

基于非线性 Wiener 过程航空发动机性能退化预测*

郭 庆, 李印龙, 郑天翔

(中国民航大学 航空工程学院, 天津 300300)

摘 要: 针对基于线性随机过程航空发动机性能退化预测精度不高的问题, 提出了一种漂移系数为指数形式的非线性 Wiener 过程发动机性能退化建模的方法, 可以预测航空发动机的性能退化。基于直接监测发动机性能退化数据, 构建发动机性能退化模型, 根据 Wiener 过程首次达阈值的数学性质, 推导出性能退化的概率分布。通过极大似然估计构建退化模型中未知参数的似然函数, 利用遗传算法得到发动机总体模型参数的离线估计值。考虑到不同发动机个体间的差异性, 采用贝叶斯公式, 结合发动机的实时监测数据与总体模型参数的先验分布对模型中随机参数进行实时更新, 从而达到对个体发动机性能退化的实时预测。最后, 选择商用航空发动机仿真数据集 (C-MAPSS) 进行实验, 结果表明: 对个体发动机基于非线性随机过程方法, 实时更新非线性 Wiener 方法能够提高航空发动机运行后期性能退化预测的准确性, 提供更加可靠的预防性维修决策。

关键词: 航空发动机; 非线性 Wiener; 性能退化建模; 参数估计; 遗传算法; 贝叶斯更新; 性能退化预测

中图分类号: V267 文献标识码: A 文章编号: 1001-4055 (2021) 09-1956-08

DOI: 10.13675/j.cnki.tjjs.200411

Performance Degradation Prediction of Aero-Engine Based on Nonlinear Wiener Process

GUO Qing, LI Yin-long, ZHENG Tian-xiang

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

Abstract: Aiming at the problem of low accuracy of aero-engine performance degradation prediction based on linear stochastic process, a nonlinear Wiener process engine performance degradation modeling method with exponential drift coefficient is proposed, which can predict the performance degradation of aero-engine. Based on the direct monitoring of engine performance degradation data, the engine performance degradation model was constructed, and the probability distribution of remaining life was deduced according to the mathematical properties of the first threshold time of Wiener process. The likelihood function of unknown parameters in the regression model is constructed by maximum likelihood estimation, and the off-line estimation of the overall model parameters of the engine is obtained by genetic algorithm. Considering the differences among different engine individuals, the Bayesian formula is used to update the random parameters in the model in real time by combining the real-time monitoring data of the engine with the prior distribution of the overall model parameters, so as to update the residual life prediction of the individual engine in real time. Finally, the commercial aviation engine simulation data set (C-MAPSS) is selected for experimentation. The results show that: for individual engines based on

* 收稿日期: 2020-06-03; 修订日期: 2020-11-03。

基金项目: 中国民航大学研究生科研创新资助项目 (2020YJS014)。

通讯作者: 郭 庆, 硕士, 副教授, 研究领域为航空装备综合保障。

引用格式: 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 Qing, LI Yin-long, ZHENG Tian-xiang. Performance Degradation Prediction of Aero-Engine Based on Nonlinear Wiener Process[J]. *Journal of Propulsion Technology*, 2021, 42(9):1956-1963.)

the nonlinear stochastic process method, real-time updating of the nonlinear Wiener method can improve the accuracy of the performance degradation prediction of the aircraft engine in the later stage of aero-engine operation, and provide more reliable preventive maintenance decisions.

Key words: Aero-engine; Nonlinear Wiener; Performance degradation modeling; Parameter estimation; Genetic algorithm; Bayesian update; Performance degradation prediction

1 引言

当前民航系统发展面临航空业安全与增益突出矛盾,保证航空发动机安全高效运行,成为了缓解矛盾的必要措施。航空发动机在高温、高压的恶劣条件下长时间在翼运行^[1],导致性能逐渐退化。当发动机性能指标退化到失效阈值^[2],易引发严重的飞机事故。因此,实时对航空发动机性能退化预测尤为重要,性能退化预测量化体现在航空发动机剩余使用寿命(Remaining useful life, RUL)^[3]预测。其中实时对航空发动机进行准确 RUL 预测已经成为了航空发动机预测与健康管理(Prognostics and health management, PHM)的核心^[4],还可以辅助指导维修决策^[5],降低发动机的运营成本。

