

DOI: 10.13382/j.jemi.B2205945

# 基于 MADCNN 的故障诊断方法研究\*

王 鸽 吴国新 刘秀丽

(北京信息科技大学现代测控技术教育部重点实验室 北京 100192)

**摘要:**针对旋转机械零部件进行故障诊断的方法包括传统方法和深度学习,传统方法往往需要大量的专家经验,且诊断精度欠佳,提出一种注意力机制改进多尺度深度卷积神经网络(multi-scale attention deep convolutional neural network, MADCNN)的故障诊断方法。MADCNN方法提供3个卷积通道,每个通道差异化的核尺寸原理有效拓宽网络,实现了对原始时域数据的多尺度特征提取。同时, CBAM对提取的特征进一步赋予权重,增强了模型对不同类型故障的区分度。采用凯斯西储大学(Case Western Reserve University, CWRU)轴承故障数据和行星齿轮箱实验台故障数据分别进行实验验证,与传统深度卷积模型相比,验证集准确率提高7.76%。实验结果表明,该方法的诊断精度高,泛化性能好。

**关键词:** MADCNN; 旋转机械; 注意力机制; 故障诊断

**中图分类号:** TH132.41 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.4020

## Research on fault diagnosis method based on MADCNN

Wang Ge Wu Guoxin Liu Xiuli

(Key Laboratory of Modern Measurement and Control Technology, Ministry of Education, Beijing Information Science and Technology University, Beijing 100192, China)

**Abstract:** Fault diagnosis methods for rotating machine parts include traditional methods and deep learning, and the former often requires a lot of expert experience and the diagnosis accuracy is poor. A multi-scale attention deep convolutional neural network (MADCNN) is proposed to improve the fault diagnosis method. The MADCNN method provides three convolutional channels, and the principle of differential kernel size of each channel effectively widens the network to achieve multi-scale feature extraction of the original time-domain data. At the same time, CBAM further assigns weights to the extracted features to enhance the differentiation of the model for different types of faults. The accuracy of the validation set was improved by 7.76% compared with the traditional deep convolutional model by using the bearing failure data from Case Western Reserve University (CWRU) and the planetary gearbox test bench failure data. The experimental results show that the method has high diagnostic accuracy and good generalization performance.

**Keywords:** MADCNN; rotating machinery; attentional mechanism; fault diagnosis

## 0 引言

大型旋转机械,如风力发电机组、水轮发电机组等,往往需要在重载变荷、环境恶劣等情况下长时间运行,时常因其关键部件的机械故障与失效而导致重大安全事故发生。尤其是行星齿轮、滚动轴承等大型旋转机械关键

核心部件,其结构复杂,容易产生变形、断裂等损伤,影响设备的可靠运行,存在着严重的安全隐患。在工业生产中大型旋转机械的关键部件开展运行状态监测与故障诊断的研究尤为重要。

传统故障诊断方法往往需要依托大量的专家经验,相反卷积神经网络在机械故障诊断领域的应用,具有着优秀的表征学习能力和较高的网络结构稳定性。相关领

收稿日期: 2022-10-29 Received Date: 2022-10-29

\* 基金项目: 国家重点研发计划项目(2020YFB1713203)、国家自然科学基金(61973041)、北京信息科技大学勤信人才项目(QXTCPC202120)资助

域学者一直在不断挖掘卷积神经网络的潜力,构建了众多精度优良的诊断模型。Jiang 等<sup>[1]</sup>和 Pang 等<sup>[2]</sup>利用双谱分析对振动信号进行预处理,将包含主信息的局部图像输入至卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)中,有效化简了冗余的故障信息。Zhang 等<sup>[3]</sup>利用局部均值分解将信号进行分解,并结合欧氏距离选择出最佳的故障特征,从而实现在旋转机械复杂的故障信号中分离出有效信息。常森等<sup>[4]</sup>将传统方法与深度学习相结合,利用贝叶斯算法优化卷积模型的超参数,同时增加卷积网络的深度,有效实现信号特征的深层挖掘。诸如此类的改进 CNN 模型方法,往往不能充分提取并利用振动信号的多尺度特征,存在一定局限性。

