

基于声学信号与视觉转换器的滚动轴承故障诊断方法研究



宁方立,王佳龙,王珂

西北工业大学, 陕西 西安 710072

摘要:航空机载设备的可靠性对航空运输安全至关重要。针对航空机载设备上的滚动轴承故障,本文提出一种声学信号与视觉转换器(ViT)相结合的滚动轴承故障诊断方法。首先,将采样获得的滚动轴承声信号通过短时傅里叶变换转换为时频图。其次,将时频图按时序分割,作为ViT的输入。ViT通过多注意力机制提取图像块中的信息并输出数据。最后,输出数据通过多层感知机实现对不同类别的滚动轴承故障识别。试验表明,相较于传统的基于卷积神经网络和长短时记忆网络的滚动轴承故障诊断方法,本文所提方法的滚动轴承故障诊断准确率更高,为航空机载设备的轴承故障诊断提供了一类新方法。

关键词:滚动轴承故障诊断; 短时傅里叶变换; 时频分析; 视觉转换器; 卷积神经网络

中图分类号:TH133.33

文献标识码:A

DOI: 10.19452/j.issn1007-5453.2023.11.015

在飞行安全保障体系中,航空机载设备的可靠性是保证航空运输安全的关键因素之一^[1]。滚动轴承作为航空机载设备的常见部件,其故障严重影响飞机的飞行安全^[2]。因此,有效的滚动轴承故障诊断技术和故障类型识别对于航空机载设备的安全、稳定和长期运行具有重要意义。

大多数故障诊断系统由特征提取和机器学习算法结合而成^[3]。滚动轴承的故障信号是复杂非平稳信号,需对信号进行预处理,从而提取滚动轴承故障特征信号的特征。滚动轴承信号的非平稳性,来自外部的干扰,也可能来自故障下损坏与未损坏部分的冲击^[4]。一些研究人员在时频域中对非平稳信号进行分析,如使用短时傅里叶变换(STFT)^[5]。基于对特征提取的需求,研究人员开发了信号的特征提取方法,如希尔伯特变换^[6-7]、小波变换^[8-9]、集合经验模态分解^[10]等方法。机器学习算法则被用来对提取出来的故障特征进行分类,分类方法有朴素贝叶斯^[9]、支持向量机^[11]、K-最近邻算法^[12]等。这些诊断技术虽然可能达到令人满意的精度,但在特征提取和选择过程中严重依赖专业

知识和人工干预^[13]。

近年来,深度学习发展迅速,并且应用广泛。卷积神经网络(CNN)是一种深度学习模型,在处理原始数据信息量较大的问题时,CNN可对其进行降维,继而减少参数,使学习效果更精确且简洁。针对具有较强非平稳性和易被强烈背景噪声干扰特点的滚动轴承振动信号,李恒等^[14]提出了基于STFT和CNN的故障诊断方法,实现了端到端的故障模式识别。Wang Xin等^[15]基于一维CNN的网络,提出了一种融合多模态传感器信号的新方法,该方法从原始振动信号与声学信号中提取特征,以实现更准确的滚动轴承故障诊断。但滚动轴承故障信号是时间序列信号,CNN在处理数据时不具备记忆能力,无法获取样本数据的序列信息^[16]。因此,研究人员提出采用长短时记忆网络(LSTM)来处理时序信息,并应用到滚动轴承的故障检测中。Yu Lu等^[17]提出一种自学习的堆叠LSTM神经网络,用以对滚动轴承的故障进行检测,该方法能自适应地提取固有故障特征,并有效识别故障。Pan Honghu等^[18]将一维CNN与LSTM相结合,使用CNN的

收稿日期: 2023-06-04; 退修日期: 2023-08-25; 录用日期: 2023-10-12

基金项目: 航空科学基金(20200015053001); 国家自然科学基金(52075441); 陕西省重点研发计划(2023-YBGY-219); 西安市重点产业链项目(2023JH-RGZNGG-0007)

引用格式: Ning Fangli, Wang Jialong, Wang Ke. Study on rolling bearing fault diagnosis method based on acoustical signal and vision transformer[J]. Aeronautical Science & Technology, 2023, 34(11): 111-117. 宁方立, 王佳龙, 王珂. 基于声学信号与视觉转换器的滚动轴承故障诊断方法研究[J]. 航空科学技术, 2023, 34(11): 111-117.