目前,基于直接监测数据驱动^[6]的航空发动机性能退化剩余寿命预测方法是 PHM 研究热门,主要分为概率统计和机器学习。在浅层机器学习方面,Chen 等^[7]采用支持向量机(Support vector machine, SVM)同时引入权重可调系数,对航空发动机剩余寿命进行预测;王焯等^[8]基于时间序列建模将 Bayesian 推断应用于最小二乘支持向量机(Least square support vector machine, LS-SVM)模型中,构建了发动机在翼寿命的非线性预测模型。在深度学习方面,Deutsch 等^[9]采用融合深度置信网络(Deep belief network, DBN)和前馈神经网络(Feed forward Neural network, FNN)方法预测旋转设备剩余寿命;Zhang 等^[10]改进了传统 DBN,设置每个 DBN 输出权重比,提出多目标深度置信网络预测航空发动机剩余寿命;Wu 等^[11]将长短记忆(Long short-term memory, LSTM)应用于发动机的剩余寿命预测中,效果明显优于循环神经网络(Recurrent neural network, RNN)模型。但是以上模型难以获得剩余寿命解析概率分布。因此,对于传统的统计数据驱动方法,Le 等^[12]首先采用 Gibbs 进行随机滤波,然后基于 Gamma 过程特性,估计 RUL;Khanh 等^[13]将随机过程与主成分分析法(Principal component analysis, PCA)相结合,对发动机进行退化建模并估计 RUL,其预测效果较好且可以有效指导维修决策,体现出概率方法的优点。在随

机过程研究中,Wiener 过程具有良好的数学特性^[14],是目前工程领域中应用最为广泛的性能退化模型。胡昌华等^[15]系统研究了基于 Wiener 过程退化数据分析以及剩余使用寿命预测的方法;司小胜等^[16]进一步探究了非线性 Wiener 过程的解析解,并实现了对复杂系统的剩余寿命的预测;针对民航发动机性能衰退,任淑红^[17]证明了其符合 Wiener 过程;刘君强等^[18]实现了基于多阶段线性 Wiener 过程对航空发动机个体性能退化的预测;赵广社等^[19]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,建立了基于欧氏距离的航空发动机监测信息融合模型,构建了基于维纳过程的航空发动机退化模型,实现对发动机剩余寿命的估计。

综上所述,对于发动机性能退化研究成果大多基于线性 Wiener 过程,但发动机性能退化轨迹具有非线性特点。因此,本文尝试通过构造漂移系数为指数形式的实时更新非线性 Wiener 模型,实现航空发动机性能退化建模并实时预测性能退化。最后,利用商用模块化航空推进系统仿真(Commercial modular aero-propulsion system simulation, C-MAPSS)数据集对所提方法进行验证。

2 方法

2.1 发动机性能退化建模

2.1.1 发动机退化参数及失效阈值确定

导致发动机失效的因素有很多,其中,单元体性能退化导致整机失效是常见的一类,本文以高压压气机故障导致整机性能退化^[20]为例,阐述性能退化机理。当高压压气机性能衰退时,其修正后的压气机特性参数将重新进行平衡工作点的计算,即得到了退化后的发动机共同工作线。根据单元体退化对发动机性能影响模型,可以得到,当发动机推力一定的前提下,燃油消耗率(Special fuel consumption, SFC)和涡轮前温度(T_4^*)将随着使用时间的变化逐步上升,一直到发动机失效。因此在实际工作中广泛采用发动机排气温度裕度(Exhaust gas temperature margin, EGTm)作为监控指标。本文根据行业惯例采用排气温度(Exhaust gas temperature, EGT)作为监控

指标,实现对发动机性能退化表征,并进行性能退化预测。

确定 EGT 的失效阈值较为困难,由于发动机退化过程的随机性,统计不同发动机在真实失效时对应的失效阈值是不同的,并且存在奇异值点。为了减小性能退化预测的不确定性,对于航空发动机来讲,在给定相同的失效模式和操作条件下,去除数据中的奇异值,在考虑运行安全性的前提下,发动机的失效阈值取不同发动机失效时达到阈值的最小值。

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} 的性能指标 (N 表示共有 N 组检测数据),失效阈值^[21]可通过下式确定。

$$X_f = \min(x_{1,N_1}, \dots, x_{i,N_i}) \quad (1)$$

易得发动机的失效阈值 X_f 即为式(1)的最优解。

2.1.2 发动机性能退化建模

航空发动机是在高温高压高转速的恶劣环境下工作,性能退化主要是由热化学腐蚀、机械磨损和裂纹扩张等原因造成。其各自的退化模型可以概括为以下几个方面:

