

考虑起飞工况的航空发动机性能退化预测研究*

赵洪利, 许博文, 张青

(中国民航大学 航空工程学院, 天津 300300)

摘要: 针对现阶段航空发动机性能退化建模研究没有考虑起飞工况的影响问题, 提出了基于修正的非线性维纳过程发动机性能退化建模方法。该方法结合了同型号发动机的历史性能退化数据与个体发动机的实时退化和工况数据。首先, 考虑发动机每次起飞的工况不同, 把工况修正引入非线性维纳过程建立发动机的性能退化模型。然后利用极大似然估计方法求得退化模型离线估计值, 基于贝叶斯理论对退化参数进行在线更新, 最后基于局部线性嵌入算法, 对工况参数进行融合构建工况因子, 修正退化参数, 实现了基于起飞工况的单台发动机性能退化预测。结果表明, 采用融合工况因子修正模型, 与未修正和压比修正模型相比, 平均绝对百分比误差分别降低1.50%和1.01%。证明融合工况因子修正模型能降低发动机起飞工况差异和仅用单工况参数修正所造成的预测误差, 可以用来辅助指导下发决策。

关键词: 航空发动机; 性能退化; 工况修正; 非线性维纳; 局部线性嵌入算法

中图分类号: V239

文献标识码: A

文章编号: 1001-4055 (2024) 01-2210012-09

DOI: 10.13675/j.cnki.tjjs.2210012

1 引言

进入后疫情时代, 重塑增长成为中国民航业主要的发展路径^[1], 保障民航客机的安全, 是重塑行业增长的基础。航空发动机为飞机提供动力, 是保障飞机安全运行的关键系统。利用发动机机队可靠性管理理论, 可以适时地对发动机采取一定维护措施, 包括在翼期间的定期维修、排故、状态监控和下发返厂维修, 以保障发动机满足适航要求。其中, 对发动机的性能衰退和下发预测的研究, 是机队可靠性管理的重要一环。

发动机排气温度裕度 (Exhaust gas temperature margin, EGTM) 是现代民机的一项重要监控参数。EGTM 定义为发动机排气温度 (Exhaust gas temperature, EGT) 红线值和海平面拐点温度下全功率起飞的 EGT 差值^[2]。发动机在翼过程中, 压气机叶片和涡轮叶片的磨损会随着运行循环的增加而增加, 这会导致叶尖与机匣的间隙增加, 使得通过压气机和涡轮气流泄漏量增加, 从而降低发动机的整体性能。发

动机在运行时为了达到同样的额定功率, 燃烧室将会燃烧更多的燃油, 燃烧室的气流出口温度将随之升高, EGT 也会随之升高, EGT 升高会导致 EGTM 的降低。所以 EGTM 能够反映发动机起飞性能的退化程度。

EGTM 的退化不仅受到发动机自身由于制造工艺、组装差异以及部件加工误差的影响, 还受到发动机运行工况差异性带来的影响。起飞机场的温度高低、减推力起飞的程度和飞行航程长短都能影响 EGTM 衰退的速率^[3]。

在随机过程的研究中发现, 由于维纳过程 (Wiener process) 具有数学与物理上的优势^[4-5], 使其可以广泛地应用于性能退化建模。Wiener 模型早期的应用主要是线性模型的研究。任淑红等^[2]利用线性 Wiener 过程对航空发动机性能退化建模并进行预测, 得到线性模型平均误差为 0.188 0; 朱磊等^[6]利用线性 Wiener 模型, 提出了一种机队历史退化数据和运行数据的可靠性评估和剩余寿命预测方法, 来评估在翼发动机的可靠性和预测剩余寿命; 闫锋等^[7]通

* 收稿日期: 2022-10-07; 修订日期: 2023-01-20。

基金项目: 中央高校基本科研业务费 (3122021049); 中国民航大学实验技术创新基金 (2021CXJJ90); 天津市研究生科研创新项目 (2022SKY156)。

通讯作者: 赵洪利, 硕士, 教授, 研究领域为航空发动机维修及维修管理。E-mail: henleytreant@163.com

引用格式: 赵洪利, 许博文, 张青. 考虑起飞工况的航空发动机性能退化预测研究[J]. 推进技术, 2024, 45(1): 2210012. (ZHAO H L, XU B W, ZHANG Q. Prediction of aero engine performance degradation considering takeoff condition[J]. Journal of Propulsion Technology, 2024, 45(1):2210012.)

过线性 Wiener 模型模拟发动机 EGTM 的衰退规律,确定了发动机最佳的清洗间隔。但在实际退化过程,设备性能退化特点大多具有非线性特点。非线性退化过程的研究受到了许多研究人员的关注。胡昌华等^[8]基于首达阈值的概念,推导出非线性 Wiener 过程剩余寿命的近似概率分布,司小胜等^[9]并进一步给出剩余寿命的解析解;郭庆等^[10-11]基于商用航空发动机仿真数据集(C-MAPSS),先后使用单参数和多参数退化数据构建指数退化模型,进行剩余寿命的计算;黄亮等^[12]基于发动机退化具有多阶段的特点,提出了基于多阶段非线性 Wiener 过程的航空发动机实时剩余寿命预测的方法,测得其在 2 500 循环处的误差为 0.175 0;赵广社等^[13]根据退化的三源不确定性,提出测量误差为 Logistic 分布非线性 Wiener 模型的剩余寿命预测方法。

综上所述,目前 Wiener 过程在发动机性能退化的应用已经从线性向着非线性发展,但是研究内容只局限于性能退化数据的潜在特性,将退化过程视为只随时间而改变的随机过程。实际上发动机的退化也与其运行工况相关。不同的工况会使发动机的退化具有个体差异性。在使用模型共性参数进行预测时,个体差异性会导致预测结果出现误差。

