

DOI:10.19344/j.cnki.issn1671-5276.2025.05.016

## 基于声学传感器长阵列车辆液压轴承损伤故障智能诊断方法

高京<sup>1</sup>, 殷鸿鑫<sup>2</sup>, 崔佳<sup>2</sup>

(1. 国能铁路装备有限责任公司 北京 100010;

2. 天津哈威克科技有限公司, 天津 301799)

**摘 要:**设计一种基于声学传感器长阵列的车辆液压轴承损伤故障智能诊断方法。通过声学传感器长阵列对车辆液压轴承故障信号进行采集,通过小波变换对采集到的信号进行去噪处理。利用故障后振动信号能量在各个频带中的分布和变化特性,对故障特性进行描述。设计小波包算法展开特征提取,有效抑制盲耦合干扰,实现对车辆液压轴承的故障诊断。测试结果表明:该方法可使车辆液压轴承损伤故障信号信噪比得到明显改善,幅值在 0.1~0.2 mV 之间波动;不同的实验环境下故障诊断精度始终高于 90%,具有较高的技术水平与应用价值。

**关键词:**振动盲耦合;声学传感器长阵列;车辆;液压轴承;故障诊断;小波变换

**中图分类号:**TP206      **文献标志码:**A      **文章编号:**1671-5276(2025)05-0084-06

## Intelligent Diagnosis Method for Damage Fault of Vehicle Hydraulic Bearings Based on Long Array of Acoustic Sensors

GAO Jing<sup>1</sup>, YIN Hongxin<sup>2</sup>, CUI Jia<sup>2</sup>

(1. China Energy Railway Equipment Co., Ltd., Beijing 100010 China;

2. Tianjin Hveic Technology Limited Liability Company, Tianjin 301799 China)

**Abstract:** A vehicle hydraulic bearing damage fault intelligent diagnosis method based on acoustic sensor long array is designed. Fault signals of vehicle hydraulic bearings are collected through a long array of acoustic sensors, and wavelet transform is applied to denoise the collected signals. Utilizing the distribution and variation characteristics of vibration signal energy in various frequency bands after a fault, the fault characteristics are described. A wavelet packet algorithm is designed to extract features and effectively suppress blind coupling interference, achieving fault diagnosis of vehicle hydraulic bearings. The test results show that the proposed method can significantly improve the signal-to-noise ratio of vehicle hydraulic bearing damage fault signals, with amplitudes fluctuating between 0.1–0.2 mV, and the fault diagnosis accuracy consistently exceeding 90% in different experimental environments, which indicates that the proposed method is of high technical level and application value.

**Keywords:** blind coupling of vibration; long array of acoustic sensors; vehicles; hydraulic bearings; fault diagnosis; wavelet transform

## 0 引言

在城市化进程中车辆扮演着越来越重要的角色,其安全性能得到了越来越多的关注。轴承在车辆中极易发生故障,其对车辆的安全运行具有重要意义,故展开车辆液压轴承故障诊断方面的研究是十分必要的<sup>[1-2]</sup>。

国内相关专家针对这方面的内容展开了大量研究。李富盈<sup>[3]</sup>对长大坡道的运行特点展开分析,构建液压轴承故障诊断体系,并以此为依据组建液压轴承故障诊断平台,进而实现故障诊断。王冰等<sup>[4]</sup>在含有大量噪声的环境下,优先引入

SST 时频对液压轴承信号展开分析,获取液压轴承信号的瞬时频率估计值,同时进一步提取瞬时转频,对全部时域信号展开重采样,获取正常运行情况下的角域信号,最终实现车辆的液压轴承故障诊断。王珊等<sup>[5]</sup>通过经验模态分解对信号展开预处理,去除不同频率存在的噪声,选择最优固有模态函数,经过尺度变换后提取故障信号,最终实现液压轴承故障诊断。

但是上述研究都面临一个难题,过盈装配、内圈裂纹和转速对液压轴承原始设计载荷分布的随机性,会导致液压轴承性能退化的情况出现。在损伤-振动盲耦合的作用下,使得车辆液压轴承损