(1) Arrhenius 模型^[22]用以描述热化学腐蚀,如公式(2)所示。

$$t_f = A e^{\frac{\Delta H}{kT}} \quad (2)$$

式中 t_f 为达到失效时经历的时间, T 为发生失效时的温度阈值,用绝对温度表示, k 为玻尔兹曼常数, A 为比例因子, ΔH 为激活能。

(2) Coffin-Manson-Arrhenius 模型^[23]用以描述机械裂纹扩展,如式(3)所示。

$$N_f = A f^{-\alpha} \Delta T^{-\beta} G(T_{\max}) \quad (3)$$

式中 N_f 为失效循环数, A 为比例因子, f 为循环频率, ΔT 为温度变化范围, $G(T_{\max})$ 为在每个循环中达到的最高温度下评估的 Arrhenius 项, α 为循环频率指数, β 为温度范围指数。

(3) Eyring 模型^[24]用以描述高压引起的机械部件变形过程,如式(4)所示。

$$t_f = A T^\alpha e^{\left\{ \frac{\Delta H}{kT} + \left(B + \frac{C}{T} \right) U_1 + \left(D + \frac{E}{T} \right) U_2 \right\}} \quad (4)$$

式中 t_f 为达到失效经历的时间, α , ΔH , A , B , C , D 和 E 为决定应力组合之间加速度的常数, U_1 , U_2 为相关的应力(比如电压或电流的函数), T 为温度,单位为开尔文, k 为玻尔兹曼常数。

综上,所有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,性能退化波动呈随机性。因此本文采用 Wiener 随机过程来描述航空发动机性能随机退化过程。由于发动机性能退化符合非线性 Wiener 过程^[17-18],故发动机性能衰退建模如下

$$X(t) = X(0) + \alpha \int_0^t \mu(\nu, \beta) d\nu + \sigma_B B(t) \quad (5)$$

式中 σ_B 表示扩散系数, $B(t)$ 表示标准布朗运动;为了方便起见并且不失一般性,主要假设 $X(0)=0$,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, α 表示随机参数,刻画同类发动机中不同个体的差异性, β 表示共性参数,表示同类发动机的共性退化特性。且 $\alpha \sim N(\mu_\alpha, \sigma_\alpha^2)$, 且假定 α 和 $B(t)$ 之间统计独立。

2.1.3 发动机剩余寿命预测建模

基于首达阈值时间(First threshold time, FHT)^[25]的概念来定义航空发动机的失效寿命,即如果发动机的性能退化过程 $\{X(t), t \geq 0\}$ 首次等于或者超过发动机的失效阈值 X_f 时,则认为发动机失效,此时对应的时间为发动机的寿命。则寿命 S 定义为

$$S = \inf \{t: X_t \geq X_f | X(0) < X_f\} \quad (6)$$

如前所述,在当前时刻 t 时,剩余寿命 L_t 则可以定义为

$$L_t = \inf \{t: S - t | S > t\} \quad (7)$$

由于式(5)中非线性部分的存在,通常难以得到式(6)定义下的发动机寿命 S 的概率密度函数的精确解析解。为了得到 S 的解析形式的概率密度函数,这里采用文献[25]中的方法,在给定随机参数情况下, $\{X(t), t \geq 0\}$ 穿越失效阈值 X_f 首达时间下的概率密度函数为

$$f_{S|\alpha}(t|\alpha) \cong \frac{X_f - \alpha (\exp\{\beta t\} - \beta t \exp\{\beta t\} - 1)}{\sigma_B t \sqrt{2\pi t}} \exp \left\{ - \frac{(X_f - \alpha \exp\{\beta t\} + \alpha)^2}{2\sigma_B^2 t} \right\} \quad (8)$$

当考虑个体发动机间差异性时,寿命 S 的无条件概率密度函数 $f_S(t)$,可在式(8)的基础上通过全概率公式得到

$$f_S(t) = \int_{\Omega} f_{S|\alpha}(t|\alpha) f(\alpha) d\alpha = E_{\alpha} [f_{S|\alpha}(t|\alpha)] \quad (9)$$

式中 $f(\alpha)$ 是随机参数 α 的概率密度函数, Ω 是随机参数 α 的参数空间。

得到发动机寿命 S 的概率密度函数 $f_s(t)$, 具体的发动机性能退化概率密度函数也可以相应得到。令 $t_k (k \in N^+)$ 表示当前时刻, l_k 表示 t_k 时刻发动机的剩余寿命。若退化设备在时刻 t 首次达到失效阈值, 那么实际剩余寿命为 $l_k = S - t_k$ 。利用布朗运动的独立增量性, 由式(5)可得

$$Y(l_k) = Y(0) + \alpha \int_{t_k}^{t_k + l_k} \mu(\nu, \beta) d\nu + \sigma_B B(l_k) \quad (10)$$

