

DOI:10.16356/j.1005-2615.2020.04.007

基于状态监测数据的航空发动机剩余寿命在线预测

李航¹, 张洋铭²

(1. 空军工程大学装备管理与无人机工程学院, 西安, 710051; 2. 北京系统工程研究所, 北京, 100020)

摘要: 针对现有基于状态监测数据的航空发动机剩余寿命预测研究未能综合考虑隐含退化建模和同步更新漂移/扩散系数的问题, 提出一种基于状态监测数据的航空发动机剩余寿命在线预测方法。首先, 基于非线性 Wiener 过程构建带比例关系的航空发动机隐含退化模型; 其次, 基于多台同类发动机的历史状态监测数据, 对退化模型参数进行离线估计; 然后, 基于目标发动机的实时状态检测数据, 利用贝叶斯原理同步更新退化模型漂移/扩散系数; 最后, 推导出航空发动机的剩余寿命概率密度函数。结合实例分析, 验证了本文所提方法较传统方法具有更高的预测准确性与精度, 具备潜在工程应用前景。

关键词: 状态监测; 航空发动机; 剩余寿命预测; Wiener 过程; 隐含退化建模

中图分类号: TB114.3 **文献标志码:** A **文章编号:** 1005-2615(2020)04-0572-08

Online Remaining Useful Lifetime Prediction for Aero-Engine Based on Condition Monitoring Data

LI Hang¹, ZHANG Yangming²

(1. Equipment Management & UAV Engineering College, Air Force Engineering University, Xi'an, 710051, China;

2. Beijing Institute of System Engineering, Beijing, 100020, China)

Abstract: For the problem of remaining useful lifetime (RUL) prediction of aero-engine, the present methods have not comprehensively considered the hidden degradation modeling and drift/diffusion coefficient synchronous updating. An online RUL prediction for aero-engine based on the condition monitoring (CM) data is presented in this paper. Firstly, the proportional degradation model of aero-engine is established based on the nonlinear Wiener process. Secondly, based on the historical condition monitoring data of similar engines, the degradation model parameters are estimated offline by using the maximum likelihood estimation (MLE) method. And then, based on the real-time condition monitoring data of the target engine, the drift/diffusion coefficient are synchronously update by using the Bayesian principle. Finally, the RUL probability density function of aero-engine is derived. The example analysis shows that the proposed method has higher prediction accuracy and precision than the traditional one, and has potential engineering application prospects.

Key words: condition monitoring; aero-engine; remaining useful lifetime prediction; Wiener process; hidden degradation modeling

近年来, 中国航空工业得到了蓬勃的发展, 歼-20、运-20、C919 等一系列国产航空重器的陆续装备, 为中国国防、科技、民生提供了坚强的安全保障。作为航空装备的动力核心, 航空发动机的健康

状态直接关系到飞机的使用安全与经济效益, 其可靠性分析技术也受到了研究人员的广泛关注。

传统的航空发动机健康状态研究多基于可靠性分析技术展开, 通过利用航空发动机的历史失效

收稿日期: 2019-09-17; **修订日期:** 2019-11-19

通信作者: 张洋铭, 男, 助理研究员, E-mail: 352186390@qq.com。

引用格式: 李航, 张洋铭. 基于状态监测数据的航空发动机剩余寿命在线预测[J]. 南京航空航天大学学报, 2020, 52(4): 572-579. LI Hang, ZHANG Yangming. Online remaining useful lifetime prediction for aero-engine based on condition monitoring data[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2020, 52(4): 572-579.

数据进行建模分析,以实现对其可靠性和剩余寿命的估计^[1]。然而,随着技术的进步,航空发动机的可靠性与寿命日益增长,传统寿命试验成本显著提升,导致难以获取完整的失效数据,从而降低了传统基于寿命方法分析结果的可信性。性能退化数据不需要对发动机寿命周期进行全程监测即可得到,具备成本低、试验灵活等优势,因而成为了当前发动机可靠性分析研究的热点,其最具代表性成果即为航空发动机的预测与健康(Prognostics and health management, PHM)技术。PHM技术的核心是通过监测发动机的性能退化数据,建立退化模型,并由此实现了对剩余寿命的准确预测^[2-4]。

目前,基于性能退化监测数据的剩余寿命预测研究多利用伽马过程、高斯/逆高斯过程、Wiener过程等随机过程来反映设备的退化规律,因而也被称为随机退化模型。然而伽马过程、高斯/逆高斯过程的严格单调性在一定程度上制约了其适用范围,而具备非严格单调特性的Wiener过程得到了广泛地应用^[5-7]。在状态监测过程中,受外界环境干扰、传感器制造工艺等因素的制约,导致获取的状态监测数据仅能部分反映设备的真实健康状态,即设备退化过程具有隐含特性^[8]。Whitmore^[9]首次将测量误差引入退化建模,并认为其满足正态分布且与漂移系数、标准布朗运动之间相互独立。Xu等^[10]则首次将测量误差作为系统的隐含状态,并基于Wiener过程建立带测量误差的退化模型。Tang等^[11]、Si等^[12]、Zheng等^[13]则通过综合考虑漂移系数随机性、测量误差、非线性等特性,对Xu等提出的模型进行了完善。但上述研究均假设状态监测量与真实性能退化量之间线性相关,忽略了工程实践中更具一般性的非线性相关关系。虽然降低了计算难度,却制约了剩余寿命预测的准确性。针对上述问题,司小胜等^[14]提出了采用非线性过程描述退化过程的隐含特性,从而提升了剩余寿命预测的准确性。

