

文章编号: 1000-8055(2023)01-0023-09

doi: 10.13224/j.cnki.jasp.20210365

基于 EWT-熵值方法的发动机风扇叶片损伤监控

徐建新¹, 赵树杰¹, 马 超¹, 巴 翔²

(1. 中国民航大学 航空工程学院, 天津 300300;

2. 中国南方航空股份有限公司 河南航空有限公司, 郑州 450000)

摘 要: 为了从发动机性能数据中寻找风扇叶片外来物损伤航班特征, 从而将风扇叶片受外来物损伤的航班区分出来, 在机载快速存储记录器 (quick access recorder, QAR) 数据检测中提出将经验小波分解和信息熵结合的方法。通过对各航班原始振动数据的拟合平滑处理和经验小波分解, 提取了解析后各模态的能量熵和, 分析了添加汉明 (Hamming) 窗函数的多尺度熵, 结果表明: 拟合后数据的熵值变化更明显, 且风扇叶片受外来物损伤航班的能量熵和有 10% 以上的降低趋势, 改进后的多尺度熵有 40% 以上的增长趋势, 均明显异于其他正常航班。证明采用 EWT-熵值方法可以较好地对发动机风扇叶片外来物损伤情况进行监控。

关 键 词: 外来物损伤; 机载 QAR 数据; 经验小波分解; 能量熵; 多尺度熵

中图分类号: V231.92

文献标志码: A

Damage monitoring of engine fan blades based on EWT-entropy method

XU Jianxin¹, ZHAO Shujie¹, MA Chao¹, BA Xiang²

(1. College of Aeronautical Engineering,

Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China;

2. Henan Airlines Company Limited,

China Southern Airlines Company Limited, Zhengzhou 450000, China)

Abstract: In order to find the characteristics of the flight damaged by foreign objects on the fan blades from the engine performance data, so as to distinguish the flights damaged by the foreign objects on the fan blades, a method combining empirical wavelet transform and information entropy was proposed in the airborne quick access recorder (QAR) data detection. Through the fitted and smoothed process and empirical wavelet transform of the original vibration data of each flight, the sum of the energy entropy of each intrinsic mode function after decomposition was extracted, and the multi-scale entropy of the added window function was analyzed. The result showed the entropy value of the fitted data changed more obviously, and the sum of the energy entropy of the flight with fan blades damaged by foreign objects had a decreasing trend of more than 10%, and the improved multi-scale entropy had an increasing trend of more than 40%, which was obviously different from other normal flights. It is proved that the EWT-entropy method can better monitor the damage by foreign objects of the engine fan blades.

Keywords: foreign object damage; airborne QAR data; empirical wavelet transform; energy entropy; multiscale entropy

收稿日期: 2021-07-12

基金项目: 波音基金技术挑战项目(20200618073)

作者简介: 徐建新(1967—), 男, 教授, 博士, 主要从事飞机、发动机的运维技术研究。

通信作者: 赵树杰(1996—), 男, 硕士, 主要从事航空发动机故障诊断研究。E-mail: 254202828@qq.com

引用格式: 徐建新, 赵树杰, 马超, 等. 基于 EWT-熵值方法的发动机风扇叶片损伤监控[J]. 航空动力学报, 2023, 38(1): 23-31. XU Jianxin, ZHAO Shujie, MA Chao, et al. Damage monitoring of engine fan blades based on EWT-entropy method[J]. Journal of Aerospace Power, 2023, 38(1): 23-31.

民航客机在起降过程中由于航空发动机强大的吸力,导致其容易吸入机场跑道及跑道周边的石子、金属等硬物,飞机较大的速度会使硬物在撞击到发动机最外层的风扇叶片时,轻则留下凹坑、缺口等形式的损伤^[1],重则需要更换飞机发动机,严重影响飞行安全。

为了实现发动机外来物损伤(foreign object damage, FOD)检测,赵焱^[2]将去噪后的发动机叶片图像,利用卷积神经网络进行损伤图像分类。张维亮^[3]采用改进遗传算法的径向基神经网络,建立了叶片损伤识别模型。程弓和林敏^[4-5]借助发动机 QAR 数据中各部件效率、压力、温度等参数,进行风扇 FOD 及其他部件故障分类。

由于发动机风扇属于旋转机械,机械损伤可反映在振动信号中,张强波等^[6]、舒畅等^[7]基于实验的方法进行了 FOD 相关实验分析,分别总结了风扇转速、外来物质量和材料强度等因素对转子振动及损伤形式的影响。但发动机运转时受外界因素影响,其振动故障信息易被噪声淹没,为此国内外一些研究者将振动信号按频段分解,提取特征值以实现故障检测^[8-10]。但上述研究未能很

好地结合航空公司的航班信息,进行较为及时的 FOD 损伤监控。本文提出基于航空公司故障报告,收集发动机风扇叶片受到外来物损伤航班的 QAR 数据,将其中的振动及转速数据,根据经验小波分解获得的多维度分量进行能量熵和以及改进多尺度熵分析,结合熵值变化监控航班的 FOD 损伤。

1 数据准备与处理

1.1 QAR 数据准备

故障样本来源于某航空公司 B737NG 机队 2018—2020 年 CFM56-7B 发动机故障报告,收集其中有关风扇叶片 FOD 损伤 QAR 数据。

挑选了 3 架损伤描述清晰、损伤明显可测量且无数据缺失飞机的连续 5 天航班作为样本(见表 1,文中左侧发动机简称左发,右侧发动机简称右发),从收集到的故障描述来看皆未出现喘振现象。文献^[11]指出 FOD 损伤可能会引起风扇振动异常,文献^[12]提出发动机风扇振动与低压压气机转速存在相关性,因此提出以振动和转速为基础从熵值的角度寻找发动机 FOD 损伤的气路性能数据特征。

