

doi: 10.16104/j.issn.1673-1891.2024.01.011

# 一种机械臂电机故障时频尺度诊断方法 ——基于深度学习和激光多普勒测振技术

陈永强, 杨 亚

(芜湖职业技术学院智能制造学院, 安徽 芜湖 241006)

**摘要:**机械臂电机振动信号的采集效果较差,影响时频特性分析过程,导致故障诊断效果与精度较差,为此提出基于深度学习和激光多普勒测振技术的机械臂电机故障时频尺度诊断方法。使用激光多普勒测振技术与小波阈值去噪算法,建立机械臂电机振动信号采集系统,获取并重构故障信号;提取电机振动信号的时域、频域等尺度特征,引入神经网络建立一个具备学习能力的故障诊断模型,将提取的机械臂电机故障时域、频域等尺度特征输入诊断模型中,输出分类诊断结果,即可完成机械臂电机故障时频尺度诊断。结果表明:利用该方法开展电机故障诊断时,检测结果与实际电机故障类型之间偏差较小,诊断效果好、精度高。

**关键词:**深度学习网络;激光多普勒测振技术;机械臂;电机故障

中图分类号:TP241 文献标志码:A 文章编号:1673-1891(2024)01-0080-07

## A Time-frequency Scale Diagnosis Method for Mechanical Arm Motor Faults: Based on Deep Learning and Laser Doppler Vibration Measurement Technology

CHEN Yongqiang, YANG Ya

(School of Intelligent Manufacturing, Wuhu Institute of Technology, Wuhu 241006, Anhui, China)

**Abstract:** The poorer effect of vibration signal collection from robotic arm motors affects the time-frequency character analysis process and leads to lower fault diagnosis effectiveness and accuracy. Therefore, a time-frequency scale diagnosis method for robotic arm motor faults based on deep learning and laser Doppler vibration measurement technology is proposed. Using laser Doppler vibration measurement technology and wavelet threshold de-noising algorithm, we develop a mechanical arm motor vibration signal collection system to obtain and reconstruct fault signals; we extract the time-domain, frequency-domain and other scale features of the motor vibration signal, introduce an artificial neural network to establish a fault diagnosis model with learning ability, input the extracted time-domain, frequency-domain and other scale features of the mechanical arm motor fault into the diagnosis model, and output the classification diagnosis results, which can complete the time-frequency scale diagnosis of the mechanical arm motor fault. The experimental results show that, when this method for motor fault diagnosis is adopted, the deviation between the detection results and the actual motor fault type is small, and the diagnostic results are good with higher accuracy.

**Keywords:** deep learning network; laser Doppler vibration measurement technology; mechanical arm; motor failure

收稿日期:2023-11-10

基金项目:安徽省高校科学研究项目(2022AH052196);芜湖职业技术学院校级科技创新团队项目(Wzykytd202204)。

作者简介:陈永强(1982—),男,安徽芜湖人,副教授,硕士,研究方向:机械设计制造、控制工程, e-mail: yongchao6916914@163.com

## 0 引言

机械臂由于自身在特定工作空间内的灵活性以及易操作性,在工业全自动化生产中具备重要作用。但是工业生产过程中,通常需要若干机械臂互相辅助工作,长时间的工作时间会使机械臂的电机出现故障,从而引发连锁反应<sup>[1-2]</sup>。轻则降低工厂的生产效率,重则会给工厂带来巨大经济损失。针对该问题,需要对机械臂电力故障实施故障诊断,实时了解机械臂电机工作状态。

文献[3]将逆变器与电机看作一个整体,将电压输入值离散成开关作用时间,从而建立电机的数学函数,对电机故障前后状态展开模拟,通过电机正常状态函数与实际电机输出电流差值作为故障特征,将提取的故障特征作为诊断依据,建立诊断阈值条件;然后通过阈值辨识结果,完成电机故障的精准诊断。文献[4]使用自动编码器对电机的电流信号特征展开提取,根据故障与特征之间的因果关系建立用于故障位置、状态以及特征辨识的贝叶斯函数;然后将提取的特征与贝叶斯函数拓扑结构结合,建立发电机故障诊断模型,根据建立的函数实现对电力故障的精准检测。文献[5]根据小波分析法将电机振动信号转换成时频图像,以此建立不同工况的图像样本;结合图像像素块分割结果生成图结构数据,将图结构数据输入深度学习网络中,完成故障特征的提取;通过对特征结果的分类,完成电机故障的有效诊断。