然而,上述研究在设备剩余寿命在线预测过程中,仅对退化模型的漂移系数进行了更新,而将扩散系数假设为固定值。但上述假设并不能反映设备的真实退化规律,因为当设备的退化速率更高时,性能退化量随时间的变化率相对也更大,这意味着具有更大漂移系数的设备也应具有更大的扩散系数。基于上述分析,Wang等^[15]提出了一种自适应Wiener过程模型,并证明了漂移系数与扩散系数之间的比例关系,但该模型未能考虑设备退化过程的隐含性特征。

综上所述,当前有关于航空发动机剩余寿命预测研究尚未综合考虑隐含退化建模与退化参数的

同步更新。为此,本文基于非线性Wiener过程建立了带比例关系的隐含退化模型;基于极大似然法估计模型参数;基于贝叶斯原理同步更新漂移/扩散系数并推导出隐含状态下发动机剩余寿命的概率密度函数。最后基于NASA公开数据源,验证了本文所提方法的可行性与有效性。

1 退化模型构建

本文基于Wiener过程建模航空发动机的性能退化过程,其基本退化模型可表示为

$$X(t) = X(0) + at + bB(t) \quad (1)$$

式中: $X(0)$ 表示发动机的初始退化状态,为便于分析,常令 $X(0) = 0$; a 为漂移系数,用以表征发动机性能退化的速率; b 为扩散系数,用以体现Wiener过程在时间上的随机性; $B(t)$ 为标准布朗运动,以体现发动机自身退化的随机性。

在式(1)的基础上,通过引入非线性函数 $\phi(t|\theta)$,可将基本Wiener过程模型拓展为带非线性退化过程的模型

$$X(t) = X(0) + a\phi(t|\theta) + bB(t) \quad (2)$$

式中: $\phi(t|\theta)$ 表示时间 t 的非线性函数, θ 表示未知参量。进一步分析可以发现,式(1)是式(2)的一种特殊形式。

文献[15]提出了一种改进的自适应Wiener过程模型,以实现漂移系数与扩散系数的同步更新。该文认为,Wiener过程中的漂移系数与扩散系数具有比例关系,即

$$\rho = \frac{b^2}{a} \quad (3)$$

式(3)的具体证明过程详见文献[15],在此不再进行证明。由此,可将式(2)改写为

$$X(t) = X(0) + a\phi(t|\theta) + \sqrt{a\rho} B(t) \quad (4)$$

在利用传感器监测发动机的健康状态时,可能会受到诸多内部和外部干扰,导致发动机的真实退化信息被噪声信号包裹,出现隐含性特征。为此,本文建立了带比例关系的隐含退化模型,以实现发动机状态监测数据的准确拟合。具体退化模型可表示为

$$H(t) = G(X(t)|\tau) + \eta \quad (5)$$

式中: $H(t)$ 表示发动机的状态监测数据; $X(t)$ 表示发动机的隐含(真实)退化状态; $G(X(t)|\tau)$ 为 $X(t)$ 的非线性函数, τ 为未知参量; η 为随机噪声信号,满足 $\eta \sim N(0, \sigma^2)$ 。

2 参数离线估计

基于上述分析,可知式(5)所示发动机退化模型包含未知参数有: $a, \rho, \theta, \tau, \sigma^2$ 。进一步分析可

知, $G(X(t)|\tau)$ 为非线性函数, 这将在参数估算过程中引入奇异矩阵, 极大增加了计算的复杂度。为此, 本文对 $G(X(t)|\tau)$ 进行线性化处理, 得到其近似解为

$$G(X(t)|\tau) \approx G(X(t^*)|\tau) + (X(t) - X(t^*))G'(X(t^*)|\tau) \quad (6)$$

式中: $X(t^*)$ 表示 t^* 时刻发动机的真实性能退化量; $G'(\cdot)$ 表示一阶导数。

假设现对 N 台同类发动机进行健康状态监控, 得到监测数据 $H_{1:N} = \{H_1, H_2, \dots, H_N\}$, 其对应的真实性能退化数据为 $X_{1:N} = \{X_1, X_2, \dots, X_N\}$ 。其中, $H_i = \{H_i(t_{1,i}), H_i(t_{2,i}), \dots, H_i(t_{m_i,i})\}$ 表示第 i 台发动机在不同时刻对应的状态监测数据, 而 m_i 表示对第 i 台发动机监测的总次数。记第 i 台发动机在第 j 时刻的状态监测数据为 $H_i(t_{j,i})$, 则对应的真实性能退化量为 $X_i(t_{j,i})$ 。由此可得, 监测数据增量为 $\Delta H_{j,i} = H_i(t_{j,i}) - H_i(t_{j-1,i})$, 真实性能退化增量为 $\Delta X_{j,i} = X_i(t_{j,i}) - X_i(t_{j-1,i})$, 检测时间增量为 $\Delta T_{j,i} = \phi(t_{j,i}|\theta) - \phi(t_{j-1,i}|\theta)$ 与 $\Delta t_{j,i} = t_{j,i} - t_{j-1,i}$, 且 $t_{0,i} = 0$ 。进而可得