输出作为LSTM的输入用于滚动轴承故障类型检测。Qiao Meiyang等^[19]将时频域信号作为CNN-LSTM模型的输入,用于不同噪声与载荷下滚动轴承的故障诊断。LSTM神经网络是循环神经网络(RNN)的改进版本^[20],虽然可以缓解RNN的梯度消失问题^[21],但仍无法彻底解决梯度消失问题,且LSTM的数据处理是顺序进行的,在训练中很少进行并行数据处理^[22]。

在对自然语言的处理中,Transformer构架的深度学习模型应运而生。与LSTM不同的是,Transformer不依赖于序列的固定顺序,可以并行操作,也不需要考虑梯度消失问题,因此有着更快的训练速度和更好的性能^[21]。Dosovitskiy等将Transformer应用于图像识别中并提出了视觉转换器(ViT),在图像分类上有着很好的表现。本文提出一种基于声学信号与ViT的滚动轴承故障诊断方法。该方法通过STFT将获得的各种滚动轴承故障声信号转换为声信号时频图,然后输入ViT实现滚动轴承故障的分类。与CNN和CNN-LSTM相融合的滚动轴承故障诊断方法相比,该方法的鲁棒性更好、诊断精度更高。

1 诊断方法

采用非接触式的声学采集方法,采集滚动轴承在不同状况下的声信号,将声信号预处理后进行故障诊断分析。基于ViT的滚动轴承故障诊断方法流程如图1所示。

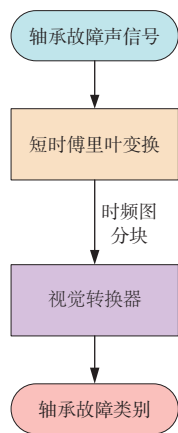


图1 ViT滚动轴承故障诊断方法流程

Fig.1 Flow chart of ViT rolling bearing fault diagnosis method

滚动轴承的故障声信号通过STFT处理生成时频图,将时频图按时序分块输入ViT进行滚动轴承状态的分类,从而完成对滚动轴承故障类别的区分。

1.1 STFT声信号处理

当滚动轴承出现故障时,故障部件与其他元件的相互碰撞会产生周期性的冲击脉冲,其振动信号往往表现出非平稳性^[23]。因此,有效处理非平稳信号对滚动轴承故障检测至关重要。STFT是一种用于非平稳信号的时频分析技术。通过将非平稳的时域信号与窗口函数相乘,将信号分割成几个分离或重叠的帧,然后对每帧进行快速傅里叶变换(FFT)。该技术可以测量信号的频率成分随时间的变化^[24]。通过对采集到的滚动轴承故障声信号进行STFT,生成不同故障类型的时频图。试验测定的三种不同滚动轴承故障与健康滚动轴承声信号的时频图如图2所示。

分析图2可知,滚动轴承的特征频率主要集中在0~4000Hz范围内,且健康滚动轴承声信号时频图相较于故障滚动轴承声信号时频图频带更清晰。不同类型的滚动轴承声信号时频图亮条纹区域宽度与位置均存在差异,分别展现出了不同的局部特征。

1.2 基于ViT的时序特征提取

经STFT输出的时频图包含大量的频率时序信息,对不同类型滚动轴承声信号特征的提取能力决定了分类的精度。ViT的图像输入时需将时频图进行分块,但固有的图像分块方式会改变时频图的时序特征,因此,采用另一种分块方式,即将时频图按照时序信息进行纵向分割。时频图被分割为大小固定的块,分块数量为224块,每块的矢量长度为224。经过线性变换后,给每个块加入位置信息,保证序列中分块按照时序信息排布。分类结构如图3所示。

为了执行分类,在序列前加入额外的分类标记,用以区分滚动轴承的不同状态。序列组合后生成大小为 225×224 的矩阵,将生成的矩阵输入转换编码器模块。转换编码器模块由多头注意力机制、残差连接与归一化模块和前馈层组成。多头注意力机制结构如图4所示。

多头注意力机制是深度学习模型中常使用的注意力机制的扩展形式。注意力机制就是查询(Q)到主键(K)和值(V)对的映射。多头注意力允许模型在不同的位置共同关注来自不同表示子空间的信息。多头注意力的输入Q、K和V由输入的序列矩阵获得, h 为注意力头数。序列矩阵在经过 L 层的转换编码器模块后,经过多层感知机获得滚动轴承类型的分类结果。

