

基于一维卷积神经网络的多工况轴承故障诊断

鲁 朋, 宋保业, 许 琳

(山东科技大学 电气与自动化工程学院, 山东 青岛 266590)

摘 要:针对多工况下的轴承故障诊断问题,提出一种基于一维卷积神经网络的故障诊断方法。采用重叠采样方法从 CWRU 数据集获得扩充的数据样本,并通过归一化获得训练数据;基于 TensorFlow 模型设计了轴承故障诊断的一维卷积神经网络,将预处理后的数据样本直接输入到网络中进行训练,实现了端到端的轴承故障诊断。实验表明,该方法避免了复杂的特征提取过程,具有较高的故障分类准确率和鲁棒的泛化能力,可以实现多工况下轴承故障的准确诊断。

关键词:多工况;轴承;故障诊断;卷积神经网络

中图分类号:TM132

文献标志码:A

Bearing fault diagnosis in multiple working conditions based on one dimensional convolutional neural network

LU Peng, SONG Baoye, XU Lin

(College of Electrical Engineering and Automation, Shandong University of Science and Technology, Qingdao 266590, China)

Abstract: To deal with the bearing fault diagnosis in multiple working conditions, this paper proposed a fault diagnosis method based on one-dimensional convolutional neural network. The overlapped sampling method was first used to obtain the augmented data samples from the CWRU data set, which were then normalized to obtain the training data. Based on the TensorFlow model, the one-dimensional convolutional neural network was designed for the bearing fault diagnosis, into which the preprocessed data samples were input directly for training, thus accomplishing the bearing fault diagnosis in an end-to-end manner. The experiments show that the proposed method, which can avoid the complex feature extraction procedure and achieve higher fault classification accuracy and robust generalization capability, can achieve the accurate bearing fault diagnosis in multiple working conditions.

Key words: multiple working conditions; bearing; fault diagnosis; convolutional neural network

滚动轴承是旋转机械的易损零部件,发生故障时会造成整个系统的瘫痪,带来严重的经济损失和安全隐患^[1-2]。因此,滚动轴承的早期故障诊断得到了国内外学者的深入研究。针对滚动轴承的故障诊断,已经提出了若干基于信号处理的机器学习方法。例如,滚动轴承的振动信号可以反映轴承运行的时域特性,通过时域信号的分析 and 处理实现滚动轴承的故障诊断^[3];滚动轴承内的各种零部件具有不同的故障特征频率,可以基于振动信号的频率特征达到故障诊断的目的^[4]。但是,基于时域信号的故障诊断方法,通常依赖专家知识对故障特征信号进行选取,而滚动轴承运动时所产生的振动信号具有非平稳特性,快速傅里叶变换等普通的频域分析方法并不善于处理时变非平稳信号^[5]。为解决该问题,时频域分析方法开始应用到滚动轴承的时

收稿日期:2022-02-02

基金项目:国家自然科学基金项目(61703242)

作者简介:鲁 朋(1994—),男,河南周口人,硕士研究生,主要研究方向为机电系统故障诊断。

宋保业(1982—),男,山东青岛人,副教授,博士,主要研究方向为机电系统故障诊断,本文通信作者。

E-mail:songbaoye@sdust.edu.cn

变非平稳信号处理和故障诊断中,如小波变换、短时傅里叶变换、希尔伯特-黄变换、S变换等^[6],对变换后的时频域信号,采用支持向量机、神经网络、模糊推理等机器学习方法实现轴承故障的识别。然而,为了得到较好的故障诊断结果,这些方法需要复杂的实验环境和大量的训练数据,这不仅要花费相当大的人力和物力,而且还需要很强的专业知识和复杂的信号处理系统。

近年来,各类深度学习模型在轴承智能故障诊断领域中得到了广泛研究和应用^[7]。Abed等^[8]利用离散小波变换提取滚动轴承的故障特征,然后采用递归神经网络进行故障检测和分类;Janssens等^[9]提出一种用于轴承故障特征自主学习的卷积神经网络,能够得到比传统方法更好的结果;He等^[10]提出一种结合自编码器与离散傅里叶变换的轴承故障诊断模型,用于轴承故障信号的预处理、特征提取和故障分类;Yao等^[11]提出一种SIRCNN滚动轴承故障诊断模型,通过深度可分离卷积实现模型的轻量化,并利用反向残差结构保证了噪声环境下故障识别的准确性;Xue等^[12]提出一种双流特征融合卷积神经网络,从2D-CNN及其并行通道结构中提取深度特征,并结合特征融合策略获得可靠的故障诊断结果。

尽管上述方法解决了滚动轴承故障诊断的若干难题,但仍然存在诸如信号特征提取过程繁琐、学习模型结构复杂、缺少复杂环境下的训练数据等问题。为此,本研究针对多工况下的轴承故障,提出一种基于一维卷积神经网络的故障诊断方法。通过重叠采样扩充数据集样本,并将其直接输入到基于TensorFlow模型设计的一维卷积神经网络,避免了复杂的特征提取过程;利用局部稀疏结构替换原始网络中的参数密集层,减少了网络参数的数量,防止模型过拟合的发生。实验结果验证了所提出方法的有效性和优越性。

