

基于气路参数融合的涡扇发动机性能退化预测

郭 庆, 李印龙

(中国民航大学 航空工程学院, 天津 300300)

摘 要: 针对单参数驱动的涡扇发动机性能退化预测精度不高的问题, 提出了一种基于气路参数融合的涡扇发动机性能退化预测的方法。通过监测发动机性能退化过程中多源参数, 采用专家经验和核主成分分析相结合的方法, 进行发动机性能参数的选择和融合, 从而构建健康参数。基于非线性 Wiener 过程构建涡扇发动机退化模型, 采用极大似然方法求得发动机退化模型的离线参数估计值; 由于不同发动机性能退化的差异性, 基于贝叶斯更新理念对随机参数进行实时更新, 可以实现对单台发动机的性能退化实时预测。通过实例验证, 采用此方法在预测末端方均根误差为 0.028 3, 整体预测精度提升了 54.5%, 可以辅助指导维修决策。

关 键 词: 性能退化预测; 涡扇发动机; 多参数融合; 核主成分分析; 非线性 Wiener
中图分类号: V267 **文献标志码:** A

Turbofan engine performance degradation prediction based on gas path parameter fusion

GUO Qing, LI Yinlong

(College of Aeronautical Engineering,
Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China)

Abstract: In view of the problem of low accuracy in predicting performance degradation of turbofan engine driven by a single parameter, a turbofan engine performance degradation prediction method based on gas path parameter fusion was proposed. By monitoring multi-source parameters in the process of engine performance degradation, a combination of expert experience and nuclear principal component analysis was used to select and integrate engine performance indicators to construct health parameters. The turbofan engine degradation model was constructed based on the nonlinear Wiener process, and the maximum likelihood method was used to obtain the offline parameter estimates of the engine degradation model secondly, due to the difference of performance degradation of different engines, real-time updating of random parameters based on Bayesian updating concept can realize real-time prediction of performance degradation of single engine. Finally, through the verification of examples, the root mean square error at the end of prediction using this method was 0.028 3, and the overall prediction accuracy was improved by 54.5%, which can assist in guiding maintenance decision-making.

收稿日期: 2020-10-09

基金项目: 中国民航大学研究生科研创新资助项目(10502730)

通信作者: 郭庆(1976—), 男, 副教授, 硕士, 研究领域为航空装备综合保障。

引用格式: 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. GUO Qing, LI Yinlong. Turbofan engine performance degradation prediction based on gas path parameter fusion[J]. Journal of Aerospace Power, 2021, 36(11): 2251-2260.

Key words: performance degradation prediction; turbofan engine; multi-parameter fusion; nuclear principal component analysis; nonlinear Wiener

航空发动机状态监控与健康管理技术已经成为了民用大型客机安全可靠运行的关键,同时也是民用航空维修工程的研究热点。目前大部分学者采用发动机剩余使用寿命(remaining useful life, RUL)来量化表征发动机的性能退化。因此,航空发动机的剩余寿命与故障预测^[1]逐步成为发动机状态监控与健康管理的重要组成部分。基于发动机性能状态数据来预测 RUL, 可以实现对潜在故障与事故的预警,降低飞机风险。也可以辅助指导维修决策,从而降低维修成本^[2],提高发动机运行的可靠性。

对于在翼航空发动机主要可以获取两类数据:失效数据和性能退化数据^[3]。由于航空发动机是高可靠性设备,直接的失效数据样本量较少,不适合做可靠性统计研究。而通过性能退化数据驱动可以展现航空发动机系统的性能衰退趋势^[4],从而评估发动机系统的健康状况,因此性能退化数据被广泛研究。Chen等^[5]基于支持向量机(support vector machine, SVM)方法引入权重可调系数,可实现预测航空发动机的剩余寿命;Wu等^[6]将深度学习中的长短时记忆(long short-term memory, LSTM)方法应用在航空发动机的剩余寿命预测中,预测效果明显优于递归神经网络方法;王玺等^[7]基于非线性 Wiener 过程构建了发动机性能退化模型并且实现了性能退化的预测;赵申坤等^[8]结合数据驱动理念与贝叶斯理论,从而实现了实时预测复杂机械系统剩余寿命。

大部分学者主要基于单传感器气路参数退化进行研究,由于航空发动机工况恶劣、系统复杂导致其失效和故障的因素有很多^[9],因此采取单一气路参数来表征发动机运行过程中的性能退化比较片面。单参数不能完全表征设备的性能退化,而冗余无关的特征数据将增加计算复杂度,降低预测模型的精度。所以采用多源传感器数据融合^[10]可以有效保留有用的信息,使得剩余寿命预测更加准确。国内外学者已经对于多参数融合进行了一些研究,Zhou等^[11]提出了一种多参数多样本相似融合的剩余使用寿命预测模型。基于振动信号的时域和频域提取,建立了变速箱性能损伤指标体系,为剩余使用寿命预测选择最优的损伤指标。赵广社等^[12]基于发动机健康状态与运行状

态之间的马氏距离构建了复合健康指标;Yan等^[13]在退化建模和预测中引入了多传感器数据融合;Fang等^[14]研究了基于多传感器融合的单故障模式的寿命预测方法;任子强等^[15]实现了利用预测剩余寿命和真实剩余寿命之间的方均根误差最小来确定融合系数,从而构建复合健康指标。

综上所述,由于涡扇发动机是复杂机电系统大部分性能参数之间的关系为非线性,基于发动机监测的多源性能退化数据,本文提出结合专家经验和核主成分分析的方法,通过融合多源性能退化数据构建健康参数,并对其采用非线性 Wiener 过程构建发动机退化模型,贝叶斯在线更新参数实现个体发动机剩余使用寿命预测,最后采用涡扇发动机仿真数据集对该方法验证。