2 试验平台及数据采集

2.1 试验平台

将滚动轴承布置于三项异步电机的前端,并且将电机

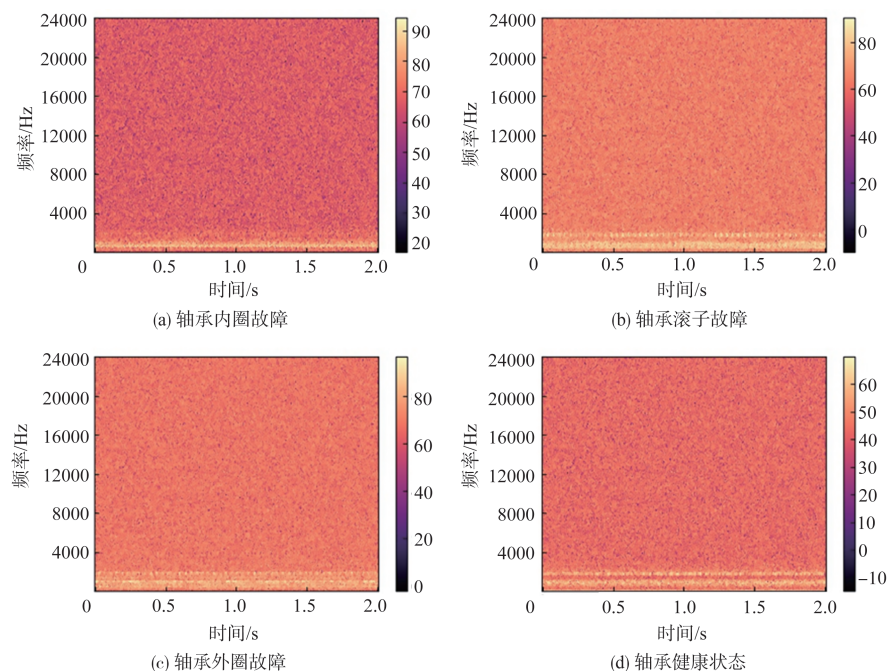


图2 4种不同类型的滚动轴承声信号时频图

Fig.2 Time-frequency plots of four different types of rolling bearing acoustic signals