基于式(7)和(8)可以得到发动机剩余寿命 l_k 的概率密度函数如下

$$f_{l_k}(l_k) \cong \frac{1}{\sqrt{2\pi l_k^2 [\sigma_{\alpha k}^2 \gamma(l_k)^2 + \sigma_B^2 l_k]}} \cdot \left\{ X_f - x_k - \vartheta(l_k) \frac{\sigma_{\alpha k}^2 (X_f - x_k) \gamma(l_k) + \mu_{\alpha k} \sigma_B^2 l_k}{\sigma_{\alpha k}^2 \gamma(l_k)^2 + \sigma_B^2 l_k} \right\} \exp \left\{ - \frac{[X_f - x_k - \mu_{\alpha k} \gamma(l_k)]^2}{2 [\sigma_{\alpha k}^2 \gamma(l_k)^2 + \sigma_B^2 l_k]} \right\} \quad (11)$$

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(11)得到发动机性能退化时剩余寿命 l_k 的期望值如下

$$E(L_k) = \int_0^l l_k f(l_k) dl_k \quad (12)$$

2.2 发动机退化模型的参数估计

2.2.1 构建参数估计模型

基于发动机性能退化参数可以直接测量, 假定有 N 台发动机, 第 n 台设备的退化数据分别在 $t_{n,1}, \dots, t_{n,m_n}$ 时刻得到, 其中 m_n 代表 n 台发动机的测量数目, 且 $n=1, 2, \dots, N$ 。则第 n 台发动机在第 j 个测量时刻 $t_{n,j}$ 的退化状态可以表示为

$$X_n(t_{n,j}) = \alpha_0 \exp\{\beta t_{n,j}\} + \sigma_B(t_{n,j}) \quad (13)$$

令 $X_n = (x_n(t_{n,1}), \dots, x_n(t_{n,m_n}))^T$, X 代表所有发动机性能退化数据集, 由 $X_n, n = 1, \dots, N$ 组成, 根据式(13)和标准布朗运动 $B(t)$ 的独立增量性质, 可知 X_n 服从多维正态分布^[26], 其均值和协方差分别为

$$\tilde{\mu}_n = \mu_{\alpha} T_n, \Sigma_n = \Omega_n + \sigma_{\alpha}^2 T_n T_n^T \quad (14)$$

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

$$Q_n = \begin{bmatrix} t_{n,1} & t_{n,1} & \cdots & t_{n,1} \\ t_{n,1} & t_{n,2} & \cdots & t_{n,2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ t_{n,1} & t_{n,2} & \cdots & t_{n,m_n} \end{bmatrix}, \Omega_n = \sigma_B^2 Q_n \quad (15)$$

由于不同发动机个体的退化过程之间是相互独立的, 在数据 X 下关于参数 $\Theta = (\mu_{\alpha}, \sigma_{\alpha}^2, \sigma_B^2, \beta)$ 的对数似然函数^[27]可表示为

$$\ell(\Theta | X) = -\ln(2\pi) \sum_{n=1}^N m_n - \frac{1}{2} \sum_{n=1}^N \ln |\Sigma_n| - \frac{1}{2} \sum_{n=1}^N (X_n - \mu_{\alpha} T_n)^T \Sigma_n^{-1} (X_n - \mu_{\alpha} T_n) \quad (16)$$

2.2.2 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(16)所示, 其本质是多参数优化求解。本文拟采用遗传算法^[28]来实现超参数的估计。采用实数编码, 即用矢量 $\theta = [\mu_{\alpha 1}, \sigma_{\alpha 2}^2, \sigma_{B 3}^2, \beta_4]^T$ 表示一个个体(或染色体), 同时 θ 也代表式(16)中 $\max(\ell(\Theta | X))$ 的一个解。在 4 维搜索空间中, 随机生成均匀分布的初始个体构成初始种群。参数估计流程如图 1 所示。