$$\Delta H_i = \{\Delta H_{1,i}, \Delta H_{2,i}, \dots, \Delta H_{m_i,i}\}^T$$

$$\Delta T_i = \{\Delta T_{1,i}, \Delta T_{2,i}, \dots, \Delta T_{m_i,i}\}^T$$

针对航空发动机进行状态监测, 工程实践中普遍应用 $G(X(t)|\tau) = \alpha \exp(X(t)) - \alpha$ 来表征其隐含特性。为了便于计算, 可令 $t^* = 0$, 则根据本文提出的隐含模型线性化方法, 可知发动机状态监测增量 $\Delta H_i \sim N(E_i, \Sigma_i)$, 即其服从多元正态分布, 且其对应的特征量分别为

$$E_i = \alpha \Delta T_i \quad (7)$$

$$\Sigma_i = \alpha^2 \rho D_i + \sigma^2 P_i \quad (8)$$

式中

$$D_i = \text{diag}(\Delta t_{1,i}, \Delta t_{2,i}, \dots, \Delta t_{j,i}) \quad (9)$$

$$P_i = \begin{bmatrix} 1 & -1 & 0 & \dots & 0 \\ -1 & 2 & -1 & \dots & 0 \\ \vdots & -1 & 2 & \dots & \vdots \\ 0 & \vdots & \vdots & \ddots & -1 \\ 0 & 0 & \dots & -1 & 2 \end{bmatrix}_{m_i \times m_i} \quad (10)$$

由此可得发动机状态监测数据的轮廓对数似然函数为

$$\ln L(H) = -\frac{\ln(2\pi)}{2} \sum_{i=1}^N m_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \ln(|\Sigma_i|) - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N (\Delta H_i - \alpha \Delta T_i)' \Sigma_i^{-1} (\Delta H_i - \alpha \Delta T_i) \quad (11)$$

为简化计算, 需对式(11)进行适当变形。可令 $\tilde{\alpha}^2 = \alpha^2 / \sigma^2$, $\tilde{\Sigma}_i = \Sigma_i / \sigma^2$, 则式(11)等价于

$$\ln L(H) = -\frac{\ln(2\pi)}{2} \sum_{i=1}^N m_i - \frac{1}{2} \ln \sigma^2 \sum_{i=1}^N m_i - \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^N (\Delta H_i - \alpha \Delta T_i)' \tilde{\Sigma}_i^{-1} (\Delta H_i - \alpha \Delta T_i) - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \ln(|\tilde{\Sigma}_i|) \quad (12)$$

本文采用极大似然估计法求解退化模型参数的估计值。首先求解式(12)关于 σ^2 的导数。

$$\frac{d \ln L(H)}{d \sigma^2} = -\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^N m_i + \frac{1}{2(\sigma^2)^2} \sum_{i=1}^N (\Delta H_i - \alpha \Delta T_i)' \tilde{\Sigma}_i^{-1} (\Delta H_i - \alpha \Delta T_i) \quad (13)$$

令式(13)等于零, 可得

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{\sum_{i=1}^N (\Delta H_i - \alpha \Delta T_i)' \tilde{\Sigma}_i^{-1} (\Delta H_i - \alpha \Delta T_i)}{\sum_{i=1}^N m_i} \quad (14)$$

将式(14)代入式(12), 可得

$$\ln L(H) = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \ln(|\tilde{\Sigma}_i|) - \frac{1 + \ln(2\pi) + \ln \hat{\sigma}^2}{2} \sum_{i=1}^N m_i \quad (15)$$

进一步分析可知, 求解式(15)最大值的问题等价于一个多元非线性规划问题, 因此可利用 MATLAB 软件中的 `fminsearch` 函数来实现求解过程, 进而得到参数 $a, \rho, \theta, \tilde{\alpha}$ 的估计值。然后将上述估计值代入式(14), 即可得到 $\hat{\sigma}^2$ 与 \hat{a} 。