表 1 部分 FOD 损伤描述
Table 1 Part of FOD damage description

飞机编号	损伤发现日期	故障描述
A	2019 年 12 月 18 日	左发 4 号叶片距叶尖 3 mm 位置有一豁口,长度约为 4.14 mm,深度为不到 1 mm,做记录
B	2020 年 1 月 8 日	右发 3 号叶片前缘距叶尖 27.4 cm 位置有一长度为 3 mm、深度为不到 1 mm 缺口,航后拆下叶片交金工已完成打磨和探伤
C	2019 年 8 月 16 日	航后检查发现右发 12 号叶片叶尖有一处缺口,深度为 0.79 mm,长度为 4.7 mm,手册标准深度不超过 1 mm,按手册检查不超标,留作记录

1.2 平滑样条拟合

平滑样条(smoothing spline)基于最小二乘法,并添加了一定的惩罚项^[13],在防止过拟合的同时,也可在离散数据的函数拟合中达到较好的拟合效果。计算过程可参考文献^[13],其回归拟合模型为

$$S(f) = \sum_{i=1}^n [y_i - f(x_i)]^2 + \alpha \int [f''(x)]^2 dx \quad (1)$$

式中 $S(f)$ 为评估拟合效果的残差平方和; x 为二维函数的自变量; i 为数据编号; n 为数据量; y_i 为原始数据; $f(x_i)$ 为光滑函数; α 为平滑参数。

采用平滑样条的方法拟合转速和振动组成的二维图像,经过各航班的二维图像比较可以发现:

该型号发动机最高转速为 5 380 r/min,在最高转速的 20% 以下时,振动几乎都保持为 0,对故障分析几乎没有影响,因此筛选拟合区间为转速处于最高转速 20%~100% 的振动数据。定义实际转速与最高转速的比值为相对转速。由式(1)可知该拟合方式是对每一个散点近似求解,导致虽然所有航班的相对转速都是 20%~100%,但其分度值相差较大,为保证各航班具有相似数据量,使熵值计算不受数据量影响,在拟合时以 0.05% 为分度值,每拟合输出一个分度值,便将该分度值内所包含的转速所对应的振动,取均值作为该单位转速的振动,以保证各航班拥有相近的样本点数。图 1 为 C 飞机右发正常航班振动图像拟合。

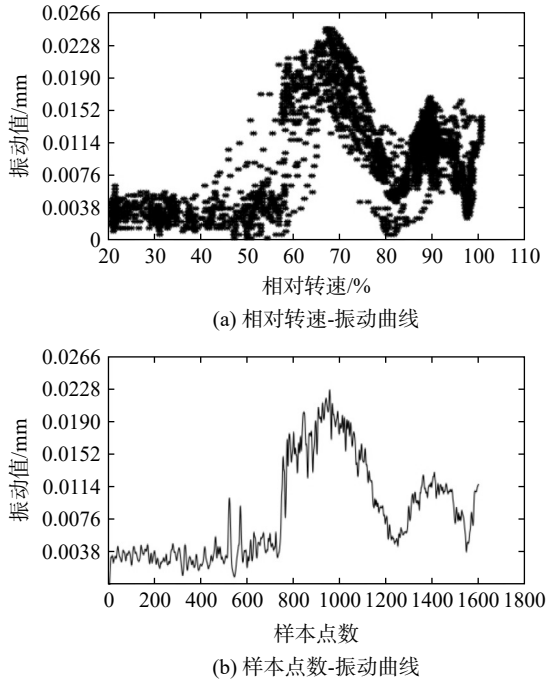


图 1 C 飞机右发正常航班振动图像拟合

Fig. 1 Image fitting of vibration of C aircraft flight with normal right engine

2 模态分解与能量熵计算

2.1 经验小波分解

理论上讲经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)可以对任何非线性非平稳时间序列进行分解,同时对波动的信号有着较好的处理能力,但 EMD 会出现内涵模态(intrinsic mode functions, IMF)混叠现象。经验小波分解(empirical wavelet transform, EWT)是基于经验模态分解和小波变换构造而来,可以同时较好地解决 EMD 模态混叠和小波分析需要寻找小波基函数的缺陷。此外由于本文处理的信号为振动随转速变化一一映射的数据,符合时间序列数据变化特征,因此本文采用 EWT 对拟合后的数据进行分解具有一定可行性。EWT 计算过程可参考文献 [14-15],最终得到重构后的原始信号如下:

$$f(t) = W(0, t) * \phi(t) + \sum_{q=1}^Q W(q, t) * \psi_q(t) \quad (2)$$

式中 $f(t)$ 为原始信号; t 为数据点; Q 为频谱划分个数; q 代表第 q 个划分的频段; $*$ 是卷积运算符; $W(0, t)$ 是近似系数; $W(q, t)$ 是细节系数; $\phi(t)$ 是经验小波的尺度函数; $\psi_q(t)$ 是小波函数^[16]。

