

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2211502

多源信息融合的航空发动机异常检测方法研究*

蔡景¹ 康婷玮¹ 左洪福¹ 张晨² 张莹¹

(1.南京航空航天大学民航学院 南京 211106; 2.北京市民航安全分析及预防工程技术研究中心 北京 100084)

摘要: 针对航空发动机中单参数表征性能不全面,且易受外部环境和飞行工况等因素影响的问题,提出一种基于谱回归和高斯混合模型的多源信息融合的健康因子构建方法。选取记录完整并与发动机健康性能关系密切的参数,以同架飞机左右发动机的性能参数差值作为数据源,通过谱回归进行特征降维,采用高斯混合模型构建正常状态模型,再以基于贝叶斯推断的距离表征测试数据与高斯混合模型的全局距离判别发动机的异常状态。通过两个航空发动机异常事件案例中真实 QAR 数据进行验证,结果表明所提方法相较于航空公司能够更有效评估航空发动机的健康状态,提前识别出发动机的异常点,预留出足够的时间为发动机制定可靠的维修计划,提高飞机的安全性与经济性。

关键词: 航空发动机;多源信息融合;健康因子;谱回归;高斯混合模型

中图分类号: V263.6 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 590

An aeroengine health indicator construction method based on multi-source information fusion

Cai Jing¹ Kang Tingwei¹ Zuo Hongfu¹ Zhang Chen² Zhang Ying¹

(1. College of Civil Aviation, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China;

2. Beijing Civil Aviation Safety Analysis and Prevention Engineering Technology Research Center, Beijing 100084, China)

Abstract: Aiming at the problem that single parameter characterization performance of aero-engine is not comprehensive, and is easily affected by external environment and flight conditions, a health indicator construction method based on Spectral regression and Gaussian mixture model for multi-source information fusion is proposed. Select the parameters that have complete records and are closely related to the engine health performance, take the difference value of the performance parameters of the left and right engines of the same aircraft as the data source, reduce the dimension of the features through Spectral regression, build a normal state model using the Gaussian mixture model, and then use the distance based on Bayesian inference to characterize the test data and the global distance of the Gaussian mixture model to identify the abnormal state of the engine. Verified by real QAR data from two aero-engine abnormal event cases, the results show that the proposed method can evaluate the health status of aero-engine more effectively and identify engine abnormalities in advance than that of airlines, reserve enough time to make reliable maintenance plans for the engine mechanism, and improve the safety and economy of the aircraft.

Keywords: aero-engine; multi-source information fusion; health indicator; spectral regression; gaussian mixture model

0 引言

航空发动机长时间在高温、高负荷等恶劣环境下运行,导致其性能逐渐退化,增加飞机事故发生的风险^[1]。因此加强航空发动机的健康监测,提高飞行的安全性是现阶段航空业和学术界重点的研究方向。对发动机进行健康监测需要预测发动机出现异常点的时间或维持正常运行剩余的时间^[2]。这样便有足够的预留时间为发动机制定可靠的维

修计划^[3],从而提高飞行的经济性和安全性。

目前许多航空公司选用单参数对发动机进行异常检测,大多将发动机的排气温度裕度与出厂时的设置相比,方法简单易行。针对这种单参数检测发动机异常的方法,付强等^[4]和赵洪利等^[5]都是以发动机排气温度裕度为指标,对发动机的性能衰退过程进行监控。郭庆等^[6]则是以低压涡轮出口总温度为指标,采用基于非线性随机过程的方法并实时更新非线性随机维纳方法,以提供更可靠的健康状

