

# 基于振动和滑油屑末信息融合的主轴承状态监测方法

郭小鹏<sup>1</sup>, 杜少辉<sup>1</sup>, 安中彦<sup>1</sup>, 杨杰<sup>1</sup>, 沙云东<sup>2,3</sup>, 栾孝驰<sup>2,3</sup>

(1. 中国航发沈阳发动机研究所, 沈阳 110015; 2. 沈阳航空航天大学航空发动机学院,  
3. 辽宁省航空推进系统先进测试技术重点实验室: 沈阳 110136)

**摘要:** 针对实际服役状态下航空发动机主轴承在线状态监测和故障诊断问题, 提出了一种基于振动和滑油屑末信息融合的主轴承状态监测方法。通过发动机外机匣指定位置处测得振动信号的频域特征定义滚动轴承故障损伤因子, 采集回油路滑油金属屑末信息确定屑末数量增长率, 将二者通过模糊推理相融合, 实现滚动轴承状态的在线监测。开展了部件试验器条件下航空发动机主轴承典型损伤剥落扩展试验和整机试验, 同步测试振动信号及滑油屑末信息, 进行信息融合轴承状态监测方法验证。结果表明: 将轴承剥落中期时的振动和滑油屑末信息输入建立的模糊推理模型, 输出结果为 0.59, 根据定义输出数值在 0~0.25 区间表示轴承状态良好, 输出数值在 0.25~0.75 区间表示轴承状态异常, 输出数值在 0.75~1 区间表示轴承故障严重, 该数值置于轴承状态异常区间, 据此判断此时轴承存在故障、需及时检修。所提方法可为航空发动机主轴承状态监测及故障诊断提供参考。

**关键词:** 滚动轴承; 状态监测; 振动信号; 滑油屑末; 模糊推理

中图分类号: V233

文献标识码: A

doi: 10.13477/j.cnki.aeroengine.2025.01.020

## Main Bearing Condition Monitoring Method Based on Vibration and Oil Debris Information Fusion

GUO Xiao-peng<sup>1</sup>, DU Shao-hui<sup>1</sup>, AN Zhong-yan<sup>1</sup>, YANG Jie<sup>1</sup>, SHA Yun-dong<sup>2,3</sup>, LUAN Xiao-chi<sup>2,3</sup>

(1. AECC Shenyang Engine Research Institute, Shenyang 110015, China;

2. School of Aero-Engine, Shenyang Aerospace University,

3. Liaoning Key Laboratory of Advanced Measurement and Test Technology for Aircraft Propulsion System: Shenyang 110136, China)

**Abstract:** Aiming at the problem of online condition monitoring and fault diagnosis of aeroengine main bearings under actual service conditions, a method of main bearing condition monitoring based on information fusion of vibration and oil particles was proposed. The frequency domain characteristics of the vibration signal measured at the designated position of the engine outer casing are used to define the rolling bearing fault damage factor, and the metal debris information of the oil return circuit is collected to determine the growth rate of the debris quantity. The two are combined through fuzzy reasoning to achieve online monitoring of the rolling bearing status. The typical damage and flaking propagation test of the main bearing of an aeroengine under the condition of a component tester and the entire machine test were carried out, and the vibration signal and oil debris information were synchronously tested, and the information fusion bearing condition monitoring method was validated. The vibration and oil debris information during the mid-stage of bearing spalling were input into the fuzzy inference model established in this paper, yielding an output of 0.59. According to the defined criteria, an output value in the range of 0~0.25 indicates the bearing is in good condition, 0.25~0.75 indicates an abnormal condition, and 0.75~1 signifies a severe fault. Since the output value falls within the abnormal condition range, it is determined that the bearing is faulty and requires timely maintenance. The proposed method provides a reference for the condition monitoring and fault diagnosis of main bearings in aircraft engines.