针对上述问题,本文根据航空发动机性能退化受起飞工况影响的问题,使用参数修正的非线性 Wiener 过程来构建性能退化模型。根据多个发动机历史性能退化监测数据,利用极大似然估计和四维搜索的方法,进行模型参数的先验估计;基于贝叶斯理论对实时获取的个体发动机退化参数更新;基于局部线性嵌入算法,利用发动机起飞的压比和马赫数构建融合工况因子修正退化参数;从而获得个体发动机在二元工况起飞条件下性能退化的精确预测。最后采用某机队双转子涡扇发动机监控数据对该方法进行验证。

2 方法

2.1 工况参数的选择

减推力起飞是指当飞机起飞质量轻,在保证安全起飞的前提下,采用低于额定起飞推力值的推力完成起飞过程^[14]。减推力起飞的使用能降低起飞时 EGT 和转子转速,从而延缓热端部件的衰退,这不但延长了热端部件的在翼时间,同时也使 EGTM 的衰退速率降低。

双转子涡扇发动机站位图如图 1 所示。在发动机起飞过程中,传感器采集发动机不同站位的温度和压力,计算可得到此时运行的工况信息。

(1) 发动机压比 (Engine Pressure Ratio, EPR) 通常表示发动机排气总压和进口处的总压之比。某些双转子涡扇发动机中, EPR 定义为低压涡轮后的总压 p_{13} 和风扇进口处总压 p_{12} 之比,即

$$\pi_{\text{EPR}} = \frac{p_{13}}{p_{12}} \quad (1)$$

EPR 是表征发动机推力的参数之一。飞机起飞过程中,发动机 EPR 值越高,起飞推力越大,相应排气温度越高,对热端部件退化影响就越大。所以,表征发动机起飞推力的 EPR 值越大,EGTM 退化速率就越高^[3,15]。

(2) 马赫数 (Mach Number: Ma) 指飞机起飞时的马赫数,由起飞速度 v 和当地温度 T_0 计算可得,即

$$Ma = \frac{v}{\sqrt{\gamma RT_0}} \quad (2)$$

式中 R 为气体常数, γ 为定熵指数。 Ma 可以表征起飞速度的大小,反映出工况变化。

本文采用 EPR 和 Ma 作为起飞工况参数,并用于发动机的性能退化模型的修正。

2.2 融合工况因子构建

由于有两个工况参数,因此,本文采用数据融合的方法,将二元工况数据降维,用来修正退化模型。

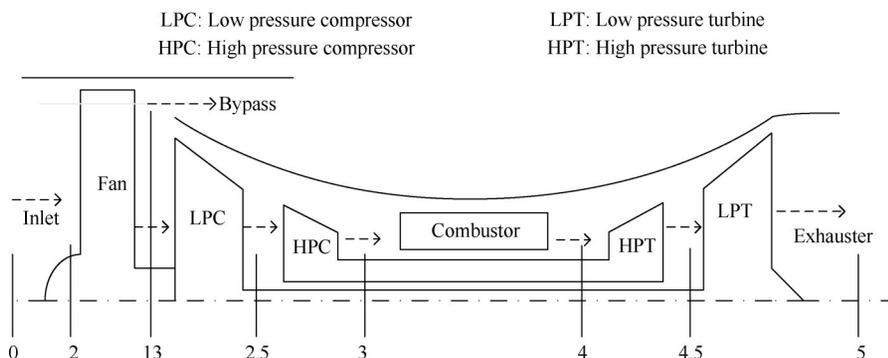


Fig. 1 Schematic of twin spool turbofan engine

局部线性嵌入算法 (Locally linear embedding, LLE) 是融合算法的一种。它是通过局部的线性关系相结合, 表征全局非线性结构的一种非线性降维方法^[16-17]。其核心思想认为每个高维流形的数据点都可以利用其邻域的多个点线性表示, 并且投影到较低维的空间后可以继续保持这种线性重构关系, 即数据具有同样的重构系数。其具体流程如下:

现有样本集 $D = \{x_1, x_2, \dots, x_u\}$, 设定最近邻数 y , 降维到的维数 r 。

(1) 以欧式距离作为度量, 计算与 $x_i (i = 1, 2, \dots, u)$ 距离最近的 y 个最近邻 $(x_{i_1}, x_{i_2}, \dots, x_{i_y})$ 。

(2) 计算局部协方差矩阵 C_i 和对应的权重系数向量 w_i 。其中 $i = 1, 2, \dots, u, j = 1, 2, \dots, y$ 。

$$C_i = (x_i - x_j)(x_i - x_j)^T \quad (3)$$

$$w_i = \frac{C_i^{-1} e^{(y)}}{(e^{(y)})^T C_i^{-1} e^{(y)}} \quad (4)$$

(3) 由对应的权重系数向量 w_i 组成权重系数矩阵 W , 由此计算矩阵 M , 即

$$M = (I - W)(I - W)^T \quad (5)$$

(4) 用特征分解计算矩阵 M 的前 $r+1$ 个特征值, 并计算这 $r+1$ 个特征值所对应的特征向量 (z_1, \dots, z_{r+1}) 。

(5) 由第2个特征向量到第 $r+1$ 个特征向量所组成的矩阵即为输出低维样本集矩阵 $Z^T = (z_2, \dots, z_{r+1})$ 。

基于 LLE 算法, 可以将起飞时采集的工况参数构成的高维流形投影到一维空间中, 得到此时的融合工况参数, 来全面表征起飞工况。

2.3 工况修正退化模型的建立

EGTM 是现代民航涡扇发动机常用的表征起飞性能的参数, 其退化也代表了发动机性能退化。若发动机的 EGTM 在 t 循环时衰退量为 $X(t)$, 假设该退化量服从非线性 Wiener 退化过程 $\{X(t), t > 0\}$, 则有