1 构建发动机健康参数

为了评估发动机的运行周期中的健康状态,需要构建一个综合的健康参数来反映发动机运行过程中状态的变化规律^[16],因此可以确定发动机运行周期中性能退化量的变化,为剩余寿命预测工作奠定良好的基础。本文首先基于专家经验,通过分析涡扇发动机退化机理选取相关性能参数;由于不同参数之间存在非线性关系,然后采用核主成分分析将性能参数融合,构建健康参数。

1.1 基于专家经验筛选发动机性能参数

涡扇发动机失效下发是一个复杂的系统问题,其中涉及性能退化、时寿件和硬件损伤等多个方面。本文只讨论发动机在使用中的性能退化问题,而且性能监测是发动机监视和故障诊断系统中的关键方法。民航发动机在翼周期长,发动机在长期运行过程中,将会出现流道件间隙变化、变形导致的效率降低以及气动参数和热力参数变化,由此可以评估判断发动机性能退化情况。

例如,根据发动机工作原理分析,当仅有高压压气机(high pressure compressor, HPC)发生性能退化,HPC的效率和流通能力将会下降,HPC的出口温度升高,为保持发动机压比不变,需要增加燃油供给,从而导致排气温度(exhaust gas temperature, EGT)上升,低压转子转速小幅度增加。这样导致 LPC 的做工能力增强、空气压缩得更为剧烈,LPC(low pressure compressor)出口温度会

升高。因此,综合专家经验分析:当 HPC 性能退化,将直接影响下列参数:低压压气机出口温度、高压压气机出口温度、低压涡轮出口温度、高压涡轮出口压力、发动机风扇速度、发动机核心速度、高压涡轮出口压力、燃油流量效率和排气焓。

1.2 多源参数的核主成分分析融合

针对上述筛选出来的多种发动机气路参数,由于其参数之间呈非线性关系,因此采用核主成分分析法^[17]对其进行数据降维,有效融合,首先将发动机气路参数 $X=(x_1, x_2, \dots, x_m)$ 通过 $\phi(x)$ 映射到高维空间,得到高维空间参数为 $\Phi(X)=(\phi(x_1), \phi(x_2), \dots, \phi(x_m))$,其中协方差矩阵为

$$C = \Phi(X) \Phi(X)^T \quad (1)$$

式中 C 为高维空间的协方差矩阵; $\Phi(X)$ 为高维特征空间参数且已中心化。进一步对于 C 进行特征值分解得到

$$\lambda W - CW = 0 \quad (2)$$

式中 λ 为协方差矩阵的特征值; W 为协方差矩阵的特征向量,且 $W=(w_1, \dots, w_n)$,根据式(1)和式(2)可得

$$W = 1/\lambda \Phi(X) \Phi(X)^T W = \Phi(X) A \quad (3)$$

式中矩阵 $A=(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m)$,并且 $\alpha_i = 1/\lambda_i \cdot \phi(x_i)^T$,将式(3)代入式(2)可得

$$\Phi(X) \Phi(X)^T \Phi(X) A = \lambda \Phi(X) A \quad (4)$$

为了减少计算量,针对发动机参数特征引入核函数 $k(x_i, x_j) = \phi(x_i)^T \phi(x_j)$ 和核矩阵 K ,将式(4)变形构造 $\Phi(X) \Phi(X)^T$ 化简可得

$$KA - \lambda A = 0 \quad (5)$$

式中 K 为核矩阵,且 $(K)_{ij} = k(x_i, x_j)$ 其中根据发动机性能参数特性,取高斯核函数 $k(x^{(i)}, x^{(j)}) = \exp(-\gamma \|x^{(i)} - x^{(j)}\|^2)$ 。

对于发动机参数样本,在特征空间中主元 $\Phi(x)$ 上的投影为

$$W \Phi(x) = \sum_{i=1}^m \alpha_i k(x_i, x) \quad (6)$$

选取累计贡献率在 85% 以上的主成分,作为发动机的健康参数,即满足 $\sum_{k=1}^n \lambda_k / \sum_{k=1}^m \lambda_k \geq 85\%$,其中 n 为满足条件的主成分数量。

2 发动机性能退化模型构建

2.1 发动机失效阈值的确定

考虑到航空发动机性能退化过程中的随机性,从而确定发动机失效阈值较为困难。不同发

动机的失效阈值围绕一个阈值均值上下波动。因此,在相同的运行条件下,通过不同发动机失效时刻的退化量和待求失效阈值之间的方差最小^[18]来确定发动机的失效阈值。

令 $x_i(t_{N_i}) = x_{i,N_i}$ 为第 i 台训练发动机在失效时刻 t_{N_i} 的性能退化量(N 代表共有 N 台发动机性能退化数据),则下式可确定失效阈值:

$$\min \sum_{i=1}^M (X_f - x_{i,N_i})^2 \quad (7)$$

式中 X_f 为待求失效阈值。基于式(7)可得发动机的平均失效阈值为

$$\bar{X}_f = \overline{x_{i,N_i}} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M x_{i,N_i} \quad (8)$$