注意力机制通过赋予权重的方式提高机器学习对信号中重要信息的感知力,能够减小模型计算量并提高故障特征提取精度,在深度学习任务中得到广泛应用<sup>[5-8]</sup>。通道注意力机制 SE 模块<sup>[9]</sup>和空间注意力机制 SAM 模块<sup>[10]</sup>先后被提出,并应用于主流的 CNN 中,在图像识别、故障诊断等领域中,都实现了模型优化的效果。丁雪等<sup>[11]</sup>通过 SE 对 CNN 模型提取的故障特征进一步赋予不同权重,提高了模型的类别区分度。茅健等<sup>[12]</sup>将 CNN 与 BiLSTM 相结合,充分挖掘出信号的时序和空间特征,并利用 SAM 对 BiLSTM 隐藏层状态进行加权,提高了模型的诊断能力和泛化性。Woo 等<sup>[13]</sup>首次提出注意力机制 CBAM 结构,将 SE 与 SAM 相结合,构成一个更加灵活高效的模块,嵌入到不同的卷积层之间,实现了对特征的自适应调整,减少网络参数,节约算力。相比于单纯的 SE 和 SAM, CBAM 具有更高的学习能力。

综上,本文针对故障信号包含多尺度信息的特点,对 CNN 网络进行加宽改进,构建出多尺度卷积神经网络,同时结合 MDCNN 和 CBAM 的优势,提出一种注意力机制优化多尺度深度卷积神经网络的故障诊断模型(MADCNN)。使用 CWRU 轴承数据集和行星齿轮箱实验台数据集,分别进行不同类型机械部件的实验验证,与其他传统 CNN 模型进行对比分析,结果表明,本文所提出的 MADCNN 模型识别准确率更高,泛化性能更优。

## 1 基础理论

### 1.1 卷积神经网络

卷积神经网络具有强大的表征学习能力,可以对输入信号进行平移不变分类,成为深度学习中典型的神经网络模型,在计算机视觉分析、自然语言处理、机械故障诊断等领域迅速发展。典型的 CNN 基本结构如图 1 所示,卷积层和池化层用于神经网络的特征提取<sup>[14]</sup>,卷积计算原理如式(1)所示。

$$z_j^{l+1} = \sigma \left( \sum_i x_i^l * w_{ij}^l + b_j^{l+1} \right) \quad (1)$$

式中: \* 为卷积运算,  $l$  为卷积层数;  $x_i^l$  为该层中第  $i$  个特征值,  $w_{ij}^l$  为该层中第  $j$  个卷积核;  $b_j^{l+1}$  为该层偏置项;  $z_j^{l+1}$  为该层第  $j$  个输出特征值;  $\sigma(\cdot)$  为激活函数。

