

DOI: 10.19666/j.rlfed.202210240

双通道输入 LetNet-5 卷积神经网络 旋转机械故障诊断模型研究

付忠广, 王诗云, 高玉才, 周湘淇

(华北电力大学电站能量传递转化与系统教育部重点实验室, 北京 102206)

[摘要] 针对旋转机械运行过程中伴随着诸多噪声, 现有单通道网络在旋转机械故障诊断过程中抗噪性较差的问题, 提出了一种加入并联机制的双通道输入 LetNet-5 卷积神经网络模型。模型合理性检验过程采用了凯斯西储大学轴承数据集, 在此基础上, 添加信噪比为-10 dB 的高斯白噪声模拟真实噪声情形; 采用短时傅里叶变换将电机风扇端和驱动端振动数据进行处理, 获得的时频图像传递至双通道输入的 LetNet-5 卷积神经网络进行训练学习。研究结果表明: 双通道输入 LetNet-5 卷积神经网络模型能够良好捕捉到强噪声环境下的故障特征; 相比于多尺度特征融合残差模型、多模态耦合输入神经网络模型、传统的 K 近邻与决策树模型及单通道输入 LetNet-5 卷积神经网络模型, 双通道输入 LetNet-5 卷积神经网络具有更高的效率和精度。

[关键词] 故障诊断; 振动; 深度学习; 双通道; 噪声

[引用本文格式] 付忠广, 王诗云, 高玉才, 等. 双通道输入 LetNet-5 卷积神经网络旋转机械故障诊断模型研究[J]. 热力发电, 2023, 52(3): 81-87. FU Zhongguang, WANG Shiyun, GAO Yucui, et al. Research on fault diagnosis model of rotating machinery based on two-channel input LetNet-5 convolution neural network[J]. Thermal Power Generation, 2023, 52(3): 81-87.

Research on fault diagnosis model of rotating machinery based on two-channel input LetNet-5 convolution neural network

FU Zhongguang, WANG Shiyun, GAO Yucui, ZHOU Xiangqi

(Key Laboratory of Power Station Energy Transfer, Transformation And System, Ministry of Education, North China Electric Power University, Beijing 102206, China)

Abstract: Existing single-channel networks have poor noise immunity during fault diagnosis of rotating machinery due to the many noises associated with the operation of rotating machinery. To address this problem, a two-channel input LetNet-5 convolutional neural network model incorporating a parallel mechanism was proposed. Case Western Reserve University bearing dataset was used for the model plausibility check process, based on which Gaussian white noise with a signal-to-noise ratio of -10 dB was added to simulate the real noise situation. The short-time Fourier transform was used to process the motor fan-side and drive-side vibration data, and the resulting time-frequency images were passed to a two-channel input LetNet-5 convolutional neural network for training and learning. The results show that, the dual-channel input LetNet-5 convolutional neural network model is able to capture the fault features in a strong noise environment well, it has higher efficiency and accuracy than the multi-scale feature fusion residual model, the multimodal coupled input neural network model, the conventional K -nearest neighbour and decision tree model and the single-channel input LetNet-5 convolutional neural network model.

Key words: fault diagnosis; vibration; deep learning; dual-channel; noise

旋转机械装置因其受力情况复杂、运行环境恶劣, 会出现磨损、疲劳及腐蚀^[1]等故障, 这会严重

影响企业的经济效益以及操作工人的人身安全^[2]。传统旋转机械故障诊断方法依赖于专家经验知识

收稿日期: 2022-10-24 网络首发日期: 2022-12-30

基金项目: 北京市自然科学基金项目 (3162030)

Supported by: Natural Science Foundation of Beijing (3162030)

第一作者简介: 付忠广 (1963), 男, 博士, 教授, 主要研究方向为电站机组运行优化及复杂热力系统建模、大数据与人工智能、旋转机械故障诊断等, fzg@ncepu.edu.cn。

