

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2413297

多通道振动信号与滑油屑末信息融合的 滚动轴承状态监控方法*

栾孝驰, 白 天, 赵俊豪, 沙云东, 雷志浩

(沈阳航空航天大学航空发动机学院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:针对单一检测手段难以对航空发动机主轴承进行状态监测以及准确诊断故障的问题,提出多通道振动信号与滑油屑末信息融合的滚动轴承状态监控方法。该方法首先通过建立的多通道振动信息加权融合模型将多个振动传感器测得的数据进行加权融合,然后利用 CEEMDAN 对融合后的信号进行分解,根据峭度-相关系数筛选准则筛选出强冲击性分量进行重构,得到一个富含轴承故障特征信息的振动信号;再选用总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;通过选取隶属度函数,根据实际情况及专家经验定义模糊推理规则,基于模糊推理理论将总有效值和特征能量进行第 1 次融合为振动信息参数 $F1$;然后将测得的滑油金属屑末数作为剥落屑末信息参数 $F2$,再基于模糊推理理论将 $F1$ 与 $F2$ 进行第 2 次融合分析;最后监测滚动轴承状态并诊断轴承故障。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。结果表明,多通道振动信号与滑油屑末信息融合的滚动轴承状态监控方法可进行故障特征综合分析并有效判别轴承运行状态。

关键词: 滚动轴承;振动信号;滑油金属屑末;多通道信息融合;峭度-相关系数准则;状态监控;航空发动机

中图分类号: TH133 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.40

Multi-channel vibration signal and debris particle information fusion for rolling bearing condition monitoring method

Luan Xiaochi, Bai Tian, Zhao Junhao, Sha Yundong, Lei Zhihao

(Key Laboratory of Advanced Measurement and Test Technique for Aviation Propulsion System, Liaoning Province, School of Aero-Engine, Shenyang Aerospace University, Shenyang 110136, China)

Abstract: In response to the challenges of monitoring and accurately diagnosing the state of main bearings in aircraft engines using a single detection method, a method for rolling bearing condition monitoring is proposed, integrating multi-channel vibration signals with oil debris particle information. This approach initially utilizes a weighted fusion model for multi-channel vibration information to combine data obtained from multiple vibration sensors. Subsequently, the fused signal is decomposed using CEEMDAN, and components with strong impact characteristics are selected based on kurtosis-correlation coefficient filtering criteria, leading to the reconstruction of a vibration signal rich in bearing fault characteristic information. Time-domain features, using the total effective value, and frequency-domain features, employing feature energy, are then extracted as characteristic parameters. Through the selection of membership functions and the definition of fuzzy inference rules based on practical considerations and expert experience, fuzzy inference theory is applied to fuse the total effective value and feature energy into the first-level fused vibration information parameter, denoted as $F1$. The obtained oil metal debris particle count is utilized as the information parameter $F2$ for debris, which is further analyzed through a second-level fusion using fuzzy inference theory. Finally, the rolling bearing status is monitored, and bearing faults are diagnosed. Experimental tests involving the shedding and expansion of main bearing debris in aircraft engines were conducted. A detection system was installed to simultaneously collect vibration and oil debris particle information throughout the entire bearing shedding process. The proposed method was applied to analyze the collected data. Results indicate that the multi-channel vibration signal and oil debris particle information

收稿日期: 2024-09-20 Received Date: 2024-09-20

* 基金项目: 辽宁省教育厅基本科研项目(JYTMS20230249)资助

fusion method for rolling bearing condition monitoring enables comprehensive analysis of fault characteristics and effective discrimination of bearing operational states.

Keywords: rolling bearing; vibration signal; oil metal chips; multi-channel information fusion; kurtosis-correlation coefficient criterion; condition monitoring; aeroengine

0 引言

航空发动机是飞机的最重要组成部分之一,其性能和可靠性对飞行安全至关重要,航空发动机的关键组成部分之一是轴承系统,它支撑发动机的旋转部件并确保其平稳高效运行^[1-2]。航空发动机轴承故障是由各种因素引起的,包括磨损、疲劳、腐蚀和污染^[3-5]。这些故障可能导致异常振动、温度升高和异常声音等问题,这些问题会对发动机性能产生不利影响,最终可能导致灾难性的发动机故障。因此,对航空发动机轴承进行状态监测与故障诊断对于预防事故和确保安全至关重要。

滚动轴承振动方法故障诊断综合为采集信号、提取信号特征、识别与检测状态等。Khakipour 等^[6]提出小波变换、经验模态分解 (empirical mode decomposition, EMD)^[7]、随机共振 (stochastic resonance, SR)^[8-9]、集成经验模态分解 (ensemble empirical mode decomposition, EEMD)^[10]、支持向量机^[11]、神经网络^[12]等信号处理方法对轴承故障特征^[13-14]进行提取。万书亭等^[15]探究了滚动轴承故障扩展过程时域参数变化趋势,分析了不同域参数对故障的敏感程度。戴含芳等^[16]提出基于元素分析的滚动轴承故障诊断方法,构造了元素模型来表征信号,从而提取故障特征频率。Brusa 等^[17]提出了一种基于离散小波变换和阈值法优化去噪所需参数的算法。Xu 等^[18]开发多域特征提取方法从原始信号中提取多样化特征,然后使用无监督的 SSAE 网络作为特征提取器从多样化的原始特征中提取深层特征。Ye 等^[19]提出了贝叶斯信息准则优化的变分模态分解,同时,基于分离出的振源信号构建数据集,采用改进遗传算法优化的支持向量机进行轴承故障诊断方法,该方法可有效识别轴承故障。栾孝驰等^[20-23]计算峭度等敏感特征参数,筛选出与轴承故障相关的特征分量,通过对这些特征分量进行重构进而提取出轴承故障特征信息。

滑油系统是发动机中不可或缺的组成部分之一,其作用不仅仅是润滑和冷却发动机的旋转部件,还可以作为滚动和滑动面磨损磨粒的运输介质^[24-26]。航空发动机滑油屑末主要由于主轴承、回油泵等部件的磨损导致^[27],滑油屑末中含有金属材料与非金属材料,当滑油中检测出大量金属屑末时,主轴承极有可能已经发生大面积磨损导致疲劳破坏。张东峰等^[28]研究了神经网络对信息融合进行诊断的方法,主要研究了铁谱、光谱、颗

粒计数等方面对滑油系统的诊断效率进行了提高。都昌兵等^[29]利用 BP 神经网络的并行性及容错性高等特点,将其应用于航空发动机故障诊断中,对滑油系统进行诊断监测。Wang 等^[30]设计了一种用于润滑油中磨粒检测的高灵敏度电感传感器,达到了油屑传感器检测灵敏度方面的提升。Bowen 等^[31-32]进行了深入的研究,探讨了磨粒尺寸和 5 种磨损类型之间的相关性。为了实现设备状态的监测,GasTOPS 公司开发了一款 ODM 磨粒监测器^[33],这种监测器可以检测直径为 0.5 in 的管道中大于 125 μm 的球形铁磁性和非铁磁性磨粒,从而为设备维护提供了更准确的数据支持。在此基础上,Ding 等^[34]设计了一种滑油磨粒监测传感系统,优化了线圈数。这种系统能够通过估算磨粒的大小,从而在设备故障或磨损的早期阶段提供更及时、准确的警告信号。Madar 等^[35]提出了基于 ODM 磨粒监测器的轴承损伤严重度统计分析,将轴承扩展尺寸分为磨合期、稳态扩展阶段和加速扩展阶段共 3 个阶段,并将轴承损伤质量与破情况相关联。

