JOURNAL OF ELECTRONIC MEASUREMENT AND INSTRUMENTATION

DOI: 10. 13382/j. jemi. B2206024

# 改进一维卷积神经网络的航空发动机故障诊断方法\*

### 伍济钢 文 港 杨 康

(湖南科技大学机械设备健康维护湖南省重点实验室 湘潭 411201)

摘 要:针对现有航空发动机故障诊断的 1DCNN 方法缺乏故障频率多尺度特征提取能力以及对原始振动信号时域特征提取不 足的问题,通过融合内嵌多尺度层到双通道 1DCNN 提出了改进 1DCNN 的航空发动故障诊断方法。提出了幅值变化速率的方 法对振动信号进行时域特征增强,在单通道 1DCNN 基础上增加幅值变化通道作为第二通道,构建双通道 1DCNN,加强 1DCNN 的时域特征提取能力,再改进多尺度模块为内嵌多尺度层并应用于 1DCNN 的第一通道,针对航空发动机故障频率域的多尺度 特征进行提取。最后将改进 1DCNN 应用于航空发动机转静碰摩、叶片断裂等故障的诊断,通过对比实验证明了改进 1DCNN 检 测的优越性、抗噪性、泛化性以及改进点的可行性。

关键词:一维卷积神经网络;多尺度模块;航空发动机;故障诊断 中图分类号:TN06;TP277 文献标识码:A 国家标准学科分类代码:470.30

## Improved one-dimensional convolutional neural network for aero-engine fault diagnosis

Wu Jigang Wen Gang Yang Kang

(Hunan Province Key Laboratory of Health Maintenance Equipment, Hunan University of Science and Technology, Xiangtan 411201, China)

**Abstract**: To address the problems that the existing 1DCNN method for aero-engine fault diagnosis lacks the multi-scale feature extraction capability of fault frequency and the insufficient extraction of time-domain features of the original vibration signal, improved 1DCNN aero-engine fault diagnosis method is proposed by fusing embedded multiscale layers to dual-channel 1DCNN. The method of amplitude change rate is proposed for the time domain feature enhancement of vibration signals, and the amplitude change channel is added as the second channel on the basis of single-channel 1DCNN to build a dual-channel 1DCNN to strengthen the time domain feature extraction capability of 1DCNN, then the multi-scale module is improved to an embedded multi-scale layer and applied to the first channel of 1DCNN to extract multi-scale features of aero-engine fault frequency. Finally, the improved 1DCNN is applied to the diagnosis of aero-engine transient static rubbing, blade fracture and other faults, and the superiority, noise resistance, generalization of the improved 1DCNN detection and the feasibility of the improvement points are proved through comparative experiments. **Keywords**: one-dimensional convolutional neural network; multi-scale module; aero-engine; fault diagnosis

0 引 言

作为飞机核心的复杂动力装置,航空发动机的健康 状态时刻关系着飞机的安全<sup>[1]</sup>。但是由于其经常工作在 高温高压以及强振动的恶劣环境下,难免会出现故障,严 重的会造成巨大的经济损失甚至是人员伤亡事故的发 生<sup>[24]</sup>,因此研究高精度的方法对航空发动机进行精准的 故障诊断就具有重大的工程意义。传统的故障诊断方法 依赖专家经验进行人工特征提取,检测准确率较低,近些 年深度学习的应用领域十分广泛<sup>[5-6]</sup>,能够提取深层的特 征信息,非常适用于故障诊断领域。在众多深度学习方 法中,卷积神经网络(convolutional neural network, CNN) 由于其权值共享和稀疏连接等特点,具有强大的特征提

收稿日期: 2022-11-20 Received Date: 2022-11-20

<sup>\*</sup>基金项目:国家自然科学基金(51775181)项目资助

取能力和泛化性,能够极大提高故障诊断的准确率,目前 已成为工程上故障诊断的重要解决手段<sup>[78]</sup>。

目前许多学者采用的 CNN 航空发动机故障诊断方 法是将原始振动信号经过图像变换从一维时序信号转变 为二维图像信号,然后将图像输入到 CNN 中进行特征提 取和识别分类。余晓霞等<sup>[9]</sup>考虑到强噪声下航空发动机 的附件机匣故障难以诊断的问题,提出了自适应图卷积 神经网络,通过小波分解的节点和边构建图像输入到图 卷积网络中实现故障的分类。王奉涛等<sup>[10]</sup>以航空发动 机转子的中介轴承故障振动信号为对象,将其通过灰度 变换的方法转化为图像信号然后输入 CNN 中实现故障 诊断。康玉祥等<sup>[11]</sup>以频谱图为输入通过残差网络实现 了航空发动机滚动轴承的多任务故障诊断。

