

DOI: 10.7652/xjtuxb201711021

# 多源统计数据驱动的航空发动机 剩余寿命预测方法

赵广社<sup>1,2,3,4</sup>, 吴思思<sup>2,3,4</sup>, 荣海军<sup>2,3,4</sup>

(1. 西安交通大学电子与信息工程学院, 710049, 西安; 2. 西安交通大学机械结构强度与振动国家重点实验室, 710049, 西安; 3. 西安交通大学陕西省先进飞行器服役环境与控制重点实验室, 710049, 西安; 4. 西安交通大学航天航空学院, 710049, 西安)

**摘要:** 针对统计数据驱动方法中多变量无法建立退化模型的问题,提出了一种多源统计数据驱动的航空发动机剩余寿命(RUL)预测方法。建立了基于欧氏距离的航空发动机监测信息融合模型,综合多源监测数据以量化发动机健康状态退化过程;构建了基于非线性漂移维纳过程的航空发动机退化模型,推导发动机剩余寿命概率密度函数解析式,实现对发动机剩余寿命的估计。选取 C-MAPSS 数据集进行仿真实验,结果表明,与已有研究结果相比,所提方法预测结果在确定系数和惩罚得分两项均有所改进。该方法可为其他非线性退化系统的 RUL 预测提供一定的参考。

**关键词:** 剩余寿命;航空发动机;概率密度函数;统计数据驱动

中图分类号: V263 文献标志码: A 文章编号: 0253-987X(2017)11-0150-07

## A Multi-Source Statistics Data-Driven Method for Remaining Useful Life Prediction of Aircraft Engine

ZHAO Guangshe<sup>1,2,3,4</sup>, WU Sisi<sup>2,3,4</sup>, RONG Haijun<sup>2,3,4</sup>

(1. School of Electronic and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China; 2. State Key Laboratory for Strength and Vibration of Mechanical Structures, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China; 3. Shaanxi Key Laboratory of Environment and Control for Flight Vehicle, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China; 4. School of Aerospace, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

**Abstract:** A multi-source statistical data-driven method for remaining useful life (RUL) prediction of aircraft engines is proposed to solve the difficulty that the multivariate degradation model cannot be constructed. To quantify the degradation process of aircraft engines with the multi-source monitoring data, an information fusion model based on Euclidean distance is established. To estimate the RUL of aircraft engines, the arithmetic model of aircraft engines consisting of Wiener process with nonlinear drift is considered to derive the probability density function of RUL. The performance of the proposed method is verified by C-MAPSS. The simulations show that the proposed method improves coefficient of determination and total score compared with the existing results. The proposed approach provides new insights to RUL prediction of the other nonlinear degradation systems.

**Keywords:** remaining useful life; aircraft engine; probability density function; statistical data-driven

航空发动机作为提供动力的关键部件,对于航空器的正常运转起着至关重要的作用,其系统结构复杂、工作环境恶劣多变,导致使用安全和维修策略制定问题突出。航空发动机寿命预测与健康管理技术(PHM)的研究和应用,为发动机视情维修提供技术指导,确保飞行安全、降低维修费用。发动机剩余寿命(RUL)预测是 PHM 中最具有挑战性的技术<sup>[1]</sup>。

一般而言,系统 RUL 预测的方法主要包括基于物理模型、基于经验以及基于数据驱动 3 类方法<sup>[2]</sup>。基于物理模型的预测方法需要构建准确的物理模型,结合系统特定的失效增长机制以及视情维修数据进行预测,曾应用于液压系统等的剩余寿命预测研究<sup>[3]</sup>。基于经验的方法无需复杂的预测模型,依赖于充足的历史失效数据及使用经验,存在预测准确度有限的问题。基于数据驱动的方法通过挖掘监测数据包含的潜在信息,以显示系统内部变化以及外部环境的影响所导致系统的性能劣化,该方法规避了复杂系统机理的建模过程,且预测准确,因此被广泛研究。