在复杂的工业机械中,单个传感器在捕捉有关故障条件的完整信息方面存在局限性。Dempsey 等^[36-38]将滑油屑末与振动信息进行较为简单的融合,作为监测锥齿轮和滚子轴承的疲劳损伤,取得了较好的结果。Qiu 等^[39]开发了一种振动与在线油屑传感器的融合航空发动机轴承预测方法,并在军用发动机差速器轴承上进行了实验评估,结果表明,2 种信号的融合提高了轴承剥落检测的准确性和鲁棒性。因此,需要使用多源传感器来有效地诊断所有可能的故障情况,在这种情况下,需要进行有效的信息融合以开发可靠的故障诊断系统。

现有方法多侧重于单一信号源,未能充分融合轴承振动信息与滑油信息,导致对轴承运行状态的监测精度受限。将多通道振动与滑油金属屑末信息相结合,进行复合数据融合,提出了用于主轴承状态监测与故障诊断的判据,结果表明该方法能够准确评估主轴承的运行状态与损伤程度,有效提升了监测的可靠性与诊断精度。

1 理论方法

1.1 CEEMDAN 算法

完全集成经验模态分解与自适应噪声分解 (complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise, CEEMDAN)^[40-41]首先对原始振动信号 $x(t)$ 加入 N 次高

斯白噪声 $n_i(t)$ ($i=1,2,\dots,N$)。

$$s(t) = x(t) + n_i(t) \quad (1)$$

将经 EMD 分解后的 J 个固有模态分量进行总体平均计算得到 CEEMDAN 分解产生第一阶固有模态分量 $\text{IMF}_1(t)$ 。

$$\text{IMF}_1(t) = \frac{1}{J} \sum_{j=1}^J \text{IMF}_j(t) \quad (2)$$

得到残差信号 $r_1(t)$ 。

$$r_1(t) = s(t) - \text{IMF}_1(t) \quad (3)$$

定义算子 $E_j(\cdot)$ 为经过 EMD 分解后产生的第 j 个模态分量, $s_j(t)$ 表示对第 j 阶信号余量添加高斯白噪声后的信号。

$$s_j(t) = r_j(t) + \varepsilon \cdot E_j(n_i(t)) \quad (4)$$

经 CEEMDAN 分解后产生的第 2 阶固有模态分量为:

$$\text{IMF}_2 = \frac{1}{J} \sum_{j=1}^J E_j(r_1(t)) \quad (5)$$

根据这一规律, 计算每一阶的信号余量可得第 j ($j > 1$) 个信号余量:

$$r_j(t) = r_{j-1}(t) - \text{IMF}_j \quad (6)$$

得到分解后信号表达式如下:

$$s(t) = \sum_{j=1}^J \text{IMF}_j + r_j(t) \quad (7)$$

1.2 多通道振动信息加权融合模型

为综合抑制振动传感器采集到的异常信息, 并提高与轴承故障特征高相关的冲击性成分, 建立多通道振动信息融合模型。多个同类振动传感器同时进行数据采集, 构建数据集 $x_i = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im}\}$ ($i=1,2,\dots,m$), m 为传感器个数。将每个传感器收集到的数据进行归一化, 变为无量纲数据, 为后续的加权融合提供条件。

$$X_i(T) = \frac{x_i(T) - \bar{x}_i(T)}{\max(x_i(T)) - \min(x_i(T))} \quad (8)$$

式中: $x_i(t)$ 为传感器 i 在时间 T 内采集所得数据; $\bar{x}_i(T)$ 为 $x_i(T)$ 的均值; $\max(x_i(T))$ 为 $x_i(T)$ 的最大值; $\min(x_i(T))$ 为 $x_i(T)$ 的最小值。

计算这一时间段内 $X_i(t)$ 和 $X_j(t)$ 的相关系数值。则两个时间数据序列之间的相关支持度可定义为:

$$s_{ij} = r(X_i(T), X_j(T)) = \frac{\text{Cov}(X_i(T), X_j(T))}{\sqrt{D(X_i(T))} \cdot \sqrt{D(X_j(T))}} \quad (9)$$

式中: $r(X, Y)$ 为变量 X 和 Y 的皮尔逊相关系数; $\text{Cov}(X, Y)$ 为变量 X 和 Y 的协方差; $\sqrt{D(X)}$ 表示变量 X 的方差; $\sqrt{D(Y)}$ 表示变量 Y 的方差。

进一步构建出相关支持度矩阵 S :

$$S = \begin{bmatrix} s_{11} & s_{12} & \cdots & s_{1m} \\ s_{21} & s_{22} & \cdots & s_{2m} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ s_{m1} & s_{m2} & \cdots & s_{mm} \end{bmatrix} \quad (10)$$

因此在时间段 T 内, 除传感器 i 之外的所有传感器对传感器 i 的支持度为:

$$\gamma_i(T) = \sum_{j=1, j \neq i}^m s_{ij} / (m - 1) \quad (11)$$

式中: $0 \leq \gamma_i(T) \leq 1$, 该支持度表示每个传感器数据与其他传感器数据的相关程度。

然而, 在振动传感器检测过程中, 测量结果可能出现不同程度的偏差。这些偏差可能导致与轴承故障特征高度相关的冲击性成分被淹没, 影响故障特征的提取与分析。因此, 在整个检测时间段 T 内, 有必要评估振动传感器自身节点的可靠性, 确保检测结果的准确性与稳定性。传感器 i 在观测时间段 T 内采集的振动数据为 $x_i(T) = \{x_i(1), x_i(2), \dots, x_i(n)\}$, n 为数据个数, 则定义检测时间段 T 内第 i 个传感器节点数据的均值和标准差分别为:

$$\bar{z}_i(T) = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |x_i(t)| \quad (12)$$

$$\sigma_i(T) = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n [x_i(t) - \bar{z}_i(T)]^2} \quad (13)$$

定义变异因子为:

$$\text{mufa}_i(T) = \bar{z}_i(T) / \sigma_i(T) \quad (14)$$

最终的加权融合表达式为:

$$\hat{X}(T) = \frac{\sum_{i=1}^m \omega_i(T) X_i(T)}{\sum_{i=1}^m \omega_i(T)} \quad (15)$$

式中: $\omega_i(T)$ 表示传感器节点 i 在检测时间段 T 内采集到的时间序列数据对应的加权值。支持度高且自身可靠性大的数据应被赋予更大的权值, 设置 $\omega_i(T) = \frac{\gamma_i(T)}{\text{mufa}_i(T)}$ 。

1.3 峭度指标-相关系数筛选准则

依据相关系数^[42-43]设定阈值 T , 其表达式为:

$$T = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^J (r_{\text{IMF}}^j - \bar{r}_{\text{IMF}})^2}{J}} \quad (16)$$

