

doi:10.3969/j.issn.1673-9833.2024.06.011

基于转速跟踪预处理和 CNN 的 水力测功器轴承故障诊断方法

欧阳映辉, 张 瑾, 袁 蓉

(中国航发湖南动力机械研究所, 湖南 株洲 412002)

摘 要: 高速、重载的复杂环境中, 易导致水力测功器轴承故障多发, 为准确诊断其轴承故障状态的问题, 提出了一种基于转速跟踪处理和卷积神经网络 (CNN) 的水力测功器轴承故障诊断方法。首先, 对振动数据进行转速跟踪预处理, 以解决变转速情况下的特征提取问题; 然后, 对预处理后的信号进行快速傅里叶变化提取故障频谱特征, 以频域信号生成汉克矩阵, 并将其作为模型的原始特征输入训练卷积神经网络故障诊断模型; 最后, 采用训练好的轴承故障诊断模型实现水力测功器轴承故障在线诊断。仿真结果表明, 所提出的基于转速跟踪处理和卷积神经网络的水力测功器模型是可行和有效的, 并具有较好的泛化能力, 能够准确、有效地诊断轴承的故障状态。

关键词: 水力测功器; 轴承故障诊断; 转速跟踪; 卷积神经网络 (CNN)

中图分类号: TP183; TK730.7 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673-9833(2024)06-0079-07

引文格式: 欧阳映辉, 张 瑾, 袁 蓉. 基于转速跟踪预处理和 CNN 的水力测功器轴承故障诊断方法 [J]. 湖南工业大学学报, 2024, 38(6): 79-85.

A Fault Diagnosis Method of Hydraulic Dynamometer Bearings Based on Speed Tracking Preprocessing and CNN

OUYANG Yinghui, ZHANG Jin, YUAN Rong

(AECC Hunan Aviation Powerplant Research Institute, Zhuzhou Hunan 412002, China)

Abstract: A fault diagnosis method has been proposed for hydraulic dynamometer bearings based on speed tracking processing and convolutional neural network (CNN) for an accurate diagnosis of the bearing fault status caused by frequent bearing failures in complex environments with high speed and heavy load. Firstly, speed tracking preprocessing is performed on the vibration data in view of a solution of feature extraction under variable speed conditions. Next, the preprocessed signal is subjected to fast Fourier transform for an extraction of fault spectrum features, with the frequency domain signal used to generate a Hank matrix, which is subsequently used as the original feature input to train a convolutional neural network fault diagnosis model. Finally, the trained bearing fault diagnosis model is used to achieve an online diagnosis of hydraulic dynamometer bearing faults. The simulation results show that the proposed hydraulic dynamometer model based on speed tracking processing and convolutional neural network is characterized with an improved generalization ability, feasibility and effectiveness, which can accurately and effectively diagnose the fault status of bearings.

Keywords: hydraulic dynamometer; bearing fault diagnosis; speed tracking; convolutional neural network (CNN)

收稿日期: 2024-01-19

作者简介: 欧阳映辉, 男, 中国航发湖南动力机械研究所工程师, 主要研究方向为人工智能, E-mail: 191781@163.com

1 研究背景

航空发动机和燃气轮机的涡轮部件,以及带动力涡轮的燃气轮机整机在开展试验时功率较大,需要采用耗功装置进行功率吸收。水力测功器具有单位质量吸功能力较强、转动惯量较小、转速功率测量范围较宽、调节便利、稳定性较高等优点,被广泛应用于相关的试验中。

水力测功器长期运行在高速、大功率的工况下,轴承存在滚动面剥离、裂缝、滚动体变形、磨损等风险,造成设备损坏停机以及巨大经济损失,甚至危及工作人员安全。精确有效的水力测功器轴承故障诊断方法对设备的安全运行具有重要意义。传统的轴承故障诊断方法,一般是通过传感器获取轴承的振动信号,从而利用各种数据处理办法提取故障特征,通过故障特征及专家经验进行人工识别和分析。其中主要用到的特征提取方法中,有常用于稳态转速工况的快速傅里叶变换、经验模态分解等,其将时域振动信号转换到频域进行特征提取。有常用于非稳态转速工况的短时傅里叶变换、小波变换等,其将时域振动信号转化到时频域进行特征提取。诚然传统轴承故障诊断已经取得了大量成果,但其极依赖人工经验和先验知识,以及较弱的模型表达能力和泛化性,也催促着研究人员不断优化创新。