1 实验数据与预处理

1.1 实验数据集

本研究的滚动轴承故障数据来源于美国凯斯西储大学的CWRU数据集^[13],该数据集是轴承故障诊断研究领域的标准数据集,在若干故障诊断算法的验证中得到应用^[14]。CWRU数据集的滚动轴承结构和数据采集系统如图1所示。在该数据采集系统中,1.5 kW的异步电动机通过自校准联轴器与功率计和扭矩传感器相连,并驱动风机运行。图1中的编号1、2、3分别为风扇端、驱动端和负载端的轴承,编号A、B、C分别为与之相对应的加速度传感器。

本研究的故障诊断实验采用驱动端轴承的振动加速度信号,实验所用的轴承为斯凯孚(Svenska Kullager-Fabriken, SKF)公司生产的型号为SKF6205的深沟球轴承,故障点由专业人员通过电火花加工制作而成。滚动轴承单点损伤直径分别为:0.007、0.014、0.021 inch(1 inch=25.4 mm),轴承外圈的损伤点分别在时钟3、6、12点钟3个不同位置进行设置,共计9种损伤状态。系统的采样频率分为12和48 kHz两种,记录0~3 hp(1 hp=746 W)及转速为1 720~1 797 r/min时的振动数据。表1给出了驱动端轴承故障的具体说明。限于篇幅原因,仅给出了0工况下10种状态滚动轴承振动加速度信号的时域波形,如图2所示。为了解信号的频域特征,通过快速傅里叶变换获得信号频域波形,如图3所示。

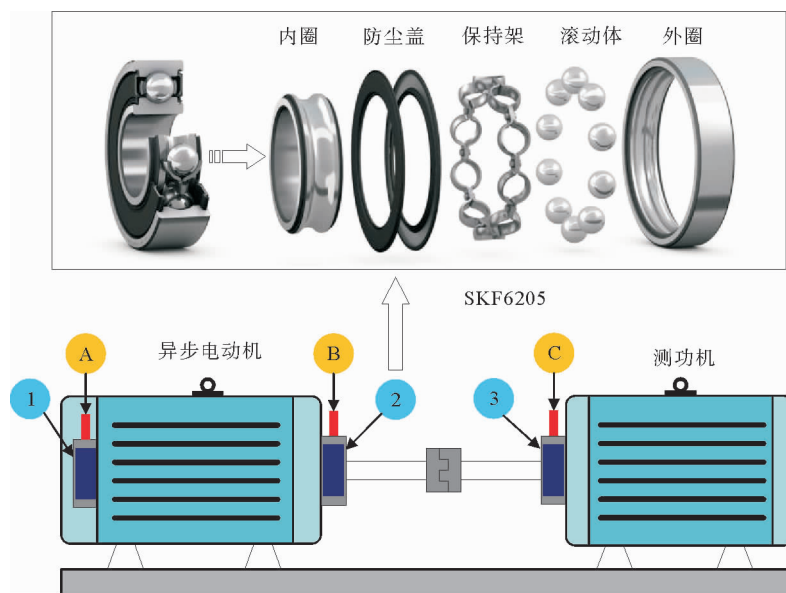


图1 滚动轴承结构与数据采集系统

Fig. 1 Rolling bearing structure and data acquisition system

表 1 驱动端轴承故障说明

Table 1 Description of the driving bearing fault

损伤位置	故障名称	轴承状态	损伤直径/inch	负载/hp	故障标签
正常	正常	正常	0	0~3	1
滚动体	滚动体 007	滚动体轻微磨损	0.007	0~3	2
	滚动体 014	滚动体中度磨损	0.014	0~3	3
	滚动体 021	滚动体重度磨损	0.021	0~3	4
内圈	内圈 007	内圈轻微磨损	0.007	0~3	5
	内圈 014	内圈中度磨损	0.014	0~3	6
	内圈 021	内圈重度磨损	0.021	0~3	7
外圈	外圈 007	外圈轻微磨损	0.007	0~3	8
	外圈 014	外圈中度磨损	0.014	0~3	9
	外圈 021	外圈重度磨损	0.021	0~3	10