3 参数在线更新

本文基于贝叶斯理论对退化模型漂移系数进行更新, 进而实现对剩余寿命的在线预测。假设目标发动机在 t_k 时刻的状态监测数据为 $H_k = \{H_1, H_2, \dots, H_k\}'$, 若令 $\Delta H_k = H_k - H_{k-1}$, 则基于 Wiener 过程的基本性质可知 $\Delta H_k \sim N(E_k, \Sigma_k)$ 。利用多元正态分布先后验分布的共轭特性, 可得

$$p(a|H_k) \propto p(H_k|a) p(a) \propto \exp\left[-\frac{1}{2} (\Delta H_k - \alpha \Delta T_k)' \Sigma_k^{-1} (\Delta H_k - \alpha \Delta T_k)\right] \times \exp\left(-\frac{(a - \mu_{a,0})^2}{2\sigma_{a,0}^2}\right) \propto \exp\left[-\frac{1}{2} \left(\frac{\Delta H_k}{\alpha} - \Delta T_k\right)' \left(\frac{\Sigma_k}{\alpha^2}\right)^{-1} \left(\frac{\Delta H_k}{\alpha} - \Delta T_k\right)\right] \times \exp\left(-\frac{(a - \mu_{a,0})^2}{2\sigma_{a,0}^2}\right) \propto \exp\left[-\frac{1}{2} a^2 \left(\Delta T_k' \left(\frac{\Sigma_k}{\alpha^2}\right)^{-1} \Delta T_k + \frac{1}{\sigma_{a,0}^2}\right) + a \left(\left(\frac{\Delta H_k}{\alpha}\right)' \left(\frac{\Sigma_k}{\alpha^2}\right)^{-1} \Delta T_k + \frac{\mu_{a,0}}{\sigma_{a,0}^2}\right)\right] \propto$$

$$\exp\left[-\frac{(a_k - \mu_{a,k})^2}{2\sigma_{a,k}^2}\right] \quad (16)$$

对式(16)中同类项进行合并,即可得到发动机退化模型漂移系数 a 的在线更新公式为

$$\mu_{a,k} = \frac{\sigma_{a,0}^2 \alpha \Delta H_k' \Sigma_k^{-1} \Delta T_k + \mu_{a,0}}{\sigma_{a,0}^2 \alpha^2 \Delta T_k' \Sigma_k^{-1} \Delta T_k + 1} \quad (17)$$

$$\sigma_{a,k}^2 = \frac{\sigma_{a,0}^2}{\sigma_{a,0}^2 \alpha^2 \Delta T_k' \Sigma_k^{-1} \Delta T_k + 1} \quad (18)$$

本文以退化模型参数的离线估计值为迭代更新的初始值,即 $\mu_{a,0} = \hat{a}$, $\sigma_{a,k}^2 = 0$ 。然后,利用式(17)与(18),即可实时更新退化模型的漂移系数 a 。此外,基于漂移系数与扩散系数间的比例关系,也可实现对扩散系数的同步更新。

4 剩余寿命在线预测

剩余寿命预测的核心是推导其对应的概率密度函数。为此本文先给出寿命的概率密度函数,再推导其剩余寿命的概率分布。

定义 寿命是指设备性能退化量首次达到失效阈值的时间,也称首达时间(First hitting time, FHT)。若设备退化量的失效阈值为 ω ,则其寿命 T 可表示为

$$T = \inf\{t: X(t) \geq \omega \mid \omega > 0\} \quad (19)$$

研究表明,Wiener退化过程对应的寿命分布满足逆高斯分布。在此基础上,文献[16]进一步给出了如式(2)所示非线性Wiener退化模型的寿命近似概率密度函数

$$f_T(t) \approx \exp\left(-\frac{(\omega - a\phi(t|\theta))^2}{2b^2 t}\right) \times \frac{1}{\sqrt{2\pi t^3 b^2}} \left(\omega - a\phi(t|\theta) + at \frac{d\phi(t|\theta)}{dt}\right) \quad (20)$$

若令 l_k 表示设备运行至 t_k 时刻对应的剩余寿命,易知 $T = t_k + l_k$ 。则基于设备寿命的定义式

$$\begin{cases} X_k = X_{k-1} + a(\phi(t_k|\theta) - \phi(t_{k-1}|\theta)) + \sqrt{ak} B(t_k - t_{k-1}) \\ H_k = G(X_k|\tau) + \eta \end{cases} \quad (27)$$

对 $G(X(t)|\tau)$ 进行线性化处理,则可得

$$\begin{cases} X_k = X_{k-1} + a(\phi(t_k|\theta) - \phi(t_{k-1}|\theta)) + \sqrt{ak} B(t_k - t_{k-1}) \\ H_k = \alpha X_k + \eta \end{cases} \quad (28)$$

其次,定义发动机真实性能退化量 X_k 在隐含状态 H_k 下的期望与方差分别为

$$\hat{X}_{k|k} = E(X_k | H_k) \quad (29)$$

$$\hat{P}_{k|k} = D(X_k | H_k) \quad (30)$$

进一步,可知 $\hat{X}_{k|k}$ 与 $\hat{P}_{k|k}$ 的一步向前估计值为

$$\hat{X}_{k|k-1} = E(X_k | H_{k-1}) \quad (31)$$

(19),可得设备剩余寿命的定义式为

$$L = \inf\{l_k: X(t_k + l_k) \geq \omega \mid \omega > 0\} \quad (21)$$

倘若令 $X^*(l_k) = X(t_k + l_k) - X(t_k)$,则式(2)等价于

$$X^*(l_k) = a(\phi(t_k + l_k|\theta) - \phi(t_k|\theta)) + b(B(l_k + t_k) - B(l_k)) \quad (22)$$

