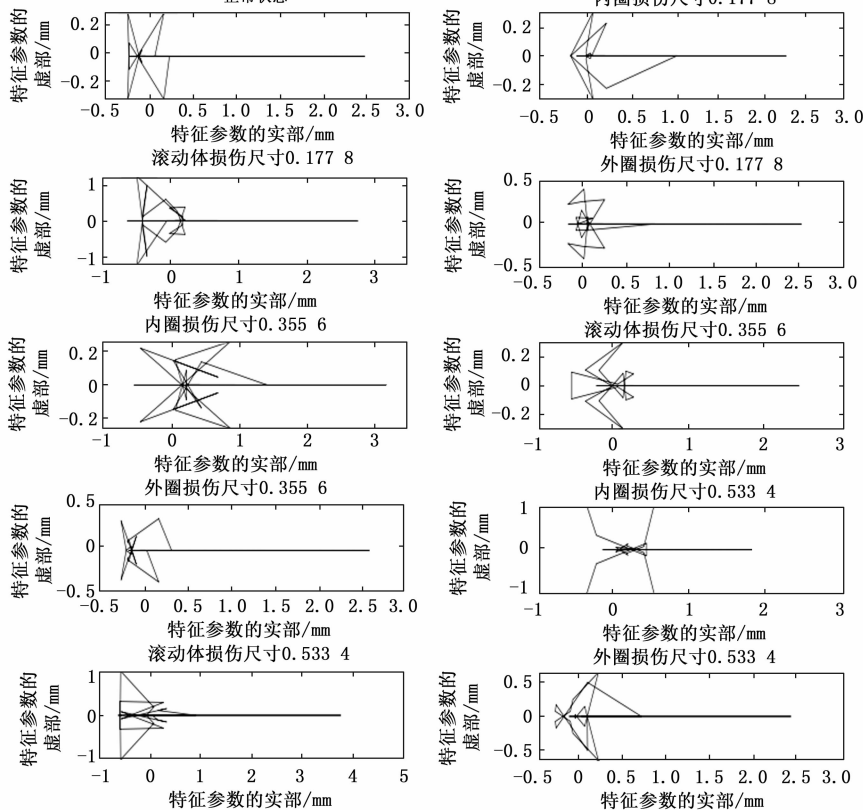


图 5 十类轴承状态对应的特征参数图

与外圈故障的轴承振动信号作为研究对象。筛选 CWRU 数据集, 以获得驱动端数据。所用的数据集包含 10 种不同的数据, 可分为 10 种不同故障的类别, 具体类别如表 2 所示。每类数据以 400 个采样点为一个样本, 取 300 个样本 (每类故障约有 12 万个采样点), 对每个样本进行时域特征和频域特征提取。将样本集按 7 : 3 划分, 即每类数据取 210 个样本当作训练集, 90 个样本当作测试集。共 3 000 个样本, 2 100 个训练集, 90 个测试集。

表 2 类别标签设置

类别标签	故障位置	故障直径/mm
1	无	0
2	内圈	0.177 8
3	滚动体	0.177 8
4	外圈	0.177 8
5	内圈	0.355 6
6	滚动体	0.355 6
7	外圈	0.355 6
8	内圈	0.533 4
9	滚动体	0.533 4
10	外圈	0.533 4

特征提取的参数如图 5 所示, 每个类别标签都有着不同的特征参数。由于特征提取之后的数据存在虚数, 故将数据的实部和虚部分别提取出来, 再把训练集和测试集进行数据平铺分别变形为 [25, 2, 1, 2 100]、[25, 2, 1, 内圈损伤尺寸0.177 8

900], 数据形式转换成了 CNN 的输入数据形式, 即 4-D 形式, 这样放进卷积神经网络就可以训练了。

3.2 诊断结果与分析

本文将原始卷积神经网络与用特征提取后进行卷积神经网络的分类效果进行对比。

两种方法的卷积神经网络具体参数设置如表 3 所示。原始卷积神经网络的参数设置: 最大训练次数为 15, 初始学习率为 0.01, 学习速率下降时的训练次数为 8, 学习率下降因子为 0.01。而优化后的卷积神经网络的参数设置: 最大训练次数为 40, 初始学习率为 0.01, 学习速率下降时的训练次数为 30, 学习率下降因子为 0.1。

