

基于无迹粒子滤波算法的航空发动机排气温度预测

余 臻^{1,3}, 刘 洋¹, 魏 芳², 刘利军^{1,2}

(1. 厦门大学 航空航天学院, 福建厦门 361005; 2. 中国航发商用航空发动机有限责任公司, 上海 200241;
3. 中国船舶航海保障技术重点实验室, 天津 300450)

摘要: 针对粒子滤波算法不能考虑最新的观测值, 仅使用某时间节点之前的实际数据来预测航空发动机排气温度, 会造成预测的温度数据误差累积, 不能及时修正以及粒子退化等问题, 将无迹粒子滤波引入到航空发动机排气温度预测中。分别介绍了粒子滤波算法和无迹粒子滤波算法; 在此基础上, 建立了航空发动机的退化模型。利用退化模型和无迹粒子滤波算法对航空发动机排气温度进行预测, 并将预测值与实际值进行比较, 将所得结果与采用传统粒子滤波算法得到的结果进行了对比, 结果表明: 无迹粒子滤波算法对于排气温度的预测效果较好, 所预测的发动机达到阈值的时间与实际时间更为接近, 温度范围更为集中, 准确性更高, 预测误差小于 5%。

关键词: 排气温度裕度; 无迹粒子滤波; 水洗预测; 数据预测; 航空发动机

中图分类号: V235.1

文献标识码: A

doi: 10.13477/j.cnki.aeroengine.2021.06.001

Prediction of Aeroengine Exhaust Gas Temperature Based on Unscented Particle Filter Algorithm

YU Zhen^{1,3}, LIU Yang¹, WEI Fang², LIU Li-jun^{1,2}

(1. School of Aerospace Engineering, Xiamen University, Xiamen Fujian 361005, China; 2. AECC Commercial Aircraft Engine CO., LTD, Shanghai 200241, China; 3. CSSC Key Laboratory of Marine Navigation and Control Technology, Tianjin 300450, China)

Abstract: The particle filter could not consider the latest observed values. It only used the actual data before a certain time node to predict the aeroengine exhaust gas temperature, which would cause the accumulation of predicted temperature data error, untimely correction and particle degradation. In view of the above problems, unscented particle filter was introduced into the aeroengine exhaust gas temperature prediction. Particle filter algorithm and unscented particle filter algorithm were introduced respectively. On this basis, the degradation model of aeroengine was established. The degradation model and unscented particle filter algorithm were used to predict the aeroengine exhaust gas temperature, and the predicted value was compared with the actual value. The results were compared with those obtained by traditional particle filter algorithm. The results show that the unscented particle filter algorithm has better prediction effect on the exhaust gas temperature, the predicted time when the engine reaches the threshold is closer to the actual time, the temperature range is more concentrated, the accuracy is higher, and the prediction error is less than 5%.

Key words: exhaust gas temperature margin (EGTM); unscented particle filter; water washing prediction; data prediction; aeroengine

0 引言

航空发动机的工作环境恶劣, 多为高温、高腐蚀、高转速条件, 其安全工作寿命难以准确得知^[1]。发动机性能指标包括排气温度裕度 (Exhaust Gas Temperature Margin, EGTM)、高压压气机转子角速度偏差量 (ΔN_2 , ΔN_2)、平均滑油消耗率 (Average Oil Consumption, AOC) 等, 其中 EGTM 是最重要的指标之一,

是发动机在海平面压力、拐点温度条件下全功率起飞时, 排气温度与标准规定的排气温度红线值之间的差值。随着发动机飞行循环数的增加, 发动机各零部件磨损老化程度增加, 排气温度持续升高, 使得 EGTM 值逐渐降低, 达到标准规定的 EGTM 阈值。

在 20 世纪 90 年代初建立的基于发动机性能参数的性能衰退失效分析方法, 为高可靠性设备的可靠性分析提供了新的分析方法。Gertsbackh 等^[2]率先提出

收稿日期: 2020-02-24 基金项目: 国家自然科学基金 (61304110)、广东省自然科学基金 (2018A030313124)、深圳市基础研究面上项目 (JCYJ20180306173002631)、上海市自然科学基金 (18ZR1443200)、航海保障技术重点实验室开放基金资助

