

应用交互式多模型算法的设备剩余寿命预测

谢吉伟, 刘君强, 王小磊

(南京航空航天大学民航学院,南京,211106)

摘要 针对目前异常检测与剩余寿命预测联合研究中存在的问题,基于交互式多模型算法,提出了一种考虑退化模式动态转移的设备剩余寿命预测模型。首先根据模式动态转移的状态空间模型对设备进行退化建模,然后使用 IMM 算法对设备的隐含退化状态与退化模式后验概率进行联合估计,根据后验概率判别异常点,并采用期望最大化(Expectation Maximum, EM)算法对模型参数进行在线估计与更新,最终实现设备的实时剩余寿命预测。数值分析结果表明:该模型能够准确地检测异常点、降低剩余寿命概率分布的不确定性与提高剩余寿命的预测精度,为实现设备的视情维修提供决策依据。

关键词 异常检测;剩余寿命预测;交互式多模型算法;动态转移;后验概率

DOI 10.3969/j.issn.1009-3516.2016.02.019

中图分类号 TB114.3 **文献标志码** A **文章编号** 1009-3516(2016)02-0098-05

A Residual Useful Lifetime Prediction Based on Interacting Multiple Model Algorithm

XIE Jiwei, LIU Junqiang, WANG Xiaolei

(Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing, 211106, China)

Abstract: Aimed at the problems that at present the anomaly detection and the residual useful lifetime (RUL) prediction exist in the integrated study, a RUL prediction model, i.e. a dynamic transition of the degradation model, is presented based on IMM algorithm. The presented model overcomes the disadvantages of the tradition models that the anomaly points at single stage are on no consideration by the prediction model, and can predict the RUL in real time. The numeric results show that the presented model can detect anomaly accurately, can reduce the uncertainty of RUL probability distribution, can improve the precision in RUL prediction, and can provide a basis for a decision making in completing maintenance work in accordance with the concret conditions.

Key words: Anomaly Detection; RUL Prediction; IMM Algorithm; Dynamic Transition; Posterior Probability

健康管理(PHM)技术可以为设备视情维修策略制定提供依据,实现最优维修决策,对于复杂设备而言是一条经济可行的途径。剩余使用寿命或剩余寿命预测是实施故障预测与 PHM 的一项关键技

术。目前,剩余寿命预测主要有:统计回归分析、时间序列分析、随机过程分析、协变量模型和基于隐马尔可夫模型的方法等^[1-2]。

现有的剩余寿命预测模型大都采用单阶段性能

收稿日期:2015-04-17

基金项目:国家自然科学基金民航联合基金(U1533128);中央高校基本科研业务经费项目(NS2014066)

作者简介:谢吉伟(1990—),男,广东珠海人,硕士生,主要从事故障预测与健康管理研究.Email: xiejiwei@nuaa.edu.cn

引用格式: 谢吉伟,刘君强,王小磊.应用交互式多模型算法的设备剩余寿命预测[J].空军工程大学学报:自然科学版,2016,17(2):98-102. XIE Jiwei, LIU Junqiang, WANG Xiaolei. A Residual Useful Lifetime Prediction Based on Interacting Multiple Model Algorithm[J]. Journal of Air Force Engineering University: Natural Science Edition, 2016, 17(2): 98-102.

退化模型对设备的退化状态进行建模并预测剩余寿命,但对于大多数复杂设备而言,在实际退化过程中会呈现出多退化模式的特点,并存在明显的异常点^[3]。在预测设备的剩余寿命前,首先需要检测出异常点的发生时刻,Bae^[4]研究了存在异常点下的非线性退化建模问题;Ng^[5]则研究了存在随机异常点的退化建模问题,采用独立增量的高斯过程进行退化建模,并采用 EM 算法对异常点进行实时监测;Lin 和 Yuan 等^[6-7]研究了在失效率风险模型中存在异常点的问题;Wang^[8]研究退化建模存在异常点时的剩余寿命预测,但局限在于假设异常点位置是固定的,没有考虑到异常点的个体差异性与随机性特点。对此,Wang^[9]还提出了使用后验概率的方法确定异常点,并将后验概率融入到文献[8]相同的剩余寿命预测模型中,但其主要问题在于异常点往往是无法直接观测的,难以得到具体的异常点概率分布。