由于机械臂电机振动信号的采集效果较差,导致获取的信号质量不佳,进而影响了后续的故障诊断过程中的信号分析和学习能力,使得时域、频域等尺度特征难以有效区分,最终导致故障诊断效果较差。为解决上述电机故障诊断过程中存在的问题,提出基于深度学习和激光多普勒测振技术的机械臂电机故障时频尺度诊断方法。

## 1 机械臂电机故障信号采集及预处理

开展机械臂电机故障诊断前,需要使用激光多普勒测振技术对机械臂电机故障状态下的振动信号进行采集,并对采集振动信号实施预处理,从而为后续提取电机故障特征提供有力依据。

### 1.1 基于激光多普勒测振技术的电机振动信号采集

激光多普勒测振技术实质上就是将具备固定频率声波或者电光波对准待检测目标,通过从目标物体反射出的声波以及电光波频率随物体速度发生速度比例变化即为多普勒效应<sup>[6]</sup>。将激光多普勒测振仪频率设定为 $f_0$ ,电机振动信号采集时需要将频率满足式(1)<sup>[7]</sup>的条件:

$$f_d = \frac{2v \cos \theta}{\delta} \quad (1)$$

式中: $f_d$ 表示测振仪的多普勒频率; $v$ 表示电机的振动速度; $\theta$ 表示激光多普勒测振仪入射光与被测电机之间运动夹角; $v \cos \theta$ 表示电机振动速度在激光入射方向分量系数; $\delta$ 表示激光波长。

激光多普勒故障信号测振过程如图1<sup>[6]</sup>所示。

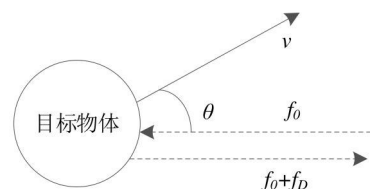


图1 激光多普勒故障信号测振过程

当电机表面在振动时,如果入射光垂直于振动方向,那么多普勒频移的效果会较弱,因为振动主要影响的是光线的横向位移,而非频率变化。然而,当入射光与振动方向一致时,振动会直接导致光线频率的变化。此时,激光多普勒测振仪入射光与被测电机之间运动夹角为0,可将测振仪多普勒频率与电机振动速度关系简化成 $f_d = \frac{2v}{\delta}$ ,以此建立机械臂的电机故障信号采集系统(图2),以完成机械臂电机振动信号的采集。

在建立的信号采集系统内,首先通过激光多普

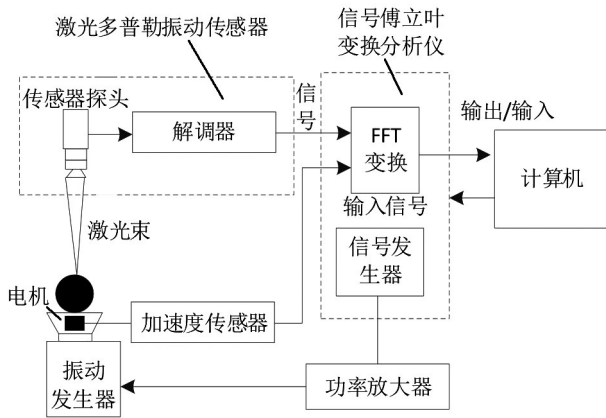


图2 机械臂电机故障信号采集系统

测量传感器获取电力故障振动频率,结合功率放大器来生成故障振动信号,并对信号实施傅里叶变换;最后将变换后的信号传输给计算机,即可完整地获取机械臂电机故障时的振动数字信号。

### 1.2 电机故障信号重构

激光本身具有波动性和相干性,这些特性使得激光在传播过程中容易受到各种因素的干扰。例如,激光束在通过空气时,会受到空气中尘埃、颗粒物的散射和吸收,导致激光能量衰减和光路偏移。这种散射和吸收作用会产生随机噪声,影响激光测振仪的测量精度。所以为进一步提升电机故障特征提取精度,需要在提取振动信号故障特征前对采集的电机振动信号实施重构处理<sup>[8]</sup>。