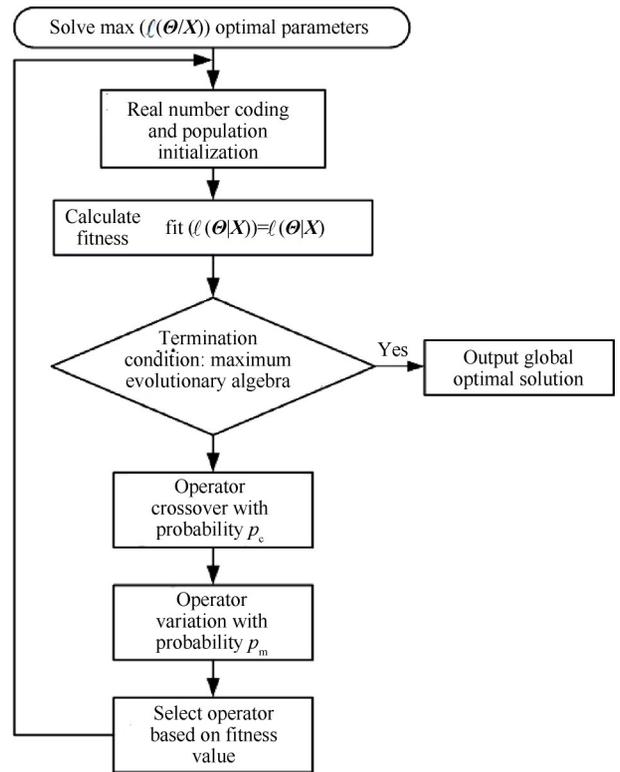


Fig. 1 Overall parameter estimation

2.2.3 个体发动机参数更新

对于单独个体发动机性能退化过程来讲, 由于不同发动机之间存在的个体差异性, 所以需要实时

更新随机参数 α 以便提高发动机剩余寿命预测精度。在发动机寿命周期内的任一时刻 t_k , 退化模型的随机参数 α 可以通过该发动机在 t_k 之前的所有观测数据 $x_{1:k} = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 进行估计。根据贝叶斯更新, 在 t_k 时刻发动机的性能退化模型随机参数 α 的更新值为

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

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

结合总体发动机参数的先验估计和个体发动机在线更新, 即得到该台发动机在 t_k 时刻剩余寿命的概率密度函数。

3 结果与讨论

3.1 数据集描述

本文采用 NASA 的 C-MAPSS 数据集中 FD001 数据集^[30]进行实验验证, C-MAPSS 数据集是研究航空发动机性能退化预测的基准数据集。FD001 数据集模拟了高压压气机性能衰退状况下整机各站位的性能退化数据。图 2 为 C-MAPSS 发动机上半部分的截面示意图。FD001 数据中包含 100 台发动机的全寿命训练数据, 数据集中的前 3 列为飞行条件, 剩余的 21 列为发动机运行中各站位采集的性能监测变量。并且数据集中每台发动机带有不同程度的初始性能退化, 数据中引入了大量随机白噪声。

3.2 数据集预处理

如前文所述, 选择 T_{50} (低压涡轮出口总温度) 为发动机的性能监测指标。由于初始数据有着极大的随机特性, 并且在每一个监测参数数据中都加入了大量随机噪点, 并且该发动机仿真数据集存在一定未知程度的初始退化, 如图 3 所示, 展示了发动机的性能退化趋势。

$$p(\alpha | x_{1:k}) \propto p(x_{1:k} | \alpha) \pi_0(\alpha) \quad (17)$$

式中 $p(x_{1:k} | \alpha)$ 表示随机参数 α 的似然函数, 可以利用布朗运动的性质得到, 同时 $p(x_{1:k} | \alpha)$ 和 $\pi_0(\alpha)$ 都为正态分布。因此, 在 t_k 时刻可得到发动机性能退化模型随参数 α 的后验分布^[29]如下

针对原始发动机性能退化数据不满足于建模研究, 从而需要对退化数据进行预处理。对于全寿命周期中的性能退化数据, 在不改变数字特征情况下, 减去前十个循环数据的均值, 从而降低了退化数据的数量级, 便于模型中的计算。同时也采用平滑滤波进行数据滤波处理, 减小数据集中白噪声的影响。因此可以在前文建立的数学模型中进行相应的计算。随机取出一台发动机性能指标 T_{50} 滤波图展示, 如图 4 所示。

3.3 实验结果

文中采用发动机性能退化轨迹为非线性, 漂移系数 $\Lambda(t, \theta) = \alpha \exp(\beta t)$ 为指数函数。如前文采用极大似然估计方法构建共性参数和先验随机参数组成的对数似然函数, 基于式 (16), 采用遗传算法求得该式最优解, 求得四个未知参数的先验值, 参数估计结果参见表 1。并且基于文献 [25] 利用对数似然函数轮廓图验证, 如图 5 所示。

随机取出一台发动机的性能指标 T_{50} , 进行验证。由于个体发动机存在的差异性, 且服从正态分布。所以基于贝叶斯准则进行发动机的参数 α 均值 ($\mu_{\alpha k}$) 和方差 ($\delta_{\alpha k}$) 的实时更新。根据表 1 中的参数估计值为先验信息, 利用测试发动机得到的发动机失效数

