

# 基于CBAM-CNN的涡旋压缩机故障诊断\*

刘涛, 麻德权

(兰州理工大学机电工程学院 兰州, 730500)

**摘要** 针对涡旋压缩机振动信号不平稳和噪声情况下故障振动信号弱、需要人为提取故障特征以及准确率有待进一步提高的问题,提出基于多尺度注意力机制(convolutional block attention mechanism,简称CBAM)-卷积神经网络(convolutional neural network,简称CNN)涡旋压缩机故障诊断方法。首先,通过多个不同尺度的卷积核对振动信号转化为灰度图的故障特征进行全面提取,并引入注意力机制,通过调整权重值的方式提取重要的故障特征;其次,利用降维卷积模块、深度可分离卷积模块和残差模块提取更高维度的深层次故障特征,提升网络计算效率;最后,设置舍弃率为0.5的Dropout层防止过拟合,提升了网络的鲁棒性、抗干扰能力和泛化能力。实验结果证明,该方法在无噪声和添加不同信噪比噪声的情况下,均能有效地对涡旋压缩机故障进行分类,具有更高的识别准确性和更快的收敛能力。

**关键词** 涡旋压缩机;卷积神经网络;注意力机制;多尺度;故障诊断

**中图分类号** TH45

## 引言

涡旋压缩机是一种高效、绿色、节能的机械设备,具有体积小、重量轻及结构紧凑的优点,广泛应用于商用空调、冷库制冷、气体压缩与膨胀、食品零售业和发动机等领域。随着工业化程度的提高,机械设备越来越复杂,中断连续高效的设备运转造成的维修和再投入运行费用巨大,因此及时发现、预测涡旋压缩机故障并提前进行预防维修非常重要。

目前,涡旋压缩机故障诊断主要是通过故障数据采集、特征提取和模式识别,根据专家经验人为对信号进行降噪处理,并从降噪后的信号获取时域、频域、时频域和其他一些特征,通常使用傅里叶变换、小波变换、经验模态分解和各种信息熵等方法。刘涛等<sup>[1]</sup>通过求得与待测样本马氏距离的多尺度排列熵对涡旋压缩机进行诊断,虽相较于单尺度准确率有较大提升,但转子不平衡诊断准确率仍较低。郭再新等<sup>[2]</sup>通过时域、频域、时频域和小波空间等方面的信息熵对恒速和变速情况进行分析,为涡旋压缩机振动分析提供了理论基础,但复杂度较高。李亚晨等<sup>[3]</sup>通过奇异值谱和支持向量机实现了涡旋压缩机在小样本情况下的故障诊断,具有较高的诊断准确率,但仍依赖专家经验且没有实现端到端的故障

诊断。文献[4]使用时域奇异谱熵、频域功率谱熵和时频域变分模态分解能量谱熵赋值权重作为一个综合评价指标,通过粒子群算法得到支持向量回归的最优参数,实现了较高的诊断准确率,但该方法复杂度较高且未涉及噪声的影响。苏莹莹等<sup>[5]</sup>通过小波变换和CNN相结合实现了涡旋压缩机的故障诊断,但前期数据预处理较繁琐且准确率不高。近年来,以CNN为代表的深度学习方法<sup>[6-8]</sup>在轴承和齿轮箱等机械零部件的故障诊断中取得了非常好的效果。

针对涡旋压缩机故障诊断中存在的问题,笔者提出基于CBAM-CNN的涡旋压缩机故障诊断方法。首先,将一维振动信号生成的二维矩阵转化为灰度图,多尺度提取更加丰富的故障特征;其次,CBAM关注重要的故障特征并赋予较大的权重值,用降维和深度可分离卷积提取更深层次的故障特征,利用残差网络连接故障特征信息,并进行2次卷积以进一步提取更深层次的故障特征;最后,通过Dropout层防止过拟合,提高故障诊断准确率。

## 1 理论原理

### 1.1 卷积神经网络

CNN是一种卷积计算的前馈深度神经网络结

\* 国家自然科学基金资助项目(51665035, 52265034)