1 问题描述与模型建立

在剩余寿命问题中,通常假设设备的退化模式在全寿命周期内不变,从而使用单阶段预测模型进行寿命预测。然而,由于异常点或故障点的影响,设备的退化模式会在某时刻发生改变,采用单阶段预测模型即使是考虑参数更新也无法描述退化模式转变对退化状态的影响。对此,在进行剩余寿命预测时,必须要考虑退化模式的动态转移特性,并选择合适的性能退化模型进行建模,结合给定的失效阈值,预测设备的剩余寿命。

1.1 模式动态转移的状态空间模型

模式动态转移的状态空间模型具有自适应的特点,能够对各模式的状态概率进行更新,而各模式之间的转移通过马尔可夫概率转移矩阵确定。模式动态转移的状态空间方程可以表示为:

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = f_i(t)x(t-1) + B_i(t-1)u_i(t-1) + w_i(t) \\ \dot{y}(t) = h_i(t)y(t-1) + v_i(t) \end{cases} \quad (1)$$

式中: $x(t)$ 表示隐含状态变量; $y(t)$ 表示观测变量; $f_i(t)$ 是模式 s_i 下的状态转移矩阵; $h_i(t)$ 是模式 s_i 下的观测矩阵;而 $B_i(t-1)$ 则是在模式 s_i 下作用在向量 $u_i(t-1)$ 的输入矩阵; $w_i(t)$ 和 $v_i(t)$ 分别表示模式 i 下的状态方差和观测误差。

1.2 性能退化模型建立

一般地,设备的性能退化过程可划分为 2 个阶段^[10]:第 1 阶段是从初始运行到检测出异常点为止,在该阶段监测数据平稳,没有明显的退化趋势,定义为缓慢退化模式 s_1 ;第 2 阶段是从异常点发生后直到设备失效,在该阶段监测数据退化明显,且呈

加速趋势,定义其为加速退化模式 s_2 。

为准确地描述设备的性能退化过程,常采用具有无穷可分性的随机过程进行建模,比如 Wiener 或 Gamma 过程。针对上述的 2 类退化模式,本文分别采用线性漂移过程与非线性漂移的 Wiener 过程进行退化建模。此时,设备性能退化模型表示为:

$$\begin{cases} x(t) = x(0) + \lambda t + \sigma B(t), & t \leq \tau \\ x(t) = x(\tau) + \alpha(t^\beta - \tau^\beta) + \sigma B(t), & t > \tau \end{cases} \quad (2)$$

式中: $x(t)$ 表示隐含退化状态; τ 表示异常点的发生时刻; λ 和 αt^β 表示漂移系数; σ 表示扩散系数; $B(t)$ 表示标准布朗运动。

考虑到设备的隐含退化状态是不可直接观测的,需要通过传感器获取监测数据,不可避免地会受到测量噪声影响。因此,本文采用如下的测量方程描述隐含退化状态与观测数据之间的关系:

$$y(t) = x(t) + \varepsilon \quad (3)$$

式中: $\varepsilon \sim N(0, \gamma^2)$ 表示测量误差,并且在任意时刻均是独立同分布的。

1.3 退化状态与退化模式估计

对多退化模式的设备进行剩余寿命预测需要估计隐含退化状态并检测异常点。考虑到退化模式动态转移的影响,本文采用 IMM 算法对退化状态与退化模式进行联合估计,IMM 算法见文献[11]。