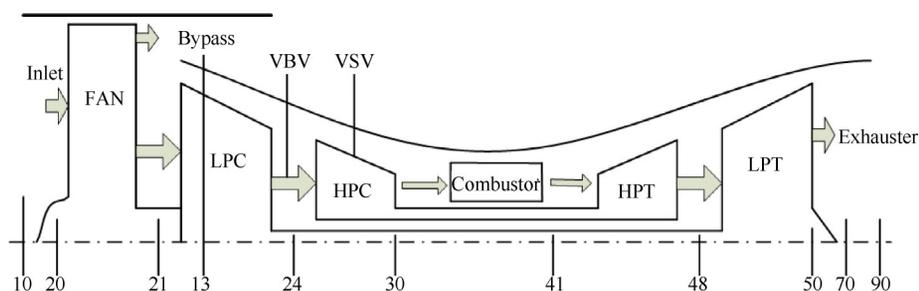


Fig. 2 Schematic diagram of the upper half of the C-MAPSS simulation engine

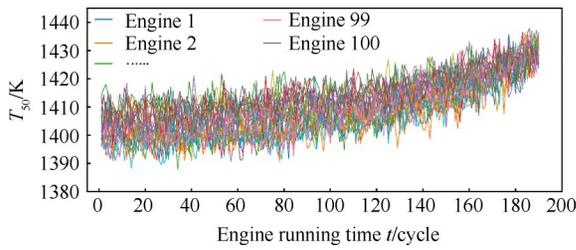


Fig. 3 Engine performance degradation

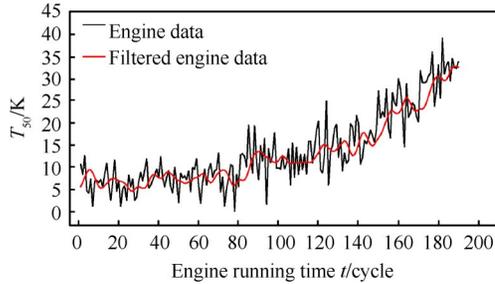


Fig. 4 Filter graph of engine performance degradation data

Table 1 Parameter estimation results

$\hat{\mu}_{\alpha,0}$	$\hat{\sigma}_{\alpha,0}$	$\hat{\beta}$	$\hat{\sigma}_B$
0.7248	1.4134	0.0121	0.2155

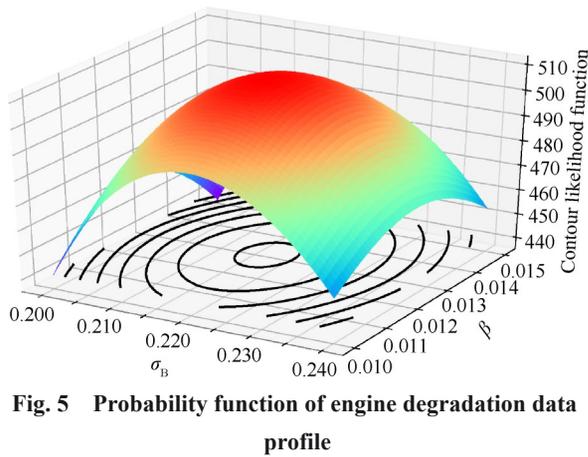


Fig. 5 Probability function of engine degradation data profile

据可实现随机参数 α 分布参数的实时更新,如图 6 所示。针对于个体发动机采用实时更新非线性 Wiener 过程和未实时更新过程进行发动机性能退化预测,两种方法下的发动机剩余寿命预测值与真实值的对比如图 7 所示。图中黑线表示发动机实际剩余寿命,红线表示发动机预测剩余寿命,其值为根据式(12)得到的某一监测时刻的发动机的剩余寿命的期望值。由图可知,采用实时更新方法的 RUL 预测精度比未进行实时更新的 RUL 在发动机循环后期预测精度有效提高。其中,在发动机运行的后期 160~190 循环之间,实际剩余寿命值与预测值相差在 5 个循环以内。