收稿日期:2022-07-27;修回日期:2022-09-13

构,由卷积层、池化层(下采样层)、全连接层以及 Softmax 分类层构成。

卷积层主要是对样本输入数据,通过多个不同大小的卷积核进行卷积运算,每一层卷积层都可以包含多个卷积核,而每个卷积核都由一个权重系数和偏置构成,再通过 Relu 激活函数激活。Relu 激活函数由于计算量小、训练速度快而被广泛应用。卷积层之间前后相接,通过多次卷积运算获取更加高维度的故障特征。卷积层计算公式为

$$X_{ij}^l = f \left( \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^m (X_{ij}^{l-1} * w_{ij}^{l-1}) + b_{ij}^{l-1} \right) \quad (1)$$

其中: $X_{ij}^l$ 为第  $l$  层网络的第  $i$  个特征图的第  $j$  个特征值; $w_{ij}^l$ 为权重系数; $b_{ij}^{l-1}$ 为偏置值; $f$ 为激活函数。

池化层可以对输入层的特征尺寸进行降维,即缩小二维矩阵的大小,这样既减少了参数的数量也不会造成特征的丢失。通过池化层还可以减少全连接层中节点的数量。

全连接层将之前提取的特征通过神经元连接起来,采用 Softmax 激活函数来进行故障的多分类,使诊断结果在  $(0, 1)$  之间,其值的大小代表分类正确的概率。Softmax 激活函数为

$$S_i = \frac{e^{z_i}}{\sum_1^N e^{z_i}} \quad (i = 1, 2, \dots, N) \quad (2)$$

其中: $S_i$ 为各种故障的概率; $\sum_1^N e^{z_i}$ 为归一化函数。

### 1.2 神经网络结构设计

涡旋压缩机的工作环境比较嘈杂,在进行故障诊断时会受到噪声等外界因素的影响。为了充分发挥 CNN 的特征提取能力和图像分类能力,本研究对传统的神经网络进行了改进,采用多尺度方法、CBAM 方法、降维方法、深度可分离卷积方法以及残差连接组合而成,并通过 Softmax 激活函数对多种故障样本进行分类。

#### 1.2.1 多尺度和 CBAM 方法

多尺度方法采用不同大小的卷积核,最大程度地提取灰度图中的特征信息。由于本研究样本数据灰度图片尺寸较小,所以也采用尺寸较小的几种卷积核对输入图片进行卷积,再通过归一化处理层和 Relu 激活函数激活,这样既能加快收敛速度也可以防止梯度消失。同时,卷积核仅值共享的特性也大大减少了模型训练的计算量。

卷积神经网络在进行卷积操作时,没有对各个通道的重要性进行权重分配,这不仅导致计算量较大,还对诊断的准确率产生一定的影响。CBAM 方法和人的视觉注意力原理相似。CBAM 注意力机制如图 1 所示。该方法根据图片信息的重要程度对权重值进行调整,权重分配越大则信息越重要,可以关注更加重要的信息而忽略一些不重要的信息。通道注意力机制通过最大池化和平均池化对输入特征信息进行全面收集,通过共享多层感知器对特征信息的重要程度赋予权重值,并依次将权重值进行连接,得到 2 个特征向量。将 2 个向量相加并经过 Sigmoid 激活函数激活,得到了通道注意力机制的权重特征,再乘以输入特征就得到了通道注意力机制新的特征信息。对该特征信息进行平均池化和最大池化并连接,然后进行卷积操作和 Sigmoid 激活,得到权重特征向量并与通道注意力机制结果相乘,得到空间注意力机制提取的特征信息。对之前的信息进行加强,使得权重的分配更加合理。

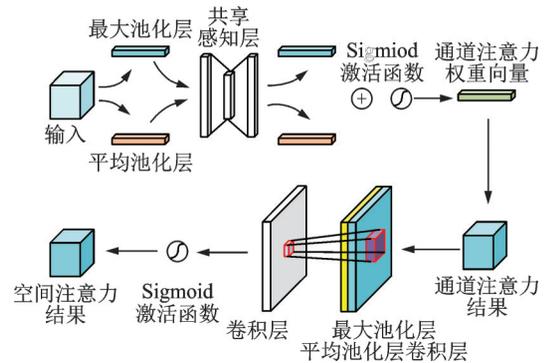


图 1 CBAM 注意力机制

Fig.1 CBAM attention mechanism

#### 1.2.2 降维、深度可分离卷积和残差连接

降维模块调整了图片尺寸,以减少计算量和提取更多高维故障特征。深度可分离卷积在减少计算量的同时进一步提取高维特征。残差连接将前面几个模块的特征连接并卷积,以获得更全面、更高维的特征信息。