以上方法都需要将一维信号转换为图像形式作为输 入,CNN 的强大特征提取能力并没有得到充分发挥,并 且仍存在一定的人工干预<sup>[12]</sup>,于是很多学者着手研究端 到端的1DCNN 故障诊断方法,直接将原始故障振动信号 输入到 1DCNN 中完成识别分类。杨洁等<sup>[13]</sup> 通过多个传 感器对航空发动机故障数据进行采集,然后以融合多传 感器的数据输入到 1DCNN 中实现了较高精度的分类。 韩淞宇等[14]考虑到航空发动机轴承的原始振动信号具 有强烈的非平稳性,提出了自适应权重和多尺度卷积的 一维提升卷积神经网络,获得了较好的检测结果。Zhang 等[15]针对航空发动机的喘振故障,通过不同的传感器收 集故障的激振信号,输入到1DCNN中进行故障诊断。但 这些应用于航空发动机故障诊断的 1DCNN 方法并没有 考虑到航空发动机故障频率特征多尺度的特点[16],并且 没有考虑到航空发动机强噪声导致的关键时域信息隐蔽 的问题,对航空发动机故障原始信号的时域特征和故障 频率域的多尺度特征提取能力仍存在着不足,因此对于 航空发动机故障的特征提取能力还需加强。针对现有相 关研究中算法的特征提取能力不足问题,本文提出了融 合内嵌多尺度和双通道 1DCNN 的方法进行航空发动机 故障诊断,构建了幅值通道和幅值变化通道的双通道 1DCNN。相比较于其他算法,本文算法通过添加幅值通 道增强 1DCNN 对于振动信号的时域特征提取能力,并且 调整改进 inception 多尺度模块为内嵌多尺度层后添加到 幅值通道进行故障频率多尺度特征的提取,从而获得比 其他算法更强的特征提取能力。

## 1 一维卷积神经网络

1DCNN 通过一维卷积核对输入进行卷积操作,其结构组成为输入层、一维卷积层、一维池化层、全连接层和输出层<sup>[17]</sup>。

#### 1.1 一维卷积层

卷积层的作用是通过卷积操作对输入的数据进行自动地特征识别和提取。一维卷积具体操作是将输入的一 维数据同一维卷积核进行卷积,然后引入非线性激活函 数将卷积的结果进行非线性化。

#### 1.2 一维池化层

池化层可以降低数据维数并且能够对特征进行二次 提取,旨在获得具有空间不变性的特征<sup>[18]</sup>。池化方法主 要包括最大值池化和平均值池化,一维最大值池化如式 (1)所示,一维平均值池化如式(2)所示:

$$S_{j}^{l} = \max(x_{j}^{l}[sn], x_{j}^{l}[sn + 1], \cdots, x_{j}^{l}[sn + h]) \quad (1)$$
  

$$S_{j}^{l} = (x_{j}^{l}[sn] + x_{j}^{l}[sn + 1] +, \cdots, + x_{j}^{l}[sn + h])/h$$
(2)

式中: s 代表池化步长, h 代表的是池化核的长度, m 表示  $x_i^l$  中元素的个数, n 的取值为  $n = 0, 1, \dots, m/2_{\circ}$ 

## 2 改进一维卷积神经网络

## 2.1 双通道 1DCNN 的数据前处理

针对现有应用于航空发动机故障诊断的 1DCNN 对 原始振动信号中时域特征提取不足的问题,本文提出了 构建双通道 1DCNN 加强时域特征提取的能力。选择 1DCNN 对航空发动机故障进行诊断是因为航空发动机 故障是以一维时序的振动信号形式进行表达,直接对原 始的一维信号进行故障诊断能够最大程度的保留原始振 动信号的特征,不会因为进一步的人工操作导致关键特 征的丢失,并且也可以保证高效率的端到端的故障诊断。

