

# 基于振动与滑油信息决策融合的航空 发动机主轴承状态监控方法

赵俊豪, 沙云东\*, 栾孝驰, 刘明国

(沈阳航空航天大学 航空发动机学院, 沈阳 110136)

**摘要:** **目的** 解决实际工作条件下航空发动机滚动轴承运行状态在线监测及故障诊断问题。**方法** 首先选用有效值作为时域特征参数, 提出特征能量作为频域特征参数, 与滑油金属屑末数作为融合的振动及滑油屑末信息。基于模糊推理理论将上述参数进行融合, 通过选取隶属度函数, 定义模糊推理规则, 进行振动信号及滑油金属屑末信息的融合分析诊断轴承故障。开展航空发动机主轴承剥落扩展试验, 安装振动及滑油屑末检测系统, 同步采集轴承剥落全程的振动及滑油屑末信息, 并应用所提出方法对所测得数据进行分析。**结果** 随故障扩展, 振动信号有效值参数为总体上升趋势。频域特征能量随故障扩展升高到一定程度后下降, 并产生波动, 对轴承早期故障诊断较为敏感。滑油屑末为诊断轴承故障的重要信息, 其变化趋势为单调递增, 轴承故障后期, 滑油屑末信息变化较为显著, 对轴承后期的故障诊断较为敏感。**结论** 基于模糊推理理论的振动和滑油屑末信息融合方法可将不同信号进行故障特征综合分析, 并可有效判别轴承的运行状态。

**关键词:** 滚动轴承; 振动信号; 滑油金属屑末; 决策融合; 状态监控; 模糊推理; 航空发动机

中图分类号: V231.92

文献标志码: A

文章编号: 1672-9242(2024)09-0034-08

DOI: 10.7643/issn.1672-9242.2024.09.005

## Condition Monitoring of Aero-engine Main Bearings Based on Decision Fusion of Vibration and Oil Information

ZHAO Junhao, SHA Yundong\*, LUAN Xiaochi, LIU Mingguo

(School of Aero-engine, Shenyang Aerospace University, Shenyang 110136, China)

**ABSTRACT:** The work aims to solve the problem of on-line monitoring and fault diagnosis of aero-engine rolling bearing under actual working conditions. Firstly, the effective value was selected as the time domain characteristic parameter, the characteristic energy was proposed as the frequency domain characteristic parameter, and the number of oil metal debris was used as the fusion vibration and oil debris information. The above parameters were fused based on fuzzy inference theory. By selecting membership functions and defining fuzzy inference rules, the vibration signals and oil metal debris information were fused to diagnose bearing faults. The spalling extension test of the aero-engine main bearing was carried out, the vibration and oil debris

收稿日期: 2024-08-11; 修订日期: 2024-09-03

Received: 2024-08-11; Revised: 2024-09-03

基金项目: 中国航发产学研合作项目 (HFZL2018CXY017)

Fund: China Aviation Industry Cooperation Project (HFZL2018CXY017)

引文格式: 赵俊豪, 沙云东, 栾孝驰, 等. 基于振动与滑油信息决策融合的航空发动机主轴承状态监控方法[J]. 装备环境工程, 2024, 21(9): 34-41.

ZHAO Junhao, SHA Yundong, LUAN Xiaochi, et al. Condition Monitoring of Aero-engine Main Bearings Based on Decision Fusion of Vibration and Oil Information[J]. Equipment Environmental Engineering, 2024, 21(9): 34-41.

\*通信作者 (Corresponding author)

detection system was installed, the vibration and oil debris information of the bearing in the whole process of spalling was collected synchronously, and the measured data were analyzed by the proposed method. With the fault expansion, the effective value of vibration signal parameters was an overall upward trend. The frequency domain characteristic energy decreased and fluctuated with the increase of fault spread to a certain extent, which was sensitive to early fault diagnosis of the bearing. Oil debris was the important information for bearing fault diagnosis, and its change trend was monotonically increasing. Oil debris information changed significantly in the later stage of bearing fault, which was sensitive to bearing fault diagnosis. The vibration and oil debris information fusion method based on fuzzy reasoning theory can comprehensively analyze the fault characteristics of different signals and effectively distinguish the running state of bearings.

**KEY WORDS:** rolling bearing; vibration signal; oil metal debris; decision fusion; condition monitoring; fuzzy reasoning; aero-engine

航空发动机作为飞行器的关键动力系统,其性能直接影响到飞行器的飞行能力、安全性和可靠性。因此,对航空发动机的研究具有极其重要的战略意义。滚动轴承作为航空发动机的关键部件之一,承受着复杂的载荷,并处于高温、高压、高转速的恶劣条件下。滚动轴承需要在这些复杂工况下保持稳定的运行状态,确保航空发动机的正常工作。同时,滚动轴承的失效形式<sup>[1-3]</sup>也更加复杂多样,给轴承故障诊断和维修带来了巨大的挑战。