池化操作可以有效减少连接层中的参数数量,提高模型计算速度,同时还能够防止产生过拟合,其表达式如式(2)所示。

$$a_j^l = p_{n \in R} (z_j^l(n)) \quad (2)$$

式中:  $R$  为池化区间,  $n$  为位置坐标;  $a_j^l$  为池化输出。

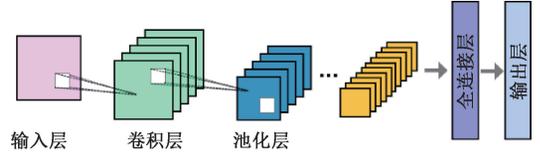


图 1 CNN 基本结构

Fig. 1 Basic structure of CNN

### 1.2 CBAM

注意力机制借鉴了人类感知行为中的资源分配方式,其能够赋予重要信息更多关注,达到获得目标任务中更多细节信息的目的。注意力机制最初在 2014 年作为 RNN(recurrent neural network)中编码器-解码器框架的一部分来编码长的输入语句,并被广泛运用在 RNN 中。随后其相应变体在 CNN 中也得到广泛发展。从 2018 年~2020 年, CVPR (Computer Vision and Pattern Recognition) 和 ECCV (European Conference on Computer Vision) 收录的论文中先后提出过 SE-Net (squeeze-and-excitation network)、CBAM (convolutional block attention module network)、SK-Net (selective kernel networks)、ECA-Net (efficient channel attention network) 等不同类别的注意力机制<sup>[15]</sup>。其中, CBAM 凭借参数少、速度快、灵活度高的优势被广泛应用到深度学习中,以增强网络模型对重要特征的学习能力<sup>[16]</sup>。CBAM 结构如图 2 所示,其中通道注意力模块  $M_c$  和空间注意力模块  $M_s$  先后串联,特征矩阵  $F$  先通过通道注意力模块  $M_c$  得到通道注意力权重  $M_c(F)$ ,  $M_c(F)$  与  $F$  相乘得到特征矩阵  $F'$ ;接着由  $F'$  继续通过空间注意力模块  $M_s$ , 得到 CBAM 权重  $M_s(F)$ , 继而  $M_s(F)$  与  $F'$  相乘得到最终的特征矩阵  $F''$ 。

通道注意力模块的计算公式如式(3)所示:

$$\begin{cases} A = MLP[AvgP(F)] \\ M = MLP[MaxP(F)] \\ M_c(F) = \sigma(A + M) \\ F' = F \otimes M_c(F) \end{cases} \quad (3)$$

式中:  $F$  为特征矩阵;  $AvgP(\cdot)$  为平均池化;  $MaxP(\cdot)$  为最大池化;  $MLP(\cdot)$  为多层感知机;  $\sigma$  为 sigmoid 激活函

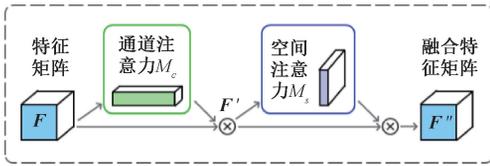


图2 CBAM 结构

Fig. 2 The structure of CBAM

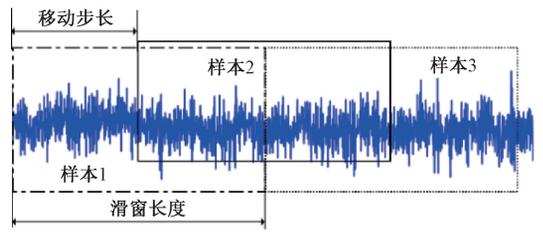


图3 滑窗截取示意图

Fig. 3 Slide window interception diagram

数;  $M_c(F)$  为通道注意力输出权重值;  $F'$  为融合后的特征矩阵。

空间注意力模块的计算公式如式(4)所示:

$$\begin{cases} M(F) = [AvgP(F), MaxP(F)] \\ M_s(F) = \sigma(f(M(F))) \\ F'' = F \otimes M_s(F) \end{cases} \quad (4)$$

式中: “[ ]”为矩阵合并;  $f$ 为卷积操作;  $M_s(F)$  为空间注意力输出权重值;  $F''$  为融合后的特征矩阵。

## 2 基于 MADCNN 的故障诊断方法

### 2.1 数据集建立

网络模型的输入为一维振动时域信号。采用滑动窗口对时序数据进行处理以扩充数据集,同时充分利用数据的原始特征。滑窗采样法的截取方式如图3所示,滑窗尺寸为512个数据点,步长为256个数据点。

### 2.2 模型建构

在经典的卷积神经网络中,卷积层与池化层可以多

次叠加,并结合 Dropout、ReLU 等操作构建深度卷积神经网络,实现对大批量数据的处理,但增加卷积模型深度的同时也会增大模型计算负担。针对振动信号具有多尺度的特征,在固定卷积神经网络层数时,拓宽网络宽度,通过多个卷积核尺寸不同的卷积层通道对振动信号进行多尺度特征提取。卷积层通道的个数越多(限制在1~4个尺度数),其诊断精度与训练时长随之越高,当卷积层通道个数为3时,模型的表现达到最优效果<sup>[17-18]</sup>。