由式(8)可得,式(7)的最优解为 $\bar{X}_f$ 即方差最小。由此可得发动机健康参数的失效阈值为 $X_f = \bar{X}_f$ 。

2.2 发动机退化模型分析与假设

发动机长时间工作在高温高压高转速工况下,由于热化学腐蚀^[19]、机械磨损^[20]和裂纹扩张^[21]等因素导致发动机性能退化。以上退化模型共同特点为退化轨迹呈指数演变形式。故航空发动机的性能退化轨迹应满足非线性,此外考虑到性能退化过程呈随机性,因此笔者采用随机过程模型来刻画发动机性能退化。根据前人研究结论^[4],发动机性能退化符合非线性 Wiener 过程,故发动机性能衰退建模。如下:

$$X(t) = X(0) + \alpha \int_0^t \mu(\nu; \beta) d\nu + \sigma_B B(t) \quad (9)$$

式中 σ_B 表示扩散系数; $B(t)$ 表示标准布朗运动;根据上述条件,则假设 $X(0)=0$,则通过转化,进一步设定, $\Lambda(t; \theta) = \alpha \int_0^t \mu(\nu; \beta) d\nu = \alpha \exp(\beta t)$ 表示漂移系数,即 $\theta = (\alpha; \beta)$ 表示参数向量;其中 α 表示退化模型的随机参数,用来描述发动机之间的个体差异性; β 表示退化模型的共性参数,用来描述发动机的共同退化特性。且假设 $\alpha \sim N(\mu_a, \sigma_a^2)$, α 和 $B(t)$ 之间统计独立。

3 发动机性能退化模型的参数估计

3.1 参数估计模型的构建

在发动机性能退化量可以直接测量的基础上,假定有 N 台发动机,第 n 台设备的退化数据分别在 $t_{n,1}, \dots, t_{n,m_n}$ 时刻记录,其中 m_n 代表第 n 台发动机的测量数目, $n=1, 2, \dots, N$ 。则第 n 台发动机在测量时刻 $t_{n,j}$ 的性能退化量可表示为

$$X_n(t_{n,j}) = \alpha_0 \exp\{\beta t_{n,j}\} + \sigma_B(t_{n,j}) \quad (10)$$

令 $\mathbf{X}_n = (x_n(t_{n,1}), \dots, x_n(t_{n,m_n}))'$, $\mathbf{X}$ 代表所有发动机性能退化数据集, 由 $\mathbf{X}_n, n=1, \dots, N$ 组成, 根据式(10)和 $B(t)$ 的独立增量性质, 可以得到 $\mathbf{X}_n$ 服从多维正态分布^[22], 并且均值和协方差分别为

$$\tilde{\mu}_n = \mu_a T_n, \quad \Sigma_n = \Omega_n + \sigma_a^2 T_n T_n' \quad (11)$$

式中 $T_n = (T_{n,1}, \dots, T_{n,m_n})'$, $T_{n,j} = \exp\{\beta t_{n,j}\}$

$$Q_n = \begin{bmatrix} t_{n,1} & t_{n,1} & \cdots & t_{n,1} \\ t_{n,1} & t_{n,2} & \cdots & t_{n,2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ t_{n,1} & t_{n,2} & \cdots & t_{n,m_n} \end{bmatrix}, \quad \Omega_n = \sigma_B^2 Q_n \quad (12)$$

考虑到不同个体发动机性能退化的差异性, 并且退化过程之间是相互独立的, 在数据 $\mathbf{X}$ 下关于参数 $\Theta = (\mu_a, \sigma_a^2, \sigma_B^2, \beta)$ 的对数似然函数^[23]可表示为

$$\begin{aligned} \ell(\Theta | \mathbf{X}) = & -\ln(2\pi) \sum_{n=1}^N m_n - \\ & \frac{1}{2} \sum_{n=1}^N \ln |\Sigma_n| - \frac{1}{2} \sum_{n=1}^N (\mathbf{X}_n - \mu_a T_n)' \\ & \sum_{n=1}^N (\mathbf{X}_n - \mu_a T) \end{aligned} \quad (13)$$

3.2 总体发动机参数估计

根据发动机性能退化模型, 总体发动机性能退化指标及参数计算如式(13)所示, 其本质是多参数优化求解。本文采用 Python 中的 Scipy 库中 Optimize 模块用来求解式来实现超参数的估计。首先对于式(13)参数 μ_a 和 σ_a^2 求导后极大似然估计的结果为

$$\hat{\mu}_a = \frac{\sum_{n=1}^N T_n' \Omega_n^{-1} \mathbf{X}_n}{N T' \Omega^{-1} T} \quad (14)$$

$$\begin{aligned} \hat{\sigma}_a^2 = & \frac{1}{N(T' \Omega^{-1} T)} \sum_{n=1}^N (\mathbf{X}_n - \hat{\mu}_a T)' \\ & \Omega^{-1} T T' \Omega^{-1} (\mathbf{X}_n - \hat{\mu}_a T) - \frac{1}{T' \Omega^{-1} T} \end{aligned} \quad (15)$$

基于式(14)和式(15), β 和 σ_B 关于 μ_a 和 σ_a^2 的最大似然估计值的剖面似然函数可以表示为

$$\begin{aligned} \ell(\sigma_B, \beta | \mathbf{X}, \hat{\mu}_a, \hat{\sigma}_a^2) = & -Nm \ln(2\pi) - \frac{N}{2} - \\ & \frac{N}{2} \ln |\Omega| - \frac{1}{2} \left\{ \sum_{n=1}^N \mathbf{X}_n' \Omega^{-1} \mathbf{X}_n - \frac{\sum_{n=1}^N (T_n' \Omega^{-1} \mathbf{X}_n)^2}{T' \Omega^{-1} T} \right\} - \\ & \frac{N}{2} \ln \left\{ \frac{\sum_{n=1}^N (T_n' \Omega^{-1} \mathbf{X}_n)^2}{N T' \Omega^{-1} T} - \frac{\left(\sum_{n=1}^N T_n' \Omega^{-1} \mathbf{X}_n \right)^2}{N^2 T' \Omega^{-1} T} \right\} \end{aligned} \quad (16)$$