振动检测是航空发动机滚动轴承故障的主要检测方法之一。Bin 等<sup>[4]</sup>提出了一种基于小波包分解(WPD)-经验模态分解(EMD)特征提取和神经网络的旋转机械早期故障诊断方法。Behim 等<sup>[5]</sup>为找到一种更加精确的方法来改进轴承的故障检测和分类,研究并提出了一种与人工神经网络(ANN)技术相关的小波包分解(WPD)方法。Li 等<sup>[6]</sup>提出了基于监督正交局部 Fisher 判别分析(SOLFDA)的旋转机械微弱故障诊断方法,实现了对早期故障信号的诊断。栾孝驰等<sup>[7-8]</sup>通过改进小波包算法,以峭度值为指标,提出轴承故障特征能量计算式以诊断轴承故障。沙云东等<sup>[9-10]</sup>通过调节归一化后的峭度与相关系数之间的关系来划分高低信噪比信号,实现对振动信号的去噪效果。赵俊豪等<sup>[11]</sup>将敏感特征参数与相对应的模态分量进行加权重构,有效突出了轴承故障特征信息。以上研究表明,虽然振动信号对早期轴承故障诊断较为敏感,但振动信号中通常有大量背景噪声信号,容易掩盖轴承故障特征信号,导致故障特征提取不充分,难以准确实现故障诊断,因此需引入滑油屑末信息综合分析轴承运行状态。滑油系统是发动机中不可或缺的组成部分之一,可以作为滚动和滑动面磨损磨粒的运输介质<sup>[12-14]</sup>。王洪伟<sup>[15]</sup>研究了滚动轴承的故障诊断和寿命预测方法,包括离线和在线油液磨粒磨屑检测技术,并通过实际应用和试验验证了这些方法。研究结果揭示了轴承的主要失效模式为滚动接触疲劳失效,提出了基于磨粒图像分析的多功能智能检测系统和基于遗传算法的显微成像系统自适应调整方法。此

外,引入了支持向量回归和灰色模型,对滚动轴承的剩余使用寿命进行动态预测,有效地提升了故障监控和预警的准确性。GasTOPS 公司开发的 ODM 磨粒监测器<sup>[16]</sup>,配备了 2 个激励线圈和 1 个感应线圈。该传感器通过监测磨粒穿过感应线圈组件时对交变磁场造成的干扰来进行状态监测,并通过设备产生的脉冲来检测铁磁性和非铁磁性磨粒。这种传感器可以在直径为 1.27 cm (0.5 英寸)的管道中检测到大于 125  $\mu\text{m}$  的球形磨粒。基于上述磨粒监测器,Ding 等<sup>[17]</sup>设计了一种滑油磨粒监测传感系统,并提出了一种优化线圈匝数的方法,该系统可以根据脉冲幅度来估算磨粒大小。滑油屑末信息对轴承运行后期阶段故障诊断较为敏感,因此可以作为一种信息参数融入轴承状态监测中。Dempsey 等<sup>[18-19]</sup>开发了诊断工具,用于检测圆锥滚子轴承的疲劳损伤和正齿轮的损坏,这个集成系统与使用单个测量技术相比,具有检测和决策能力。Hai 等<sup>[20]</sup>将振动与滑油屑末信息进行了融合,结果表明,2 种信号融合提高了定位的精度和鲁棒性。

现有方法大多根据轴承发生故障时测得的振动信号或者采集到的滑油金属屑末信息对轴承进行状态监测和故障诊断,但单一方法难以对轴承状态进行在线监测。因此,本文将时域参数信息、频域特征能量与轴承滑油金属屑末信息进行融合,提出的频域特征能量可以较为准确地描述频域中特征频率相对幅值的变化情况。结合模糊推理理论分析及航空发动机主轴承故障模拟试验的主轴承状态检测试验结果,形成主轴承状态检测及故障诊断判据,并经过某型航空发动机试车试验数据分析,该方法可有效判别主轴承运行状态及损伤情况。

## 1 理论方法

### 1.1 滑油金属屑末检测方法分析

滑油金属屑末传感器<sup>[21-22]</sup>的信号是一种调制过程,如图 1 所示。

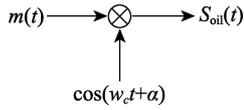


图1 滑油屑末传感器调制原理

Fig.1 Oil debris sensor modulation principle

其中,  $m(t)$ 为在直流激励情况下颗粒通过时产生信号;  $\cos(\omega_c t + \alpha)$ 是激励信号;  $S_{oil}(t)$ 是输出信号;  $\alpha$ 是激励信号的相位角;  $\omega_c$ 是激励信号的频率。可以得到:

$$S_{oil}(t) = m(t) \cos(\omega_c t + \alpha) \quad (1)$$

可转换为:

$$S_{oil}(t) = \cos \alpha \cdot \cos \omega_c t \cdot m(t) - \sin \alpha \cdot \sin \omega_c t \cdot m(t) \quad (2)$$

