

一维卷积神经网络在往复式压缩机气阀故障诊断中的应用

马海辉¹, 余小玲², 吕倩¹, 叶君超¹

(1. 西安交通大学能源与动力工程学院, 710049, 西安; 2. 西安交通大学化学工程与技术学院, 710049, 西安)

摘要: 针对往复式压缩机气阀故障诊断问题,对气阀盖上的振动信号进行分析,提出了一种基于一维卷积神经网络(1D-CNN)的故障诊断模型。首先,将原始一维振动信号经傅里叶变换从时域转换为频域;然后,将频域信号作为1D-CNN的输入,利用卷积层实现自适应提取特征;最后,网络输出层利用Softmax函数实现多种故障的模式识别。在往复式压缩机故障模拟实验台上进行了气阀正常、阀片裂纹、阀片断裂、弹簧失效4种工作状况下气阀盖振动信号的测量并对提出的模型进行验证。结果表明,气阀盖上的振动信号能够明显反映气阀的工作状态,而且信号易提取、十分适合用于气阀的故障诊断;将振动信号从时域转换为频域作为1D-CNN的输入明显地提高了故障分类的准确率;与采用原始一维振动信号作为1D-CNN输入的模型相比,采用频域信号作为输入的故障诊断模型具有更优越的表现,准确率更高,可达100%,而且模型结构简单,能够实现端到端的快速故障诊断。

关键词: 往复式压缩机;卷积神经网络;故障诊断;振动信号

中图分类号: TK05 **文献标志码:** A

DOI: 10.7652/xjtub202204011 **文章编号:** 0253-987X(2022)04-0101-08



OSID 码

Application of One-Dimensional Convolutional Neural Network in Fault Diagnosis of Reciprocating Compressor Air Valve

MA Haihui¹, YU Xiaoling², LÜ Qian¹, YE Junchao¹

(1. School of Energy and Power Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China;

2. School of Chemical Engineering and Technology, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: Aiming at the fault diagnosis of reciprocating compressor air valves, a fault diagnosis model based on one-dimensional convolutional neural network (1D-CNN) is proposed for analyzing vibration signals on the air valve cover. First, the original one-dimensional vibration signal is converted from the time domain to the frequency domain via Fourier transformation; then, the frequency domain signal is used as the input of 1D-CNN to realize adaptive feature extraction by the convolutional layer; finally, the network output layer could recognize modes of multiple faults by Softmax function. At the reciprocating compressor failure simulation test bench, we have measured the valve cover vibration signal under four working conditions, namely normal air valve, valve plate crack, valve plate fracture and spring failure, and verified the proposed models. The result shows that the vibration signal on the air valve cover could obviously reflect the working state of the air valve, and the signal is easy to extract and very

收稿日期: 2021-08-24。 作者简介: 马海辉(1998—),男,硕士生;余小玲(通信作者),女,副教授。 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(52076166);浙江省重点研发计划资助(2020C01119)。

网络出版时间: 2021-12-06

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1069.T.20211203.1601.004.html>

suitable for fault diagnosis of the air valve; vibration signals are converted from time domain to frequency domain as input of 1D-CNN, which significantly improves the accuracy of fault classification; compared with the model with original one-dimensional vibration signal as input, the fault diagnosis model with frequency domain signal as input has better performance and higher accuracy (up to 100%). Moreover, it is simple in structure, and could realize end-to-end fast fault diagnosis.

Keywords: reciprocating compressor; convolutional neural network; fault diagnosis; vibration signal

往复式压缩机是石油化工行业的核心装备,在其他领域也有广泛的应用。由于往复式压缩机结构复杂、易损件多,且工况变化范围大、故障率较高且故障原因难以确定,近年来,其故障诊断技术逐渐成为学者或者工程师们的研究热点。在众多故障中,由于气阀的工作环境比较恶劣,阀片受到高速、高温气流的冲击以及与阀座和升程限制器频繁撞击,气阀的故障率最高^[1],因此其故障诊断也一直是人们研究的重点之一。