$$X(t) = X(0) + \alpha' \int_0^t u(v; \beta) dv + \sigma B(t) \quad (6)$$

式中 σ 表示扩散系数, $B(t)$ 表示标准布朗运动; $X(0)$ 表示初始时刻 EGTM 的退化量, 为了方便计算, 将每台发动机的初始退化量设为 $X(0) = 0$; 为了表示发动机退化共性和差异性, 设 $P(t; \theta) = \alpha' \int_0^t u(v; \beta) dv = \alpha' t^\beta$ 表示漂移参数, 即 $\theta = (\alpha', \beta)$ 表示参数向量。参数 β 表示这一机队发动机 EGTM 衰退的共性特点, 幂律退化规律刻画了航空发动机服役过程具有安装损失 (Installation Loss)^[18] 的退化特征, 即发动机在翼前期 EGTM 退化速率较高, 此后, 速率会随循环数增加而降低, 逐渐达到一个稳定的水平 (见图 2)。参数 α'

表示不同发动机退化的个体差异性, 且满足 $\alpha' = \alpha\lambda$, 其中 α 表示随机参数, λ 表示工况因子。这里假设 $\alpha \sim N(\mu_\alpha, \sigma_\alpha^2)$, $\lambda \sim N(\mu_\lambda, \sigma_\lambda^2)$ 且相互独立, 由于 α 和 λ 都服从正态分布, 所以 α' 的均值和方差分别满足

$$\mu_{\alpha'} = \frac{\mu_\alpha \sigma_\lambda^2 + \mu_\lambda \sigma_\alpha^2}{\sigma_\lambda^2 + \sigma_\alpha^2} \quad (7)$$

$$\sigma_{\alpha'}^2 = \frac{\sigma_\lambda^2 \sigma_\alpha^2}{\sigma_\lambda^2 + \sigma_\alpha^2} \quad (8)$$

工况因子 λ , 可以表征发动机每次起飞时面临的不同工况, 体现个体发动机实际起飞工况的差异性。

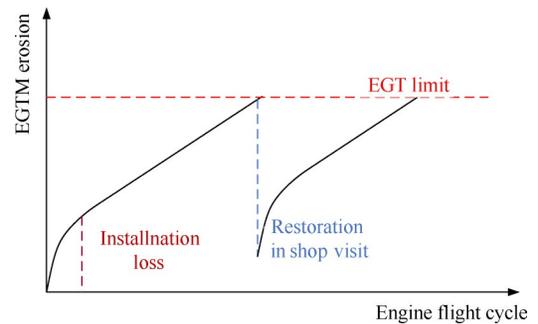


Fig. 2 Installation loss^[18]

2.4 发动机剩余寿命预测建模

基于式(6)给出的 EGTM 退化模型和首达阈值时间 (First threshold time, FHT) 的概念^[19]来定义发动机的在翼寿命, 首次达到下发阈值则发动机必须下发进行大修。所以与之对应的剩余寿命 T 可以定义为

$$T = \inf \{t: X_t \geq X_f | X(0) < X_f\} \quad (9)$$

式中, X_f 为已知的下发阈值。

根据式(9), 则发动机运行至 t 循环时, 在翼的剩余寿命 L_t 可以定义为

$$L_t = \inf \{l_t: S - t | S < t\} \quad (10)$$

采用文献[20]的方法, 解决式(6)中非线性过程带来的难以求得数值解析解的问题, 在式(10)的条件下, 可以得到在翼剩余寿命 L_t 的概率密度函数 (Probability Density Function, PDF) 为

$$f_{S|\alpha}(t) = \frac{X_f - \alpha' t^\beta (\beta - 1)}{\sigma t \sqrt{2\pi t}} \cdot \exp \left\{ -\frac{[X_f - \alpha' t^\beta]^2}{2\sigma^2 t} \right\} \quad (11)$$

为了消除概率密度函数对随机参数 α' 的依赖性, 进一步采用全概率公式得到 L_t 的无条件概率密度函数, 即

$$f_S(t) = \int_{\Omega} f_{S|\alpha}(t|\alpha) f(\alpha) d\alpha = E_\alpha [f_{S|\alpha}(t|\alpha)] \quad (12)$$

为简化积分运算, 给出如下引理:

引理^[21]: 若 $A, B \in \mathbf{R}, C \in \mathbf{R}^+$ 并且 $D \sim N(a, b^2)$, 则有

$$E_D[(A - D)\exp(-\frac{(B - D)^2}{2C})] = \sqrt{\frac{C}{b^2 + C}} (A - \frac{b^2 B + aC}{b^2 + C}) \cdot \exp(-\frac{(B - a)^2}{2(b^2 + C)}) \quad (13)$$

令 t_k 为发动机当前运行的循环数, l_k 表示 t_k 循环的剩余寿命。假设发动机在 t 循环时首次达到阈值, 那么发动机在翼剩余寿命 $l_k = t - t_k$ 。利用布朗运动的独立增量性, 基于式(6)可得

$$Y(l_k) = Y(0) + \alpha' \int_{t_k}^{t_k + l_k} u(v; \beta) dv + \sigma B(l_k) \quad (14)$$

式中 $Y(l_k) = X(l_k + t_k) - X(t_k)$, 且 $Y(0) = 0$ 。

综合式(11)~(14), 可以得到在翼剩余寿命 l_k 在 t_k 循环时的概率密度函数为

$$f_{l_k}(l_k) \cong \frac{1}{\sqrt{2\pi l_k^2 [\sigma'^2_{\alpha,k} \gamma(l_k)^2 + \sigma^2 l_k]}} \cdot \left\{ X_t - x_k - \varphi(l_k) \frac{\sigma'^2_{\alpha,k} (X_t - x_k) \gamma(l_k) + \mu'_{\alpha,k} \sigma^2 l_k}{\sigma'^2_{\alpha,k} \gamma(l_k)^2 + \sigma^2 l_k} \right\} \cdot \exp \left\{ -\frac{[X_t - x_k - \mu'_{\alpha,k} \gamma(l_k)]^2}{2[\sigma'^2_{\alpha,k} \gamma(l_k)^2 + \sigma^2 l_k]} \right\} \quad (15)$$