以提取故障特征,这种方式效率低下,容易出现误诊。过去10年里,人工智能技术如深度学习、迁移学习的快速发展为旋转机械故障诊断提供了新思路。在此背景下,大数据样本收集→故障样本学习与特征提取→状态监测与故障诊断^[3-6]的深度学习基本框架被建立,国内学者围绕此框架进行了诸多讨论。谭帅等^[7]根据故障特征会在旋转周期期间逐渐传递的特点,提出了一种周期记忆神经网络(P-LSTM)故障诊断方法,通过挖掘旋转机械周期间时序相关性成功提高了故障诊断的精度。夏宇航等^[8]针对长短时记忆网络(LSTM)在样本数据庞大的情况下对其中非线性特征提取困难的问题,提出了一种卷积残差共享权值的LSTM方法,模型验证结果显示,在不同转速下的平均诊断精度达到99.30%,运行效率、收敛性及稳定性均实现了良好提升,决策更具可靠性。孙国栋等^[9]针对现有方法存在着时频表示模糊、特征提取困难导致的问题,提出了一种基于浅层Inception-MobileNet的故障诊断模型,计算结果表明该网络可识别的故障种类多,且分类精度高。吕哲等^[10]针对生产中因故障数据缺失而导致的建模困难的问题,提出了一种基于生成对抗网络(GAN)耦合个性机理模型(MCGN)的旋转机械故障诊断方法,该方法可为参数分布规律估计问题和小样本问题的解决提供一定的思路。然而,实际生产过程中,旋转机械运行往往伴随着诸多噪声干扰,严重影响故障诊断的准确性。此外,单通道网络信息来源不能提供足够全面的故障信息。为更多地利用不同通道信号提供的信息,提高

故障诊断的准确性,并有效抑制单通道信号中引入的噪声干扰,本文提出一种双通道输入的旋转机械故障诊断模型,并在检验数据中加入强噪声。检验结果证实,相比于单通道LetNet-5卷积神经网络模型,本文所提模型更优越,且具有一定的抗噪能力。

1 模型建立

1.1 LetNet-5 卷积神经网络

本文网络模型基于LetNet-5卷积神经网络,该网络常规结构包括前5层交替排列的卷积层与池化层,以及后2层的全连接层和输出层^[11]。卷积层与池化层的数学表达式见式(1)^[12]。

$$y_{ij} = f(b + \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^w W_{ij} \times x_{ij}) \quad (1)$$

式中: f 为激活函数; b 为偏置项; $\sum_{j=1}^w W_{ij} \times x_{ij}$ 为输入信号。

为提升网络训练效果,本文对常规LetNet-5卷积神经网络进行了一系列改进,改进方案如下:

1) 卷积层中的激活函数采用了Leaky_ReLU函数^[13]以解决ReLU函数导致的神经元“消亡”的问题和梯度消失的问题;

2) 考虑到卷积层参数误差会引起估计均值偏移,从而影响网络的诊断效果,且为更准确地提取输入信号的纹理特征,采用最大值池化替代均值池化^[14];

3) 为弱化不同特征间的协同作用,提高网络的准确度,在全连接层后连接Dropout层^[15-16]。

具体网络结构如图1所示。

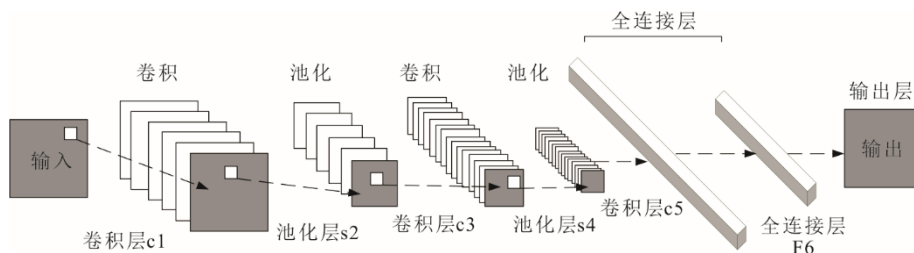


图1 LetNet-5 卷积神经网络结构示意图

Fig.1 Schematic diagram of structure of the LetNet-5 convolutional neural network

1.2 短时傅里叶变换

短时傅里叶变换不仅能反映出原始信号中的频域特性,还可以有效反映出其时域上的分段特性,式(2)为短时傅里叶变换的数学表达式^[17-18]:

$$S(t, w) = \int_{-\infty}^{+\infty} [x(t) \cdot (t - t_0) e^{-j\omega t}] dt \quad (2)$$

式中: $x(t)$ 为原始信号; $(t-t_0)e^{-j\omega t}$ 为窗函数; t_0 为时间中心^[19]。

1.3 双通道输入网络结构搭建

本文搭建了一种并行卷积神经网络,该网络有2个输入通道,原始数据添加噪声后经短时傅里叶

变换得到时频图像并分别输入 2 个 LetNet-5 卷积神经网络, 输出端连接 1 个 CONCAT 层^[20]用于融合, 经过 1 个全连接层最后输出结果。具体结构如图 2 所示。