式中: $\bar{r}_{\text{IMF}}$ 表示各模态分量与原始振动信号相关系数的平均值; r_{IMF}^j 表示第 j 个模态分量的与原始振动信号的相关系数。

设定标准指标 S 为:

$$S = \frac{K_0}{K_0} + T = 1 + T \quad (17)$$

设定对比指标 C 为:

$$C = \frac{K_{\text{IMF}}}{K_0} + |r_{\text{IMF}}|$$

(18)

对强/弱冲击信号进行划分,如表 1 所示。将筛选出的强冲击分量进行重构,有效增强了轴承故障特征,减少了噪声成分。

表 1 强/弱冲击分量划分

Table 1 Strong/weak impact component division

参数对比	强/弱冲击分量划分
$C \geq S$	强冲击分量
$C < S$	弱冲击分量

1) 时域特征参数

计算多通道振动信号在 T 内有效值的均值作为总有效值:

$$\bar{V}_{\text{rms}} = \frac{\sum_{i=1}^n V_{\text{rms}i}}{n}$$

(19)

式中: $V_{\text{rms}i}$ 表示传感器节点 i 在检测时间段 T 内采集到的有效值。

2) 频域特征参数

定义故障信息能量参数 E_i , 以外圈故障为例:

$$E_i = A_i^2 + \sum_{|j| \neq 1} R_j^2$$

(20)

式中: $A_i (i=1, 2, \dots, n)$ 为滚动轴承外圈故障特征频率第 i 阶处的峰值, R_j 为该故障特征频率与转频的调制频率。定义参数 W , 称为频带能量, 可以表示为:

$$W_i = \sum w_i - E_i$$

(21)

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 ± 500 Hz 频带内峰值。建立为特征能量参数 Q :

$$Q = \sum_{i=1}^n \frac{\bar{E}_i}{\bar{W}_i}$$

(22)

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。特征能量计算时与频带内干扰信息进行关联分析, 较单一故障特征频率幅值包含更多的轴承故障信息, 可更全面地表征轴承故障情况。

1.4 模糊推理理论

模糊逻辑推理是模糊推理的关键过程, 它通过对模糊规则的前件和后件进行模糊运算, 得出模糊输出的模糊值, 常用的模糊逻辑运算包括模糊交、模糊并和模糊补等, 这些运算可以通过逻辑门来实现, 图 1 为模糊推理逻辑示意图。

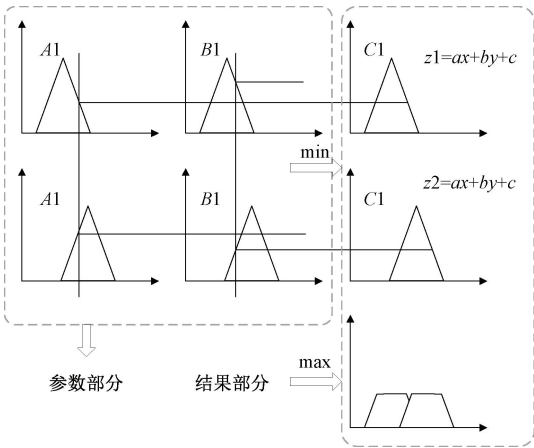


图 1 模糊推理逻辑

Fig. 1 Schematic diagram of fuzzy inference logic

1.5 多通道振动信号与滑油屑末信息融合的滚动轴承状态监控方法

- 1) 通过多通道振动信息加权融合模型将多个振动传感器测得的数据加权融合为一个一维信号。
- 2) 利用 CEEMDAN 对融合后的信号进行分解, 根据峭度-相关系数筛选准则筛选出强冲击性分量进行重构, 得到一个富含轴承故障特征信息的振动信号。
- 3) 选用原始振动信号总有效值作为时域特征参数、去噪后的振动信号特征能量作为频域特征参数, 基于模糊理论将上述两个参数进行第 1 次融合为振动信息参数 $F1$ 。
- 4) 将测得的滑油金属屑末数作为剥落屑末信息参数 $F2$, 基于模糊推理理论将 $F1$ 与 $F2$ 进行第 2 次融合分析; 最后根据输出结果监测滚动轴承状态并诊断故障。
- 轴承运行状态监测流程如图 2 所示。

2 航空发动机主轴承外圈剥落扩展试验

2.1 航空发动机主轴承剥落故障扩展试验

在轴承部件试验器上, 开展了基于振动与滑油信号的典型故障特征识别与诊断实验。试验台由电机、联轴器、外机匣、测温传感器和滑油系统等组成。传感器的安装如图 3 所示, 主轴部件测试现场如图 4 所示。

本试验采用某型航空发动机 3 支点主轴承开展航空发动机主轴承剥落故障扩展试验, 轴承初始故障大小为 $8\text{ mm} \times 6\text{ mm}$ (最长 $\times$ 最宽) 外圈真实磨损故障。主轴承振动及滑油金属屑末采集系统示意如图 5。振动信号采样频率设置为 51.2 kHz , 本组共计采集某型航空发动机 3 支点外圈磨损故障轴承信息, 每个循环 0.5 h , 总运行 18 h , 共计 36 循环。表 2 为滑油金属屑末单次增长量。

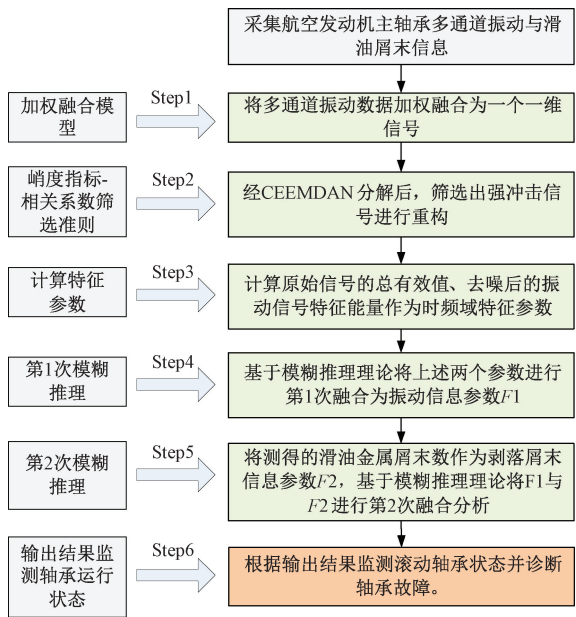


图2 轴承运行全程监测方法流程

Fig. 2 Flow chart of monitoring method for the whole process of bearing operation