降维采用步长为 2、大小不同的卷积核和池化层,改变了图片尺寸,保留原本特征并提取到更深层的特征信息。深度可分离卷积轻量化模块,既提取到更深层细致的特征信息,也通过减少计算量而减少了模型运算时间。深度可分离卷积如图 2 所示。

假设输入图片尺寸为  $N_i * N_i$ , 计算量对比如下:

1) 标准卷积层计算量为  $A = N * N * M * K * N_i * N_i$ ;

2) 深度可分离卷积层计算量为  $B = N * N * M * N_i * N_i + K * M * N_i * N_i$

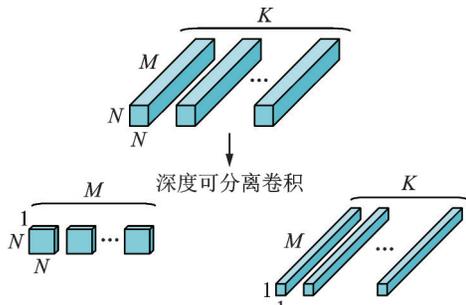


图2 深度可分离卷积

Fig.2 Deep separable convolution

比较可得

$$\frac{A}{B} = K + N_i^2 \quad (3)$$

其中:  $K$  为通道数;  $N_i$  为大于1的卷积核尺寸。

网络诊断准确率随着卷积神经网络层数的增加而下降,残差连接是将卷积前后的网络层进行连接。残差网络如图3所示。经过模型深度可分离卷积和灰度图多尺度处理后,模型计算速度显著加快,残差连接虽然增加了计算量,但最大程度地保留了故障特征,使准确率稳步上升。

### 1.3 整体诊断网络结构

笔者提出的整体网络结构如图4所示。首先,将一维振动信号转化为二维灰度图,由于灰度图尺

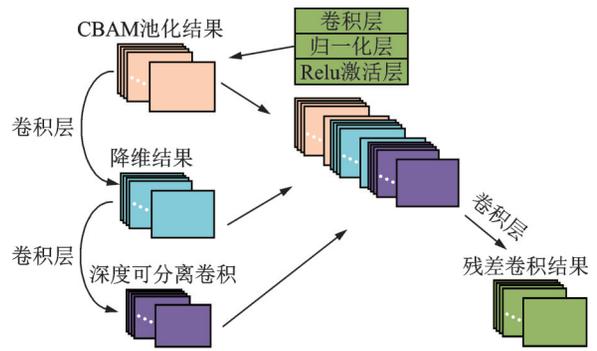


图3 残差网络

Fig.3 Residual network

寸为  $28 \times 28$ , 图片尺寸较小,所以采用大小为  $1 \times 1$ ,  $3 \times 3$  和  $5 \times 5$  的卷积核获取故障特征;其次,采用CBAM对重要的故障特征信息赋予较大的权重值,不改变图形的尺寸和通道数量,本研究采取卷积降维,将步长设置为2,采用不同大小的卷积核,在降维的同时也不丢失故障特征;然后,使用深度可分离卷积提取更加抽象的高维特征,其计算量较小,运算时间较快;最后,采用残差网络将CBAM、降维和深度可分离卷积产生的特征进行相连,通过残差网络卷积核来改变尺寸。为了防止过拟合,笔者采用Dropout层并设置舍弃率为0.5,通过Softmax层得到最终的分类结果。