表 3 卷积神经网络参数表

参数	CNN	优化后的 CNN
最大训练次数	15	40
初始学习率	0.01	0.01
学习速率下降时的训练次数	8	30
学习率下降因子	0.01	0.1

原始卷积神经网络的训练集数据大小和测试集大小分别是 [400, 1, 1, 2 100] 与 [400, 1, 1, 900], 而优化后的卷积神经网络的训练集数据大小和测试集大小分别是 [25, 2, 1, 2 100] 与 [25, 2, 1, 900]。

原始和优化后的卷积神经网络训练图如图 6 和 7 所示。训练图显示了小批量损失值曲线与准确度曲线——实线为准确度曲线, 点划线为损失值曲线。损失值是交叉熵损失值, 准确度是网络准确归类的百分比。原始卷积神经网络训练集在训练次数超过 100 次之后准确率就达到了 99%, 而优化后的神经网络训练集准确率达到 99%, 需要训练次数超过 500 次。因此, 相比优化后的神经网络, 原始卷积神经网络用更少的训练次数达到 99% 的准确率。

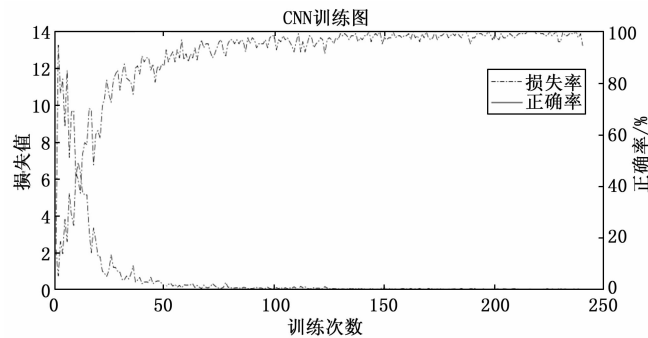


图 6 原始卷积神经网络训练图

本文用测试集的预测结果对比图和混淆矩阵的形式来表示分类效果, 如图 8~11 所示, 轴承故障优化后的分类效果可以得到更好的展现。预测结果对比图横轴为预测样本, 竖轴为预测结果, 星号为真实值, 空心圆点为预测值。混淆矩阵可以得到具体的故障分类精度, 可以用来衡量模型分类的准确程度。混淆矩阵图的横坐标是预测的标签, 为测试集的分类结果, 横坐标上方是对应类别的精确率; 而纵坐标是真实的标签, 为测试集的原始结果, 纵坐标下