**Key words:** rolling bearing; state monitoring; vibration signal; oil debris; fuzzy reasoning

## 0 引言

航空发动机主轴承在装机服役状态下要求高可靠性工作, 主轴承工作时承受复杂的载荷, 以及设计、

材料、加工工艺和润滑等影响和局限, 在使用中可能发生内外环滚道表面剥落、划伤、点蚀, 保持架断裂, 滚动体表面剥落等损伤, 影响发动机正常工作, 甚至造成严重事故。为保证发动机可靠使用, 除了要对

收稿日期: 2023-04-19 基金项目: 航空动力基础研究项目资助

作者简介: 郭小鹏(1982), 男, 硕士, 高级工程师。

引用格式: 郭小鹏, 杜少辉, 安中彦, 等. 基于振动和滑油屑末信息融合的主轴承状态监测方法[J]. 航空发动机, 2025, 51(1): 140-145. GUO Xiaopeng, DU Shaohui, AN Zhongyan, et al. Main bearing condition monitoring method based on vibration and oil debris information fusion[J]. Aeroengine, 2025, 51(1): 140-145.

轴承改进设计、优化材料和制造工艺外,还要建立有效的监测方法,能够在地面检测和飞行等条件下提前检测出轴承异常状态,并进行故障诊断。

为此国内外开展了大量相关研究,发展了基于振动、滑油、温度及声发射等参数的状态监测和故障诊断方法<sup>[1-3]</sup>。振动检测一直是航空发动机滚动轴承故障的主要检测方法<sup>[4-5]</sup>。栾孝驰等<sup>[6]</sup>参考国外相关研究定义损伤故障因子,将轴承振动信号中的故障信息数值化,以无量纲参数定义损伤程度;李壮等<sup>[7]</sup>搭建航空发动机轴承故障模拟试验器,采集轴承振动信号进行分析,提取轴承故障信息;滑油检测是工程中轴承监测的常用手段,Dupuis<sup>[8]</sup>通过监测磨粒穿过感应线圈组件时而引起的对交变磁场的干扰来实现状态监测,根据设备产生的脉冲来检测铁磁性和非铁磁性磨粒;Madar等<sup>[9]</sup>提出了一种基于 ODM 的轴承破损严重程度评估方法,并对角接触球轴承进行了多次故障进展试验;Bowen等<sup>[10]</sup>和 Anderson<sup>[11]</sup>系统化研究了磨粒尺寸和 5 种磨损类型的相关性;Gupta等<sup>[12]</sup>介绍了线性、广义钟形、基于高斯分布、三次多项式和基于反曲的曲线的模糊隶属度函数;Fawzi等<sup>[13]</sup>采用经验小波变换和模糊逻辑系统相结合的方法,对不同工况下轴承状态的早期退化进行检测和定位;Zhu等<sup>[14]</sup>建立了一种基于特性融合的轴承故障诊断方法,并将其应用于稳定和不稳定条件下的轴承故障诊断;Wang等<sup>[15]</sup>设计了一种高灵敏度电感传感器,提高了传感器检测灵敏度;Mishra等<sup>[16]</sup>从涡轮发动机的轴承座和齿轮箱中收集油屑,分析说明了油液磨粒计数是航空涡轮发动机的重要参数之一。以上研究均使用单一检测手段对轴承运行状态进行监控,难以准确监测并诊断轴承故障。

本文针对单一检测手段对滚动轴承故障诊断的局限性,建立一种基于振动和滑油屑末信息融合的主轴承状态监测方法。

## 1 理论方法

### 1.1 轴承故障频率计算<sup>[4]</sup>

滚动轴承工作表面出现局部损伤时,工作表面相互碰撞产生振动。当轴承以某一固定转速旋转时,运动工作表面会周期性通过故障部位,并产生振动。基于该振动信号的特征分析,可判断轴承异常状态和故障形式。

航空发动机主轴承故障特征相关的主要几何参数如图 1 所示。

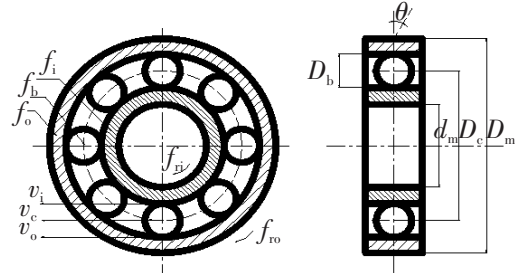


图 1 滚动轴承几何参数

航空发动机主轴承外圈故障、内圈故障、滚动体故障特征频率分别为

$$f_o = \frac{1}{2} Z \left( 1 - \frac{d}{D} \cos \alpha \right) f_s \quad (1)$$

$$f_i = \frac{1}{2} Z \left( 1 + \frac{d}{D} \cos \alpha \right) f_s \quad (2)$$

$$f_b = \frac{1}{2} \frac{D}{d} f_s \left[ 1 - \left( \frac{d}{D} \right)^2 \cos^2 \alpha \right] \quad (3)$$