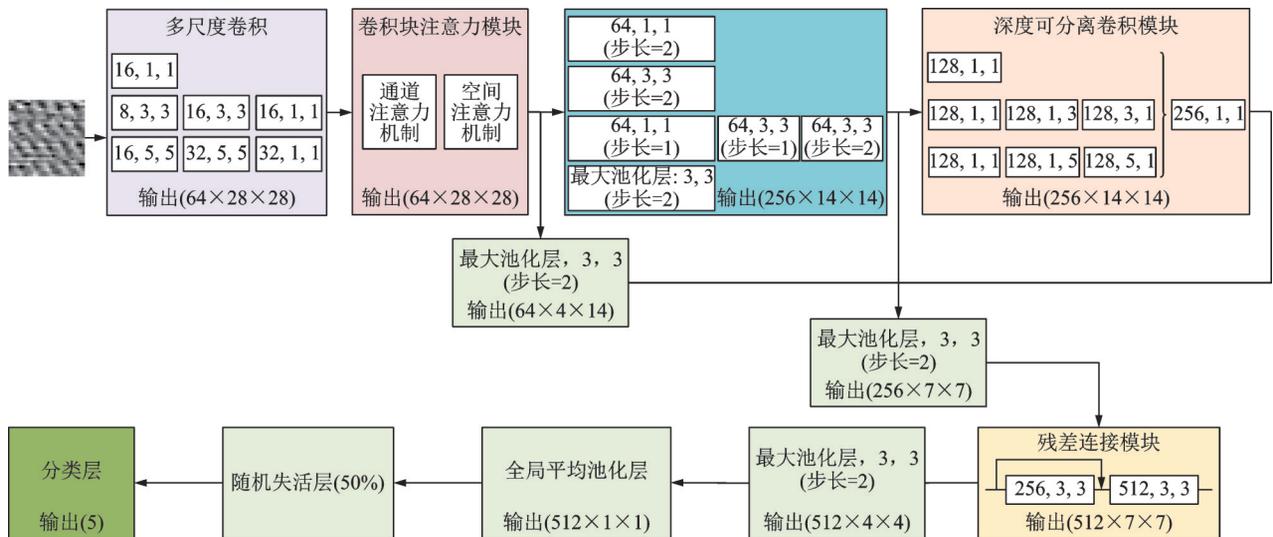


图4 整体网络结构

Fig.4 Overall network structure

## 2 涡旋压缩机故障诊断

### 2.1 诊断流程

笔者提出的CBAM-CNN涡旋压缩机故障诊断

方法,利用卷积神经网络强大的特征提取能力和图像分类能力,对涡旋压缩机进行故障诊断和分类。诊断流程图如图5所示。首先,将收集到的振动信号按照时间顺序提取出适当长度的振动信号幅值,

使其转化为二维矩阵的形式并做归一化处理,将二维矩阵生成灰度图作为特征样本,并将其划分为训练集、验证集和测试集;其次,将特征样本输入到CBAM-CNN模型中进行故障诊断,通过训练集对模型进行训练,观察验证集中损失值的变化,经过多次训练实验获取模型最优的超参数和训练权重;最后,将测试集的数据集输入到训练好的神经网络中,得到最终的诊断结果。每迭代一次就对整个训练集数据进行一次遍历。

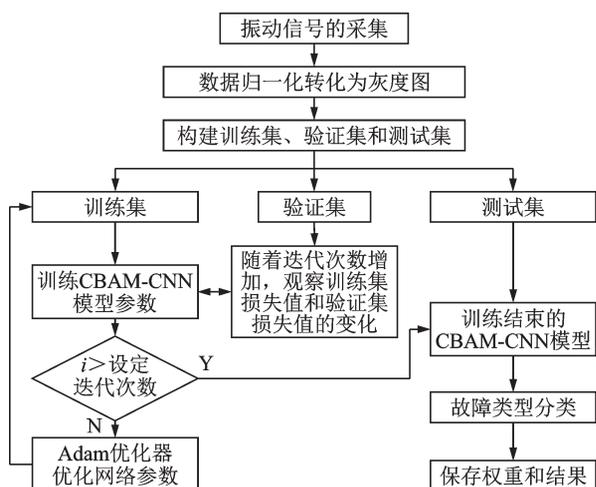


图 5 诊断流程图

Fig.5 Diagnosis flow chart

### 2.2 实验装置

本研究使用的实验数据来自于兰州理工大学涡旋机械研究所。涡旋压缩机样机如图 6 所示。样机转速为 3 120 r/min, 转频为 52.1 Hz, 采样频率为 2 kHz。硬件系统结构图如图 7 所示。系统采用 YD-5-2 和 YD-8 型压电式传感器、PCI-6221 型数据采集装置及 FRN55P11S-4CX 型变频器。实验在 Windows10 系统、AMD Ryzen 7 5800H 处理器和 16GB 内存计算机上进行, 编程环境为 Jupyter Notebook, 深度学习框架为 TensorFlow 2.0。

