

# 基于压缩采集特征提取与 CNN\_SVM 的滚动轴承的故障诊断

石怀涛,李宁宁,赵金宝,佟圣皓

(沈阳建筑大学机械工程学院,辽宁 沈阳 110168)

**摘要** 目的 针对传统卷积神经网络训练时间长、易过拟合、故障诊断精度低、抗噪能力差等问题,提出一种基于压缩采集特征提取与 CNN\_SVM 的滚动轴承的故障诊断模型,降低滚动轴承故障数据的冗余度。**方法** 首先,使用压缩采集技术去除实验样本中的冗余信息;然后,使用三层卷积神经网络(CNN)对采集数据进行故障特征提取,在网络中加入 Dropout 层、Batch Normalization 层、全局平均池化层来防止网络的过拟合,加强网络提取特征的能力;最后,用多分类支持向量机(SVM)对提取特征进行分类。**结果** 研究表明:模型对故障诊断精度达到了 99.4%,比 CNN\_SVM, PCA\_SVM,1D\_CNN 等模型故障诊断效果突出,对含噪的实验数据具有去噪功能。**结论** 笔者所提出的模型诊断精度高,且具有很强的学习能力和降噪能力。

**关键词** 压缩采集;卷积神经网络;支持向量机;滚动轴承;故障诊断

中图分类号 TU16

文献标志码 A

## Rolling Bearing Fault Diagnosis Method Based on the Compressed Sampling Feature Extraction and CNN\_SVM

SHI Huaitao, LI Ningning, ZHAO Jinbao, TONG Shenghao

(School of Mechanical Engineering, Shenyang Jianzhu University, Shenyang, China, 110168)

**Abstract:** In order to reduce the redundancy of the fault data of rolling bearings, and to address the problems of long training time, easy overfitting, low fault diagnosis accuracy and poor noise immunity of traditional convolutional neural networks, a fault diagnosis model of rolling bearings based on the compression, acquisition and feature extraction of signal transform domain and CNN\_SVM is proposed. First, the redundant information in the experimental samples is removed using compression and acquisition technique; then, a three-layer convolutional neural network (CNN) is used to extract fault features from the acquired data, and dropout layer, batch normalization layer,

收稿日期:2021-04-08

基金项目:国家自然科学基金项目(51905357, 51705341, 51675353);辽宁省自然科学基金项目(2019-ZD-0654);河北省重点研发计划项目(19211904D)

作者简介:石怀涛(1982—),男,教授,博士,主要从事深度学习与轴承故障诊断方面研究。

and global average pooling layer are added to the network to prevent overfitting and enhance the ability of the network to extract features; finally, a vector machine (SVM) which support multi-classification is used to classify the extracted features. The results of the study show that the model achieves 99.4% of fault diagnosis accuracy, which is outstanding than CNN\_SVM, PC\_SVM, 1D\_CNN and other models for fault diagnosis. The model also has denoising function for experimental data containing noise. The author's proposed model has high diagnostic accuracy and strong learning ability and noise reduction ability.

**Key words:** compression acquisition; convolution neural network; support vector machine; rolling bearing; fault diagnosis

滚动轴承在机械行业承担着重要的角色,滚动轴承出现故障,轻者造成经济损失,重者使人丧失生命,对滚动轴承进行故障诊断可以减少轴承故障的发生。近年来,随着机械设备的集成化、大型化,一台设备的滚动轴承的检测数据量非常庞大,某钢铁集团在一条生长线上安装 300 多个测点,每分钟可达 3GB 的数据量,滚动轴承的监测数据已进入了大数据时代<sup>[1-2]</sup>。滚动轴承的“大数据”表现在:采集的轴承数据量大、轴承的数据类型多样化、高速率的工况下,某一部分发生故障,会导致整个机械设备发生连锁反应导致设备瘫痪。

传统常用的识别算法有支持向量机、贝叶斯分类、BP 神经网络(BPNN)、K 近邻法(KNN),这些识别算法都属于浅层神经网络,模式识别的能力有限,故障特征提取的能力有限,处理数据的量有限,所以传统的基于信号处理特征提取和机器算法分类的方法已经不能满足“大数据”时代的滚动轴承的故障诊断。

G. Hinton 等<sup>[3]</sup>提出深度学习理论(Deep Learning),由于深度学习的神经网络会自动对数据进行特征提取,摆脱特征提取对专家经验的依赖,且神经网络被广泛用于图像识别、语音识别、自动机器翻译等领域,所以基于深度学习的轴承故障诊断的智能算法也引起了国内外学者的注意。常见的深度学习算法有卷积神经网络、循环神经网络、深度置信神经网络(DBN)、自编码神经网络等网络模