式中: $D$ 为滚动轴承节径,mm; $d$ 为滚动体直径,mm; $Z$ 为滚动体数; $\alpha$ 为接触角, $(^\circ)$ ;  $f_s$ 为轴承旋转频率,Hz; $r_1$ 、 $r_2$ 为内、外圈滚道半径,mm。

### 1.2 轴承损伤故障因子

滚动轴承在运转过程中出现局部损伤,会导致轴承发生高频冲击振动。轴承局部损伤位置及形式导致其故障特征频率发生变化,振动频谱中损伤故障特征频率处存在较大峰值,且损伤故障越大峰值越为突出。频域信息可体现轴承运行状态,可探究轴承损伤扩展时期频域内故障特征信息变化情况,与滑油屑末进行对比,融合振动与滑油屑末信息进行故障诊断。

为表征发动机滚动轴承损伤程度的不同,定义无量纲参数  $E_i$ ,称  $E_i$  为特征能量占比

$$E_i = \frac{A_i^2}{\sum_{i=1}^n R_i^2} \times 100\% \quad (4)$$

式中: $A_i$ 为第  $i$  阶滚动轴承故障特征频率处峰值; $R_i$ 为第  $i$  阶滚动轴承故障特征频率相邻给定频带内幅值。

为保证故障判别的准确性,对发动机振动信号进行统计分析,针对振动试验数据选取频域内前  $n$  阶能量占比进行均值计算,作为主轴承故障诊断参数,即轴承损伤故障因子  $T$

$$T = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E_i \quad (5)$$

发动机轴承轴承损伤故障因子计算范围如图 2

所示。

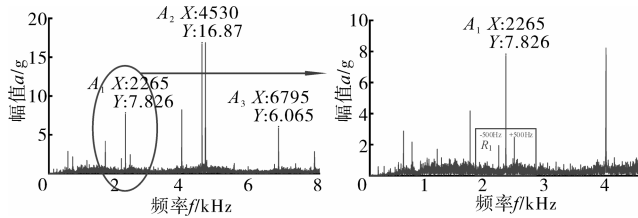
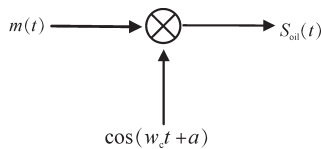


图2 发动机轴承损伤故障因子计算区间频域

### 1.3 滑油颗粒计数法

滑油系统<sup>[17-18]</sup>是发动机的重要组成系统之一,滑油流经发动机的轴承和齿轮等磨损故障频发区域,除了润滑和冷却的作用外,还可以作为滚动和滑动面磨损磨粒的运输介质。在滑油金属屑传感器内部激励信号和在直流激励情况下颗粒通过时产生信号是一种调制过程,具体描述为



式中: $m(t)$ 为在直流激励情况下颗粒通过时产生信号; $\cos(\omega_c t + \alpha)$ 为激励信号; $S_{oil}(t)$ 为传感器的输出信号; $\alpha$ 为激励信号的相位角; $\omega_c$ 为激励信号的频率。

可以得到

$$S_{oil}(t) = m(t) \cos(\omega_c t + \alpha) \quad (6)$$

转换为

$$S_{oil}(w) = \frac{1}{2} \cos \alpha [M(w + \omega_c) + M(w - \omega_c)] - \frac{1}{2j} \sin \alpha [M(w + \omega_c) + M(w - \omega_c)] \quad (7)$$

式中: $m(t)$ 为 $M(w)$ 的时域信号。

### 1.4 模糊逻辑推理

模糊逻辑推理采用模糊语句与隶属函数对复杂系统进行描述,通过模糊规则的制定与隶属函数的结合进行模糊推理,得到模糊推理等级(Fuzzy Reasoning Grade, FRG)。根据模糊决策时,决策环境具有模糊性的特点,模糊逻辑推理首先要将输入输出变量进行模糊化处理,设置模糊条件语句,并定义各变量对应的隶属函数。

模糊推理规则的制定具有一定灵活性,在实际经验充足的环境下,可依据专家经验建立模糊规则;在经验不足的情况下,主要根据响应之间的相关性或过程的机理信息进行模糊规则的建立。