近年来,深度学习技术在计算机视觉、情感分析、语音识别、图像识别等领域大放异彩,发展迅速。不少研究者结合深度学习技术,在轴承故障诊断领域进行了探索,如卷积神经网络(CNN)^[1]、深度信念网络(DBN)^[2-4]、堆栈自编码器(SAE)^[5]、长短期记忆(LSTM)^[6-8]等,由于故障诊断领域普遍存在缺乏标记问题,许多研究^[9-15]已经将以上深度学习方法应用于机械故障诊断,并在低标记故障数据集的机械故障诊断方面取得了一定程度的成功,同时出现了许多新的故障诊断方法提高跨域通用性。例如丁春嵘等^[11]提出了一种多重特征提取的深度网络模型,并用于滚动轴承的故障诊断,将时域振动信号作为网络模型的输入,通过多层卷积和长短时记忆层提取故障特征。D. Neupane等^[12]提出了一种新的基于AE的深度转移学习方法,用于从原始数据中提取特征,并应用最大平均差异(MMD)来最小化差异惩罚。Zhu Y. C.等^[15]提出的深度子领域自适应方法,考虑了类别信息,将MMD损失转化为局部最大均值差异(LMMD),进一步提升网络特征迁移能力。周建民等^[6]针对传统轴承诊断方法容易受到噪声干扰以及报告大量冗余信息的问题,提出了通过可视图谱

信号提取故障特征,然后使用支持向量机完成故障分类。Wang J. D.等^[13]提出了一种具有深度转移学习网络的卷积自动编码器(CAE-DTLN),该编码器结合了相关对齐损失和域分类,从而实现了基于DTLN的卷积自动编码器。Yang B.等^[14]提出了一种深度域自适应迁移学习网络,并对不同的故障数据进行实验,实践证明利用实验室诊断知识识别实际机器的健康状态是有效的。文献[7]采用构建一维CNN的方式对机械设备进行故障诊断。而二维CNN故障诊断也在一些文献中得到探索和应用^[8-9],该方法要点是将一维原始振动信号经分解变换成二维图像,也有直接将原始诊断信号重构成图像的信号-图像CNN故障识别方法。樊星男等^[10]提出了一种基于Hankel矩阵的二维CNN轴承故障诊断方法,降低了对原始时间序列信号的需求量,保持了二维信号在水平、垂直方向的连续性。

目前大多数诊断模型仅适用于单一转速工况下的故障识别。水力测功器在实际工作中,根据试验需求,往往存在多个相对稳定的转速工况,不同试验台的转速也不尽相同,导致故障样本分布不一致,模型对故障的识别准确率受到影响。针对水力测功器运用的此类特点,本文结合传统故障诊断方法与深度学习技术,提出一种基于转速跟踪预处理和卷积神经网络的轴承故障诊断方法,能够实现仅使用某一稳态转速的样本进行网络训练,而对其他稳态转速下的故障样本同样能够准确识别。

2 卷积神经网络介绍

CNN作为深度学习的一种重要方法,在语音和图像处理方面都取得了应用。一般而言,CNN由卷积层、池化层和全连接层构成,输入数据的特征提取由卷积层和池化层实现,而全连接层主要负责分类。

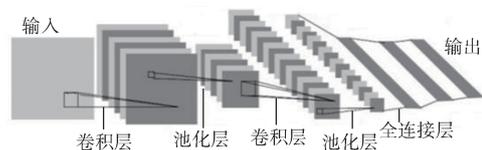


图1 CNN构成示意图

Fig. 1 CNN composition schematic diagram

2.1 卷积层和激励层

一般而言,卷积层和激励层是一个整体,是整个CNN的核心。其计算方法见式(1)。

$$x_j^l = f\left(\sum x_j^{l-1} * w_{ij}^l + b_j^l\right) \quad (1)$$

式中: l 为卷积神经网络的层编号; x_j^l 为第 l 层神经网络的第 j 个特征图; x_j^{l-1} 为第 l 层神经网络的第 i 个

特征图; w_{ij}^l 为卷积层的卷积核; $*$ 为卷积操作; b_j^l 为偏置参数; $f(\cdot)$ 为激励函数。

CNN 中卷积核 w_{ij}^l 每次只与输入数据 x_i^{l-1} 中的部分数据进行卷积运算, 所以通常 w_{ij}^l 的数据维度小于 x_i^{l-1} 的数据维度。在卷积层的计算过程中, 还引入了步长和数据填充两个参数, w_{ij}^l 每次与 x_i^{l-1} 中的部分数据完成卷积操作后按步长进行移动, 最终对 x_i^{l-1} 中全部数据完成卷积操作; 当 x_i^{l-1} 中剩余区域小于 w_{ij}^l 的卷积区域时, 可以通过数据填充的方法将剩余区域补足。