但是应用1DCNN进行诊断也存在着弊端。原始振动信号是时序信号,不仅仅从振动信号幅值能够提取出关键的时域特征,幅值的前后变化也能够提取出关键的时域特征。图1为振动信号二维的时域图,以二维矩阵形式作为2DCNN的输入值,能够很明显的表示出振动信号的幅值变化情况,但是以一维矩阵形式作为1DCNN的输入值的振动信号散点图(图2)难以体现振动信号幅值前后的变化。

图 2 就缺乏了振动信号幅值变化中时域特征的提取 能力,本文针对这一问题进行改进,通过式(3)的幅值变 化数据增强和式(4)的归一化对输入数据进行处理,获 得了图 3 的原始振动数据幅值变化散点图,最后将图 2 和 3 的数据输入到双通道 1DCNN 中。

$$l_n^o = \frac{l_{n+1}^i - l_n^i}{N_{n+1} - N_n}$$
(3)

$$l_n^o = \frac{l_n - \operatorname{Min}(L_n)}{\operatorname{Max}(L_n^o) - \operatorname{Min}(L_n^o)}$$
(4)

式中: l<sub>n</sub> 表示第 n 个数据点振动信号幅值增强后的输出









Fig. 2 Scatter plot of the original vibration signal

值, *l<sub>n</sub>* 表示第 *n* 个数据点振动信号幅值的输入值, *N<sub>n</sub>* 表示第 *n* 个采样数据点, Min()表示取其中最小值, Max() 表示取其中最大值。





## 2.2 多尺度特征提取

针对现有应用于航空发动机故障诊断的 1DCNN 缺乏故障频率多尺度特征提取能力的问题,本文引入并改进了 inception 模块对航空发动机故障的频率进行针对性的特征提取。图 4 是 inception 模块的结构,但是 inception 模块最初是应用于图像的处理用于增大网络的感受野,图像处理为了获得好的检测效果需要应用到多个 inception 模块并且图像中应用的 inception 模块包含的

参数更多,因此 inception 模块的设计优先考虑了 inception 的计算量问题,采用的瓶颈层和卷积层的卷积 核都比较小,然后通过多个 inception 提高网络检测准确 率,但是航空发动机故障振动数据和图像处理不同,应用 的层数要少很多,因此计算量不用作为优先考虑的因素, 其中优先考虑的是振动信号故障频率的多尺度特征提取 能力,再通过添加不同感受野的卷积核加强网络对特征 的提取,以保证高精度的特征提取,因此本文对 inception 进行了调整并且改进为内嵌多尺度卷积层(Emscl)。





本次故障诊断的对象是航空发动机,故障类型是碰 摩、叶片断裂、碰摩-叶片断裂的故障,转子的基频为 16.66 Hz,采样频率为4096 Hz,其中叶片断裂造成的不 平衡故障的特征频率大小为基频的一倍频,而碰磨等故 障的特征频率为高阶次倍频<sup>[19]</sup>,因此本文以基频和3个 倍频的大小构建内嵌多尺度层的第1层对航空发动机故 障的特征频率进行针对性特征提取,再在第2层通过大 小分别为1、3、5、7的卷积核构成内嵌多尺度卷积层的第 2层,增加特征提取的感受野,构建的 Emscl 如图5所示。



图 5 内嵌多尺度卷积层结构图



#### 2.3 改进一维卷积神经网络的构建

本文搭建的改进 1DCNN 由 1 输入层、2 通道、 1Dropout、1 输出层组成。其中第一通道由 4(Emscl-BN (batch normalization))+1GlobalAveragePooling1D组成,第 二通道由4(Conv1d-BN)+1GlobalAverage Pooling1D组 成。BN和Dropout的添加是为了防止1DCNN出现对训 练集过拟合的问题,应用GlobalAveragePooling1D代替 Flatten 是因为用GlobalAveragePooling1D连接输出的 SoftMax能够在保证检测准确率的情况下极大减少 1DCNN的参数量。数据的输入长度为4095×1,其中前 2048×1为振动信号幅值数据,后2047×1为振动信号幅 值变化数据。最后构建的改进1DCNN结构如图6所示, 第一通道为幅值通道,第二通道为幅值变化通道,其中第 二通道的卷积层具体参数如表1所示。