作者简介: 余臻 (1966), 男, 博士, 教授, 博导, 研究方向为工业控制及其自动化; E-mail: yuzhen20@xmu.edu.cn。

引用格式: 余臻, 刘洋, 魏芳, 等. 基于无迹粒子滤波算法的航空发动机排气温度预测[J]. 航空发动机, 2021, 47(6): 1-6. YU Zhen, LIU Yang, WEI Fang, et al. Prediction of engine exhaust gas temperature based on unscented particle filter algorithm[J]. Aeroengine, 2021, 47(6): 1-6.

基于性能退化数据的设备可靠性模型的预测方法; Nelson^[3]发现发动机部件的失效特性会在发动机衰退信息中有所体现,这些信息能具体反映出零部件的衰退状态; Meeker等^[4]利用退化失效模型解决了传统可靠性理论无法很好处理的一些实际问题; Wu等^[5]基于数据驱动的退化量统计模型,采用模糊聚类方法研究了零部件退化失效分布。随着发动机制造技术的进步,发动机可靠度提高,发动机失效数据大大减少,使得样本数量减少。Erto^[6]利用发动机零部件常见的先验信息,分别对经典的概率分布模型进行分析,对参数进行了估计; Cox^[7]给出了针对单系统的剩余寿命分布的混合估计方法; 王鑫等^[8]提出了 LSTM 预测模型参数优选算法,提高了对故障时间序列预测的准确度; 张营等^[9]在过程神经网络的基础上提出了优化算法,结合混沌粒子群算法对发动机的排气温度进行预测,获得较高的预测精度。

发动机的性能衰退主要表现为其性能衰退参数值呈非线性减小趋势^[10-11],可采用能够处理非线性时间序列的方法进行预测。

本文提出了一种基于粒子滤波^[12-14](Particle Filter, PF)的航空发动机剩余大修寿命预测方法。提出的无迹粒子滤波(Unscented Particle Filter, UPF)算法首次应用在航空发动机 EGTM 预测领域, UPF 以无迹卡尔曼滤波(Unscented Kalman Filter, UKF)的结果作为建议分布^[15],引入最新观测值进行预测修正。

1 无迹粒子滤波算法

粒子滤波基于蒙特卡罗和递归贝叶斯滤波方法^[16]。为了解决粒子权重差异大的问题,有2种策略,即重采样和选择合理的建议分布^[17]。重采样会导致粒子贫化,选择合理的建议分布是解决退化问题的较优选择。

粒子滤波是由表示未知状态空间的采样值的1组粒子的近似。目前,粒子滤波已经成为了解决非线性、非高斯系统参数估计和状态滤波问题的主流方法。

1.1 粒子滤波框架

对于航空发动机 EGTM 预测,可以用如下的数学状态空间方程来表示。

系统状态方程

$$x_t = f_t(x_{t-1}, m_{t-1}) \quad (1)$$

系统观测方程

$$y_t = h_t(x_t, n_t) \quad (2)$$

式中: $x_t \in R^n$, 为系统的状态变量; $y_t \in R^r$, 为系统在 t 时刻的测量值; f_t 为通过上一时刻的状态值预测下一时刻状态值的函数; h_t 为通过当前时刻状态值预测输出值的函数; m_t, n_t 分别为系统的过程噪声和观测噪声,二者之间相互独立。

贝叶斯滤波包含预测和更新2部分。预测部分是利用系统的状态方程,在系统测量值未知的前提下,预测状态的先验概率密度

$$\begin{aligned} p(x_t | y_{1:t-1}) &= \int p(x_t, x_{t-1} | y_{1:t-1}) dx_{t-1} = \\ &= \int p(x_t | x_{t-1}, y_{1:t-1}) p(x_{t-1} | y_{1:t-1}) dx_{t-1} = \\ &= \int p(x_t | x_{t-1}) p(x_{t-1} | y_{1:t-1}) dx_{t-1} \end{aligned} \quad (3)$$