构建 MADCNN 模型结构如图4所示,其中, MADCNN 主体模块包含3个不同尺寸的卷积层通道,通道1由2个卷积层和1个平铺层连接而成;通道2中包含2个卷积层,1个最大池化层和1个平铺层;通道3由卷积层、最大池化、卷积层和平铺层组成。3个通道将提取的振动信号进行合并,输入 CBAM 模块,进一步对信号特征赋予相应权重,然后输入全连接层,最后通过 Softmax 分类器对诊断结果进行分类输出。

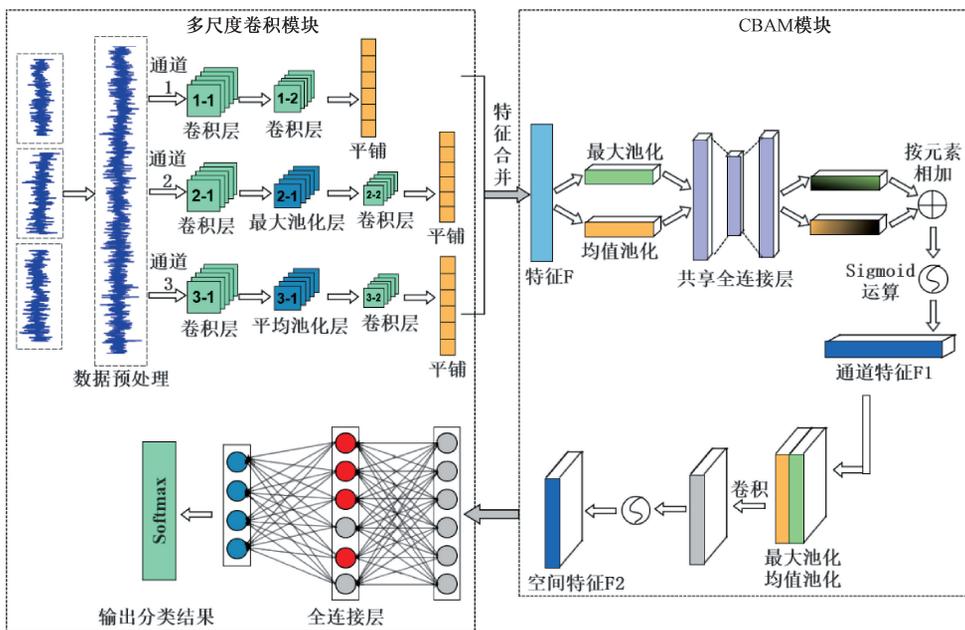


图4 MADCNN 模型结构

Fig. 4 The structure of MADCNN

### 2.3 网络优化

网络模型采用 Python 语言进行编译,并在 TensorFlow 框架中运行,操作系统为 Windows10,64 位,处理器参数为 Intel Core i5。MADCNN 网络优化器选择 Adam,优化参数如表 1 所示。

表 1 MADCNN 网络优化参数

Table 1 Network optimization parameters of MADCNN

名称	核尺寸	数量
卷积层 1_1	49	16
卷积层 1_2	58	32
卷积层 2_1	49	16
最大池化层 2_1	16	
卷积层 2_2	43	32
卷积层 3_1	49	16
平均池化层 3_1	16	
卷积层 3_2	16	32
学习率	0.01	
迭代次数	40	

## 3 试验验证

本文使用两组数据对所提模型进行验证,分别为 CWRU 的轴承故障数据集和实验室行星齿轮箱实验台的故障数据集,数据训练集和测试集比例为 7 : 3。

### 3.1 轴承数据集试验

图 5 为 CWRU 轴承试验台,实验数据选择驱动端轴承,型号为 6205-2RS JEM SKF 深沟球轴承,采样频率为 12 kHz,转速为 1 750 r/min,故障直径为 0.177 8 mm,故障深度为 0.279 4 mm,故障位置包括内圈故障、滚动体故障、外圈故障中心方向和外圈故障正交方向。轴承故障数据集基本信息如表 2 所示。