图 6 改进 1DCNN 结构图 Fig. 6 Improved 1DCNN structure diagram

#### 表1 幅值变化通道的卷积层具体参数

 
 Table 1
 Specific parameters of the convolution layer for the amplitude variation channel

卷积层序列	通道数	卷积核大小	步进数	填充方式
Convd1	16	32	1	Same
Convd2	32	16	1	Same
Convd3	64	8	1	Same
Convd4	128	5	1	Same

## 3 实验分析

#### 3.1 实验平台

本文针对航空发动机故障进行诊断,实际工作进行 了转静碰摩、一级压气机叶片断裂、碰摩-叶片断裂复合 故障、发动机正常工作4组实验,转子的转动速度为 1000 r/min。转静碰摩实验是将碰摩螺栓与转子轴进行 碰撞摩擦,而叶片断裂则是将一级压气机上其中一个叶 片进行折断,复合故障实验则是将两种故障同时进行,实 验平台如图7所示。本文采用了高精度的bk加速度振 动传感器,安装在支座上进行振动数据的采集,采样频率 为4096 Hz,每种故障数据采集时间为5min,将采集的 数据首先进行振动信号时域特征增强处理,也就是增加 振动信号幅值变化的数据,再进行窗口移动数据增强防 止过拟合的发生,窗口大小为2048个采样点,步进数为 256个采样点。最后再将数据分割成训练集、验证集、测 试集,其数据组成如表2所示,其中正常工作所包含的数 据数目占总数目的1/2。



碰摩支架 一级压气机轮 叶片×6

图 7 航空发动机故障实验台

Fig. 7 Aero-engine fault test bench

表 2 航空发动机故障的实验数据集

Table 2 Experimental data sets of aero-engine fault

故障类型	碰摩故障	断裂故障	复合故障	正常工作
训练集	397	397	399	1 193
验证集	214	214	215	643
测试集	164	164	165	493

数据的计算分析平台为戴尔 Precision5820 系列服务器,操作系统: Ubuntu 18.04LTS,显卡: RTX3060Ti22, CPU:i9-10920X,显存:16 GB×2,深度学习框架搭建: Keras。

#### 3.2 实验对比分析

实验1:为了证明改进了的内嵌多尺度层 Emscl 相对 于改进前的 inception 模块的优越性,构建了如图 8 的网 络进行对比。

为了避免卷积层自身层数对检测结果造成影响,仅 仅构建了一层卷积层进行严谨的对比分析,通过替换卷 积层分别构建了 CNN、EmsCNN、inception-CNN,并且为了 证明融合 Emscl 前的双通道 1DCNN 相比单通道 1DCNN 有着更好的检测性能,将两者进行实验对比。以航空发



Fig. 8 CNN structure diagram

动机故障为对象,将以上网络进行测试实验分析,对比结果如表3所示。

表 3	各网络的测试结果
-----	----------

 Table 3
 Test results of each network

网络类型	准确率/精确率
CNN	75. 10%/82. 45%
inception-CNN	81. 39%/82. 46%
EmsCNN	97.87%/97.81%
单通道 1DCNN	96.35%/97.11%
双通道 1DCNN	98.38%/98.99%

分析实验 1 的结果表 3 可知,对比准确率和精准率, inception-CNN 相比 CNN 分别高了 6.29%和 0.01%,由此 可知多尺度模块的引入能够加强网络的检测性能。 EmsCNN 比 inception-CNN 分别高了 16.48%和 15.35%, 由此可知,在进行航空发动机故障诊断时,本文针对航空 发动机故障频率特征改进 inception 的 Emsel 能够极大的 提升卷积网络对于故障频率特征的提取能力。而双通道 1DCNN 比单通道 1DCNN 分别高了 2.03%和 1.88%,这 证明了本文引入幅值变化通道能够加强卷积网络的检测 性能。

实验 2:图 6 中改进 1DCNN 的第一通道中采用了 4 个 Emscl,这是以航空发动机故障为实验对象,通过添加 不同数量 Emscl 进行实验所获得的结果,实验具体结果 如表 4 所示。