**基金项目:**哈尔滨铁路科研项目(GJNY-20-139)

**第一作者简介:**高京(1984—),男,内蒙古鄂尔多斯人,经济师,硕士,研究方向为铁路交通运输,wwso2587@163.com。

伤的特征信号中携带着大量振动干扰的信息,在振动盲耦合干扰的影响下,使得真实的振动故障特征的表示不明显。为解决这一问题,本文提出基于声学传感器长阵列的车辆液压轴承损伤故障智能诊断方法。实验结果表明,这种方法可以有效提升车辆液压轴承故障诊断结果的准确性。

## 1 车辆液压轴承故障智能诊断方法的设计

### 1.1 基于传感器长阵列的车辆液压轴承声-振信号采集

采用声学传感器进行车辆液压轴承故障信号采集具有非接触式检测、高灵敏度与实时性的特点,减少了人力投入和时间成本。电容式声压传感器是一种常见的声学传感器类型之一,它通过测量声波压力引起的电容变化来检测声音信号。当声波作用于传感器的感应电极时,会引起电容值的变化,进而转换为电信号输出。为此本文选用电容式声压传感器进行车辆液压轴承故障振动信号采集。因为振动信号会引起异常的声音,该类型传感器也是最常用的振动信号采集设备。其中“长阵列”指的是一种采用多个声学传感器组成的阵列,这些传感器按照一定间距排列在一条直线或曲线上,以实现更全面和详细的信号采集,如图1所示。

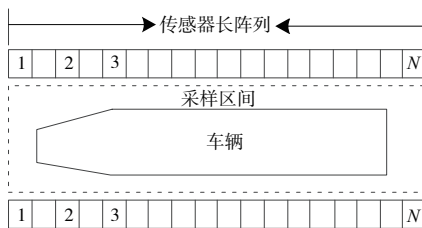


图1 传感器长阵列车辆液压轴承信号采集

由图1可以看出,包含多个传感器排列在一起并同时采集数据,可以获得来自不同位置的语音信号,从而更全面地捕捉和分析车辆液压轴承产生的故障振动信号。具体采集流程如下。

#### 1) 声学传感器的安装

在液压轴承外圈进行声学传感器的安装,用螺丝将其固定,然后将声学传感器的输出信号线连接到数据采集器上,确保信号的稳定和可靠传输。

#### 2) 声-振信号采样

在时间线上以相等的间隔对模拟信号进行采样,以获得一系列采样值。

$$x(n) = x(t) \big|_{t=nT} \quad (1)$$

式中: $x(t)$ 表示模拟信号; $n$ 表示采样序号; $T$ 表示采样周期。采样时,采样频率应该满足奈奎斯特定理,该定理是指为了避免采样失真和混叠现象的发生,对于一个连续时间的信号,如果要将其数字化,则必须以不低于信号最高频率两倍的采样率对其进行采样<sup>[6]</sup>。

$$f \geq 2f_{\max} \quad (2)$$

式中: $f$ 表示采样频率; $f_{\max}$ 表示最高信号频率。

#### 3) 量化

将采样值映射到一定的离散级别上,得到一系列量化值。量化级别的大小决定了数字信号的精度,量化级别越小,数字信号的精度越高,其表达式如下:

$$x_q(n) = Q[x(n)] \quad (3)$$

式中 $Q$ 表示量化函数。

#### 4) 编码

将量化值转换为二进制数,得到一系列数字编码。

$$x_c(n) = C[x_q(n)] \quad (4)$$

式中 $C$ 表示编码函数。

#### 5) 数字信号输出

编码数字信号的输出完成了从模拟信号到数字信号的转换<sup>[7]</sup>。

$$x_z(n) = x_c(n) \quad (5)$$

式中 $x_z(n)$ 表示真实信号。

### 1.2 车辆液压轴承信号去噪中软硬阈设计

基于上述采集到的车辆液压轴承信号对车辆液压轴承故障信号进行去噪。由于在信号采集的过程中,信号会受到周边环境以及其他不同因素影响,导致信号内存在大量噪声<sup>[8]</sup>。所以,采用小波变换对信号展开去噪处理,详细的操作步骤如下。