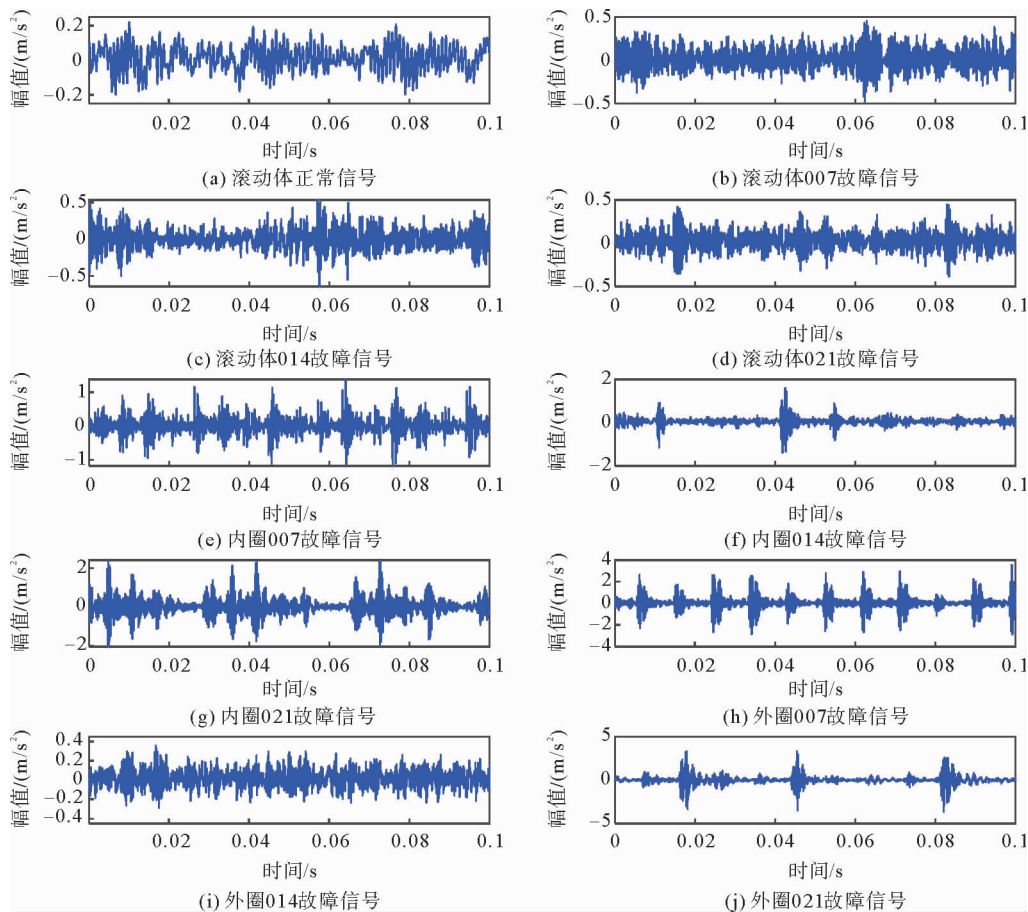


图 2 0 hp 工况轴承振动信号的时域波形

Fig. 2 Time domain waveform of bearing vibration signal in 0 hp case

由图 2 可以看出,不同故障类型和损伤程度的轴承振动加速度信号有明显区别。正常状态下,轴承振动信号的幅值较小,波形相对平稳,无明显冲击现象。当发生滚动体故障时,存在很明显的冲击特征,不同故障程度下幅值各不相同。从图 2 中还可看出,一些故障类型下的时域信号具有一定相似性,如 0.007 和 0.014 inch 的滚动体故障,0.014 inch 内圈故障和 0.021 inch 外圈故障等,如果不经信号处理则难以区分。图 3 可以看出,轴承正常和故障时,振动加速度频域波形的低频区和高频区幅值不同。轴承正常时,低