而更新部分则是在已经得到最新的观测值 y_t 的条件下,对先验的概率分布进行修正,得到 x_t 的后验概率

$$\begin{aligned} p(x_t | y_{1:t}) &= \frac{p(y_t | x_t, y_{1:t-1}) p(x_t | y_{1:t-1})}{p(y_t | y_{1:t-1})} = \\ &= \frac{p(y_t | x_t) p(x_t | y_{1:t-1})}{\int p(y_t | x_t) p(x_t | y_{1:t-1}) dx_t} \end{aligned} \quad (4)$$

对于一般高阶非线性、非高斯过程,式(4)难以求解。所以粒子滤波采用蒙特卡罗采样来避免积分难的问题。利用一系列从已知分布采样的粒子来估计后验概率

$$\tilde{p}(x_t | y_{1:t}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \delta(x_t - x_t^{(i)}) \approx p(x_t | y_{1:t})$$

式中: $\delta(\cdot)$ 为狄拉克函数; N 为粒子个数; i 为粒子序号。在得到后验概率后,当前时刻的后验期望值为 $E[f(x_t)] = \sum_{i=1}^N f(x_t^{(i)})/N$ 。

然而,因为无法获知真实的状态后验概率,所以如果需要通过后验概率来获取粒子分布,则需要从1个已知分布 $q(x|y)$ 中采样得到粒子

$$\begin{aligned} E[f(x_t)] &= \int f(x_t) \frac{p(x_t | y_{1:t})}{q(x_t | y_{1:t})} q(x_t | y_{1:t}) dx_t = \\ &= \int f(x_t) \frac{p(y_{1:t} | x_t) p(x_t)}{p(y_{1:t}) q(x_t | y_{1:t})} q(x_t | y_{1:t}) dx_t = \\ &= \frac{\int f(x_t) W_t(x_t) q(x_t | y_{1:t}) dx_t}{\int W_t(x_t) q(x_t | y_{1:t}) dx_t} = \\ &= \frac{E_{q(x_t | y_{1:t})}[f(x_t) W_t(x_t)]}{E_{q(x_t | y_{1:t})}[W_t(x_t)]} \end{aligned}$$

其中: $W_i(x_i) = \frac{p(y_{1:t}|x_i) p(x_i)}{q(x_i|y_{1:t})} \propto \frac{p(x_i|y_{1:t})}{q(x_i|y_{1:t})}, \{x_i^{(i)}\} \sim q(x_i|y_{1:t})$ 。

上述粒子权重的计算采用直接计算方式,每进行1次迭代就需要重新计算,效率低。所以需要重新对权重公式进行递推

$$\begin{aligned} w_t^{(i)} &\propto \frac{p(x_{0:t}^{(i)}|y_{1:t})}{q(x_{0:t}^{(i)}|y_{1:t})} = \\ &\frac{p(y_t|x_t^{(i)}) p(x_t^{(i)}|x_{t-1}^{(i)}) p(x_{0:t-1}^{(i)}|y_{1:t-1})}{q(x_t^{(i)}|x_{t-1}^{(i)}, y_{1:t}) q(x_{0:t-1}^{(i)}|y_{1:t-1})} = \\ &w_{t-1}^{(i)} \frac{p(y_t|x_t^{(i)}) p(x_t^{(i)}|x_{t-1}^{(i)})}{q(x_t^{(i)}|x_{t-1}^{(i)}, y_{1:t})} \end{aligned} \quad (5)$$

式(5)的分母已知,而分子除了均值不同之外,与状态方程和观测方程的噪声概率分布形状一致。对权重进行归一化

$$\tilde{W}_t(x_t^{(i)}) = \frac{W_t(x_t^{(i)})}{\sum_{i=1}^N W_t(x_t^{(i)})} \quad (6)$$