> 表 4 不同 Emscl 数量的改进 1DCNN 测试结果 Table 4 Improved 1DCNN test results for

different	Emscl numbers	(%)
第一通道的 Emscl 层数	准确率/精确率	
1 层	98. 49/99. 09	
2 层	99. 24/99. 29	
2 层	97. 11/97. 52	
4 层	99. 95/99. 95	

分析实验2的结果表4可知,往改进1DCNN中引入

4 层 Emscl 时能够获得准确率和精确度高达 99.95%/ 99.95%,相比其他 3 种方式都要高上许多,因此本文以 4 层 Emscl 引入第一通道的方式构建了图 6 的改进 1DCNN,其测试过程的模型迭代图如图 9 所示。





由图 9 可知,图中 Accuracy, Precision, Recall 在多次 迭代后能够稳定处于 98%~100%之间,这充分体现了本 文所构建的改进 1DCNN 在对航空发动机进行故障诊断 时优秀的检测性能。

实验 3:为了证明本文的改进 1DCNN 相较于其他方 法优越的检测性能,为了证明本文改进方法的可行性,首 先将改进 1DCNN 同 1DCNN 进行对比分析。考虑到文献 [18]和[19]的深度学习对象为发动机转子系统上滚动 轴承故障的振动信号,与航空发动机的原始振动信号存 在很大的相似之处,二者都存在故障频率多尺度特性,都 是一维时序信号,并且都是旋转机械产生的具有许多周 期性的振动信号,因此将改进 1DCNN 同文献[18]和 [19]进行对比分析。最后将本文改进 1DCNN 同应用广 泛的经典深度学习网络 AlexNet 和 Lenet-5 进行对比分 析。以上对比分析的结果如表 5 所示。

表 5 各网络的检测结果

Table 5	Test	results	of	each	network
---------	------	---------	----	------	---------

网络类型	准确率/精确率	
1 DCNN	96. 35%/97. 11%	
AlexNet	52.99%/87.43%	
Lenet-5	63.74%/75.45%	
文献[18]	84. 43%/91. 08%	
文献[19]	73.88%/83.37%	
本文改进 1DCNN	99.95%/99.95%	

分析实验3的结果表5可知,对比检测准确率和精确率,改进的1DCNN相较于1DCNN分别高了3.60%和2.84%,这证明了本文改进点的可行性,改进1DCNN相较于AlexNet、Lenet-5、文献[20]、文献[21]分别高了46.96%/12.52%、36.21%/24.50%、15.52%/8.87%、26.07%/16.58%,这一结果充分的证明了在对航空发动

机故障进行诊断时本文方法相较于其他方法优越的检测性能。

实验4:为了证明本文的改进1DCNN 在对航空发动 机转子系统进行故障诊断时的抗噪性能,给航空发动机 故障数据集添加不同信噪比的高斯噪声,以此为故障诊 断对象并将融合内嵌多尺度层的双通道1DCNN 同 1DCNN 进行对比分析,实验对比结果如表6所示。

	表 6	不同噪声下的检测结果				
Table 6	Dete	ction	results	under	different	noise

<b></b> 信 協 レ	网络的检测准确率/精确率			
<b>旧</b> 怀比	1DCNN	改进 1DCNN		
Snr0	96.35%/97.11%	99.95%/99.95%		
Snr4	88.89%/89.36%	98.28%/98.58%		
Snr6	92. 24%/95. 79%	99.65%/99.70%		
Snr8	96.60%/97.46%	99. 04%/99. 19%		
Snr10	98.02%/98.94%	98.43%/98.43%		
Mean(Snr4~Snr10)	93.94%/95.39%	98.85%/98.98%		
Snr0-Mean(Snr4~Snr10)	2.41%/1.72%	1.10%/0.97%		