收稿日期:2022-09-23

* 基金项目:国家自然科学基金与民航联合基金重点项目(U1933202)资助

态预测。文莹等^[7]以发动机油液指标为对象,提出一种信息熵属性约简的故障诊断方法。但是运用单参数表征发动机健康状态存在两点不足:1)发动机参数会受外部环境和飞行工况等因素的影响而发生波动,易被异常检测模型检测到,增加假警的可能性;2)发动机异常可能是多参数综合导致的结果,单个参数不足以表征发动机的健康状态。因此 Che 等^[8]选择十个状态参数,基于注意力模型和支持向量回归预测发动机的性能退化过程。Wang 等^[9]选择八个传感器参数和两个执行器参数,基于隔离森林方法对发动机进行故障检测。Zhang 等^[10]选择十九个测量参数,通过灰色关联分析和协同模式识别的方法进行发动机气路系统故障诊断。在多个参数的基础上采用多源信息融合的方法将多参数融合成一个健康指标。吴君凤^[11]选择十二个故障参数,结合主成分分析和孪生支持向量机实现故障诊断。谭治学等^[12]对发动机的五种性能参数进行排序,采用卷积自编码器进行特征提取,训练极端梯度提升模型预测发动机修后性能。王冉^[13]选取八个监控参数,通过降维和聚类算法找出发动机的异常点。曹惠玲等^[14]选择五个性能参数,通过状态空间模型融合成健康指数来表征发动机的退化状态。郭庆等^[15]将二十一个性能参数融合成健康参数,采用非线性维纳过程构建发动机的退化模型。任子强等^[16]融合多个传感器数据,用预测剩余寿命和真实剩余寿命之间的最小方均根误差来确定融合系数。韩光洁等^[17]选取十五个参数,采用一维卷积神经网络分类故障类别。但是以上建立的高维特征集存在维数过高,特征间冗余性严重等问题,需通过降维减少特征维度,有效降低特征集的冗余性。民航发动机作为一个复杂的机械系统,本身具有庞大的性能参数数据,所以对其应用结合降维方法的多源融合技术有较强的适用性。

针对航空发动机多个性能参数数据庞大而复杂的问题,本文采用多源信息融合的方法构建健康因子,结合谱回归降维算法和高斯混合模型构建正常状态模型,再以贝叶斯推断的指标判别发动机的异常状态。通过民航客机真实的快速存储记录器(quick access recorder, QAR)数据进行验证,证实所选用融合方法的有效性。

1 同机双发性能参数差异值计算

目前大多数航空发动机的健康状态评估都是以单台发动机的性能参数为指标,通过分析其变化规律来预测发动机的性能退化趋势,识别异常点。但是这样存在三点弊端,首先发动机的性能参数受到外部环境或飞行工况等因素的影响后会产生波动,因而无法甄别这种变化是否属于发动机异常,从而可能出现虚警、假警^[18]。其次单台发动机中各个参数之间的关联性不大,以它们来评估航空发动机健康状态的标准是不一致的,导致异常检测工作更加繁琐。最后每个 QAR 数据通常包含多台发动机的性能参数数据,需对每个 QAR 数据文件中所有发动机逐一进行异常

检测和排查,工作效率不高^[19]。

实际工程经验表明,同架飞机上所有发动机所处的外部条件十分相近,因此它们各自的性能参数差异值始终处于较小的范围。且一般不会出现同架飞机上所有发动机同时发生故障的情况,因此通常以同架飞机上所有发动机的性能参数差异值的变化情况来判断是否有发动机出现故障^[20]。

基于上述分析,考虑计算同机双发性能参数差异值作为模型的输入。与基于单台发动机状态监测数据的异常状态检测相比,双发动机性能参数差值对发动机的异常点识别更加敏感,且对外部环境或飞行工况等因素的抗干扰能力更强,减少了异常检测虚警率,能够更加准确地识别发动机的异常。同机双发性能参数差异值的计算公式如式(1)所示。

$$\Delta = \mathbf{M}_1 - \mathbf{M}_2 = [N_{11} - N_{21}, N_{12} - N_{22}, \dots, N_{1n} - N_{2n}] \quad (1)$$

式中: Δ 为同机双发性能参数差值向量; \mathbf{M}_1 为左发动机性能参数向量; \mathbf{M}_2 为右发动机性能参数向量; $N_{11}, N_{12}, \dots, N_{1n}$ 为左发动机性能参数值; $N_{21}, N_{22}, \dots, N_{2n}$ 为右发动机性能参数值。

2 健康因子构建

本文提出一种多源信息融合的航空发动机异常检测的方法,流程如图 1 所示。该检测过程分为离线阶段和在线阶段,具体的步骤如下:

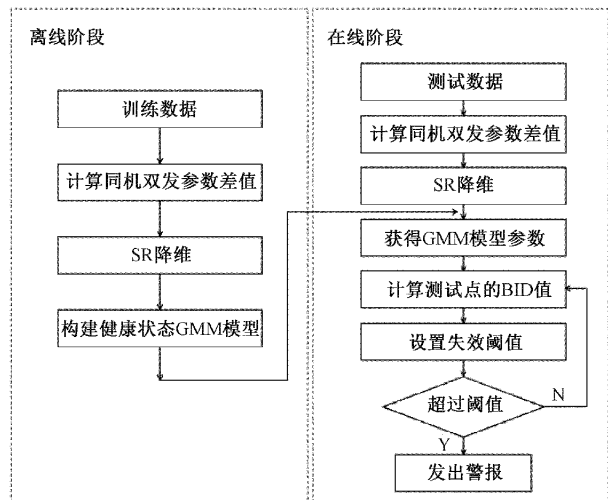


图 1 异常检测流程

1) 离线阶段

(1)对训练数据进行同机双发性能参数差异值的计算,并用谱回归(spectral regression, SR)的方法进行降维;

(2)选取健康状态训练数据构建高斯混合模型(gaussian mixture model, GMM),并得到模型的参数;

2) 在线阶段

(1)对测试数据进行同机双发性能参数差异值的计算,并用 SR 的方法进行降维;

(2)计算测试数据和健康状态 GMM 之间基于贝叶斯推断的距离(bayesian inference-based distance, BID)。

(3)采用核密度估计(kernel density estimation, KDE)建立健康因子的失效阈值,当连续 3 个点超过阈值线时发出警报。

该模型主要包括谱回归和高斯混合模型两部分内容,描述如下。

2.1 谱回归

谱回归是一种根据图谱理论对特征函数进行谱分析,再通过回归模型对导入数据进行处理的方法^[21]。该方法比较灵活,适用于监督、非监督和半监督的情况,其凭借优良的降维特性在众多领域得到广泛应用。

首先,给定数据集 $z_1, z_2, \dots, z_m \in R^n$, 对于给定的 m 点在低维空间寻找到映射 $h_1, h_2, \dots, h_m \in R^l (l \ll n)$, 可以找到一个转换矩阵 A , 使得 $h_i = A^T z_i$ 。

然后,基于图嵌入的观点,即一种将高维稠密的矩阵映射为低维稠密向量的过程,对 m 个样本建立一个图 G , 每个样本都有一个顶点与之对应,其中第 i 个点为 z_i 。将所有的样本 i 和样本 j 的连接权重表示为一个权值矩阵 W , 则 W_{ij} 就是连接 i 和 j 两点的权值。

最后,谱回归寻找线性投影函数分为两个步骤:第一步,求解 $W y = \lambda D y$, 式中的 D 为对角矩阵 $D_{ij} = \sum_j W_{ij}$, 将前一个特征值对应的特征向量定义为 y_0, y_1, \dots, y_{l-1} 。第二步,通过求解下列正则最小二乘得到投影向量 a :

$$a = \arg \min [\sum_{i=1}^m (a^T z_i - y_i)^2 + \lambda \|a\|^2] \quad (2)$$

式中: λ 为正则化参数,那么可以将原始数据降维成一维向量:

$$z \rightarrow h = A^T z, A = (a_0, a_1, \dots, a_{l-1}) \quad (3)$$

2.2 高斯混合模型

高斯混合模型是一种聚类算法,由高斯分布作为参数模型,使用期望最大算法(expectation maximization, EM)进行训练^[22]。GMM 是对高斯模型进行的简单扩展,利用多个符合高斯分布的组合来模拟数据的分布,表示为:

$$P(x) = \sum_{m=1}^M \pi_m p(x | \theta_m) \quad (4)$$

式中: M 为模型的混合数, π_m 为一个模型的权重系数,且 $\sum_{m=1}^M \pi_m p(x | \theta_m)$ 是第 m 个均值为 μ_m , 协方差矩阵为 S_m 的高斯分布函数,记为 $\varphi = \{\pi_1, \dots, \pi_m; \mu_1, \dots, \mu_m; S_1, \dots, S_m\}$, 将模型改写为下列形式:

$$P(x | \varphi) = \sum_{m=1}^M \pi_m p(x | \theta_m) \quad (5)$$

建立正常运行状态的 GMM 模型后,需要一个指标能够判断新的输入是否正常,本文采用一种基于贝叶斯推断的距离来构建航空发动机的异常检测模型。

假设有 k 个高斯分类,将第 k 个分量记作 C_k , 若其出现的概率为 a_k , 那么对于测试点 x_i 属于第 k 个分量 C_k 的

概率可以记为 $p(C_k | x_i)$:

$$P(C_k | x_i) = \frac{a_k p(x_i | C_k)}{p(x_i)} = \frac{a_k p(x_i | C_k)}{\sum_{i=1}^K a_i p(x_i | C_k)} \quad (6)$$