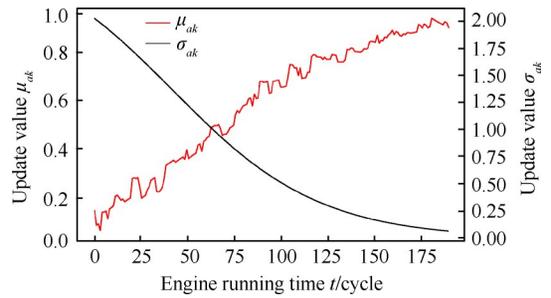
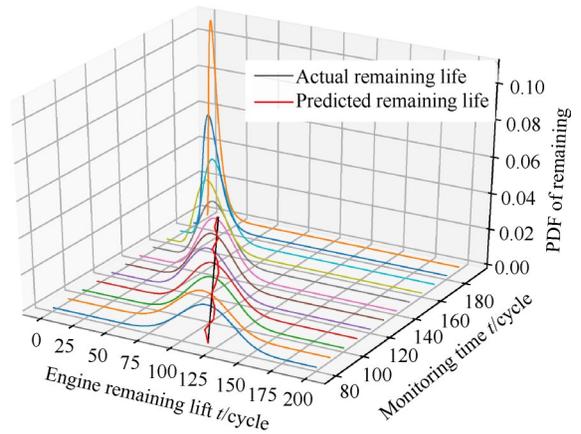
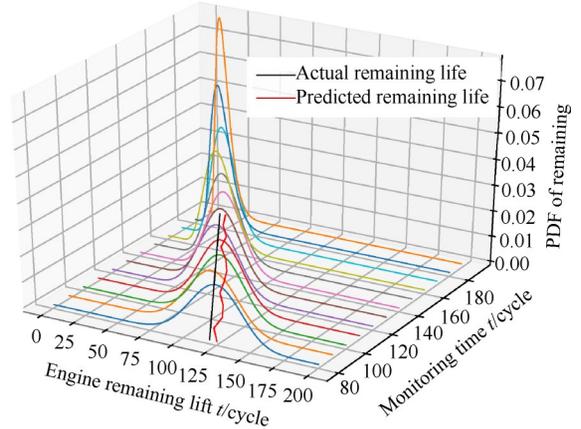


Fig. 6 Parameter update results



(a) Real-time update of RUL prediction results of nonlinear Wiener



(b) Nonlinear Wiener RUL prediction results

Fig. 7 Results of remaining life prediction under two methods

3.4 实验分析

为了进一步量化比较发动机剩余寿命的预测精度,采用可靠性领域中常用的均方根误差(Root mean square error, RMSE)^[31]和平均绝对误差(Mean absolute error, MAE),同时考虑了剩余寿命预测的精度和不确定性,在 t_k 时刻的定义式为

$$P_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (l_k - \tilde{l}_k)^2} \quad (20)$$

$$P_{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n |l_k - \tilde{l}_k| \quad (21)$$

根据图7预测的性能退化概率密度函数,可以计算 P_{RMSE} 和 P_{MAE} 。分别记实时更新非线性 Wiener 和未实时更新非线性 Wiener 两种方法为 M1 和 M2。结果见表2模型测度比较。

Table 2 Comparison of individual engine model measurements

Item	M1	M2
P_{RMSE}	2.0137	2.2898
P_{MAE}	4.1025	4.6289

从图7可以发现,随着时间的推移,基于两种方法的 RUL 预测误差都越来越小。从表2发现,实时更新的非线性 Wiener 方法相比未实时更新的方法的均方根误差降低了 12.06%, 平均绝对误差降低了 11.37%。表明实时更新的非线性 Wiener 预测精度有效提高,减小了发动机个体差异性所带来的预测误差。

为了进一步验证提出的方法对于预测航空发动机性能退化的精确度,随机取出5台发动机进行验证。仍然采用 M1 和 M2 两种办法进行比较,如表3所示。由此可以看出,不同型号发动机存在个体差异性的情况下,方法 M1 在指标 RMSE 和 MAE 方面均优于方法 M2。进一步验证了非线性 Wiener 实时更新过程的普适性,可以有效辅助指导预防性维修工作。

Table 3 Comparison of remaining useful life prediction errors

Engine number	P_{RMSE}		P_{MAE}	
	M1	M2	M1	M2
5	3.1028	3.9538	3.9654	4.6140
20	5.0687	5.5614	6.9086	7.4138
48	4.5716	4.9863	5.0161	5.4562
69	3.0127	3.5158	4.1307	4.7813
81	2.2174	2.9283	4.0326	4.8539

4 结论

通过本文研究,得到如下结论:

(1)文中提出基于漂移系数为指数形式的非线性 Wiener 过程对发动机的性能退化建模的方法,能够较好地拟合航空发动机的实际退化轨迹,并能有效地描述航空发动机在性能退化过程中的随机性及个体差异性。