式中:  $m(t)$ 是时域信号。

## 1.2 振动信号检测

### 1.2.1 时域特征参数

振动信号的有效值<sup>[23]</sup>是指振动信号在某一时间段内的幅值平均平方根值,有效值可以反映振动信号在某一时间内的强度和幅度,有效值的公式如下:

$$V_{rms} = \sqrt{\frac{1}{T} \int_0^T v^2(t) dt} \quad (3)$$

式中:  $V_{rms}$ 为振动信号的有效值;  $v(t)$ 为在时刻  $t$  的振幅;  $T$ 为信号周期。

振动信号的峰值是指振动信号在某一时间段内的最大幅值,峰值可以反映振动信号在某一时间内的最大强度和最大幅度,峰值的公式如下:

$$V_{peak} = \max_{t_0 \leq t \leq T} v(t) \quad (4)$$

式中:  $V_{peak}$ 为振动信号的有效值。

### 1.2.2 频域特征参数

为了表征该型航空发动机滚动轴承损伤程度的不同,可以针对主轴承参数及振动特性定义参数  $E$ , 并称其为故障信息能量:

$$E_i = A_i^2 + \sum_{|j|=1}^2 R_{ij}^2 \quad (5)$$

式中:  $A_i$  ( $i=1,2,\dots,n$ ) 为滚动轴承外圈第  $i$  阶故障特征频率处峰值;  $R_i$  为该故障特征频率与转频的调制频率的峰值,其中调制频率是指故障特征频率与  $m$  倍转频之和或之差。为表征该故障信号峰值处于频带内的优势,定义平均故障信息能量  $\bar{E}$  和频带平均信息能量  $\bar{W}$ :

$$\bar{E} = \frac{\sum_{i=1}^n E_i}{n} \quad (6)$$

$$\bar{W} = \frac{\sum_{i=1}^n w_i}{n} \quad (7)$$

式中:  $w_i$  ( $i=1,2,\dots,n$ ) 为滚动轴承外圈第  $i$  阶故

障特征频率处  $\pm 500$  Hz 频带总能量 (如图 2 所示) 减去相对应的故障信息能量。将前  $n$  阶故障信息能量平均值与对应阶数的频带能量平均值进行比值运算,建立为轴承故障诊断参数  $Q$ , 称  $Q$  为特征能量,公式如下:

$$Q = \frac{\bar{E}}{\bar{W}} \quad (8)$$

针对该型号主轴承振动信号,取频域内前三阶故障特征频率及其左右各两阶调制频率进行计算特征能量。特征能量定义如图 2 所示,故障频率及调制频率示意如图 3 所示。特征能量可将滚动轴承振动信号频域信息中的轴承故障信息数值化,可更直观、更准确地说明轴承运行状态及频域图内包含的轴承故障信息量。

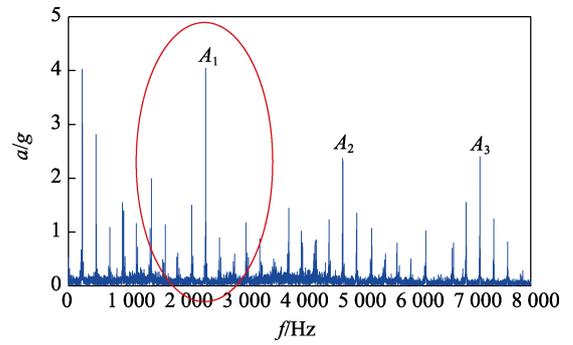


图2 特征能量定义

Fig.2 Characteristic energy definition

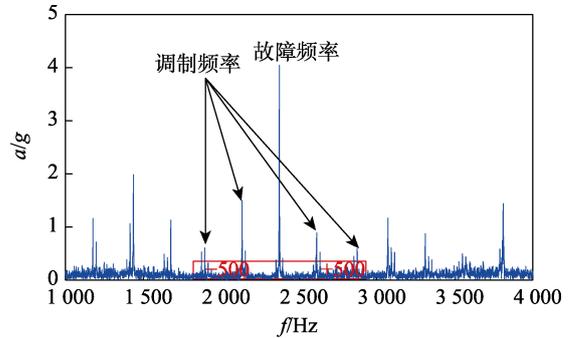


图3 特征能量定义故障频率及调制频率示意

Fig.3 Schematic diagram for defining the fault frequency and the modulation frequency by characteristic energy

## 1.3 模糊推理理论

梯形隶属度函数是一种常见的隶属度函数<sup>[24-25]</sup>,它的形状类似于一个梯形。与三角形隶属度函数不同的是,梯形隶属度函数的上升和下降较为平缓。其函数形式为:

$$\mu(x) = \begin{cases} 0 & x \leq a \\ \frac{x-a}{b-a} & a \leq x \leq b \\ 1 & b \leq x \leq c \\ \frac{d-x}{d-c} & c \leq x \leq d \\ 0 & x \geq d \end{cases} \quad (9)$$

其中,  $a$ 、 $b$ 、 $c$ 、 $d$  是梯形的 4 个顶点。梯形隶属度函数与三角形隶属度函数类似, 但它具有更加平缓的上升和下降段, 这使得其可以更好地描述一些中间状态。