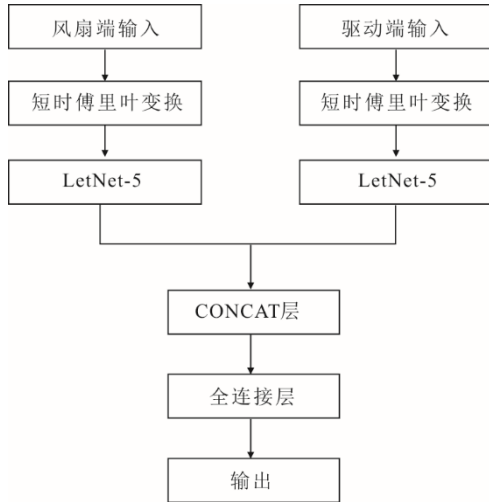


图 2 并行卷积神经网络结构示意图
Fig.2 Schematic diagram of structure of the parallel convolutional neural network

2 模型验证

2.1 数据收集及处理

模型合理性检验采用凯斯西储大学的旋转轴承数据集 (CWRU DATA)。实验平台包括 2 马力电动机、功率测试计、电子控制器和型号为 6205-2RS 的轴承。数据采样点来自风扇端和驱动端, 转速为 1 730 r/min, 采样频率为 48 kHz。轴承损伤为电火花加工的单点损伤, 损伤部位分别为内圈、外圈和滚动体, 每种损伤设置 3 种不同级别的损伤体量, 其损伤直径分别为 0.177 8、0.355 6、0.533 4 mm。结合正常运行工况, 合计获取了 10 种不同类型的运行状态数据, 每种运行状态中提取 200 个样本, 其中每个样本包含该种运行状态数据中时域上连续的 1 000 个数据点。为模拟实际运行情况, 给样本中加入信噪比为-10 dB 的高斯白噪声^[21]。每个样本通过短时傅里叶变换转变为 128×128 像素的时频图, 每张时频图对应 1 个独热编码表示的类别标签。图 3 和图 4 分别为加噪声前后的时频图举例, 编号具体情况见表 1。

2.2 训练参数选择

采用 Tensorflow 搭建旋转机械故障诊断模型。并对模型进行了一系列的调参, 综合模型训练的收敛速度以及最终的准确率, 具体训练参数见表 2。

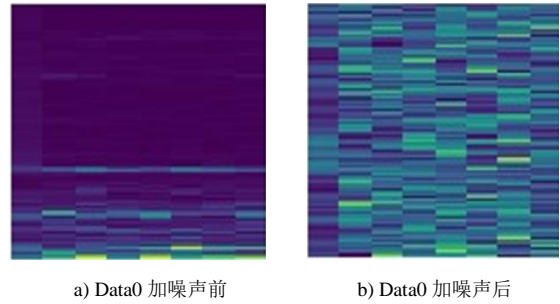


图 3 风扇端输入数据的时频图
Fig.3 The time frequency diagram of the input data at fan end

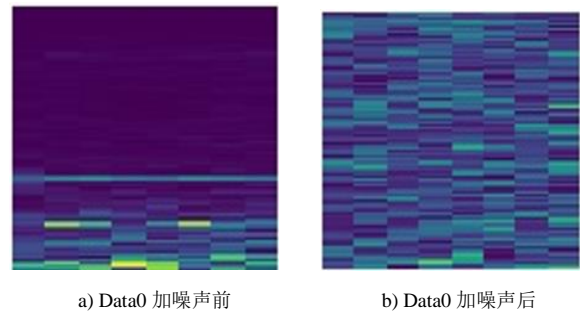


图 4 驱动端输入数据的时频图
Fig.4 The time frequency diagram of the input data at drive end

表 1 故障数据编号及类型
Tab.1 Number and type of the fault data

数据编号	故障位置	故障体量/mm	独热编码
Data0	正常	0	[1,0,0,0,0,0,0,0,0]
Data1	滚动体	0.177 8	[0,1,0,0,0,0,0,0,0]
Data2	内圈	0.177 8	[0,0,1,0,0,0,0,0,0]
Data3	外圈 6 点钟	0.177 8	[0,0,0,1,0,0,0,0,0]
Data4	滚动体	0.355 6	[0,0,0,0,1,0,0,0,0]
Data5	内圈	0.355 6	[0,0,0,0,0,1,0,0,0]
Data6	外圈 6 点钟	0.355 6	[0,0,0,0,0,0,1,0,0]
Data7	滚动体	0.533 4	[0,0,0,0,0,0,0,1,0]
Data8	内圈	0.533 4	[0,0,0,0,0,0,0,0,1]
Data9	外圈 6 点钟	0.533 4	[0,0,0,0,0,0,0,0,1]