式中 $\gamma(l_k) = (t_k + l_k)^\beta - l_k^\beta$; $\varphi(l_k) = \beta l_k (t_k + l_k)^{\beta-1}$; $\mu'_{\alpha,k}$ 和 $\sigma'^2_{\alpha,k}$ 分别表示是 t_k 循环修正后的随机参数 α' 的均值和方差; x_k 表示 t_k 循环的 EGTM 的退化量。

基于式(15)可以得发动机性能退化时大修间隔剩余寿命的期望值如下, 即

$$E(L_k) = \int_0^l l_k f(l_k) dl_k \quad (16)$$

2.5 参数估计、更新和修正

利用发动机的传感器可以对每次起飞对应参数进行测量并记录, 假定机队有 N 台发动机, 第 n 台发动机的 EGTM 由第 $t_{n,1}, \dots, t_{n,m_n}$ 循环测量的起飞 EGT 计算得到, 这里 m_n 表示第 n 台发动机的退化参数数目, 且 $n = 1, 2, \dots, N$ 。

若第 n 台发动机的 EGTM 退化数据为 $\mathbf{x}_n = (x_{n,1}, x_{n,2}, \dots, x_{n,m_n})$, 则 \mathbf{x}_n 服从多变量正态分布, 其均值和协方差分别为

$$\begin{aligned} \bar{\mu}_n &= \mu_{\alpha,0} \mathbf{I}_n \\ \Sigma_n &= \sigma'^2_{\alpha,0} \mathbf{I}_n \mathbf{I}_n' + \Omega_n \end{aligned} \quad (17)$$

式中 $\mathbf{I}_n = (I_{n,1}, I_{n,2}, \dots, I_{n,m_n})$, $I_{n,j} = t_{n,j}^\beta$,

$$\text{且 } K_n = \begin{pmatrix} t_{n,1} & t_{n,1} & \cdots & t_{n,1} \\ t_{n,1} & t_{n,2} & \cdots & t_{n,2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ t_{n,1} & t_{n,2} & \cdots & t_{n,m_n} \end{pmatrix}, \Omega_n = \sigma^2 K_n$$

由于不同发动机个体退化过程具有独立性, 利用退化数据 X 构建参数 $\Theta = (\mu'_{\alpha,0}, \sigma'^2_{\alpha,0}, \sigma^2, \beta)$ 的对数

似然函数(Log-likelihood function, Log-LF), 表示为

$$\ell(\Theta | X) = -\frac{1}{2} \ln(2\pi) \sum_{i=1}^M N_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^M \ln \left| \sum_i \right| - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^M (X_i - \mu_i)' \sum_i^{-1} (X_i - \mu_i) \quad (18)$$

通过极大化式(18)可以得到 Θ 极大似然估计值 $\hat{\Theta}$, 可以采用多维搜索的优化算法求解。本文将采用 Matlab 中的 Fminsearch 函数在四维搜索空间里求得。

为了提高对个体发动机预测准确性, 基于贝叶斯理论, 对退化参数 α' 进行在线更新。发动机在翼的某一循环 t_k 时, 退化模型的随机参数 α' 可以通过对 t_k 循环之前的数据 $\mathbf{x}_n = (x_{n,1}, x_{n,2}, \dots, x_{n,k})$ 进行估计。基于 Wiener 过程的基本性质, 可得到退化参数的 α' 似然函数 $p(x_{1:k} | \alpha')$ 为

$$p(x_{1:k} | \alpha') = \frac{1}{\prod_{q=1}^k \sqrt{2\pi\sigma^2(t_q - t_{q-1})}} \cdot \exp \left\{ -\sum_{q=1}^k \frac{\left[x_q - x_{q-1} - \alpha \int_{t_{q-1}}^{t_q} u(v; \beta) dv \right]^2}{2\sigma^2(t_q - t_{q-1})} \right\} \quad (19)$$

基于贝叶斯理论, 可以得到在 t_k 循环时退化模型随机参数 α' 的后验分布^[22]

$$p(\alpha' | x_{1:k}) \propto p(x_{1:k} | \alpha') \pi_0(\alpha') \quad (20)$$

式中 $\pi_0(\alpha')$ 是离线参数估计的结果。由于 $p(x_{1:k} | \alpha')$ 和 $\pi_0(\alpha')$ 都服从正态分布, 所以后验分布 $p(\alpha' | x_{1:k})$ 也服从正态分布。基于正态分布的特性, 可得 t_k 循环时的退化模型随机参数 α' 的均值和方差分别为

$$\mu'_{\alpha,k} = \frac{C + D}{A + B} \quad (21)$$

$$\sigma'^2_{\alpha,k} = \frac{1}{A + B} \quad (22)$$

式中

$$A = \sum_{q=1}^k \left[\left(\int_{t_{q-1}}^{t_q} u(v; \beta) dv \right)^2 / \sigma^2(t_q - t_{q-1}) \right],$$

$$B = 1/\sigma'^2_{\alpha,0}, D = \mu'^2_{\alpha,0}/\sigma'^2_{\alpha,0},$$

$$C = \sum_{q=1}^k \left\{ \left[(x_q - x_{q-1}) \int_{t_{q-1}}^{t_q} u(v; \beta) dv \right] / (\sigma^2(t_q - t_{q-1})) \right\}$$