式中: a_k 为先验概率,由建模数据求得。 $P(x_i | C_k)$ 的计算公式如下:

$$P(x_i | C_k) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{l}{2}} |S_k|^{\frac{l}{2}}} \exp[-\frac{1}{2}(x_i - \mu_k)^T S_k^{-1} (x_i - \mu_k)] \quad (7)$$

式中: μ_k 表示第 k 个高斯分量的均值, S_k 表示第 k 个高斯分量的协方差矩阵。

对于每个新的输入,它对所有 K 个分类的总概率满足以下约束:

$$\sum_{k=1}^K p(x_i | C_k) = 1 \quad (8)$$

接着对 x_i 到每个分量 C_k 的距离进行定义:

$$D_{C_k}(x_i) = (x_i - \mu_k)^T S_k^{-1} (x_i - \mu_k) \quad (9)$$

将一个测试点的每个分量距离进行加权求和,便可以得到 BID 指标:

$$BID = \sum_{k=1}^K p(C_k | x_i) D_{C_k}(x_i) \quad (10)$$

3 航空发动机异常事件案例验证

3.1 案例一

1) 实验数据准备

为验证本文健康因子构建方法的有效性,以某航空公司 B737 飞机发动机排气温度超温异常事件为例,选取该飞机发动机 QAR 数据中从 2019 年 6 月 9 日到 2020 年 6 月 22 日期间巡航状态下的监控参数为数据源进行验证。

QAR 数据中提供了大量不同的性能参数,但并非全部应用于健康状态评估模型中。由于部分参数与发动机的健康性能关联不大,且部分参数的数据信息不完整,所以进行发动机健康性能评估时需选择记录完整、与发动机的状态关系密切的参数。本次实验选取发动机排气温度(exhaust gas temperature, EGT)、燃油流量(fuel flow, FF)、低压转子转速(N1)、高压转子转速(N2)、低压压气机出口总温(T25)、高压压气机出口总温(T3)这 6 个参数^[23]对航空发动机的健康状态进行评估,各参数的采样频率为 1 Hz,如表 1 所示。

表 1 选取的 6 个航空发动机性能参数

参数的缩写	参数的中文含义	参数的单位
EGT	发动机排气温度	°C
FF	燃油流量	磅/h
N1	低压转子转速	100%
N2	高压转子转速	100%
T25	低压压气机出口总温	°C
T3	高压压气机出口总温	°C

2) 同机双发性能参数差异值分析

为了验证多源信息融合方法的优越性,先对单个参数预测发动机性能衰退的方法进行实验。以发动机排气温度(EGT)为监测指标,分析某航空公司 B737 飞机发动机从 2019 年 6 月 9 日到 2020 年 6 月 22 日期间巡航阶段的 EGT 数据变化情况,如图 2 和 3 所示。

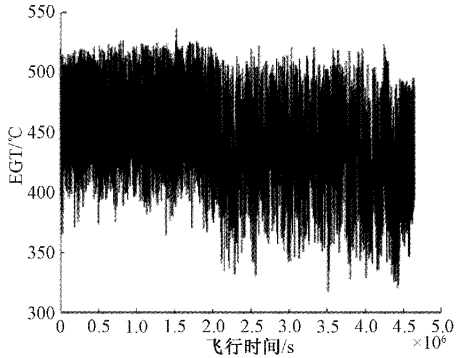


图 2 飞机左发动机 EGT 的变化情况图

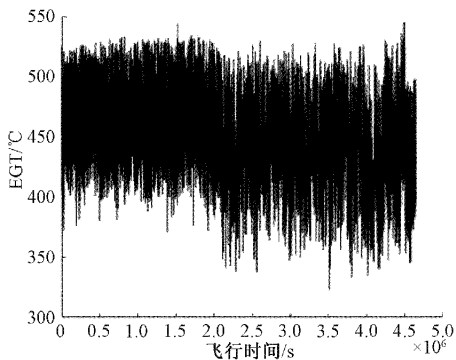


图 3 飞机右发动机 EGT 的变化情况图

由图 2 和 3 可知,飞机左右发动机的排气温度都稳定在 300 °C~550 °C 之间,它们整体的变化趋势差别不大,仅仅根据左右发动机 EGT 的变化曲线,无法判断发动机是否出现异常。因此,计算左右发动机 EGT 参数的差异值,分析它们的变化规律如图 4 所示。