首先将性能退化模型离散化,当设备处于缓慢退化模式 s_1 时,离散化的退化状态方程与观测方程可以表示为:

$$\begin{cases} x_k = x_{k-1} + \lambda \Delta t + w_k \\ y_k = x_k + v_k \end{cases} \quad (4)$$

当退化处于加速退化模式 s_2 时,离散化后的退化状态方程与观测方程可以表示为:

$$\begin{cases} x_k = x_{k-1} + \alpha [(k \Delta t)^\beta - ((k-1) \Delta t)^\beta] + w_k \\ y_k = x_k + v_k \end{cases} \quad (5)$$

式中: Δt 为监测时间间隔; x_k 为监测时刻 t_k ($t_k = k \Delta t$) 的隐含退化状态, y_k 为时刻 t_k 的监测数据; w_k 和 v_k 分别为当前时刻状态方差和观测误差,服从均值为 0,方差为 $\sigma^2 B(t)$ 和 γ^2 正态分布。

将退化模式之间的转移概率 p_{ij} 和退化模式的初始概率矩阵 $\mathbf{M}_{0|0}$ 以及监测数据 $\mathbf{y}_{1:t}$ 作为输入,并采用交互式多模型 Kalman 滤波算法进行前向迭代估计,其主要步骤如下:

Step1 状态估计交互:

$$\begin{cases} \hat{x}_{i|t}^j = \sum_i W_i^{i|j} \hat{x}_{i|t}^{i|j} \\ \hat{V}_{i|t}^j = \sum_i W_i^{i|j} [V_{i|t}^{i|j} + (\hat{x}_{i|t}^{i|j} - x_{i|t}^j)(\hat{x}_{i|t}^{i|j} - x_{i|t}^j)'] \end{cases}$$

Step2 模式概率计算

$$\begin{cases} M_{i,t-1|t}^{i(j)} = P(S_{t-1} = i, S_t = j | \mathbf{y}_{1,t}) = \frac{L_t^{i(j)} p_{ij} M_{i,t-1|t-1}^i}{c} \\ M_{i|t}^j = P(S_t = j | \mathbf{y}_{1,t}) = \sum_i M_{i,t-1|t}^{i(j)} \\ W_{i|t}^{ij} = P(S_{t-1} = i | S_t = j, \mathbf{y}_{1,t}) = \frac{M_{i,t-1|t}^{i(j)}}{M_{i|t}^j} \end{cases}$$

式中： $\hat{\mathbf{x}}_{i|t}^j$ 为在 t 时刻由退化模式 s_j 所得到的退化状态期望值； $\mathbf{V}_{i|t}^j$ 则表示相应的状态协方差矩阵； $c = \sum_i \sum_j L_t^{i(j)} p_{ij} M_{i,t-1|t-1}^i$ 是归一化因子。

1.4 模型参数估计

进行退化状态与退化模式联合估计时，需估计模型未知参数 $\theta = \{\lambda, \alpha, \sigma, \gamma\}$ 。极大似然估计法无法直接对存在隐含变量的情况进行参数估计，但EM法可以解决存在隐含变量下的参数估计问题^[12]。EM算法在参数估计过程中包含2个步骤：

1) E步。计算完全数据的对数似然函数，并计算条件期望。监测时刻 t 下条件期望可以记为：

$$E(I) = E_{X_{1:t}, S_{1:t}, Y_{1:t}} \{ \ln f(\mathbf{x}_{1:t}, \mathbf{y}_{1:t}, \mathbf{S}_{1:t}; \theta) \} \quad (6)$$

计算条件期望时，需估计关于隐含退化状态的条件期望值及退化模式后验概率。与交互式多模型Kalman前向迭代相比，交互式多模型Kalman平滑算法可作为后向迭代过程对估计结果进行更新，进而得到上述条件期望值。主要步骤如下：