1) 对含有噪声的车辆液压轴承信号展开小波变换,进而得到小波系数 $W_{jf}$ 。

$$W_{jf} = x(n) \times \psi(j, f) \quad (6)$$

式中 $\psi(j, f)$ 小波函数,表示根据尺度参数 $j$ 和频率参数 $f$ 对信号进行的小波变换。

2) 对 $W_{jf}$ 使用软阈值函数或硬阈值函数扩展阈值处理以获得估计的小波系数 $\tilde{W}_{jf}$ ,如式(7)所示。

$$\tilde{W}_{jf} = \begin{cases} W_{jf}, & |W_{jf}| > \beta \\ 0, & |W_{jf}| < \beta \end{cases} \quad (7)$$

式中 $\beta$ 表示门限阈值。

3)通过 $\tilde{W}_{jf}$ 展开小波重构<sup>[9]</sup>,进而获取去噪后的车辆液压轴承故障信号 $\tilde{z}$ ,如式(8)所示。

$$\tilde{z} = \frac{\tilde{W}_{jf}}{(1-\tilde{W}_{jf})^2} \times \varpi_{(j,k)} \quad (8)$$

式中 $\varpi_{(j,k)}$ 表示尺度系数。

### 1.3 振动盲耦合干扰下的车辆液压轴承故障信号特征提取

基于上述去噪后采集的车辆液压轴承信号,还不能完成精准识别,主要是作为识别主要特征的振动信号内部也存在耦合干扰。这种相互耦合干扰是盲目的,无规则可遵守。因此,需要克服这种耦合干扰,这也是传统方法中忽略的步骤<sup>[10]</sup>。

设计一种小波包算法对车辆液压轴承故障信号在盲耦合干扰下展开特征提取。原始车辆液压轴承信号中携带着大量细微的信息,在振动耦合冗余信息的影响下,故障特征可能被掩盖或模糊化,使得故障的表示不明显。而对于故障诊断来说,需要关注其中与故障相关的特征。通过特征提取,可以从信号中提取与故障相关的特征,突出故障特征,提高故障诊断的准确性。研究发现,当车辆液压轴承出现故障,会导致振动在设定频带内的信号能量有效降低,频带另一部分的信号能量会增加<sup>[11]</sup>。振动信号能量在每个频带内的分布和变化特征描述了不同类型的故障特征。结合这一特征,优先通过式(9)给出分解子处理后不同子频带信号的能量值 $H_{j,r}$ 。

$$H_{j,r} = \tilde{z} \int |I_{j,r}(t)|^2 dt \quad (9)$$

式中: $I_{j,r}(t)$ 表示提取的故障振动信号离散点对应的幅值; $dt$ 表示在计算故障振动信号能量时,在时间上进行微小的增量; $r$ 表示分解子的节点。

通过式(10)计算液压轴承故障振动信号总能量 $H$ 。

$$H = \iint (1 - I_{j,r}(t))^2 \times f_{j,r} + H_{j,r} \quad (10)$$

式中 $f_{j,r}$ 表示耦合振动信号。

在完成小波包分解处理后,对总向量展开能量差异化处理 $\tilde{J}_{j,r}$ <sup>[12-13]</sup>,对应的表达式如下。

$$\tilde{J}_{j,r} = \frac{I_{j,r}(t) \times f_{j,r}}{(H - H_{j,r})^2} - E \quad (11)$$

式中 $E$ 表示小波包中的节点。根据能量差异化的计算结果,建立去除振动盲耦合干扰后的车辆液压轴承故障特征向量 $P_{j,r}$ ,对应的表达式如下。

$$P_{j,r} = \sum_k (\tilde{J}_{j,r} - t)^2 + (1 - I_{j,r}(t))^2 \times H_{j,r} \quad (12)$$