数据驱动方法主要包括机器学习和统计数据驱动方法<sup>[4]</sup>,其中统计数据驱动方法通过建立退化模型,获取剩余寿命概率密度函数,实现剩余寿命在线预测,便于指导后续维修工作,得到了广泛关注和研究。维纳过程具有良好的数学特性,适用于描述非单调系统退化过程,常用于统计数据驱动方法中退化过程建模。自 Cox 提出布朗运动的首达时(FHT)分布函数<sup>[5]</sup>以来,许多基于维纳过程的系统退化模型推导由此展开。任淑红等分析民用发动机性能退化机理和特性,建立了带漂移的布朗运动预测退化超限时间<sup>[6]</sup>。朱磊等基于线性维纳过程对民航发动机性能退化过程建模,融合先验退化数据和现场退化数据利用贝叶斯原理对模型参数进行更新,进而更新 RUL 预测和可靠性,并应用于排气温度裕度数据进行单台发动机寿命预测<sup>[7]</sup>。周经纶等通过假定维纳过程模型参数服从正态分布,以期表征系统总体和个体之间的差异<sup>[8]</sup>。

然而,目前的研究仍然多集中在对单一监测变量表征的退化状态进行建模分析,存在监测数据信息利用不够充分的问题,所提出模型为带线性漂移的维纳过程,虽然降低了模型复杂度,却不适用于表征系统退化率非线性的特点。考虑到航空发动机退化过程非线性、监测变量多源的特点,针对存在的问题,本文首先对多维监测变量进行信息融合,建立了基于非线性漂移维纳过程的航空发动机退化模型并

给出模型参数估计方法,进一步推导航空发动机 RUL 概率密度函数解析式,结合实时监测数据实现对发动机的 RUL 预测,在 C-MAPSS 数据集<sup>[9]</sup>上对本文所提方法进行了验证。

## 1 基于多源信息融合的航空发动机性能退化评估

### 1.1 航空发动机状态监测参数融合

多源监测参数能够提高发动机退化状态表征的准确度,却使得系统建模和数据处理复杂化。因此,考虑将航空发动机多源的监测数据融合成为一维数据,即发动机的健康指标。在不增加退化模型复杂度的基础上,为实现对多源监测数据中信息高效、充分的利用提供可能性。

本文拟采用基于欧氏距离的统计异常方法对发动机状态监测信息进行融合,实现对发动机退化性能评估。对于航空发动机退化过程而言,给出 2 个假设:①发动机在由健康状态逐渐退化的过程中,监测数据的统计学特性依然保持不变,即相同的操作条件下,尽管监测数据的真实值可能不尽相同,但是它们的统计学特性是可重复的;②每台发动机的前 5% 全寿命循环周期视作处于未发生退化的状态,此阶段所采集的监测数据称为发动机健康状态数据。

### 1.2 基于欧式距离统计异常方法的发动机退化评估

航空发动机健康状态数据集  $\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n]^T$ ,  $\mathbf{x}_n = [x_1, x_2, \dots, x_k]$ , 其中  $n$  为所有发动机未退化的循环周期总数,  $k$  为监测变量的维数。航空发动机未退化状态变量均值和协方差矩阵为

$$\mathbf{m} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \mathbf{x}_j \quad (1)$$

$$\mathbf{S} = \frac{1}{n-1} \sum_{j=1}^n [(\mathbf{x}_j - \mathbf{m})(\mathbf{x}_j - \mathbf{m})^T] \quad (2)$$

将发动机健康指标视作当前状态与健康状态之间的马氏距离,即

$$\mathbf{D} = (\mathbf{x} - \mathbf{m})^T \mathbf{S}^{-1} (\mathbf{x} - \mathbf{m}) \quad (3)$$

考虑到航空发动机处于健康状态时的监测数据变化并不明显,协方差矩阵  $\mathbf{S}$  接近于零矩阵,其逆矩阵  $\mathbf{S}^{-1}$  中的元素数值量级较大,导致所得发动机健康指标数值量级较大,不适用于退化模型中的参数估计。针对航空发动机监测数据的特性,提出基于欧氏距离的统计异常方法,通过当前监测参数与健康状态数据集的偏差来量化发动机当前退化状态。对于每台发动机而言,健康指标可表示为

$$\mathbf{I} = (\mathbf{x} - \mathbf{m})^T (\mathbf{x} - \mathbf{m}) \quad (4)$$

## 2 基于维纳过程航空发动机退化建模

设 $\{W(t), t \geq 0\}$ 是漂移参数为0、扩散系数为 $\sigma$ 的维纳过程,则 $W(0)=0$ ;  $W(t)$ 为独立增量过程,对 $\forall 0 \leq s < t$ 有 $W(t)-W(s) \sim N(0, \sigma^2(t-s))$ ,  $C_W(s, t) = \sigma^2 \min(s, t)$ 。