由Wiener过程性质可知 $B(l_k) = B(l_k + t_k) - B(t_k)$,若令 $\Pi(l_k) = \phi(t_k + l_k|\theta) - \phi(t_k|\theta)$, $X^*(0) = 0$,则式(22)可转化为

$$X^*(l_k) = X^*(0) + a\Pi(l_k) + bB(l_k) \quad (23)$$

进一步分析可知,式(23)与式(2)等价,进而可以推导出式(21)等价于

$$L = \inf\{l_k: X^*(l_k) \geq \omega - X_k \mid \omega - X_k > 0\} \quad (24)$$

式中 $X_k = X(t_k)$ 。

基于式(20)与(24),则可得设备剩余寿命的概率密度函数为

$$f_{L_k|a,X_k}(l_k | a, b, X_k) \approx \frac{1}{\sqrt{2\pi b^2 l_k^3}} (\omega - X_k - a\Lambda(l_k)) \times \exp\left(-\frac{(\omega - X_k - a\Pi(l_k))^2}{2b^2 l_k}\right) \quad (25)$$

式中 $\Lambda(l_k) = \Pi(l_k) - (d\Pi(l_k)/dl_k)l_k$ 。

若令 $a\rho = b^2$,则可得式(4)对应退化模型的剩余寿命概率密度函数。

$$f_{L_k|a_k,X_k}(l_k | a_k, X_k) \approx \frac{1}{\sqrt{2\pi a_k \rho l_k^3}} (\omega - a_k \Lambda(l_k) - X_k) \times \exp\left(-\frac{(\omega - a_k \Pi(l_k) - X_k)^2}{2a_k \rho l_k}\right) \quad (26)$$

由式(5)可知,发动机真实性能退化量 X_k 隐含于状态监测数据 H_k 中,导致其精确值未知。为了预测发动机的剩余寿命,就必须对 X_k 进行估计,为此,本文采用卡尔曼滤波的方法对其进行估计。首先,基于式(5)可得退化模型的状态空间方程为

$$\hat{P}_{k|k-1} = D(X_k | H_{k-1}) \quad (32)$$

然后,基于卡尔曼滤波原理,可得状态更新步骤为

$$\hat{X}_{k|k-1} = \hat{X}_{k-1|k-1} + a(\phi(t_k|\theta) - \phi(t_{k-1}|\theta)) \quad (33)$$

$$\hat{X}_{k|k} = \hat{X}_{k|k-1} + K(k)(H_k - \hat{X}_{k|k-1}) \quad (34)$$

$$K(k) = \frac{P_{k|k-1}}{P_{k|k-1} + \sigma^2} \quad (35)$$

$$\hat{P}_{k|k-1} = \hat{P}_{k-1|k-1} + a_k \rho (t_k - t_{k-1}) \quad (36)$$

$$\hat{P}_{k|k} = (1 - K(k)) \hat{P}_{k|k-1} \quad (37)$$

最后,设定初始值 $\hat{X}_{0|0} = 0$, 基于式(33)–(37), 即可确定 X_k 的条件分布参数为 $X_k \sim N(\hat{X}_{k|k}, \hat{P}_{k|k})$ 。在一般情况下,常认为 X_k 与 a_k 相互独立。

基于上述分析,根据全概率公式可得

$$\begin{aligned} f_{L_k|H_k}(l_k|H_k) = & \int_{-\infty}^{+\infty} f_{L_k|a_k, X_k}(l_k|a_k, X_k) f_{X_k|H_k}(X_k|H_k) \times \\ & f(a_k|H_k) dX_k da_k = \\ & E_{X_k} \left\{ f_{L_k|a_k, X_k}(l_k|a_k, X_k) \right\} f(a_k|H_k) da_k \end{aligned} \quad (38)$$

为推导出隐含状态下设备剩余寿命的概率密度函数,本文给出引理1^[11]。

引理1 若 $D \sim N(\mu, \sigma^2)$, 且 $E, F \in \mathbb{R}, G \in \mathbb{R}^+$, 则

$$\begin{aligned} E_D \left\{ (E - D) \exp \left(-\frac{(F - D)^2}{2G} \right) \right\} = \\ \sqrt{\frac{G}{\sigma^2 + G}} \exp \left(-\frac{(E - \mu)^2}{2(\sigma^2 + G)} \right) \left(E - \frac{F\sigma^2 + \mu G}{\sigma^2 + G} \right) \end{aligned} \quad (39)$$