表 2 参数选择
Tab.2 The parameter selection

学习率	Batch_Size	最大迭代次数	损失函数
0.01	64	150	交叉熵函数 ^[22]

3 结果与讨论

3.1 网络训练结果及可视化

本文按照 6:4 的比例将样本随机分为训练集与测试集, 多次计算以尽量消除模型参数随机初始化带来的影响。为探究双通道输入机制的加入对于模型的影响, 将本文的方法与使用风扇端或驱动端单通道输入进行诊断的方法进行了对比, 其中模型训练参数设置与本文的研究模型一致。

模型训练过程中测试集数据的识别准确率随迭代次数的变化如图 5 所示。由图 5 可见：未加噪声条件下，3 种模型最终的准确率均能迅速达到 100%，其中双通道输入模型在第 3 次迭代时收敛，而另外 2 种单通道模型分别在第 5 次和第 7 次迭代时收敛；加噪声后，驱动端和风扇端单通道输入模型的最终准确率分别为 81.37%和 70.37%，而本文提出的双通道输入模型准确率高达 91.50%，相比单通道输入，分别提高了 10.13 个百分点和 21.13 百分点；此外，驱动端和风扇端单通道输入的模型分别在第 34 次迭代处和第 77 次迭代处实现收敛，而本文提出的双通道输入模型在第 20 次迭代处实现收敛。计算结果表明，本文提出的双通道模型除了精度高，较单通道模型的收敛速度快外，还可以更为迅速有效地提取出数据中的特征，使得诊断监测模型对设备出现的故障更快地做出反应。加入噪声后双通道输入模型仍拥有超过 90%的准确率，该结果显示双通道模型的抗噪能力较强。

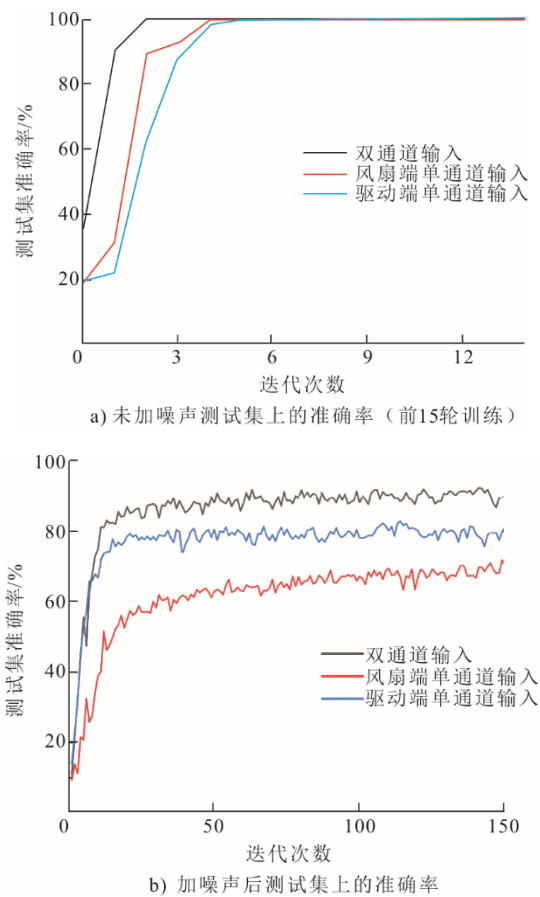


图 5 训练过程中准确率的图像
Fig.5 Images of accuracy during training

模型训练过程中测试集数据的损失随迭代次

数的变化如图 6 所示。由图 6 可见：不加噪声的情况下，双通道输入模型最终的损失为 1.45，单通道风扇端输入和驱动端输入的最终损失分别为 0.48 和 0.62；加入噪声后双通道输入模型的最终损失为 1.35，而风扇端和驱动端的损失分别上升为 2.14 和 1.69。由于双通道网络模型结构较为复杂，所以未加噪声的情况下损失要略高于单通道。考虑到现实生产中噪声必然存在，现有的单通道模型加入噪声后的损失明显增大，而双通道模型的损失未受太大影响。因此，损失的变化情况也进一步表明了双通道模型具有较好的抗噪能力。