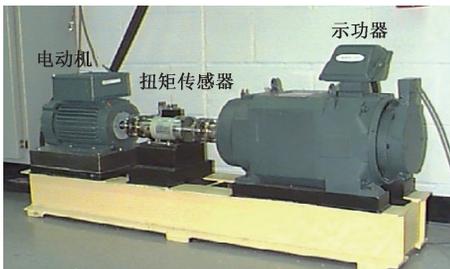


图 5 凯斯西储大学轴承试验台

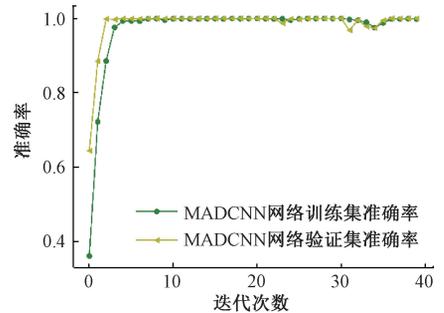
Fig. 5 Bearing test bench of Western Reserve University

将样本数据输入 MADCNN 网络,训练迭代次数为 40,训练过程如图 6 所示。由图 6 可知,网络在迭代 5 次后,训练集和测试集的准确率趋于 100%,迭代 10 次后,诊断准确率几乎稳定在 100%。实验结果表明 MADCNN 网络具有较高的可靠性以及优秀的故障诊断准确率。

表 2 轴承故障数据信息

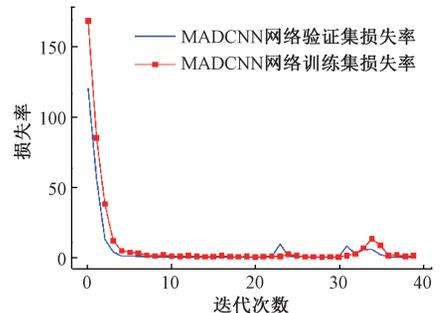
Table 2 Information of bearing failure data

故障类型	训练集数量	测试集数量	标签
正常	800	200	1
内圈故障	800	200	2
滚动体故障	800	200	3
外圈故障中心方向	800	200	4
外圈故障正交方向	800	200	5



(a) MADCNN 准确率

(a) The accuracy of MADCNN



(b) MADCNN 损失率

(b) The loss rate of MADCNN

图 6 西储数据 MADCNN 训练过程

Fig. 6 MADCNN training process of Western Reserve Data

### 3.2 齿轮箱数据集试验

图 7 是实验室行星齿轮箱实验台,行星齿轮箱的两侧扭矩仪对齿轮箱的输入轴与输出轴施加径向载荷,磁粉制动器施加轴向载荷,行星齿轮箱基本参数如表 3 所示。振动信号由箱体上的三向加速度传感器采集获得,采样频率为 20.48 kHz,电机转速为 1 980 r/min。选择的故障数据包括单一故障的滚动体缺失和齿面磨损,以及复合故障的断齿与齿面磨损、断齿与滚动体缺失,齿轮箱故障数据集基本信息如表 4 所示。