若令 $D = X_k$, $E = \omega - a_k \Lambda(l_k)$, $F = \omega - a_k \Pi(l_k)$, $G = a_k \rho l_k$, 基于引理1可得

$$\begin{aligned} E_{X_k} \left\{ f_{L_k|a_k, X_k}(l_k|a_k, X_k) \right\} = \\ \sqrt{\frac{1}{2\pi l_k^2 (\hat{P}_{k|k} + a_k \rho l_k)}} \times \\ \exp \left(-\frac{(\omega - a_k \Lambda(l_k) - \hat{X}_{k|k})^2}{2(\hat{P}_{k|k} + a_k \rho l_k)} \right) \times \\ \left(\omega - a_k \Lambda(l_k) - \frac{(\omega - a_k \Pi(l_k)) \hat{P}_{k|k} + \hat{X}_{k|k} a_k \rho l_k}{\hat{P}_{k|k} + a_k \rho l_k} \right) \end{aligned} \quad (40)$$

基于上述分析,将式(40)代入式(38),即可得到发动机剩余寿命的概率密度函数为

$$\begin{aligned} f_{L_k|H_k}(l_k|H_k) = \\ \int_{-\infty}^{+\infty} \exp \left(-\frac{(a_k - \hat{X}_{k|k})^2}{2\hat{P}_{k|k}} \right) \times \\ \sqrt{\frac{1}{(2\pi l_k)^2 (\hat{P}_{k|k}^2 + a_k \rho \hat{P}_{k|k} l_k)}} \times \\ \exp \left(-\frac{(\omega - a_k \Lambda(l_k) - \hat{X}_{k|k})^2}{2(\hat{P}_{k|k} + a_k \rho l_k)} \right) \times \\ \left(\omega - a_k \Lambda(l_k) - \frac{(\omega - a_k \Pi(l_k)) \hat{P}_{k|k} + \hat{X}_{k|k} a_k \rho l_k}{\hat{P}_{k|k} + a_k \rho l_k} \right) da_k \end{aligned} \quad (41)$$

5 实例分析

本文基于NASA公开数据集中的涡扇发动机性能退化数据进行验证分析。选取FD001训练子集中1~6号发动机高压压气机出口压力作为主要状态检测量(FD001对应主要故障模式为高压压气机故障)。经过平滑滤波处理后(滤波窗宽20),得到6台发动机寿命周期内的状态监测数据,具体如图1所示。

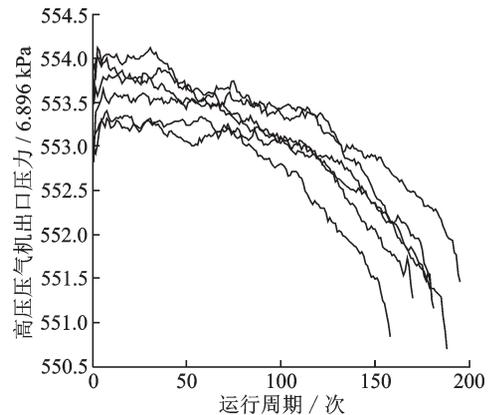


图1 发动机寿命周期健康状态变化轨迹

Fig.1 Changing track of engines' health condition

为便于分析,将本文所提基于隐含退化建模的剩余寿命预测方法记为M0,文献[15]提出的不考虑隐含退化建模的剩余寿命预测方法记为M1,文献[14]提出的未能同步更新漂移与扩散系数的剩余寿命预测方法记为M2。本文选取3号发动机作为目标设备进行分析,可知其寿命为188次,失效阈值为 550.7×6.896 kPa。经工程实践证明,发动机性能退化规律具有一定指数特性,因此采用 $\phi(t|\theta) = t^\theta$ 描述其非线性退化过程具有合理性。对图1所示状态监测数据的初始值进行归零处理,可得发动机性能退化轨迹(图2)。由图2可知,航空发动机的退化过程带有明显的非单调性,从侧面说明了采用Wiener过程进行退化建模的合理性。

将发动机性能退化数据代入M0、M1与M2对

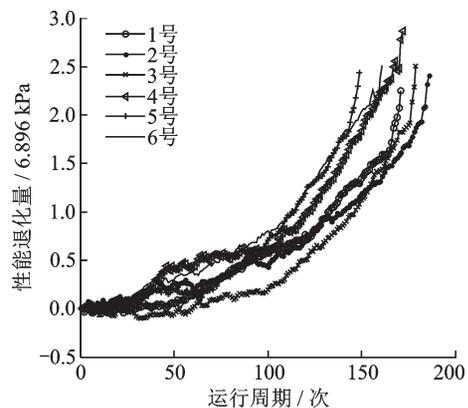


图2 发动机性能退化轨迹

Fig.2 Degradation path of engines

应的退化模型,可得到不同模型对应的参数估计值,具体如表 1 所示。

表 1 退化模型参数估计值
Table 1 Estimation of degraded model

M0	a	θ	α	ρ	σ^2	$\ln(L(H))$	P_{AIC}
	$7.383\ 6e-3$	$2.130\ 3$	$2.487\ 3e-3$	$7.664\ 6e-9$	$5.325\ 2e-2$	$42.227\ 3$	$-74.454\ 7$
M1	a	θ	ρ	σ^2		$\ln(L(H))$	P_{AIC}
	$3.448\ 6e-5$	$2.211\ 4$	$2.702\ 0e-8$	$5.328\ 9e-2$		$40.447\ 4$	$-72.894\ 8$
M2	a	θ	α	b^2	σ^2	$\ln(L(H))$	P_{AIC}
	$4.670\ 8\ e-3$	$2.135\ 3$	$3.931\ 9e-4$	$1.531\ 8e-08$	$5.285\ 9e-2$	$39.897\ 4$	$-69.794\ 8$