$f(\cdot)$ 是激励函数, 完成激励层功能。比较常用的激励函数有 Sigmoid、Tanh 和 ReLU。其中, Sigmoid 和 Tanh 容易引起训练梯度消失, 而 ReLU 具有半区抑制和半区激活的性质, 可以有效解决这个问题, 其表达式见式 (2)。

$$f(x) = \begin{cases} x, & x > 0; \\ 0, & x \leq 0. \end{cases} \quad (2)$$

2.2 池化层

池化层可以减少卷积操作后 CNN 中的神经元个数, 同时增强卷积操作后特征值的抽象性, 从而增强泛化能力, 主要有最大值池化法和平均值池化法。

2.3 全连接层

全连接层与前一层神经网络以全连接的方式进行连接, 完成故障分类功能。全连接层使用 Dropout 法来增强泛化能力, 并使用 Softmax 法完成最终的识别分类。

3 数据预处理

水力测功器实际作业环境变量多变, 如转速和负载等, 目前轴承故障诊断中采用 CNN 算法, 但大多数采用某一个或几个特定转速下的样本作为训练集, 仅适用于单一工况下的故障识别分类, 模型的泛化能力较弱, 需考虑转速变化对故障诊断模型的影响。除此之外, 不同类型输入所获取的故障信息也不同, 为了更好地获取全面的故障信息, 对输入数据的类型进行转换、处理是必要的。

3.1 转速跟踪预处理方法

课题组提出一种转速跟踪预处理方法, 即用等圆周角采样, 对等时间间隔采样的水力测功器原始振动数据进行重抽样。这样, 不论机械转速如何变化, 均能得到等间隔的故障冲击信号, 以及谱线固定、突出的频谱, 以提升模型的泛化能力, 更有利于自动识别。重抽样频率 w_f 计算方式见式 (3):

$$w_f = Z/60 \times N. \quad (3)$$

式中: Z 为转速, r/min; N 为轴承每转一周采样的点数。

3.2 FFT 获取振动信号频谱

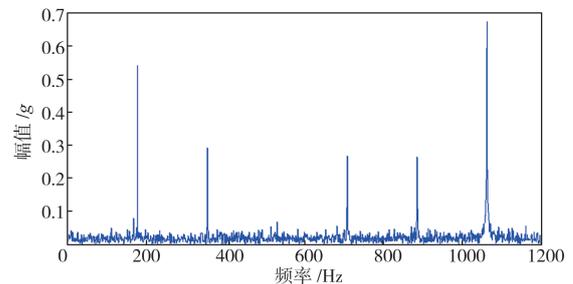
快速傅里叶变换 (FFT) 是可以将信号从时域变换到频域的高效离散傅里叶变换算法 (DFT)。可以定义为

$$\begin{cases} x_k = \sum_{n=0}^{N-1} x_n e^{-i2\pi k \frac{n}{N}}, \\ x_j^l = f\left(\sum \sum x_j^{l-1} * w_{ij}^l + b_j^l\right). \end{cases} \quad (4)$$

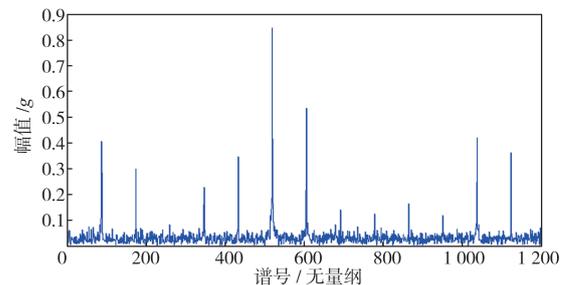
式中, $k=0, 1, \dots, N-1$ 。

为了满足 FFT 变换对周期性的要求, 从转速跟踪处理后的振动数据中, 滑窗获取长度为 $2n$ (n 为整数) 的数据作为样本, 此外, 为了提高频谱分辨率, 一般需要较长的数据长度, 减低频谱泄露影响。