分析实验 4 的结果表 6 可知,对比准确率和精确率, 以 snr4~snr10 的检测结果平均值进行对比,改进 1DCNN 最终结果高至 98.85%和 98.98%,相比 1DCNN 分别高了 4.91%和 3.59%,这证明了本文改进方法对的 1DCNN 的 检测性能的提升,在不同噪声干扰下都能够获得很好的 检测效果。而 Snr0-Mean(Snr4~Snr10)则表明了常规状 态到噪声状态的一个平均波动值,改进 1DCNN 的准确率 和精确率的波动分别为 1.10%和 0.97%,比 1DCNN 少了 1.31%和 0.75%,这充分的证明了改进 1DCNN 的优秀抗 噪性能。

实验 5:为了证明本文构建双通道 1DCNN 以及融合 Emsel 到双通道 1DCNN 的必要性,对融合 Emsel 的双通 道 1DCNN 进行消融研究。首先消融为双通道 1DCNN 和 融合 Emsel 的第一通道 1DCNN,再对双通道 1DCNN 进行 进一步消融,消融为第一通道 1DCNN 和第二通道 1DCNN,证明应用双通道的必要性,实验结果如表 7 所示。

#### 表 7 网络的消融研究结果

#### Table 7 Results of the ablation study of the network

网络模型	准确率/精确率
双通道 1DCNN	98.38%/98.99%
第一通道 1DCNN	96.35%/97.11%
第二通道 1DCNN	94.88%/96.25%
融合 Emscl 的第一通道 1DCNN	98.94%/98.94%
本文改进 1DCNN	99.95%/99.95%

由实验5结果表7可知,在经过两次消融后,在进行 航空发动机故障诊断时,各个子网络的检测准确率和精 确率都同本文改进的1DCNN明显存在着一定的差距,实 验5证明了本文构建双通道1DCNN并且融合Emscl的必要性。

实验 6:以上的验证已经证明了本文所提出的融合 了 Emsel 和双通道的改进 1DCNN 方法在航空发动机故 障诊断上的可行性,为了进一步证明本文所提方法的在 转子系统轴承的故障诊断方面的泛化性,本文选择美国 凯斯西楚大学 CWRU 的滚动轴承故障数据集<sup>[22]</sup>作为融 合了 Emsel 的双通道 1DCNN 故障诊断方法的泛化性研 究,其数据组成如表 8 所示,测试的准确率为 100%,其训 练的迭代过程如图 10 所示。

表 8 CWRU 数据集 Table 8 CWRU datasets

	I doit 0	Cirico un	useus	
故障	故障	标签	训练	がた
类型	程度	编号	则练	侧风
正常	/	0	276	113
	Ι	1	276	113
滚珠故障	П	2	276	113
	Ш	3	276	113
	Ι	4	276	113
内圈故障	П	5	276	113
	Ш	6	276	113
	Ι	7	276	113
外圈故障	П	8	276	113
	Ш	9	276	113



由实验6的图10可知,本文改进的1DCNN在应用

转子系统的滚动轴承故障诊断时也可以实现高精度的诊断。准确率 accuracy 在 5 次迭代之内能够迅速迭代逼近 100%而损失值 loss 也能够迅速迭代逼近 0,并且都能达 到一个稳定收敛的程度,这充分证明了本文改进 1DCNN 方法的泛化性能。

## 4 结 论

本文对航空发动机的转静碰摩、叶片断裂等故障进 行诊断,对航空发动机故障诊断方法进行归纳发现现有 的1DCNN 航空发动机故障诊断方法存在多尺度特征提 取能力缺乏以及时域特征提取不足的问题。因此对数据 进行增强并给 1DCNN 添加了第二通道幅值变化通道,构 建了双通道 1DCNN,加强了 1DCNN 对时域特征的提取 能力,引入并改进 inception 为 Emscl 到 1DCNN 的第一通 道幅值通道,增加了1DCNN 对航空发动机故障频率多尺 度特征的提取能力。最后以航空发动机实验数据集为对 象,通过卷积网络的检测性能对比实验、抗噪性能实验、 泛化性能实验以及消融实验等多个实验,证明了本文改 进1DCNN 在进行航空发动机故障诊断时相比其他网络 优秀的检测性能、抗噪性能,并且在滚动轴承故障诊断上 还表现出了优秀的泛化性能。本文针对航空发动机进行 诊断方法研究,构建了具体的改进1DCNN框架,通过实 验证明了本文方法的可行性和优越性,并通过实际航空 发动机故障实验进行了验证,对于工程应用有较大的实 际价值,对故障诊断方法研究的发展也起到了一定的推 进作用。

## 参考文献

- [1] LI H H, GOU L F, ZHENG H, et al. Intelligent fault diagnosis of aeroengine sensors using improved pattern gradient spectrum entropy [J]. International Journal of Aerospace Engineering, 2021(1):1-20.
- [2] 皮骏,刘鹏,马圣,等. 基于 MGA-BP 网络的航空轴承 故障诊断[J]. 振动. 测试与诊断, 2020, 40(2): 381-388, 423.