那么, β 和 σ_B 的极大似然估计值可以利用二维搜索方法使剖面似然函数式(16)极大化得到。然后, 将搜索得到的 β 和 σ_B 的极大似然估计值代入式(14)和式(15), 即可得到相应的 μ_a 和 σ_a^2 的极大似然估计值。

3.3 发动机随机参数实时更新

对于单台航空发动机性能退化来讲, 由于不同发动机之间存在差异性, 因此在性能退化模型中, 需要实时更新随机参数 α 来提高剩余寿命预测精度。针对于随机参数 α 的求解, 在发动机的寿命周期的任一时刻 t_k , 通过对发动机 t_k 之前的所有监测性能退化数据 $x_j = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}, j=1, 2, \dots, n$ 进行估计。基于贝叶斯更新的理念, 在 t_k 时刻发动机退化模型中随机参数 α 的更新值为

$$p(\alpha | x_j) \propto p(x_j | \alpha) \pi_0(\alpha) \quad (17)$$

基于式(9)利用布朗运动的性质得到, $p(x_j | \alpha)$ 为正态分布表示在随机参数 α 下的似然函数; 基于式(9)的假设条件 $\alpha \sim N(\mu_a, \sigma_a^2)$ 可以得到 $\pi_0(\alpha)$ 为正态分布。因此, 在循环 t_k 时刻退化模型中随机参数 α 的后验分布^[24]如下:

$$\mu_{a,k} = \frac{\mu_{a,0}/\sigma_{a,0}^2 + \sum_{q=1}^k \left[\left((x_q - x_{q-1}) \int_{t_{q-1}}^{t_q} \mu(\tau; \beta) d\tau \right) / [\sigma_B^2(t_q - t_{q-1})] \right]}{\sum_{q=1}^k \left[\left(\int_{t_{q-1}}^{t_q} \mu(\tau; \beta) d\tau \right)^2 / [\sigma_B^2(t_q - t_{q-1})] \right] + 1/\sigma_{a,0}^2} \quad (18)$$

$$\sigma_{a,k}^2 = \frac{1}{\sum_{q=1}^k \left[\left(\int_{t_{q-1}}^{t_q} \mu(\tau; \beta) d\tau \right)^2 / [\sigma_B^2(t_q - t_{q-1})] \right] + 1/\sigma_{a,0}^2} \quad (19)$$

通过联合性能退化模型中未知参数的先验估计与随机参数的实时更新,便可得到单台发动机在循环 t_k 时刻的剩余寿命概率密度函数。

4 发动机剩余寿命预测模型

针对于发动机失效寿命的确定,采用 Wiener 过程首次达阈值时间 (first hitting time, FHT)^[25] 的性质来确定。即若某台发动机性能退化量 $\{X(t), t \geq 0\}$ 首次等于或者超过失效阈值 X_f 时,即判定发动机失效,且对应的循环时刻即为发动机的失效寿命。且寿命 T 定义为

$$T = \inf \{t: X_t \geq X_f | X(0) < X_f\} \quad (20)$$

如前所述,在当前时刻 t 时,剩余寿命 L_t 则可以定义为

$$L_t = \{L: T - t | T > t\} \quad (21)$$

由于性能退化模型中漂移系数为非线性,则在式(20)发动机寿命定义下难以求得寿命 T 的精确解析解。因此,为了求得寿命 T 的概率密度函数,采用文献[26]中的方法,在确定随机参数条件下,性能退化量 $\{X(t), t \geq 0\}$ 达到或者超过失效阈值 X_f 首次达阈值的概率密度函数为

$$f_{T|\alpha}(t|\alpha) \cong \frac{X_f - \alpha(\exp\{\beta t\} - \beta t \exp\{\beta t\} - 1)}{\sigma_B t \sqrt{2\pi t}} \exp\left\{-\frac{(X_f - \alpha \exp\{\beta t\} + \alpha)^2}{2\sigma_B^2 t}\right\} \quad (22)$$

由于不同发动机性能退化过程存在差异性,因此,采用全概率公式在式(22)的基础上,可以得到寿命 T 的无条件概率密度函数

$$f_T(t) = \int_{\Omega} f_{T|\alpha}(t|\alpha) f(\alpha) d\alpha = E_{\alpha}[f_{T|\alpha}(t|\alpha)] \quad (23)$$

式中 $f(\alpha)$ 是随机参数 α 的概率密度函数, Ω 表示退化模型中随机参数 α 的参数空间。

在得到寿命 T 概率密度函数 $f_T(t)$ 的基础上,通过变量替换可得到剩余寿命概率密度函数。假设 $t_k (k \in N^+)$ 表示当前循环时刻, l_k 表示 t_k 时刻的剩余寿命。若发动机在 t 时刻首次达到失效阈值,则实际发动机的剩余寿命表示为: $l_k = t - t_k$ 。此外,利用 Wiener 过程的独立增量性质,根据式(9)可得

$$Y(l_k) = Y(0) + \alpha \int_{t_k}^{t_k + l_k} \mu(\nu; \beta) d\nu + \sigma_B B(l_k) \quad (24)$$

综合上式(21)和式(22),可以得到发动机不

同时刻的剩余寿命 l_k 的概率密度函数

$$f_{L_k}(l_k) \cong \frac{1}{\sqrt{2\pi l_k^2 [\sigma_{a,k}^2 \gamma(l_k)^2 + \sigma_B^2 l_k]}} \left\{ X_f - x_k - \vartheta(l_k) \frac{\sigma_{a,k}^2 (X_f - x_k) \gamma(l_k) + \mu_{a,k} \sigma_B^2 l_k}{\sigma_{a,k}^2 \gamma(l_k)^2 + \sigma_B^2 l_k} \right\} \exp\left\{-\frac{[X_f - x_k - \mu_{a,k} \gamma(l_k)]^2}{2[\sigma_{a,k}^2 \gamma(l_k)^2 + \sigma_B^2 l_k]}\right\} \quad (25)$$