随着技术的发展,机械领域的故障诊断大致分为传统的故障诊断方法和基于深度学习的故障诊断两种方法^[2-3]。传统的故障诊断方法通常包括特征提取和故障分类两个步骤,特征提取主要是依赖于一些信号处理技术,例如傅里叶变换(FFT)^[4]、经验模态分解(EMD)^[5]、小波变换(WT)^[6]、局部均值分解(LMD)^[7]、变分模态分解(VMD)^[8]等,有时还会涉及一些特征降维技术,例如主成分分析(PCA)^[9]、距离评估技术(DET)^[10]等;故障分类主要是通过支持向量机(SVM)^[11]、神经网络(NN)^[12]、决策树(DT)^[13]等分类器来实现。王金东等提出一种EMD和SVM相结合的诊断技术,通过EMD对压缩机轴承信号分解,计算其信息熵作为SVM的输入来实现故障诊断^[14]。Yang等利用小波变换和统计方法从原始振动信号中提取特征,并比较了多种分类技术,最终发现SVM具有更高的分类准确率^[6]。传统的故障诊断方法实现起来较为繁琐,而且比较依赖于有关机器运行的专业知识和经验。

近年来,随着人工智能的发展,深度学习逐渐被应用到机械的故障诊断领域中,其中应用较为广泛的有深度信念网络(DBN)^[15]和卷积神经网络(CNN)^[16]等,CNN的应用最为广泛,但一般被认为是处理图像分类、目标检测、图像语义分割等问题,鉴于其在图像方面强大的特征学习与分类能力,很多学者利用振动信号或者声发射信号的时频图或者其他二维图像,再经过CNN处理来实现故障诊

断^[17-19]。也有一部分学者基于一维卷积神经网络提出简易快捷的故障诊断方案,取得了令人满意的效果^[20-22],Ince等提出一种新的电机状态监测系统,利用真实的电机电流作为1D-CNN的输入,实验结果证明了该系统的有效性^[23];Guo等将压缩机各级的压差和温差作为1D-CNN的输入来实现故障诊断,实验结果表明,该方法的故障识别率达到100%^[24]。但是将压缩机各级的压差和温差作为输入缺乏连续性,增加了人工的特征提取过程,仅仅是将CNN作为一种分类器来使用。基于深度学习的故障诊断技术掀起了热潮,在各领域的故障诊断方面都取得优异效果,利用深度学习或者其他人工智能技术进行往复式压缩机的故障诊断是未来的发展趋势^[25]。目前,对于往复式压缩机气阀的故障诊断而言,1D-CNN的应用并不多见,大多是以气阀的原始振动信号直接作为1D-CNN的输入,存在大量的干扰信息和冗余信息。

在往复式压缩机气阀的故障诊断领域,尽管温度、振动信号等都能反映压缩机气阀的工作状况,但是振动信号易获取,而且能够反映气阀的工作状态,因此依托于振动信号的故障诊断技术在工业现场更具有可行性。往复式压缩机的振动信号具有典型的非线性和非平稳性,为了解决传统故障诊断技术实现繁琐、1D-CNN应用不完善的问题,以及实现往复式压缩机气阀简单易行并具有高准确率故障诊断,本文提出一种基于1D-CNN的往复式压缩机气阀故障诊断模型,并通过实验模拟气阀故障,验证了该模型的准确性。

1 卷积神经网络理论

卷积神经网络是一种受哺乳动物视觉皮层结构和功能启发的前馈神经网络,随着研究的不断深入,卷积神经网络的结构得到不断优化,其应用领域也得到了扩展,从手写字符识别、图像分类等领域到语音识别、自然语言处理、故障诊断等领域,应用范围

不再局限于传统的计算机视觉领域,并呈现应用的智能化、复杂化和实时化的发展趋势^[26]。

典型的卷积神经网络一般包括卷积层、池化层和全连接层等,如图 1 所示。其实质是构建多个对输入数据卷积和池化操作的滤波器,不断提取输入数据的特征^[27]。

1.1 卷积层

卷积神经网络的输入通常是二维图像,然后通过卷积层实现对前一层的输出特征图进行卷积操作,再经过激活函数实现非线性变换得到新的特征图

$$f_j^l = \text{sigmoid}(\sum_{i=1}^n x_i^{l-1} \otimes w_{ji}^l + b_j^l)$$

式中:sigmoid(·)为激活函数; i 为输入特征图序号; j 为输出特征图序号; l 为网络层数; x_i^{l-1} 为第 l

—1 层的第 i 个输入特征图; $\otimes$ 为卷积符号; w_{ji}^l 为卷积核; b_j^l 为偏置项。

1.2 池化层

池化层一般紧随卷积层之后,能够减少 CNN 内部的参数和计算量,也能起到防止过拟合的作用。池化层包括最大池化和平均池化,近年来发现最大池化具有更好的应用效果,池化过程如下