### 1.4 车辆液压轴承故障智能诊断方法设计

基于上述提取到的故障特征向量,进行车辆液压轴承的故障诊断。引入改进的神经网络对车辆液压轴承故障展开诊断<sup>[14-15]</sup>,通过式(13)给出误差 $\psi_k$ 计算式。

$$\psi_k = P_{j,r} (h_k - u_k) [h_k (1 - h_k)]^{(h_k - 0.5)} \quad (13)$$

式中: $h_k(1-h_k)$ 表示误差项; $u_k$ 表示网络的实际输出; $h_k$ 表示网络的期望输出<sup>[16-18]</sup>。

将获取到的全部特征向量作为样本输入到智能识别算法(以神经网络为主,成熟技术,不再讨论)内展开训练,最终实现车辆液压轴承故障诊断信号的频率阈值为

$$G = \frac{\psi_k (S(n) - \varphi_{(m,n)})}{(h_k - 1)^2 \times (h_k - u_k)} \quad (14)$$

式中: $G$ 表示车辆液压轴承故障诊断阈值; $S(n)$ 表示结构元素<sup>[19-20]</sup>; $\varphi_{(m,n)}$ 表示特征向量的正交矩阵。

## 2 实验设计与分析

### 2.1 实验环境

为验证基于声学传感器长阵列的车辆液压轴承损伤故障智能诊断方法的有效性,测试所设计方法实现的功能效果。选择CPG500型铺轨机进行液压轴承测试,CPG500型铺轨机具体参数如表1所示,并安装声学传感器长阵列在车辆的液压轴承部位进行振动信号采集。收集车辆液压轴承在不同工况下的振动信号数据。其中车辆选用88507型号的车辆液压轴承进行验证,实验对象的图像及具体参数如表2所示,实验现场如图2所示。

表1 CPG500型铺轨机参数

| 参数          | 数值     |
|-------------|--------|
| 机组总长度/m     | 566    |
| 机组最大宽度/mm   | 3 247  |
| 机组最大高度/mm   | 4 720  |
| 轨距/mm       | 1 435  |
| 机组自质量/t     | 1 060  |
| 作业环境温度/℃    | -20~50 |
| 倾覆稳定系数      | ≥1.3   |
| 发动机功率/kW    | 161    |
| 走行速度/(km/h) | 0~20   |

表2 液压轴承参数

| 参数              | 指标           |
|-----------------|--------------|
| 内径/mm           | 35           |
| 外径/mm           | 72           |
| 精度等级            | P0           |
| 宽度/mm           | 25           |
| 标准号             | GBT/276—2013 |
| 保持架材料           | 钢板冲压         |
| 额定动载荷/kN        | 25           |
| 额定静载荷/kN        | 15           |
| 脂润滑极限转速/(r/min) | 8 000        |
| 油润滑极限转速/(r/min) | 10 000       |
| 质量/kg           | 0.33         |

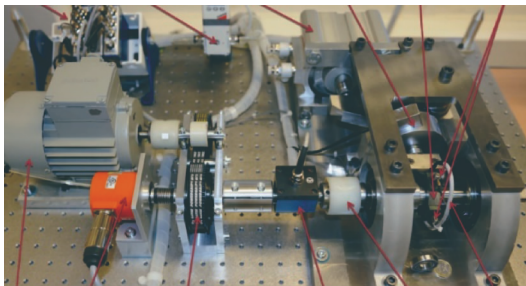


图2 实验现场图

选用以下两种实验环境进行测试。

1) 非下雨环境下实验:在干燥、无雨的环境中进行实验。在车辆上安装声学传感器长阵列,并采集车辆液压轴承在不同工况下的振动信号数据。在非下雨环境下,背景噪声相对较低,主要来自风声、车辆自身运行声音等,这种环境下,可以模拟不同负载和车速条件,例如不同速度下的常规行驶、制动或加速过程,形成振动盲耦合干扰环境。

2) 下雨环境下实验:在模拟下雨的环境条件下进行实验,通过使用水喷射的方法来模拟雨水。在车辆上安装声学传感器长阵列,在不同的负载和驾驶条件下,采集车辆液压轴承在下雨条件下的振动信号数据。在下雨环境下,可能会引入额外的噪声和振动,如传感器信号的衰减、雨水的飞溅以及车辆行驶过程中与水面的接触等。因此可以通过这个实验环境来验证设计方法在复杂工况下的适用性。