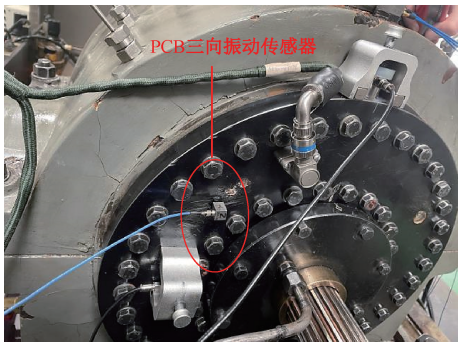


图3 振动传感器布置位置

Fig. 3 Vibration sensor layout position

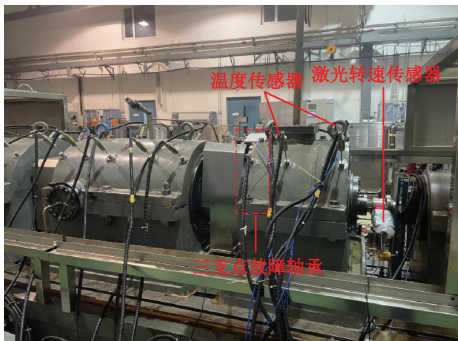


图4 主轴承振动参数测试场景

Fig. 4 Main bearing vibration parameter test scenario

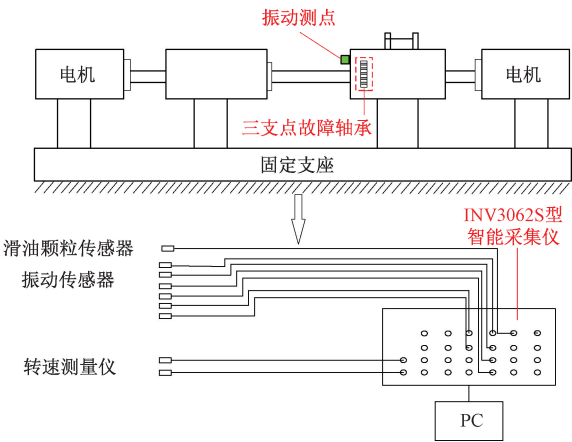


图5 振动和滑油屑末采集系统

Fig. 5 Schematic diagram of vibration and oil dust collection system

表2 金属屑末单次增长量

Table 2 Single increase of metal chip end

时数/h	剥落尺寸(长×宽)/mm		增长量/个
	试验前	试验后	
2	8×6	15×12	850~900
4	15×12	23×17	850~900
6	23×17	25×17	750~800
10	25×17	25×20	600~650
14	25×20	31×20	约1 000
18	31×20	70×20	约4 000

2.2 振动与滑油屑末信息处理与分析

1) 振动时域信号与滑油信号分析

单通道轴承运行前、中、后期时域信号如图6(a)~(c)所示,其中,每个运行时期的振动信号的特征都不同,因此需要针对不同时期进行分析。

得出轴承时域信号参数变化如表3所示,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如图7所示。根据振动信号时域统计分析,轴承运行1 h的3个通道总有效值达到23.1 g,对应时刻峰值达到90.4 g;运行9 h的有效值达到26.2 g,对应时刻峰值达到99 g;运行18 h的总有效值达到63.8 g,对应时刻峰值达到257.7 g。从时域信号中对有效值、峰值参数的分析可看出,随轴承运行,总有效值呈现增长的趋势。轴承运行中期有效值增长为运行前期的1.17倍,峰值增长为轴承运行前期的1.22倍;轴承运行后期有效值增长为运行前期的3.93倍,峰值增长为轴承运行前期的3.71倍。这意味着轴承的磨损在不断地加剧,导致振动信号的能量累积,从而引发更严重的故障。

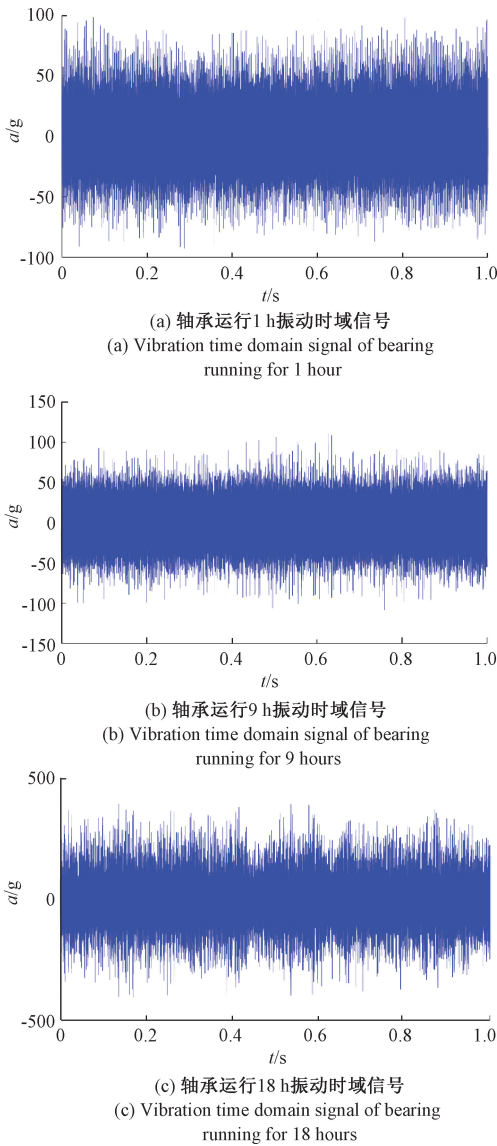


图 6 轴承运行振动时域信号

Fig. 6 Time domain signal of bearing running vibration

表 3 轴承运行全程时域参数变化
Table 3 Time domain parameter changes during bearing operation

运行时间/h	有效值/g	峰值/g	滑油金属屑末数/个
1	23.1	90.4	450
2	15.9	64.0	900
3	15.8	58.6	1 350
4	22.8	80.3	1 800
5	26.5	87.3	2 200
6	27.6	96.9	2 600
7	25.8	104.5	2 760
8	14.4	78.2	2 925
9	26.2	99.0	3 085
10	17.7	66.2	3 250
11	22.5	80.4	3 500
12	24.8	96.5	3 750
13	33.5	126.0	4 000
14	32.0	112.5	4 250
15	46.1	185.5	5 250
16	42.9	190.2	6 250
17	57.0	218.6	7 250
18	63.8	275.7	8 250

2) 振动频域信号与滑油信号分析

利用多通道振动信息加权融合模型和峭度-相关系数筛选模型对所测得多通道振动数据进行融合降噪,计算轴承运行全程不同时间段内的故障特征能量 Q ,实现对轴承振动信号频域故障信息的表征。

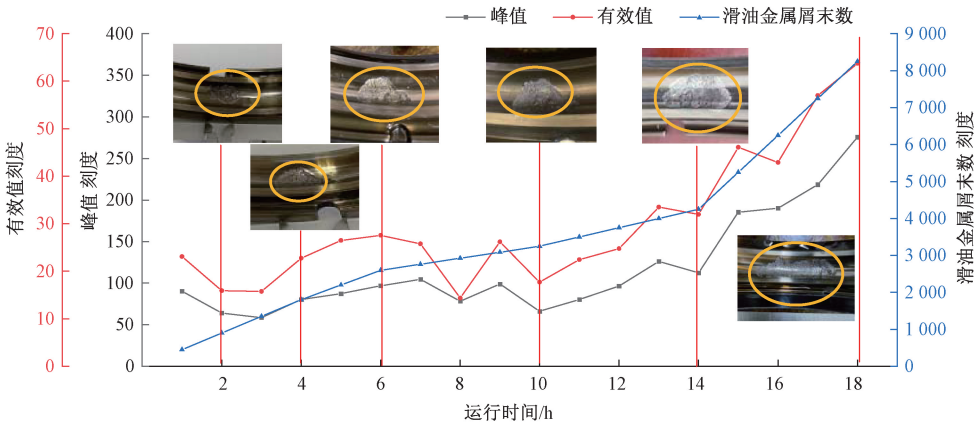


Fig. 7 Time domain parameters, changing trend of oil metal chip information and bearing damage