$$X_i^l = \text{down}(X_{i-1}^l)$$

式中 down(·)为计算特征图 X_{i-1}^l 池化区域最大值的最大池化函数。

1.3 全连接层

全连接层通常位于 CNN 网络结构的最后,将经卷积层和池化层处理过的二维特征图转化为一维向量,通过 Softmax 分类层来实现多分类任务。

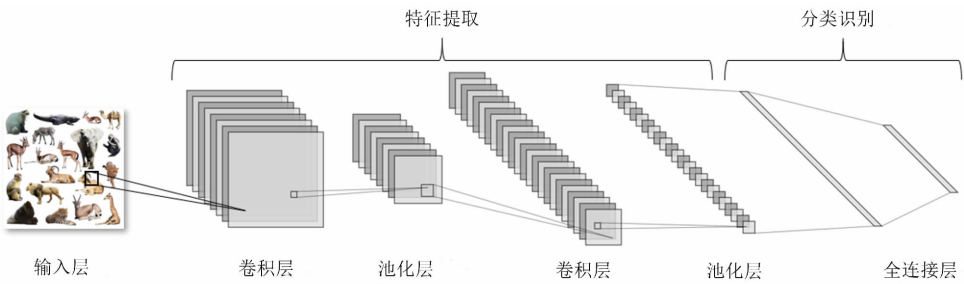


图 1 CNN 的典型网络结构
Fig. 1 Typical network structure of CNN

2 基于 1D-CNN 的故障诊断模型

振动信号是一维数据,而 CNN 起初就是用以实现图像的分类,在图像分类领域起着重要的作用,部分学者会选择将一维振动信号处理成时频图,作为二维图像输入到 CNN 中实现故障诊断,这取得了一定的成效,但是上述的操作令数据处理过程变得繁琐。因此本文选择直接建立一维的卷积神经网络,卷积核也是一维的,将原始振动信号经过傅里叶变换从时域信号转换到频域信号作为 1D-CNN 的输入,经过卷积层、池化层、全连接层等,最后通过 Softmax 实现故障分类,整个 1D-CNN 的网络框架如图 2 所示。

本文提出的 1D-CNN 故障诊断模型的实现步骤如图 3 所示,首先获取往复式压缩机气阀的振动信号,然后将原始信号作一定的预处理,将数据标准化、划分为固定长度的样本,构建样本库,再经过傅里叶变换,将样本从时域转换到频域,接着划分训练集和测试集,训练集用以训练和调整模型以达到预期效果,测试集用来验证训练好的 1D-CNN 模型的

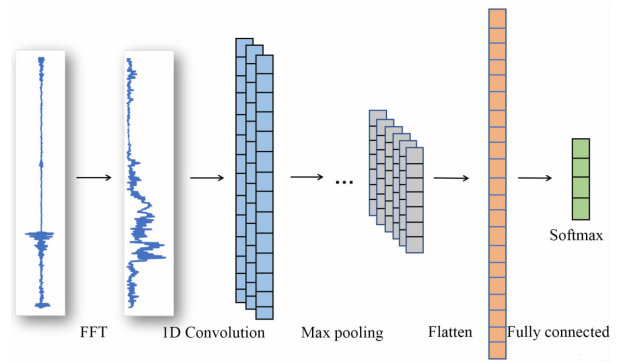


图 2 基于 1D-CNN 的往复式压缩机气阀故障诊断模型
Fig. 2 Fault diagnosis model of reciprocating compressor valve based on 1D-CNN

效果。

3 模型验证

3.1 故障模拟实验

为了验证本文所提出的故障诊断模型的效果,设计了往复式压缩机气阀的故障模拟实验。往复式压缩机实验台如图 4 所示。压缩机的转速为 625 r/

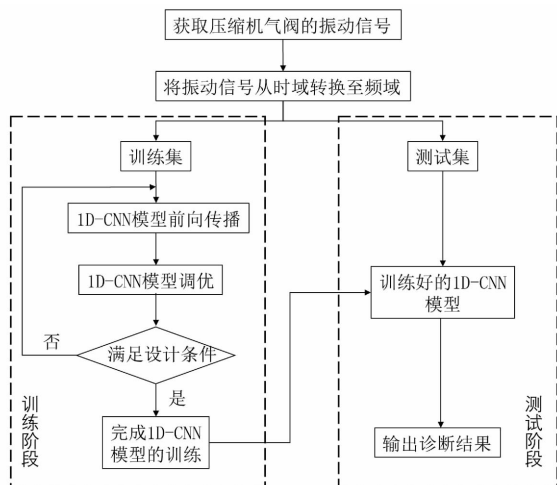


图3 1D-CNN故障诊断流程图

Fig. 3 Flow chart of 1D-CNN fault diagnosis

min, 进气压力为 0.1 MPa, 排气压力为 0.42 MPa。对进气阀分别设置了气阀正常、弹簧失效、阀片裂纹和阀片断裂这 4 种气阀工作状态, 如图 5 所示, 并采用 PCB352C33 单轴振动加速度传感器测量压缩机气阀盖上的振动加速度值。