对于这两种实验环境,可以采集相应的振动信号数据,以评估该方法在不同环境下的故障诊

断能力。实验验证系统如图3所示。

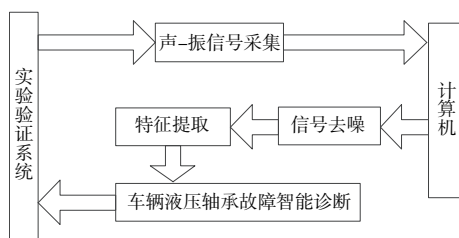


图3 实验验证系统

## 2.2 实验结果与分析

### 1) 车辆液压轴承信号去噪能力分析

实验将信噪比作为测试指标,选取传统的去噪方法作为对比方法,采用本文(小波包)去噪方法与传统的(小波)去噪方法对采集到的两种环境下的车辆液压轴承信号展开去噪处理。在雨天环境中采集的原始信号的降雨去噪结果如图4所示。

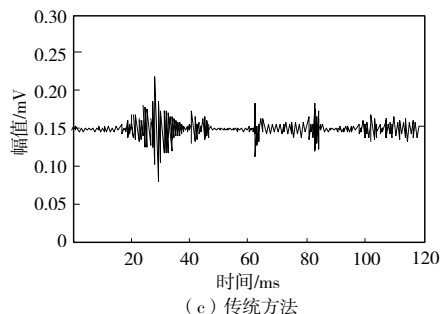
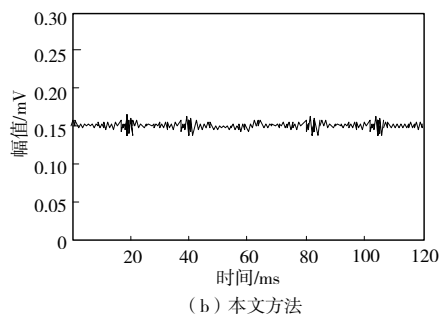
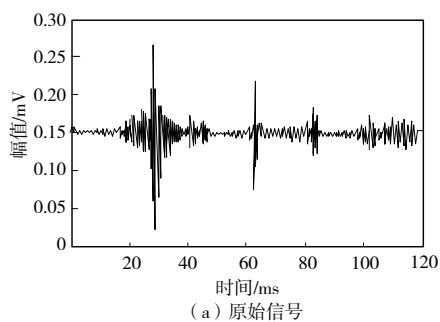


图4 下雨环境下的信噪比结果比较

从图4可知,在下雨环境下,由声学传感器长阵列采集到的原始信号波动幅度较大,表明环境

中的噪声和干扰对信号产生了影响。而通过本文方法对车辆液压轴承信号去噪后信噪比得到明显改善,幅值在  $0.1 \sim 0.2 \text{ mV}$  之间波动,这个范围的波动显示出本文方法在减小噪声干扰、提高信号质量方面具有有效性;而传统去噪方法的幅值波动虽然有所改善,但仍存在较大的波动,在  $0.05 \sim 0.25 \text{ mV}$  之间波动,这个范围的波动显示出传统方法在处理复杂环境下的信号去噪问题时,仍有一定的提升空间,需要进一步改进和完善。