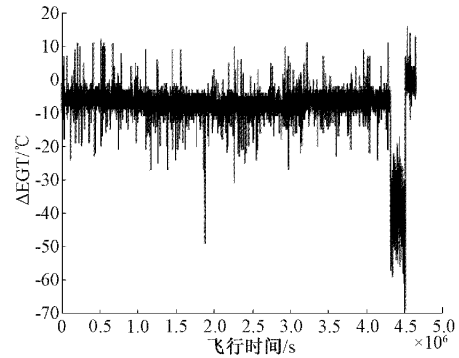


图 4 左右发动机 EGT 差值的变化情况图

由图 4 可知,EGT 差值前部分大致稳定在 -20 °C~20 °C 之间,但在尾部差值突然下降,经过一小段时间的波动,又恢复了稳定状态。于是可以初步判断在图中的突变处发生了发动机故障,但该图的变化规律比较“毛疵”,且基于单个参数去判断发动机异常与否不够全面,因此计算其余 5 个参数的同机双发参数差值,将 6 个参数的差值进行对比,如图 5 所示。

由图 5 可发现,6 个参数的差值在前部分都处于稳定状态,可见同架飞机双发动机的性能参数差值降低了外部环境或飞行工况等因素变化带来的干扰,也可减少虚警、假警带来的异常变化。而 6 个参数的差值在尾部都会发生不同程度的突变,基本可以判断在突变处发动机出现了异常。