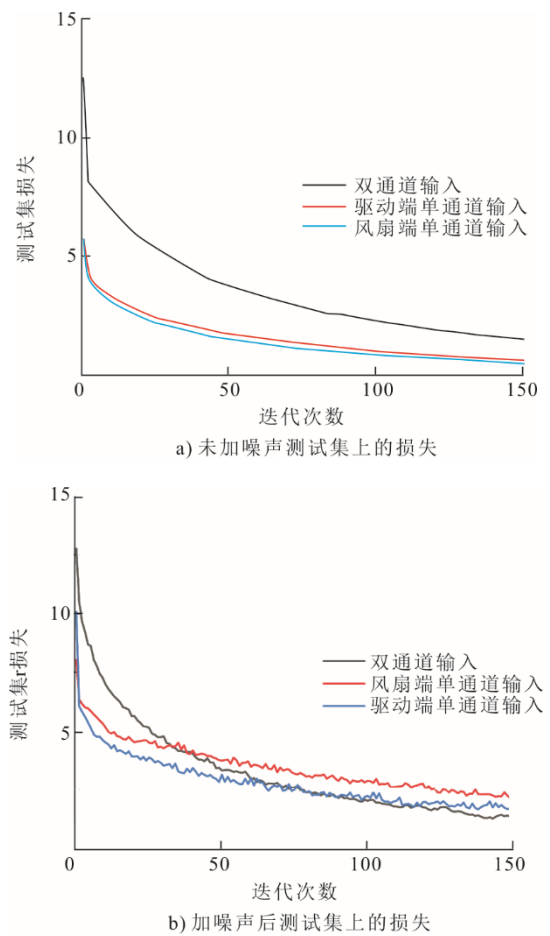


图 6 训练过程中损失的图像
Fig.6 Images of loss during training

为更直观地观察到双通道模型较单通道模型的优越性，采用 t 分布随机邻域嵌入^[23]的方法分别对加噪声前后的上述 3 种网络的输出端测试集数据进行可视化展示，结果如图 7、图 8 所示。由图 7 及图 8 可见：无噪声情况下，单通道输入和双通道输入均可获得清晰的聚类效果；强噪声干扰条件下，单通道网络聚类效果显著降低，而双通道输入

网络模型仍可获得清晰的 10 种聚类效果, 这从故障特征三维空间可视化的角度显示了双通道网络模型的优越性。

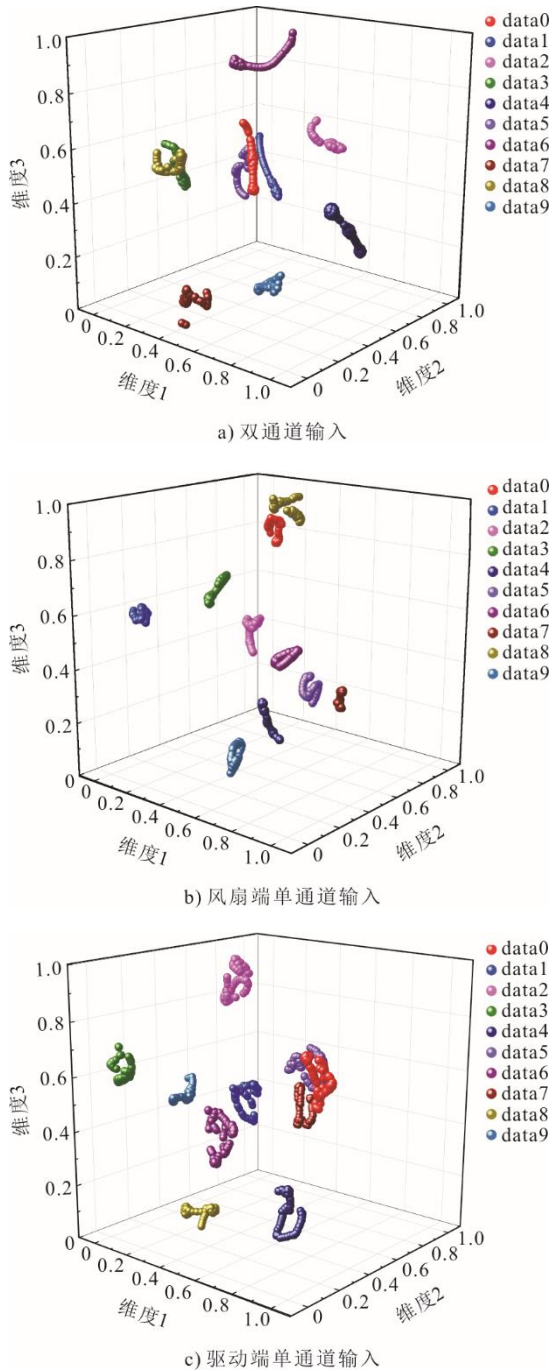


图7 无噪声的故障特征三维空间可视化
Fig.7 Noiseless 3D spatial visualisation of fault features

3.2 模型对比研究

为进一步对比双通道输入网络的特点, 本文将该方法与 K 近邻模型^[24]、决策树模型^[25]、多尺度特征融合残差模型^[26]及多模态耦合输入神经网络模型^[27]进行对比研究, 对比结果见表 3。