利用小波分解阈值方法开展电机振动信号重构时,首先设定采集的电机振动信号集合为  $X = (x_{ij})$ ,对信号实施小波分解,根据分解获取的小波阈值,建立阈值函数,如式(2)和式(3)所示:

$$\mu_y(x) = \begin{cases} x, & |x| \geq T \\ 0, & |x| < 0 \end{cases} \quad (2)$$

$$\mu_r(x) = \begin{cases} \text{sgn}(x)(|x| - T), & |x| \geq T \\ 0, & |x| < 0 \end{cases} \quad (3)$$

式(2)~(3)中: $\mu_y(x)$ 表示硬阈值函数; $\mu_r(x)$ 表示软阈值函数; $x$ 表示故障振动信号; $\text{sgn}(x)$ 表示信号函数; $T$ 表示时间系数阈值。

硬阈值函数在信号重构过程中,会使信号出现

不连续问题,导致信号重构时出现振荡,产生信号误差,而软阈值函数虽然会避免硬阈值函数带来的问题,但是软阈值函数去噪效果较差,为保证信号质量的同时完成故障振动信号的有效去噪,需要根据上述建立的阈值函数,通过高斯平滑形式对阈值函数实施优化,优化后的阈值函数如式(4)所示:

$$\mu_{yh}(x) = \begin{cases} \text{sgn}(x) \left[ |x| - T e^{\frac{(|x|-T)}{2\sigma^2}} \right], & |x| \geq T \\ 0, & |x| < T \end{cases} \quad (4)$$

式中: $\mu_{yh}(x)$ 表示优化后的阈值函数; $e^{\frac{(|x|-T)}{2\sigma^2}}$ 表示收敛函数; $\sigma$ 表示信号误差。

根据建立的阈值函数对电机振动信号实施分解重构,完成电机振动信号重构。

## 2 机械臂故障诊断方法

完成电机振动信号重构后,对机械臂电机振动信号的时域、频域等尺度特征展开提取,通过深度学习算法的人工神经网络,建立一个具备学习能力的故障诊断模型,将提取的机械臂电机故障时域、频域等尺度特征输入进模型中,输出分类结果即可完成机械臂电机故障的精准诊断。

### 2.1 电机故障特征提取

#### 2.1.1 机械臂电机时域尺度特征提取

经由振动传感器采集的信号即为时频信号,时频信号会随着时间发生变化,且信号的波形较为多样,故在电机故障诊断过程中,需要精准提取故障振动时域尺度特征,为后续故障诊断提供依据。提取故障振动时域尺度特征,选取速度有效值、加速度峭度系数以及加速度峰值系数,提取过程如下。

1) 获取速度有效值。

机械臂电机振动信号中时域信号的速度有效值能够直接体现故障时域信号能量特征,提取过程中,首先设定去噪后电机振动信号中时域信号为  $y$ ,以此完成时域信号速度有效值的获取,如式(5)所示:

$$B_t = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M y_i^2} \quad (5)$$

式中:  $B_t$  表示获取的故障振动时域信号的速度有效值;  $M$  表示时域信号总数量;  $i$  表示常数。

2) 确定峭度系数。

峭度系数是时域信号中的量纲参数, 该系数能够有效地反映电机转速、尺寸以及载荷影响下电机表面损伤类故障辨识。获取时, 可根据上述确定的相关参数, 完成时域信号峭度系数的计算, 如式(6)所示:

$$Q_t = \frac{\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (y_i - \bar{y})^4}{\left[ \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (y_i - \bar{y})^2 \right]^2} \quad (6)$$

式中:  $Q_t$  表示故障振动时域信号的峭度系数。

3) 获取峰值系数。

峰值系数与峭度系数相同, 也是量纲化参数, 由故障时频信号的峰值与有效值的比值构成的。电机发生故障时, 早期故障峰值变化较为明显, 而当故障发生时间较长时, 则有效值变化较为明显。峰值系数获取流程如式(7)所示:

$$\begin{cases} O_t = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m o_i \\ O_f = O_t / B_t \end{cases} \quad (7)$$

式中:  $O_t$  表示电机故障状态  $t$  下时频信号峰值;  $o_i$  表示任意信号峰值常数;  $O_f$  表示获取的峰值系数。

### 2.1.2 机械臂电机频域尺度特征提取

经过傅里叶变换后获取的频率信息, 故障诊断时提取电机故障频域特征能够有效获取故障信号的信号成分以及频率分布状态。电机故障现象通常会发生在低频区域内, 故提取故障振动信号频域特征时, 需要通过观察电机振动信号与正常信号之间频谱图展开确定。频域特征获取流程如式(8)所示:

$$F_i = \sum_{i=1}^{f_i} f_{(2i)r} / f_r \quad (8)$$

式中:  $f_r$  表示电机故障状态转频幅值;  $F_i$  表示获取的频域特征;  $f_i$  表示固定转频;  $f_{(2i)r}$  表示倍频对应幅值。