频区幅值高,高频区幅低;发生故障时,低频区幅值减小,高频区幅值增大。

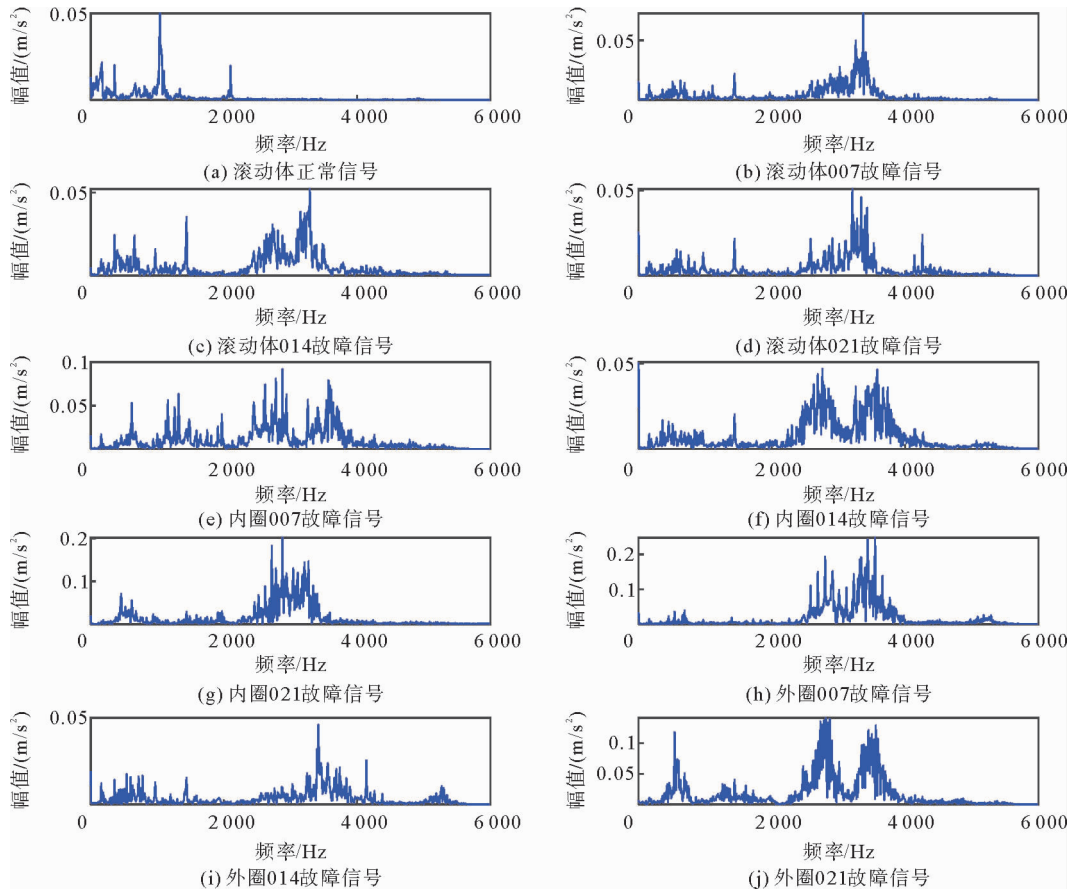


图3 0 hp 工况轴承振动信号的频域波形

Fig. 3 Frequency domain waveform of bearing vibration signal in 0 hp case

1.2 数据预处理

本研究的故障诊断实验中,以 CWRU 数据集中驱动端轴承振动加速度信号的一维时间序列为研究对象。深度神经网络需要使用大量的输入数据用于模型的训练和优化,但实际可用的数据量往往不能满足要求。为解决该问题,本研究采用重叠采样技术对实验数据进行扩充,采样方法如图 4 所示。图 4(a)表示信号无重叠采样的分割过程,该方法能获得的数据样本数量有限,往往只适用于对数据量没有过高要求的传统机器学习模型的数据采样;图 4(b)表示信号有重叠采样的分割过程,通过控制步长或滑动窗口可以控制训练数据集的样本数。值得注意的是,采样步长的设定由轴承转速和系统采样频率共同决定。CWRU 数据集在不同负载下转速略有不同,不同工况下的轴承转速列于表 2 中。

本研究的故障诊断实验均采用 12 kHz 采样频率的数据集。实验平台所用滚动轴承旋转 1 周记为 1 个冲量周期,设采样点数为 N ,则可以计算得到:

$$N = \frac{60f}{n} \quad (1)$$

式中: n 为轴承转速, f 为系统采样频率。

为方便计算,统一选取 $n=1\ 800$ r/min,此时 $N=400$,即在 12 kHz 的采样频率下,若在保证选取的信号采样点布满 1 个完整的旋转周期,那么设定信号段的采样步长应该不少于 400 个采样点,本研究中每个样本信号段的采样步长设定为 2 400。为了方便训练卷积神经网络,对每段信号 x 均做线性归一化(min-max scaling)处理,使结果映射到 $[0, 1]$ 区间,实现对原始数据的等比缩放,归一化处理方式为:

$$\tilde{x} = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (2)$$

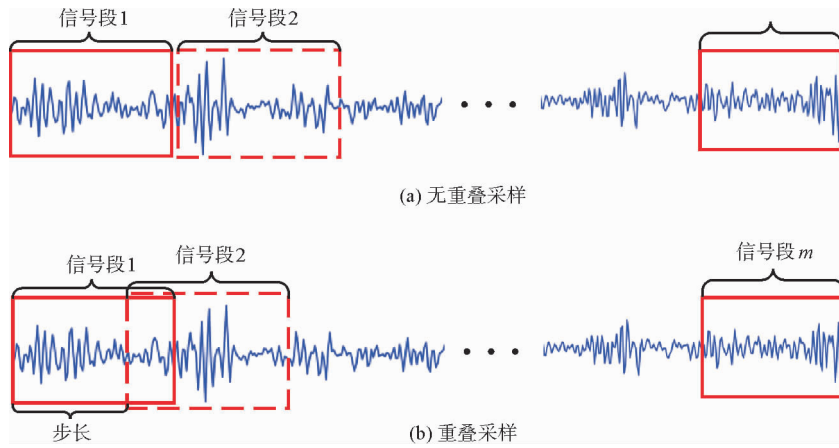


图 4 信号采样方法

Fig. 4 Signal sampling method

表 2 不同工况下轴承的转速

Table 2 Bearing speed in different working conditions

负载/hp	0	1	2	3
转速/(r/min)	1 797	1 772	1 750	1 730

本研究的故障诊断实验共设置 4 个轴承故障信号数据集,分别表示负载功率为 0、1、2 和 3 hp 下的训练和测试数据集,每个训练和测试数据集分别包括 3 000 组训练信号和 800 组测试信号。其中,轴承故障标签 1 代表正常信号,标签 2~4 代表滚动体故障,标签 5~7 代表内圈故障,标签 8~10 代表外圈故障,如表 1 所示。

2 卷积神经网络设计

本研究设计的一维卷积神经网络(one dimensional convolutional neural network, 1D-CNN)结构如图 5 所示。1D-CNN 模型包含 2 个卷积层、2 个池化层、1 个全连接隐含层和 1 个 Softmax 层。待诊断振动信号首先通过第 1 个卷积层和 ReLU 激活层变为 1 组特征图,再经过最大值池化进行降采样;重复以上的卷积和