广义钟形隶属度函数常常用于描述多维模糊变量的取值与某个多维模糊集合之间的隶属度关系。其函数形式为:

$$\mu(x) = \frac{1}{1 + e^{-c(x-a)}} \quad (10)$$

式中:  $a$  表示广义钟形隶属度函数的中心位置;  $c$  则控制了函数的斜率。

### 1.4 航空发动机主轴承状态监控方法

1) 在轴承系统运行过程中, 实时同步采集轴承振动信号与滑油金属屑末信号。

2) 对采集的振动信号进行一维三阶小波包分解, 利用多特征参数融合筛选与轴承故障高相关的前 4 个冲击性分量, 提取故障特征。

3) 计算时域有效值和频域特征能量, 并作为融合的振动特征参数。

4) 基于模糊推理理论将有效值、特征能量和滑油金属屑末数进行融合, 并判别轴承运行状态。

轴承运行状态识别流程如图 4 所示。

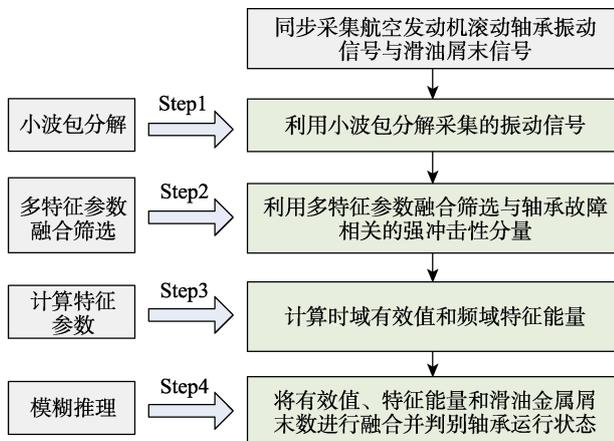


图 4 滚动轴承状态识别方法流程

Fig.4 Flow chart of rolling bearing state recognition method

## 2 航空发动机主轴承外圈剥落扩展试验

### 2.1 剥落故障扩展试验台

在航空发动机轴承部件试验器条件下, 开展基于振动信号的航空发动机轴承典型故障特征识别与诊断试验, 建立发动机主轴承振动及滑油金属屑末采集系统。试验台结构由电机、联轴器、外机匣、测温传感器、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、转速传感器等, 振动

加速度布置于故障轴承外端盖正上方, 传感器布置如图 5 所示, 主轴承振动参数测试现场如图 6 所示。金属屑末传感器位于试验润滑系统回油出口附近管路上, 6 次试验的金属屑末增长量监测结果如图 7 所示, 试验轴承各阶段损伤情况如图 8 所示。

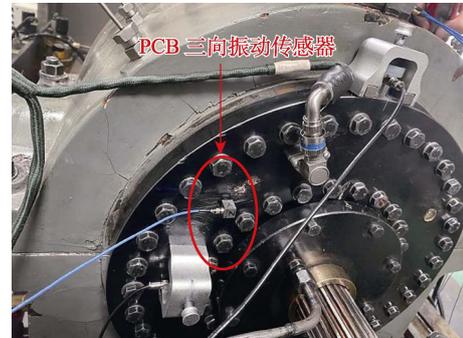


图 5 振动传感器安装

Fig.5 Vibration sensor installation

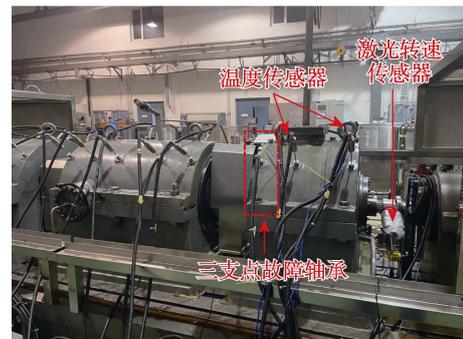


图 6 航空发动机主轴承剥落故障扩展试验台

Fig.6 Spalling fault extension test bench of aero-engine main bearing

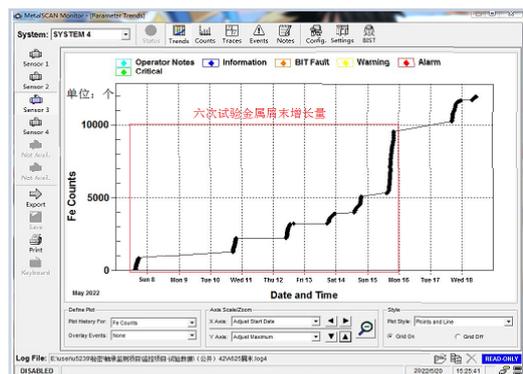


图 7 金属屑末监测结果

Fig.7 Metal debris monitoring results

### 2.2 振动信号与滑油屑末信号处理与分析

#### 2.2.1 振动时域信号与滑油信号

对不同时期的有效值和峰值的变化趋势信号进行比较。如果在某一时期中, 有效值及峰值指标的变化趋势发生了明显的变化, 可能表明滚动轴承出现了故障。在滚动轴承运行的不同时期, 振动信号的特征