Step1 历史状态更新：

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{x}}_{i|T}^j = \sum_k W_t^{kj} \hat{\mathbf{x}}_{i|T}^{(j)k} \\ \mathbf{V}_{i|T}^j = \sum_k W_t^{kj} [V_{i|T}^{(j)k} + (x_{i|T}^{(j)k} - \hat{x}_{i|T}^j)(x_{i|T}^{(j)k} - \hat{x}_{i|T}^j)'] \end{cases}$$

Step2 模式后验概率：

$$\begin{cases} M_{i,t+1|T}^{i(j)k} = P(S_t = j, S_{t+1} = k | \mathbf{y}_{1,T}) = \frac{M_{i,t|T}^j p_{jk} M_{i+1|T}^k}{\sum_j M_{i,t|T}^j p_{jk}} \\ M_{i|T}^j = P(S_t = j | \mathbf{y}_{1,T}) = \sum_k M_{i,t+1|T}^{i(j)k} \\ W_{i|T}^{kj} = P(S_{t+1} = k | S_t = j, \mathbf{y}_{1,T}) = \frac{M_{i,t+1|T}^{i(j)k}}{M_{i|T}^j} \end{cases}$$

式中： $\hat{\mathbf{x}}_{i|T}^j$ 表示在 T 时刻和退化模式为 s_j 条件下的条件期望值； $\mathbf{V}_{i|T}^j$ 则表示相应的协方差。

2) M步。是根据上一步得到的条件期望进行参数极大似然估计。第 l 次EM迭代步 θ 的极大似然估计可表示为：

$$\hat{\theta}_k^{(l+1)} = \arg \max_{\theta} \hat{I}(\theta, \hat{\theta}_k^{(l)}) \quad (7)$$

式中： $\hat{\theta}_k^{(l)}$ 表示在监测时刻 t_k 第 l ($l \geq 1$) 次迭代所得到的参数估计值。给定初始值 $\hat{\theta}_0$ ，将上述步骤迭代直到满足收敛标准 δ ($\delta > 0$)。

θ 在第 l 次EM迭代中极大似然估计为：

$$\lambda_k^{(l+1)} = \frac{\sum_{j=2}^k M_{j|k}^s B_{j|k}^s}{\sum_{j=2}^k M_{j|k}^s \Delta t} \quad (8)$$

$$\alpha_k^{(l+1)} = \frac{\sum_{j=2}^k M_{j|k}^{s_2} [(j \Delta t)^\beta - ((j-1) \Delta t)^\beta] B_{j|k}^{s_2}}{\sum_{j=2}^k M_{j|k}^{s_2} [(j \Delta t)^\beta - ((j-1) \Delta t)^\beta]} \quad (9)$$

$$\sigma_k^{(l+1)} = \frac{1}{(k-1) \Delta t} \left\{ \sum_{j=2}^k M_{j|k}^{s_2} [A_{j|k}^{s_2} - 2\alpha (j \Delta t)^\beta + 2\alpha [(j-1) \Delta t]^\beta B_{j|k}^{s_2} + \alpha [(j \Delta t)^\beta - (j-1) \Delta t]^\beta]^2 + M_{j|k}^{s_1} [A_{j|k}^{s_1} - 2\lambda \Delta t B_{j|k}^{s_1} + (\lambda \Delta t)^2] \right\} \quad (10)$$

$$\gamma_{k,(l+1)} = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k \{ M_{j|k}^{s_1} [(y_j)^2 + V_{j|k}^{s_1} + (x_{j|k}^{s_1})^2 - 2y_j x_{j|k}^{s_1}] + M_{j|k}^{s_2} [(y_j)^2 + V_{j|k}^{s_2} + (x_{j|k}^{s_2})^2 - 2y_j x_{j|k}^{s_2}] \} \quad (11)$$