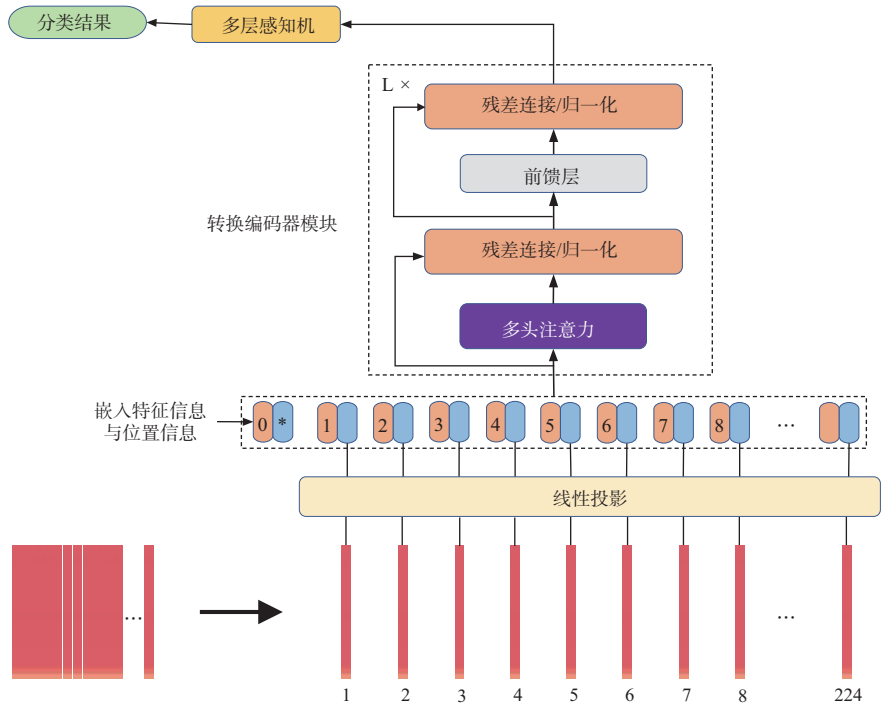


图3 ViT分类结构

Fig.3 ViT classification structure

固定于试验台上。故障声信息采集设备使用的是16通道驻极体麦克风阵列,由声学采集卡将阵列采集的信息传输给计算机,进行数据存储。试验平台如图5所示。

试验分别对健康滚动轴承、滚动轴承的内圈点蚀故障、

滚子点蚀故障和滚动轴承外圈点蚀故障进行模拟。

2.2 声数据采集

声卡采集频率为48kHz,对不同类型的滚动轴承声信号进行采集,见表1。

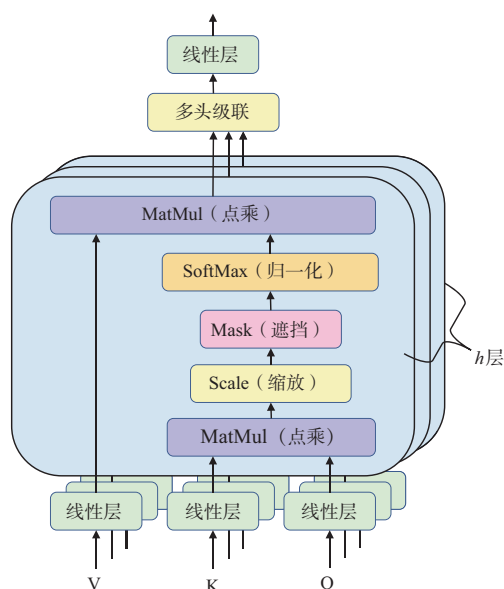


图4 多头注意力机制

Fig.4 Multi-head attention mechanism



图5 试验平台图

Fig.5 Experimental platform diagram

表1 各类别滚动轴承声信号采样表

Table 1 Sampling table for various types of rolling bearing noise signals

不同类别	内圈故障	外圈故障	滚子故障	正常声
采样时长/min	18	16	15	25
可用时长/min	15	15	15	15

在采集的声信号中加入白噪声,用以模拟滚动轴承真实工况下的环境噪声,信噪比设置为0。将采集到的数据经过STFT获得时频图。各类别滚动轴承声信号数据样本均为5760个。按4:1的比例将样本划分为训练集与测试集,其中训练集的样本总量为23040个,测试集的样本总量为5760个。具体数据量及标签见表2。

表2 各类别滚动轴承声信号数据集描述

Table 2 Description of sound signal datasets for various types of rolling bearings

不同类别	滚子故障	内圈故障	正常声	外圈故障
训练集	5760	5760	5760	5760
测试集	1440	1440	1440	1440
类别标签	0	1	2	3

3 试验与分析

3.1 ViT训练与测试

将ViT的训练周期设置为200,初始学习率设置为0.0001,采用Adam优化器,训练网络采用的硬件配置为Windows 11系统、AMD-Ryzen-7-5800H CPU、Nvidia RTX 3060(12 GB) GPU,CUDA 11.6和Pytorch 1.11.0。最终训练的准确率与损失函数如图6所示。

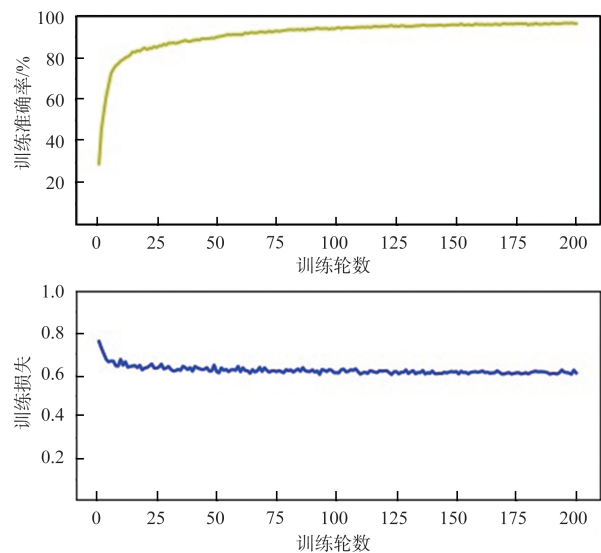


图6 训练准确率及损失

Fig.6 Training accuracy and loss

随着训练次数的增加,训练准确率也在不断增加,最后趋于稳定。由训练损失也可以看出这种趋势。在测试阶段经历10个循环,测试准确率见表3。测试集的平均准确率为97.68%。