$$E[f(x_t)] \approx \sum_{i=1}^N \tilde{W}_t(x_t^{(i)}) f(x_t^{(i)}) \quad (7)$$

至此描述了完整的粒子滤波算法。从上述算法得知,建议分布 $q(x_t|y_{1:t})$ 的选取对于算法的效果非常重要。上述涉及到建议分布的内容主要包含2部分:一部分是粒子是从建议分布中选取的,另一部分是粒子的权重计算需要用到建议分布。同时可知,当建议分布选取为系统先验分布 $p(x_t|x_{t-1})$ 时,权重的计算复杂度会大幅降低,即为

$$w_t^{(i)} = w_{t-1}^{(i)} p(y_t|x_t^{(i)}) \quad (8)$$

这极大地促进了粒子滤波的实际应用。但粒子滤波在易于实现的同时也会导致其他后果:(1)导致了更高阶的蒙特卡洛协方差,进而使预测效果变差;(2)使用先验概率作为建议分布之后,忽略了最新的系统观测值,可能导致粒子严重退化,即大多数粒子的权值都趋近于0,尤其是在似然函数达到峰值而预测的状态却在似然函数的边缘时。建议分布的取值在理论上有无穷多种可能性,但是最优的分布-权值的方差最小,即使存在,求解也十分困难。因此,选择1个合理的建议分布,对于避免粒子退化、得到良好的滤波结果具有深刻意义。

1.2 无迹粒子滤波算法

上文已经指出了使用先验概率作为建议分布会导致系统缺陷,而改进建议分布最明显的方法是纳入当前观测的数据。于是学者设计出很多的卡尔曼滤

波器来改进建议分布^[18],但是这些滤波器的表现多基于各自不同的近似假设。迄今为止,无迹卡尔曼滤波器是针对非线性系统表现最为优秀的卡尔曼滤波器。通过采用无迹卡尔曼滤波器产生合适的建议分布,可以将通用粒子滤波转化成高性能无迹粒子滤波。下文将讨论无迹卡尔曼滤波的基础——无迹变换,并且给出完整的无迹粒子滤波算法。

在许多现实应用中,都需要估计经过非线性变换 $y = g(x)$ 的随机变量的低阶统计量,例如均值和协方差。无迹变换能够准确地计算出 $g(x)$ 的泰勒级数展开不超过2阶的均值和方差。

假定 n 为系统变量 x 的维度, x 的均值为 $\bar{x}$, 方差为 P_x , 则通过无迹变换计算得到 $y = g(x)$ 的均值和方差。

(1) 确定 $2n + 1$ 个 sigma 点 $S_i = \{X_i, W_i\}$ 。

$$X_0 = \bar{x} \quad (9)$$

$$X_i = \bar{x} + (\sqrt{(n + \lambda) P_x})_i, i = 1, \dots, n \quad (10)$$

$$X_i = \bar{x} - (\sqrt{(n + \lambda) P_x})_i, i = n + 1, \dots, 2n \quad (11)$$

$$W_0^{(m)} = \lambda / (n + \lambda) \quad (12)$$

$$W_0^{(c)} = W_0^{(m)} + (1 - \alpha^2 + \beta) \quad (13)$$

$$W_i^{(m)} = 1 / (2(n + \lambda)), i = 1, \dots, 2n \quad (14)$$

$$\lambda = \alpha^2(n + \kappa) - n \quad (15)$$

式中: κ 为尺度参数,用来控制 sigma 点与均值的距离; α 为正的尺度参数,用以控制来自非线性函数 $g(x)$ 的更高阶部分的影响; β 为用来控制初始的 sigma 点权重的参数。

对于标量情况来说,最优值为 $\alpha = 0, \beta = 0, \kappa = 2$ 。请注意,在计算平均值和协方差时,初始的 sigma 点的权重是不同的。

(2) 通过非线性函数传播 sigma 点。

$$Y_i = g(X_i) \quad i = 0, \dots, 2n \quad (16)$$

(3) 计算 y 的均值和方差。

$$\bar{y} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^{(m)} Y_i \quad (17)$$

$$P_y = \sum_{i=0}^{2n} W_i^{(c)} (Y_i - \bar{y})(Y_i - \bar{y})^T \quad (18)$$

保证 y 的均值和协方差精确到泰勒级数2阶展开。

无迹卡尔曼滤波可以通过扩展状态空间以包含噪声分量来实现,即 $x_t^a = [x_t^T m_t^T n_t^T]^T$ 。而 $N_a = N_x + N_m + N_n$ 则是扩展之后的状态空间的维度,其中 N_m 和 N_n 是噪声 m_t 和 n_t 的维度, Q 和 R 则是噪声 m_t 和 n_t 的协