对个体发动机进行预测时, 基于预测发动机的在翼前 1 000 循环的二元工况参数, 利用 LLE 算法融合后, 记得到融合工况参数为 $(c_1, c_2, \dots, c_k) (1 \leq k \leq 1\ 000)$, 对其进行阈值化处理(阈值选用前 1 000 循环的最大值), 记处理得到的无量纲参数为工况因子 $(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_k) (1 \leq k \leq 1\ 000)$, 然后对其进行参数估计和正态性检验。假设工况因子 λ_k 服从正态分布,

其期望和方差的极大似然估计值为

$$\hat{\mu}_\lambda = \frac{1}{p} \sum_{i=1}^p \lambda_i \quad (23)$$

$$\hat{\sigma}_\lambda^2 = \frac{p-1}{p^2} \sum_{i=1}^p (\mu_\lambda - \lambda_i)^2 \quad (24)$$

发动机在翼某一循环 $t_k (k > 1000)$ 时刻, 对此时的工况融合参数 $c_k (k > 1000)$ 进行无量纲化处理得到工况因子 λ_k , 即

$$\lambda_k = c_k / c_{\max} \quad (25)$$

式中 c_{\max} 是个体发动机前 1000 循环中融合工况参数的最大值。

根据得到的参数 $\mu'_{\alpha,k}, \sigma'^2_{\alpha,k}$ 和工况参数 $\hat{\mu}_\lambda, \hat{\sigma}_\lambda^2$, 由式(7)和(8)可得 t_k 时刻的退化参数均值 $\mu_{\alpha,k}$ 和方差 $\sigma_{\alpha,k}^2$, 结合此时构建的融合工况因子 λ_k , 采用文献[23]中修正的方法, 修正后的 α' 满足 $\mu'_{\alpha,k} = \lambda_k \mu_{\alpha,k}, \sigma'^2_{\alpha,k} = \lambda_k \sigma_{\alpha,k}^2$ 。将修正后的参数代入式(15)。可得在 t_k 循环时, 剩余寿命的概率密度函数; 再代入式(16)中, 可得在翼剩余寿命的期望。

3 结果与讨论

本文以推力为 120 kN 的某型涡扇发动机的起飞数据为例, 选取该型号发动机机队中 14 台发动机的数据进行研究, 其中 No.1~No.9 号发动机用于离线的参数估计, No.10~No.14 号发动机用于实验方法验证。根据该机队发动机的在翼使用情况, 可得机队平均小时循环比 $R_{hc}=1.9$, 机场的平均外界大气温度为 ISA+3 °C。

3.1 数据处理

随着发动机性能的不断退化, EGTM 会不断下降。发动机的部分 EGTM 退化数据如表 1 所示。由于本文所使用的方法是在性能衰退路径呈现上升趋势下推导出来, 所以可以采用发动机 t 循环时的 EGTM 衰退量进行分析, 即

$$X(t) = E_0 - E_t \quad (26)$$

式中 E_0 为发动机 EGTM 起始测量点, E_t 为 t 循环时发动机 EGTM 测量值, $X(t)$ 的变化趋势如图 3 所示。

Table 1 Sample data of a fleet EGTM

(°C)

t/cycle	No.1	No.2	No.3	...	No.12	No.13	No.14
0	64.012 1	64.000 8	60.585 7	...	60.914 4	60.051 4	60.802 1
100	58.689 0	59.281 4	59.844 1	...	59.684 7	59.878 6	57.256 6
200	57.048 4	58.174 4	59.681 4	...	58.103 5	58.410 5	53.341 6
300	55.593 3	56.128 3	58.914 6	...	56.560 0	56.889 5	52.443 2
400	55.332 9	57.584 7	57.647 5	...	54.635 0	54.885 7	51.915 2
...

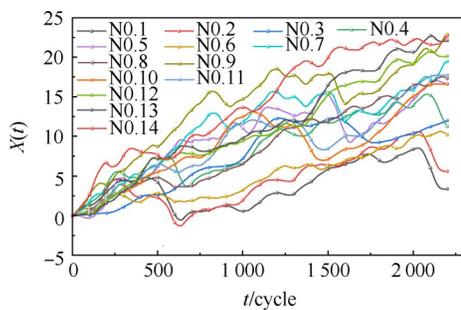


Fig. 3 X(t) variation trend

每次飞机起飞时的环境不同, 发动机工作的工况也不同, 这也直接影响发动机的 EGTM 退化。表 2 记录了该机队发动机每次起飞时的 EPR 和 Ma 。

3.2 结果与分析

3.2.1 参数检验

假设计算所得的融合工况因子服从正态分布, 对其进行拟合优度检验以验证是否满足假设, 从而来判断是否能进行进一步的运算。本文对上述 14 台

发动机的融合工况因子进行置信度为 95% 的 Kolmogorov-Smirnov (K-S) 检验, 来验证参数是否符合式(24)和(25)估计的正态分布。K-S 检验可以根据累积分布函数 (Cumulative Distribution Function, CDF) 来判断分布拟合度, 适用于任何连续分布的函数^[24]。其检验结果 p 值如图 4 所示。

由图 4 可知, 14 台发动机的融合工况因子检验 p 值均大于 0.05, 表示可以接受融合工况因子服从正态分布的原假设, 便于进行下一步的计算。

3.2.2 参数估计

根据发动机非线性退化的特征, 采用幂律函数 $P(t; \theta) = \alpha t^\beta$ 为漂移函数。根据前文中式(18)构建的对数似然函数, 采用四维搜索的优化算法求得模型参数的离线估计结果, 同时这也是贝叶斯更新的先验分布, 结果见表 3。

3.2.3 工况因子修正

利用工况参数融合, 构建融合工况修正因子, 可

Table 2 Sample data of a fleet EPR and Ma

t/cycle	No.1		No.2		...	No.14	
	EPR	Ma	EPR	Ma	...	EPR	Ma
1	1.303	0.240	1.268	0.235	...	1.323	0.213
100	1.330	0.251	1.284	0.251	...	1.376	0.251
200	1.309	0.225	1.276	0.250	...	1.329	0.236
300	1.306	0.220	1.287	0.238	...	1.430	0.261
400	1.303	0.240	1.268	0.235	...	1.311	0.248
...