2.2 能量熵

能量熵作为一种信息熵特征提取的方法可从

能量变化的角度表征信号变化,因此将经过分解后的各内涵模态信号进行能量熵特征提取,以获得多维度的信号特征值,计算过程为可参考文献 [17],最终可得

$$H_j = -P_j \ln P_j \quad (3)$$

式中 H_j 为第 j 个内涵模态的能量熵; P_j 为第 j 个内涵模态具有的能量在总能量中的占比。

能量熵可检测各内涵模态的能量变化情况,由分解得到的各分量能量差值越大,各分量的能量熵和越小^[17]。因此可采用能量熵和度量各航班振动对转速响应程度的变化。

2.3 EWT-能量熵计算与分析

将原始振动数据经 EWT 能量熵和计算,如图 2 中圆圈数据点所示。由于 QAR 存储的振动数据是依照时间序列排列且发动机转子转速在不断变化,而不同航班受多方因素影响使得各航班转速波动的时间点、波动幅值范围并不相同,致使直接分析原始振动数据区分效果较差。

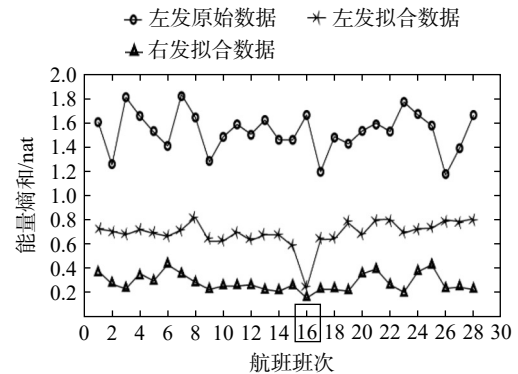


图 2 A 飞机连续 28 个航班 EWT 能量熵和

Fig. 2 EWT with the sum of energy entropies of 28 consecutive flights of A aircraft

将各航班的转速和振动拟合数据,结合 EWT 能量熵和计算,如图 2、图 3、图 4 所示,图中星形数据点为损伤发动机,三角形数据点为同飞机另一台正常发动机,方框表示可能出现风扇损伤的航班,从三架飞机的能量熵和计算效果图中可发现,损伤航班的熵值明显降低,可较好地地区分损伤航班,且与故障报告中损伤航班班次描述相一致。

结合双发能量熵和分析可知,在发动机受 FOD 当日的前后相邻几个航班能量熵和变化较为明显。

造成能量熵和异常主要是由于 FOD 的航班其运转将不仅受离心力和共振等因素影响,还会受损伤产生的残余应力影响^[18],因此振动在具有

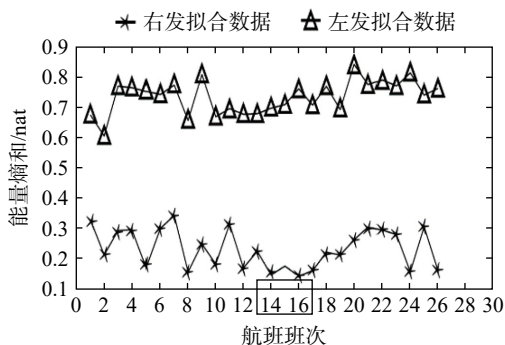


图 3 B 飞机双发连续 26 个航班 EWT 能量熵和

Fig. 3 EWT with the sum of energy entropies of 26 consecutive flights of B aircraft twin-engine

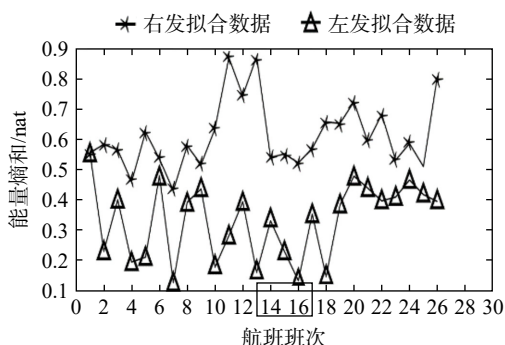


图 4 C 飞机双发连续 26 个航班 EWT 能量熵和

Fig. 4 EWT with the sum of energy entropies of 26 consecutive flights of C aircraft twin-engine

相似转速的激励下,其幅值变化将包含残余应力带来的不稳定能量而异于正常航班。这种微小变化难以直观发现,却可导致某些频带能量分布异常^[4]。

将同一发动机所有航班的能量熵和取均值与各损伤航班能量熵和进行比较如表 2,经统计可发现三台受到 FOD 的发动机其损伤航班能量熵和相比于均值皆存在 10% 及以上的降低趋势,且最高可达到 65%。

表 2 损伤航班能量熵和变化比例统计

Table 2 Statistics of the sum of energy entropies of damage flight and change ratio

飞机	能量熵和均值/nat	损伤航班能量熵和/nat	降低比例/%
A	0.674 64	0.581 654	13.78
		0.235 134	65.15
B	0.612 414	0.541 216	11.63
		0.553 173	9.67
		0.523 676	14.49
C	0.235 001	0.148 28	36.90
		0.177 419	24.50
		0.144 154	38.66
		0.162 222	30.97

3 EWT-多尺度熵计算

3.1 汉明窗-多尺度熵

样本熵(sample entropy, SE)是在近似熵的基础上发展而来,对近似熵在统计向量间距离满足阈值条件时的方法进行了优化。由于样本熵只能从单一尺度反映时间序列的复杂性^[19],Costa 等在样本熵的基础上引入粗粒化,使其复杂程度的计算扩展到了多个尺度,考虑到多尺度熵(multiscale entropy, MSE)存在如下两点缺陷:

1) 在粗粒化计算时存在受限于序列长短的问题,即对于长度为 N 的原始序列 Z ,在尺度因子为 s 时的粗粒化序列长度为 N/s ,当 s 较大时,粗粒化序列长度会缩短,使得在较大尺度因子的熵值估计可靠性降低。

2) 在粗粒化时,如 $s=2$,其仅计算了粗粒化序列 $Z^1(2)$ 上的有用信息,而忽视了 $Z^2(2)$ 上的信息,如图 5 所示。图中上标可视为迭代次数,其最大值为尺度因子的值;下标 k 表示第 k 个尺度因子为 2 的粗粒化数据 $Z_k^1(2)$,第 i 个原始数据记为 z_i 。此外对原始数据直接截断取均值组成新序列的方式极易造成频谱的泄露^[20]。

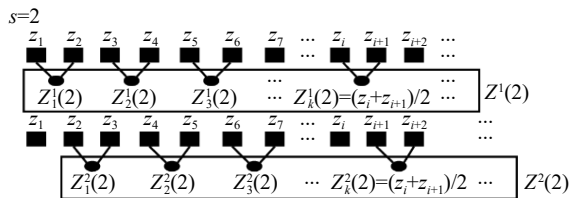


图 5 MSE 粗粒化构造方式

Fig. 5 MSE coarse-grained structure

因此提出添加汉明窗的多尺度熵(Hanmming-multiscale entropy, HMSE),在考虑同一尺度多个粗粒化序列信息的同时,使原始序列在截断时相邻两个粗粒化序列能够平滑过渡^[21],过程如下:

1) 加汉明窗前需要对帧信号进行叠加以截取出不同粗粒化的信号,公式如下:

$$o = \omega_{\text{len}} - c \quad (4)$$

式中 o 为重叠长度; ω_{len} 为帧长度,取尺度因子 s ; c 为帧移量,取 1。

2) 为各截取信号添加汉明窗如下:

$$W_d(t) = z(t) \times \omega_{\text{len}}(t) \quad (5)$$

式中 $W_d(t)$ 为加汉明窗后的信号,每帧包含 ω_{len} 个数据点; $z(t)$ 为截取信号; $\omega_{\text{len}}(t)$ 为汉明窗函数^[20]。

3) 将 $W_d(t)$ 内 ω_{len} 个数据点取均值记为 X_j^k ,然

后每一尺度按尺度因子重构 s 个序列, 此时在尺度因子为 s 时, 第 k 个粗粒化序列 $Y_j^k(s)$ 如下:

$$Y_j^k(s) = \{X_1^k, X_2^k, \dots, X_j^k\} \quad (6)$$

$$1 \leq k \leq s, 1 \leq j \leq \frac{N}{s}$$

4) 参照 SE 计算过程^[22], 得到尺度因子为 s 时任意 k 序列的参数 $B_k^m(r)$ 和 $B_k^{m+1}(r)$, 然后分别求和并计算熵值。

$$S_{\text{HMSE}}(s, m, r) = -\ln \frac{\sum_{k=1}^s B_k^{m+1}(r)}{\sum_{k=1}^s B_k^m(r)} \quad (7)$$

式中 $S_{\text{HMSE}}(s, m, r)$ 为添加汉明窗的多尺度熵值; m 为时窗, 取 2; r 为相似度参数; $B_k^m(r)$ 是时窗为 m 时, 任一序列与其他序列, 切比雪夫距离小于相似度参数个数的占比, 然后取所有序列比值的均值; $B_k^{m+1}(r)$ 是时窗为 $m+1$ 时比值的均值。

多尺度熵可检测信号源的不确定性和系统的不稳定性^[19], 其熵值越大则代表该信号的不稳定程度越大, 若在多个尺度下皆出现熵值较大的特点则说明该系统不稳定的可能性较高。

3.2 EWT-多尺度熵计算与分析

将拟合后的二维转速振动曲线经 EWT 分解、加汉明窗函数的多尺度熵计算可得各航班的高维特征矩阵(此时特征矩阵的维度是 EWT 分量个数与尺度个数的乘积), 对该矩阵按内涵模态重构后可发现: 与原计算方式相比, 添加汉明窗函数的多尺度熵其各内涵模态标准差均有所降低, 如表 3 所示。

表 3 A 飞机部分模态 MSE 与 HMSE 标准差

Table 3 Standard deviation of A aircraft partial modal MSE and HMSE

内涵模态	标准差/nat	
	MSE	HMSE
IMF1	0.029 36	0.020 34
IMF2	0.044 658	0.047 17
⋮	⋮	⋮
IMF17	0.149 1	0.126 287
IMF18	0.128 497	0.111 078
IMF19	0.138 515	0.116 193

由于外来物撞击发动机风扇时其撞击位置和产生损伤类型的多样性, 使得信号的异常可能仅反应在不同的某个或某几个内涵模态所代表的频

段中, 而采用 EWT 分解会使各航班的特性和共性分别反映在不同的内涵模态中, 此外还存在所有航班的各尺度熵值发散的内涵模态, 如图 6 所示。此类内涵模态代表的频段所包含的信息为不同航班在其飞行时, 受外界因素影响的特异性振动-转速信息, 无规律性。为了提取含有各航班共性特征的内涵模态, 且由于在应用标准差剔除明显无法区分故障的内涵模态时效果较差, 提出引入决定系数 R^2 , 以分析各内涵模态熵值聚合程度, 计算过程如下:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_i (Y_i - F_i)^2}{\sum_i (Y_i - g)^2} \quad (8)$$