式中 $\gamma(l_k) = \exp\{\beta(l_k + t_k)\} - \exp\{\beta t_k\}$; $\vartheta(l_k) = \beta \exp[\beta(l_k + t_k)] l_k$ 。

基于式(25)得到发动机剩余寿命 l_k 的期望如下:

$$E(L_k) = \int_0^t l_k f(l_k) dl_k \quad (26)$$

根据式(25)和式(26),可以得到发动机在 t_k 时刻的剩余寿命的概率密度函数(PDF)和数学期望,从而实现了设备的剩余使用寿命的在线预测。

综上所述,航空发动机剩余使用寿命预测框架图如图1所示。

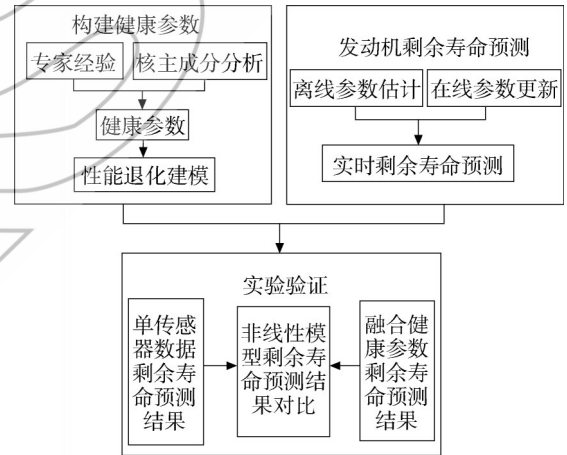


图1 航空发动机剩余寿命预测框架图

Fig.1 Residual life prediction framework of aero-engine

5 实例分析

5.1 数据集描述

采用美国宇航局(NASA)的航空发动机性能退化仿真数据集^[27]中第一组数据(FD001)进行实验验证。其中FD001数据集模拟了HPC性能退化下整机各站位的性能参数的变化。FD001数据集包括100台发动机的全寿命训练数据,其中前3列为发动机的运行条件,其余21列为21个传感器在发动机运行中采集的气路参数。每台发动机均从健康状态一直运行至发动机失效为止。传感器记录数据的具体信息如表1所示。

表 1 21个传感器参数的详细描述
Table 1 Detailed description of the 21 sensors

参数	说明
T_2/K	风扇进口温度
T_{24}/K	低压压气机出口温度
T_{30}/K	高压压气机出口总温
T_{30}/K	低压涡轮出口温度
p_2/Pa	风扇入口压力
p_{15}/Pa	外涵道总压力
p_{30}/Pa	高压压气机出口总压力
$N_f/(\text{r}/\text{min})$	发动机实际风扇速度
$N_c/(\text{r}/\text{min})$	发动机实际核心转速
R_{ep}	发动机压力比
p_{s30}/Pa	高压压气机出口压力
$(q_{m,i}/p_{s30})/(\text{kg}/(\text{Pa}\cdot\text{s}))$	燃油流量同 p_{s30} 的比值
$N_{fd}/(\text{r}/\text{min})$	风扇转速修正量
$N_{rc}/(\text{r}/\text{min})$	核心转速修正量
R_{bp}	涵道比
R_{far}	燃烧室燃气比
h	排气焓
$N_{f,dmd}/(\text{r}/\text{min})$	风扇转速的目标值
$N_{f,dmd,pc}/(\text{r}/\text{min})$	风扇转速修正量目标值
$q_{m,31}/(\text{kg}/\text{s})$	高压涡轮冷却空气流量
$q_{m,32}/(\text{kg}/\text{s})$	低压涡轮冷却空气流量

5.2 构建健康参数

按照前文所述方法,基于专家经验选取的发

动机性能参数,对数据标准化,然后进行核主成分分析。得到各个主成分的贡献率以及累积贡献率如表 2 所示。

表 2 KPCA 的各个主成分的贡献率和累积贡献率
Table 2 Contribution rate of kernel principal components analysis principal components and cumulative contribution rate

序号	贡献率/%	累积贡献率/%
1	86.834	86.834
2	10.098	96.932
3	1.627	98.560
4	1.271	99.831
5	0.117	99.948
6	0.029	99.977
7	0.012	99.989
8	0.009	99.998
9	0.001	100

从表 2 中可以得到,第一个主成分的累积贡献率已经达到了 86.83%,故选择第一主成分作为发动机多源数据融合之后的健康参数。如图 2 所示,展示了部分发动机的健康参数,且由上文得到 $X_1=9.75$ 。

5.3 实验结果

在前文研究航空发动机性能退化基础上,可以确定发动机性能退化轨迹为非线性与随机性,因此,确定退化模型中漂移系数为指数函数即: $X(t)=\alpha \exp (\beta t)+\sigma_B B(t)$ 。并且,在前文研究基础上采用极大似然方法来构建退化模型中未知参数对数似然函数,联合式(14)、式(15)和式