### 2.1 航空发动机退化模型

航空发动机初期退化并不显著,后期由于损耗失效导致退化率增加,故选择带非线性漂移的维纳过程描述航空发动机的退化过程。发动机退化过程中性能逐渐劣化,健康指标呈现增大趋势并且整个过程不可逆。设定初始时刻不存在退化,基于维纳过程的航空发动机退化过程可描述为

$$y(t) = y(0) + \int_0^t abt^{b-1} dt + \sigma B(t) \quad (5)$$

式中: $y(t)$ 为 $t$ 时刻的健康指标; $\omega$ 为失效阈值; $B(t)$ 为标准布朗运动; $y(0)=0$ 。

发动机健康指标达到或超过失效阈值对应的时间为系统寿命周期,符合维纳过程中随机变量首次穿越设定阈值时间的定义,故航空发动机的寿命周期可表示为

$$T = \inf\{t: y(t) \geq \omega \mid y(0) < \omega\} \quad (6)$$

### 2.2 退化模型参数估计

建立航空发动机的退化模型后,需要利用发动机健康指标数据对模型进行参数估计。对于第 $n(n=1, 2, \dots, N)$ 台发动机,健康指标数据记作 $\mathbf{Y}_n = (y(t_{n,1}), y(t_{n,2}), \dots, y(t_{n,m_n}))'$ ,其中 $m_n$ 为发动机由健康状态退化至失效状态的采样数, $t_{n,1}$ 为第 $n$ 台发动机第一次采样对应的时间, $y(t_{n,1})$ 为第 $n$ 台发动机第一次采样的健康指标。将非线性漂移部分 $a$ 设置为随机变量且满足 $a \sim N(\mu_a, \sigma_a^2)$ ,表征发动机个体之间的差异性; $b$ 设置为常量表征发动机共同特性。 $\mathbf{Y}_n$ 服从 $m_n$ 维正态分布,均值向量和方差矩阵可表示为

$$\boldsymbol{\mu}_n = \mu_a \mathbf{T}_n' \quad (7)$$

$$\boldsymbol{\Sigma}_n = \sigma_a^2 \mathbf{T}_n' \mathbf{T}_n + \sigma^2 \begin{bmatrix} t_{n,1} & t_{n,1} & \cdots & t_{n,1} \\ t_{n,1} & t_{n,2} & \cdots & t_{n,2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ t_{n,1} & t_{n,2} & \cdots & t_{n,m_n} \end{bmatrix} \quad (8)$$

式中: $\mathbf{T}_n = [t_{n,1}^b \quad t_{n,2}^b \quad \cdots \quad t_{n,m_n}^b]$ 。

对于不同发动机,退化过程独立同分布,航空发动机退化过程的似然函数为

$$\mathcal{L}(\mu_a, \sigma_a, \sigma, b \mid \mathbf{Y}) = -\frac{\ln(2\pi)}{2} \sum_{n=1}^N m_n - \frac{\sum_{n=1}^N |\boldsymbol{\Sigma}_n|}{2} -$$

$$\frac{\sum_{n=1}^N (\mathbf{Y}_n - \boldsymbol{\mu}_n)' \boldsymbol{\Sigma}_n^{-1} (\mathbf{Y}_n - \boldsymbol{\mu}_n)}{2} \quad (9)$$