式中 Y_i 为各航班某一模态多尺度熵原始数据; F_i 为回归估算数据; g 为原始数据平均值。

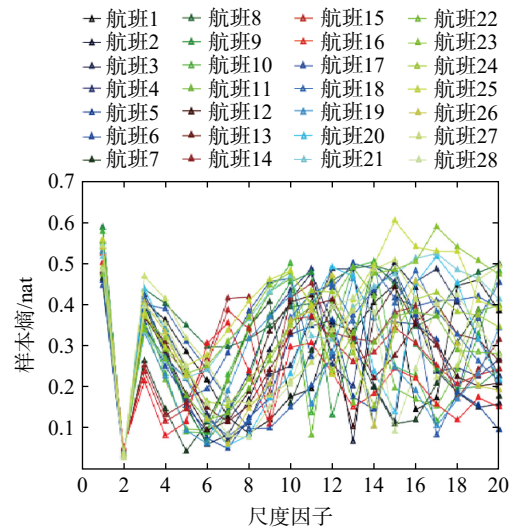


图 6 A 飞机 28 个航班 IMF16 HMSE

Fig. 6 IMF16 HMSE of 28 flights of A aircraft

将式(8)中估算数据 F_i 设置为当前内涵模态所有航班在每一尺度下熵值的均值曲线, 原始数据均值 g 设置为 F_i 的均值, 即当前内涵模态所有航班在所有尺度下的均值。可求得当前内涵模态任一航班的决定系数, 对所有航班决定系数取均值, 作为当前内涵模态的决定系数, 如表 4 所示。

根据表 4 结合各内涵模态所有航班熵值收敛情况, 可以保留决定系数均值高于 0.6 的内涵模态, 称为保留模态。其余内涵模态除 FOD 航班外, 各航班熵值皆具有相似变化趋势, 如图 7 所示。

而 FOD 航班会在某一个或几个内涵模态熵值变化明显异于其余航班, 如图 8 所示。

表 4 A 飞机 20 个内涵模态 28 个航班决定系数均值

Table 4 Average value of determination coefficient of 28 flights for 20 intrinsic mode functions of A aircraft

内涵模态	R^2 均值/nat	内涵模态	R^2 均值/nat
IMF1	0.896 226 2	IMF11	0.203 521 6
IMF2	0.757 966 4	IMF12	0.317 459 0
IMF3	0.822 432 9	IMF13	0.205 671 5
IMF4	0.842 028 3	IMF14	0.051 156 3
IMF5	0.680 855 2	IMF15	-0.233 583 8
IMF6	0.558 135 9	IMF16	-0.132 662 03
IMF7	0.655 524 9	IMF17	-0.860 319 28
IMF8	0.309 020 1	IMF18	-0.463 403 45
IMF9	0.360 250 5	IMF19	-0.590 262 71
IMF10	0.367 854 2	IMF20	0.774 095 7

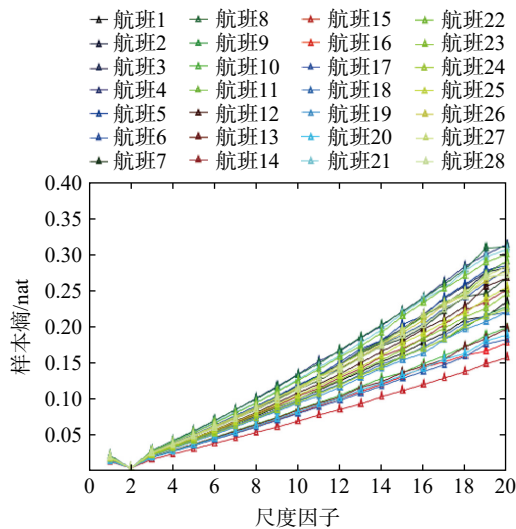


图 7 A 飞机 28 个航班 IMF1 HMSE

Fig. 7 IMF1 HMSE of 28 flights of A aircraft

因此当未来需要预测航班经决定系数计算后,其熵值在所有保留模态中皆收敛于原有正常航班,可认为该航班为正常航班,若存在某一保留模态的熵值异常,则该航班受 FOD 的可能性较大。

为了便于确定保留模态中未来航班的熵值是否有异于正常航班的变化,可取未来需要预测的航班,与原有正常航班每一尺度因子的熵值均值计算各保留模态的均方误差。若所有航班皆为正常航班,各保留模态的多尺度熵应趋于收敛,任一保留模态的均方误差不应有突变;若该航班为 FOD 航班,则其保留模态所代表的频域信息并不能与其余正常航班完全一致,因此如果均方误差曲线出现突变,则可认为该航班受 FOD 可能性较

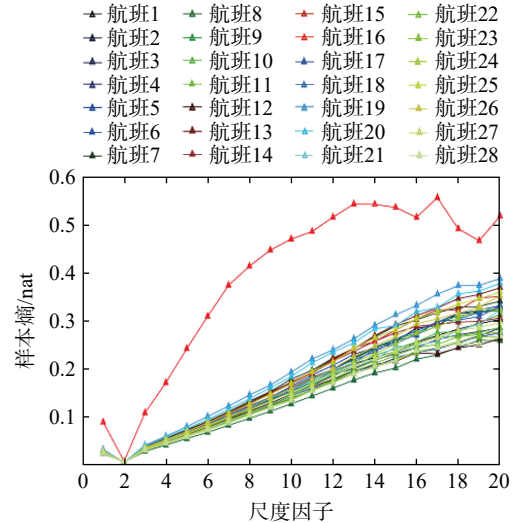


图 8 A 飞机 28 个航班 IMF2 HMSE

Fig. 8 IMF2 HMSE of 28 flights of A aircraft

大,如图 9 所示。

另外两架飞机经相同方法处理后,受 FOD 的航班,其决定系数均值同样在大于 0.6 的保留模态中(见表 5),出现均方误差突变的情况,如图 10 和图 11 所示。这表明该航班的熵值出现了明显异于其他航班的保留模态,且其余保留模态皆符合上文所述。