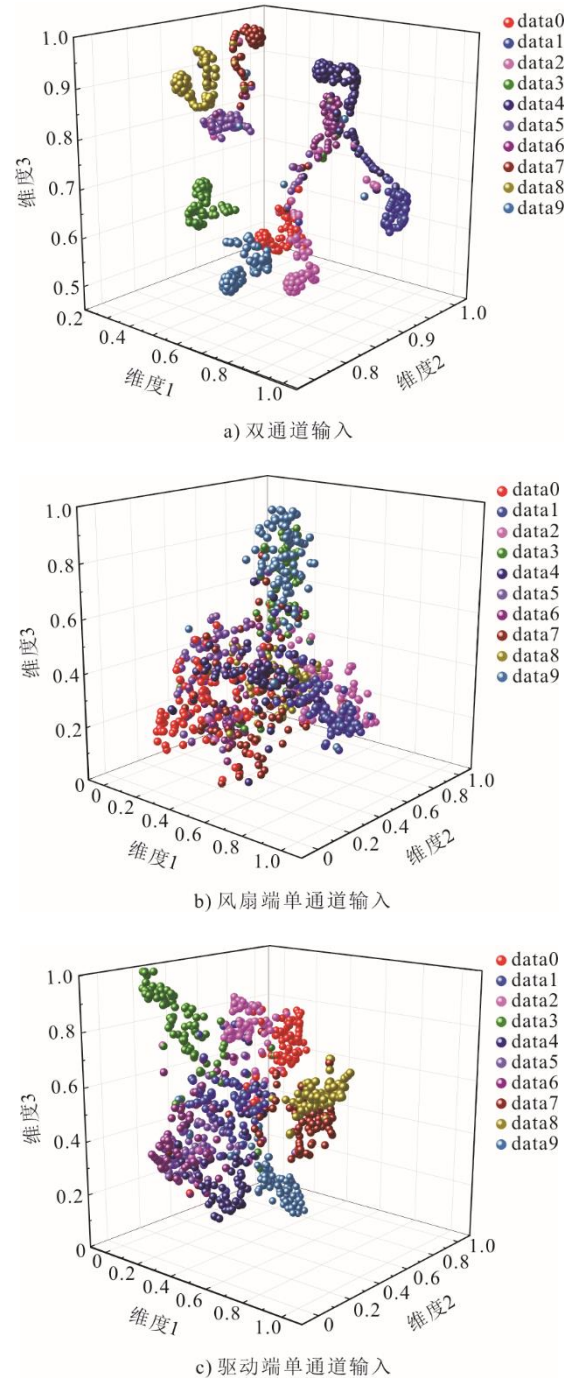


图8 加噪声后的故障特征三维空间可视化
Fig.8 The 3D spatial visualisation of fault features after noise addition

表3 不同模型的测试结果
Tab.3 Test results of different models

模型	信噪比/dB	数据集	精确度/%
本文模型	-10	CWRU	91.50
多尺度特征融合残差模型	-10	文献[26]实验数据	77.19
多模态耦合输入神经网络模型	-4	CWRU	78.68
K 近邻模型	0	CWRU	76.57
决策树模型	0	CWRU	80.59

由表3可知:在-10 dB信噪比条件下的本文模型较未加噪声的 K 近邻模型与决策树模型的准确率高出14.93个百分点和10.91个百分点,加入噪声后 K 近邻模型与决策树模型的准确率预计会进一步下降;此外,在同样添加一定噪声的条件下,本文模型的准确率较多尺度特征融合残差模型与多模态耦合输入神经网络模型高出14.31个百分点和12.82个百分点。总体而言,本模型在强噪声干扰条件下,仍具有良好的可靠性。

4 结 论

本文提出了一种基于LetNet-5的双通道输入卷积神经网络模型,采用凯斯西储大学振动数据集验证了该模型的有效性,论文将所提方法与单通道、 K 近邻等模型进行了对比研究,具体结论如下。