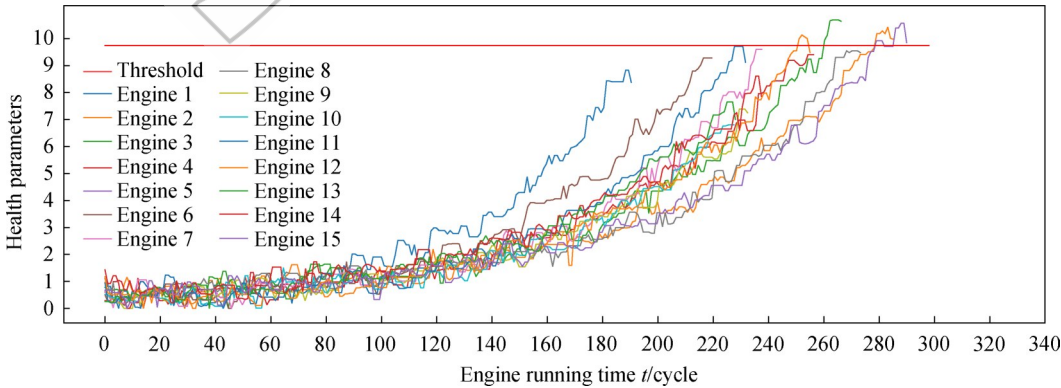


图 2 发动机健康参数图
Fig.2 Chart of engine health parameters

(16),便可求得 4 个未知参数的先验估计值,结果参见表 3。并且采用对数似然函数轮廓图进一步验证结果的准确性,如图 3 所示。

表 3 参数估计结果

Table 3 Parameter estimation results	
参数	数值
$\hat{\mu}_{a,0}$	0.734 6
$\hat{\sigma}_{a,0}$	1.425 7
$\hat{\beta}$	0.012 7
$\hat{\sigma}_B$	0.226 1

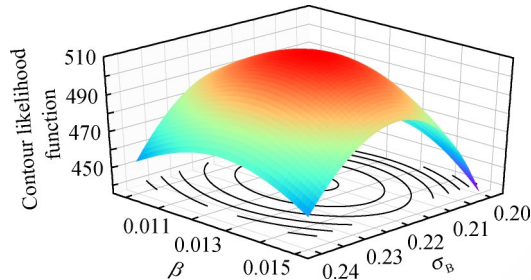


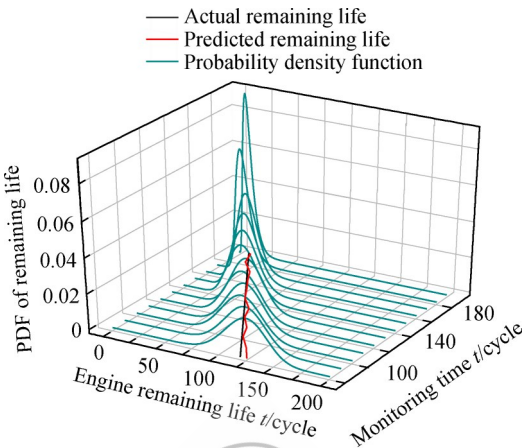
图 3 发动机退化数据的对数似然函数轮廓图
Fig.3 Probability function of engine degradation data profile

为了便于分析,将本文所提的多源参数融合驱动的发动机退化建模和剩余寿命预测方法记为 M1,其中将文献[26]中采用的单传感器数据驱动的性能退化建模和剩余寿命预测的方法记为 M2,单传感器参数选取 T_{50} ,从而对于目标发动机进行分析研究。

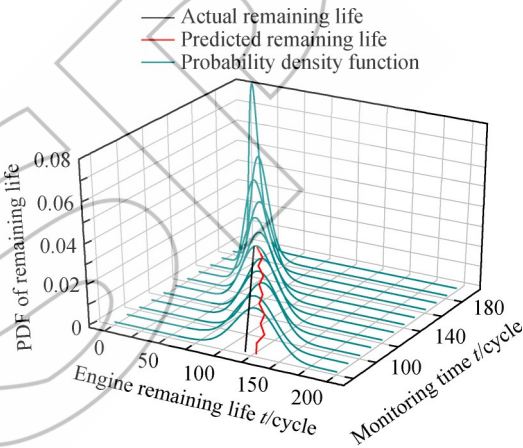
随机选择一台发动机性能退化数据,基于发动机性能退化模型,求得 M1 和 M2 对应预测的剩余寿命,详见图 4。图中描述了基于 M1 和 M2 两种方法下发动机在运行周期[80, 190]中的预测剩余寿命和真实剩余寿命,以及预测剩余寿命的概率密度函数。由图 4(a)知:预测剩余寿命和真实剩余寿命误差较小,且预测剩余寿命的概率密度函数都可以包含预测剩余寿命和真实剩余寿命。在图 4(b)中 M2 对应的剩余寿命概率密度函数也包含目标发动机的真实剩余寿命和预测剩余寿命。但是预测剩余寿命和真实剩余寿命之间存在明显的误差,假设运行周期相同,置信度也相同,则 M1 的置信区间相较于 M2 更窄,则表明 M1 具有更高的可信度,并且预测精度也更加准确。

5.4 实验分析

基于上述实验结果,进一步采用回归指标中



(a) 基于多参数融合的剩余寿命预测



(b) 基于单参数的剩余寿命预测

图 4 两种方法下的剩余寿命预测结果
Fig.4 Results of remaining life prediction under two methods

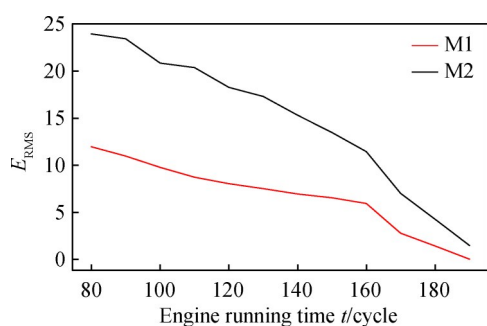
的方均根误差 (root mean square error, RMSE, 量符号记为 E_{RMS})^[28],来量化比较发动机剩余寿命的预测精度。且 RMSE 在 t_k 时刻的定义式为

$$E_{RMS,k} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (l_k - \tilde{l}_k)^2}$$