各飞机异常航班样本熵的增长比例统计如表 6,从表中可发现异常航班的样本熵均有 40% 以上的增量。

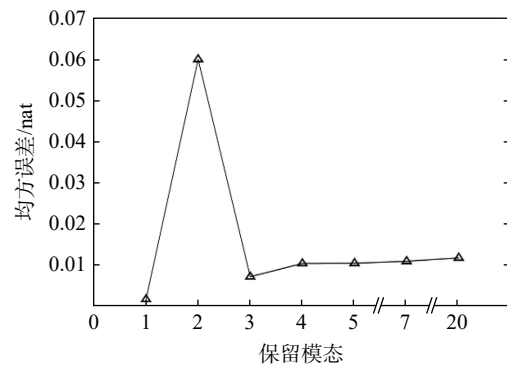


图 9 A 飞机 FOD 航班保留模态均方误差

Fig. 9 Retained modal mean square error of A aircraft FOD flight

表 5 B 和 C 飞机部分内涵模态决定系数均值

Table 5 Average value of determination coefficient for the partial intrinsic mode functions of B and C aircraft

飞机	保留模态	R^2 均值/nat
B	IMF22	0.653 946 2
C	IMF8	0.740 941 6

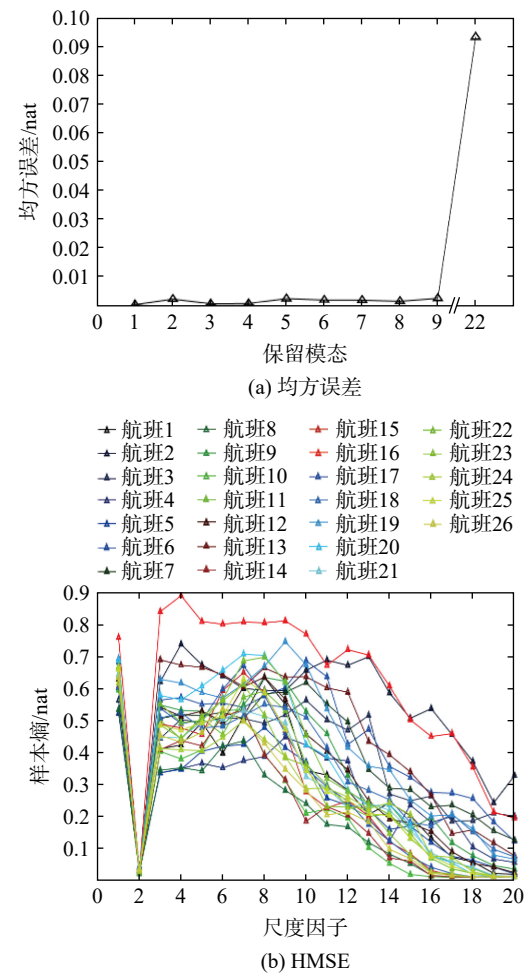


图 10 B 飞机 FOD 航班特征验证

Fig. 10 Verification of flight characteristics of B aircraft FOD

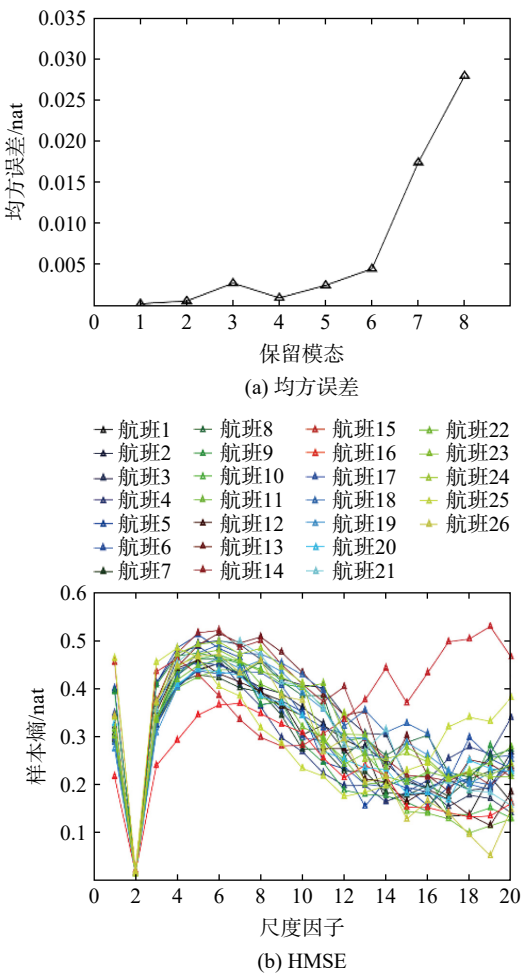


图 11 C 飞机 FOD 航班特征验证

Fig. 11 Verification of flight characteristics of C aircraft FOD

表 6 异常航班的样本熵增长比例

Table 6 Sample entropy growth ratio of abnormal flight

飞机	异常保留模式	异常尺度因子	样本熵均值/nat	异常航班样本熵/nat	增长比例/%
A	IMF2	1	0.027 1	0.087 2	221.74
		2	0.003 5	0.005 6	58.58
		3	0.034 8	0.106 5	206.44
		4	0.051 8	0.169 5	227.38
		5	0.069 6	0.240 5	245.55
		6	0.087 9	0.307 9	250.28
		7	0.107 0	0.372 9	248.50
		8	0.125 8	0.412 5	227.90
		9	0.145 2	0.446 3	207.37
		10	0.164 8	0.469 4	184.83
		11	0.184 9	0.485 0	162.30
		12	0.205 5	0.514 9	150.56
		13	0.226 1	0.542 5	139.94
		14	0.244 1	0.541 7	121.92
		15	0.259 9	0.535 5	106.04
		16	0.276 2	0.514 7	86.35
		17	0.290 1	0.555 8	91.58
		18	0.300 5	0.490 7	63.29
		19	0.308 5	0.465 8	50.98
		20	0.321 0	0.517 3	61.15

续表

飞机	异常 保留模态	异常 尺度因子	样本 熵均值/nat	异常航班 样本熵/nat	增长 比例/%
B	IMF22	3	0.503 6	0.840 5	66.89
		4	0.502 1	0.890 4	77.33
		5	0.508 4	0.809 6	59.24
		6	0.530 5	0.801 5	51.08
		7	0.566 7	0.808 0	42.57
		8	0.556 9	0.805 7	44.69
		9	0.513 3	0.811 8	58.16
		10	0.436 8	0.770 3	76.35
		11	0.380 6	0.672 8	76.77
		12	0.335 3	0.721 8	115.26
		13	0.285 8	0.704 7	146.57
		14	0.234 2	0.608 1	159.64
		15	0.192 2	0.502 7	161.55
		16	0.147 2	0.450 7	206.18
		17	0.122 2	0.459 6	276.10
		18	0.094 9	0.354 6	273.65
		19	0.065 5	0.214 5	227.48
		20	0.058 8	0.195 9	233.16
C	IMF8	13	0.258 3	0.375 7	45.45