方差。整个UKF过程如下。

(1)初始化。

$$\bar{x}_0^a = [\bar{x}_0^T \ 0 \ 0]^T \quad (19)$$

$$P_0^a = \begin{bmatrix} P_0 & 0 & 0 \\ 0 & Q & 0 \\ 0 & 0 & R \end{bmatrix} \quad (20)$$

(2)按时间迭代。

a. 用上述过程计算sigma点。

$$X_{t-1}^a = \begin{bmatrix} \bar{x}_{t-1}^a & \bar{x}_{t-1}^a \pm \sqrt{(n+\lambda)P_{t-1}^a} \end{bmatrix} \quad (21)$$

b. 时间更新。

$$X_{tlt-1}^x = f(X_{t-1}^x, X_{t-1}^v) \quad (22)$$

$$\bar{x}_{tlt-1} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^{(m)} X_{i,tlt-1}^x \quad (23)$$

$$Y_{tlt-1} = h(X_{tlt-1}^x, X_{tlt-1}^n) \quad (24)$$

$$\bar{y}_{tlt-1} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^{(m)} Y_{i,tlt-1}^x \quad (25)$$

$$P_{tlt-1} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^{(c)} [X_{i,tlt-1}^x - \bar{x}_{tlt-1}][X_{i,tlt-1}^x - \bar{x}_{tlt-1}]^T \quad (26)$$

c. 测量更新。

$$P_{y_t y_t} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^{(c)} [Y_{i,tlt-1} - \bar{y}_{tlt-1}][Y_{i,tlt-1} - \bar{y}_{tlt-1}]^T \quad (27)$$

$$P_{x_t y_t} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^{(c)} [X_{i,tlt-1}^x - \bar{x}_{tlt-1}][Y_{i,tlt-1} - \bar{y}_{tlt-1}]^T \quad (28)$$

$$K_t = P_{x_t y_t} P_{y_t y_t}^{-1} \quad (29)$$

$$\bar{x}_t = \bar{x}_{tlt-1} + K_t (y_t - \bar{y}_{tlt-1}) \quad (30)$$

$$P_t = P_{tlt-1} - K_t P_{y_t y_t} K_t^T \quad (31)$$

UKF为2阶近似,所以在准确度上要胜过1阶近似的扩展卡尔曼滤波器(Extended Kalman Filter, EKF),而且在计算效率上同样优于EKF,因为UKF不需要计算雅克比矩阵和海森矩阵。

至此已讨论传统的粒子滤波及其不足之处,随后引入了无迹卡尔曼滤波。然而,无迹卡尔曼滤波对状态分布做了高斯假设。另外,对于粒子滤波,可以对任意分布进行建模,但是将新的观测加入到建议分布中并不容易。本文提出了改进办法,在航空发动机领域,利用UKF来为粒子滤波生成建议分布,引进最新的观察来更新状态估计,即为无迹粒子滤波。对于每个粒子的取值概率分布明确为

$$q(x_t^{(i)} | x_{0:t-1}^{(i)}, y_{1:t}) = N(\bar{x}_t^{(i)}, P_t^{(i)}), \quad i = 1, \dots, N \quad (32)$$

式中: $\bar{x}_t$ 和 P_t 是用UKF推导出的 x 的均值和方差。

值得注意的是,即使在估计后验分布 $p(x_t | x_{t-1}, y_{0:t})$

时高斯分布假设是不现实的,但对于每个粒子都有1个不同的均值和方差都不是问题。而且,使用UKF得到的均值和方差均达到2阶展开,所以系统的非线性特性得以保存。将式(32)代入到传统粒子滤波算法中,即可得到UPF。完整的预测步骤如下。