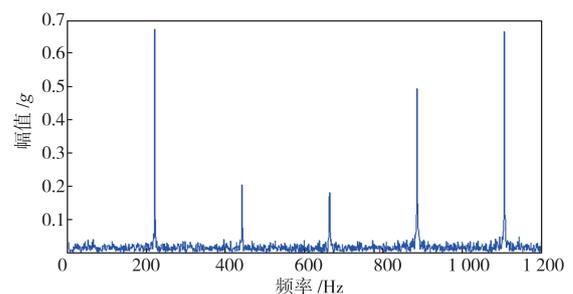
对 12 000, 15 000, 18 000 r/min 转速下的外环故障振动信号进行转速跟踪预处理, 并进行 FFT 变换, 所得频域图如图 2 所示。对比转速跟踪预处理前后的频域信息可以发现, 未经转速跟踪处理前, 各转速下轴承外环故障的频域信息存在明显差异, 如突出谱线之间的间隔不同, 相同数据长度中, 突出谱线的数量也不同。而经过转速跟踪处理后, 前述的两处不同点均得到了有效处理, 使不同转速下的外环故障频域信号特征更加一致, 表现更加明显。



a) 12 000 r/min 处理前



b) 12 000 r/min 处理后



c) 15 000 r/min 处理前

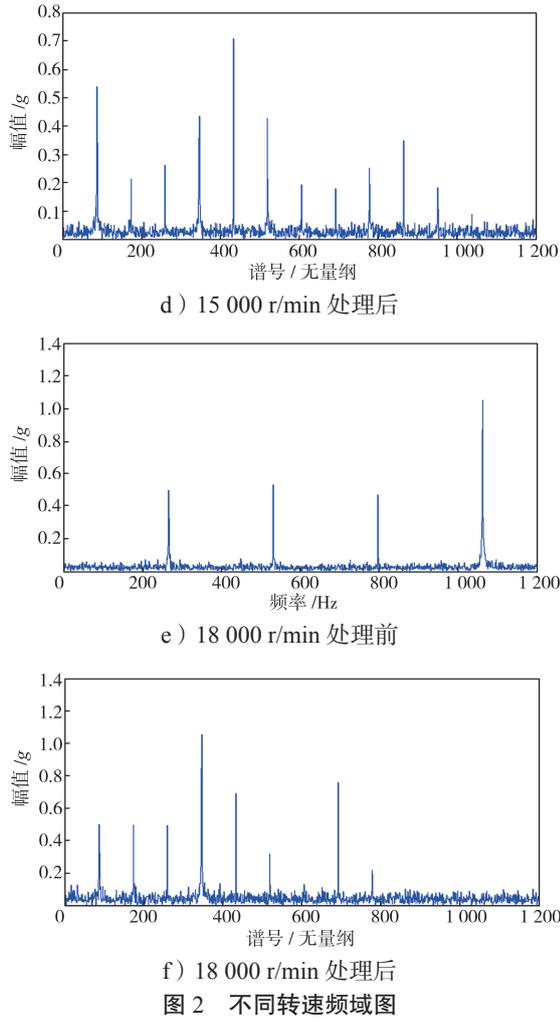


图 2 不同转速频域图

3.3 Hankel 矩阵转换

信号 - 图像的一般转换方法是将长度为 N^2 的信号水平或垂直方向重新排列, 组成大小为 $N*N$ 的矩阵, 再将该矩阵转化为灰度图。方法如式 (5) 所示。从矩阵可以看到, 该矩阵在垂直方向连续, 而水平方向不连续。

$$H = \begin{bmatrix} X_1 & X_{N+1} & \cdots & X_{N^2-N+1} \\ X_2 & X_{N+2} & \cdots & X_{N^2-N+2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ X_N & X_{2N} & \cdots & X_{N^2} \end{bmatrix} \quad (5)$$