通过最大化似然函数对参数进行估计,即

$$\mu_a = \frac{\sum_{n=1}^N \mathbf{T}_n \boldsymbol{\Sigma}_n^{-1} \mathbf{Y}_n}{\sum_{n=1}^N \mathbf{T}_n \boldsymbol{\Sigma}_n^{-1} \mathbf{T}_n'} \quad (10)$$

$$\mathcal{L}(\sigma_a, \sigma, b \mid \mathbf{Y}, \hat{\mu}_a) = -\frac{\ln(2\pi)}{2} \sum_{n=1}^N m_n - \frac{\sum_{n=1}^N |\boldsymbol{\Sigma}_n|}{2} -$$

$$\frac{1}{2} \sum_{n=1}^N \left[ \mathbf{Y}_n - \frac{\sum_{n=1}^N \mathbf{T}_n \boldsymbol{\Sigma}_n^{-1} \mathbf{Y}_n}{\sum_{n=1}^N \mathbf{T}_n \boldsymbol{\Sigma}_n^{-1} \mathbf{T}_n'} \right]' \times \boldsymbol{\Sigma}_n^{-1} \left[ \mathbf{Y}_n - \frac{\sum_{n=1}^N \mathbf{T}_n \boldsymbol{\Sigma}_n^{-1} \mathbf{Y}_n}{\sum_{n=1}^N \mathbf{T}_n \boldsymbol{\Sigma}_n^{-1} \mathbf{T}_n'} \right] \quad (11)$$

## 3 航空发动机剩余寿命预测分析

### 3.1 基于维纳过程的航空发动机剩余寿命描述

根据航空发动机性能退化模型及维纳过程时间的平移不变性,若航空发动机当前运行周期为 $t_i$ ,剩余寿命为 $l_i$ ,则式(5)可改写为

$$y(l_i + t_i) = y(t_i) + \int_{t_i}^{t_i+l_i} ab\tau^{b-1} d\tau + \sigma B(l_i) \quad (12)$$

$$X(l_i) = y(l_i + t_i) - y(t_i) =$$

$$\int_0^{l_i} ab(\tau + t_i)^{b-1} d\tau + \sigma B(l_i) \quad (13)$$

可知 $X(l_i)$ 仍服从维纳过程,对应失效阈值为 $\omega - y(t_i)$ ,记 $\mu(x, \tau) = ab(\tau + t_i)^{b-1}$ 。

### 3.2 非线性维纳过程与标准布朗运动的转换

非线性漂移的维纳过程无法直接获取RUL的概率密度函数分布。首先对非线性维纳过程进行转换,将本文构建的非线性维纳过程转换为标准布朗运动。根据文献[10]可知,对于系数为 $\mu(x, l_i)$ 的扩散过程,若满足

$$\mu(x, l_i) = \frac{\partial \sigma(x, l_i)}{2 \partial x} + \frac{[\sigma(x, l_i)]^{1/2}}{2} \cdot$$

$$\left\{ c_1(l_i) + \int_z^x \frac{c_2(l_i) \sigma(l_i, u) + \frac{\partial \sigma(l_i, u)}{\partial l_i}}{\sigma(l_i, u)^{3/2}} du \right\} \quad (14)$$

则有

$$\hat{x} = (k_1)^{1/2} \exp \left[ -\frac{1}{2} \int_{t_0}^{t_i} c_2(\tau) d\tau \right] \int_z^x \frac{1}{(\sigma(y, l_i))^{1/2}} dy - \frac{(k_1)^{1/2}}{2} \int_{t_1}^{t_i} c_1(\tau) \exp \left[ -\frac{1}{2} \int_{t_0}^{\tau} c_2(u) du \right] d\tau + k_2 \quad (15)$$

$$\tilde{t} = k_1 \int_{t_2}^{t_i} \exp \left[ -\frac{1}{2} \int_{t_0}^{\tau} c_2(u) du \right] d\tau + k_3 \quad (16)$$

式中:  $c_1(l_i)$ 、 $c_2(l_i)$  为任意、剩余寿命相关的函数;  $z$ 、 $k_1 > 0$  为任意值;  $t_i \in [0, \infty)$ ,  $i=0, 1, 2$ 。

对于所提退化模型, 式(14)中  $\sigma(x, l_i) = \sigma^2$ 。当  $l_i=0$  时,  $Y(l_i)=0$ , 则初始时间  $t_0=0$  时, 初始状态  $z=0$ , 即

$$\left. \begin{aligned} c_1(l_i) &= \frac{2ab(l_i + t_i)^{b-1}}{\sigma} \\ c_2(l_i) &= 0 \end{aligned} \right\} \quad (17)$$