根据设置好的隶属函数以及模糊规则,利用

Mamdani 模糊推理法进行逻辑推理。模糊推理逻辑如图3所示。

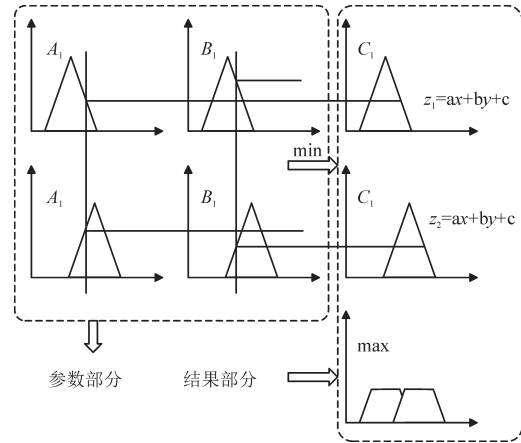


图3 模糊推理逻辑

模糊规则经过推理后得到结果为模糊集,尚不能直接输出,需将其转化为清晰的数值,即清晰化输出,模糊决策过程结束。

### 1.5 基于振动和滑油屑末信息融合的主轴承状态监测方法

本文提出一种基于振动和滑油屑末信息融合的主轴承状态监测方法,在轴承系统运行过程中同步采集轴承振动信号和滑油金属屑末信号,将实时振动信号进行傅里叶变换得到频域信息,计算其损伤故障因子,并将其与回路路滑油屑末计数信息通过模糊推理融合,判断轴承异常故障状态。基于振动和滑油屑末信息融合的主轴承状态监测方法如图4所示。

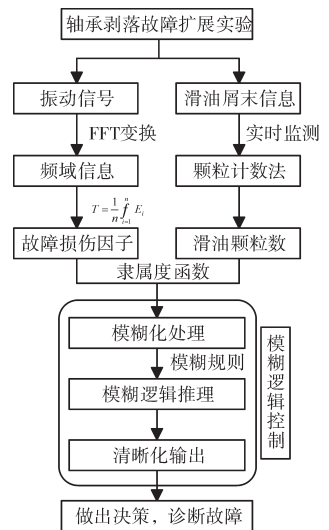


图4 振动和滑油屑末信息融合的主轴承状态监测方法

## 2 主轴承表面剥落故障扩展试验

在航空发动机轴承部件试验器条件下开展基于振动和滑油金属屑信号的主轴承典型故障特征识别与诊断试验研究。建立了发动机主轴承振动及滑油金属屑末采集系统。主轴承部件试验器由驱动电机、联轴器、外机匣、滑油系统等部件组成。测试传感器包括振动加速度传感器、滑油颗粒传感器、滑油温度传感器、转速传感器等。振动加速度布置于故障轴承

外端盖正上方,如图 5 所示。滑油颗粒传感器安装在回油路上,参数测试现场如图 6 所示。

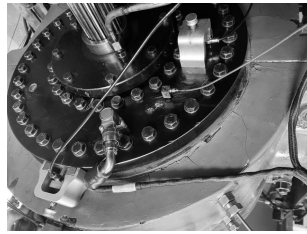


图 5 振动传感器测点位置

发动机 No.3 支点轴承外圈典型局部磨损故障设置为 8 mm×6 mm(最长×最宽)局部损伤,试验中同步采集指定位置处振动和回油路滑油金属屑末信息,振动信号采样频率设置为 51.2 kHz,共进行了 36 个典型工况循环,每个循环 0.5 h。



图 6 轴承试验台条件下主轴承振动和滑油屑末参数测试现场

### 3 试验数据处理与分析

对试验数据进行处理和分析,选取转速工况为 14400 r/min,测点位置为垂直方向振动,每隔 1 h 对振动信号进行一次取样,取样长度为 51200 个采样点;对相同时刻滑油屑末数据进行一次记录,共计选取 18 组数据,数据时间间隔为 1 h。以第 2 次循环、运行 1 h 的振动信号为例,其时间历程如图 7 所示。

对振动信号进行傅里叶变换得到其频谱,如图 8 所示,在频谱中可以观察到驱动轴转频 240 Hz 及其倍频处出现峰值;轴承外圈故障特征频率  $F_B=2374$  Hz 处峰值为 5.732g,其 2 倍频  $2F_B=4748$  Hz 处峰值为 5.815g,3 倍频  $3F_B=7122$  Hz 处峰值为 1.008g。