为对比分析 M0、M1 与 M2 对应退化模型的准确性,本文引入赤池信息量准则(Akaike information criterion, AIC)作为判别标准,其定义式为 $P_{AIC} = 2m - 2\ln H$,其中: m 代表退化参量个数;且 AIC 值越小,表示退化模型的拟合性越好,准确性越高。由表 1 可知,M0 具有最小的 P_{AIC} 值,表明 M0 较 M1 与 M2 建模准确性更高,更贴近于发动机的真实性能退化过程。

基于上述退化模型参数估计结果,可进一步给出 M0、M1 与 M2 对应的剩余寿命预测情况,详见图 3。

图 3 给出状态监测区间[140,160]内 M0、M1 与 M2 对应的剩余寿命预测情况。由图 3(a)可知,M0

对应的剩余寿命概率密度函数可以完全包含目标发动机的真实剩余寿命,而 M1 较 M0 明显左偏,且在区间[140,155]内存在概率密度函数无法包含真实剩余寿命的情况,这表明 M0 较 M1 剩余寿命预测准确性更高,进一步证明了发动机状态监测数据存在隐含特性。由图 3(b)可知,M0 与 M2 均可完全包括目标发动机的真实剩余寿命,但 M0 对应的剩余寿命概率密度函数较 M2 更窄,表明在置信度相同的情况下,M0 具有更短的置信区间,说明 M0 较 M2 具有更高的预测精度,表明同步更新漂移系数与扩散系数有助于提升剩余寿命预测精度。

为了进一步对比分析,本文采用剩余寿命预测的均方误差来衡量 M0、M1 与 M2 的优劣区别。均方误差 P_{MSE} 的计算公式为

$$P_{MSE} = \int_0^{\infty} (l_k - T + t_k)^2 f_{L_k|H_k}(l_k|H_k) dl_k \quad (42)$$

基于目标发动机的状态监测数据,利用式(42)即可得到 M0、M1 与 M2 在剩余寿命预测过程中均方误差值的变化情况,具体如图 4 所示。

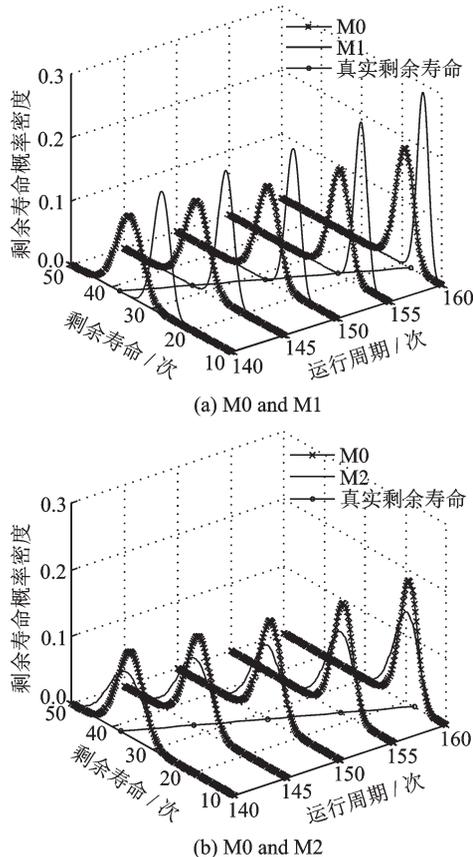


图 3 发动机剩余寿命预测

Fig.3 RUL prediction of engines

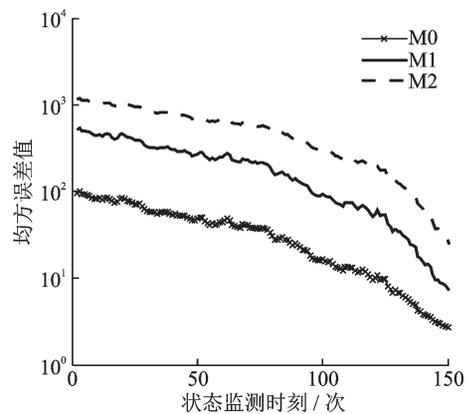


图 4 剩余寿命预测均方误差

Fig.4 P_{MSE} of RUL prediction

由图 4 可知,M0 较 M1 与 M2 的均方误差值更低,表明 M0 的预测准确性均优于 M1 与 M2,证明了本文所提剩余寿命预测方法较传统方法更具优

势。同时,也进一步说明了在发动机剩余寿命预测过程中,综合考虑隐含退化建模与参数同步更新具有必要性。

为进一步验证本文所提方法的有效性,本文另外选取1号和5号发动机作为目标设备进行分析,并给出不同时刻M0、M1与M2对应的设备剩余寿命预测95%置信区间,具体情况如表2所示。