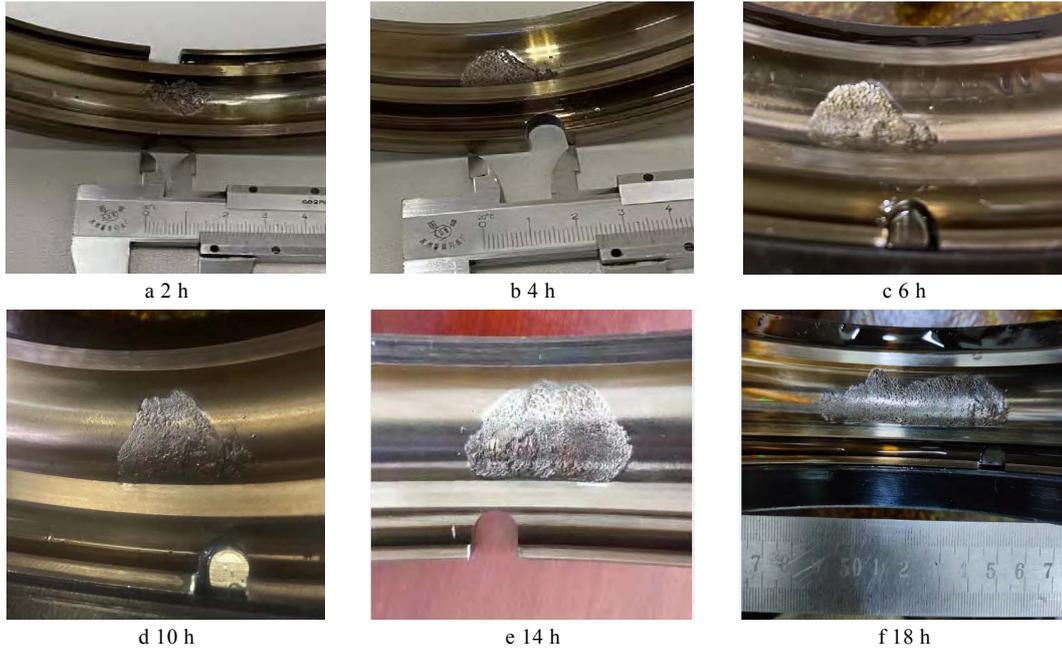


图 8 试验轴承各阶段损伤情况  
Fig.8 Damage of test bearing at each stage

会发生变化,通过对这些特征的分析,可以对轴承诊断故障提供一定的依据,对滚动轴承运行不同时期时域信号进行分析,可得出轴承运行全程的时域信号参数变化,如图 9 所示。

根据时域幅值统计绘制出时域统计参数曲线分析可知,有效值、峰值在整个运行时间内均随轴承破坏呈现上升趋势,且与滑油屑末变化趋势大致相同。振动信号时域参数的变化可一定程度上表征轴承的运行情况,不过单从时域信息难以诊断轴承故障。因此,在进行振动信号分析时,还需要结合滑油屑末信息及频域信息进行综合判断。

### 2.2.2 振动频域信号与滑油信号

基于多参数信息融合筛选的振动信号特征提取与表征方法<sup>[11]</sup>对航空发动机主轴承剥落故障扩展试

验台所测得的振动数据进行处理与分析,并计算得到其特征能量,实现对轴承振动信号频域故障信息的表征。在滚动轴承运行的不同时期,振动信号的特征能量发生变化,对滚动轴承运行不同时期频域信号进行分析,可得出轴承运行全程的频域特征能量变化如图 10 所示。从频域信号中对故障特征频率幅值、特征能量的分析可看出,随轴承运行,频域信号特征参数并非呈单调增长趋势,而是随轴承运转逐渐增大,到达某一时刻产生下降趋势。随轴承故障的扩展,特征能量值于运行 8 h 达到 302.3,轴承故障严重。随轴承继续运行,滑油屑末不断增加,特征能量呈总体下降趋势,是由于轴承故障影响发动机系统运行,产生由故障导致的发动机整体结构不规则振动增大,轴承故障已导致试验台整体振动明显异常,此时轴承故障已严重影响发动机平稳运行。

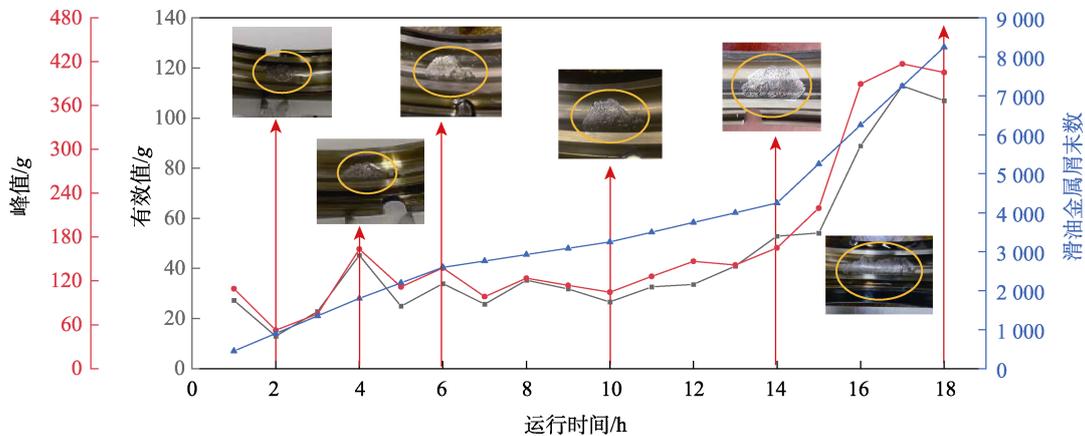


图 9 轴承运行全程时域参数、滑油金属屑末信息变化趋势及损伤情况  
Fig.9 Time domain parameters, oil metal chip information change trend and damage situation during bearing running