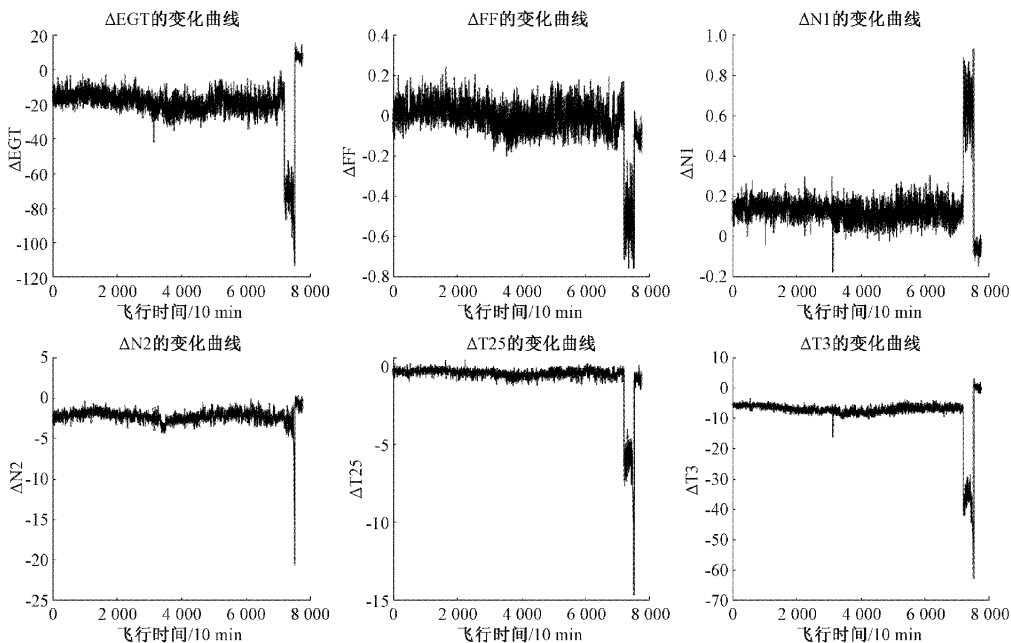


图 5 同机双发 6 个参数差值的变化曲线图

可见与单个发动机的性能参数相比,同机双发性能参数差值能够提高发动机异常点识别的敏感度。

3)多源信息融合的健康因子构建

基于上述分析,6 个参数差值图的变化规律大体相似但又略有不同,且不同的参数评估发动机性能衰退的标准不一致,因此将发动机的六个参数融合成一个统一指标,所构建的健康因子能够表征航空发动机的健康状态变化。先采用谱回归对 6 个参数进行降维,再用高斯混合模型构建正常状态模型,并以贝叶斯推断的距离定量表征发动机的性能衰退程度,每 600 个点取一个平均值,并设置阈值线,以连续超过阈值 3 个点的点为早期失效时刻点,通过失效时刻点所在循环找出具体的失效时间,由此构建的健康因子随飞行时间的变化曲线如图 6 所示。

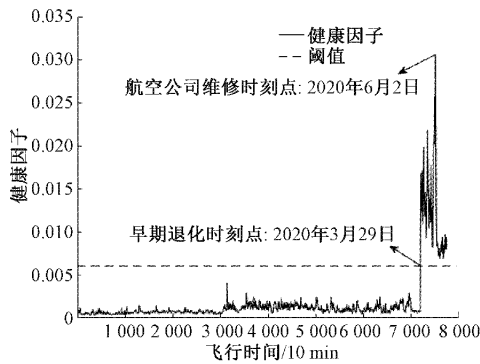


图 6 基于 SR 和 GMM-BID 融合的健康因子变化曲线

由图 6 可知,所构建的健康因子在前 964 个循环里始

终处于比较稳定的状态,当飞行时间到达第 965 个循环时开始发生突变,该循环对应的真实时间为 2020 年 3 月 29 日。接着经过一小段时间的异常波动,健康因子到 1 010 个循环时达到峰值,在这之后又恢复正常,实际是航空公司在该时间点发出警报,从而对发动机进行了维修,对应的真实时间为 2020 年 6 月 2 日。由此可见,通过将多个参数融合成健康因子构建的异常检测模型能够表征发动机健康状态,相较于航空公司能提前 46 个循环识别出发动机异常,为制定发动机维修决策预留更多的时间。

3.2 案例二

1)实验数据准备

案例一中,某些参数如 EGT、T25 能够大致反映发动机的性能状态变化趋势,但这类情况并不是普遍的,为了进一步体现多源融合方法的有效性,以某航空公司另外一架 B737 飞机发动机排气温度超温异常事件为例,选取该飞机发动机 QAR 数据中从 2019 年 3 月 20 日~2019 年 6 月 27 日期间巡航状态下的监控参数,和上述案例相同,选择 EGT、FF、N1、N2、T25、T3 这六个参数对航空发动机的健康状态进行检测,各参数的采样频率为 1 Hz。

2)同机双发性能参数差异值分析

由案例一可知,在含双发动机的民航飞机中,仅根据单个发动机中监控参数的变化曲线,无法判断发动机是否出现异常,故本案例仍计算 6 个参数的同机双发性能参数差值,并将 6 个差值每 600 个点取一个平均值进行对比,如图 7 所示。