型<sup>[4]</sup>,众多专家学者使用深度学习在轴承的故障诊断领域取得良好成果。例如:石怀涛等<sup>[5-8]</sup>已经将深度学习的方法运用于轴承的故障诊断领域。张伟等<sup>[9]</sup>提出一种大卷积核的卷积神经网络进行轴承的故障诊断,通过归一化处理数据提高网络的鲁棒性。雷亚国等<sup>[10]</sup>使用有监督与无监督结合的方法对一个四层的神经网络训练用于滚动轴承的故障诊断,最后取得较好的故障诊断效果。A. Malhi 等<sup>[11]</sup>使用小波变换对轴承的振动数据进行转换,最后使用 RNN 对转换后的数据进行轴承的故障诊断,但是在小波变换过程中会使轴承的特征破坏,所以诊断效果不佳。单外平等<sup>[12]</sup>使用 PCA 对轴承振动数据进行主成分提取,再使用 DBN 对提取的特征进行故障诊断,由于 PCA 特征提取不佳,DBN 的分类效果不佳。

针对上述问题,笔者提出一种基于压缩采集与 CNN + SVM 的轴承的故障诊断;通过将压缩感知技术与卷积神经网络结合,降低数据维度,减少数据处理的难度,提高特征的提取速率;最后使用 SVM 对网络提取的故障特征进行故障分类;研究表明:模型达到了 99.4% 的故障诊断精度,验证了本模型故障诊断的优势,以及对夹杂强噪声的故障信号的鲁棒性。

## 1 压缩采集

压缩采集是基于压缩感知技术的一种数据预处理的方式,可以通过采集少量数据来

保持原数据中大部分的数据特征。压缩感知的数学表达式如下:

$$y = \Phi x = \Phi \Psi \alpha. \tag{1}$$

式中: $y$  为压缩后的信号; $\Phi$  为测量矩阵; $\Psi$  为稀疏矩阵; $\alpha$  为非稀疏信号; $x$  为经过稀疏矩阵稀疏后的数据。E. J. Candes 等<sup>[13]</sup>证明了当测量矩阵  $\Phi$  符合有限等距(RIP)的条件后,经过测量矩阵的压缩后少量的原始数据中保持原始信号的所有信息,RIP 的表达式如下:

$$(1 - \delta_k) \|s\|_2^2 \leq \|\Phi_k s\|_2^2 \leq (1 + \delta_k) \|s\|_2^2. \tag{2}$$

其中, $\delta_k \in (0, 1)$ ,当测量矩阵  $\Phi$  满足以上条件时,压缩数据就包含原数据中所有的特征,而压缩率(CR)是压缩感知过程中重要的参数,其表达式如下:

$$CR = \frac{N - M}{N} \times 100\%. \tag{3}$$

其中, $N$  为原数据的维度; $M$  为压缩后数据的维度; $CR$  反映了对数据的压缩度, $CR$  越大,

表示对元数据的压缩越大。E. J. Candes 等<sup>[14]</sup>证实随机高斯矩阵符合 RIP 限制条件,所以笔者选用高斯矩阵作为测量矩阵对原始数据压缩采集。

2 基于CNN\_SVM的轴承的故障诊断

卷积神经网络属于前馈性神经网络,整个网络的参数是同时参与训练的<sup>[15]</sup>,笔者构建一个三层一维卷积神经网络模型进行轴承一维数据的特征提取。卷积神经网络的具体参数如表 1 所示,由于卷积神经网络中 80% 的参数是在全连接层中产生的,为了减少神经网络的参数,最后一层的池化层使用全局平均池化层代替传统的全连接层。在神经网络中为了防止过拟合加入 Dropout 层、Batch-Normalization 层进行训练,目标函数使用交叉熵损失函数(categorical\_crossentropy),优化算法使用 Adamax 优化算法。

表 1 卷积神经网络参数

Table 1 The parameters of convolution neural network

神经网络最后一层池化层	神经网络参数		
	全局平均池化层	最大池化层	平均池化层
第一层卷积层	64@512×1/32	64@512×1/32	64@512×1/32
第一层池化层	64@2×1/2	64@2×1/2	64@2×1/2
第二层卷积层	64@5×1/3	64@5×1/3	64@5×1/3
第二层池化层	64@2×1/2	64@2×1/2	64@2×1/2
第三层卷积层	64@3×1/2	64@3×1/2	64@3×1/2
第三层池化层	64@6×1/6	64@2×1/2	64@2×1/2
第一层全连接层	64@100	64@100	64@100
最后一层全连接层	10	10	10