该方法会导致所生成的矩阵在另一个方向上丢失连续性, 在灰度图上则会表现为某一处明暗发生突变, 不利于 CNN 网络对图像进行识别。

图 3 是长度为 4 096 的轴承外环故障频域信息, 图 4 是经不同转换过程得到的灰度图。

从图 4a 可以明显看到, 图 3 中突出、连续的谱线在经一般信号 - 图像转换为灰度图后仅表现出几

个孤立的、颜色突变的像素点。

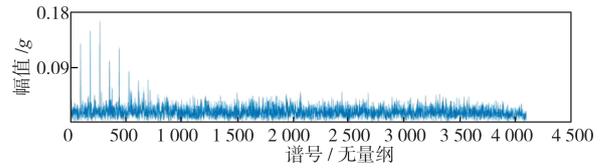


图 3 轴承外环故障频域图

Fig. 3 Frequency domain diagram of faulted bearing outer ring

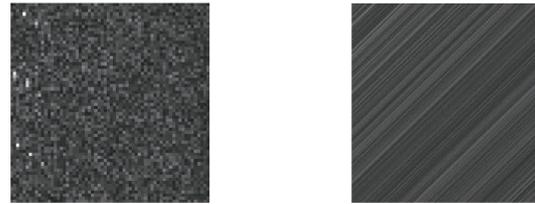


图 4 不同转换过程后的灰度图

Fig. 4 Grayscale images after different conversion processes

为了保证二维信号在水平、垂直方向数据的连续性, 以及突出频域信号的原有特征, 采用生成 Hankel 矩阵, 再将矩阵转化为二维信号的方法。具体为截取时间序列信号 X 中长度为 $2N-1$, 然后形成大小为 $N*N$ 的矩阵, 矩阵形式如式 (6) 所示, 可以看出其中任意数据在任意方向上都是连续的。Hankel 矩阵除了在数据排列上具有连续性, 同时也有利于信号分析^[11]。

$$H = \begin{bmatrix} X_1 & X_2 & \cdots & X_N \\ X_2 & X_3 & \cdots & X_{N+1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ X_N & X_{N+1} & \cdots & X_{2N-1} \end{bmatrix} \quad (6)$$

采用构建 Hankel 矩阵的方式对图 3 的频域信号进行信号 - 图像转换, 清晰地展现了原频域信号中的特征, 结果如图 4b 所示。

4 基于转速跟踪预处理和 CNN 的轴承故障诊断方法

本文提出的基于转速跟踪预处理和 CNN 的轴承故障诊断方法流程, 如图 5 所示。

训练时, 训练集的振动数据经过转速跟踪预处理和 FFT 转换后得到频域信号数据, 频域信号转换为 Hankel 矩阵, 再转换为灰度图, 以此为 CNN 网络模型的输入进行训练。测试时, 以相同的方式对测试集振动数据进行预处理, 再输入训练好的模型中进行故障识别和分类。所用二维 CNN 模型结构如图 6 所示。

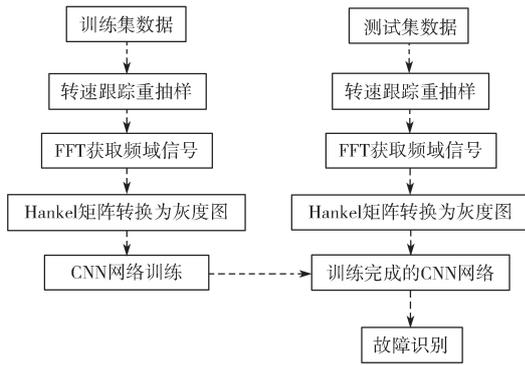


图 5 轴承故障诊断方法流程图

Fig. 5 Flow chart of the bearing fault diagnosis method

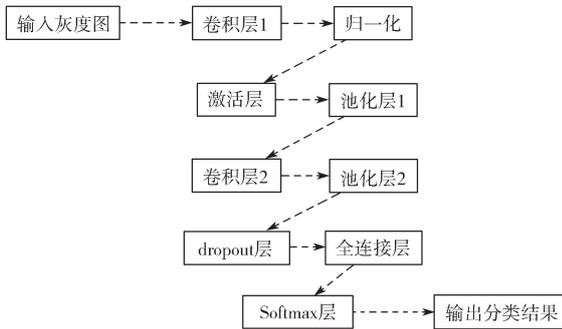


图 6 二维 CNN 模型结构图

Fig. 6 2D CNN model structure diagram

5 试验验证

5.1 试验过程

为了验证本文提出的基于转速跟踪预处理和 CNN 的轴承故障诊断方法的有效性, 本文选择水力测功器实际运用过程中的在线监测振动数据案例特征创建振动冲击样本。作为试验验证数据, 振动加速度信号均由振动冲击传感器采集, 在不同工况下采集轴承样本, 分为 12 000, 15 000, 18 000 r/min 这 3 种稳态转速下的外环故障、内环故障、滚子故障和正常