同样选取轴承运行前期 1 h 振动信号,选取与时域信号参数相同组数据进行分析,将多通道振动数据进行归一化后,计算各数据序列之间的相关支持度并得到此三通道的相关支持度矩阵如下:

$$S = \begin{bmatrix} 1 & 0.68 & 0.27 \\ 0.68 & 1 & 0.56 \\ 0.27 & 0.56 & 1 \end{bmatrix}$$

同时计算每段时间序列数据的变异因子,按照多通道加权融合模型进行权重分配,如表 4 所示。

表 4 多通道振动信息权重分配

Table 4 Weight allocation of multi-channel vibration information

权值	一通道	二通道	三通道
支持度权值	0.48	0.62	0.42
自身可靠性权值	6.42	1.80	1.66
最终融合加权值	0.11	0.51	0.38

对加权融合后的一维振动信号进行 CEEMDAN 分解,得到一系列 IMF 分量,计算峭度指标和相关系数值,得到划分指标 S 以及对比指标 C 如图 8 所示,根据峭度指标-相关系数划分筛选,选取前 3 个强冲击分量进行重构,得到重构后的运行 1 h 外圈故障轴承频谱图如图 9 所示。

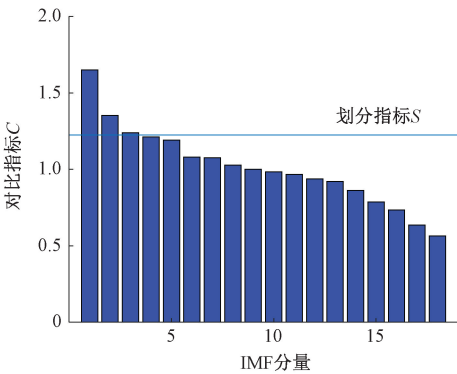


图 8 IMF 分量划分筛选

Fig. 8 IMF component partition screening

在重构信号中,可以清晰地识别出驱动轴转频为 239 Hz,在 0~8 000 Hz 的频带范围内,可以识别出轴承外圈故障特征频率为 2 375 Hz,以及倍频 4 749 Hz 和 7 122 Hz。调制频率是轴承故障诊断频域信息的一个重要指标,本方法可以解调出轴承故障引起的调制信息。在频域信息内,可以识别出以轴转频及其倍频为边带的丰富轴承调制频率。根据特征能量计算公式,通过数据提取计算得出该轴承运行 1 h 的特征能量为 79.4。

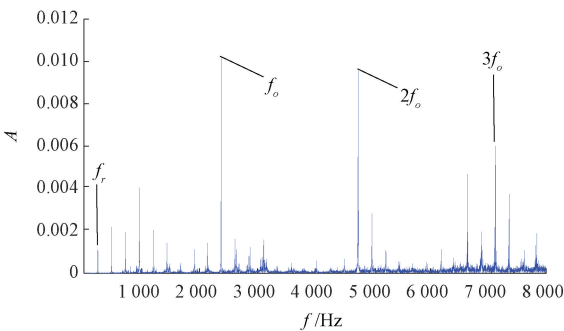


图 9 轴承运行 1 h 振动信号频域信息

Fig. 9 Frequency domain information of vibration signal of bearing running for 1 hour

为验证多通道振动信息加权融合模型和峭度-相关系数筛选的有效性,计算得到一通道、二通道和三通道的故障特征能量分别为 72.5、75.8、74.4,因此本文所提多通道振动信息加权融合模型和峭度-相关系数筛选对振动信号有效信息的表征具有一定的增强效果。

选取轴承运行中期 9 h 振动信号,选取与时域信号参数相同组数据进行分析,得到重构后的运行 9 h 外圈故障轴承频谱图如图 10 所示,在 0~8 000 Hz 的频带范围内,可以识别出轴承外圈故障特征频率为 2 292 Hz,以及倍频 4 584 和 6 876 Hz,在频域信息内,同样可以识别出以轴转频及其倍频为边带的丰富轴承调制频率。根据特征能量计算公式,同样通过数据提取计算得出该轴承运行 9 h 的特征能量为 535.2。

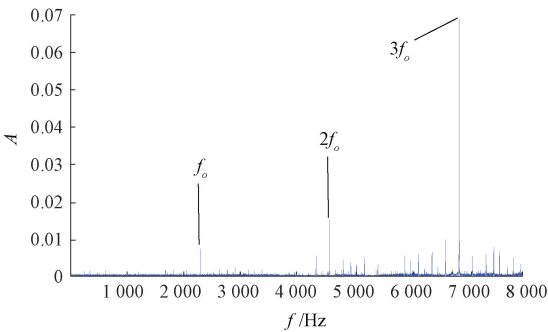


图 10 轴承运行 9 h 振动信号频域信息

Fig. 10 Frequency domain information of bearing vibration signal during 9 hour operation

选取轴承运行后期 18 h 振动信号,选取与时域信号参数相同组数据进行分析,得到重构后的运行 18 h 外圈故障轴承包络谱如图 11 所示,可以清晰地识别出驱动轴转频为 239 Hz,在 0~8 000 Hz 的频带范围内,可以识别出轴承外圈故障特征频率为 2 269 Hz,以及倍频 4 537 和 6 807 Hz,在频域信息内,同样可以识别出以轴转频及其倍频为边带的丰富轴承调制频率。根据特征能量计算公

式,通过数据提取计算得出该轴承运行 18 h 的特征能量为 55。

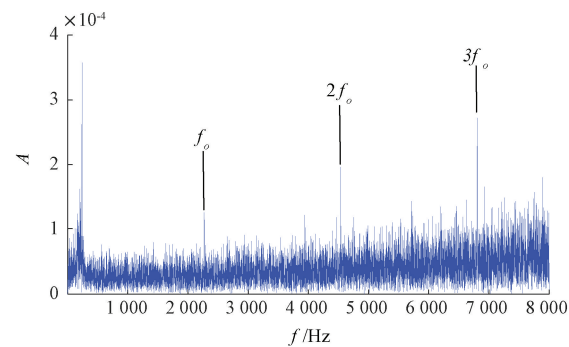


图 11 轴承运行 18h 振动信号频域信息
Fig. 11 Frequency domain information of vibration signal of bearing running for 18 hours

得出轴承运行全程的频域特征能量变化如表 5 所示,根据特征能量及滑油屑末数统计绘制出曲线如图 12 所示。

表 5 轴承运行全程特征能量变化趋势

Table 5 Variation trend of characteristic energy during bearing operation

运行时间/h	特征能量	滑油金属屑末数/个
1	79.4	450
2	219.2	900
3	38.2	1 350
4	118.1	1 800
5	169.0	2 200
6	58.1	2 600
7	107.2	2 760
8	152.7	2 925
9	535.2	3 085
10	157.2	3 250
11	142.1	3 500
12	300.8	3 750
13	371.6	4 000
14	142.0	4 250
15	183.2	5 250
16	72.7	6 250
17	111.4	7 250
18	55.0	8 250