非下雨环境下采集的原始信号去噪结果如图 5 所示。

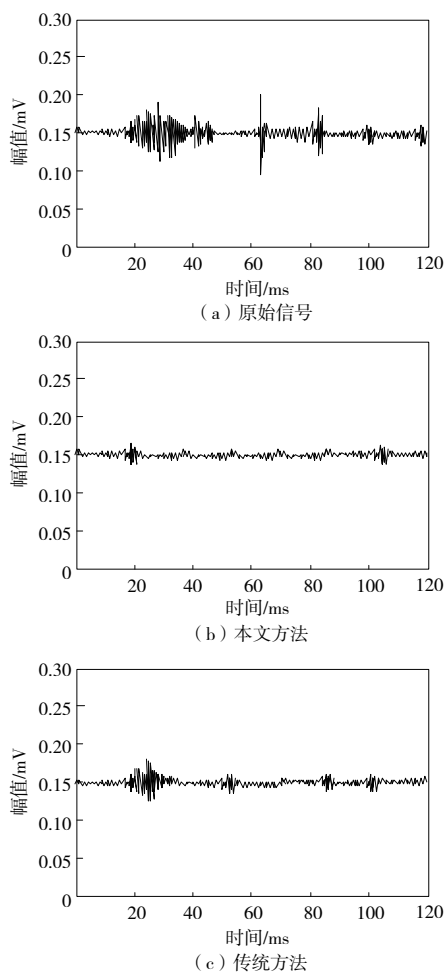


图 5 非下雨环境下的信噪比结果比较

从图 5 可知,非下雨环境下的原始信号波动幅度明显小于下雨环境下的信号波动幅度,这表明在干燥的环境下,信号的质量相对更佳。采用 3 种方法去噪后,本文方法的幅值在  $0.1 \sim 0.2 \text{ mV}$  之间波动。这一结果说明,通过本文所提出的去噪方法对信号进行处理,可以有效消除信号内的噪声,并获取较为满意的去噪效果;而传统去噪方法也在  $0.1 \sim 0.2 \text{ mV}$  之间波动,虽然这一范围的波

动已经有所改善,但本文方法去噪后的波动仍小于传统方法。由此可见,通过所提方法中的去噪方法对信号处理,可以有效消除信号内的噪声,获取比较满意的去噪效果。

## 2) 车辆液压轴承故障诊断性能分析

本文的故障检测实验是将一组实验数据放入由本文算法导入的检测仪中,由检测仪读出数据,并对数据进行处理,最后依据式(14)设定的判决门限,仿真测试软件能否实现检测功能。系统设置了 4 个阈值:电流阈值、绝对电压阈值、差分电压阈值和振动信号频率阈值。测量信号中的电流值高于阈值,绝对电压超过阈值,差压的波动范围也超过设定阈值。在用于测试信号的振动信号的频率中不存在  $10 \text{ Hz}$  信号,并且  $10 \text{ Hz}$  信号的检测被添加到阈值,结果如图 6 所示。

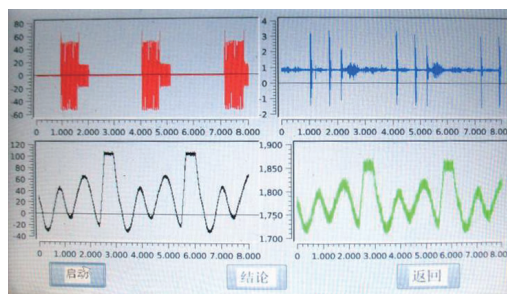


图 6 检测仪检测结果

从图 6 可以看出,通过设置检测异常振动信号的阈值,可以区分振动信号故障的特征,并根据故障特征显示相应的故障解决方案。在车辆液压轴承故障的情况下,根据上述两种实验环境分别对不同的车辆液压轴承故障诊断方法展开故障诊断,统计结果如表 3 所示。

表 3 车辆液压轴承故障诊断性能结果比较

单位: %

| 实验方法    | 下雨环境<br>诊断精度 | 非下雨环境<br>诊断精度 |
|---------|--------------|---------------|
| 文献[3]方法 | 81           | 89            |
| 文献[4]方法 | 74           | 82            |
| 本文方法    | 93           | 97            |

通过分析表 3 中的实验数据可知,在车辆液压轴承发生故障的情况下,不同的实验环境所产生的实验结果不同,当处于下雨环境时,3 种方法的诊断精度在  $81\% \sim 93\%$  之间,当处于非下雨环境时,3 种方法的诊断精度在  $89\% \sim 97\%$  之间,下雨环境的诊断精度明显低于非下雨环境的诊断精

度。无论是下雨环境还是非下雨环境,本文方法的诊断精度始终高于 90%;但是另外两种车辆液压轴承故障诊断方法获取的故障诊断精度就出现明显差距,最高仅为 89%,均低于本文方法。由此可见,本文方法获取的车辆液压轴承故障诊断结果更加准确。