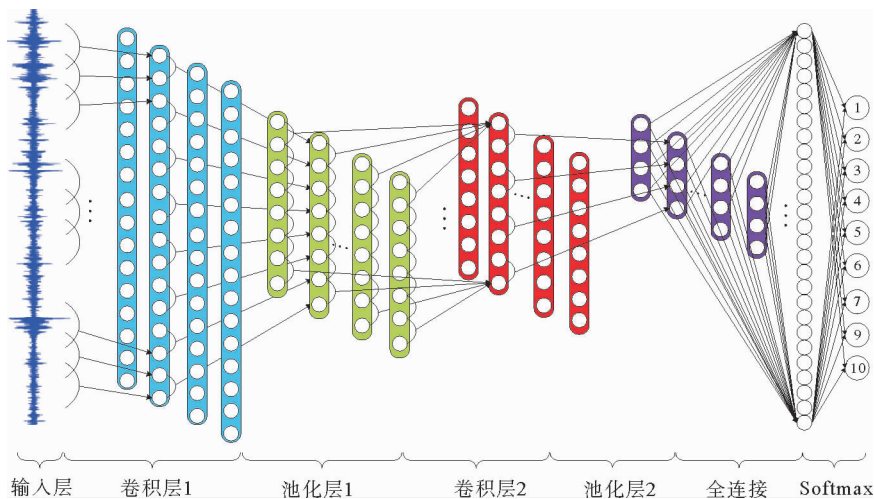


图 5 1D-CNN 模型

Fig. 5 1D-CNN model

池化操作后,将第 2 个池化层的特征图与全连接层相连,然后将故障信号特征展开并经过 ReLU 激活之后,传递到最后的 Softmax 层。在 1D-CNN 模型中,第 1 层卷积核大小为 20×1 ,步长为 5×1 ,第 2 层卷积核大小为 10×1 ,步长为 2×1 。第 1 个池化层的卷积核大小为 2×1 ,第 2 个池化层的卷积核大小为 2×1 ,全连接层的神经元个数为 1 024,具体参数如表 3 所示。

表 3 一维卷积神经网络参数
Table 3 Parameters of 1D-CNN

编号	网络层	卷积核大小	步长	卷积核数目	输出大小
1	输入层	—	—	—	2 400
2	卷积层 1	20×1	5×1	32	480×32
3	池化层 1	2×1	2×1	32	240×32
4	卷积层 2	10×1	2×1	64	120×64
5	池化层 2	2×1	2×1	64	60×64
6	全连接层	—	—	1	$1\ 024 \times 1$
7	Softmax	10	—	1	10

实验在 TensorFlow1.12.0 框架下搭建 1D-CNN 模型,使用的计算机配置为:操作系统 Windows10(64 位),CPU Intel(R) core(TM) i7-6700 @ 3.40 GHz(4 核 8 线程),显卡 AMD Radeon(TM) R9 350,编程工具 Python3.6.5。实验分为 A1(0 hp)、A2(1 hp)、A3(2 hp)和 A4(3 hp)4 组进行,利用搭建的一维卷积神经网络分别使用 4 组数据集进行训练和测试,故障诊断流程如图 6 所示。

为选取 1D-CNN 的优化算法,首先使用无负载工况数据集,分别采用 Adam^[7],SGD^[9],Adadelta^[10],Adagrad^[11],RMSProp^[13]5 种优化算法进行训练测试。其中,mini_batch 大小设定 100,训练迭代 3 000 次,实验结果对比如图 7 所示。不难看出,Adam 最快达到最优准确率,在训练迭代次数达到 500 时基本稳定,并且 Adam 算法的曲线震荡情况是几种优化算法中最优的。为此选用 Adam 作为本研究的一维卷积神经网络的优化算法。