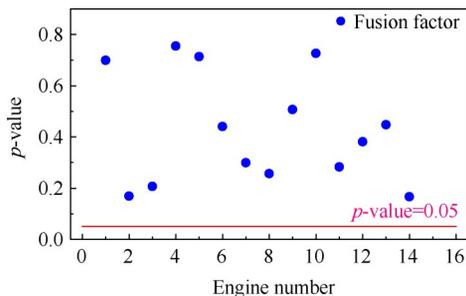


Fig. 4 K-S test results

Table 3 Parameters of estimation results

Parameter	Value
$\hat{\mu}_{\alpha,0}$	0.842 1
$\hat{\sigma}_{\alpha,0}$	0.001 39
$\hat{\sigma}^2$	0.148 9
$\hat{\beta}$	0.103 7

以综合表征航空发动机起飞工况。采用 LLE 算法,对测试发动机的起飞 EPR 和 Ma 进行数据融合。

根据退化模型的需求,设置近邻数 $y=20$,数据融合后的维数 $r=1$ 。利用融合数据构建融合工况因子,其结果如图 5 所示。对于图中散点坐标 (x,y,z) , x 为起飞 Ma , y 为起飞 EPR, z 是此时 EPR 和 Ma 融合形成的融合工况因子。由图 5 可得,若 EPR 和 Ma 逐步增大,表征起飞工况条件逐渐恶劣,融合工况因子随之增大。

在用于验证的 5 台发动机中,随机取出 1 台进行示例。根据发动机退化和所处工况的差异性,先对模型参数 α' 的均值 μ'_α 和方差 σ'^2_α 进行在线的参数更新,再根据上文的方法,利用融合工况因子对参数 μ'_α 和 σ'^2_α 进行修正;为了说明工况修正因子对模型的修正效果,本文还计算了仅利用起飞功率 EPR 来修正退化模型的效果,这里 EPR 也采用阈值化处理,阈值选用前 1 000 循环的最大值,参数修正结果如图 6 所示。图中蓝线表示每循环对均值 μ'_α 修正值;红线表示每循环对方差 σ'^2_α 的修正值。曲线的起伏随起飞工况变化而变化。当发动机工况条件较恶劣时,曲线上扬,性能退化速率加快;当发动机工况条件较良好

时,曲线下降,性能退化速率降低。曲线的波动反映了当前循环工况条件的变化,峰值的大小代表了对模型参数修正的大小。

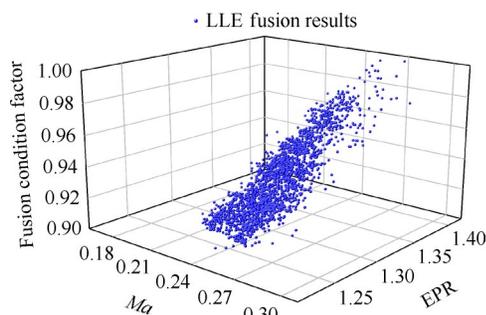
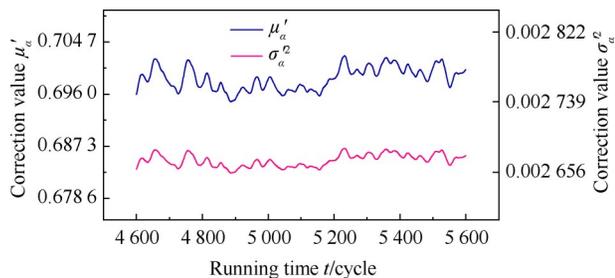
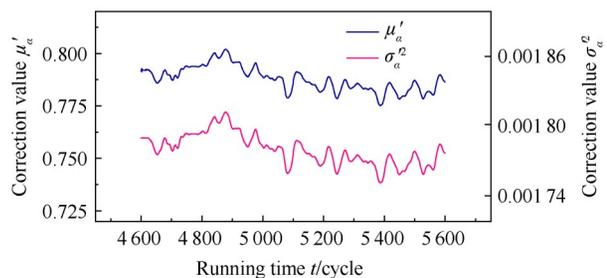