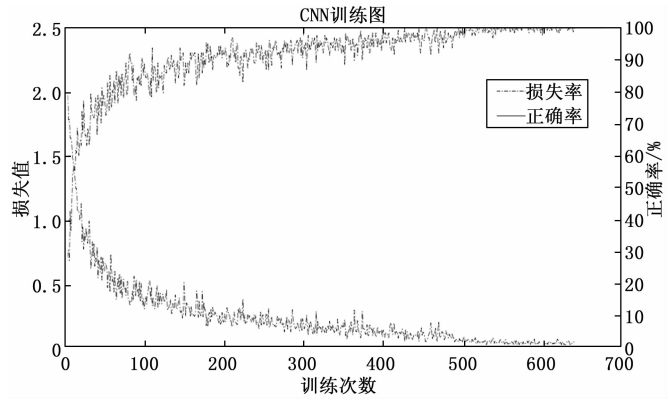


图 7 优化后卷积神经网络训练图

方是对应类别的灵敏度, 即召回率。对角线上的数值为归类无误个数, 而不是对角线上的数值则为归类有误个数。

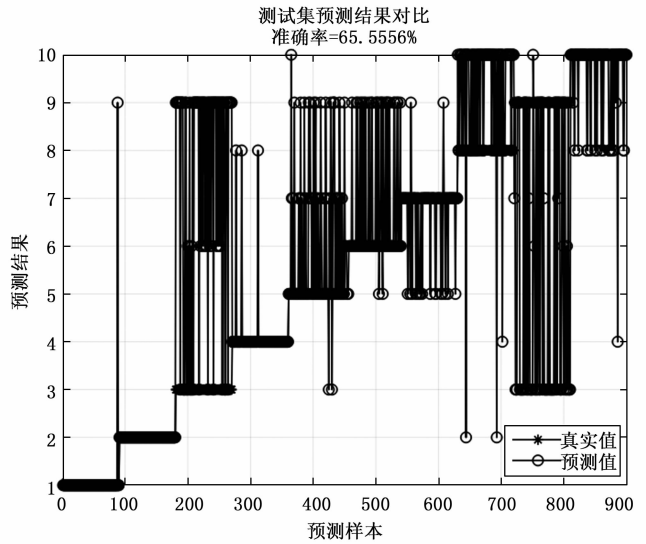


图 8 原始卷积神经网络测试集预测结果对比图

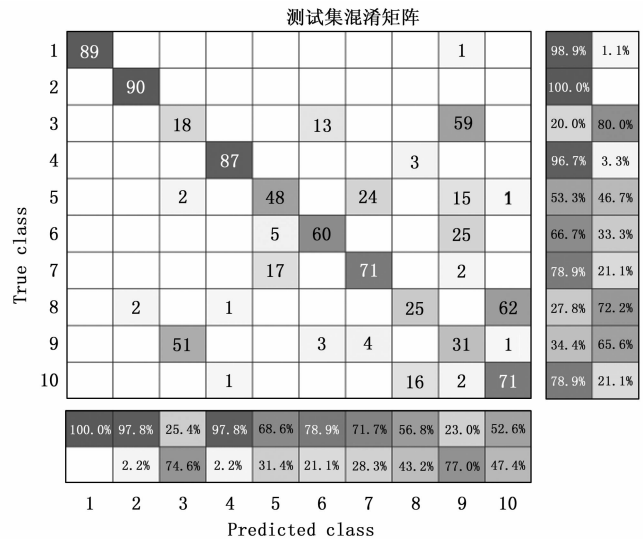


图 9 原始卷积神经网络测试集混淆矩阵

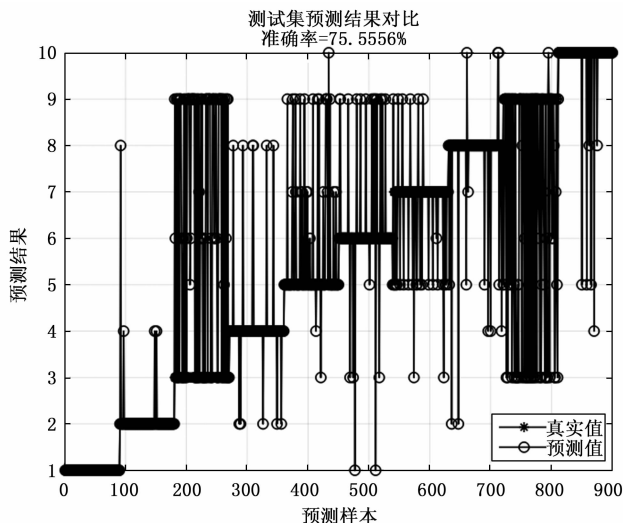


图 10 优化后卷积神经网络测试集预测结果对比图

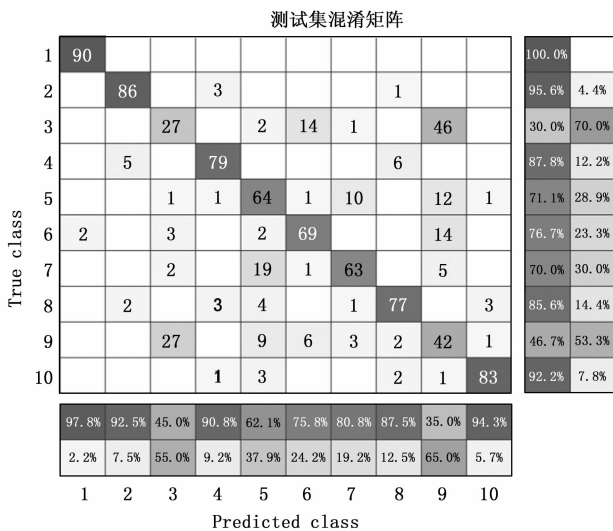


图 11 优化后卷积神经网络测试集混淆矩阵

原始神经网络对标签类别 1、2、4、6 的精确率较高，对标签类别 1、2、7、10 的灵敏度较好，但是对标签类别 3、8、9 的准确率很差。而优化后的神经网络对标签类别 1、2、4、7、8、10 的精确率较高，对标签类别 1、2、4、8、10 的灵敏度较好，但是对标签类别 3、9 的准确率很差。通过对图 5 的十类轴承状态对应的特征参数图进行对比，可见标签类别 3、9 的特征比较相像，因此神经网络对于标签类别 3、9 的准确度不是很高。而标签类别 1、2 的特征比较明显，神经网络对于标签类别 1、2 的准确度较高。通过对比预测标签和真实标签，可以看出总体上优化后的卷积神经网络比原始卷积神经网络的准确率高。