(27)

根据图 4 中的发动机预测的剩余寿命和真实剩余寿命数据,基于式(27)可以求得 M1 和 M2 两种方法下发动机在不同的运行状态下的 E_{RMS} ,如图 5 所示。

由图 5 可知,随着发动机的运行,基于 M1 和 M2 两种方法下的 RMSE 值都变小,且 M1 的值更小,在预测末端 M1 的 RMSE 值为 0.028 3,这表明发动机剩余使用寿命预测误差减小,并且整体的预测精度提升了 50.4%。因此,可以认为多性能参数融合驱动的剩余使用寿命预测方法综合考虑了多种因素对于性能退化的影响,有效提升了预

图5 在不同监测点两种方法的 E_{RMS} Fig.5 E_{RMS} of two methods at all monitoring time points

测精度。同时,进一步说明了针对于个体航空发动机的性能退化预测,随机参数同步更新具有必要性。

另外选取3台发动机性能退化数据,基于文

中所提到的方法进一步进行验证分析。并且给出了发动机在不同运行周期下,M1和M2对应的剩余寿命预测的95%置信区间。如表4所示。

分析表4可知,在不同的运行周期下,M1较M2对应的剩余寿命预测95%置信区间更窄,表明M1的预测结果比较集中,可信度更高。结合图4定性分析和表4定量分析,在发动机在寿命后期的运行中,采用M1方法得到的预测剩余使用寿命的95%置信区间都包括了发动机的真实剩余使用寿命;但是采用M2方法求得的预测剩余使用寿命的95%置信区间不能完全涵盖真实剩余使用寿命,进一步证实了M1的可信度比M2高,M1预测的剩余使用寿命精度更高。综合以上分析,表明多参数融合驱动的方法对剩余使用寿命预测更加精准。

表4 剩余寿命预测95%置信区间
Table 4 95% confidence interval of RUL prediction

发动机编号	运行周期/次	真实剩余寿命/次	置信区间(M1)	置信区间(M2)
18	150	45	[42.31, 47.90]	[46.01, 53.22]
	170	25	[23.68, 26.61]	[27.21, 32.79]
	190	5	[4.16, 5.83]	[5.34, 8.65]
44	150	42	[39.21, 44.79]	[43.03, 50.79]
	170	22	[20.37, 23.62]	[24.19, 29.81]
	190	2	[1.16, 2.83]	[3.33, 6.67]
79	150	49	[46.19, 51.81]	[49.99, 58.01]
	170	29	[27.41, 30.59]	[31.18, 36.81]
	190	9	[8.18, 9.81]	[10.34, 13.65]

6 结 论

1) 针对于表征航空发动机性能退化参数具有多源性,采用专家经验和核主成分分析构建健康参数来评估发动机状态,可以实现全面考虑多参数对于性能退化预测的影响。

2) 采用漂移系数为指数形式的非线性 Wiener过程来构建航空发动机性能退化模型,并且实现剩余寿命的实时预测。其中对于单台发动机的剩余使用寿命预测,采用贝叶斯更新规则对退化模型中的随机参数实时更新的方法提升了发动机剩余使用寿命预测精度。

3) 采用上述两种方法,利用C-MAPSS数据集进行验证分析可得,本文所提的多参数融合方

法相较于单参数 $E_{\text{RMS},k}$ 值更低,在预测末端达到了0.0283,表明基于上述方法的剩余使用寿命预测精度与准确性更高;且置信区间变窄,表明此方法可信度更高,进一步证明了本文方法的优势。

参考文献:

- [1] ZHANG Z, SI X, HU C, et al. Degradation data analysis and remaining useful life estimation: a review on wiener-process-based methods[J]. European Journal of Operational Research, 2018, 271(3): 775-796.
- [2] 周东华, 魏慕恒, 司小胜. 工业过程异常检测、寿命预测与维修决策的研究进展[J]. 自动化学报, 2013, 39(6): 711-722. ZHOU Donghua, WEI Muheng, SI Xiaosheng. Research progress of abnormal detection, life prediction and maintenance decision of industrial process[J]. Journal of Automation, 2013, 39(6): 711-722. (in Chinese)