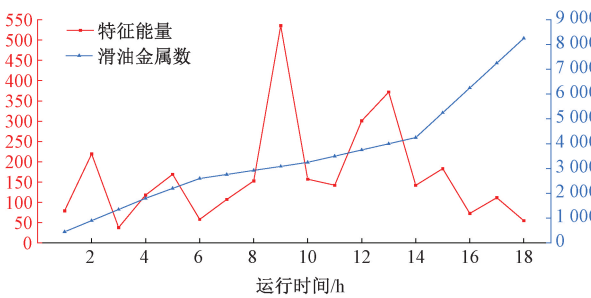


图 12 特征能量和滑油屑末信息变化趋势
Fig. 12 Characteristic energy and oil dust information change trend

轴承故障信息,可将特征能量、时域参数、滑油金属屑末信息进行综合判断,对轴承故障进行表征。

2.3 基于复合决策的振动与滑油信息融合诊断

轴承故障频域信息中的有效值、特征能量和滑油屑末均可反应轴承运行状态,但通过单一指标并不能完全反应轴承运行状态。振动时域特征有利于对轴承系统运行状态进行总体监控,反应轴承系统的振动状态;振动频域特征能量有利于轴承故障早期检测,但随故障的扩展,特征能量产生一定的波动,且故障严重时振动特征能量处于较低数值;在发动机运转过程中,滑油中收集到的金属屑末信息并不一定准确,一方面轴承滚动体与内外滚道正常运转时也会磨损导致碎屑产生,另一方面回油路中检测到的金属碎屑可能是由其他旋转系统磨损或故障产生。故从振动信号和滑油屑末信息综合判断轴承运行状态相对于单一参数判断是更为准确的。

输入有效值和特征能量后,经过模糊推理得出一个范围在 0~10 的数值,为振动信息参数 $F1$,接着将 $F1$ 与剥落信息参数 $F2$ 输入第 2 个模糊控制器,输出一个范围为 0~1 的数值,作为轴承状态指标。输出数值划分为以下 3 个区间:0~0.35:轴承状态良好。0.35~0.65:轴承状态欠佳。0.65~1:轴承发生严重故障,应立即检修。

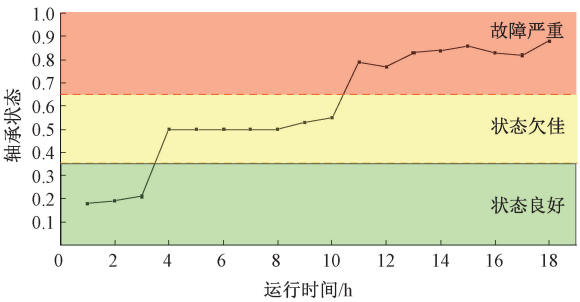


图 13 轴承运行全程故障诊断及状态识别
Fig. 13 Fault diagnosis and state recognition during bearing operation

由以上分析可知,振动信号频域信息包含较丰富的

表6 轴承全程运行状态
Table 6 Bearing full running state

运行 时间/h	有效值/g	特征 能量	$F1$	$F2$	轴承 状态
1	23.1	79.4	4.72	450	良好
2	15.9	219.2	4.64	900	良好
3	15.8	38.2	3.42	1 350	良好
4	22.8	118.1	4.68	1 800	欠佳
5	26.5	169.0	4.68	2 200	欠佳
6	27.6	58.1	5.00	2 600	欠佳
7	25.8	107.2	5.00	2 760	欠佳
8	14.4	152.7	3.10	2 925	欠佳
9	26.2	535.2	5.00	3 085	欠佳
10	17.7	157.2	3.82	3 250	欠佳
11	22.5	152.1	4.64	3 500	严重
12	24.8	300.8	5.00	3 750	严重
13	33.5	371.6	5.00	4 000	严重
14	32.0	142.0	5.00	4 250	严重
15	46.1	183.2	5.00	5 250	严重
16	42.9	72.7	5.00	6 250	严重
17	57.0	111.4	6.54	7 250	严重
18	63.8	55.0	8.00	8 250	严重

若只利用振动信息对轴承状态进行监测,同样输出一个0~1区间的数值即为轴承状态如图14。图中对3个轴承运行状态的分类明显较差。若只利用滑油信息对轴承状态进行监测,同样输出一个0~1区间的数值即为轴承状态如图15。

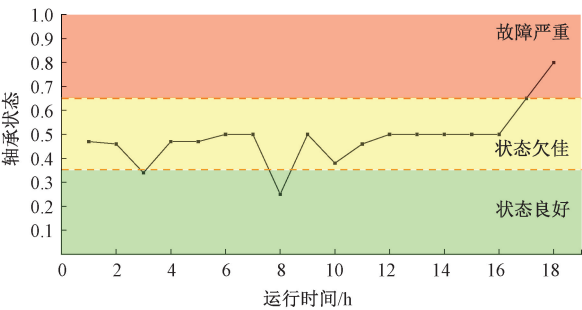


图14 仅振动信息轴承运行全程故障诊断及状态识别
Fig. 14 Fault diagnosis and state recognition during bearing operation on only vibration information

从检测系统设计的角度来看,为了增加检测概率并最大限度地减少误报,模型输出应形成分离良好的数据类;一个用于状态良好情况(1类),一个用于状态欠佳情

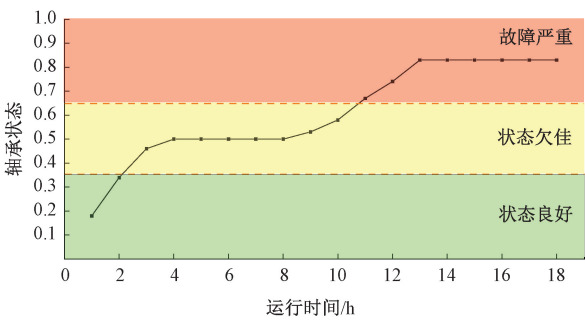


图15 仅滑油信息轴承运行全程故障诊断及状态识别
Fig. 15 Fault diagnosis and state recognition during bearing operation on only oil information

况(2类),另一个用于故障严重情况(3类)。理想情况下,这3个类应该具有较低的类内方差和高的类间方差。类内距离衡量的是同一类别内样本之间的相似度或距离。一般来说,类内距离越小,表示同一类别内的样本越相似,聚类效果越好。使用欧式距离来计算类内距离。

$$S_w = \frac{2}{N(N-1)} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N dist(x_i, y_i) \tag{23}$$

其中, N 是类别内样本的数量, $dist$ 表示样本之间的欧氏距离。

类间距离衡量的是不同类别之间样本的差异性。一般来说,类间距离越大,表示不同类别之间的样本越分散,分类效果越好。同样使用欧式距离来计算类内距离。

$$S_b = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N dist(x_i, y_i) \tag{24}$$