1) 相比于单通道输入模型而言,多通道输入模型训练过程中的收敛速度和精确度得到大幅度提高,抗噪性更强。准确率在强噪声环境下高达91.50%,高出单通道输入神经网络10.13个百分点~21.13个百分点;同时从收敛步数来看,双通道输入模型的效率要高于单通道模型,训练速度提高了40%~70%。

2) 与其他模型相比,本文提出的双通道输入模型在噪声环境下的精确度更高,分别高出多尺度特征融合残差模型和模型多模态耦合输入神经网络模型14.31个百分点和12.82个百分点。此外,较 K 近邻、决策树这类广泛使用的旋转机械故障诊断模型也具有更高的精度,分别高出二者14.93个百分点和10.91个百分点。

[参 考 文 献]

- [1] 翟善明. 旋转机械故障诊断与预测方法及其应用研究[J]. 现代工业经济和信息化, 2022, 12(3): 254-256.
ZHAI Shanming. Research on fault diagnosis and prediction method of rotating machinery and its application[J]. Modern Industrial Economy and Informationization, 2022, 12(3): 254-256.
- [2] 陈佳琦. 深度学习在旋转机械振动故障预测技术中的研究与实现[D]. 北京: 华北电力大学, 2020: 1.
CHEN Jiaqi. Research and implementation of deep learning in vibration failure prediction technology of rotating machinery[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2020: 1.
- [3] QIAN G S, LIU J Q. Development of deep reinforcement learning-based fault diagnosis method for rotating machinery in nuclear power plants[J]. Progress in Nuclear Energy, 2022, 152: 1-13.
- [4] WANG R X, JIANG H K, ZHU K, et al. A deep feature enhanced reinforcement learning method for rolling bearing fault diagnosis[J]. Advanced Engineering Informatics, 2022, 54: 1-17.
- [5] QIAN G S, LIU J Q. A comparative study of deep learning-based fault diagnosis method for rotating machines in nuclear power plants[J]. Annals of Nuclear Energy, 2022, 178: 1-12.
- [6] ZHANG K, TANG B Q, QIN Y, et al. Fault diagnosis of planetary gearbox using a novel semi-supervised method of multiple association layers network[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 131: 243-260.
- [7] 谭帅, 马遥, 侍洪波, 等. 基于时序关联分析的旋转机械故障诊断[J]. 振动与冲击, 2022, 41(8): 171-178.
TAN Shuai, MA Yao, SHI Hongbo, et al. Fault diagnosis of rotating machinery based on time-series correlation analysis[J]. Journal of Vibration and Shock, 2022, 41(8): 171-178.
- [8] 夏宇航, 陈星, 付文龙, 等. 基于卷积残差共享权值 LSTM 的旋转机械故障诊断[J/OL]. 机床与液压: 1-9. (2022-09-02)[2022-10-18]. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/44.1259.th.20220901.1621.004.htm>.
XIA Yuhang, CHEN Xing, FU Wenlong, et al. Rotating machinery fault diagnosis based on convolutional residual shared weight LSTM[J/OL]. Machine Tool & Hydraulics: 1-9. (2022-09-02)[2022-10-18]. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/44.1259.th.20220901.1621.004.htm>.
- [9] 孙国栋, 杨雄, 黄得龙, 等. 基于浅层 Inception-MobileNet 旋转机械故障诊断[J]. 噪声与振动控制, 2022, 42(5): 108-115.
SUN Guodong, YANG Xiong, HUANG Delong, et al. Fault diagnosis of rotating machinery based on shallow inception-mobile net[J]. Noise and Vibration Control, 2022, 42(5): 108-115.
- [10] 吕哲, 马波, 于功也, 等. 基于生成对抗网络与个性机理模型的旋转机械故障诊断方法[J]. 机电工程, 2022, 39(9): 1203-1210.
LYU Zhe, MA Bo, YU Gongye, et al. Intelligent fault diagnosis method of rotating machinery based on GAN-MCGM[J]. Journal of Mechanical & Electrical Engineering, 2022, 39(9): 1203-1210.
- [11] 徐志超. 基于改进神经网络的数字调制信号的综合识别[D]. 南京: 南京邮电大学, 2019: 1.
XU Zhichao. Comprehensive identification of digital modulation signals based on neural network[D]. Nanjing: Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2019: 1.
- [12] 杨旺功, 淮永建. 基于深度卷积生成对抗网络的花朵图像增强与分类[J]. 计算机科学, 2020, 47(6): 176-179.
YANG Wanggong, HUAI Yongjian. Flower image enhancement and classification based on deep convolution generative adversarial network[J]. Computer Science, 2020, 47(6): 176-179.
- [13] 蒙志强, 董绍江, 潘雪娇, 等. 基于改进卷积神经网络的滚动轴承故障诊断[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2020(2): 79-83.
MENG Zhiqiang, DONG Shaojiang, PAN Xuejiao, et al. Fault diagnosis of boiling bearing based on improved convolutional neural network[J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2020(2): 79-83.
- [14] 刘百成. 二值卷积神经网络加速器的 VLSI 架构设计[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2020: 1.
LIU Baicheng. VLSI architecture design for binary convolutional neural network accelerator[D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2020: 1.
- [15] HINTON G E, SRIVASTAVA N, KRIZHEVSKY A, et al.