振动测试点如图 8 所示。压电传感器安装在不同的位置上, 比较各个位置传感器的振动量, 发现



图 6 涡旋压缩机样机

Fig.6 Prototype of scroll compressor

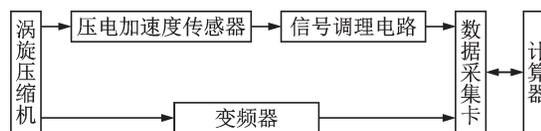


图 7 硬件系统结构图

Fig.7 Hardware system structure diagram

3, 7, 9 和 10 号等位置的振动量最大, 对应的涡旋压缩机内部机构分别为涡旋压缩机顶部、动静涡旋盘的啮合处、电机安装位置和涡旋压缩机底部, 这是 4 种典型的涡旋压缩机故障, 即涡旋盘故障、转子不平衡故障、机械组装松动故障和轴承松动故障。

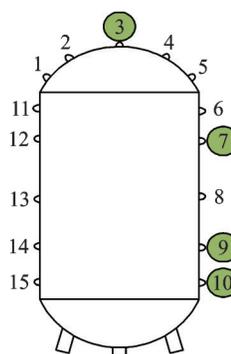


图 8 振动测试点

Fig.8 Vibration test points

### 2.3 数据增强和振动图像生成

CNN 卷积神经网络的输入应是二维图像, 而涡旋压缩机产生的故障振动信号为一维时序信号。因此, 选取一维振动信号, 按照时间序列方式选取  $M$  个采样点组成一个行向量样本, 每相隔  $N$  个点选取 1 个采样起始点 ( $M > N$ ) 进行采样, 依次相隔的 2 个样本有一定的重叠, 这样既增加了样本数量, 也对样本数据进行了增强处理。取  $P$  行向量组成样本集, 将全部样本采样点进行归一化处理, 使用归一化之后的数据生成二维方阵, 并生成 1 个图像样本  $Q$ 。  $M$  决定了选取样本行向量的长度及生成图像的大小,  $M$  取 784; 数据增强程度  $N$  取 60。

所取样本点组成的行向量为

$$M = [m_1, m_2, \dots, m_M] \quad (4)$$

数据归一化公式为

$$x^* = \frac{x - m_{\min}}{m_{\max} - m_{\min}} \quad (5)$$

数据增强和图像样本生成如图 9 所示。数据增强后的一维行向量数据转化为二维矩阵数据, 生成的灰度图样本如图 10 所示。

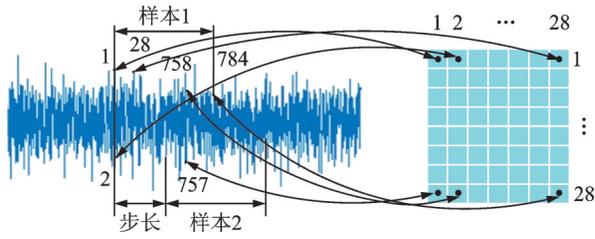


图9 数据增强和图像样本生成

Fig.9 Data enhancement and image sample generation

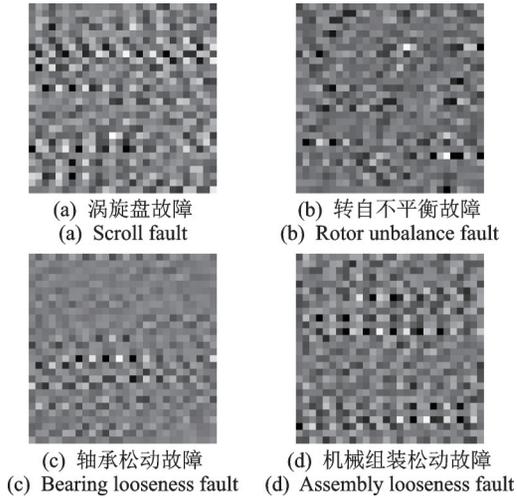


图10 生成的灰度图样本

Fig.10 Generate grayscale sample

## 2.4 数据集划分

为了验证本研究提出方法的准确性和抗噪性,从不添加噪声和添加不同信噪比(signal noise ratio, 简称SNR)的高斯白噪声两个方面分析。信噪比计算公式为

$$R_{\text{SNR}} = 10 \log \frac{P_{\text{signal}}}{P_{\text{noise}}} \quad (6)$$

数据集包含正常和4种故障共5种分类,每种故障类型数据包含10 000个样本,总共50 000个样本,按照6:1:1的比例分为7 500个训练集样本、1 250个验证集样本和1 250个测试集样本。为了诊断的准确性,将样本标签转换成对应的数字。0~4分别对应正常、涡旋盘故障、转子不平衡故障、机械组装松动故障和轴承松动故障。