经本文方法输出的轴承运行状态中有3个分类即状态良好、状态欠佳和故障严重,定义一个类分布参数 G 。

$$G = \frac{S_b}{S_w} + \frac{S'_b}{S'_w} \tag{25}$$

其中, $\frac{S_b}{S_w}$ 表示1与2类类间距离和类内距离的比值,

$\frac{S'_b}{S'_w}$ 表示2与3类类间距离和类内距离的比值。经计算得出: $G_{\text{vib}} = 6.82$, $G_{\text{oil}} = 8.89$, $G_{\text{fusion}} = 31.38$ 。

故本文提出的基于振动和滑油屑末信息融合的主轴承故障诊断方法显著提高了轴承故障剥落扩展检测的准确性和鲁棒性,随着更多的实验或现场数据可用,融合模型可以很容易地重新配置和更新。

3 结 论

本文提出一种多通道振动信号与滑油屑末信息融合的滚动轴承状态监控方法。试验结果表明: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

屑屑末数可作为融合的振动及滑油屑末信息,基于振动和滑油屑末信息融合的主轴承故障诊断方法显著提高了轴承故障剥落扩展检测的准确性和鲁棒性。未来的研究集中在将滑油温度等更多参数考虑进模型中,进一步提高振动与滑油融合算法的精度和适用性。

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]. 北京: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,2014.
- WEI X K, FENG Y, YANG L, 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, 2014.
- [2] 岳晓晶,刘廷武,李锟. 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. Analysis of instability of magnetic suspension motor in aeroengine 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. Fault mechanism and diagnosis of rolling bearing[J]. Chemical Equipment Technology, 2011, 32(4): 55-57.
- [4] OH J W, PARK, JEONG J. Fault detection for lubricant bearing with CNN [C]. Singapore: 2019 2nd International Conference on Intelligent Autonomous Systems (ICoIAS), 2019:142-145.
- [5] 韩逍豫. 基于CNN的滚动轴承故障诊断与寿命预测方法研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工程大学,2021.
- HAN X Y. Research on fault diagnosis and life prediction method of rolling bearing based on CNN[D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2021.
- [6] KHAKEPOUR M H, SAFAVI A A, SETOODEH P. Bearing fault diagnosis with morphological gradient wavelet[J]. Journal of the Franklin Institute, 2017, 354(6):2465-2476.
- [7] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al. The empirical mode decomposition and the hilbert spectrum for nonlinear non-stationary time series analysis[J]. Proceedings of the Royal Society, 1998, 454(1971):903-905.
- [8] 张刚,徐浩,张天骐. 二维双阱势系统随机共振机理研究及应用[J]. 振动与冲击,2021,40(12):15-22.
- ZHANG G, XU H, ZHANG T Q. Research and application of stochastic resonance mechanism for two-dimensional double-well potential systems[J]. Journal of Vibration and Shock, 2021, 40(12):15-22.
- [9] 杨建华,韩帅,张帅,等. 强噪声背景下滚动轴承微弱故障特征信号的经验模态分解[J]. 振动工程学报,2020,33(3):582-589.
- YANG J H, HAN SH, ZHANG SH, et al. Empirical mode decomposition of weak fault characteristic signal of rolling bearing under strong noise background [J]. Journal of Vibration Engineering, 2020, 33(3): 582-589.
- [10] 田晶,王英杰,王志,等. 基于EEMD与空域相关降噪的滚动轴承故障诊断方法[J]. 仪器仪表学报,2018,39(7):144-151.
- TIAN J, WANG Y J, WANG ZH, et al. Rolling bearing fault diagnosis method based on eemd and spatial correlation noise reduction[J]. Chinese Journal of Instrument, 2018,39(7):144-151.
- [11] 李从志,郑近德,潘海洋,等. 基于精细复合多尺度散布熵与支持向量机的滚动轴承故障诊断方法[J]. 中国机械工程,2019,30(14):1713-1719,1726.
- LI C ZH, ZHENG J D, PAN H Y, et al. Rolling bearing fault diagnosis method based on fine composite multi-scale spread entropy and support vector machine [J]. China Mechanical Engineering, 2019, 30(14): 1713-1719,1726.
- [12] 裴峻峰,毕昆磊,吕苗荣,等. 基于多特征参数和概率神经网络的滚动轴承故障诊断方法[J]. 中国机械工程,2014,25(15):2055-2058,2075.
- PEI J F, BI K L, LYU M R, et al. Rolling bearing fault diagnosis method based on multi-feature parameters and probabilistic neural network[J]. China Mechanical Engineering, 2014,25(15):2055-2058,2075.
- [13] WANG R, YANG F N. Rotor crack and bearing fault diagnosis based on VMD-ICA[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2022, 2184(1): 012025.
- [14] WANG M J, CHEN Y F, ZHANG X AN, et al. Roller bearing fault diagnosis based on integrated fault feature and SVM[J]. Journal of Vibration Engineering & Technologies, 2022,10(3):853-862.

- [15] 万书亭, 吴美玲. 基于时域参数趋势分析的滚动轴承故障诊断[J]. 机械工程与自动化, 2010(3): 108-110, 113.
- WAN SH T, WU M L. Fault diagnosis of rolling bearing based on time domain parameter trend analysis [J]. Mechanical Engineering & Automation, 2010(3): 108-110, 113.
- [16] 戴含芳, 王衍学, 李志星. 基于元素分析的滚动轴承故障诊断[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(1): 157-165.
- DAI H F, WANG Y X, LI ZH X. Fault diagnosis of rolling bearing based on element analysis[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2022, 36(1): 157-165.
- [17] BRUSA E, DELPRETE C, GARGIULI S, et al. Screening of discrete wavelet transform parameters for the denoising of rolling bearing signals in presence of localised defects[J]. Sensors, 2022, 23(1): 8.
- [18] XU H Y, LIU J, PENG X Y, et al. Deep dynamic adaptation network: A deep transfer learning framework for rolling bearing fault diagnosis under variable working conditions [J]. Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering, 2022, 45(1): 41-57.
- [19] YE Y F, ZHANG M. Bearing fault diagnosis model using improved Bayesian information criterion-based variational modal decomposition and IGA-SVM [J]. Advances in Mechanical Engineering, 2022, 14(12): 35-36.
- [20] 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 CH, SHA Y D, LIU G M, et al. Accurate identification of early fault characteristics of rolling bearings based on WPD-KVI-Hilbert transform [J]. Journal of Propulsion Technology, 2022, 43(2): 362-373.
- [21] 栾孝驰, 那万晓, 沙云东, 等. 基于特征量阈值判决的轴承故障诊断方法[J]. 推进技术, 2022, 43(4): 307-317.
- LUAN X CH, NA W X, SHA Y D, et al. Bearing fault diagnosis method based on characteristic quantity threshold decision [J]. Journal of Propulsion Technology, 2022, 43(4): 307-317.
- [22] 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 CH, et al. Feature extraction and characterization method of rolling bearing vibration signal based on multi-parameter information fusion screening [J]. Journal of Propulsion Technology, 2023, 44(7): 243-253.
- [23] 沙云东, 赵俊豪, 栾孝驰, 等. 基于阈值参数判决筛选的航空发动机主轴承故障特征提取方法[J/OL]. 航空动力学报, 1-13 [2024-12-03].
- SHA Y D, ZHAO J H, LUAN X CH, et al. Fault feature extraction method of aircraft main bearing based on threshold parameter decision screening [J/OL]. Journal of Aerodynamics, 1-13 [2024-12-03].
- [24] 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.
- [25] 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.
- [26] 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: 115016.
- [27] 陈立波, 宋兰琪, 陈果. 航空发动机滑油综合监控中的磨损故障融合诊断研究[J]. 航空动力学报, 2009, 24(1): 169-175.
- CHEN L B, SONG L Q, CHEN G. Research on wear fault fusion diagnosis in aero-engine oil integrated monitoring [J]. Journal of Aerodynamics, 2009, 24(1): 169-175.
- [28] 张东峰, 端木京顺, 曹轶乾, 等. 基于集成智能算法的发动机滑油系统融合诊断[J]. 测控技术, 2013, 32(10): 44-47, 51.
- ZHANG D F, DUANMU J S, CAO Y Q, et al. Fusion diagnosis of engine oil system based on integrated intelligent algorithm [J]. Measurement and Control Technology, 2013, 32(10): 44-47, 51.
- [29] 都昌兵, 熊纯. 神经网络 BP 算法在滑油系统故障诊断中的应用[J]. 长沙航空职业技术学院学报, 2007, 7(1): 19-22.