注:参数为核个数@核尺寸/步长。

为了确定卷积神经网络中最后一层池化层的种类,笔者通过搭建三层神经网络,在保证其他参数都一致的情况下只改变最后一层的池化层的种类,实验表明全局平均池化层在识别精度和训练耗时方面较其他方法有突出表现。实验数据使用实验数据 1,详见第 3 节,神经网络的实验结果如表 2 所示,最后的

分类结果如图 1 所示。

表 2 神经网络的训练精度与耗时

Table 2 The training precision and time consuming of neural network

池化层	训练精度/%	耗时/s
全局平均池化层	98.2	651.589
最大池化层	96.8	791.125
平均池化层	97.2	806.172

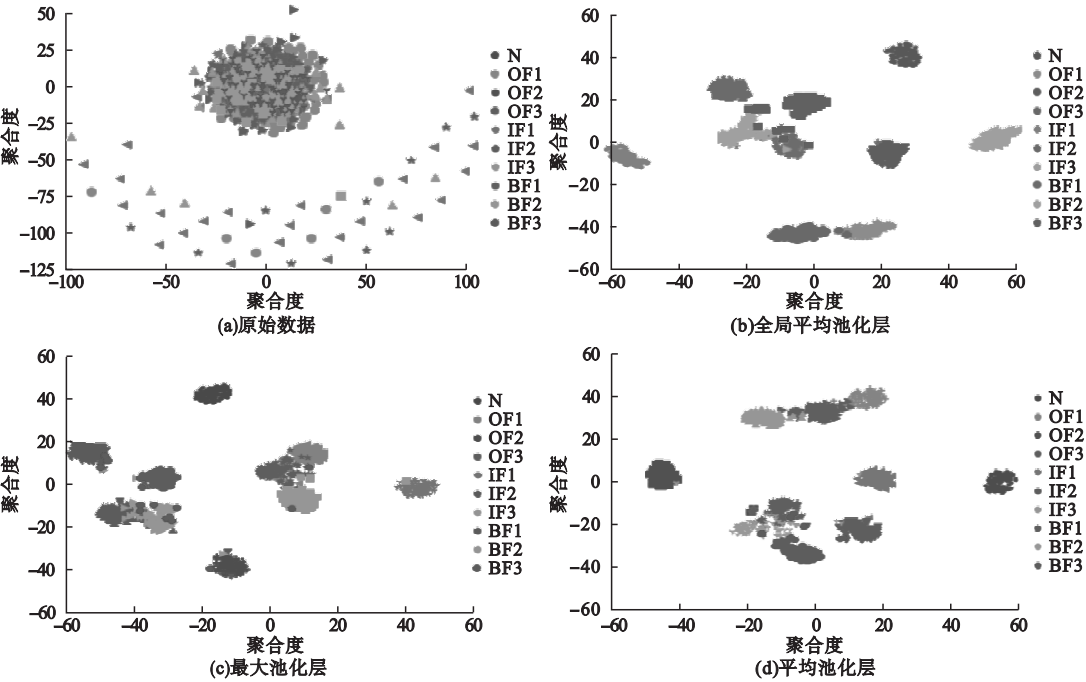


图1 分类结果

Fig.1 The chart of classification result

图1中,N表示正常轴承;OF1、OF2、OF3分别表示内圈I、II、III故障;IF1、IF2、IF3分别表示滚动体I、II、III故障;BF1、BF2、BF3分别表示外圈I、II、III故障。由表2、图1可知,全局平均池化层用时少,对数据的特征提取效果好,分类结果更好。所以笔者提出模型中第三层池化层选用全局平均池化层。

在传统的卷积神经网络中全连接层参数众多,所以笔者使用SVM代替softmax全连接层进行故障特征的分类。由于softmax的分类机制是属于该类别的概率,而支持向量机是输出该类别的评分标准,SVM对微小的特征分类更明显。

SVM最初用于二分类问题,随着技术的发展,SVM逐渐用于多分类,且分类效果优于Softmax的分类效果,由于轴承的振动数据属于非线性数据,采用高斯核函数对数据进行变维,实现对非线性数据的分类,一对多、一对一、有向无环图等是常见的SVM多分类方法,笔者采取一对多的分类方法。