PI J, LIU P, MA SH, et al. Aero-engine bearing fault diagnosis based on MGA-BP neural network[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2020, 40(2): 381-388,423.

[3] 王月,赵明航,刘雪云,等.基于孪生减元注意力网络的航空发动机故障诊断[J/OL].航空动力学报:1-9 [2022-11-20].

WANG Y, ZHAO M H, LIU X Y, et al. Siamese reduced-neuron attention networks for aero-engine fault diagnosis [ J/OL ]. Journal of Aerospace Power: 1-9 [ 2022-11-20 ].

[4] 马帅,吴亚锋,郑华,等. 基于飞行过程数据的航空发动机故障诊断方法研究[J/OL]. 推进技术: 1-14
[2022-11-20].
MA SH, WU Y F, ZHENG H, et al. Aircraft engine fault diagnosis based on flight process data [J/OL].

Journal of Propulsion Technology:1-14[2022-11-20].

- [5] 张超,魏宇,王宏远,等. 基于深度学习的导波特征提取及其激光超声检测[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(11):242-251.
  ZHANG CH, WEI Y, WANG H Y, et al. Guided wave feature extraction based on deep learning with its laser ultrasonic detection [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(11):242-251.
- [6] MOHAMMED S, NIMALI T M. A new paradigm for waste classification based on YOLOv5 [J]. Instrumentation, 2021, 8(4):9-17.
- [7] 赵小强,罗维兰.改进卷积 Lenet-5 神经网络的轴承故障诊断方法[J].电子测量与仪器学报,2022,36(6): 113-125.
  ZHAO X Q, LUO W L. Improved convolutional Lenet-5 neural network for bearing fault diagnosis[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(6):113-125.
- [8] 肖熊,王健翔,张勇军,等.一种用于轴承故障诊断的二维卷积神经网络优化方法[J].中国电机工程学报,2019,39(15):4558-4567.
  XIAO X, WANG J X, ZHANG Y J, et al. A two-dimensional convolutional neural network optimization method for bearing fault diagnosis[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(15):4558-4567.
- [9] 余晓霞,汤宝平,魏静,等.强背景噪声条件下自适应 图卷积神经网络的航空发动机附件机匣故障诊断方 法[J].仪器仪表学报,2021,41(8):78-86.
  YU X X, TANG B P, WEI J, et al. Fault diagnosis for aero-engine accessory gearbox by adaptive graph convolutional networks under intense background noise conditions[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021,41(8):78-86.
- [10] 王奉涛,薛宇航,王洪涛,等.GLT-CNN 方法及其在航空发动机中介轴承故障诊断中的应用[J].振动工程学报,2019,32(6):1077-1083.
  WANG F T, XUE Y H, WANG H T, et al. GLT-CNN and its application of aero-engine intermediary bearing

and its application of aero-engine intermediary bearing fault diagnosis [J]. Journal of Vibration Engineering, 2019,32(6): 1077-1083.

[11] 康玉祥,陈果,尉询楷,等.基于残差网络的航空发动 机滚动轴承故障多任务诊断方法[J].振动与冲击, 2022,41(16):285-293. KANG Y X, CHEN G, WEI X K, et al. A multi-task fault diagnosis method of rolling bearings based on the residual network [J]. Journal of Vibration and Shock, 2022,41(16): 285-293.

[12] 周兴康,余建波.基于深度一维残差卷积自编码网络的齿轮箱故障诊断[J].机械工程学报,2020, 56(7):96-108.

> ZHOU X K, YU J B. Gearbox fault diagnosis based on one-dimensional residual convolutional auto-encoder[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2020, 56 (7): 96-108.