式中： $A_{j|k}^{s_1} = (x_{j|k}^{s_1})^2 + V_{j|k}^{s_1} + (x_{j-1|k}^{s_1})^2 + V_{j-1|k}^{s_1} - 2V_{j,j-1|k}^{s_1} - 2x_{j|k}^{s_1} x_{j-1|k}^{s_1}$ 和 $B_{j|k}^{s_1} = x_{j|k}^{s_1} - x_{j-1|k}^{s_1}$ 。

2 剩余使用寿命预测

2.1 剩余寿命概率分布的推导

根据性能退化失效定义，设备在监测时刻 t_k 的剩余使用寿命可表示为：

$$R_k = \inf \{ r_k : x(t_k + r_k) \geq \varphi | \mathbf{y}_{1:k}, \hat{\theta}_k \} \quad (12)$$

式中： φ 为失效所对应的失效阈值。考虑到隐含退化状态与退化模式的不确定性对于剩余寿命预测结果的影响，根据全概率公式，剩余寿命的概率密度函数可以改写为：

$$f_{R_k | Y_{1:k}}(r_k | \mathbf{y}_{1:k}) = \sum_j f_{R_k | S_{1:k}, Y_{1:k}}(r_k | S_k = j, \mathbf{y}_{1:k}) P(S_k = j | \mathbf{y}_{1:k}) \quad (13)$$

由上述可知，要得到剩余使用寿命的概率密度函数，首先需要计算在不同退化模式条件下剩余寿命的概率密度函数。

根据文献[13~15]的结论，当监测时刻 t_k 的退化模式为 s_1 时，剩余寿命的概率密度函数表示为：

$$f_{R_k | S_{1:k}, Y_{1:k}}(r_k | S_k = s_1, \mathbf{y}_{1:k}) = E_{x_k | S_{1:k}, Y_{1:k}} [f_{R_k | S_{1:k}, X_k, Y_{1:k}}(r_k | S_k = s_1, x_k, \mathbf{y}_{1:k})] = \frac{\varphi \sigma_k^2 - x_{k|k}^{s_1} \theta_k^2 + \lambda_k V_{k|k}^{s_1}}{\sqrt{2\pi (V_{k|k}^{s_1} + \sigma_k^2 r_k)^3}} \exp \left\{ -\frac{(\varphi - x_{k|k}^{s_1} - \lambda_k r_k)^2}{2V_{k|k}^{s_1} + 2\sigma_k^2 r_k} \right\} \quad (14)$$

当监测时刻 t_k 的退化模式为 s_2 时，剩余寿命的概率密度函数表示为：

$$f_{R_k | S_{1:k}, Y_{1:k}}(r_k | S_k = s_2, \mathbf{y}_{1:k}) = E_{x_k | S_{1:k}, Y_{1:k}} [f_{R_k | S_{1:k}, X_k, Y_{1:k}}(r_k | S_k = s_2, x_k, \mathbf{y}_{1:k})] = \frac{1}{V_{k|k}^{s_2} + \sigma_k^2 r_k} [\varphi - \alpha_k \eta(t_k) - V_{k|k}^{s_2} (\varphi - \alpha_k \eta(t_k))] + x_{k|k}^{s_2} \sigma_k^2 r_k + \alpha_k \beta (r_k + t_k)^{\beta-1} \exp \left\{ -\frac{[\varphi - \alpha_k \eta(t_k) - x_{k|k}^{s_2}]^2}{2V_{k|k}^{s_2} + 2\sigma_k^2 r_k} \right\} \quad (15)$$

式中： $\eta(t_k) = (r_k + t_k)^\beta - (t_k)^\beta$ 。

2.2 异常检测与剩余寿命期望估计

通常情况下,设备在运行过程中,首先基于监测数据检测出异常点,然后基于异常点到当前时刻 t_k 的监测数据再对设备的剩余寿命进行预测。

针对本文问题,可以通过判定两类退化模式的后验概率来检测异常点。当在某时刻 τ 满足下式:

$$\tau = \min\{t \mid P(S_t = s_2 \mid \mathbf{y}_{1:t}) \geq \xi; t \leq t_k\} \quad (16)$$