图4 往复式压缩机故障模拟实验台

Fig. 4 Reciprocating compressor fault simulation test bench

本实验台中 PCB352C33 单轴加速度传感器的灵敏度为 $10.23 \text{ mV}/(\text{m} \cdot \text{s}^{-2})$, 采样率设置为 10 kHz。同时在压缩机飞轮处安装键相传感器, 采样率与加速度传感器的采样率保持一致, 调整键相传感器安装的位置, 使得压缩机每转一圈转到上止点时, 键相传感器就会产生一个阶跃信号, 每两个阶跃信号发生时刻之内的振动信号为压缩机一个完整工作循环内的样本。气阀每种工作状态 125 个样本, 数据集总计 500 个样本。然后经傅里叶变换, 将振动加速度从时域转换到频域。气阀 4 种运行状态下的振动信号频域波形图如图 6 所示。

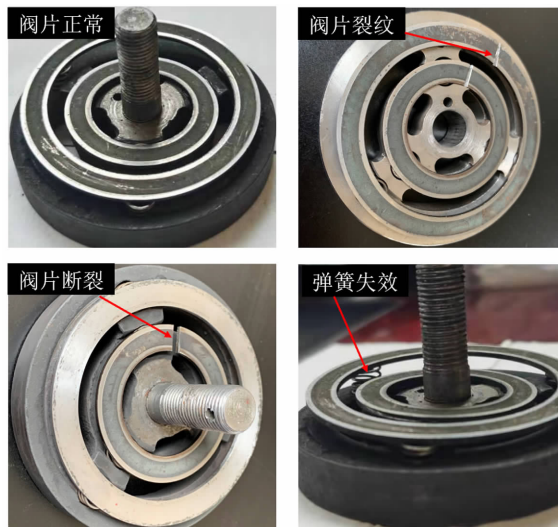
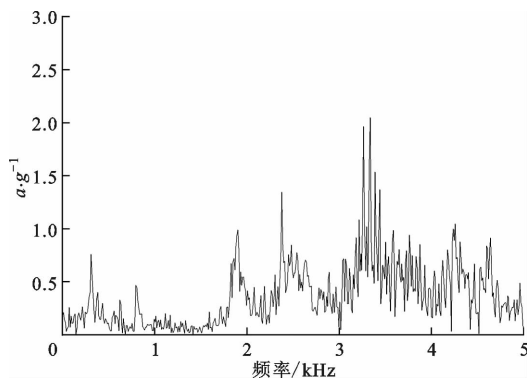


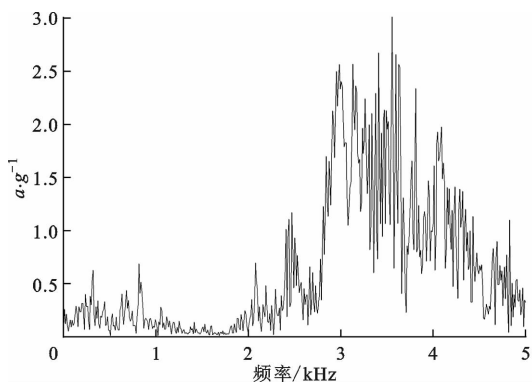
图5 4种工作状态的进气阀

Fig. 5 Four working states of the intake valve

结合图 6 中气阀 4 种工作状态下振动信号的频域波形图, 对正常和故障状态下气阀的振动特征进行分析: 阀片正常工作时, 振动信号能量主要分布在由阀片撞击阀座和升程限制器引起的高频处; 阀片出现单条裂纹时, 漏气使得阀片受气流脉动冲击, 低频处的振动增大, 且阀片撞击阀座和升程限制器的振动增大, 高频振动能量增加; 阀片出现断裂, 漏气