4 种状态数据, 按转速区分, 分别标记为数据集 A (12 000 r/min)、B (15 000 r/min)、C (18 000 r/min), 每个数据集包含 4 类状态数据各 1 000 个样本。挑选数据集 A 用于训练 CNN 网络模型, 将各类状态数据样本按 7:3 的比例随机划分为训练集和测试集, 各类状态数据按照外环故障、内环故障、滚动体故障、正常状态, 分别标记为 wh、nh、gz、zc。以数据集 A 为例, 数据集描述见表 1。

表 1 数据集 A 描述

Table 1 Dataset A description

数据集	wh	nh	gz	zc
训练集	700	700	700	700
测试集	300	300	300	300

本文所设计的 CNN 模型, 使用 adma 求解器, 学习设置为 0.01, 激活层采用 ReLu 函数作为激活函数。各层参数设计详情见表 2。

表 2 CNN 网络层设计参数

Table 2 CNN network layer design parameters

网络层	大小	数量	步幅	备注
输入层	512*512	-	-	
卷积层 1	9*9	32	1	
池化层 1	5*5	-	1	最大值
卷积层 2	5*5	32	1	
池化层 2	5*5	-	1	最大值
Dropout	-	-	-	Loss=0.3

5.2 验证结果及分析

使用数据集 A 对所设计的 CNN 网络进行训练, 训练过程中, 准确率和变化趋势如图 7 所示, 在第 60 次迭代时, 准确率达 96%, 经过 160 轮迭代后, 最终准确率达 99.5%。