SVM的一对多分类中,以某一类数据为

正例,其余的全是负例,总共使用 $n$ 个分类器来进行多分类。对于输入的某类型数据可以智能地判断出它是此类还是非此类。

3 实验数据与信号时域分析

本实验数据分两部分,一个实验数据为CWRU的滚动轴承数据集,使用电火花在滚动轴承外圈、内圈、滚动体上加工不同的轴径故障,故障的直径包括0.18 mm、0.36 mm、0.54 mm。用12 kHz的加速度传感器测得数据。实验数据由正常数据和故障数据组成总共十类数据,采集1 024个数据点为一个样本,总共采集10 000个实验样本。

另一个实验数据在Spectra-Quest公司生产的轴承故障模拟试验台采集的轴承数据。实验设备如图2所示。由调速电机,轴承,加速传感器构成的试验台,在转速为1 797 r/min,选取故障直径分别为0.2 mm、0.5 mm和0.7 mm的滚动轴承,采集了轴承外圈、内圈、滚动体三个部位的故障数据。在采样频率为12 kHz下采集信号,以1 024个数据点为一个样本,共10 000个样本。

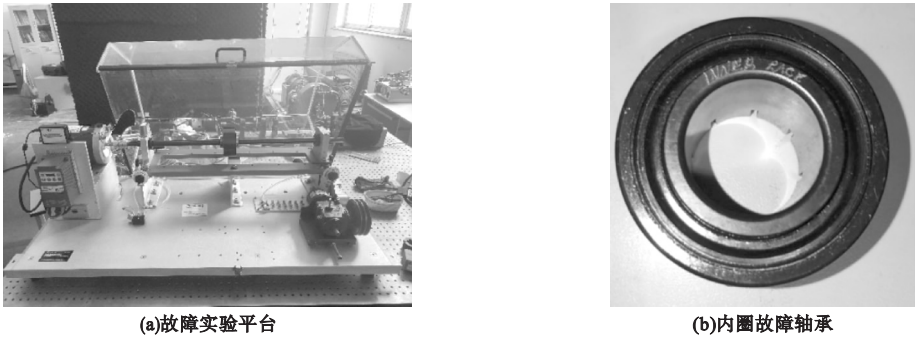


图2 实验设备

Fig. 2 The experimental equipment

4 网络模型搭建与实验结果分析

4.1 实验模型的步骤

实验的网络结构图如图3所示。

原始的故障数据通过滑动窗进行样本采样,卷积神经网络需要多样本进行训练,所以使用滑动窗采样可以增加样本数量,各个相

邻数据都有重合数据,可以增强数据间的关联,使神经网络更容易识别数据的特征,当输入数据过短时,会导致数据特征丢失,输入数据过长时,会导致模型的训练压力加大,所以本实验采用获取一个完整周期样本数据,以1 024个样本点为一个样本。本实验的网络结构图如图4所示。