(a) 阀片正常



(b) 阀片裂纹

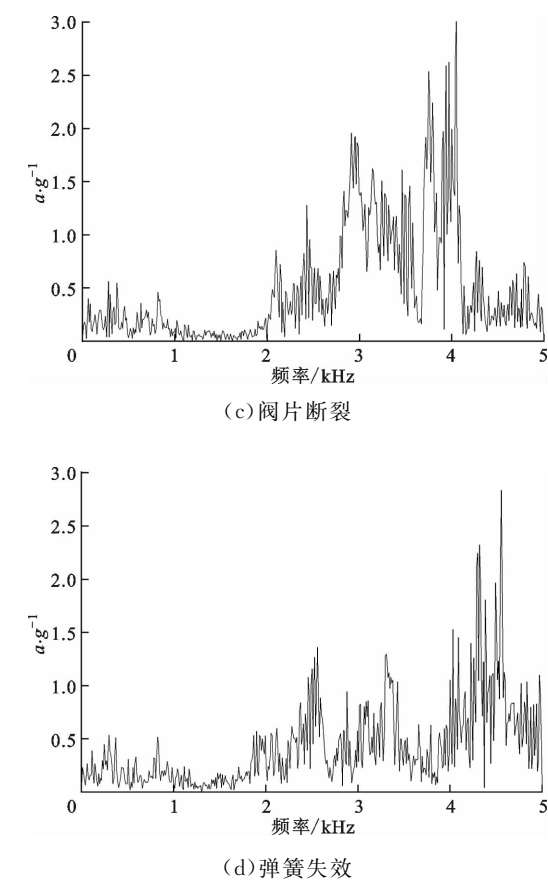


图 6 气阀 4 种工作状态下的振动信号频域波形图
Fig. 6 Frequency domain waveforms of vibration signals in four working states of valves

增多,阀片出现颤振现象,阀片撞击阀座和升程限制器引起的振动大大增加,与阀片裂纹的情况比较,振动信号的能量向高频处移动^[28];弹簧失效时阀片失去缓冲作用,气缸内压力变化的幅度较失效前差异较大,高压气体通过气阀时,振动信号中的低频振幅变小^[29];气阀出现弹簧失效故障时,也会导致气阀开启、关闭的提前或滞后,但不会出现像阀片断裂时整个工作循环的漏气,所以其频谱没有出现明显的低频段能量集中现象^[30]。

因此,在不同的气阀工作状态下,气阀盖上的振动频域信号有明显的区别,适合用于故障诊断。

3.2 1D-CNN 故障诊断模型参数设置

本文所提 1D-CNN 模型的网络结构参数设定如表 1 所示,前几层卷积层设定较多数目的卷积核,充分挖掘频域信号中代表气阀工作状态的信息。每两层卷积层后面紧跟一层最大池化层,激活函数均为 softsign 函数;为了抑制模型中过拟合的问题,在最后一层池化层后加入比率为 0.5 的 Dropout 层,50%的神经元赋予零权重;采用交叉熵作为损失函

数,并应用 adam 优化器来提高计算效率。
对于 500 个样本的数据集,将其中 70% 的样本用以训练,剩余 30% 的样本用以测试。经过不断实验,adam 优化器的学习率 $\alpha=0.001$,指数衰减率 $\beta_1=0.9$,指数衰减率 $\beta_2=0.999$,迭代次数设置为 40,批尺寸设置值为 4 时,模型效果良好。

表 1 1D-CNN 故障诊断模型的主要结构参数
Table 1 Main structural parameters of 1D-CNN fault diagnosis model

网络结构	卷积核数目	卷积核大小	输出大小
卷积层 1	64	3×1	483×64
卷积层 2	64	3×1	481×64
池化层 1	64	3×1	160×64
卷积层 3	64	3×1	158×64
卷积层 4	64	3×1	156×64
池化层 2	64	3×1	52×64
卷积层 5	32	3×1	52×32
卷积层 6	32	3×1	48×32
池化层 3	32	3×1	16×32

3.3 结果及分析

为了实现本文所提模型,采用 Keras 及 Python 语言来搭建神经网络。分别将振动时域信号直接作为 1D-CNN 的输入,将频域信号作为 1D-CNN 的输入,即本文提出的模型,整个训练阶段的损失函数下降趋势如图 7 所示,准确率随迭代次数的变化如图 8 所示。

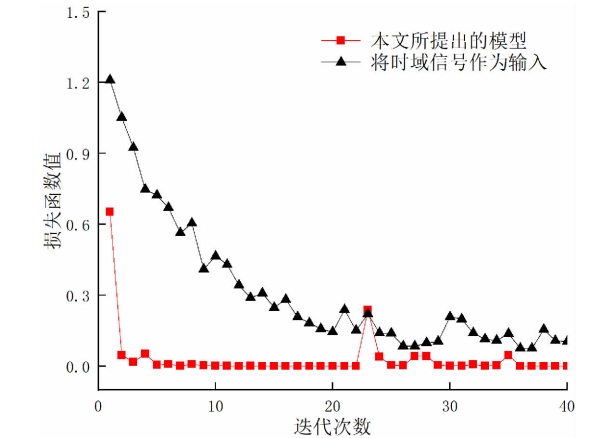


图 7 损失函数值的对比
Fig. 7 Comparison of loss function values

由图 7、图 8 可以看出,本文所提模型将振动频域信号作为 1D-CNN 的输入,在训练阶段就已经有明显的优越性,准确率远远高于将时域信号作为输入的模型,损失函数值也远低于将时域信号作为输