### 3 结语

为了确保车辆的稳定运行,对车辆液压轴承展开故障诊断是十分必要的。为此,提出基于声学传感器长阵列的车辆液压轴承故障诊断方法。本文方法是通过声学传感器对车辆液压轴承产生的声音信号进行采集,然后使用小波变换技术去除信号中的噪声。在去噪后,利用小波包算法从信号中提取特征,并将其转换为特征向量作为故障样本输入到改进的神经网络中进行训练,从而实现车辆液压轴承故障的诊断。经过实验测试证明该方法能够有效滤除信号中的噪声,同时可以得到准确率更高和耗时更短的车辆液压轴承故障诊断结果。

### 参考文献:

- [1] 宋向金,赵文祥. 交流电机信号特征分析的滚动轴承故障诊断方法综述[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(4): 1582-1595.
- [2] 李兵,梁舒奇,单万宁,等. 基于改进正余弦算法优化堆叠降噪自动编码器的电机轴承故障诊断[J]. 电工技术学报, 2022, 37(16): 4084-4093.
- [3] 李富盈. 基于长大坡道的城市轨道交通车辆走行部轴承故障诊断研究[J]. 机械传动, 2021, 45(1): 170-174.
- [4] 王冰,魏志恒,王文斌,等. 基于同步压缩变换的阶比分析法在城市轨道交通车辆轴承故障诊断中的应用[J]. 城市轨道交通研究, 2021, 24(7): 30-35.
- [5] 王珊,牛萍娟,郭永峰,等. 基于自适应分段混合系统的轴承故障诊断[J]. 航空动力学报, 2021, 36(10): 2090-2100.
- [6] 宋威,林建维,周方泽,等. 基于改进降噪自编码器的风机轴承故障诊断方法[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(10): 61-68.
- [7] 卢锦玲,张祥国,张伟,等. 基于改进辅助分类生成对抗网络的风机主轴轴承故障诊断[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(7): 148-154.
- [8] 黄传金,宋海军,杨世锡,等. 基于 MVMD 和全矢包络谱的滚动轴承故障诊断方法[J]. 电力自动化设备, 2021, 41(12): 172-177, 192.
- [9] 李峰,陈皖皖,杨义. 基于稀疏自适应 S 变换和深度残差网络的轴承故障诊断方法[J]. 电机与控制学报, 2022, 26(8): 112-119.
- [10] 丁国龙,周明成,吴熙,等. 基于小波包算法的斜齿轮滚齿加工误差补偿[J]. 机床与液压, 2023, 51(8): 42-47.
- [11] 唐佩,李青锋,朱川曲,等. 基于小波变换的微震阈值去噪方法[J]. 湖南科技大学学报: 自然科学版, 2021, 36(4): 1-7.
- [12] 郑志清,全海燕,钱俊兵. 基于小波包分解的方差非线性均衡下的轴承故障特征提取[J]. 激光与光电子学进展, 2022, 59(21): 124-131.
- [13] 张振海,王维庆,王海云,等. 基于改进小波包的风电机组齿轮箱复合故障特征提取研究[J]. 太阳能学报, 2022, 43(9): 331-336.
- [14] 刘小英,刘志勇,崔慧娟. 基于动态规划算法的液压驱动机械臂运动控制研究[J]. 液压气动与密封, 2023, 43(1): 15-18.
- [15] 安四元. 煤矿井下防爆车辆液压启动系统设计[J]. 液压气动与密封, 2022, 42(6): 85-87.
- [16] 余萍,宋紫琼,曹洁,等. 基于 BNN-RA 模型的风电机组轴承故障诊断研究[J]. 太阳能学报, 2025, 46(3): 643-651.
- [17] 古莹奎,李成,吴宽. 频谱能量增强的 IEWT 滚动轴承故障诊断方法[J]. 机械设计与制造, 2025(1): 70-74, 81.
- [18] 张小丽,范攀峰,李贤耀,等. 基于转频脊线的滚动轴承阶次分析故障诊断[J]. 噪声与振动控制, 2025, 45(1): 139-145.
- [19] 宋存利,王子卓,时维国. 一种小样本滚动轴承故障诊断算法[J]. 中国惯性技术学报, 2025, 33(1): 96-106.
- [20] 高淑芝,陈雪峰,张义民,等. 基于 CEEMDAN 和熵特征的滚动轴承故障诊断[J]. 机械设计与制造, 2025, 407(1): 99-102.

收稿日期:2023-10-23