- DU CH B, XIONG CH. Application of neural network BP algorithm in fault diagnosis of lubricating oil system[J]. Journal of Changsha Aeronautical Vocational and Technical College, 2007, 7(1): 19-22.
- [30] WANG CH J, BAI CH ZH, YANG ZH 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.
- [31] BOWEN E R, WESTCOTT V C. Wear particle atlas[R]. Burlington: Foxboro/Trans-Sonics, 1976.
- [32] ANDERSON D P. Wear particle atlas [R]. Foxboro Analytical Burlington Ma, 1982.
- [33] 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, 2010: 10-16.
- [34] DING Y B, WANG Y X. A design of oil debris monitoring and sensing system [C]. 2015 IEEE Workshop on Signal Processing Systems International, 2015: 1-6.
- [35] 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): 106011.
- [36] DEMPSEY P J, HANDSCHUH R F, AFJEH A A. Spiral bevel gear damage detection using decision fusion analysis[C]. Proceedings of the Fifth International Conference on Information Fusion, 2002: 94-100.
- [37] DEMPSEY P J, KREIDER G, FICHTER T. Investigation of tapered roller bearing damage detection using oil debris analysis [C]. 2006 IEEE Aerospace Conference, 2006: 11.
- [38] DEMPSEY P J, BOLANDER N, HAYNES C, et al. Investigation of bearing fatigue damage life prediction using oil debris monitoring[J]. NASA, 2011: 217117.
- [39] QIU H, EKLUND N, LUO H, 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 18th AIAA/ASME/AHS Adaptive Structures Conference 12th, 2010: 2858.
- [40] 蒋富康,陆金桂,刘明昊,等. 基于 CEEMDAN 和 CNN-LSTM 的滚动轴承故障诊断[J]. 电子测量技术, 2023, 46(5): 72-77.
- JIANG F K, LU J G, LIU M H, et al. Fault diagnosis of rolling bearing based on CEEMDAN and CNN-LSTM[J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46 (5): 72-77.
- [41] 高凯悦,牟莉. 基于二次分解和 GRU-attention 的时间序列预测研究[J]. 国外电子测量技术, 2023, 42(2): 80-87.
- GAO K Y, MOU L. Research on time series prediction based on quadratic decomposition and GLU-attention[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2023, 42(2): 80-87.
- [42] 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 CH, ZHAO J H, SHA Y D, et al. Fault feature enhancement method for main bearing based on cyclic extraction of effective information[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(3): 251-262.
- [43] 栾孝驰,郝冠丞,沙云东,等. 基于局部能量密度的中介轴承故障特征提取与诊断方法[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(5): 239-250.
- LUAN X CH, HAO G CH, SHA Y D, et al. Fault feature extraction and diagnosis method of intermediate bearing based on local energy density [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(5): 239-250.

作者简介



栾孝驰(通信作者), 2010 年于辽宁科技大学获得学士学位, 2013 年于沈阳航空航天大学获得硕士学位, 2024 年于哈尔滨工程大学获得博士学位, 现为沈阳航空航天大学副教授, 主要从事航空发动机机械传动系统状态监测与故障智能诊断、航空发动机关键构件效能评估与先进试验和测试技术等方面研究。

E-mail: luanxiaochi27@163.com

Luan Xiaochi (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Liaoning University of Science and Technology in 2010, M. Sc. degree from Shenyang Aerospace University in 2013, and Ph. D. degree from Harbin Engineering University in 2024. He is currently an associate professor at Shenyang Aerospace University. His main research interests include condition monitoring and fault intelligent diagnosis of mechanical transmission system of aero engine, performance evaluation of key components of aero engine and advanced test and testing technology.



白天,现为沈阳航空航天大学本科生,主要研究方向为航空发动机滚动轴承故障诊断。

E-mail: tbai2024@126.com

Bai Tian is currently an undergraduate student at Shenyang Aerospace University. His

main research direction is fault diagnosis of aero-engine rolling bearing.



赵俊豪,2022 年于沈阳航空航天大学获得学士学位,现为沈阳航空航天大学硕士研究生,主要研究方向为航空发动机滚动轴承状态监控与故障诊断。

E-mail: jhzhao2023@126.com

Zhao Junhao received his B.Sc. degree from Shenyang Aerospace University in 2022. He is currently a M. Sc. candidate at Shenyang Aerospace University. His main research interests include condition monitoring and fault diagnosis of aero-engine rolling bearings.



沙云东,1989 于沈阳航空航天大学获得学士学位,1995 年于南京航空航天大学获得硕士学位,2005 年于东北大学获得博士学位,现为沈阳航空航天大学教授,主要从事航空声学及航空航天薄壁结构多物理场耦合强度、航空发动机机械传动系统状态监测

与故障智能诊断、航空发动机关键构件效能评估与先进试验和测试技术等方面研究。

E-mail: ydsha2003@vip.sina.com

Sha Yundong received his B.Sc. degree from Shenyang University of Aeronautics and Astronautics in 1989, M. Sc. degree from Nanjing University of Aeronautics and Astronautics in 1995, and Ph. D. degree from Northeastern University in 2005. He is currently a professor at Shenyang University of Aeronautics and Astronautics. His main research interests include aeroacoustics and multi-physical coupling strength of aerospace thin-wall structure, condition monitoring and fault intelligent diagnosis of aero-engine mechanical transmission system, performance evaluation of aero-engine key components and advanced test and testing technology.



雷志浩,现为沈阳航空航天大学本科生,主要研究方向为航空发动机滚动轴承故障诊断。

E-mail: 2928900858@qq.com

Lei Zhihao is currently an undergraduate student at Shenyang Aerospace University. His main research direction is fault diagnosis of aero-engine rolling bearing.