### 2.1.3 熵特征提取

提取对故障电机信息排列熵, 获取流程如下。

1) 通过采集的电机故障时域信号  $U = \{u(1), \dots, u(N)\}$ , 以此建立  $k \times M$  维矩阵  $H$ , 矩阵表述形式如式(9)所示:

$$H(i) = [u(i), u(i + \beta), \dots, u(i + (m - 1)\beta)], \quad (9)$$

$(i = 1, 2, \dots, k)$

式中:  $\beta$  表示时移系数;  $m$  表示嵌入维数。

2) 对矩阵实施升序排列, 根据排序结果建立序号矩阵  $Q(i)$  并对矩阵排序概率展开计算, 通过获取的概率值完成信息熵的提取, 如式(10)所示:

$$\begin{cases} \zeta(i) = \gamma_i / \sum_{j=1}^k \gamma_j \\ G = - \sum_{j=1}^k \zeta(i) \text{Ln}[\zeta(i)] \end{cases} \quad (10)$$

式中:  $\zeta(i)$  表示序号矩阵排序概率;  $\gamma_i$  表示矩阵  $\zeta$  中行顺序出现次数;  $G$  表示提取的信息熵。

## 2.2 机械臂电机故障诊断

利用神经网络建立机械臂电机故障诊断模型<sup>[9-10]</sup>, 模型结构如图3所示。

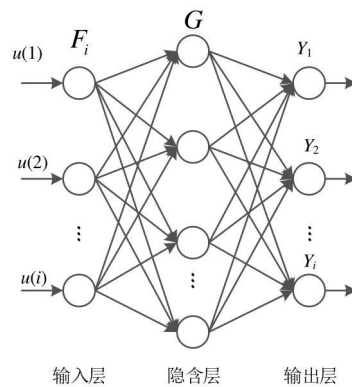


图3 机械臂电机故障诊断模型

如图3所示, 模型的输入层接收电机故障的时域信号  $u(i)$  以及通过特征提取算法得到的故障特征  $F_i$ , 包括振动信号的振幅、频率、波形等关键信息。隐藏层是神经网络中的核心部分, 通过多层神经元之间的连接和权重调整, 对输入数据进行学习和训练。在本模型中, 隐藏层使用了一定数量的神经元  $G$ , 通过不断调整权重和偏置项, 提取输入数据中的



有效信息熵,以实现对故障类型的准确识别。输出层则是模型最终的结果输出部分。在本模型中,输出层神经元数量与可能的故障类型数量相对应,通过输出层,模型能够给出对电机故障类型的识别结果  $Y_i$ ,完成对机械臂电机故障的精准诊断。

在模型应用前,使用大量包含不同故障类型的电机振动信号数据对神经网络进行训练。这些数据通过激光多普勒测振技术和小波阈值去噪算法获得,并经过特征提取算法处理后,形成模型的输入特征。通过多次迭代和优化,神经网络学习到了如何从输入特征中识别出不同的故障类型。利用人工神经网络建立机械臂电机故障诊断模型时,设定输入层包含 6 个神经元,分别对应时域信号特征(如振幅均值、峰值、波形因子)和频域信号特征(如主频、带宽、频谱能量)。隐藏层采用 2 层结构,每层包含 10 个使用 ReLU 激活函数的神经元。输出层包含 4 个神经元,使用 softmax 激活函数输出故障类型概率分布,对应 4 种不同的电机故障类型。该模型结构能够有效地从输入特征中学习和提取信息,实现对机械臂电机故障的精准诊断。

将电机故障时域信号  $U = \{u(1), \dots, u(N)\}$  和提取的故障特征  $F_i$  输入 BP 神经网络模型的输入层中,通过隐藏层的训练学习提取信息熵  $G$ ,最后通过输出层输出故障类型的识别结果  $Y_i$ ,完成对机械臂电机故障的精准诊断。

### 3 实验验证

为了验证上述机械臂电机故障诊断方法的整体有效性,需要对此方法展开测试。

#### 3.1 实验方法

分别采用基于深度学习和激光多普勒测振技术的机械臂电机故障时频尺度诊断方法(本文)、基于统一模型的永磁同步电机故障诊断(文献[3])、基于时频图与改进图卷积神经网络的异步电机故障诊断方法(文献[5])进行测试。