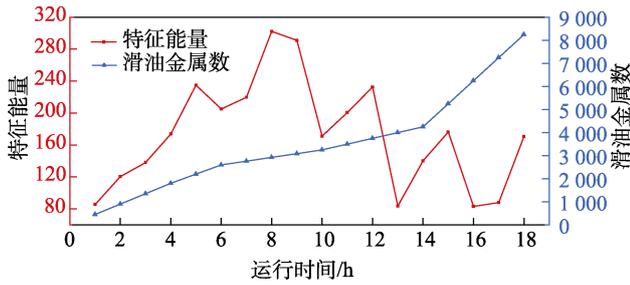


图 10 轴承运行全程特征能量及滑油屑末信息变化趋势  
Fig.10 Change trend of the characteristic energy and oil debris information during bearing running

### 2.3 基于模糊推理的振动与滑油信息融合诊断

首先定义模糊推理理论的隶属度函数, 时域信号有效值随轴承故障的扩展整体呈上升趋势, 适合选用梯形隶属度函数, 并定义低、中、高 3 个取值区间; 频域信号特征能量于故障早期处于较高水平, 但随故障扩展至运行后期, 特征能量产生波动, 随之呈下降趋势, 适合选用广义钟形隶属度函数, 并定义低、高 2 个取值区间; 滑油屑末处于稳定增长趋势, 且轴承故障后期滑油屑末数会增长至较高水平, 适合选用梯形隶属度函数, 并定义低、中、高 3 个取值区间。第 1 个和第 2 个模糊推理控制器如图 11 所示, 隶属度函数如图 12 所示。

首先输入有效值和特征能量之后, 模糊推理输出一个 0~10 的数值, 即为振动信息参数  $F_1$ , 然后再将  $F_1$  输入第 2 个模糊控制器中, 与剥落屑末信息参数  $F_2$  组成 2 个输入, 模糊推理输出一个 0~1 的数值即为轴承状态。数值越大, 表明轴承损伤更严重。因此, 根据试验数据统计研究, 输出数值 0~0.35 为轴承状态良好; 0.35~0.65 为轴承状态欠佳, 有检修的必要

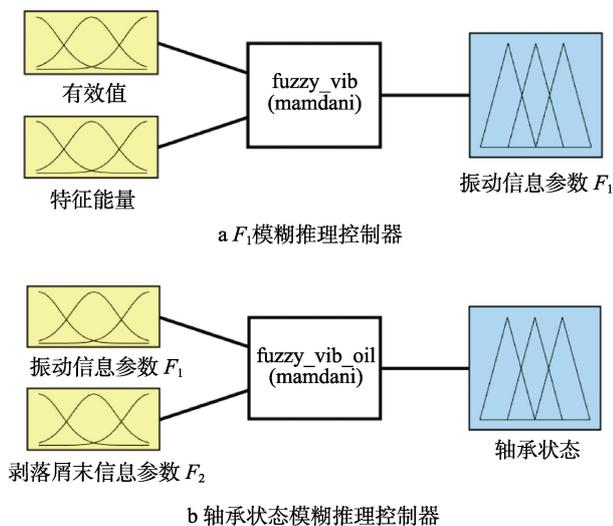
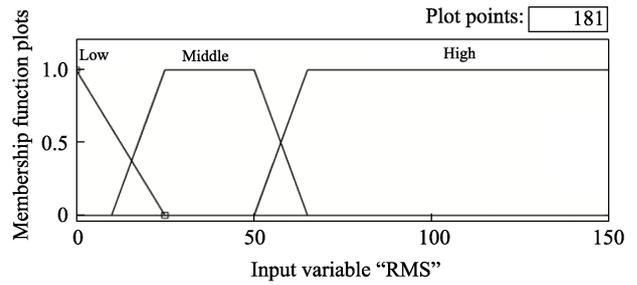
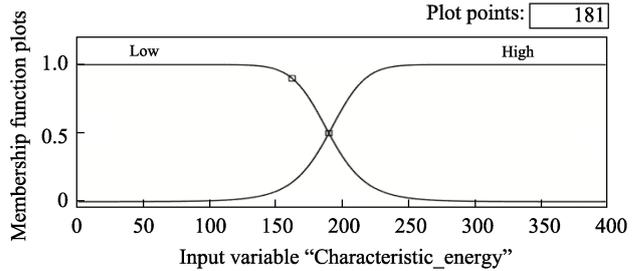


图 11 模糊推理控制器

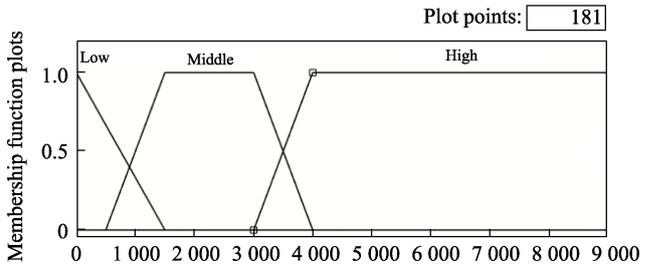
Fig.11 Fuzzy inference controller: a)  $F_1$  fuzzy inference controller; b) fuzzy inference controller for bearing state



a 时域信号有效值梯形隶属度函数



b 频域信号特征能量广义钟形隶属度函数



c 滑油屑末数梯形隶属度函数

图 12 隶属度函数

Fig.12 Subordinating degree function: a) trapezoidal membership function of signal RMS in time domain; b) generalized bell-shaped membership function of signal characteristic energy in frequency domain; c) trapezoidal membership function of final oil debris number