[13] 杨洁,万安平,王景霖,等.基于多传感器融合卷积神 经网络的航空发动机轴承故障诊断[J].中国电机工 程学报,2022,42(13):4933-4942.

> YANG J, WAN AN P, WAGN J L, et al. Aeroengine bearing fault diagnosis based on convolutional neural network for multi-sensor information fusion [J]. Proceedings of the CSEE, 2022,42(13):4933-4942.

 [14] 韩淞宇,邵海东,姜洪开,等.基于提升卷积神经网络的航空发动机高速轴承智能故障诊断[J].航空学报, 2022,43(9):158-171.

> HAN S Y, SHAO H D, JIANG H K, et al. Intelligent fault diagnosis of aero-engine high-speed bearings using enhanced CNN [J]. Acta Aeronautica ET Astronautica Sinica, 2022,43(9):158-171.

- [15] ZHANG K, LIN B, CHEN J, et al. Aero-engine surge fault diagnosis using deep neural network [J]. Computer Systems Science and Engineering, 2022, 42 (1): 351-360.
- [16] 许子非,金江涛,李春.基于多尺度卷积神经网络的滚动轴承故障诊断方法[J].振动与冲击,2021,40(18): 212-220.

XU Z F, JIN J T, LI CH, et al. New method for the fault diagnosis of rolling bearings based on a multiscale convolutional neural network [J]. Journal of Vibration and Shock, 2021,40(18):212-220.

- [17] 周飞燕,金林鹏,董军.卷积神经网络研究综述[J]. 计算机学报,2017,40(6):1229-1251.
  ZHOU F Y, JIN L P, DONG J. Review of convolutional neural network research [J]. Chinese Journal of Computers, 2017, 40(6): 1229-1251.
- [18] GU J, WANG Z, KUEN J, et al. Recent advances in convolutional neural networks [J]. Pattern Recognition, 2018, 77: 354-377.
- [19] 孙枫皓. 基于 TensorFlow 的汽轮机转子振动分析[D]. 吉林:东北电力大学,2021.

SUN F H. Vibration analysis of steam turbine rotor based on TensorFlow [D]. Jilin: Northeast Electric Power University, 2021.

- [20] 张成帆,江泽鹏,曹伟,等.一维多尺度卷积神经网络及其在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 机械科学与技术,2022,41(1):120-126.
  ZHANG CH F, JIANG Z P, CAO W, et al. One-dimensional multi-scale convolution neural network and its application in rolling bearing fault diagnosis [J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering,2022,41(1): 120-126.
- [21] 赵凯辉,吴思成,李涛,等. 基于 Inception-BLSTM 的滚动轴承故障诊断方法研究[J]. 振动与冲击, 2021, 40(17):290-297.

ZHAO K H, WU S CH, LI T, et al. A study on method of rolling bearing fault diagnosis based on Inception-BLSTM [J]. Journal of Vibration and Shock, 2021, 40(17):290-297.

[22] SMITH W A, RANDALL R B. Rolling element bearing diagnostics using the Case Western Reserve University data: A benchmark study[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2015, 64: 100-131.

## 作者简介



**伍济钢**(通信作者),2001年于郑州轻 工业大学获得学士学位,2004年于武汉大 学获得硕士学位,2008年于华中科技大学 获得博士学位,现为湖南科技大学教授,主 要研究方向为机器视觉测量。

E-mail: jwu@ cvm. ac. cn

**Wu Jigang** (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Zhengzhou University of Light Industry in 2001, received his M. Sc. degree from Wuhan University in 2004 and received his Ph. D. degree from Huazhong University of Science and Technology in 2008. He is currently a professor at Hunan University of Science and Technology. His main research interest includes machine vision measurement.



**文港**,2019年于湖南科技大学获得学士学 位,现为湖南科技大学机电工程学院研究生,主 要研究方向为深度学习和机械故障诊断。

E-mail: 1511861399@ qq. com

Wen Gang received his B. Sc. degree from Hunan University of Science and

Technology in 2019. He is currently a M. Sc. candidate at the School of Mechanical and Electrical Engineering at Hunan University of Science and Technology. His main research interests include deep learning and mechanical fault diagnosis.