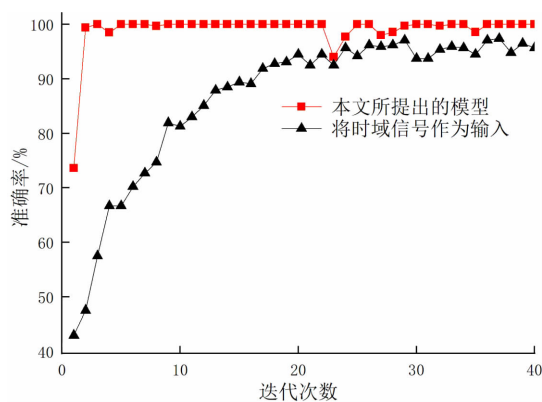


图8 准确率的对比

Fig. 8 Comparison of accuracy

入的模型。在 CNN 网络训练过程中,随着迭代步数的增加,损失函数值总体呈下降趋势,但也会有一定的波动。图 7 中第 23 次迭代时损失函数值偶然增大,是因为当某一个样本的损失函数值较大时,使得整体损失函数值出现了偶然的增大,但不影响整体损失函数的稳定性。

进一步采用验证集的混淆矩阵来评价模型的效果,将时域信号作为输入的模型和本文所提模型的混淆矩阵分别如图 9、图 10 所示。混淆矩阵的每一行代表该类的真实标签的实例,每一列代表该类的预测标签的实例,其中标签 1 代表阀门正常、标签 2 代表阀门断裂、标签 3 代表阀片裂纹、标签 4 代表弹簧失效。

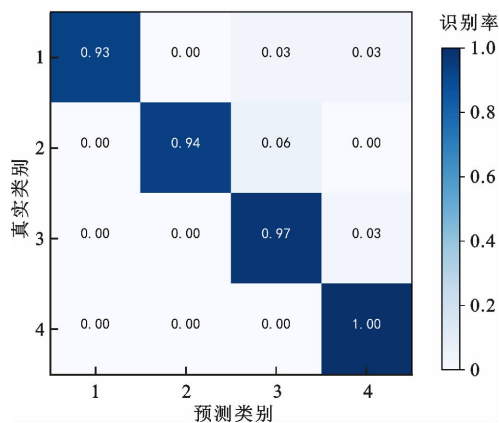


图9 将时域信号作为输入的模型的混淆矩阵

Fig. 9 Confusion matrix of the model with the time domain signal as the input

根据图 9、图 10 所示的混淆矩阵可以看出,将时域信号作为输入的模型在分类时出现较多错误,经计算准确率为 94.67%;而本文所提模型在分类时未发生错误,经计算准确率高达 100%。因此,本文所提模型在往复压缩机气阀故障诊断领域的应

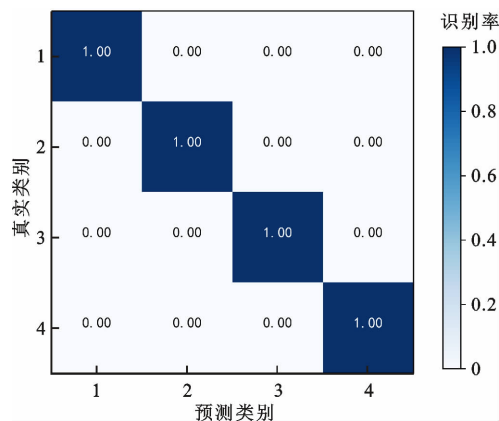


图10 本文所提出模型的混淆矩阵

Fig. 10 Confusion matrix of the model proposed in this paper

用具有良好的效果,具有较大的推广价值。

4 结 论

本文提出了基于 1D-CNN 的往复压缩机气阀故障诊断模型,能够实现端到端的快速故障诊断,直接将原始振动信号进行傅里叶变换,再通过 1D-CNN 实现特征提取和故障分类,减少了人工提取特征带来的不确定性和主观因素,经实验得到以下结论:

(1)往复压缩机气阀盖上的振动信号无论是时域上还是频域上都能够明显反映气阀的工作状态,而且信号易提取、十分适合用于气阀的故障诊断;

(2)将振动信号从时域转换成频域作为 CNN 的输入极大提高了故障分类的准确率,避免了输入信号时延性带来的误差;

(3)本文所提 1D-CNN 方法在定工况下的往复压缩机气阀故障分类的准确率高达 100%,而且技术实现过程简单易行,在工业现场具有较大的应用潜力。

参考文献:

- [1] 张谦,舒悦,王乐,等. 往复压缩机故障诊断方法研究概述 [J]. 流体机械, 2018, 46(3): 37-41.
ZHANG Qian, SHU Yue, WANG Le, et al. Research on fault diagnosis method of reciprocating compressors [J]. Fluid Machinery, 2018, 46(3): 37-41.
- [2] SAUFIS R, AHMAD Z A B, LEONG M S, et al. Challenges and opportunities of deep learning models for machinery fault detection and diagnosis: a review [J]. IEEE Access, 2019, 7: 122644-122662.
- [3] 张西宁,郭清林,刘书语. 深度学习技术及其故障诊断应用分析与展望 [J]. 西安交通大学学报, 2020, 54

- (12): 1-13.
- ZHANG Xining, GUO Qinglin, LIU Shuyu. Analysis and prospect of deep learning technology and its fault diagnosis application [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2020, 54(12): 1-13.
- [4] GUERRA C J, KOLODZIEJ J R. A data-driven approach for condition monitoring of reciprocating compressor valves [J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 2014, 136(4): 041601.
- [5] LEI Yaguo, HE Zhengjia, ZI Yanyang. Application of the EEMD method to rotor fault diagnosis of rotating machinery [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2009, 23(4): 1327-1338.
- [6] YANG B S, HWANG W W, KIM D J, et al. Condition classification of small reciprocating compressor for refrigerators using artificial neural networks and support vector machines [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2005, 19(2): 371-390.
- [7] LEI Na, TANG Youfu, LEI Yong. A fault diagnosis approach of reciprocating compressor gas valve based on local mean decomposition and autoregressive-generalized autoregressive conditional heteroscedasticity model [J]. Journal of Vibroengineering, 2016, 18(2): 838-848.
- [8] 唐贵基, 王晓龙. 参数优化变分模态分解方法在滚动轴承早期故障诊断中的应用 [J]. 西安交通大学学报, 2015, 49(5): 73-81.
- TANG Guiji, WANG Xiaolong. Parameter optimized variational mode decomposition method with application to incipient fault diagnosis of rolling bearing [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2015, 49(5): 73-81.
- [9] 朱文昌, 罗梦婷, 倪广县, 等. 随机矩阵理论和主成分分析融合的滚动轴承性能退化评估方法 [J]. 西安交通大学学报, 2021, 55(2): 55-63.
- ZHU Wenchang, LUO Mengting, NI Guangxian, et al. An evaluation method for rolling bearing performance degradation combining random matrix theory and principal component analysis [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2021, 55(2): 55-63.
- [10] LEI Yaguo, HE Zhengjia, ZI Yanyang, et al. New clustering algorithm-based fault diagnosis using compensation distance evaluation technique [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2008, 22(2): 419-435.
- [11] CHEN Zhigang, LIAN Xiangjiao. Fault diagnosis for valves of compressors based on support vector machine [C]//2010 Chinese Control and Decision Conference. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2010: 1235-1238.
- [12] AHMED M, ABDUSSLAM S, BAQQAR M, et al. Fault classification of reciprocating compressor based on neural networks and support vector machines [C]//The 17th International Conference on Automation and Computing. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2011: 213-218.
- [13] SUGUMARAN V, RAMACHANDRAN K I. Automatic rule learning using decision tree for fuzzy classifier in fault diagnosis of roller bearing [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007, 21(5): 2237-2247.
- [14] 王金东, 代梅, 夏法锋, 等. 基于 EMD 信息熵和支持向量机的往复压缩机轴承故障诊断 [J]. 流体机械, 2014, 42(7): 43-46.
- WANG Jindong, DAI Mei, XIA Fafeng, et al. Fault diagnosis for reciprocating compressor bearings based on EMD-information entropy and SVM [J]. Fluid Machinery, 2014, 42(7): 43-46.
- [15] ZHANG Ying, JI Jinchun, MA Bo. Reciprocating compressor fault diagnosis using an optimized convolutional deep belief network [J]. Journal of Vibration and Control, 2020, 26(17/18): 1538-1548.
- [16] WEN Long, LI Xinyu, GAO Liang, et al. A new convolutional neural network-based data-driven fault diagnosis method [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2018, 65(7): 5990-5998.
- [17] WAZIRALILAH N F, ABU A, LIM M H, et al. Bearing fault diagnosis employing Gabor and augmented architecture of convolutional neural network [J]. Journal of Mechanical Engineering and Sciences, 2019, 13(3): 5689-5702.
- [18] ZHOU Funa, ZHOU Wei, CHEN Danmin, et al. Rolling bearing real time fault diagnosis using convolutional neural network [C]//2019 Chinese Control and Decision Conference (CCDC). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2019: 377-382.
- [19] 张弘斌, 袁奇, 赵柄锡, 等. 采用多通道样本和深度卷积神经网络的轴承故障诊断方法 [J]. 西安交通大学学报, 2020, 54(8): 58-66.
- ZHANG Hongbin, YUAN Qi, ZHAO Bingxi, et al. Bearing fault diagnosis with multi-channel sample and deep convolutional neural network [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2020, 54(8): 58-66.
- [20] 周奇才, 刘星辰, 赵炯, 等. 旋转机械一维深度卷积神经网络故障诊断研究 [J]. 振动与冲击, 2018, 37(23): 31-37.
- ZHOU Qicai, LIU Xingchen, ZHAO Jiong, et al.