## 2.5 诊断结果

笔者采用Lenet-5, VGG16, AlexNet, Resnet18和Inception10等网络进行对比实验<sup>[6]</sup>,使用相同的数据样本和本研究方法进行对比,比较各种网络的平均诊断准确率、均方误差、单个epoch(所有训练样本被使用了1次的次数)平均诊断时间和收敛速

度等方面的表现。此外,还考察了在不同信噪比下添加噪声后的平均准确率和均方误差。所有数据均为进行了10次实验后取平均值得出的结果。

无噪声的诊断数据对比如表1所示。加入噪声后的诊断数据准确率和均方误差对比分别如表2,3所示。由表可知,本研究方法在平均准确率和均方误差方面均优于其他算法。由于引入了残差网络模块,预测时间略长于其他方法,但收敛速度更快。Lenet-5和本研究方法的训练准确率分别如图11,12所示。由图可知,本研究方法的平均诊断准确率达到99.97%。本研究保存了训练好的参数,并通过500次迭代对测试集进行验证,取10次实验的平均值。测试集准确率和损失值分别如图13,14所示。在添加信噪比数据集中,当SNR为-3 dB时,诊断准确率高达95.07%,且在不同信噪比下准确率均优于其他方法。

表1 无噪声的诊断数据对比

Tab.1 Comparison of diagnostic data with no noise

| 诊断方法      | 平均准确率/% | 均方误差  | 预测时间/s |
|-----------|---------|-------|--------|
| Lenet5    | 97.36   | 0.120 | 0.47   |
| VGG16     | 99.70   | 0.024 | 5.03   |
| AlexNet   | 95.61   | 0.094 | 1.84   |
| Resnet18  | 99.89   | 0.020 | 6.28   |
| Inception | 99.28   | 0.035 | 2.76   |
| 本研究方法     | 99.97   | 0.001 | 6.45   |

表2 加噪声的诊断数据准确率对比

Tab.2 Comparison of diagnostic data accuracy when plus noise

| 模型名称      | SNR/dB |       |       |       |       |
|-----------|--------|-------|-------|-------|-------|
|           | -3     | 0     | 3     | 6     | 9     |
| Lenet5    | 85.03  | 91.70 | 95.07 | 95.66 | 96.54 |
| VGG16     | 92.40  | 96.95 | 97.83 | 99.21 | 99.38 |
| AlexNet   | 74.45  | 85.94 | 85.82 | 88.93 | 89.82 |
| Resnet18  | 93.18  | 96.24 | 98.55 | 98.73 | 99.52 |
| Inception | 93.77  | 97.15 | 99.21 | 99.29 | 98.92 |
| 本研究方法     | 95.07  | 97.16 | 99.42 | 99.38 | 99.95 |

由图12可以看出,本研究方法收敛速度极快,但前期波动较大,随着训练次数的增加,波动越来越小,到650个epoch时,波动趋于平稳。由表3可以看出,随着信噪比增大,本研究方法的均方误差越来越小,当SNR=9 dB时,所提方法均方误差趋近于0,和真实值基本吻合。

表 3 加噪声的均方误差对比

Tab.3 Comparison of mean square error when plus noise

| 模型名称      | SNR/dB  |         |         |         |         |
|-----------|---------|---------|---------|---------|---------|
|           | -3      | 0       | 3       | 6       | 9       |
| Lenet-5   | 0.588 8 | 0.412 0 | 0.191 2 | 0.030 4 | 0.024 3 |
| VGG16     | 0.156 0 | 0.096 8 | 0.034 4 | 1.391 2 | 0.001 6 |
| AlexNet   | 2.317 6 | 0.660 8 | 0.584 0 | 0.285 6 | 0.310 4 |
| Resnet18  | 0.160 0 | 0.054 4 | 0.014 4 | 0.022 5 | 0.012 5 |
| Inception | 0.264 8 | 0.131 2 | 0.020 8 | 0.030 4 | 0.039 2 |
| 本研究方法     | 0.127 2 | 0.697 6 | 0.027 2 | 0.012 8 | 0.000 1 |