令  $k_1=1$ ,  $k_i=0$  ( $i=2, 3$ ),  $t_j=0$  ( $j=1, 2$ ), 转换后的时间、随机变量、失效阈值可表示为

$$\hat{x} = \frac{1}{\sigma} \left( x - \int_0^{t_i} ab(\tau + t_i)^{b-1} d\tau \right) \quad (18)$$

$$\tilde{l}_i = l_i \quad (19)$$

$$\tilde{\omega}(\tilde{l}_i) = \tilde{\omega}(l_i) = \frac{1}{\sigma} \left( \omega - y(t_i) - \int_0^{t_i} ab(\tau + t_i)^{b-1} d\tau \right) \quad (20)$$

### 3.3 航空发动机 RUL 概率密度函数解析式

对航空发动机的非线性退化模型进行转换后, 推导航空发动机的 RUL 概率密度函数分布。根据文献[11]中的结论, 标准布朗运动中随机变量的值穿越失效阈值  $\omega$  的概率密度函数为

$$p_{B(t)}(\omega, t) \cong \frac{1}{(2\pi t)^{1/2}} \left( \frac{\omega}{t} + \frac{d\omega}{dt} \right) \exp \left( -\frac{\omega^2}{2t} \right) \quad (21)$$

式中:  $\omega$ 、 $t$  为转换成标准布朗运动后的失效阈值、时间。

发动机的剩余寿命概率密度函数为

$$p_{X(l_i)}(\omega, l_i) \cong \frac{\tilde{\omega}(\tilde{l}_i)/\tilde{l}_i + \mu(\tilde{l}_i; \theta)/\sigma}{(2\pi\tilde{l}_i)^{1/2}} \exp \left[ \frac{\tilde{\omega}^2(\tilde{l}_i)}{-2\tilde{l}_i} \right] \frac{d\tilde{l}_i}{dl_i} = \frac{\omega - y(t_i) - a((l_i + t_i)^b - t_i^b) + ab l_i(l_i + t_i)^{b-1}}{(2\pi l_i^3 \sigma^2)^{1/2}} \cdot \exp \left[ -(\omega - y(t_i) - a((l_i + t_i)^b - t_i^b))^2 / 2\sigma^2 l_i \right] \quad (22)$$

由于  $a \sim (\mu_a, \sigma_a^2)$ , 则随机变量  $a$  的概率密度函数为

$$f(a) = \frac{1}{(2\pi\sigma_a^2)^{1/2}} \exp \left( -\frac{(a - \mu_a)^2}{2\sigma_a^2} \right) \quad (23)$$

根据全概率公式, 剩余寿命概率模型可被修正为

$$p_{X(l_i)}(\omega, l_i) \cong \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{\omega - y(t_i) - aA + aB}{(2\pi l_i^3 \sigma^2)^{1/2}} f(a) \cdot$$

$$\exp \left[ -(\omega - y(t_i) - aA)^2 / 2\sigma^2 l_i \right] da = \frac{\omega_i + [(\mu_a \sigma^2 l_i + A \omega_i \sigma_a^2)(B - A)] / (\sigma^2 l_i + A^2 \sigma_a^2)}{(2\pi l_i^2 (\sigma^2 l_i + A^2 \sigma_a^2))^{1/2}} \cdot \exp \left( \frac{-(\omega_i - A \mu_a)^2}{2(\sigma^2 l_i + A^2 \sigma_a^2)} \right) \quad (24)$$

式中:  $A = (l_i + t_i)^b - t_i^b$ ,  $B = b l_i(l_i + t_i)^{b-1}$ ;  $\omega_i = \omega - y(t_i)$ 。

## 4 算 例

本节使用 C-MAPSS 数据集中第 1 组数据 (FD001) 进行实验, FD001 记录了单工况单故障模式下模拟产生的监测数据, 包括训练集、测试集、剩余寿命数据集 3 部分。测试集包含有 100 台测试发动机部分监测数据, 每台发动机均从健康状态开始运行, 在系统失效前的某时刻停止采集, 剩余寿命数据集记录了测试发动机的真实剩余寿命, 采集到的数据中人工加入了大量随机噪声, 并且每台发动机均带有不同程度的初始磨损。