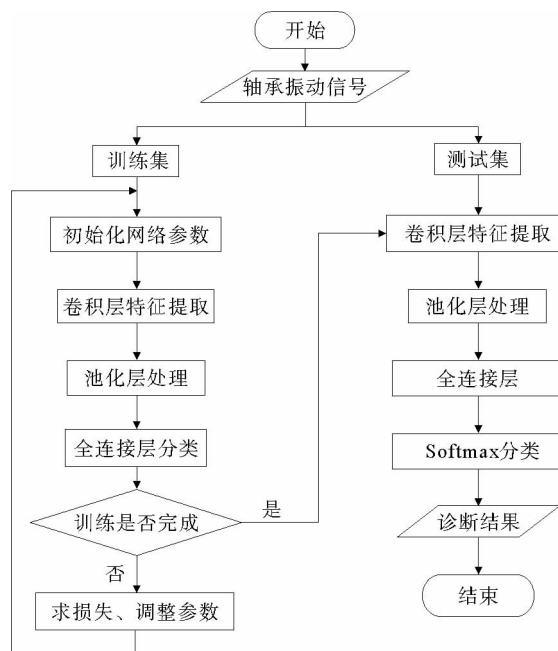


图 6 一维卷积神经网络故障诊断

Fig. 6 Flowchart of 1D-CNN for fault diagnosis

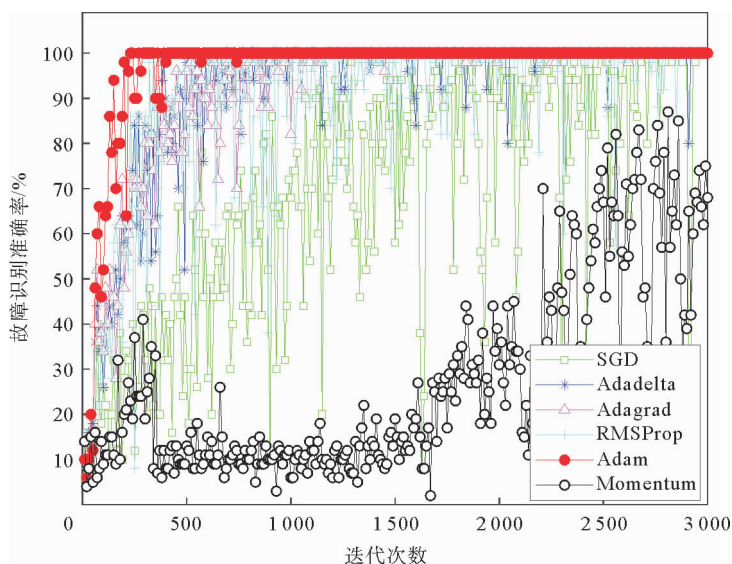


图 7 6 种不同优化算法下 1D-CNN 性能对比

Fig. 7 Comparison of 1D-CNN performance via six different optimization algorithms