(2)在参数估计方面,基于遗传算法提出求解参

数模型中最优解的方法,并且采用传统的剖面似然函数来验证结果的正确性。

(3)对于 C-MAPSS 数据集,基于非线性 Wiener 进行实验,结果验证非线性 Wiener 实时更新过程相较于未实行更新 Wiener 过程,RUL 预测精度更高。证明实时更新有效减小了个体发动机差异性所造成的预测误差。

致谢:感谢中国民航大学研究生科研创新资助项目的资助。感谢赵洪利老师在发动机原理和数据方面提供支持。

参考文献

- [1] 朱之丽, 陈敏. 航空燃气涡轮发动机工作原理及性能[M]. 上海: 上海交通大学出版社, 2014.
- [2] 赵凯, 李冬, 李本威. 发动机性能退化恢复技术研究[J]. 推进技术, 2015, 36(10): 1560-1566. (ZHAO Kai, LI Dong, LI Ben-wei. Research on Performance Recovery for Engine Performance Deterioration [J]. *Journal of Propulsion Technology*, 2015, 36(10): 1560-1566.)
- [3] 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.
- [4] 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.
- [5] 胡昌华. 设备剩余寿命预测与最优维修决策[M]. 北京: 国防工业出版社, 2018.
- [6] 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.
- [7] 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.
- [8] 王焯, 左洪福, 蔡景, 等. 基于 Bayesian 推断和 LS-SVM 的发动机在翼寿命预测模型[J]. 南京理工大学学报, 2013, 37(6): 955-959.
- [9] Deutsch J, He D. Using Deep Learning-Based Approach to Predict Remaining Useful Life of Rotating Components [J]. *IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics Systems*, 2017, 48(1): 11-20.
- [10] Zhang C, Lim P, Qin A K, et al. Multi Objective Deep Belief Networks Ensemble for Remaining Useful Life Estimation in Prognostics [J]. *Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2017, 28(10): 2306-2318.
- [11] Wu Y, Yuan M, Dong S, et al. Remaining Useful Life Estimation of Engineered Systems Using Vanilla LSTM Neural Networks [J]. *Neurocomputing*, 2018, 275(3): 167-179.

- [12] Le S K, Fouladirad M, Barros A. Remaining Useful Life Estimation on the Non-Homogenous Gamma with Noise Deterioration Based on Gibbs Filtering: A Case Study [C]. *Denver: Conference on Prognostics and Health Management*, 2012.
- [13] Khanh L S, Mitra F, Anne B, et al. Remaining Useful Life Estimation Based on Stochastic Deterioration Models: A Comparative Study [J]. *Reliability Engineering and System Safety*, 2013, 112(5): 165-175.
- [14] 田 铮. 随机过程与应用[M]. 北京: 科学出版社, 2007.
- [15] 胡昌华, 施 权, 司小胜, 等. 数据驱动的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.
- [16] 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.
- [17] 任淑红. 民航发动机性能可靠性评估与在翼寿命预测方法研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2010.
- [18] 刘君强, 谢吉伟, 左洪福, 等. 基于随机 Wiener 过程的航空发动机剩余寿命预测[J]. 航空学报, 2015, 36(2): 564-574.
- [19] 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.
- [20] 王占学, 刘增文, 叶新农. 某型涡扇发动机部件老化对性能影响的分析与计算[J]. 航空动力学报, 2007, 22(5): 792-796.
- [21] Liu K, Gebraeel N Z, Shi J. A Data-Level Fusion Model for Developing Composite Health Indices for Degradation Modeling and Prognostic Analysis [J]. *Transactions on Automation Science and Engineering*, 2013, 10(3): 652-664.
- [22] 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.
- [23] 赵帅帅, 陈永祥, 贾业宁, 等. 基于修正 Coffin-Manson 模型的加速寿命试验设计与评估[J]. 强度与环境, 2013, 40(4): 52-58.
- [24] 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.
- [25] Si X, Wang W, Hu C, et al. Remaining Useful Life Estimation Based on a Nonlinear Diffusion Degradation Process [J]. *Transactions on Reliability*, 2012, 61(1): 50-67.
- [26] 高惠璇. 应用多元统计分析[M]. 北京: 北京大学出版社, 2005.
- [27] 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.
- [28] 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.
- [29] Enrico Z, Giovanni P. Particle Filtering Prognostic Estimation of the Remaining Useful Life of Nonlinear Components [J]. *Reliability Engineering and System Safety*, 2011, 96(3): 403-409.
- [30] Saxena A, Goebel K, Simon D, et al. Damage Propagation Modeling for Aircraft Engine Run-to-Failure Simulation [C]. *USA: International Conference on Prognostics and Health Management*, 2008.
- [31] 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:梅 瑛)