(1)利用式(21)~(31)的UKF算法来更新

$x_t^{(i)}, i = 1, \dots, N$,得到粒子的均值 $\bar{x}_t^{(i)}$ 和协方差 $P_t^{(i)}$ 。

(2)采用建议分布 $q(x_t^{(i)} | x_{0:t-1}^{(i)}, y_{1:t}) = N(\bar{x}_t^{(i)}, P_t^{(i)})$ 进行粒子采样。

(3)利用式(5)计算出各粒子的权重。

(4)利用式(6)来归一化权重。

(5)计算有效的粒子

规模大小 S 。

(6)如果有效粒子数少于有效数阈值,则对应生成 N 个等权粒子。

(7)利用式(7)来计算系统状态后验分布的期望值。 x_t 的条件均值可以通过 $x_{t+1} = f(x_t)$ 计算得到,而 x_t 的协方差可以通过 $f(x_t) = x_t x_t^T$ 计算得到。可以使用计算得到的条件均值和协方差来得到发动机当前时刻排气温度的概率密度分布^[19-21]。UPF的流程如图1所示。

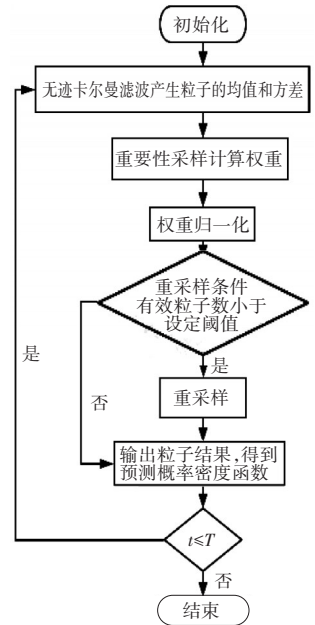


图1 UPF的流程

2 EGTm的预测算法及实现

2.1 EGTm预测过程

系统的测量方程和状态方程为

$$x_t = ax_{t-1} + b - c \cdot (t-1) + m_t \quad (33)$$

式中: a, b, c 均为系数。

$$y_t = x_t + n_t \quad (34)$$

式(34)中的 y_t 即为 t 时刻系统的观测值,是航空发动机EGT的测量值与EGT红线值的正差值,系统噪声和测量噪声均假定遵循高斯分布。根据粒子滤波方法,EGTM值估计为

$$y_{t+p} = \sum_{i=1}^N y_t^{(i)} w_t^{(i)} \quad (35)$$

所以在 t 时刻的 p 步预测表示为

$$y_{t+p}^{(i)} = \sum_{i=1}^N [a_t^{(i)} x_t + b_t^{(i)} - c_t^{(i)} \cdot ((t+p) - 1)] \quad (36)$$

EGTM 的后验概率密度为

$$p(y_{t+p}|y_{1:t}) \approx \sum_{i=1}^N w_t^{(i)} \delta(y_{t+p} - y_{t+p}^{(i)}) \quad (37)$$

当设定的 EGTM 阈值为 Y 时,达到阈值的循环为 L ,则

$$Y = \sum_{i=1}^N [a_t^{(i)} x_t + b_t^{(i)} - c_t^{(i)} \cdot (L_t^{(i)} - 1)] \quad (38)$$

所以在 t 时刻预测发动机在现有 EGTM 条件下得到循环阈值的概率密度分布为

$$p(L_{t+p}|Y_{0:t}) \approx \sum_{i=1}^N w_t^{(i)} \delta(L_{t+p} - L_{t+p}^{(i)}) \quad (39)$$