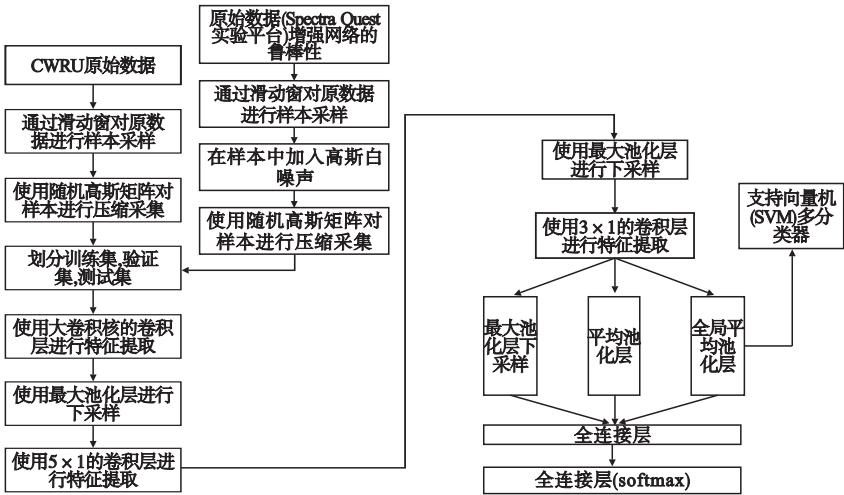


图3 网络结构图

Fig. 3 The network structure

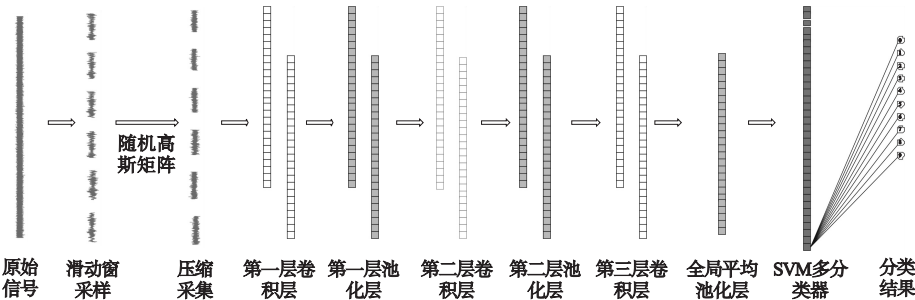


图4 实验步骤

Fig. 4 The experimental steps



实验中用滑动窗算法以 1 024 个数据为一个样本对原始数据进行样本采样,再用随机高斯矩阵以 25% 的压缩率对采样的样本进行压缩采集,去除样本中的冗余数据,然后用  $512 \times 1$  的卷积核,补偿为 32 的卷积层进行数据提取,通过三层卷积层和两次最大池化层特征提取后,经过全局平均池化层的特征提取后,把提取的特征载入 SVM 多分类的分类中进行故障分类。卷积网络各层的参数如表 3 所示。

SVM 选用高斯核函数,惩罚因子  $C = 8.25$ ,核参数  $\gamma = 4.25$ ,最后使用压缩采集与 CNN\_SVM 可以达到 99.4% 的分类精度。

表 3 CNN\_SVM 的网络参数

Table 3 The parameters of CNN_SVM network			
网络层	卷积核数量	步长	网络层输出
第一层卷积层	64@512×1	1×32	64@24
第一层池化层	64@2×1	1×2	64@12
第二层卷积层	64@5×1	1×2	64@12
第二层池化层	64@2×1	1×2	64@6
第三层卷积层	64@3×1	1×2	64@6
全局平均池化层	64	1×6	64

4.2 模型搭建与实验结果分析

基于 Python-Keras 框架搭建模型,在 Inter-i7-8700CPU, @ 3. 20GHz, 8G 内存的计算条件下进行实验。

将经过滑动窗算法和压缩采集处理后的数据集随机以 9:1 划分为训练集、测试集,模型参数如表 4 所示。模型中使用了 Dropout 层, Batch Normalization 层进行调节参数,最终在卷积神经网络中进行了数据故障特征的提取,把提取特征引入 SVM 多分类器中,由于特征提取后加快了 SVM 的分类速度,弥补了 SVM 浅层提取数据特征不足的缺点,笔者采用一对多的 SVM 多分类器。将笔者搭建的故障诊断模型与以下几种方法进行比较:①洁敏等<sup>[16]</sup>提出基于 PCA\_SVM 的轴承故障诊断,先使用 PCA 进行轴承数据的降

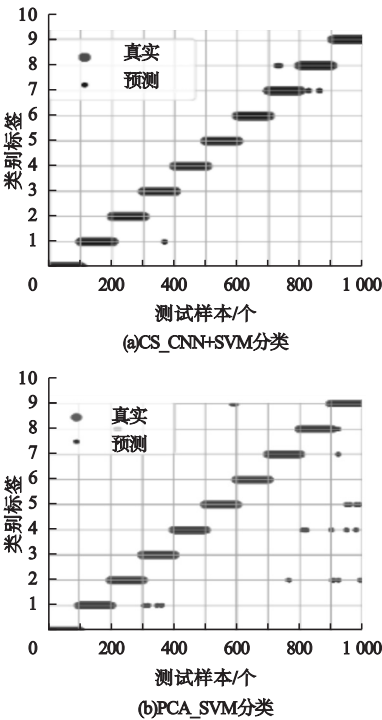
维,后使用 SVM 多分类器进行故障分类。②张立智等<sup>[17]</sup>提出 DCNN\_SVM 的滚动轴承的故障诊断,先使用 CNN 进行故障数据的提取,后使用 SVM 分类。③参考王春梅<sup>[18]</sup>使用深度置信神经网络进行了轴承的故障诊断。④参考谢远东<sup>[19]</sup>使用 1D\_CNN 的轴承的故障诊断的方法。通过与这四种方法进行比较,突出本模型精度高、用时少等优点,本实验采用实验数据一的轴承数据,实验的分类精度和用时如表 4 所示。