- [3] HUANG Z, XU Z, WANG W, et al. Remaining useful life prediction for a nonlinear heterogeneous wiener process model with an adaptive drift[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2015, 64(2):687-700.
- [4] 李业波, 李秋红, 黄向华, 等. 航空发动机性能退化缓解控制技术[J]. 航空动力学报, 2012, 27(4):930-936.
LI Yebo, LI QiuHong, HUANG Xianghua, et al. Aero-engine performance degradation mitigation control technology[J]. Journal of Aeronautical Dynamics, 2012, 27(4):930-936. (in Chinese)
- [5] CHEN Z, CAO S, MAO Z. Remaining useful life estimation of aircraft engines using a modified similarity and supporting vector machine (SVM) approach[J]. Energies, 2017, 11(1):1-14.
- [6] WU Y, YUAN M, DONG S. Remaining useful life estimation of engineered systems using vanilla LSTM neural networks[J]. Neurocomputing, 2018, 275(3):167-179.
- [7] 王玺, 胡昌华, 任子强, 等. 基于非线性 Wiener 过程的航空发动机性能衰减建模与剩余寿命预测[J]. 航空学报, 2020, 41(2):195-205.
WANG Xi, HU Changhua, REN Ziqiang, et al. Aero-engine performance degradation modeling and remaining life prediction based on nonlinear Wiener process[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2020, 41(2):195-205. (in Chinese)
- [8] 赵申坤, 姜潮, 龙湘云. 一种基于数据驱动和贝叶斯理论的机械系统剩余寿命预测方法[J]. 机械工程学报, 2018, 54(12):115-124.
ZHAO Shenkun, JIANG Chao, LONG Xiangyun. A remaining life prediction method of mechanical system based on data driven and Bayesian theory[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2018, 54(12):115-124. (in Chinese)
- [9] 王华伟, 高军, 吴海桥. 基于贝叶斯模型平均的航空发动机可靠性分析[J]. 航空动力学报, 2014, 29(2):305-313.
WANG Huawei, GAO Jun, WU Haiqiao. Aeroengine reliability analysis based on Bayesian model averaging[J]. Journal of Aeronautical Dynamics, 2014, 29(2):305-313. (in Chinese)
- [10] 周俊. 数据驱动的航空发动机剩余使用寿命预测方法研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2017.
ZHOU Jun. Research on data-driven prediction method of aero-engine remaining useful life[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2017. (in Chinese)
- [11] ZHOU Shenghan, XU Xingxing, XIAO Yiyong, et al. Remaining useful life prediction with similarity fusion of multi-parameter and multi-sample based on the vibration signals of diesel generator gearbox[J]. Entropy, 2019, 21(9):861-889.
- [12] 赵广社, 吴思思, 荣海军. 多源统计数据驱动的航空发动机剩余寿命预测方法[J]. 西安交通大学学报, 2017, 51(11):150-155, 172.
ZHAO Guangshe, WU Sisi, RONG Haijun. Remaining life prediction method of aero-engine driven by multi-source statistical data[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2017, 51(11):150-155, 172. (in Chinese)
- [13] YAN H, LIU K, ZHANG X, et al. Multiple sensor data fusion for degradation modeling and prognostics under multiple operational conditions[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2016, 65(3):1416-1426.
- [14] FANG X, PAYNABAR K, GEBRAEEL N. Multistream sensor fusion-based prognostics model for systems with single failure modes[J]. Reliability Engineering and System Safety, 2017, 159:322-331.
- [15] 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.
REN Ziqiang, SI Xiaosheng, HU Changhua, et al. Prediction method of engine remaining life based on multi-sensor data[J]. Journal of Aeronautics, 2019, 40(12):134-145. (in Chinese)
- [16] TKACZ E, KOZANECKA D, KOZANECKI Z. Investigations of oil-free support systems to improve the reliability of ORC hermetic high-speed turbomachinery[J]. Mechanics and Mechanical Engineering, 2011, 15(3):355-365.
- [17] 者娜, 杨剑锋, 刘文彬. KPCA 和改进 SVM 在滚动轴承剩余寿命预测中的应用研究[J]. 机械设计与制造, 2019(11):1-4, 8.
ZHU Na, YANG Jianfeng, LIU Wenbin. Application of KPCA and improved SVM in rolling bearing remaining life prediction[J]. Mechanical Design and Manufacturing, 2019(11):1-4, 8. (in Chinese)
- [18] LIU K, GEBRAEEL N Z, SHI J A. A data-level fusion model for developing composite health indices for degradation modeling and prognostic analysis[J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2013, 10(3):652-664.
- [19] 林震, 姜同敏, 程永生, 等. 阿伦尼斯模型研究[J]. 电子产品可靠性与环境试验, 2005, 17(6):12-14.
LIN Zhen, JIANG Tongmin, CHENG Yongsheng, et al. Research on Arrhenius model[J]. Reliability and Environmental Test of Electronic Products, 2005, 17(6):12-14. (in Chinese)
- [20] WANG Yudong, TANG Yincui. Statistical analysis of accelerated temperature cycling test based on Coffin-Manson model[J]. Communications in Statistics-Theory and Methods, 2020, 49(15):3663-3680.
- [21] 王浩伟, 徐廷学, 米巧丽, 等. 加速应力下基于 Gamma 过程的寿命预测方法[J]. 科学技术与工程, 2013, 13(35):10455-10459.
WANG Haowei, XU Tingxue, MI Qiaoli, et al. Life prediction method based on gamma process under accelerated stress[J]. Science and Technology and Engineering, 2013, 13(35):10455-10459. (in Chinese)
- [22] 高惠璇. 应用多元统计分析[M]. 北京: 北京大学出版社, 2005.
- [23] 李宏. 求解几类复杂优化问题的进化算法及其应用[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2009.
LI Hong. Evolutionary algorithms for solving several kinds of complex optimization problems and their applications[D]. Xi'an: Xi'an University of Electronic Science and Technology, 2009.

- gy, 2009. (in Chinese)
- [24] ZIO E, PELONI G. Particle filtering prognostic estimation of the remaining useful life of nonlinear components[J]. Reliability Engineering and System Safety, 2011, 96(3):403-409.
- [25] CHEHADE A, SONG C, LIU K, et al. A data-level fusion approach for degradation modeling and prognostic analysis under multiple failure modes[J]. Journal of Quality Technology, 2018, 50(2):150-165.
- [26] SI X, WANG W, HU C, et al. Remaining useful life estimation based on a nonlinear diffusion degradation process[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2012, 61(1):50-67.
- [27] SAXENA A, GOEBEL K, SIMON D, et al. Damage propagation modeling for aircraft engine run-to-failure simulation [C]//Proceedings of International Conference on Prognostics and Health Management. Denver, USA: International Conference on Prognostics and Health Management, 2008:1-9.
- [28] CARR M, WANG W. An approximate algorithm for prognostic modelling using condition monitoring information[J]. European Journal of Operational Research, 2011, 211(1): 90-96.

(编辑:张 雪)