3 实验结果

在4种工况下分别进行故障诊断实验,分类结果的混淆矩阵与可视化结果如图8~11所示。

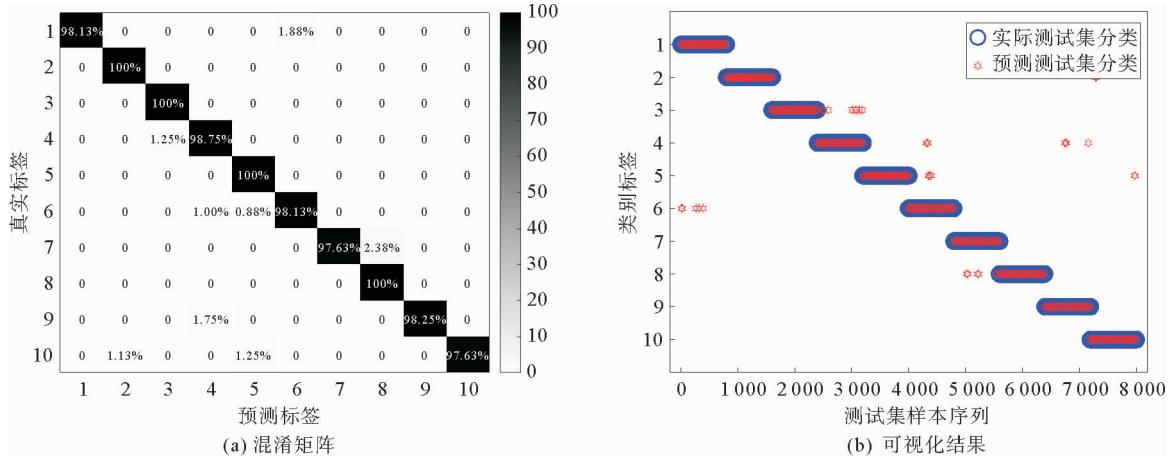


图8 0 hp 工况下分类结果的混淆矩阵与可视化

Fig. 8 Confusion matrix and visualization of classification results in 0 hp case

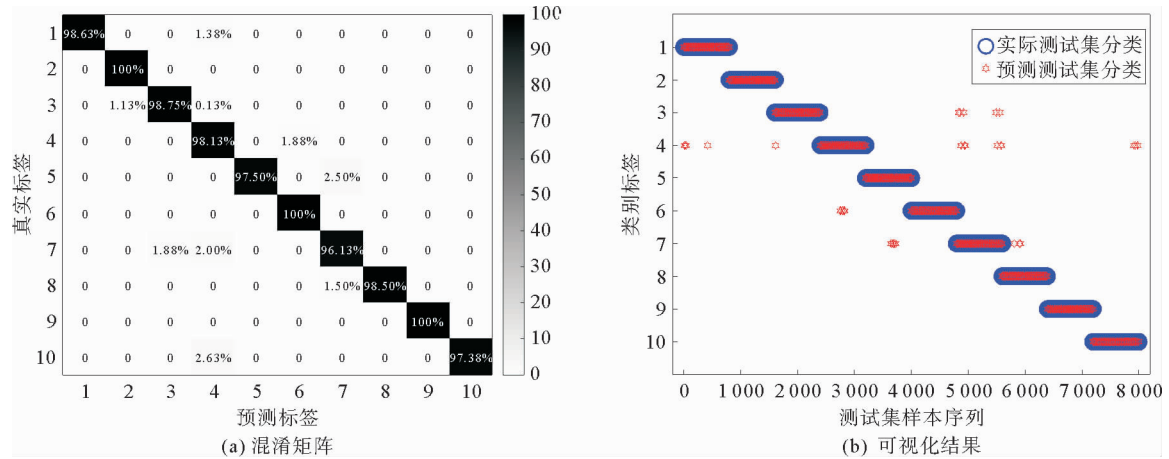


图9 1 hp 工况下分类结果的混淆矩阵与可视化

Fig. 9 Confusion matrix and visualization of classification results in 1 hp case

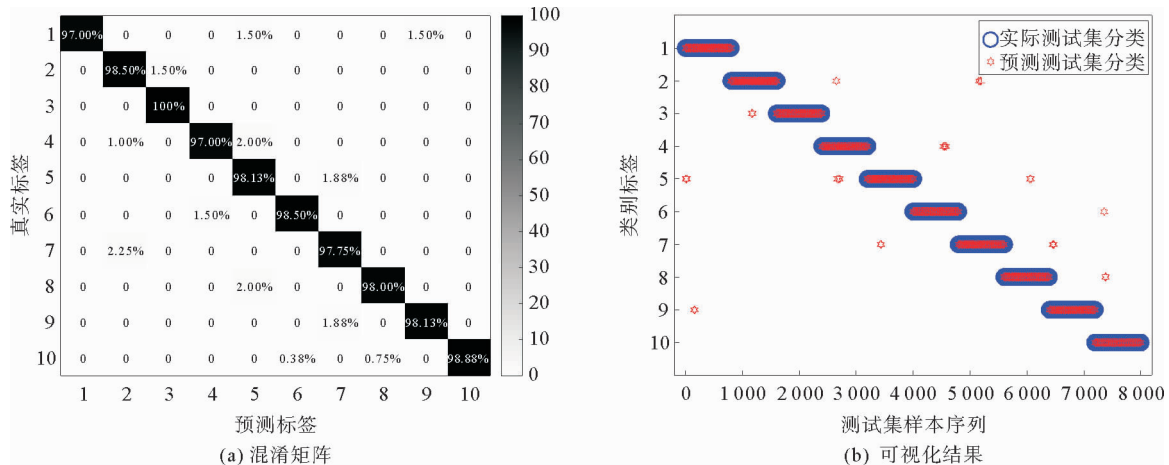


图10 2 hp 工况下分类结果的混淆矩阵与可视化

Fig. 10 Confusion matrix and visualization of classification results in 2 hp case

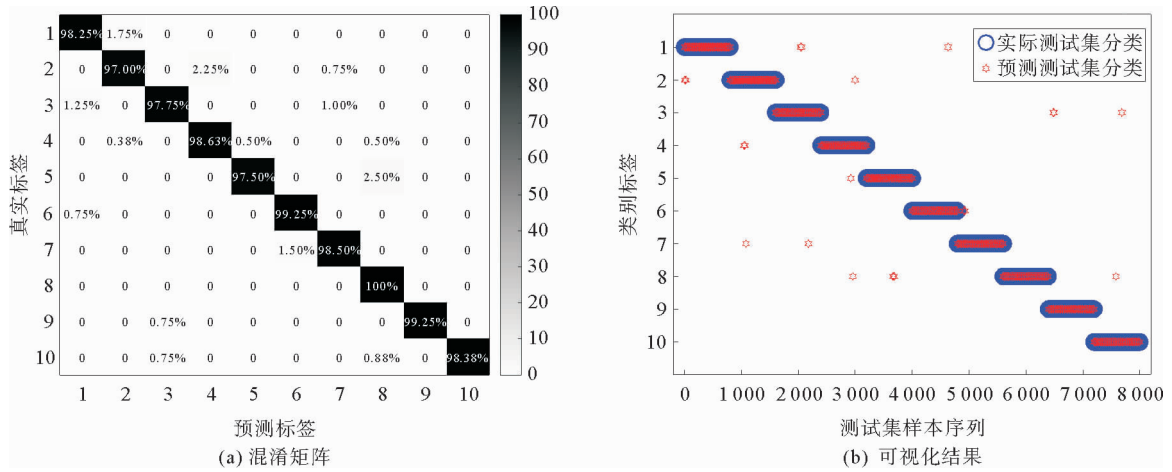


图 11 3 hp 工况下分类结果的混淆矩阵与可视化

Fig. 11 Confusion matrix and visualization of classification results in 3 hp case

根据 1D-CNN 在 4 种工况下分类结果的混淆矩阵,表 5 列出了各类别故障的分类准确率。由表 5 可知,在 4 种工况下正常信号最低和最高分类准确率分别为 97.00%和 98.63%,轴承滚动体故障最低和最高分类准确率分别为 97.00%和 100.00%,轴承内圈故障最低和最高分类准确率分别为 96.13%和 100%,轴承外圈故障最低和最高分类准确率分别为 97.38%和 100%。

表 5 4 种工况下各类别故障分类准确率

Table 5 Classification accuracy of various faults in four working conditions

工况-模型	各类别故障分类准确率/%									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
0 hp-1D-CNN	98.13	100.00	100.00	98.75	100.00	98.13	97.63	100.00	98.25	97.63
1 hp-1D-CNN	98.63	100.00	98.75	98.13	97.50	100.00	96.13	98.50	100.00	97.38
2 hp-1D-CNN	97.00	98.50	100.00	97.00	98.13	98.50	97.75	98.00	98.13	98.88
3 hp-1D-CNN	98.25	97.00	97.75	98.63	97.50	99.25	98.50	100.00	99.25	98.38