Fig. 5 LLE fusion



(a) LLE compound factor correction



(b) EPR correction

Fig. 6 Parameter correction results

3.2.4 退化预测

在 3.2.3 小节修正的基础上,利用融合工况因子修正、EPR 修正和未使用修正三种方法处理的退化参数对该台发动机剩余寿命进行预测对比,其结果如图 7 所示。

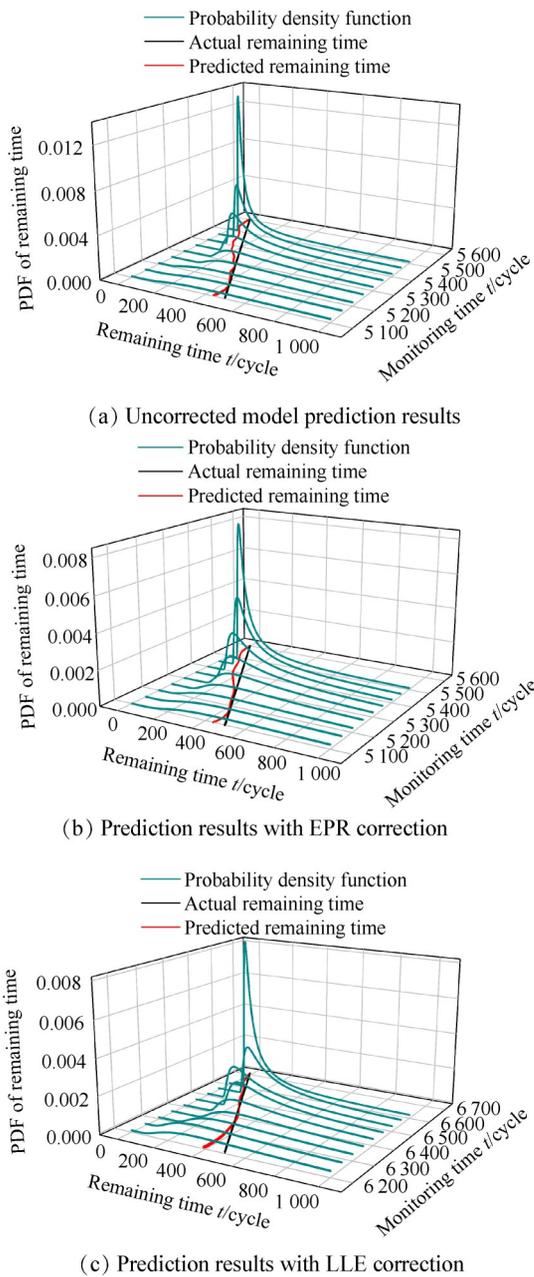


Fig. 7 Result of three methods

三维图 xyz 轴分别表示剩余寿命、监测时间和剩余寿命的概率密度函数(Probability Density Function, PDF);图中绿线表示某一监测循环 t 时刻剩余寿命的概率密度函数;图中位于 xy 平面的黑线表示某一监测循环 t 时刻的实际剩余寿命,红线表示该时刻非线性 Wiener 模型所预测的剩余时间,其值由式(16)计算可得。

为了量化未修正模型、EPR 修正和融合工况因子修正方法的预测精度,采用统计领域常用的平均绝对百分比误差(Mean Absolute Percentage Error, MAPE)来量化不同方法的预测精度,其在 t_k 循环的定义式如下,即

$$P_{MAPE} = \frac{100\%}{n} \sum_{k=1}^n \left| \frac{l_{t,k} - l'_{t,k}}{l_{t,k}} \right| \quad (27)$$

式中 $l_{t,k}$ 为实际剩余寿命, $l'_{t,k}$ 为预测剩余寿命, n 为样本的个数。得到不同方法下的 5 台发动机的 P_{MAPE} , 分别记未经过工况因子修正、EPR 修正、融合工况因子修正三种方法为 M1, M2 和 M3, 其预测结果的 P_{MAPE} 比较如表 4 所示。

与 M1 方法相比,采用 M3 方法修正,所有验证发动机的预测剩余寿命 P_{MAPE} 平均降低 1.50%;与 M2 方法相比,用 M3 方法修正,所有验证发动机的预测剩余寿命 P_{MAPE} 平均降低 1.01%。

综合图 7 和表 4 分析可得,相较于未修正模型,采用融合工况因子修正预测模型后预测误差降低,预测精度得到了提高,且预测寿命的曲线较为平滑,退化趋势明显,证明采用工况修正的方法,可以减小航空发动机由于起飞工况差异所带来误差;与起飞功率 EPR 修正模型相比,采用融合工况因子修正后预测进一步降低误差,且在翼后期预测的剩余寿命曲线与实际寿命曲线拟合程度更高,验证了融合工况因子能更全面地表征航空发动机起飞时所面临的工况,减小由于工况参数单一所造成的预测误差,防止发动机提前下发造成的不必要的寿命浪费。

综上分析,采用融合工况因子修正模型准确性更高,有助于辅助机队的发动机下发预测和管理。

Table 4 Comparison of the prediction errors

Engine number	Method	P_{MAPE}
No.10	M1	0.165 4
	M2	0.161 1
	M3	0.155 2
No.11	M1	0.197 7
	M2	0.196 2
	M3	0.185 9
No.12	M1	0.268 1
	M2	0.260 3
	M3	0.253 3
No.13	M1	0.134 3
	M2	0.124 8
	M3	0.120 9
No.14	M1	0.144 8
	M2	0.143 3
	M3	0.119 9

4 结论

本文使用带参数修正的非线性 Wiener 模型,结

合发动机起飞时的EGTM和工况数据,给出了一种考虑起飞工况的航空发动机性能退化的预测方法,可以得出以下结论:

(1)针对发动机起飞工况参数EPR和 Ma ,利用LLE算法构建了融合工况因子来表征起飞工况对发动机性能退化的影响。

(2)采用建立的工况因子,修正非线性Wiener模型退化参数,建立了发动机在不同起飞工况下的退化模型。采用融合工况因子修正模型,相较于未修正模型, P_{MAPE} 平均降低1.50%;相较于EPR修正模型, P_{MAPE} 平均降低1.01%。证明采用融合工况修正方法可以降低个体发动机由于起飞工况差异和单参数工况修正所造成的预测误差,使模型预测更加精准。