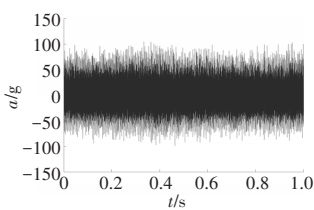


图 7 外圈故障滚动轴承振动信号时域信息

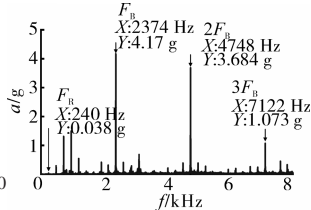


图 8 外圈故障滚动轴承振动信号频域信息

取频谱内故障特征频率前 3 倍频,其故障特征频率处能量值分别为 17.4、13.6、1.2,前 3 阶故障特征频率相邻±500 Hz 频带内幅值之和分别为 36.3、44.9、3.2,利用式(4)计算得到频带能量值分别为 47.8、30.2、35.8,利用式(5)计算得到其损伤故障因子为 38.0。

以 1 h 为间隔选取数据,分析滚动轴承损伤故障

因子,并与该时刻采集到的滑油屑末总量进行对标,得到轴承损伤故障因子随轴承运转时间的变化规律。覆盖表面剥落故障扩展试验全过程,该套外圈剥落故障滚动轴承损伤故障因子量值见表 1,对应的轴承表面剥落损伤扩展情况如图 9 所示。

表 1 滚动轴承振动和滑油屑末信息

循环次数	轴承损伤故障因子	滑油屑末数	运转时间/h
2	38.0	450	1
4	41.9	900	2
6	28.9	1350	3
8	51.9	1800	4
10	37.0	2200	5
12	68.3	2600	6
14	42.2	2760	7
16	45.4	2925	8
18	56.0	3085	9
20	39.1	3250	10
22	55.2	3500	11
24	47.0	3750	12
26	56.2	4000	13
28	60.5	4250	14
30	53.7	5250	15
32	43.9	6250	16
34	47.3	7250	17
36	55.4	8250	18

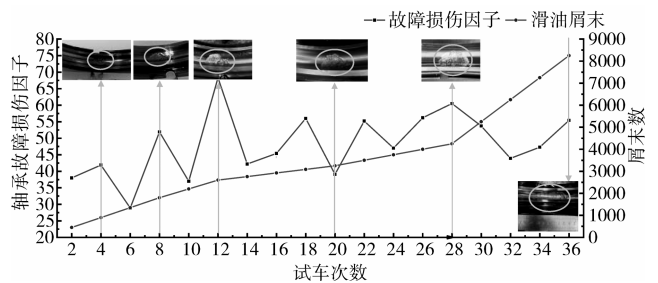


图 9 轴承表面剥落损伤扩展情况

通过对正常轴承进行分析,其损伤故障因子为 3.2 左右。针对本项试验,当故障轴承达到第 12 次循环时,轴承损伤故障因子数值已达到 68.3,远高于正常轴承的损伤故障因子数值,可初步判断轴承存在异常状况。随轴承剥落故障的扩展,滑油屑末处于上升趋势;轴承破坏部位经过剥落、磨平再剥落的过程,故障损伤因子处于波动状态。该参数的幅值在一定程度上反映了损伤累计速率,可在频域信息内反映轴承损伤剥落情况。轴承剥落故障影响发动机运行,导致轴承试验系统振动,此时表面剥落故障已严重影响轴承平稳运行。

### 4 基于振动和滑油屑末信息融合诊断

轴承损伤故障因子和滑油屑末均可反映轴承运行状态。振动特征有利于轴承早期故障检测,但随着剥落故障的扩展,振动特征会存在一定的波动。为利用振动信号和滑油屑末信息综合判断轴承运行状态,需要通过模糊逻辑推理将基于振动信号的轴承损伤故障因子参数及滑油屑末信息融合,进而实现轴承异常状态的监测。

构建模糊推理模型,利用软件工具搭建模糊推理控制器,如图 10 所示。模糊推理可以建立在专家经验之上,可以利用专家经验来定义模糊推理控制器的参数选择,并可以针对不同发动机及转子系统采用不同种方案。