根据文献[12]的定义, 预测误差为

$$E = L - L_1 \quad (25)$$

式中:  $L$  为真实剩余寿命;  $L_1$  为预测剩余寿命。

根据预测误差大小, 预测结果分为准确预测、过迟预测和过早预测 3 种情况。当  $E > 13$  为过早预测,  $E < -10$  为过迟预测,  $-10 \leq E \leq 13$  为及时预测。发动机剩余寿命预测结果的性能评估指标包括及时预测数目、确定系数以及惩罚得分。确定系数和惩罚得分的计算方法为

$$R_2 = 1 - \frac{\sum_i (L_i - L_{1i})^2}{\sum_i (L_i - L_{1s})^2} \quad (26)$$

$$s = \begin{cases} \sum_{i=1}^m e^{-E/10} - 1, & E < 0 \\ \sum_{i=1}^m e^{E/13} - 1, & E > 0 \end{cases} \quad (27)$$

式中:  $L_{1s}$  为真实 RUL 的平均值。对于过迟预测和过早预测的偏好参数不对称, 反映出对于发动机 RUL 预测而言, 过迟预测比过早预测后果更为严重。这也与现实情况相符合, 过早的预测导致发动机的利用率较低, 过迟的预测则可能会引起航空事故。

FD001 中每台发动机每次采样均记录了 21 维传感器监测数据。训练集中 100 台发动机第 3 号传感器采集的高压压气机出口静压数据如图 1 所示。由图 1 可知, 随着发动机性能逐渐退化, 出口静压逐

渐增大,变化范围在[46,49]之间,变化幅度较小,监测数据中含有大量噪声,需要进行滤波操作。采用 MATLAB 中滤波函数,设置窗宽为 5,滤波效果如图 2 所示。在微小误差范围内,滤波后数据平滑度增加,呈逐渐增长的趋势,大量噪声被滤去。

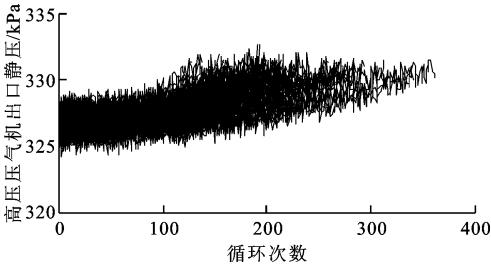
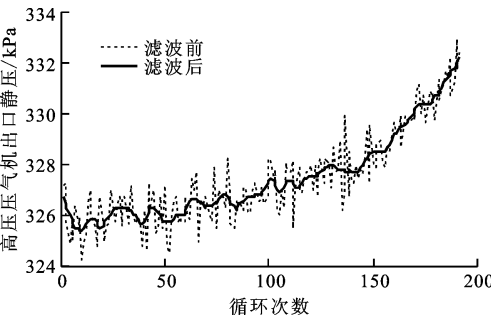
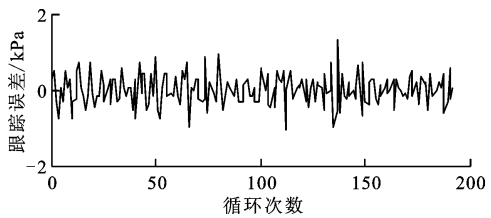