表3 ViT测试准确率

Table 3 ViT test accuracy

循环次数	1	2	3	4	5
准确率/%	97.43	97.57	97.97	97.50	97.52
循环次数	6	7	8	9	10
准确率/%	98.00	97.80	97.36	97.85	97.81

3.2 滚动轴承故障诊断方法的性能对比

采用CNN与CNN+LSTM的滚动轴承故障诊断方法应用广泛,将以上两种方法与基于ViT的滚动轴承故障诊断方法进行对比。输入数据均相同,且采用相同的预处理方式。经10次循环,三种方法的测试准确率如图7所示。

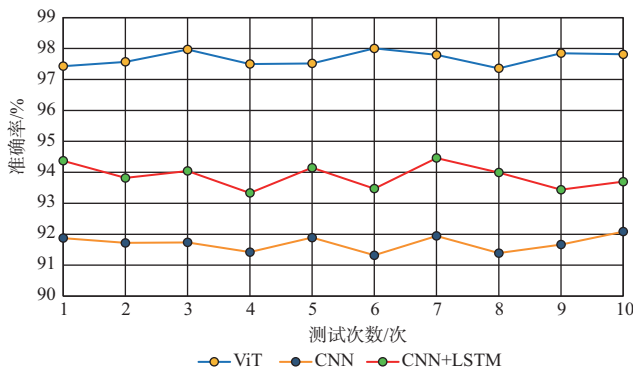


图7 三种滚动轴承故障诊断方法测试准确率
Fig.7 Test accuracy of three rolling bearing fault diagnosis methods

由图7可以看出,基于ViT的滚动轴承故障检测方法在10次循环测试中的准确率均高于其余两种方法。接下来分别采用测试集平均准确率、精准率、召回率与F1_score对三种不同的滚动轴承故障检测方法进行分类性能的对比,见表4。

表4 三种滚动轴承故障诊断方式对比

Table 4 Comparison between three rolling bearing fault diagnosis methods

方法名称	ViT	CNN	CNN+LSTM
平均准确率/%	97.68	91.70	93.88
精准率/%	97.80	92.03	94.04
召回率/%	97.82	92.26	92.24
F1_score/%	97.81	92.14	94.14

通过对比可以看出,ViT的分类性能均优于CNN与CNN+LSTM的分类性能。这体现了基于ViT的滚动轴承故障检测方法的有效性。

3.3 可视化分析

在可视化分析中采用t-分布随机领域嵌入(t-SNE)技术,它通过在二维地图中为每个数据点指定一个位置来可视化高维数据。通过t-SNE对ViT的分类结果降维可视化,分析分类结果之间的相关程度。ViT分类特征向量可视化,如图8所示。