- Improving neural networks by preventing co-adaptation of feature detectors[J]. arXiv e-prints, 2012, 3: 212-223.
- [16] CHEN Y Y, ZHANG Y. Adaptive sparse dropout: learning the certainty and uncertainty in deep neural networks[J]. Neurocomputing, 2021, 450: 354-361.
- [17] 韦洪新. 滚动轴承故障诊断研究方法及进展[J]. 天津理工大学学报, 2021, 37(2): 36-40.
WEI Hongxin. Research methods and development of rolling bearing fault diagnosis[J]. Journal of Tianjin University of Technology, 2021, 37(2): 36-40.
- [18] MANHERTZ G, BERECZKY A. STFT spectrogram based hybrid evaluation method for rotating machine transient vibration analysis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2021, 154: 1-16.
- [19] LIU D D, CHEN W D, WEN W G. Rolling bearing fault diagnosis via STFT and improved instantaneous frequency estimation method[J]. Procedia Manufacturing, 2020, 49: 166-172.
- [20] GAO Z, XUE H X, WAN S H. Multiple discrimination and pairwise CNN for view-based 3D object retrieval[J]. Neural Networks, 2020, 125: 290-302.
- [21] BARDENT R, HARDY A. Time-frequency transforms of white noises and Gaussian analytic functions[J]. Applied and Computational Harmonic Analysis, 2021, 50: 73-104.
- [22] 任进军, 王宁. 人工神经网络中损失函数的研究[J]. 甘肃高师学报, 2018, 23(2): 61-63.
REN Jinjun, WANG Ning. Research on cost function in artificial neural network[J]. Journal of Gansu Normal Colleges, 2018, 23(2): 61-63.
- [23] MAATEN L J P V D, HINTON G E. Visualizing high-dimensional data using t -SNE[J]. Journal of Machine Learning Research, 2008, 9: 2579-2605.
- [24] 侯平智, 张明, 徐晓滨, 等. 基于 K 近邻证据融合的故障诊断方法[J]. 控制与决策, 2017, 32(10): 1767-1774.
HOU Pingzhi, ZHANG Ming, XU Xiaobin, et al. Fault diagnosis based on KNN evidence fusion[J]. Control and Decision, 2017, 32(10): 1767-1774.
- [25] 熊慎, 李华, 赵鑫. 基于决策树方法的混凝土泵车液压油超温分析与识别[J]. 建设机械技术与管理, 2021, 34(5): 103-106.
XIONG Shen, LI Hua, ZHAO Xin, et al. Analysis and identification of hydraulic oil over temperature of concrete pump truck based on decision tree method[J]. Construction Machinery Technology & Management, 2021, 34(5): 103-106.
- [26] 邓飞跃, 丁浩, 郝如江. 基于多尺度特征融合残差神经网络的旋转机械故障诊断[J]. 振动与冲击, 2021, 40(24): 22-28.
DENG Feiyue, DING Hao, HAO Rujiang. Fault diagnosis of rotating machinery based on residual neural network with multi-scale feature fusion[J]. Journal of Vibration and Shock, 2021, 40(24): 22-28.
- [27] 姚家琪, 荆华, 赵春晖. 一种面向噪声环境中旋转机械故障诊断的多模态耦合输入神经网络[J/OL]. 控制与决策: 1-9. (2022-04-06)[2022-10-18]. <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2021.1851>.
YAO Jiaqi, JING Hua, ZHAO Chunhui. A multi-mode coupled input neural network for rotating Machinery fault diagnosis in the noisy environment[J]. Control and Decision: 1-9. (2022-04-06)[2022-10-18]. <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2021.1851>.

(责任编辑 邓玲惠)