表 3 行星齿轮箱基本参数

Table 3 Basic parameters of planetary gearbox

参数名称	数值
太阳轮齿数	24
行星轮齿数	24
内齿圈齿数	72
行星轮系模数/mm	0.6
压力角/(°)	20
轴承滚子数	8

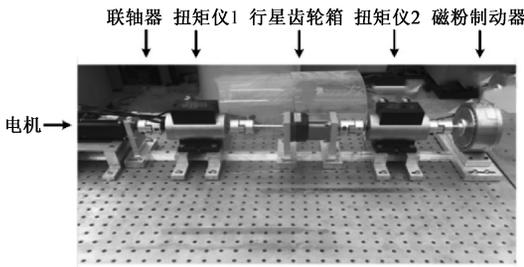


图 7 行星齿轮箱试验台

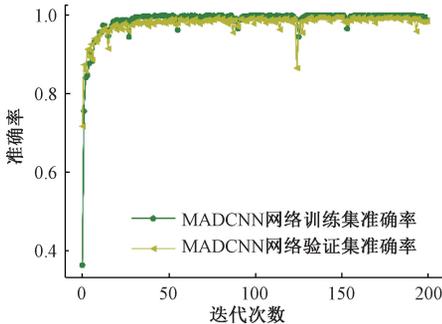
Fig. 7 Planetary gearbox test stand

表 4 齿轮箱故障数据集基本信息

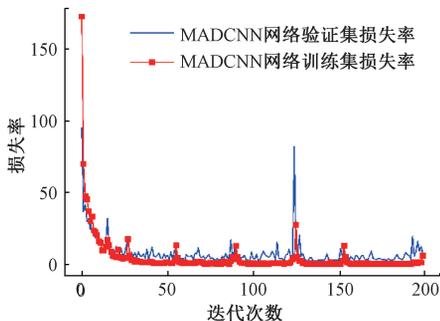
Table 4 Basic information of gearbox fault dataset

齿轮箱状态	训练集数量	测试集数量	标签
正常	800	200	1
滚动体缺失	800	200	2
齿面磨损	800	200	3
行星齿断齿与齿面磨损	800	200	4
行星齿断齿与滚动体缺失	800	200	5

在行星齿轮箱数据试验中,网络训练迭代次数为 200,训练过程如图 8 所示。由图 8 可以看出,在迭代 20 次后,测试集和验证集的准确率均达到 99% 以上,迭代 40 次后,测试集准确率达到 99.73%,MADCNN 网络的故障诊断效果较为优秀,结合其在轴承数据集上的结果,可以说明本文所提模型具有较好的泛化性和较高的鲁棒性。



(a) MADCNN 准确率  
(a) The accuracy of MADCNN



(b) MADCNN 损失率  
(b) The loss rate of MADCNN

图 8 齿轮箱数据 MADCNN 训练过程

Fig. 8 MADCNN training process of gearbox data

为了更好地观察模型对各类故障类型的诊断结果,利用混淆矩阵对其进行可视化。测试集混淆矩阵如图 9 所示。

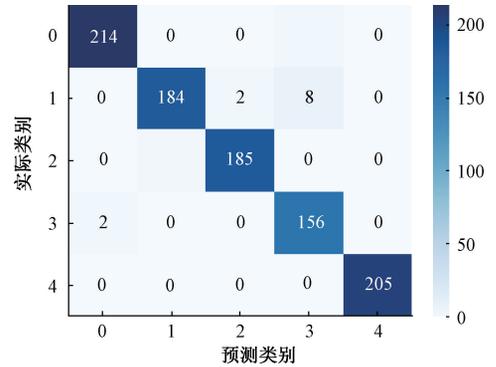


图 9 测试集混淆矩阵

Fig. 9 Test set confusion matrix

由图 9 可知,本文所提模型在对齿轮箱故障数据的类别诊断中,对第二类别诊断准确率达到 95%,其他 4 类诊断准确率均在 99%~100% 之间,说明该模型对各类故障类型具有较好的故障识别准确率。

### 3.3 对比实验

为验证本文方法的有效性,将 MADCNN 与以下 3 种模型进行对比,实验数据统一为 CWRU 轴承故障数据集。其中,DCNN 中包含 2 个卷积层,卷积核大小分别为 32、64;MDCNN 包含两个尺度通道,通道 1 包含两个卷积层,卷积核大小分别为 4、4,通道 2 包含两个卷积层,卷积核大小分别为 4、5;ADCNN 中包含 4 个卷积层,卷积核大小分别为 129、33、9、9。结果如表 5 所示。

表 5 不同模型诊断准确率

Table 5 Diagnostic accuracy of different models (%)

模型	训练准确率	验证准确率
DCNN <sup>[19]</sup>	94.23	91.94
MDCNN <sup>[20]</sup>	95.10	93.34
ADCNN <sup>[21]</sup>	99.80	99.00
MADCNN	100	99.70

此外,以齿轮箱数据集为实验数据,将本文模型 MADCNN 的 CBAM 模块和多尺度卷积模块分别进行锁定,先后构造出 DCNN、MDCNN、ADCNN 模型并进行试验验证,结果如表 6 所示。

表 6 不同模型诊断准确率

Table 6 Diagnostic accuracy of different models (%)