致谢:感谢中央高校基本科研业务费、中国民航大学实验技术创新基金和天津市研究生科研创新项目的资助;感谢张奔和白令德同学在算法编写过程中给予的建议与指导。

参考文献

- [1] 邹建军. 重塑增长: 后疫情时代中国民航业的发展路径[J]. 空运商务, 2020(11): 10-12.
- [2] 任淑红, 左洪福. 基于性能衰退的航空发动机剩余寿命组合预测方法[J]. 机械科学与技术, 2011, 30(1): 23-29.
- [3] ACKERT S. Keeping score: analysis of an engine's shop visit rate[J]. Aircraft Monitor, 2015, 13(1): 1-14.
- [4] WANG Z Q, HU C H, WANG W, et al. An additive Wiener process-based prognostic model for hybrid deteriorating systems [J]. IEEE Transactions on Reliability, 2014, 63(1): 208-222.
- [5] ZHANG Z X, SI X S, HU C H. An age- and state-dependent nonlinear prognostic model for degrading systems [J]. IEEE Transactions on Reliability, 2015, 64(4): 1214-1228.
- [6] 朱磊, 左洪福, 蔡景. 基于Wiener过程的民用航空发动机性能可靠性预测[J]. 航空动力学报, 2013, 28(5): 1006-1012.
- [7] 闫锋, 姚星宇. 航空发动机在翼清洗时机Wiener预测模型研究[J]. 机械设计与制造, 2022(6): 45-47.
- [8] 胡昌华, 施权, 司小胜, 等. 数据驱动的使用寿命预测和健康管理技术研究进展[J]. 信息与控制, 2017, 46(1): 72-82.
- [9] 司小胜, 胡昌华, 周东华. 带测量误差的非线性退化过程建模与剩余寿命估计[J]. 自动化学报, 2013, 39(5): 530-541.
- [10] 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. (GUO Q, LI Y L, ZHENG T X. Performance degradation prediction of aero-engine based on nonlinear Wiener process [J]. Journal of Propulsion Technology, 2021, 42(9): 1956-1963.)
- [11] 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.
- [12] 黄亮, 刘君强, 贡英杰. 基于Wiener过程的发动机多阶段剩余寿命预测[J]. 北京航空航天大学学报, 2018, 44(5): 1081-1087.
- [13] 赵广社, 赵春涛. 考虑三源不确定性的Wiener过程航空发动机剩余使用寿命预测[J]. 西安工程大学学报, 2021, 35(4): 77-83.
- [14] 周义蛟, 郭基联, 万巍, 等. 基于Wiener和Copula函数性能退化模型的减推力起飞可靠性收益评估研究[J]. 推进技术, 2019, 40(3): 667-674. (ZHOU Y J, GUO J L, WAN W, et al. A study on reliability benefit assessment of reduced thrust take off based on performance degradation model of Wiener and Copula functions [J]. Journal of Propulsion Technology, 2019, 40(3): 667-674.)
- [15] 蔡景, 徐一鸣, 孙见忠, 等. 航空发动机构造与维修管理[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2015.
- [16] 马瑞, 王家威, 宋亦旭. 基于局部线性嵌入(LLE)非线性降维的多流形学习[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2008, 48(4): 583-586.
- [17] RIDDER D, KOUROPTOVA O, OKUN O. Supervised locally linear embedding[C]. Istanbul: Artificial Neural Networks and Neural Information Processing, Springer, 2003.
- [18] SEEMANN R, LANGHANS S, SCHILLING T, et al. Modeling the life cycle cost of jet engine maintenance [D]. Hamburg: Tech-Nische Universität Hamburg-Hamburg, 2010.
- [19] LEE M L T, WHITMORE G A. Threshold regression for survival analysis: modeling event times by a stochastic process reaching a boundary [J]. Statistical Science, 2006, 21(4): 501-513.
- [20] SI X S, WANG W, HU C H, et al. Remaining useful life estimation based on a nonlinear diffusion degradation process[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2012, 61(1): 50-67.
- [21] 齐琦, 宋月. 带有测量误差的自适应维纳模型研究[J]. 统计与决策, 2020, 36(12): 55-58.
- [22] ZIO E, PELONI G. Particle filtering prognostic estimation of the remaining useful life of nonlinear components [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2011, 96(3): 403-409.
- [23] 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.

(ZHAO H L, ZHANG M. Performance degradation of aeroengines based on stochastic Wiener process[J]. Journal of Propulsion Technology, 2021, 42(3): 488-494.)

[24] 方坤, 何怡刚, 黄源, 等. 基于K-S检验的瑞利衰落信道统计特性评估[J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(8): 36-41.

(编辑:白 鹭)

Prediction of aero engine performance degradation considering takeoff condition

ZHAO Hongli, XU Bowen, ZHANG Qing

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

Abstract: With regard to the problem that the current study of aero-engine performance degradation modeling does not take into account the takeoff condition influence, a modified nonlinear Wiener process for engine performance degradation modeling was proposed. This method combined the historical performance degradation data of the same engine type with the real-time degradation and operational condition data of individual engines. Firstly, regarding the different take-off condition for each takeoff, a nonlinear Wiener process with takeoff condition modification was used to establish the engine performance degradation model. Then, the off-line estimation of the degradation model was obtained by utilizing the maximum likelihood estimation. The degradation parameters were updated online based on Bayesian theory. Lastly, based on the locally linear embedding algorithm, the fusion of operating conditions parameters was used to construct the fused operating condition factor, which was used to modify the degradation parameters, and the individual engine performance degradation prediction under different takeoff conditions was achieved. The results show that the mean absolute percentage errors of the model corrected with fused condition factor are reduced by 1.50% and 1.01% respectively compared with the uncorrected model and the model corrected only with engine pressure ratio. It proves that the proposed model can reduce the prediction error caused by the variation of engine takeoff conditions, or the model corrected only by a single operational condition parameter, and it can be used to assist in guiding the determination of engine removal.

Key words: Aero-engine; Performance degradation; Working condition correction; Nonlinear Wiener; Locally linear embedding algorithm

Received: 2022-10-07; **Revised:** 2023-01-20.

DOI: 10.13675/j.cnki. tjjs. 2210012

Foundation items: Fundamental Research Funds for the Central Universities(3122021049); Civil Aviation University of China Experimental Technology Innovation Fund Project(2021CXJJ90); Tianjin Graduate Research Innovation Project(2022SKY156).

Corresponding author: ZHAO Hongli, E-mail: henleytrent@163.com