图8中的0、1、2、3分别代表滚子故障、内圈故障、正常声与外圈故障。从各种故障的分布可以看出,内圈故障与外圈故障有部分混淆,但总体可分;滚子故障与正常声音有较清

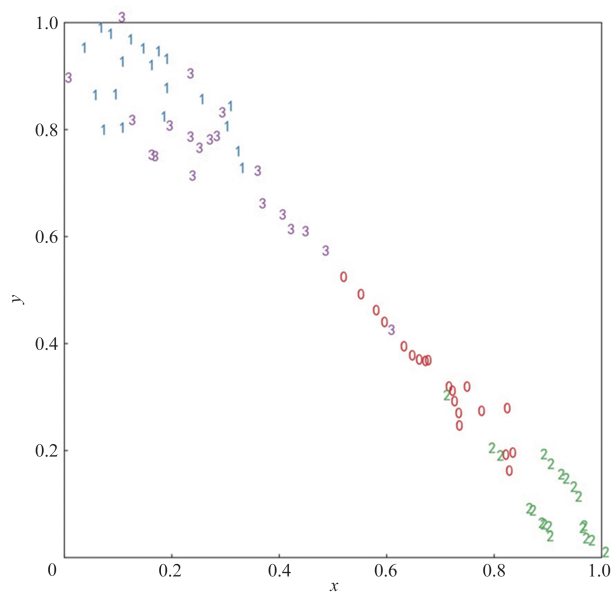


图8 ViT分类特征向量可视化

Fig.8 Visualization of ViT classification feature vectors

晰的边界。由此可以看出,本文所提出的基于ViT的滚动轴承故障检测方法可以实现对滚动轴承故障类别的分类。

4 结论

针对航空机载设备上的滚动轴承故障,且故障信号具有非平稳的特点,本文提出了基于ViT的声信号滚动轴承故障诊断方法。声信号通过STFT输出时频图作为ViT的输入。该方法相较于已有的CNN与CNN+LSTM的滚动轴承故障诊断方法,在诊断准确率等方面有着更高的提升。但将STFT输出的时频图直接作为ViT的输入,存在输入数据量大的问题,还需进一步研究解决。

AST

参考文献

- [1] 邵将,孙胜,孟理华,等. 多应力下基于模型的航空机电设备可靠性仿真方法研究[J]. 航空科学技术, 2022, 33(5): 24-31.
Shao Jiang, Sun Sheng, Meng Lihua, et al. Research on model-based reliability simulation method of aviation electromechanical equipment under multi stresses condition[J]. Aeronautical Science & Technology, 2022, 33(5): 24-31. (in Chinese)
- [2] Zhang Z, Liu B, Liu Y, et al. Fault feature-extraction method of aviation bearing based on maximum correlation Re'nyi entropy and phase-space reconstruction technology[J]. Entropy, Multidisciplinary Digital Publishing Institute, 2022, 24(10): 1459.
- [3] Liu Ruonan, Yang Boyuan, Zio E, et al. Artificial intelligence

- for fault diagnosis of rotating machinery: A review[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2018, 108: 33-47.
- [4] Al-Bugharbee H, Trendafilova I. A fault diagnosis methodology for rolling element bearings based on advanced signal pretreatment and autoregressive modeling [J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2016, 369: 246-265.
- [5] Li Lin, Cai Haiyan, Han Hongxia, et al. Adaptive short-time Fourier transform and synchrosqueezing transform for non-stationary signal separation[J]. *Signal Processing*, 2020, 166: 107231.
- [6] Xue Yan, Dou Dongyang, Yang Jianguo. Multi-fault diagnosis of rotating machinery based on deep convolution neural network and support vector machine[J]. *Measurement*, 2020, 156: 1-7.
- [7] 郑近德,程军圣.改进的希尔伯特-黄变换及其在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. *机械工程学报*, 2015, 51(1): 138-145.
Zheng Jinde, Cheng Junsheng. Improved Hilbert-Huang transform and its application in fault diagnosis of rolling bearings[J]. *Chinese Journal of Mechanical Engineering*, 2015, 51(1): 138-145. (in Chinese)
- [8] Islam M M M, Kim J M. Automated bearing fault diagnosis scheme using 2D representation of wavelet packet transform and deep convolutional neural network[J]. *Computers in Industry*, 2019, 106: 142-153.
- [9] Nguyen P H, Kim J M. Multifault diagnosis of rolling element bearings using a wavelet kurtogram and vector median-based feature analysis[J]. *Shock and Vibration*, 2015(8): 38.
- [10] Zhang Xiaoyuan, Zhou Jianzhong. Multi-fault diagnosis for rolling element bearings based on ensemble empirical mode decomposition and optimized support vector machines[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2013, 41(1-2): 127-140.
- [11] Liu Ruonan, Yang Boyuan, Zhang Xiaoli, et al. Time-frequency atoms-driven support vector machine method for bearings incipient fault diagnosis[J]. *Mechanical Systems & Signal Processing*, 2016, 75: 345-370.
- [12] Pandya D H, Upadhyay S H, Harsha S P. Fault diagnosis of rolling element bearing with intrinsic mode function of acoustic emission data using APF-KNN[J]. *Expert Systems with Applications*, 2013, 40(10): 4137-4145.
- [13] Liang Pengfei, Deng Chao, Wu Jun, et al. Intelligent fault diagnosis of rolling element bearing based on convolutional neural network and frequency spectrograms[C]. 2019 IEEE International Conference on Prognostics and Health Management (ICPHM), 2019: 1-5.
- [14] 李恒,张氢,秦仙蓉,等.基于短时傅里叶变换和卷积神经网络的滚动轴承故障诊断方法[J]. *振动与冲击*, 2018, 37(19): 124-131.
Li Heng, Zhang Qing, Qin Xianrong, et al. Bearing fault diagnosis method based on short time Fourier transform and convolutional neural network[J]. *Vibration and Shock*, 2018, 37(19): 124-131. (in Chinese)
- [15] Wang Xin, Mao Dongxing, Li Xiaodong. Bearing fault diagnosis based on vibro-acoustic data fusion and 1D-CNN network[J]. *Measurement*, 2021, 173: 108518.
- [16] Qiu Dawei, Liu Zichen, Zhou Yiqing, et al. Modified bi-directional LSTM neural networks for rolling bearing fault diagnosis [C]. 2019 IEEE International Conference on Communications (ICC), 2019: 1-6.
- [17] Yu Lu, Qu Jianling, Gao Feng, et al. A novel hierarchical algorithm for bearing fault diagnosis based on stacked LSTM [J]. *Shock and Vibration*, 2019(11): 1-10.
- [18] Pan Honghu, He Xingxi, Tang Sai, et al. An improved bearing fault diagnosis method using one-dimensional CNN and LSTM [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2018, 64(7): 443-452.
- [19] Qiao Meiying, Yan Shuhao, Tang Xiaxia, et al. Deep convolutional and LSTM recurrent neural networks for rolling bearing fault diagnosis under strong noises and variable loads[J]. *IEEE Access*, 2020(8): 66257-66269.
- [20] 孙毅刚,刘凯捷.基于 PSO-LSTM 网络的航电系统故障率预测研究[J]. *航空科学技术*, 2021, 32(5): 17-22.
Sun Yigang, Liu Kaijie. Research on fault rate prediction of avionics systems based on PSO-LSTM network[J]. *Aeronautical Science & Technology*, 2021, 32(5): 17-22. (in Chinese)
- [21] Hochreiter S, Schmidhuber J. Long short-term memory[J]. *Neural Computation*, 1997, 9(8): 1735-1780.
- [22] Riaz N, Latif S, Latif R. From transformers to reformers[C]. 2021 International Conference on Digital Futures and Transformative Technologies (ICoDT2), 2021: 1-6.
- [23] 胡爱军,马万里,唐贵基.基于集成经验模态分解和峭度准则