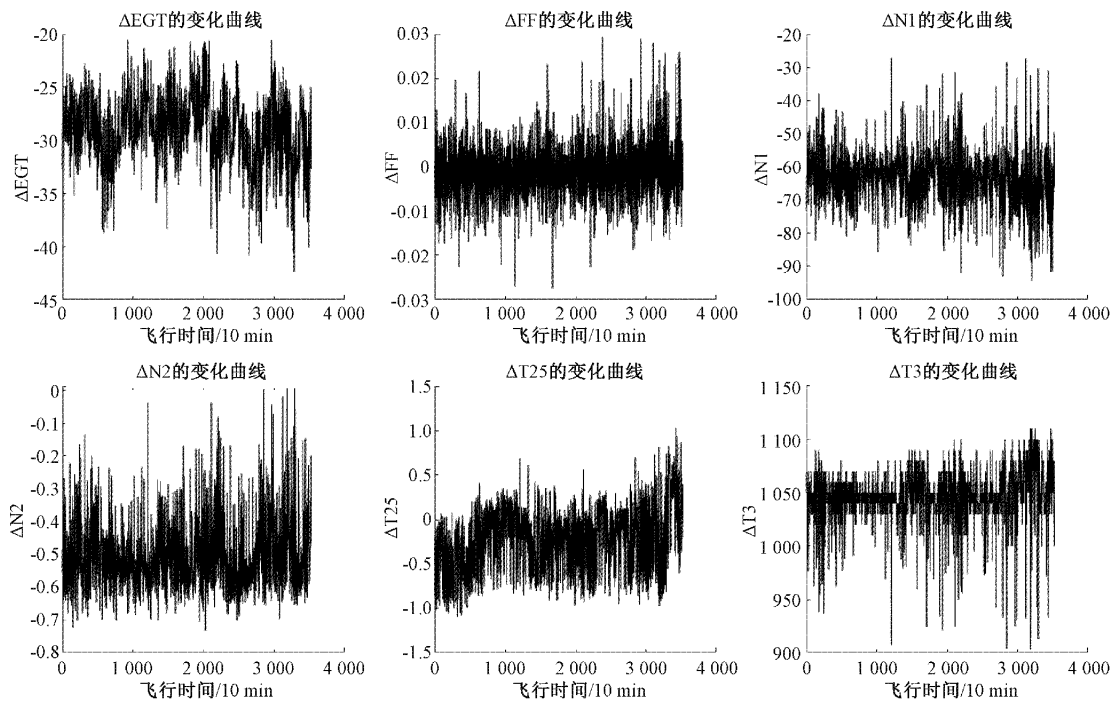


图 7 同机双发 6 个参数差值的变化曲线图

由图 7 发现,6 个参数差值在整个过程中都没有明显的趋势变化,不像案例一中在尾部有不同程度的突变值。且在本案中不同参数的变化规律都不相似,无法通过单个参数的差值来判断发动机是否出现异常,因此需要将 6 个参数进行融合构建成健康因子来进行异常检测。

3) 多源信息融合的健康因子构建

基于上述分析,6 个参数差值图没有明显的变化规律,根据所提方法,先采用谱回归对 6 个参数进行降维,再用高斯混合模型构建正常状态模型,并以贝叶斯推断的距离进行异常检测,以连续超过阈值 3 个点的点为早期失效时刻点,通过失效时刻点所在循环找出具体的失效时间,由此构建的健康因子随飞行时间的变化曲线如图 8 所示。

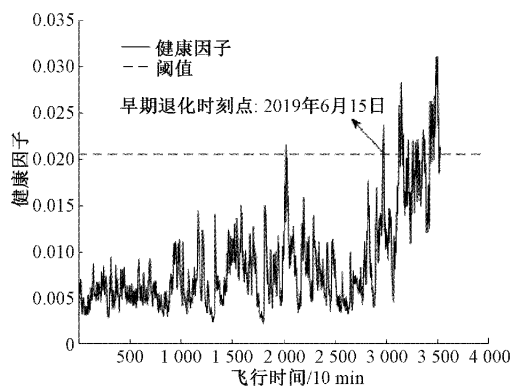


图 8 基于 SR 和 GMM-BID 融合的健康因子变化曲线

由图 8 可知,经过多参数融合所构建的健康因子有了明显的趋势变化,在前 466 个循环里处于较稳定的状态,当飞行时间到达第 467 个循环时不断向上波动,该循环对应的真实时间为 2019 年 6 月 15 日。实际航空公司在第 485 个循环,即 2019 年 6 月 27 日对发动机进行维修。通过该案例证实了本文所提方法能够有效表征发动机的健康状态,并提前航空公司 19 个循环识别出发动机的异常点,从而预留出足够的时间为发动机制定可靠的维修计划,具有实际的工程价值。

4 结 论

本文提出一种航空发动机多源信息融合的健康因子构建方法,从研究结果可知:

采用同架飞机双发动机参数差值作为特征数据源,能够减少外部环境和工况变化等带来的不利影响,提高了异常检测的有效性;

本文提出的基于 SR 和 GMM-BID 模型融合多源参数的方法能够实现航空发动机的异常检测,具有工程应用价值。

参考文献

[1] 王新刚,申强,韩凯忠,等. 竞争失效下多元退化建模的航空发动机可靠性分析[J]. 东北大学学报(自然科学

版),2021,42(6):807-813,820.