式中: ξ 为置信度水平,通常可取 $\xi = 0.05$ 。即表明设备在时刻 τ 已发生异常,设备在时刻 τ 后由缓慢退化模式 s_1 转变成加速退化模式 s_2 。而在当前时刻 t_k ,设备的性能退化趋势将由退化模式 s_2 所决定,此时设备在当前时刻的剩余寿命概率密度函数可以近似为:

$$f_{R_k | Y_{1:k}}(r_k | \mathbf{y}_{1:k}) \approx f_{R_k | S_{1:k}, Y_{1:k}}(r_k | S_k = s_2, \mathbf{y}_{1:k}) \quad (17)$$

综上, t_k 的剩余寿命期望估计表达式为:

$$\tilde{r}_k = E[r_k] = \int_0^\infty r_k f_{R_k | Y_{1:k}}(r_k | \mathbf{y}_{1:k}) dr_k \quad (18)$$

由上式可知,直接对剩余寿命概率函数进行积分十分困难。本文将采用近似估计的方法,根据退化失效定义,在未来时刻有 $x(t_k + r_k) = \varphi$, 即:

$$x(t_k + r_k) = x(t_k) + \alpha_k [(t_k + r_k)^\beta - (t_k)^\beta] = \varphi \quad (19)$$

通过对上式进行数值求解 r_k , 可以获得当前时刻 t_k 的剩余寿命近似期望估计值 \tilde{r}_k 。

3 数值分析

为验证本文所提模型的有效性,首先采用蒙特卡洛方法生成单个服役设备的性能退化仿真数据, 本文均为无量纲。设模型参数满足如下条件: $\alpha \sim N(2 \times 10^{-3}, 1 \times 10^{-4})$, $\beta = 2$, $\lambda \sim N(2 \times 10^{-2}, 1 \times 10^{-3})$, $\sigma^2 = 0.1$, $\gamma^2 = 4$ 。

给定监测时间间隔为 $\Delta t = 1$, 异常点的时间位置服从正态分布 $\tau \sim N(100, 10)$, 失效阈值为 $\varphi = 65$ 。最终得到仿真退化轨迹图 1, 异常点发生时刻为 95, 共监测得到 200 个仿真数据样本, 对应超过失效阈值时间约为 201.5。

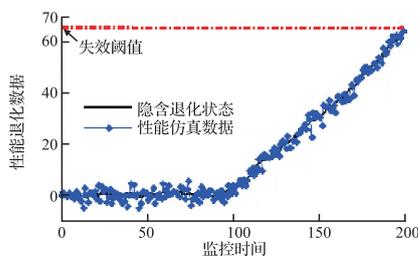


图 1 设备退化仿真数据

Fig.1 Simulation of degradation data

以第 150 个监测时刻为例, 首先根据 EM 算法对模型参数进行迭代估计, 设置参数迭代初始值为:

$$\{\lambda_0 = 1 \times 10^{-2}, \alpha_0 = 1 \times 10^{-3}, \sigma_0^2 = 0.1, \gamma_0^2 = 4\}$$

另设参数的收敛阈值为 0.01, 图 2 给出了模型参数的迭代过程, 参数快速收敛到稳定值, 其最终估计结果符合原始假设。

当确定模型参数后, 即可根据本文方法检测异常点与预测剩余寿命。设状态概率转移矩阵与初态概率矩阵分别为:

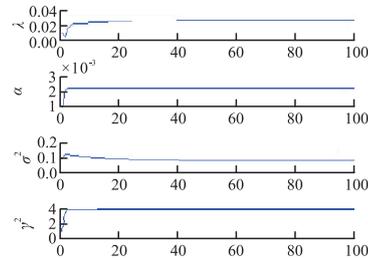


图 2 模型参数估计结果

Fig.2 Estimated results of parameters

$$P = \begin{bmatrix} 0.99 & 0.01 \\ 0.001 & 0.999 \end{bmatrix}, M_0 = [0.95 \quad 0.05]$$