的滚动轴承故障特征提取方法[J]. 中国电机工程学报, 2012, 32(11): 106-111+153.

Hu Aijun, Ma Wanli, Tang Guiji. Fault feature extraction method for rolling bearings based on integrated empirical mode decomposition and kurtosis criterion[J]. Journal of

Chinese Electrical Engineering Science, 2012, 32(11): 106-111+153. (in Chinese)

[24] Jeon H, Jung Y, Lee S, et al. Area-efficient short-time Fourier transform processor for time-frequency analysis of non-stationary Signals[J]. Applied Sciences, 2020, 10(20): 7208.

Study on Rolling Bearing Fault Diagnosis Method Based on Acoustical Signal and Vision Transformer

Ning Fangli, Wang Jialong, Wang Ke

Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China

Abstract: The reliability of airborne equipments has a significant impact on aviation safety. Aiming at the characteristics of rolling bearings that are prone to faults and have unstable fault signals, a rolling bearing fault diagnosis method combining short time Fourier transform and Vision Transformer(ViT) is proposed. Firstly, the sampled rolling bearing sound signal is converted into a time-frequency map containing the time of frequency occurrence through the short time Fourier transform. Secondly, the time-frequency map is segmented chronologically as input to the ViT. The ViT extracts the information in the image block through the multi-attention mechanism and outputs the output data. The output data is matched by multiple perceptrons to realize the recognition of different types of rolling bearing faults. The experiment shows that the proposed method has higher accuracy in rolling bearing fault diagnosis compared to CNN and CNN+LSTM rolling bearing fault diagnosis methods. A new approach for the diagnosis of bearing faults in airborne equipments is proposed in this work.

Key Words: rolling bearing fault diagnosis; short time Fourier transform; time-frequency analysis; ViT; CNN

Received: 2023-06-04; **Revised:** 2023-08-25; **Accepted:** 2023-10-12

Foundation item: Aeronautical Science Foundation of China (20200015053001); National Natural Science Foundation of China (52075441); Shaanxi Province Key Research and Development Plan (2023-YBGY-219); Xi'an Key Industrial Chain Technology Research Project (2023JH-RGZNGG-0007)