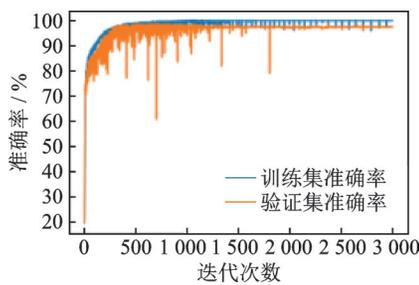


图 11 Lenet-5 训练准确率

Fig.11 Lenet-5 training accuracy

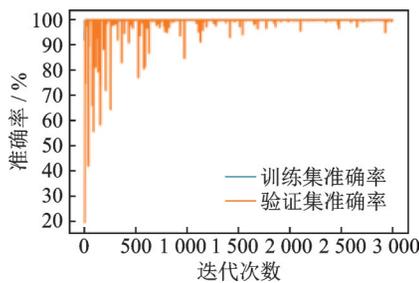


图 12 本研究方法训练准确率

Fig.12 Training accuracy of this method

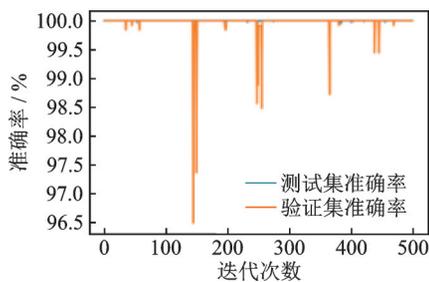


图 13 测试集准确率

Fig.13 Test set accuracy

为了进一步验证实验结果,对实验结果进行了混淆矩阵可视化和 t-SNE 可视化。本研究模型混淆矩阵如图 15 所示,其中:  $x$  轴为预测标签;  $y$  轴为真实标签; 0~4 分别为正常、涡旋盘故障、转子不平衡故障、机械组装松动故障和轴承松动故障; 对角线为正确分类的标签。由图可见,将全部故障进行了正

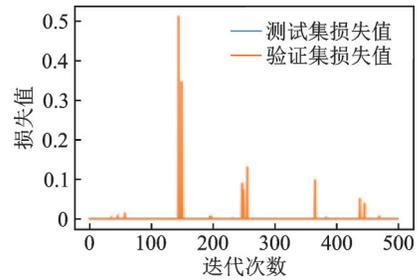


图 14 测试集损失值

Fig.14 Test set loss value

确分类。本研究模型 t-SNE 可视化如图 16 所示,可见将故障完全分类出来,且各类标签相距较远,具有较好的分类效果。

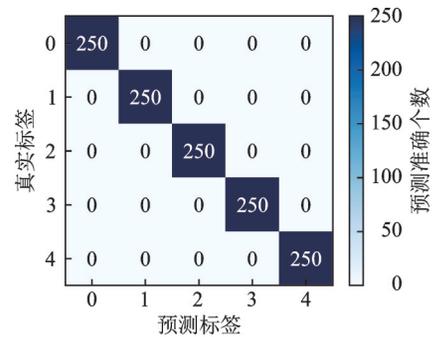


图 15 本研究模型混淆矩阵

Fig.15 Model confusion matrix in this paper

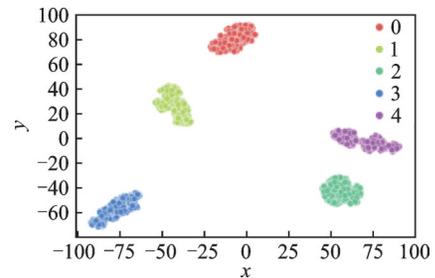


图 16 本研究模型 t-SNE 可视化

Fig.16 t-SNE visualization of this model

### 3 结 论

1) 将涡旋压缩机的振动信号转化为灰度图,能够满足神经网络对输入端的要求。通过多尺度卷积核充分提取故障特征信息,并通过 CBAM 从通道和空间两方面获取重要信息,采用降维模块和深度可分离卷积模块获得更深层次的特征,减少了计算量,加快了收敛速度并缩短了运行时间。利用残差模块进行连接,使得特征更加丰富。实验结果验证,在涡旋压缩机故障诊断中取得了较好的效果。

2) 通过对比实验,验证了本研究所提方法的准确性和稳定性,相比于几种经典神经网络,本研究方

法在无噪声和噪声环境中都具有较大的优势。

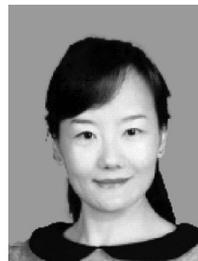
3) 所提方法摆脱了数据预处理复杂、依靠专家经验及人为选取故障特征信息的影响,实现了端到端的故障诊断。将原始振动信号转化为灰度图输入网络中,即可获得故障分类结果。