表 4 网络用时与分类精度

Table 4 The comparison of network time and classification accuracy

诊断方法	诊断用时/s	诊断精度/%
压缩采集 + CNN + SVM	894.046 3	99.4
PCA + SVM	1 105.698	94.1
DBN	1 239.207	89.2
CNN + SVM	986.851 6	96.1
1D_CNN	977.468 1	96.9

各个实验对测试集的诊断结果如图 5 所示。



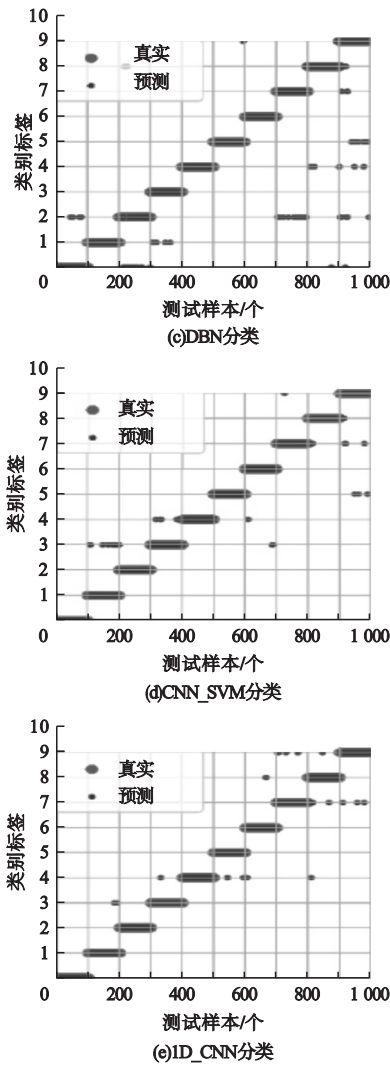


图5 实验分类图

Fig. 5 The experimental classification results

本实验模型通过与 PCA\_SVM、DBN 等模型进行比较,分别对十类故障数据进行分类,突出了本模型可以快速识别故障,且具有高精度的识别精度,本模型识别精度可达 99.4%。

5 模型鲁棒性验证

为了验证笔者提出方法具有较强的鲁棒性和适应能力,通过在 Spectra-Quest 公司生产的实验台进行了数据采集,数据类型在第 3 节中已有介绍,为了验证模型鲁棒性,在采集数据中心加入高斯白噪声,通过用加入噪

声的数据对模型进行训练,本模型对故障的识别率达到 99.2%,故障尺寸为 0.5 mm 故障数据,在故障数据中加入 20 dB 后的数据以及后续数据处理后数据的时域图如图 6 所示。

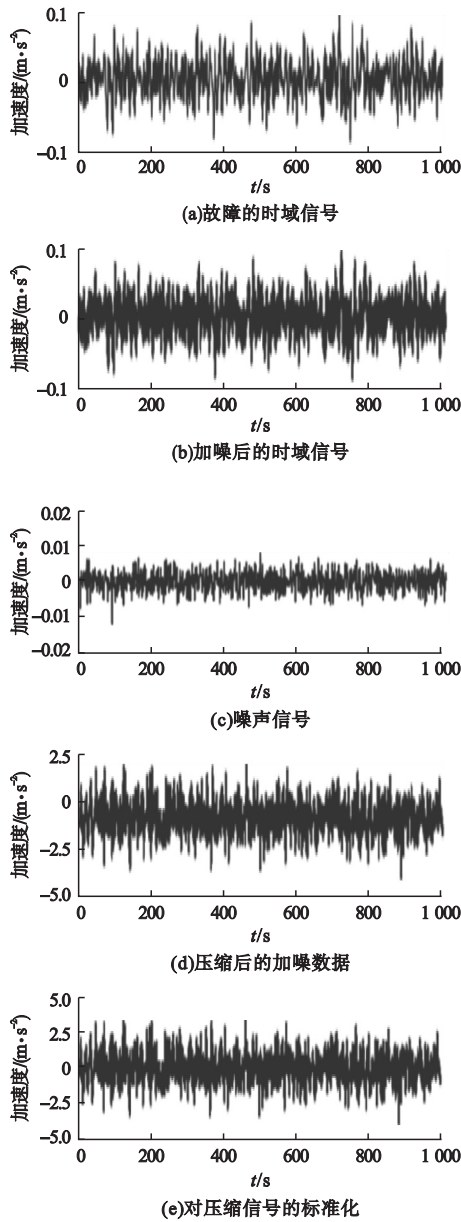


图6 加噪数据时域图

Fig. 6 The time domain diagram with noisy data

通过对在 Spectra-Quest 公司生产的实验台上采集的十类数据样本,共 10 000 个样本中都加入 20 dB 的高斯白噪声,通过压缩感知采集和标准化处理后导入笔者提出模型