原始方法比优化方法的训练次数少。但是，在相同的网络结构下，优化后的卷积神经网络对于轴承故障分类结果准确度平均约为 74.37%，准确度的方差平均约为 1×10^{-4} ，识别时间平均约为 20.3 s；而原始卷积神经网络对

于轴承故障分类结果准确度平均约为 65.57%，准确度的方差平均约为 1.9×10^{-3} ，识别时间约平均为 55.5 s。

综上所述，虽然原始方法的迭代次数少，但优化方法的准确率更高，所用时间更短，分类结果更加稳定，综合性能更好。

4 结束语

本文引入信号特征提取，以优化卷积神经网络，从而对轴承实行故障判别。测验结果表明：在相同的网络结构下，优化方法对于轴承故障分类结果准确度平均约为 74.37%，准确度的方差平均约为 1×10^{-4} ，识别时间平均约为 20.3 s；而原始 CNN 对于轴承故障分类结果准确度平均约为 65.57%，准确度的方差平均约为 1.9×10^{-3} ，识别时间平均约为 55.5 s。研究结果证明，相比于原始卷积神经网络，基于信号特征提取和卷积神经网络的轴承故障诊断，可以更加快速、精确和稳定地分类不同的轴承故障，综合性能更佳。

参考文献:

- [1] 王瑞东, 王永强, 李敏. 基于多输出一维卷积神经网络的轴承故障诊断 [J]. 信息技术与信息化, 2022 (9): 185-188.
- [2] 高强, 杜小山, 范虹, 等. 滚动轴承故障的 EMD 诊断方法研究 [J]. 振动工程学报, 2007 (1): 15-18.
- [3] 于婷婷. 基于 BP 神经网络的滚动轴承故障诊断方法 [D]. 大连: 大连理工大学, 2008.
- [4] 余士成. 基于卷积神经网络的振动信号故障诊断 [D]. 杭州: 杭州电子科技大学, 2022.
- [5] 张中民, 卢文祥, 杨叔子, 等. 基于小波系数包络谱的滚动轴承故障诊断 [J]. 振动工程学报, 1998 (1): 68-72.
- [6] 万书亭, 吴美玲. 基于时域参数趋势分析的滚动轴承故障诊断 [J]. 机械工程与自动化, 2010 (3): 108-110, 113.
- [7] 袁云龙. 基于峭度一小波包分析的滚动轴承故障诊断 [J]. 新技术新工艺, 2008 (5): 43-46, 2.
- [8] 王敬涛, 邓东花. 基于概率神经网络的滚动轴承故障诊断 [J]. 现代电子技术, 2010, 33 (20): 147-149.
- [9] 高坤, 黄雁, 马冰冰, 等. 基于深度残差神经网络的轧机滚动轴承故障诊断方法 [J]. 冶金自动化, 2022, 46 (5): 85-95.
- [10] 刘铄, 宋俊材, 陆思良, 等. 基于灰度纹理特征提取和 CS-SNN 的双初级永磁同步直线电机退磁故障诊断研究 [J]. 中国电机工程学报, 2023, 43 (16): 6461-6474.
- [11] 肖茂华, 周爽, 黄天逸, 等. 参数优化 VMD-MPE 和 PSO-CS-Elman 神经网络在滚动轴承故障诊断中的应用研究 [J]. 振动工程学报, 2023, 36 (3): 861-874.
- [12] 贾哈, 尚前明, 高海波. 基于 FSK-CNN 的轴承故障诊断研究 [J]. 应用科技, 2023, 50 (2): 128-133.
- [13] 周翔宇, 毛善君, 李梅. 基于频域降采样和 CNN 的轴承故障诊断方法 [J]. 北京大学学报 (自然科学版), 2023, 59 (2): 251-260.
- [14] 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.