测试过程中,选取某类型机械臂电机为测试目标,用上述不同方法对安徽芜湖某机械厂使用的机械臂电机开展故障诊断。该机械厂使用了多关节弧焊机械臂(ARC12-1400 型,埃夫特智能装备公司),并积累了大量的运行数据。通过该机械厂机械臂电机的使用记录开放数据集获取机械臂电机实际运行过程中产生的数据,进行处理。数据包括电机的振动信号、电流信号等,以及相关的运行状态信息。这些数据经过预处理后,被存储在 HDFS 数据库中,用于后续的故障诊断。从机械厂机械臂电机使用记录开放数据集中采集 50 h 数据作为初始数据,将其输入到 HDFS 数据库中进行预处理。在算法训练阶段,将 50 h 数据划分为 20 h 训练集和 30 h 测试集。设置本文算法使用的 BP 神经网络参数为:时间步长:35;神经网络单元数量:185;训练精度:0.001;最大迭代次数:1 000。

为保证实验有效性,在相同实验条件下,通过对电机故障状态下故障时频域特征提取精度、故障诊断效果与诊断时间检测结果,验证上述 3 种方法在故障诊断时的实际有效性。

#### 3.2 实验结果与分析

1) 电机故障信号时频域特征提取精度测试结果。

采用本文方法、文献[3]方法以及文献[5]方法开展机械臂电机故障诊断,对不同方法在诊断过程中提取的故障振动信号时频域特征展开测试,测试结果如图 4 和图 5 所示。

由图 4 和图 5 可以看出,利用上述 3 种方法开展机械臂电机故障诊断时,文献[3]方法在提取故障信号特征时,信号特征与实际电机故障特征之间存在偏差;文献[5]方法在使用自动编码器对电机的电流信号特征展开提取时,未能考量故障信号中噪声带来的影响,所以该方法提取故障信号特征时,提取结果与实际结果之间存在差距;而本文方法由于在提取故障振动信号时频域特征前,及时对故障