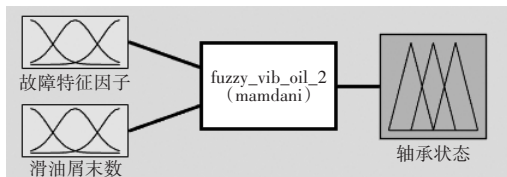


图 10 模糊推理控制器

定义模糊推理的隶属度函数,轴承损伤因子变化情况选用广义钟形隶属度函数,滑油屑末数变化情况选用三角形隶属度函数,并根据实际情况及专家经验等条件分别定义为低、中、高 3 个取值区间,隶属度函数的定义分别如图 11、12 所示。

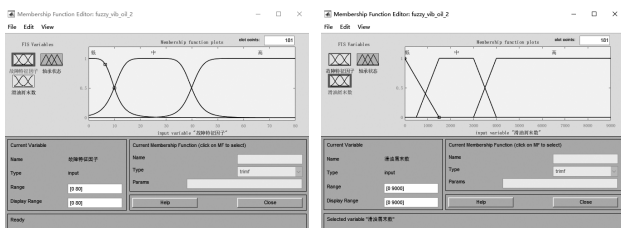


图 11 轴承损伤故障因子隶属度函数

图 12 滑油屑末数隶属度函数

总共定义 9 个规则,以振动和滑油屑末水平来输出检测结果。该模型输入为轴承损伤故障因子值及滑油屑末数,输出为 1 个介于 0~1 区间的数值。输出数值在 0~0.25 区间表示轴承状态良好,输出数值在 0.25~0.75 区间表示轴承状态异常,输出数值在 0.75~1 区间表示轴承故障严重,此区间限值可随运行工况及检测要求进行适当调整。轴承状态定义如图 13 所示。

以基于振动信号的轴承损伤故障因子为 35、滑

油屑末数为 3500 为例进行试算,将其数值输入至模糊逻辑控制器中,得到输出结果为 0.59,依据上述定义,轴承状态异常,需及时检修,模糊推理过程如图 14 所示。

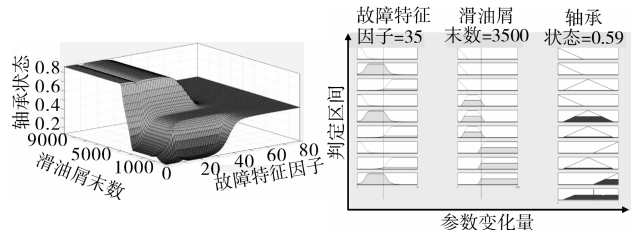


图 13 轴承状态定义

图 14 信息融合模糊推理逻辑

综上所述,本文提出的基于振动和滑油屑末信息融合的主轴承状态监测方法可有效融合振动及滑油屑末信息,并根据数据统计及专家经验建立相应的异常状态诊断基准,实现对航空发动机主轴承的状态识别及故障诊断。

### 5 结论

(1)建立了一种基于振动和滑油屑末信息融合的主轴承状态监测方法,基于同步测试的振动和滑油屑末信息,通过振动信号频域特征定义滚动轴承损伤故障因子,并与同时刻下滑油屑末信息相融合,实现了滚动轴承状态的状态监测。

(2)建立了模糊推理模型,搭建了模糊推理控制器,利用模糊推理将滚动轴承振动信号及滑油屑末信息进行融合,以运行过程中剥落中期参数进行验证,可得出输出结果为 0.59,轴承状态异常,需及时检修。本方法根据工程数据统计及专家经验建立相应的异常状态诊断基准,可转化应用于不同型号滚动轴承状态监测及故障诊断。

#### 参考文献:

- [1] Makoto K, Mitsuru T, Toshihiko M, et al. Bearing fault detection in induction machine based on stator current spectrum monitoring[J]. IEEJ Journal of Industry Applications, 2018, 7(3): 282-288.
- [2] Jin W O, Dogun P, Jongpil J. Fault detection for lubricant bearing with CNN[C]//2019 2nd International Conference on Intelligent Autonomous Systems .Singapore: ICoIAS, 2019: 142-145.
- [3] Yan X A, Jia M P. Application of CSA-VMD and optimal scale morphological slice bispectrum in enhancing outer race fault detection of rolling element bearings[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 122(1): 56-86.
- [4] 沙云东, 赵宇, 栾孝驰, 等. 基于多参数信息融合筛选的滚动轴承