- [2] ELSHEIKH A, YACOUT S, OUALI M. Bidirectional handshaking LSTM for remaining useful life prediction [J]. Neurocomputing, 2018, 323: 148-156.
- [3] PENG Y Z, WANG Y, ZI Y Y. Switching state-space degradation model with recursive filter/smoothing for prognostics of remaining useful life [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2019, 15(2): 822-832.
- [4] 付强,王华伟,熊明兰. 基于 GANBP 的航空发动机性能退化预测模型[J]. 人类工效学, 2020, 26(1): 1-6, 21.
- [5] 赵洪利,张猛. 基于随机维纳过程的航空发动机性能衰退研究[J]. 推进技术, 2021, 42(3): 488-494.
- [6] 郭庆,李印龙,郑天翔. 基于非线性 Wiener 过程航空发动机性能退化预测[J]. 推进技术, 2021, 42(9): 1956-1963.
- [7] 文莹,肖明清,王邑,等. 基于信息熵属性约简的航空发动机故障诊断[J]. 仪器仪表学报, 2012, 33(8): 1773-1778.
- [8] CHE C C, WANG H W, NI X W, et al. Performance degradation prediction of aeroengine based on attention model and support vector regression[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part G: Journal of Aerospace Engineering, 2022, 236(2): 410-416.
- [9] WANG H F, JIANG W, DENG X Y, et al. A new method for fault detection of aero-engine based on isolation forest[J]. Measurement, 2021, 185, DOI: 10.1016/J.MEASUREMENT.2021.110064.
- [10] ZHANG B C, CHEN J, YIN X J et al. Fault diagnosis based on grey relational analysis and synergetic pattern recognition for aero-engine gas-path systems [J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part G: Journal of Aerospace Engineering, 2019, 233(12): 4598-4605.
- [11] 吴君凤. 基于孪生支持向量机的民用航空发动机故障诊断[J]. 电子测量技术, 2020, 43(22): 132-136.
- [12] 谭治学,钟诗胜,林琳. 多源数据融合的民航发动机修后性能预测[J]. 北京航空航天大学学报, 2019, 45(6): 1106-1113.
- [13] 王冉. 基于 QAR 的航空发动机性能发展预测研究[D]. 天津:中国民航大学, 2020.
- [14] 曹惠玲,梁佳旺,崔科璐. 基于健康指数相似的航空发动机剩余寿命预测[J]. 科学技术与工程, 2020, 20(1): 361-366.
- [15] 郭庆,李印龙. 基于气路参数融合的涡扇发动机性能退

- 化预测[J]. 航空动力学报, 2021, 36(11): 2251-2260.
- [16] 任子强, 司小胜, 胡昌华, 等. 融合多传感器数据的发动机剩余寿命预测方法[J]. 航空学报, 2019, 40(12): 134-145.
- [17] 韩光洁, 田晨, 侯林峰, 等. 多工况下航空发动机的故障模式分类[J]. 小型微型计算机系统, 2022, 43(8): 1776-1781.
- [18] LEI Y G, LI N P, GUO L, et al. Machinery health prognostics: A systematic review from data acquisition to RUL prediction[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 104: 799-834.
- [19] 赵军, 唐弋棣. 基于 QAR 数据的民航发动机性能分析[J]. 计算机仿真, 2020, 37(7): 107-112.
- [20] LUO H, ZHONG S. Gas turbine engine gas path anomaly detection using deep learning with Gaussian distribution [C]. Prognostics & System Health Management Conference. IEEE, 2017: 1-6.
- [21] 李国祥, 蒋怡琳, 马文斌, 等. 基于谱回归特征降维的客户流失预测[J]. 计算机系统应用, 2021, 30(9): 62-68.
- [22] 何庆, 易娜, 汪新勇, 等. 基于高斯混合模型的最大期望聚类算法研究[J]. 微型电脑应用, 2018, 34(5): 50-52, 75.
- [23] 罗辉. 基于深度特征的民航发动机气路异常检测方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2020.

作者简介

蔡景, 博士, 副教授, 主要研究方向为故障预测与健康管理、飞行器维修工程。

E-mail: caijing@nuaa.edu.cn

张营(通信作者), 博士, 副教授, 主要研究方向为故障预测与健康管理。

E-mail: zhangyingrms@163.com