图 1 训练集高压压气机出口静压测量数据



(a) 高压压气机出口静压滤波对比

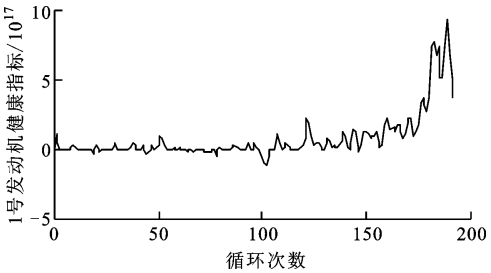


(b) 滤波跟踪误差

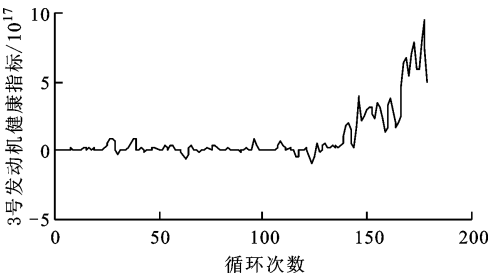
图 2 训练集 1 号高压压气机出口静压数据滤波效果

由于每个传感器采集的监测数据量级间存在较大差异,因此对滤波后数据进行归一化处理,并根据统计训练集发动机健康状态数据计算航空发动机的健康指标。基于  $T$  方统计训练集发动机健康指标和基于欧氏距离的 1、3 号训练发动机健康指标如图 3、4 所示。对比图 3a、图 4a,对比图 3b、图 4b 可知,随着发动机逐渐退化,两种方法获取的健康指标曲线均显示出退化初期变化率较小,而退化后期变化率增大的规律,符合发动机运行初期退化过程不显著,后期退化速度加快的特征,证明选择带非线性漂移退化模型的正确性;基于  $T$  方异常统计方法获取的健康指标变化范围为 $[0,1\times10^{18}]$ ,基于欧氏距离的统计异常方法获取的健康指标变化范围为 $[0,2]$ ,

采用后者所获取的健康指标数值变化幅度更小,更符合实际监测数据变化幅度小的特点,利于后续参数估计过程。航空发动机退化模型参数为: $\mu_a=0.007\ 9,\sigma_a=-1.1\times10^{-6},b=1.01,\sigma=0.049$ 。

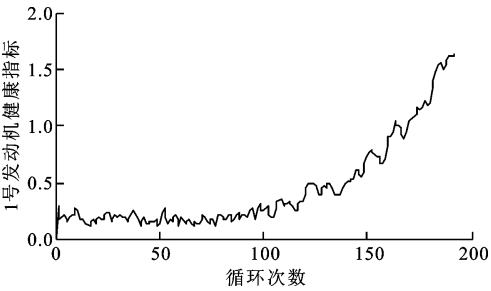


(a) 1 号发动机健康指标

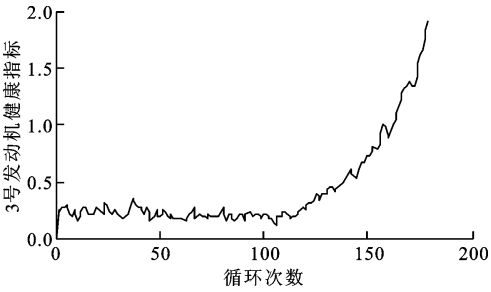


(b) 3 号发动机健康指标

图 3 基于  $T$  方统计训练集发动机健康指标



(a) 1 号发动机健康指标



(b) 3 号发动机健康指标

图 4 基于欧氏距离的 1、3 号训练发动机健康指标

根据文献[13],发动机退化状态划分为 4 个阶段,最后一阶段中发动机处于失效状态,因此最后一阶段健康指标的聚类中心可视作该发动机的失效阈值。实验采用  $K$  均值聚类算法分别对第  $i$  台训练

发动机健康指标进行聚类操作,类别数目设置为 4,最后一类的聚类中心即为该训练发动机的失效阈值,记作  $\omega_i(i=1,2,\cdots,100)$ 。根据式(6)可知,测试发动机失效阈值  $\omega$  的增加会导致测试发动机寿命周期  $T$  增大,进一步使得对应的预测 RUL 增加,从而引起过多的过迟预测。为保证飞行安全,最终将  $\omega=\min(\omega_i)$  定义为测试发动机的失效阈值。100 台训练发动机失效阈值如图 5 所示,据此确定的测试发动机的失效阈值  $\omega=1.27$ 。结合发动机 RUL 概率密度函数解析式,对 100 台测试发动机进行 RUL 估计。按照当前运行时间从小至大的顺序选择 1、5、10、26、60 号测试发动机,发动机剩余寿命概率密度函数、期望剩余寿命与真实剩余寿命如图 6 所示。随着监测时间的增加,对应的剩余寿命逐渐减小,且预测误差较小。图 7 统计了测试发动机预测误差分布,两条线将预测误差分为 I、II、III 区间, I 区表示过迟预测, II 区表示准确预测, III 区表示过早预测。预测误差集中在  $[-50,50]$  之间,且仅有一台测试发动机的惩罚得分超过 60。各项预测性能指标与文献[14]结果进行对比,在及时预测相差不大的情况下,确定系数和惩罚得分均取得了较优的结果,误差区间更小,证明本文所提出的算法对于航空发动机剩余寿命预测具有良好的有效性和泛化能力,对于不同发动机个体的适应性较好。