模型	训练准确率	验证准确率
DCNN	97.17	96.32
MDCNN	98.75	97.65
ADCNN	98.87	97.24
MADCNN	99.51	98.91

由表 5 和 6 可知,相较于传统的深度卷积神经网络 DCNN,多尺度深度卷积网络 MDCNN 与引入注意力机制的深度卷积网络 ADCNN 在故障诊断准确率上都有相应的提高,MADCNN 模型充分发挥出两者的优势,更全面的提取故障特征信息,提高诊断准确率。

## 4 结 论

本文提出一种注意力机制优化多尺度深度卷积神经网络,并分别应用于滚动轴承和行星齿轮箱进行故障诊断。MDCNN 网络可以更充分的提取出故障信号中占比不同的故障特征,引入注意力模块对 MDCNN 网络提取的特征进行加权并进行重要性区分。利用凯斯西储大学数据集和实验室行星齿轮箱数据集验证了本文提出方法 MADCNN 的有效性。实验分析结果表明,本方法在故障诊断识别中具有准确率高、收敛速度快和泛化性能好的特点。

## 参考文献

- [ 1 ] JIANG L, LI S H, LI X J, et al. Fault diagnosis of a planetary gearbox based on a local bi-spectrum and a convolutional neural network[J]. *Measurement Science and Technology*, 2022, 33(4): 110-124.
- [ 2 ] PANG X Y, XUE X Y, JIANG W W, et al. An investigation into fault diagnosis of planetary gearboxes using a bispectrum convolutional neural network [J]. *Transactions on Mechatronics*, 2021, 26(4): 2027-2037.
- [ 3 ] ZHANG D C, REN X P, ZUO H Y. Compound fault diagnosis for gearbox based using of euclidean matrix sample entropy and one-dimensional convolutional neural network[J]. *Shock and Vibration*, 2021, 10(5): 1-26.
- [ 4 ] 常森,沈艳霞.基于贝叶斯优化 CNN 的风电轴承故障诊断策略[J]. *噪声与振动控制*, 2021, 41(6): 77-83.  
CHANG M, SHEN Y X. Wind turbine bearing fault diagnosis strategy based on Bayesian optimized CNN [J]. *Noise and Vibration Control*, 2021, 41(6): 77-83.
- [ 5 ] 徐健,刘长良,王梓齐,等.基于缺失数据填补的风电齿轮箱状态监测研究[J]. *仪器仪表学报*, 2022, 43(9): 88-97.  
XU J, LIU CH L, WANG Z Q, et al. Research on condition monitoring of wind turbine gearbox based on missing data imputation[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2022, 43(9): 88-97.
- [ 6 ] 慕晓冬,魏轩,曾昭菊.基于注意力残差网络的航天器测控系统故障诊断[J]. *仪器仪表学报*, 2022, 43(9): 81-87.  
MU X D, WEI X, ZENG ZH J. Fault diagnosis method of spacecraft tracking telemetry and control system based on the attention residual network[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2022, 43(9): 81-87.
- [ 7 ] 张加劲.基于注意力机制和 CNN-BiLSTM 模型的航空发动机剩余寿命预测[J]. *电子测量与仪器学报*, 2022, 36(8): 231-237.  
ZHANG J J. Remaining useful life estimation of aeroengine based on CNN-BiLSTM and attention mechanism[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2022, 36(8): 231-237.
- [ 8 ] 张昌凡,刘佳峰,何静,等.基于改进卷积双向门控循环网络的轴承故障诊断[J]. *电子测量与仪器学报*, 2021, 35(11): 61-67.  
ZHANG CH F, LIU J F, HE J, et al. Improved CNN-BiGRU method for bearing fault diagnosis[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2021, 35(11): 61-67.
- [ 9 ] WOO S, PARK J, LEE J Y, et al. Squeeze- and-excitation networks[C]. 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Salt Lake City, USA, 2018: 20-36.
- [ 10 ] JADERBERG M, SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Spatial transformer networks [C]. *International Conference on Neural Information Processing Systems*, Montreal, Canada, 2015: 2017-2025.
- [ 11 ] 丁雪,邓艾东,李晶,等.基于多尺度和注意力机制的滚动轴承故障诊断[J]. *东南大学学报(自然科学版)*, 2022, 52(1): 172-178.  
DING X, DENG AI D, LI J, et al. Rolling bearing fault diagnosis based on multi-scale and attention mechanism [J]. *Journal of Southeast University (Natural Science Edition)*, 2022, 52(1): 172-178.
- [ 12 ] 茅健,郭玉荣,赵嫚.基于注意力机制的滚动轴承故障诊断方法[J/OL]. *计算机集成制造系统*: 1-20 [2023-03-13].  
MAO J, GUO Y R, ZHAO M. Fault diagnosis method of rolling bearing based on attention mechanism [J/OL]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*: 1-20 [2023-03-13].
- [ 13 ] WOO S, PARK J, LEE J, et al. CBAM convolutional block attention module [C]. *European Conference on Computer Vision*, Munich, Germany, 2018: 3-19.
- [ 14 ] 程建刚,毕凤荣,张立鹏,等.基于 MACNN 的柴油机故障诊断方法研究[J]. *振动与冲击*, 2022, 41(10): 8-15.  
CHENG J G, BI F R, ZHANG L P, et al. Research on fault diagnosis method of diesel engine based on MACNN [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2022, 41(10): 8-15.
- [ 15 ] 张宸嘉,朱磊,俞璐.卷积神经网络中的注意力机制综