进行训练,按照 9:1 随机划分训练集和测试集,模型通过学习对测试集的识别精度可以达到 99.2%,可见本模型对加入噪声的数据

中提取轴承故障特征的能力强。对测试集的分类效果和分类的混淆矩阵如图 7 所示。

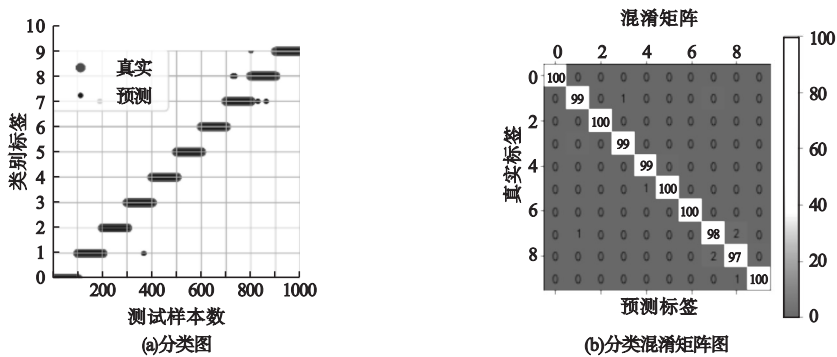


图 7 分类图与混淆矩阵图

Fig. 7 The classification diagram and confusion matrix

由图 7 可知,当故障数据中全部加入 20 dBz 的噪声后,模型通过对训练集数据的学习,对测试集可以达到很好的分类效果。

为了验证模型对于不同强度噪声具有去噪提取数据特征的能力,分别在轴承的故障数据中占总数据的 12.5%, 25%, 37.5%, 50% 训练集分别加入 -30dB、-20 dB、-10 dB、0 dB、10 dB、20 dB、30 dB 的高斯白噪声,测试集是没有加噪的数据,模型通过对训练集的训练,最终对测试集的分类情况,如图 8 所示。

提取特征的能力,可以通过训练学习,从含噪的故障数据中学习得到轴承的故障,从而可以从不含噪声的测试集中进行精准分类,说明笔者所提模型有较强的抗噪性和泛化能力。

6 结 论

(1)笔者提出了一种基于压缩采集特征提取和 CNN\_SVM 的滚动轴承的故障诊断的方法,通过压缩采集对原始数据进行去冗余信息,减少了后期滚动轴承数据的存储和处理数据的压力,使用 CNN\_SVM 对故障特征进行诊断,取得较高的诊断精度。

(2)在 CNN 提取滚动轴承的故障特征过程中,加入 Dropout 层、Batch Normalization 层、全局平均池化层,减少神经网络的参数,防止模型过拟合,加快模型的收敛速度、增加模型故障诊断的精度。

(3)压缩采集技术具有降低数据冗余信息、提取滚动轴承数据的作用,通过与 PCA 降维算法、深度置信神经网络等进行比较,笔者提出的算法可以提取滚动轴承故障数据的特征,缓解了模型处理数据的压力,提高了滚动轴承的故障诊断精度。