- 振动信号特征提取与表征方法[J]. 推进技术, 2023, 44(07): 243-253.
- SHA Yundong, ZHAO Yu, LUAN Xiaochi, et al. Feature extraction and characterization method of rolling bearing Vibration Signal based on Multi-parameter information fusion screening [J]. Journal of Propulsion, 2019, 44(07): 243-253.(in Chinese)
- [5] 栾孝驰, 徐石, 沙云东, 等. 基于GWO-NLM与CEEMDAN的滚动轴承故障诊断方法[J]. 航空动力学报, 2023, 38(5): 1185-1197.
- LUAN Xiaochi, XU Shi, SHA Yundong, et al. Fault diagnosis Method of rolling Bearing Based on GWO-NLM and CEEMDAN [J]. Journal of aerospace power, 2023, 38(5): 1185-1197.(in Chinese)
- [6] 栾孝驰, 沙云东, 李壮, 等. 基于声发射多参数融合的滚动轴承典型故障损伤程度识别方法[J]. 航空动力学报, 2024, 39(8): 256-268..
- LUAN Xiaochi, SHA Yundong, LI Zhuang, et al. Identification method of typical fault damage degree of rolling bearing based on acoustic emission multi-parameter fusion [J]. Journal of air power, 2024, 39(8): 256-268. (in Chinese)
- [7] 李壮, 沙云东, 栾孝驰, 等. 基于模拟机匣的中介轴承微弱故障特征提取技术[J]. 科学技术与工程, 2021, 21(35): 15262-15269.
- LI Zhuang, SHA Yundong, LUAN Xiaochi, et al. Extraction technology of weak fault feature of intermediate bearing based on simulated casing[J]. Science Technology and Engineering, 2021, 21(35): 15262-15269.(in Chinese)
- [8] Dupuis R. Application of oil debris monitoring for wind turbine gearbox prognostics and health management[C]//Annual Conference of the Prognostics and Health Management Society. Portland: ACPHMS, 2010: 10-16.
- [9] Madar E, Galiki O, Klein R, et al. A new model for bearing spall size estimation based on oil debris[J]. Engineering Failure Analysis, 2022, 134(1): 106011-106021.
- [10] Bowen E R, Westcott V C. Wear particle atlas[R]. Burlington: Foxboro/Trans-Sonics, 1976.
- [11] Anderson D P. Wear particle atlas revised[R]. Foxboro: Analytical Burlington MA, 1982.
- [12] Gupta S, Biswas P K, Aljafari B, et al. Modelling, simulation and performance comparison of different membership functions based fuzzy logic control for an active magnetic bearing system[J]. The Journal of Engineering, 2023(2): 12229.
- [13] Fawzi G, Chemseddine R, Djamel B, et al. Bearing fault diagnosis based on feature extraction of empirical wavelet transform (EWT) and fuzzy logic system (FLS) under variable operating conditions[J]. Journal of Vibroengineering, 2019, 21(6): 1636-1650.
- [14] Zhu H B, He Z M, Wei J H, et al. Bearing fault feature extraction and fault diagnosis method based on feature fusion[J]. Sensors, 2021, 21(7): 2524.
- [15] Wang C J, Bai C Z, Yang Z X, et al. Research on high sensitivity oil debris detection sensor using high magnetic permeability material and coil mutual inductance[J]. Sensors, 2022, 22(5): 1833.
- [16] Mishra, Prashant K L, Prakash. Analysis of oil debris in an aero gas turbine engine[J]. Journal of Failure Analysis and Prevention, 2017, 17(6): 1131-1138.
- [17] 周良, 王华伟, 许珊珊, 等. 基于GA优化BP算法的滑油状态监测[J]. 航空发动机, 2022, 48(5): 137-142.
- ZHOU Liang, WANG Huawei, XU Shanshan, et al. Oil condition monitoring based on GA optimization BP algorithm [J]. Aeroengine, 2022, 48(5): 137-142. (in Chinese)
- [18] 张鹏飞, 李本威, 韦祥, 等. 基于滑油监控信息的发动机磨损状态融合评估[J]. 航空发动机, 2015, 41(4): 93-97.
- ZHANG Pengfei, LI Benwei, WEI Xiang, et al. Engine wear state fusion evaluation based on oil monitoring information [J]. Aeroengine, 2015, 41(4): 93-97. (in Chinese)

(编辑: 程海)