- Fault diagnosis for rotating machinery based on 1D depth convolutional neural network [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2018, 37(23): 31-37.
- [21] 宋霖, 宿磊, 李可, 等. 基于 SSD 和 1DCNN 的滚动轴承故障诊断方法 [J]. *华中科技大学学报(自然科学版)*, 2020, 48(12): 38-43.
- SONG Lin, SU Lei, LI Ke, et al. Fault diagnosis method of rolling bearings based on SSD and 1DCNN [J]. *Journal of Huazhong University of Science and Technology(Nature Science Edition)*, 2020, 48(12): 38-43.
- [22] 陈保家, 陈学力, 沈保明, 等. CNN-LSTM 深度神经网络在滚动轴承故障诊断中的应用 [J]. *西安交通大学学报*, 2021, 55(6): 28-36.
- CHEN Baojia, CHEN Xueli, SHEN Baoming, et al. An application of convolution neural network and long short-term memory in rolling bearing fault diagnosis [J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2021, 55(6): 28-36.
- [23] 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(11): 7067-7075.
- [24] GUO Fuyan, ZHANG Yanchao, WANG Yue, et al. Fault detection of reciprocating compressor valve based on one-dimensional convolutional neural network [J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2020, 2020: 8058723.
- [25] 刘华敏, 吕倩, 余小玲, 等. 基于人工智能的往复式压缩机故障诊断研究综述 [J]. *流体机械*, 2020, 48(9): 65-70, 82.
- LIU Huamin, LV Qian, YU Xiaoling, et al. Research review on fault diagnosis of reciprocating compressor based on artificial intelligence [J]. *Fluid Machinery*, 2020, 48(9): 65-70, 82.
- [26] 李彦冬, 郝宗波, 雷航. 卷积神经网络研究综述 [J]. *计算机应用*, 2016, 36(9): 2508-2515, 2565.
- LI Yandong, HAO Zongbo, LEI Hang. Survey of convolutional neural network [J]. *Journal of Computer Applications*, 2016, 36(9): 2508-2515, 2565.
- [27] 吴定海, 任国全, 王怀光, 等. 基于卷积神经网络的机械故障诊断方法综述 [J]. *机械强度*, 2020, 42(5): 1024-1032.
- WU Dinghai, REN Guoquan, WANG Huaiguang, et al. The review of mechanical fault diagnosis methods based on convolutional neural network [J]. *Journal of Mechanical Strength*, 2020, 42(5): 1024-1032.
- [28] 李庆. 往复式压缩机气阀阀片的故障分析与诊断 [D]. 北京: 北京化工大学, 2008.
- [29] 党国栋. 往复式压缩机气阀故障诊断与失效分析 [D]. 西安: 西安石油大学, 2018.
- [30] 刘红星, 林京, 沈五娣, 等. 往复式压缩机气阀故障的振动诊断方法 [J]. *压缩机技术*, 1996(1): 32-34, 36, 48.
- LIU Hongxing, LIN Jing, SHEN Wudi, et al. The method diagnosing valve failure in reciprocating compressors by means of vibration analysis [J]. *Compressor Technology*, 1996(1): 32-34, 36, 48.

(编辑 赵炜 杜秀杰)