- 述[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(20): 64-72.
- ZHANG CH J, ZHU L, YU L. Review of attention mechanism in convolutional neural networks [J]. Computer Engineering and Applications, 2021, 57(20): 64-72.
- [16] 赵小强, 张亚洲. 改进 CNN 的滚动轴承变工况故障诊断[J/OL]. 西安交通大学学报, 2021(12): 1-11 [2023-03-13].
- ZHAO X Q, ZHANG Y ZH. Rolling bearing fault diagnosis with variable condition based on CNN [J/OL]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2021(12): 1-11 [2023-03-13].
- [17] 黄雅静, 廖爱华, 丁亚琦, 等. 多尺度 CNN 结合自注意力特征融合机制的轴承故障诊断方法[J]. 智能计算机与应用, 2022, 12(9): 37-44.
- HUANG Y J, LIAO AI H, DING Y Q, et al. Bearing fault diagnosis method based on multi-scale CNN and self-attention feature fusion mechanism [J]. Intelligent Computers and Applications, 2022, 12(9): 37-44.
- [18] WU H, ZHAO J. Deep convolutional neural network model based chemical process fault diagnosis [J]. Computers & Chemical Engineering, 2018, 115: 185-197.
- [19] GUO F, ZHANG Y, WANG Y, et al. Fault detection of reciprocating compressor valve based on one-dimensional convolutional neural network[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2020, 2020.
- [20] PAN T, CHEN J, XIE J, et al. Intelligent fault identification for industrial automation system via multi-scale convolutional generative adversarial network with partially labeled samples[J]. ISA Transactions, 2020, 101: 379-389.
- [21] 刘洋, 程强, 史曜炜, 等. 基于注意力模块及 1D-CNN 的滚动轴承故障诊断[J]. 太阳能学报, 2022, 43(3): 462-468.
- LIU Y, CHENG Q, SHI Y W, et al. Rolling bearing fault diagnosis based on attention module and 1D-CNN [J]. Journal of Solar Energy, 2022, 43(3): 462-468.

### 作者简介



王鸽, 2016 年于北京联合大学获得工学学士学位, 现为北京信息科技大学现代测控技术教育部重点实验室硕士研究生, 主要研究方向为机电系统测控技术及应用。

E-mail: 13601122661@163.com

**Wang Ge** received her B. Sc. degree in 2016 from Beijing Union University. Now she is a M. Sc. candidate in the Key Laboratory of Modern Measurement and Control Technology of Ministry of Education, Beijing Information Science and Technology University. Her main research interests include measurement and control technology and application of electromechanical system.