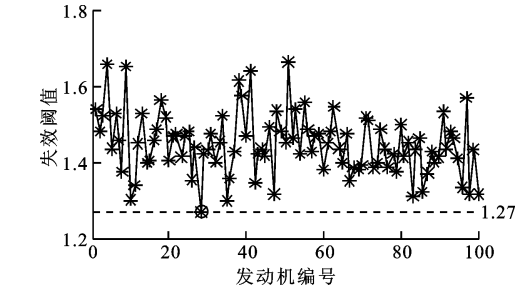


图 5 航空发动机失效阈值

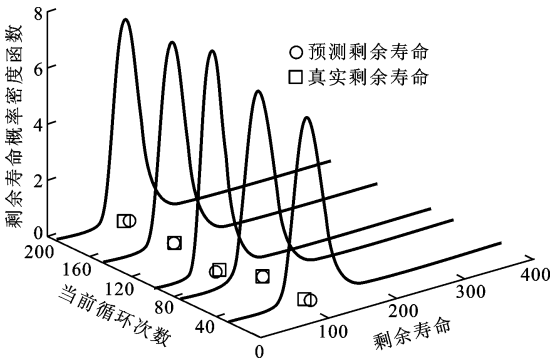


图 6 概率密度函数及预测剩余寿命与真实剩余寿命

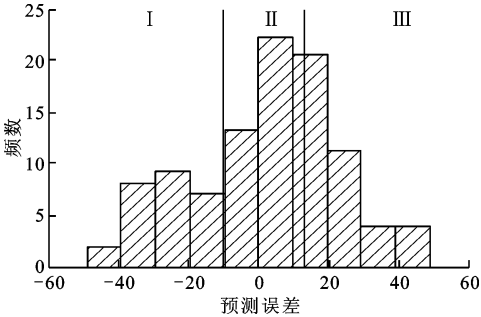


图 7 测试发动机的预测误差分布

5 结 论

本文提出了一种多源统计数据驱动的航空发动机剩余寿命预测方法,适用于具有多源监测变量的发动机系统剩余寿命预测。针对多源监测数据不利于建立退化模型的问题,提出了监测参数融合方法,获取发动机对应健康指标,在此基础上进行退化过程建模。在带线性漂移的维纳过程退化模型基础上进行改进,构建带非线性漂移的维纳过程退化模型,更符合航空发动机实际退化过程。利用航空发动机剩余寿命概率密度函数解析式进行预测,仿真实验结果表明,获取的健康指标符合发动机的退化状态规律,适用于小幅度变化的监测数据的融合操作。惩罚得分和确定系数两个参数指标均优于已有最优结果,表明算法具备航空发动机剩余寿命预测的有效性和准确性。

参考文献:

[1] 尉询楷,杨立,刘芳,等. 航空发动机预测与健康管理 [M]. 北京:国防工业出版社,2014:132-133.

[2] AHMAZADEH F, LUNDBERG J. Remaining useful life estimation: review [J]. International Journal of System Assurance Engineering and Management, 2014, 5(4): 461-474.

[3] AHMADZADEH F. Mean residual life estimation considering operating environment [EB/OL]. [2017-02-23]. <https://pdfs.semanticscholar.org/333d/1780c52a97f865b08b77880cdbcddcd37f0866.pdf>.

[4] SI X S, WANG W B, HU C H, et al. Remaining useful life estimation: a review on the statistical data driven approaches [J]. European Journal of Operational Research, 2011, 213(1): 1-14.

[5] COX D R, MILLER H D, et al. The theory of stochastic processes [M]. New York, USA: Wiley, 1965: 81-83.

(下转第 172 页)