由表2可知,在不同时刻,M0与M2对应剩余

寿命预测95%置信区间均可完全包含目标设备的真实剩余寿命,而M1对应剩余寿命预测置信区间则无法完全包括目标设备的真实剩余寿命,表明M0与M2较M1的预测准确性更高。进一步可知,M0对应剩余寿命预测置信区间较M2更窄,说明M0较M2预测结果更集中,预测精度更高。基于上述分析,进一步证明了本文所提剩余寿命预测方法在预测准确性和精度方面更具优势。

表2 剩余寿命预测95%置信区间

Table 2 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(M0)	置信区间(M1)	置信区间(M2)
1	130	41	[36.10, 46.28]	[30.14, 38.67]	[34.34, 52.57]
	140	31	[26.75, 35.25]	[22.33, 29.11]	[24.38, 38.29]
	150	21	[17.41, 24.69]	[16.42, 22.01]	[15.14, 26.98]
3	140	38	[26.07, 43.52]	[21.15, 35.10]	[25.31, 48.17]
	150	28	[20.74, 34.34]	[15.53, 28.38]	[20.14, 38.22]
	160	18	[12.51, 24.83]	[10.42, 20.01]	[11.82, 27.14]
5	120	29	[23.04, 32.55]	[21.10, 28.88]	[22.06, 36.14]
	130	19	[14.11, 22.37]	[12.89, 18.38]	[11.57, 24.08]
	140	9	[6.50, 13.88]	[6.13, 11.07]	[4.41, 13.20]

6 结 论

(1)本文构建了带比例关系的隐含非线性退化模型,与传统航空发动机性能退化模型相比具备更好的模型拟合性;

(2)基于贝叶斯原理同步更新漂移系数与扩散系数,实现对航空发动机剩余寿命的在线预测,提升了预测精度;

(3)基于NASA公开数据进行验证分析,得出本文方法对应的 P_{AIC} 值与 P_{MSE} 值均较传统方法更低,且剩余寿命预测精度与准确性更高,进一步证明了本文方法的优势。

参考文献:

[1] HENG A, ZHANF S, TAN A C C, et al. Rotating machinery prognostics: State of the art, challenges and opportunities[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2009, 23(3): 724-739.

[2] 尤明懿. 基于状态监测数据的产品寿命预测与预测维护规划方法研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2012. YOU Mingyi. Research on methods for condition based product residual life prediction and predictive maintenance scheduling[D]. Shanghai: Shanghai Jiao

Tong University, 2012.

[3] 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.

[4] WANG H, JIANG Y. Performance reliability prediction of complex system based on the condition monitoring information[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2013, 2013: 1-7.

[5] PENG C, TSENG S. Mis-specification analysis of linear degradation models[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2009, 58(3): 444-455.

[6] YE Z, CHEN N, TSUI K L. A Bayesian approach to condition monitoring with imperfect inspections[J]. Quality and Reliability Engineering International, 2015, 31(3): 513-522.

[7] 蔡忠义, 陈云翔, 项华春, 等. 融合先验加速退化与外场退化信息的可靠性评估方法[J]. 系统工程与电子技术, 2016, 38(4): 970-976. CAI Zhongyi, CHEN Yunxiang, XIANG Huachun, et al. Reliability assessment method with integrated prior accelerated degradation and field degradation data [J]. Systems Engineering and Electronics, 2016, 38(4): 970-976.

- [8] ZHAI Q, YE Z. Robust degradation analysis with non-Gaussian measurement errors[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2017, 66(11): 2803-2812.
- [9] WHITMORE G. Estimating degradation by a Wiener diffusion process subject to measurement error[J]. Lifetime Data Analysis, 1995, 1(3): 307-319.
- [10] XU Z G, JI Y D, ZHOU D H. Real-time reliability prediction for a dynamic system based on the hidden degradation process identification[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2008, 57(2): 230-242.
- [11] TANG S J, GUO X, YU C, et al. Real time remaining useful life prediction based on nonlinear Wiener based degradation processes with measurement errors [J]. Journal of Central South University, 2014, 21(12): 4509-4517.
- [12] SI X S, WANG W B, HU C H, et al. Estimating remaining useful life with three-source variability in degradation modeling[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2014, 63(1): 167-190.
- [13] ZHENG J F, SI X S, HU C H, et al. A nonlinear prognostic model for degrading systems with three-source variability[J]. IEEE Transaction on Reliability, 2016, 65(2): 736-750.
- [14] 司小胜, 胡昌华. 数据驱动的设备剩余寿命预测理论及应用 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2016.
SI Xiaosheng, HU Changhua. Data-driven remaining useful life prediction theory and applications for equipment [M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2016.
- [15] WANG H, MA X B, ZHAO Y. An improved Wiener process model with adaptive drift and diffusion for online remaining useful life prediction[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 127: 370-387.
- [16] SI X S, WANG W B, 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.

(编辑:夏道家)