性; 0.65~1 为轴承严重故障, 应当及时检修, 否则会对轴承系统造成严重危害, 此限值可随运行工况及具体检测要求进行适当调整。在滚动轴承运行的不同时期, 轴承状态输出发生变化, 利用模糊推理理论融合振动信号及滑油屑末信息, 对轴承运行全程振动信号与滑油屑末信息进行融合分析。对滚动轴承运行不同时期信号进行分析, 可得出轴承运行全程的轴承状态判别, 如表 1 所示。

由分析可知, 综合了振动信号与滑油屑末信息的故障判别方法可有效地体现轴承的运行状态。随轴承故障扩展, 轴承状态输出数值呈总体上升趋势。在运行 3 h 时, 轴承状态由良好变为欠佳, 轴承故障尺寸明显变大。在 3~12 h, 轴承运行状态输出变化不大, 轴承故障处于稳定剥落阶段。在 13 h 时, 轴承运行状态由欠佳变为严重, 滑油金属屑末增长量明显变大, 此时轴承出现较大的脱落, 在实际工程应用中应立即停止。轴承状态输出结果与图 8 实物检查对比基本一致, 因此本文轴承状态监测方法具备可信度。

表1 轴承运行全程损伤程度判别

Tab.1 Judgment of damage degree during bearing running

运行时间/h	有效值/g	特征能量	滑油金属屑末数	轴承状态数	轴承状态
1	27.2	85.5	450	0.18	良好
2	12.9	120.3	900	0.28	良好
3	22.8	138.0	1 350	0.47	欠佳
4	45.2	173.7	1 800	0.50	欠佳
5	24.9	235.0	2 200	0.50	欠佳
6	33.9	205.0	2 600	0.59	欠佳
7	25.7	219.8	2 760	0.50	欠佳
8	35.3	302.3	2 925	0.50	欠佳
9	31.8	291.0	3 085	0.50	欠佳
10	26.6	171.1	3 250	0.58	欠佳
11	32.6	200.7	3 500	0.60	欠佳
12	33.6	232.6	3 750	0.52	欠佳
13	40.9	83.6	4 000	0.83	严重
14	52.9	140.2	4 250	0.81	严重
15	54.1	176.3	5 250	0.73	严重
16	88.9	83.1	6 250	0.83	严重
17	112.9	87.9	7 250	0.83	严重
18	106.9	170.6	8 250	0.82	严重

### 3 结论

1) 选用有效值作为时域特征参数,特征能量为频域特征参数,与滑油金属屑末数可作为融合的振动及滑油屑末信息。随故障扩展,振动信号有效值参数为总体上升趋势;频域特征能量随故障扩展升高到一定程度后下降,并产生波动,振动信号对轴承早期故障诊断较为敏感;滑油屑末为诊断轴承故障的重要信息,其变化趋势为单调递增,轴承故障后期滑油屑末信息变化较为显著。

2) 利用模糊推理理论将滚动轴承振动信号及滑油屑末信息进行融合,可根据实际情况定义检测基准,可广泛地应用于不同工况、不同型号轴承、不同故障类型的滚动轴承状态监测及故障诊断。

#### 参考文献:

- [1] 尉询楷,冯悦,杨立,等.航空发动机中介主轴承故障预测研究[C]//航空安全与装备维修技术——航空安全与装备维修技术学术研讨会论文集.北京:国防工业出版社,2014.  
WEI Xunkai, FENG Yue, YANG Li, et al. Research on Fault Prediction of aero-engine Intermediate Main bearing [C]. Beijing: Aviation Safety and Equipment Maintenance Technology—Proceedings of the Symposium on Aviation Safety and Equipment Maintenance Technology. Beijing:

- National Defense Industry Press, 2014.  
[2] 岳晓晶,刘廷武,李锐.航空发动机轴承性能试验中磁悬浮电动机失稳现象分析[J].轴承,2022(3):86-90.  
YUE X J, LIU T W, LI K. Instability Analysis of Maglev Motor during Aero-Engine Bearing Performance Test[J]. Bearing, 2022(3): 86-90.  
[3] 贾艳秋,张兵,陈雪梅.滚动轴承的故障机理及诊断[J].化工装备技术,2011,32(4):55-57.  
JIA Y Q, ZHANG B, CHEN X M. Malfunction Mechanism and Diagnosis of Rolling Bearing[J]. Chemical Equipment Technology, 2011, 32(4): 55-57.  
[4] BIN G F, GAO J J, LI X J, et al. Early Fault Diagnosis of Rotating Machinery Based on Wavelet Packets—Empirical Mode Decomposition Feature Extraction and Neural Network[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2012, 27: 696-711.  
[5] BEHIM M, MERABET L, SALAH S. Neural Network and L-kurtosis for Diagnosing Rolling Element Bearing Faults. J Electr Eng Technol, 2024, 19: 2597-2606.  
[6] LI F, WANG J X, CHYU M K, et al. Weak Fault Diagnosis of Rotating Machinery Based on Feature Reduction with Supervised Orthogonal Local Fisher Discriminant Analysis[J]. Neurocomputing, 2015, 168: 505-519.  
[7] 栾孝驰,沙云东,柳贡民,等.基于WPD-KVI-Hilbert变换相结合的滚动轴承早期故障特征精准识别[J].推进技术,2022,43(2):362-373.  
LUAN X C, SHA Y D, LIU G M, et al. Accurate Identification for Early Fault Features of Rolling Bearings Based on WPD-KVI-Hilbert Transform[J]. Journal of Propulsion Technology, 2022, 43(2): 362-373.  
[8] 栾孝驰,赵俊豪,沙云东,等.基于循环提取有效信息的主轴承故障特征增强方法[J].仪器仪表学报,2024,45(3):251-262.  
LUAN X C, ZHAO J H, SHA Y D, et al. A Main Bearing Fault Feature Enhancement Method Based on Cyclical Information Extraction[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(3): 251-262.  
[9] 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(7):243-253.  
SHA Y D, ZHAO Y, LUAN X C, et al. Feature Extraction and Characterization of Rolling Bearing Vibration Signal Based on Multi Parameter Information Fusion and Screening[J]. Journal of Propulsion Technology, 2023, 44(7): 243-253.  
[10] SHA Y D, ZHAO J H, LUAN X C, et al. Fault Feature Signal Extraction Method for Rolling Bearings in Gas Turbine Engines Based on Threshold Parameter Decision Screening[J]. Measurement, 2024, 231: 114567.  
[11] 赵俊豪,栾孝驰,沙云东.加权特征参数信息重构方法及其在主轴承故障诊断中的应用[J/OL].推进技术,2024:1-12[2024-08-11]. <https://doi.org/10.13675/j.cnki.tjjs.2402027>. ZHAO J H, LUAN X C, SHA Y D. Reconstruction Method of Weighted Characteristic Parameter Informa-

- tion and Its Application in Main Bearing Fault Diagnosis[J/OL]. Propulsion technology, 2024: 1-12[2024-08-11]. <https://doi.org/10.13675/j.cnki.tjjs.2402027>.
- [12] MISHRA R K, MUDULI S K, SRINIVASAN K, et al. Failure Analysis of an Inter-Shaft Bearing of an Aero Gas Turbine Engine[J]. Journal of Failure Analysis and Prevention, 2015, 15(2): 205-210.
- [13] CHEN S W, CAO N, ZHANG W G, et al. Separation of Aliasing Signals from Inductive Oil Debris Monitors Based on Fully Convolutional Neural Networks[J]. Measurement Science and Technology, 2022, 33(11): 115016.
- [14] YU B, CAO N, ZHANG T H. A Novel Signature Extracting Approach for Inductive Oil Debris Sensors Based on Symplectic Geometry Mode Decomposition[J]. Measurement, 2021, 185: 110056.
- [15] 王洪伟. 航空发动机滚动轴承故障诊断与预测关键技术研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2015.  
WANG H W. Research on Key Technologies of Fault Diagnosis and Prediction of Aero-Engine Rolling Bearing[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2015.
- [16] DUPUIS R. Application of Oil Debris Monitoring for Wind Turbine Gearbox Prognostics and Health Management[J]. Annual Conference of the PHM Society, 2010, 2: 10-16.
- [17] DING Y B, WANG Y X. A Design of Oil Debris Monitoring and Sensing System[C]// 2015 IEEE Workshop on Signal Processing Systems (SiPS). Hangzhou: IEEE, 2015: 1-6.
- [18] DEMPSEY P J, KREIDER G, FICHTER T. Investigation of Tapered Roller Bearing Damage Detection Using Oil Debris Analysis[C]// 2006 IEEE Aerospace Conference. Big Sky: IEEE, 2006.
- [19] DEMPSEY P J, AFJEH A A. Integrating Oil Debris and Vibration Gear Damage Detection Technologies Using Fuzzy Logic[J]. Journal of the American Helicopter Society, 2004, 49(2): 109-116.
- [20] QIU H, EKLUND N, LUO H G, et al. Fusion of Vibration and On-Line Oil Debris Sensors for Aircraft Engine Bearing Prognosis[C]// 51st AIAA/ASME/ASCE/AHS/ASC Structures, Structural Dynamics, and Materials Conference. Virginia: AIAA, 2010.
- [21] 王占利. 润滑油金属屑末传感器研制及屑末参数在线检测算法研究[D]. 天津: 天津大学, 2021.  
WANG Z L. Development of Lubricating Oil Metal Chip Sensor and Research on On-Line Detection Algorithm of Chip Parameters[D]. Tianjin: Tianjin University, 2021.
- [22] 万洋. 某型航空发动机滑油金属屑末在线检测系统研制[D]. 广汉: 中国民用航空飞行学院, 2019.  
WAN Y. Development of On-Line Detection System for Lubricating Oil Metal Scraps of an Aero-Engine[D]. Guanghan: Civil Aviation Flight College of China, 2019.
- [23] SHREVE D H. Signal Processing for Effective Vibration Analysis[J]. IRD Mechanalysis, 1995(1): 1-11.
- [24] 吴佳兴. 基于隶属度函数的模糊规则插值方法[D]. 大连: 大连海事大学, 2021.  
WU J X. Fuzzy Rule Interpolation Method Based on Membership Function[D]. Dalian: Dalian Maritime University, 2021.
- [25] CHERKASSKY V. Fuzzy Inference Systems: A Critical Review[M]. Heidelberg: Springer, 1998: 177-197.