		14	0.234 7	0.442 0	88.32
		15	0.218 4	0.369 7	69.27
		16	0.215 2	0.432 1	100.78
		17	0.206 9	0.496 6	140.01
		18	0.213 7	0.502 8	135.33
		19	0.219 2	0.528 8	141.21
		20	0.232 3	0.464 8	100.06

4 结 论

通过将转速振动数据拟合处理,采用 EWT 分解并经能量熵以及添加汉明窗函数的多尺度熵的特征提取方法对比可发现:

1) 采用去除时间轴的转速与振动组成的二维动态数列,与原始的振动数据相比较,可在对风扇 FOD 气路性能的数据特征提取计算中得到更好的效果。

2) 出现损伤的航班其能量熵和会低于所有航班能量熵和均值的 10% 以上。

3) 含有各航班共性特征的频段对应的模态,可检测需要预测航班是否受 FOD,当该航班受 FOD 时,其保留模态的均方误差曲线会出现突变。

4) 出现损伤的航班,其添加汉明窗函数的多尺度熵计算值会在多个尺度高于所有航班样本熵均值的 40% 以上。

参考文献:

- [1] 马超,王玉娜,武耀罡,等.航空发动机风扇叶片硬物冲击损伤特征[J].航空动力学报,2017,32(4):1105-1111.
MA Chao, WANG Yuna, WU Yaogang, et al. Hard object impact

damage characteristics of aero engine fan blade[J]. Journal of Aerospace Power, 2017, 32(4): 1105-1111. (in Chinese)

- [2] 赵焯.基于卷积神经网络的叶片损伤识别方法研究[D].天津:中国民航大学,2019.
ZHAO Ye. Research on blade damage identification method based on convolution neural network[D]. Tianjin: Civil Aviation University of China, 2019. (in Chinese)
- [3] 张维亮.航空发动机叶片损伤图像快速识别技术研究[D].辽宁:沈阳航空航天大学,2014.
ZHANG Weiliang. Research on technologies of aero-engine blades damage image fast recognition[D]. Liaoning: Shenyang Aerospace University, 2014. (in Chinese)
- [4] 程弓.基于谱聚类算法的航空发动机故障诊断[D].上海:上海交通大学,2018.
CHENG Gong. Aero-engine fault diagnosis based on spectral clustering algorithm[D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2018. (in Chinese)
- [5] 林敏.极限学习机在航空发动机气路故障诊断中的应用[D].上海:上海交通大学,2015.
LIN Min. Application of extreme learning machine in aero-engine gas path fault diagnosis[D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2015. (in Chinese)
- [6] 张强波,雷晓波.风扇叶片外物撞击瞬间转子振动响应分析[J].科学技术与工程,2020,20(6):2483-2488.
ZHANG Qiangbo, LEI Xiaobo. Analysis of rotor vibration transient response of fan blade impact[J]. Science Technology and Engineering, 2020, 20(6): 2483-2488. (in Chinese)
- [7] 舒畅,程铭,许煜,等.不同金属硬物冲击航空发动机叶片损伤研究[J].航空动力学报,2020,35(1):18-29.