2.2 仿真结果分析

在本次仿真试验中,每次迭代中所取的粒子数均为 100。采用无迹粒子滤波方法在 18 和 30 循环处对数据进行预测,状态方程的参数见表 1。

表 1 根据历史数据得到的状态方程参数

循环数	a	b	c
18	0.4946	54.97	-0.7186
30	0.6638	36.47	-0.4508

35 循环处传统粒子滤波方法的预测结果如图 2 所示。

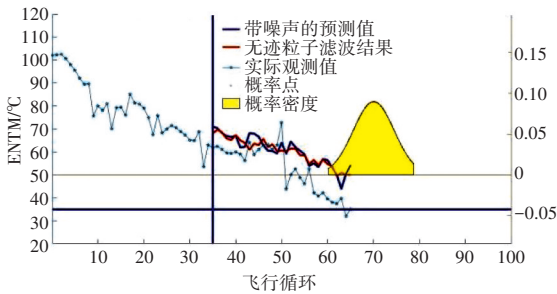


图 2 传统粒子滤波在 35 循环处的预测

由于没有考虑到最新的观测值,采用传统粒子滤波方法得到的数据与真实的发动机水洗循环数相差较多,预测概率密度是假定阈值为 50 °C 时的数据,而当阈值为 35 °C 时,预测的循环数在 120 循环之后,与实际值相差较多。

在 18 循环时刻的无迹粒子滤波预测结果如图 3 所示。

前 18 循环的航空发动机 EGTM 实际数据将用来更新模型。从图中可见,在达到阈值 35 °C 时,预测的最终循环数为 60,而实际的飞行循环数为 59,预测误差为 1 循环,同时预测的 EGTM 在阈值时的循环数的宽度为 16。

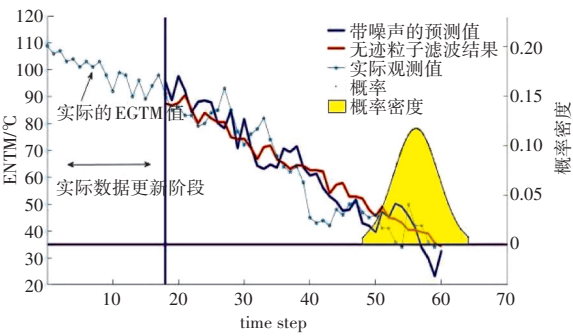


图 3 无迹粒子滤波在 18 循环处的预测

前 30 循环的发动机 EGTM 实际数据将用来更新模型,如图 4 所示。在达到阈值 35 °C 时,预测的最终循环数为 59,而实际的飞行循环数为 59,预测误差为 0 循环,同时预测的 EGTM 在阈值时的循环数的宽度为 7。从上述试验结果可见,因为有更多的实际数据用以更新模型,所以模型的准确度得到了提升,模型的拟合优度统计见表 2。预测的循环数的宽度收窄了,说明预测的精度更高了。

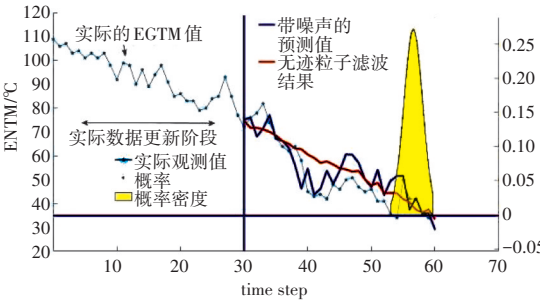


图 4 无迹粒子滤波在 30 循环处的预测

表 2 拟合优度统计

循环数	R^2	修正的 R^2	均方根误差
18	0.9135	0.9094	5.800
30	0.9626	0.9613	4.663

3 结束语

随着民航产业的飞速发展,做好航空发动机性能衰退预测,对于发动机有效及时恢复性能和节约成本具有重要意义。针对发动机领域的特点,本文所提出的无迹粒子滤波算法作为一种改进的粒子滤波方法,充分利用了最新观测数据对系统模型进行修正,也降低了重采样对样本贫化的影响。因此,该方法不仅有抑制粒子退化的优点,而且在一定程度上保持了粒子的多样性。通过对无迹粒子滤波预测结果和传统粒子滤波计算结果的比较研究可知,无迹粒子滤波方法

在预测的准确度(均值与真实值的接近程度)和预测的置信度(概率密度分布的狭窄程度)上都显示出巨大的优势。

参考文献:

- [1] Liu L. Technical amendment; airworthiness standards; aircraft engines; correction[J]. Federal Register, 2012, 77(183): 58301.
- [2] Gertsbakh I B, Kordonskiy K B. Models of failure[M]. Berlin : Springer-Verlag, 1969: 20–48.
- [3] Meeker W. Accelerated testing: statistical models, test plans, and data analyses[J]. Technometrics, 1990, 33(2): 236–238.
- [4] Meeker W Q, Hamada M. Statistical tools for the rapid development and evaluation of high-reliability products[J]. IEEE Transactions on Reliability, 1999, 44(2): 187–198.
- [5] WU S, Tsai T. Estimation of time-to-failure distribution derived from a degradation model using fuzzy clustering[J]. Quality and Reliability Engineering International, 2015, 16(4): 261–267.
- [6] Erto P. New practical Bayes estimators for the 2-parameter Weibull distribution[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2009, 31(2): 194–197.
- [7] Cox S M. Stochastic models for degradation-based reliability[J]. IIE Transactions, 2005, 37(6): 533–542.
- [8] 王鑫, 吴际, 刘超, 等. 基于LSTM循环神经网络的故障时间序列预测[J]. 北京航空航天大学学报, 2018(4): 772–784.
WANG Xin, WU Ji, LIU Chao, et al. Prediction of fault time series based on LSTM recurrent neural network[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2018(4): 772–784. (in Chinese)
- [9] 张营, 左洪福, 任淑红, 等. 一种航空发动机性能衰退预测的优化算法[J]. 中国机械工程, 2011(9): 1009–1013.
ZHANG Ying, ZUO Hongfu, REN Shuhong, et al. An optimization algorithm for aero engine performance decay forecast[J]. China Mechanical Engineering, 2011(9): 1009–1013. (in Chinese)
- [10] 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.
REN Shuhong. Research on civil aviation engine performance reliability evaluation and on-wing life prediction methods[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2010. (in Chinese)
- [11] 谢晓龙. 航空发动机性能评价与衰退预测方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2016.
XIE Xiaolong. Research on aeroengine performance evaluation and regression forecasting methods[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2016. (in Chinese)
- [12] Maskell S, Gordon N. A tutorial on particle filters for on-line nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking[C]//IEEE Target Tracking: Algorithms and Applications (Ref. No. 2001/174). Hong Kong SAR of China: IEEE, 2001: 174–188.
- [13] Ng W, Li J, Pang S K, et al. On tracking applications using variable rate particle filters[C]//Nonlinear Statistical Signal Processing Workshop, 2006 IEEE. Cambridge: IEEE, 2006: 117–120.
- [14] Farina A, Ristic B, Benvenuti D. Tracking a ballistic target: comparison of several nonlinear filters[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2002, 38(3): 854–867.
- [15] Julier S J, Uhlmann J K. A new extension of the Kalman filter to nonlinear systems[J]. Proceedings of SPIE – The International Society for Optical Engineering, 1999, 3068: 182–193.
- [16] Wei H, Williard N, Osterman M, et al. Prognostics of lithium-ion batteries based on Dempster-Shafer theory and the Bayesian Monte Carlo method[J]. Journal of Power Sources, 2011, 196(23): 10314–10321.
- [17] Hol J D, Schon T B, Gustafsson F. On resampling algorithms for particle filters[C]//Nonlinear Statistical Signal Processing Workshop, 2006 IEEE. Cambridge: IEEE, 2006: 79–82.
- [18] Duong P, Raghavan N. Heuristic Kalman optimized particle filter for remaining useful life prediction of lithiumion battery[J]. Microelectronics Reliability, 2018, 81: 232–243.
- [19] Jaward M, Mihaylova L, Canagarajah N, et al. Multiple object tracking using particle filters[C]//Aerospace Conference, 2006 IEEE. Big Sky: IEEE, 2006: 8.
- [20] Gao L, Tang P, Liu A F. Real time object tracking using adaptive Kalman particle filter[J]. International Society for Optics and Photonics, 2007, 6786: 678630–678630–9.
- [21] Miao Q, Xie L, Cui H J, et al. Remaining useful life prediction of lithium-ion battery with unscented particle filter technique[J]. Microelectronics Reliability, 2013, 53(6): 805–810.

(编辑: 刘 静)