(4)通过在滚动轴承样本中加入不同比例、不同强度的高斯白噪声,使用笔者所提方法的数据特征的提取和故障的分类,证明了

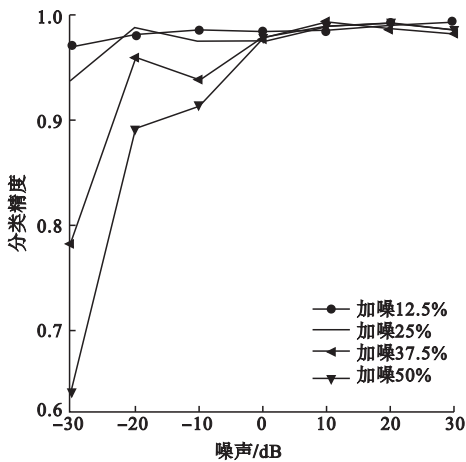


图 8 分类精度图

Fig. 8 The classification accuracy map

从分类精度图可以看出,笔者提出的模型可以对加入不同强度噪声的数据具有去噪



模型具有很强的鲁棒性和稳定性。

## 参考文献

- [1] 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.)
- [2] 雷亚国,韩天宇,王彪,等. XJTU-SY 滚动轴承加速寿命试验数据集解读[J].机械工程学报,2019,55(16):1-6.  
(LEI Yaguo, HAN Taiyu, WANG Biao, et al. XJTU-SY rolling element bearing accelerated life test datasets: a tutorial [J]. Journal of mechanical engineering, 2019, 55(16): 1-6.)
- [3] HINTON G E, SALAKHUTDINOV R R. Reducing the dimensionality of data with neural networks [J]. Science, 2006, 313(5786): 504-511.
- [4] 苏冠华. 基于深度学习的滚动轴承智能故障诊断方法研究[D]. 秦皇岛:燕山大学, 2019.  
(SU Guanhua. Research on intelligent diagnosis method of rolling bearing fault based on deep learning [D]. Qinhuangdao: Yanshan University, 2019.)
- [5] SHI H T, GUO J, BAI X, et al. Research on a nonlinear dynamic incipient fault detection method for rolling bearings [J]. Applied sciences, 2020, 10(7): 2443.
- [6] SHI H T, GUO L, TAN S, et al. Rolling bearing initial fault detection using long short-term memory recurrent network [J]. IEEE access, 2019, 7: 171559-171569.
- [7] SHI Huaitao, LI Ningning, OANCEA G, et al. A new noise reduction method for fault diagnosis of motorized spindle rolling bearing [J]. Academic journal of manufacturing engineering, 2020, 18(1): 5-15.
- [8] SHI H, LIU Z, BAI X, et al. A theoretical model with the effect of cracks in the local spalling of full ceramic ball bearings [J]. Applied sciences, 2019, 9(19): 4142.
- [9] 张伟. 基于卷积神经网络的轴承故障诊断算法研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学, 2017.  
(ZHANG Wei. Study on bearing fault diagnosis algorithm based on convolutional neural network. [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2017.)
- [10] 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 Yaguo, YANG Bin, DU Zhaojun, et al. Deep transfer diagnosis method for machinery in big data era [J]. Journal of mechanical engineering, 2019, 55(7): 1-8.)
- [11] MALHI A, YAN R, GAO R X. Prognosis of defect propagation based on recurrent neural networks [J]. IEEE transactions on instrumentation & measurement, 2011, 60(3): 703-711.
- [12] 单外平,曾雪琼.基于深度信念网络的信号重构与轴承故障识别[J].电子设计工程,2016,24(4):67-71.  
(SHAN Waiping, ZENG Xueqiong. Signal reconstruction and bearing fault identification based on deep belief network. [J]. Electronic design engineering, 2016, 24(4): 67-71.)
- [13] CANDES E J, TAO T. Decoding by linear programming [J]. IEEE transactions on information theory, 2005, 51(12): 4203-4215.
- [14] CANDES E J, WAKIN M B. An introduction to compressive sampling [J]. IEEE signal processing magazine, 2008, 25(2): 21-30.
- [15] LECUN Y, BENGIO Y, HINTON G. Deep learning [J]. Nature, 2015, 521(7553): 436-444.
- [16] 吉敏. 基于 PCA\_SVM 的轴承故障诊断研究[J]. 电子设计工程, 2019, 27(17): 14-18.  
(JI Min. Research on bearing fault diagnosis based on PCA\_SVM [J]. Electronic design engineering. 2019, 27(17): 14-18.)
- [17] 张立智,徐卫晓,井陆阳,等. 基于 DCNN\_SVM 的滚动轴承故障诊断方法研究[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2019(7): 69-71.  
(ZHANG Lizhi, XU Weixiao, JING Luyang, et al. Study on fault diagnosis methods of rolling bearing based on deep convolutional neural network and support vector machine. [J]. Modular machine tool & automatic manufacturing technique, 2019(7): 69-71.)
- [18] 王春梅. 基于深度置信网络的风电机组主轴轴承故障诊断方法研究[J]. 自动化仪表, 2018, 39(5): 33-37.  
(WANG Chunmei. Research on the fault diagnosis method based on deep belief network for main bearing of wind turbine. [J]. Process automation instrumentation, 2018, 39(5): 33-37.)
- [19] 谢远东,雷文平,韩捷. 基于全矢 1D\_CNN 的轴承故障诊断研究[J]. 设备管理与维修, 2019(15): 21-24.  
(XIE Yuandong, LEI Wenping, HAN Jie. Research on bearing fault diagnosis based on full vector 1D\_CNN [J]. Plant maintenance engineering, 2019(15): 21-24.)
- (责任编辑:刘春光 英文审校:范丽婷)