### 参 考 文 献

- [1] 刘涛, 马转霞, 杜楠. 多尺度排列熵在涡旋压缩机故障诊断中的应用[J]. 兰州理工大学学报, 2018, 44(1): 42-46.  
LIU Tao, MA Zhuaxia, DU Nan. Application of multi-scale permutation entropy to fault diagnosis of scroll compressor[J]. Journal of Lanzhou University of Technology, 2018, 44(1): 42-46.(in Chinese)
- [2] 邬再新, 刘涛, 黄成东. 基于信息熵的涡旋压缩机振动信号分析[J]. 振动、测试与诊断, 2014, 34(1): 168-172.  
WU Zaixin, LIU Tao, HUANG Chengdong. Analysis of scroll compressor vibration signal based on information entropy[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2014, 34(1): 168-172.(in Chinese)
- [3] 李亚晨, 王珍, 陈建国, 等. 基于奇异值分解降噪与排列熵的涡旋压缩机方法研究[J]. 压缩机技术, 2017(3): 6-9, 15.  
LI Yachen, WANG Zhen, CHEN Jianguo, et al. Study on fault diagnosis method of scroll compressor based on singular value spectrum and SVM[J]. Compressor Technology, 2017(3): 6-9, 15.(in Chinese)
- [4] 刘涛, 梁成玉. 信息熵融合的POS-SVC涡旋压缩机故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2022, 42(1): 141-147.  
LIU Tao, LIANG Chengyu. PSO-SVC fault diagnosis of scroll compressor based on information entropy fusion [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis,

2022, 42(1): 141-147. (in Chinese)

- [5] 苏莹莹, 毛海旭. 基于小波变换和CNN的涡旋压缩机故障诊断[J]. 中国测试, 2022, 49(4): 92-97.  
SU Yingying, MAO Haixu. Fault diagnosis of scroll compressor based on wavelet transform and CNN[J]. China Measurement & Testing Technology, 2022, 49(4): 92-97. (in Chinese)
- [6] SZEGEDY C, IOFFE S, VANHOUCKE V, et al. Inception-v4, inception-ResNet and the impact of residual connections on learning[C]//Proceedings of the Thirty-First AAAI Conference on Artificial Intelligence. San Francisco, California, USA: AAAI Press, 2017: 4278-4284.
- [7] 赵小强, 张亚洲. 利用改进卷积神经网络的滚动轴承变工况故障诊断方法[J]. 西安交通大学学报, 2021, 55(12): 108-118.  
ZHAO Xiaoqiang, ZHANG Yazhou. Improved CNN-based fault diagnosis method for rolling bearings under variable working conditions [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2021, 55(12): 108-118.(in Chinese)
- [8] CHEN L, ZHANG H W, XIAO J, et al. SCA-CNN: spatial and channel-wise attention in convolutional networks for image captioning[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Honolulu, HI, USA: IEEE, 2017: 6298-6306.



**第一作者简介:**刘涛,女,1971年7月生,博士、教授、博士生导师。主要研究方向为机械设计制造及其自动化、测控技术等。

E-mail:liutao1971@lut.edu.cn

## 欢迎订阅《振动、测试与诊断》

《振动、测试与诊断》由工业和信息化部主管,南京航空航天大学 and 全国高校机械工程测试技术研究会联合主办,是反映振动、动态测试及故障诊断学科领域的科研成果及其应用情况的技术性刊物。主要刊登国内外以振动测试与故障诊断为中心的动态测试理论、方法和手段的研究及应用方面的技术文献,包括实验测试技术、测试仪器的研制、方法和系统组成、信号分析、数据处理、参数识别与故障诊断以及有关装置的设计、使用、控制、标定和校准等,不拘泥于行业和测试项目。

本刊为EI Compendex数据库收录期刊和中文核心期刊,双月刊,每逢双月末出版,每本定价30元,全年180元。欢迎订阅和投稿,欢迎在本刊刊登各类广告和科技信息。

编辑部地址:南京市御道街29号 邮政编码:210016 电话:(025)84893332

邮发代号:28-239 E-mail:qchen@nuaa.edu.cn 网址:http://zdc.nuaa.edu.cn