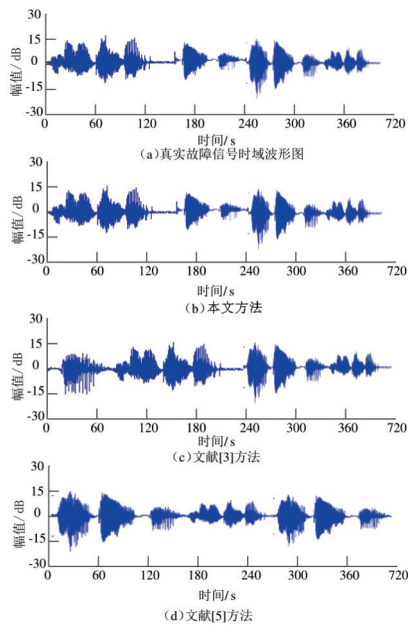


图 4 电机故障信号时域特征提取精度测试结果

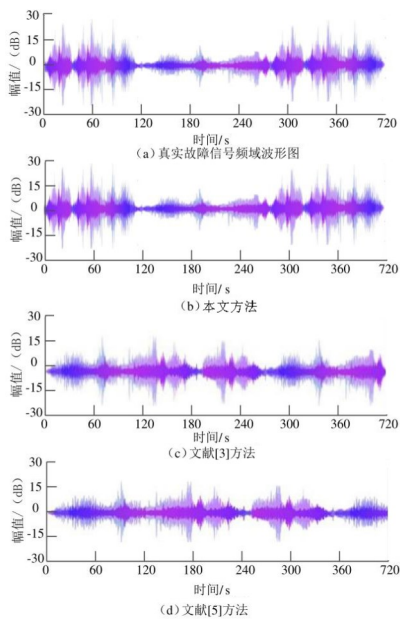


图 5 电机故障信号频域特征提取精度测试结果

信号实施了重构处理,所以该方法在故障诊断时具备有效性。

2)故障诊断时间测试结果。

采用本文方法、文献[3]方法以及文献[5]方法开展机械臂电机故障诊断,对不同方法在诊断过程中诊断时间展开测试,测试结果如图 6 所示。

由图 6 可知,开展机械臂电机故障诊断时,所提

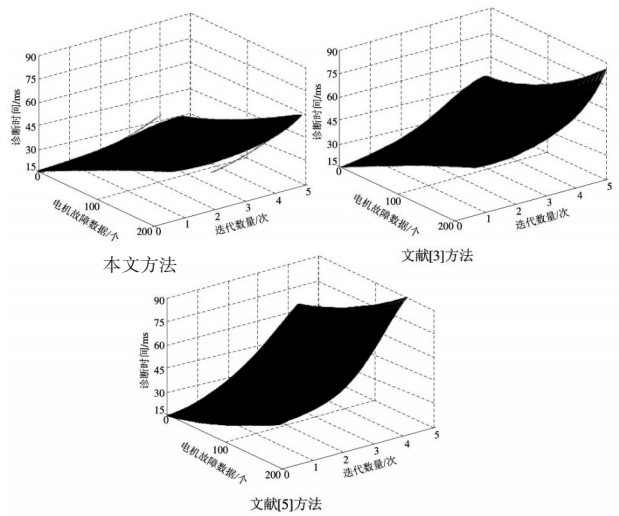


图 6 不同方法的诊断时间测试结果

方法的诊断时间是 3 种方法中最短的,而文献[3]方法以及文献[5]方法测试出的诊断时间均超出所提方法较多,由此可证明,所提方法在开展机械臂电机故障诊断时,诊断性能好。

3)诊断效果测试结果。

基于上述测试结果,继续使用上述 3 种方法对电机诊断展开诊断处理,将电机状态分成正常、短路故障、轴承故障、断条故障 4 个类型,对诊断过程中 3 种方法的实际诊断效果展开测试,测试结果如表 1 所示。

表 1 不同方法电机故障诊断效果测试结果

故障类型	电机故障诊断效果测试结果		
	本文方法	文献[3]方法	文献[5]方法
短路故障	短路故障	断条故障	断条故障
轴承故障	轴承故障	轴承故障	正常状态
断条故障	断条故障	正常状态	短路故障

由表 1 可知,开展机械臂电机故障诊断时,本文方法能够精准地检测出电机的实际故障类型,而文献[3]方法和文献[5]方法检测结果与实际电机故障类型之间存在较大偏差。由此即可证明,使用所提方法开展机械臂电机故障诊断时,该方法检测效果好、性能高。

## 4 结束语

本文提出了基于深度学习和激光多普勒测振技术的机械臂电机故障时频尺度诊断方法,采集了基于采集的电机振动信号,提取机械臂电机故障特

征,通过深度学习网络建立诊断模型,将提取特征输入模型中,求解与机械臂电机故障相匹配的特征值,实现对机械臂电机故障的精准诊断。

该方法由于在建立诊断模型时,函数运行冗余度较高,需要对该问题继续优化。

### 参考文献:

- [1] 江文松,李旋,罗哉,等.六自由度机械臂参数校准不确定度评定方法[J].仪器仪表学报,2022,43(7):26-34.
- [2] 万敏,杨山山.具有状态约束的机械臂切换自适应控制[J].机械科学与技术,2023,42(4):597-607.
- [3] 徐琛杰,章玮.基于统一模型的永磁同步电机故障诊断[J].电机与控制学报,2022,26(4):9-17.
- [4] 王进花,高媛,曹洁,等.基于AE-BN的发电机滚动轴承故障诊断[J].北京航空航天大学学报,2023,49(8):1896-1903.
- [5] 陈起磊,蒋亦悦,唐瑶,等.基于时频图与改进图卷积神经网络的异步电机故障诊断方法[J].振动与冲击,2022,41(24):241-248.
- [6] 毕鲲.激光多普勒测速的信号处理应用研究[D].哈尔滨:哈尔滨工程大学,2010.
- [7] 蒋婷婷,张庆,张钧深,等.变分非线性单分量Chirp模态提取及其在电机轴承诊断中的应用[J].仪器仪表学报,2023,44(2):266-277.
- [8] 王厚超,牛强,陈朋朋,等.低信噪比矿井提升机振动信号融合去噪算法[J].工矿自动化,2023,49(1):63-72.
- [9] 尹柯,张久权,伍建林,等.对比卷积神经网络分类模型与放射科医师鉴别浸润性肺腺癌的效能[J].中国医学影像技术,2021,37(9):1338-1342.
- [10] 张驰,郭媛,黎明.人工神经网络模型发展及应用综述[J].计算机工程与应用,2021,57(11):57-69.