1D-CNN 模型在 4 种工况下的平均准确率、宏查全率、宏查准率、宏 F1 值及实验训练所花费的时间(取整值)如表 6 所示。4 种工况下 1D-CNN 的最低平均准确率在 98.19%~98.85%,宏查全率在 98.22%~98.87%,宏查准率在 98.19%~98.85%,宏 F1 值的范围在 98.20%~98.86%;1D-CNN 模型平均训练时间 783 s。

表 6 4 种工况下 1D-CNN 的性能指标

Table 6 Performance indexes of 1D-CNN in four working conditions

工况-模型	平均准确率/%	宏查全率/%	宏查准率/%	宏 F1 值/%	训练时间/s
0 hp-1D-CNN	98.85	98.87	98.85	98.86	771
1 hp-1D-CNN	98.50	98.53	98.50	98.52	768
2 hp-1D-CNN	98.19	98.22	98.19	98.20	785
3 hp-1D-CNN	98.45	98.46	98.45	98.46	808

以上结果表明:以原始轴承振动加速度信号作为 1D-CNN 模型的输入训练数据是可行的,可以取得较高的故障识别率,并且不同工况的变化对 1D-CNN 的性能影响不大。在复杂工况下,平均准确率和宏 F1 值均不低于 98.20%,说明 1D-CNN 模型具有良好的稳定性和泛化性能。

4 结论

本研究提出一种基于一维卷积神经网络的多工况轴承故障诊断方法。通过重叠采样方法得到扩充的轴承故障信号样本数据集。基于 TensorFlow 模型设计了轴承故障诊断的一维卷积神经网络,并将归一化的训练数据直接用于网络训练,实现了端到端的轴承故障诊断。实验表明,该方法不需要复杂的特征工程,避免了复杂的特征提取过程,具有较高的鲁棒性与泛化能力,可以实现对轴承故障的准确诊断。

参考文献:

- [1] ZHU Z Y, PENG G L, CHEN Y H, et al. A convolutional neural network based on a capsule network with strong generalization for bearing fault diagnosis[J]. *Neurocomputing*, 2019, 323: 62-75.
- [2] 王子兰, 杨瑞. 基于随机森林算法的旋转机械齿轮组故障诊断[J]. *山东科技大学学报(自然科学版)*, 2019, 38(5): 104-112.
WANG Zilan, YANG Rui. Fault diagnosis of rotating machinery gearbox based on random forest algorithm[J]. *Journal of Shandong University of Science and Technology(Natural Science)*, 2019, 38(5): 104-112.
- [3] 吕楠, 姚平喜. 基于 BP 神经网络的滚动轴承故障诊断[J]. *煤矿机械*, 2020, 41(8): 172-173.
LYU Nan, YAO Pingxi. Fault diagnosis of rolling bearing based on BP neural network[J]. *Coal Mine Machinery*, 2020, 41(8): 172-173.
- [4] 姜万录, 刘思远. 多特征信息融合的贝叶斯网络故障诊断方法研究[J]. *中国机械工程*, 2010, 21(8): 940-945.
JIANG Wanlu, LIU Siyuan. Fault diagnosis approach study of Bayesian networks based on multi-characteristic information fusion[J]. *China Mechanical Engineering*, 2010, 21(8): 940-945.
- [5] 徐卫鹏, 徐冰. 基于卷积神经网络的轴承故障诊断研究[J]. *山东科技大学学报(自然科学版)*, 2021, 40(6): 121-128.
XU Weipeng, XU Bing. Study on bearing fault diagnosis based on convolution neural network[J]. *Journal of Shandong University of Science and Technology(Natural Science)*, 2021, 40(6): 121-128.
- [6] YAN G X, CHEN J, BAI Y, et al. A survey on fault diagnosis approaches for rolling bearings of railway vehicles[J/OL]. *Processes*, 2022, 10. DOI: 10.3390/pr10040724.
- [7] HOANG D T, KANG H J. A survey on deep learning based bearing fault diagnosis[J]. *Neurocomputing*, 2019, 335: 327-335.
- [8] ABED W, SHARMA S, SUTTON R, et al. A robust bearing fault detection and diagnosis technique for brushless DC motors under non-stationary operating conditions[J]. *Journal of Control Automation & Electrical Systems*, 2015, 26(3): 241-254.
- [9] 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.
- [10] HE M, HE D. A new hybrid deep signal processing approach for bearing fault diagnosis using vibration signals[J]. *Neurocomputing*, 2020, 396: 542-555.
- [11] YAO D C, LIU H C, YANG J W, et al. A lightweight neural network with strong robustness for bearing fault diagnosis[J/OL]. *Measurement*, 2020, 159. DOI: 10.1016/j.measurement.2020.107756.
- [12] XUE F, ZHANG W M, XUE F, et al. A novel intelligent fault diagnosis method of rolling bearing based on two-stream feature fusion convolutional neural network[J/OL]. *Measurement*, 2021, 176. DOI: 10.1016/j.measurement.2021.109226.
- [13] SMITH W D, 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: 100-131.
- [14] HAO S J, GE F X, LI Y M, et al. Multisensor bearing fault diagnosis based on one-dimensional convolutional long short-term memory networks[J/OL]. *Measurement*, 2020, 159. DOI: 10.1016/j.measurement.2020.107802.

(责任编辑:傅游)