- SHU Chang, CHENG Ming, XU Yu, et al. Research on damage of aero-engine blades impacted by different metal hard objects[J]. *Journal of Aerospace Power*, 2020, 35(1): 18-29. (in Chinese)
- [8] SHARMA V, RAGHUWANSHI N K, JAIN A K. Sensitive sub-band selection criteria for empirical wavelet transform to detect bearing fault based on vibration signals[J]. *Journal of Vibration Engineering and Technologies*, 2021, 9(7): 1-15.
- [9] IMAOUCHEN Y, KEDADOUCHE M, ALKAMA R, et al. A frequency-weighted energy operator and complementary ensemble empirical mode decomposition for bearing fault detection[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2017, 82: 103-116.
- [10] 余志锋, 熊邦书, 熊天旻, 等. 基于 VMD-CWT 和改进 CNN 的直升机轴承故障诊断[J]. *航空动力学报*, 2021, 36(5): 948-958.
- YU Zhifeng, XIONG Bangshu, XIONG Tianyang, et al. Fault diagnosis of helicopter bearing based on VMD-CWT and improved CNN[J]. *Journal of Aerospace Power*, 2021, 36(5): 948-958. (in Chinese)
- [11] 陈国焉. 浅谈涡扇发动机故障的 QAR 数据分析[J]. *航空维修与工程*, 2012(2): 44-46.
- CHEN Guoyan. QAR data analysis of turbofan engine[J]. *Aviation Maintenance and Engineering*, 2012(2): 44-46. (in Chinese)
- [12] 徐建新, 姜春生, 马超. 基于 ARIMA 模型的民用航空发动机低压转子振动故障分析[J]. *科学技术与工程*, 2019, 19(19): 362-368.
- XU Jianxin, JIANG Chunsheng, MA Chao. Vibration fault analysis of low pressure rotor of civil aero-engine based on ARIMA model[J]. *Science Technology and Engineering*, 2019, 19(19): 362-368. (in Chinese)
- [13] 李扬. 平滑样条回归模型变点估计[D]. 贵阳: 贵州大学, 2020.
- LI Yang. Change point estimation of smoothing spline regression model[D]. Guiyang: Guizhou University, 2020. (in Chinese)
- [14] 赵阳. 基于改进经验小波变换的风电机组齿轮箱故障诊断[D]. 北京: 北京交通大学, 2020.
- ZHAO Yang. Fault diagnosis of wind turbine gearbox based on improved empirical wavelet transform[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2020. (in Chinese)
- [15] 王莹. 基于成分分解的自适应滤波降噪方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2017.
- WANG Ying. Research on denoising method of adaptive filter based on component decomposition[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2017. (in Chinese)
- [16] 鲁铁定, 黄佳伟, 鲁春阳, 等. 基于 EWT-ARMA 的短期电离层 TEC 预测模型[J]. *大地测量与地球动力学*, 2021, 41(4): 331-335, 341.
- LU Tieding, HUANG Jiawei, LU Chunyang, et al. Short-term ionospheric TEC prediction model based on EWT-ARMA[J]. *Journal of Geodesy and Geodynamics*, 2021, 41(4): 331-335, 341. (in Chinese)
- [17] 周静雷, 颜婷. 应用变分模态分解及能量熵的扬声器异常声分类[J]. *声学学报*, 2021, 46(2): 263-270.
- ZHOU Jinglei, YAN Ting. Loudspeaker abnormal sound classification using variational modal decomposition and energy entropy[J]. *Acta Acustica*, 2021, 46(2): 263-270. (in Chinese)
- [18] 赵振华, 张钧贺, 王凌峰, 等. 钛合金叶片前缘的外物损伤残余应力数值分析[J]. *航空动力学报*, 2020, 35(11): 2284-2292.
- ZHAO Zhenhua, ZHANG Junhe, WANG Lingfeng, et al. Numerical analysis on residual stress of foreign object damage on the leading edge of titanium alloy blade[J]. *Journal of Aerospace Power*, 2020, 35(11): 2284-2292. (in Chinese)
- [19] 张海姣. 基于熵理论的滚动轴承故障诊断方法研究[D]. 合肥: 安徽大学, 2019.
- ZHANG Haijiao. Research on fault diagnosis method of rolling bearing based on entropy theory[D]. Hefei: Anhui University, 2019. (in Chinese)
- [20] 黄寒华. 关于滑动 DFT 算法中的频谱泄漏问题的探讨[J]. *现代电子技术*, 2007(24): 202-204.
- HUANG Hanhua. An exploration of the sliding DFT spectral leakage[J]. *Modern Electronics Technique*, 2007(24): 202-204. (in Chinese)
- [21] 常峥, 罗萍, 杨波, 等. 基于 HHT-MFCC 和短时能量的慢性阻塞性肺病患者呼吸声识别[J]. *计算机应用*, 2021, 41(2): 598-603.
- CHANG Zheng, LUO Ping, YANG Bo, et al. Respiratory sound recognition of chronic obstructive pulmonary disease patients based on HHT-MFCC and short-term energy[J]. *Journal of Computer Applications*, 2021, 41(2): 598-603. (in Chinese)
- [22] 陈书炎. 基于改进多尺度样本熵与参数优化支持向量机的滚动轴承故障诊断研究[D]. 镇江: 江苏大学, 2020.
- CHEN Shuyan. Study on rolling bearing fault diagnosis using improved multiscale sample entropy and parameters optimization SVM[D]. Zhenjiang: Jiangsu University, 2020. (in Chinese)

(编辑: 王碧琨、秦理曼)