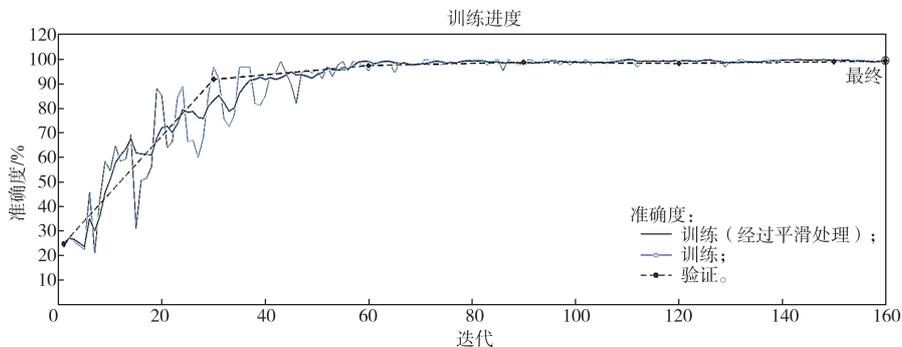


图 7 准确率变化趋势

Fig. 7 Trends in the accuracy

为了检验所训练模型是否能够对其它两个数据集作出准确的故障分类, 此处分别从数据集 A、B、

C 中随机抽取 2 000 条样本, 其中每类数据类型各 500 条, 用于模型泛化能力的验证, 混淆矩阵如图 8

所示，各数据集故障识别率对比如图 9 所示。

从图 9 中可以看到，该 CNN 网络模型对数据集 B、C 同样具有很高的故障识别率，综合识别率达到 99% 以上，具有很好的泛化能力。

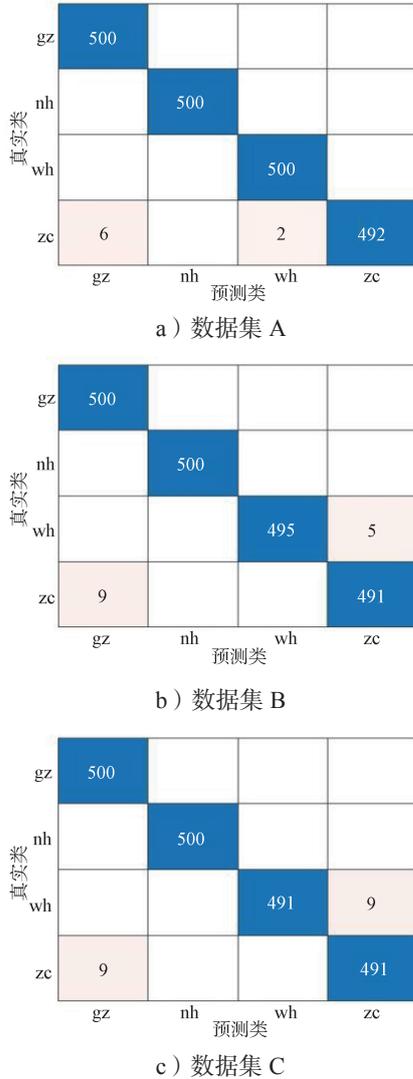


图 8 对不同数据集 - 故障识别的混淆矩阵

Fig. 8 Fault identification confusion matrix for different datasets

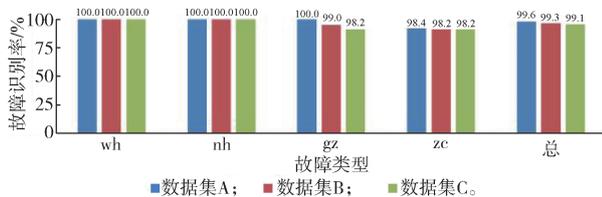


图 9 各数据集故障识别率对比

Fig. 9 Comparison of fault identification rates among different datasets

为了更有效、更全面地评估模型的泛化能力与分类能力。以故障为正，正常为负，各指标的计算方法如式 (7) 所示：

$$\begin{cases}
 A_{cc} = \frac{f_{00} + f_{11}}{f_{00} + f_{10} + f_{01} + f_{11}} \times 100\%, \\
 P_{re} = \frac{f_{11}}{f_{11} + f_{01}} \times 100\%, \\
 R_{ec} = a_{ACM2} = \frac{f_{11}}{f_{11} + f_{10}} \times 100\%, \\
 F_{1-Score} = 2 \times \frac{P_{re} \times R_{ec}}{P_{re} + R_{ec}}.
 \end{cases} \quad (7)$$

式中： A_{cc} 为准确率； P_{re} 为精确率； R_{ec} 为召回率， $F_{1-Score}$ 为平衡 F 分数； f_{11} 为故障轴承被预测为故障的数量； f_{10} 为故障轴承被预测为正常且故障类预测正确的数量； f_{00} 为正常轴承被预测为正常的数量； f_{10} 为故障轴承被预测为正常的数量； f_{01} 为正常轴承被预测为故障的数量。

研究组用上述方法重复 5 次，不同方法预测分类在验证集上得到所有平均结果如表 3 所示。表 3 体现了传统方法和所提出的方法在准确率、精确率、召回率和平衡 F 分数，可以看出，本文所提方法的各指标结果优于其他方法，能够很好地从数据中挖掘出更全面的特征信息，充分体现了模型良好的泛化能力和分类能力。

表 3 不同方法各指标结果对比分析 (平均值 + 标准差)
Table 3 Comparative analysis of various indicator results from different methods (mean+standard deviation)

序号	方法	$A_{cc}/\%$	$P_{re}/\%$	$R_{ec}/\%$	$F_{1-Score}$
方法 1	支持向量机 SVM	65.83	60.50	42.50	0.498 9
方法 2	CNN	82.08	77.62	69.17	0.731 0
方法 3	CNN + ResNet	85.42	80.02	76.67	0.782 8
方法 4	转速跟踪 + CNN	99.58	94.28	93.67	0.944 3

6 结论

本文提出利用转速跟踪对原始振动数据进行重抽样处理，然后进行快速傅里叶变换，将频域信号重构为 Hankel 矩阵并转化为二维信号，最后通过 CNN 学习二维信号的图像特征，从而实现水力测功器不同转速工况下的轴承故障诊断。结论如下：

- 1) 该方法能准确识别各转速工况下的水力测功器轴承故障，识别率达 99.5%，具有较高的准确性；
- 2) 该方法创新性地使用转速更新方法对原始数据进行预处理，大大减少了所需训练样本和迭代轮次，且能够在不同试验台上应用，不必重复训练，具有较好的泛化能力；
- 3) 该方法为非稳态转速工况下的轴承故障诊断方法提供了一种新思路。

参考文献:

- [1] 关可铭, 杜兵, 李金峰, 等. 基于 LMD 和改进 CNN 的轴承故障诊断方法 [J]. 制造业自动化, 2023, 45(1): 216-220.
GUAN Keming, DU Bing, LI Jinfeng, et al. Bearing Fault Diagnosis Method Based on LMD and Improved CNN[J]. Manufacturing Automation, 2023, 45(1): 216-220.
- [2] 刘辉, 李阳. 一种抗噪声的自注意力神经网络轴承故障诊断方法 [J]. 轴承, 2023(12): 92-98.
LIU Hui, LI Yang. Fault Diagnosis Method for Bearings Based on Anti-Noise Self-Attention Neural Network[J]. Bearing, 2023(12): 92-98.
- [3] 田亮, 袁存波. 基于 LSTM 和证据理论的引风机轴承故障诊断 [J]. 动力工程学报, 2023, 43(5): 614-621.
TIAN Liang, YUAN Cunbo. Fault Diagnosis of Induced Draft Fan Bearing Based on LSTM and Evidence Theory[J]. Journal of Chinese Society of Power Engineering, 2023, 43(5): 614-621.
- [4] GUNDEWAR S K, KANE P V. Bearing Fault Diagnosis Using Time Segmented Fourier Synchrosqueezed Transform Images and Convolution Neural Network[J]. Measurement, 2022, 203: 111855.
- [5] ZHANG W H, LIU Z F, LIAO Z Q. Digital Twin Inspired Intelligent Bearing Fault Diagnosis Method Based on Adaptive Correlation Filtering and Improved SAE Classification Model[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2022, 2022: 8767974.
- [6] 周建民, 黄熙亮, 熊文豪, 等. 基于可视图谱信号特征提取的滚动轴承故障诊断 [J]. 制造技术与机床, 2022(9): 5-12.
ZHOU Jianmin, HUANG Xiliang, XIONG Wenhao, et al. Fault Diagnosis of Rolling Bearing Based on Visual Spectrum Signal Feature Extraction[J]. Manufacturing Technology & Machine Tool, 2022(9): 5-12.
- [7] 李子国, 石晴, 刘继超, 等. 基于参数优化 VMD 和 1D-CNN 的滚动轴承故障诊断 [J]. 现代信息科技, 2022, 6(16): 66-70.
LI Ziguo, SHI Qing, LIU Jichao, et al. Rolling Bearing Fault Diagnosis Based on Parameter Optimization VMD and 1D-CNN[J]. Modern Information Technology, 2022, 6(16): 66-70.
- [8] 许启发, 程启亮, 蒋翠侠, 等. 基于组序列多分支 CNN-LSTM 的风机轴承和齿轮箱故障诊断研究 [J]. 机电工程, 2022, 39(8): 1050-1060.
XU Qifa, CHENG Qiliang, JIANG Cuixia, et al. Fault Diagnosis of Wind Turbine Bearing and Gearbox Based on Group-Sequence and Multi-Branch CNN-LSTM Model[J]. Journal of Mechanical & Electrical Engineering, 2022, 39(8): 1050-1060.
- [9] 张苏颖, 竺兴妹, 许曙青. 基于深度置信网络和对称点模式电机轴承故障诊断研究 [J]. 噪声与振动控制, 2022, 42(3): 98-104, 143.
ZHANG Suying, ZHU Xingmei, XU Shuqing. Research of Motor Bearing Fault Diagnosis Based on Deep Belief Network and Symmetric Dot Pattern[J]. Noise and Vibration Control, 2022, 42(3): 98-104, 143.
- [10] 樊星男, 刘晓娟. 二维卷积神经网络在轴承故障诊断中的应用 [J]. 机械设计与研究, 2022, 38(3): 109-113, 117.
FAN Xingnan, LIU Xiaojuan. Application of Two-Dimensional Convolution Neural Network in Bearing Fault Diagnosis[J]. Machine Design & Research, 2022, 38(3): 109-113, 117.
- [11] 丁春嵘, 周雨轩, 胡浩, 等. 基于深度特征提取神经网络的滚动轴承故障诊断 [J]. 北京化工大学学报(自然科学版), 2022, 49(1): 106-112.
DING Chunrong, ZHOU Yuxuan, HU Hao, et al. Fault Diagnosis of Rolling Bearing Based on Depth Feature Extraction Neural Network[J]. Journal of Beijing University of Chemical Technology (Natural Science Edition), 2022, 49(1): 106-112.
- [12] NEUPANE D, SEOK J. Bearing Fault Detection and Diagnosis Using Case Western Reserve University Dataset with Deep Learning Approaches: A Review[J]. IEEE Access, 2020, 8: 93155-93178.
- [13] WANG J D, LAN C L, LIU C, et al. Generalizing to Unseen Domains: A Survey on Domain Generalization[EB/OL]. [2024-01-18]. <http://arxiv.org/abs/2103.03097>.
- [14] YANG B, LEI Y G, JIA F, et al. An Intelligent Fault Diagnosis Approach Based on Transfer Learning from Laboratory Bearings to Locomotive Bearings[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 122: 692-706.
- [15] ZHU Y C, ZHUANG F Z, WANG J D, et al. Deep Subdomain Adaptation Network for Image Classification[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2021, 32(4): 1713-1722.

(责任编辑: 申剑)