基于到当前时刻的监测数据, 然后采用本文所提的 IMM 算法对设备的隐含退化状态与退化模式进行联合估计。

图 3 给出了设备退化模式的后验概率估计值。设退化模式的置信度水平为 0.05, 可判定出异常点发生在第 97 个监测时刻。

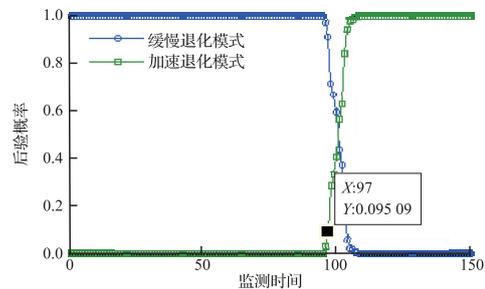


图 3 退化模式的后验概率估计

Fig.3 Posterior probability of degradation model

为了验证本文模型在剩余寿命预测问题中的有效性, 与文献[13]所提模型进行比较。文献[13]的方法是首先需要估计漂移参数的先验分布, 本文选取漂移参数的先验分布为 $N(1 \times 10^{-1}, 1 \times 10^{-2})$ 。同以第 150 个监测时刻为例, 分别使用 2 种方法计算设备的剩余寿命概率分布, 最终结果见图 4。

从图 4 中可以看出, 由本文方法得到的概率密度函数比较集中, 而文献[13]方法得到的概率密度函数相对比较分散, 这说明了本文方法能够降低剩余寿命概率分布的不确定性。

为定量的比较本文方法与文献[13]方法的剩余寿命预测准确性, 图 5 给出了上述 2 种方法在第 150 到 200 个监测时刻的剩余寿命预测值的比较。

从图5可以看出,在大多数监测时刻,本文方法的预测精度均要好于文献[13]的方法。

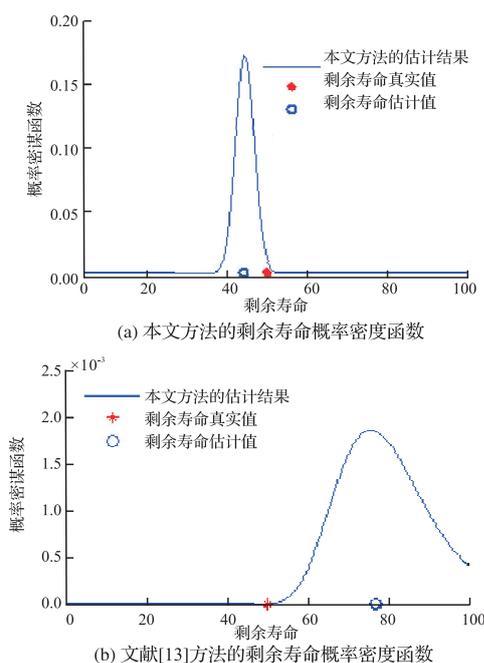


图4 第150监测时刻的剩余寿命概率密度函数比较
Fig.4 Probability density function of RUL at 150th monitored time

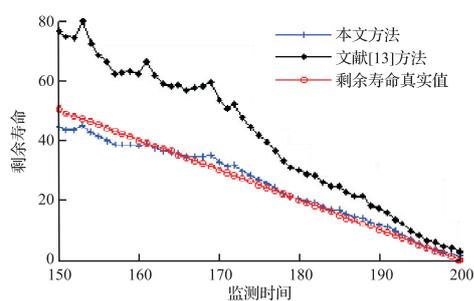


图5 第150到200监测时刻的剩余寿命预测值比较
Fig.5 Point estimation of RUL from 150 to 200 monitored point

4 结语

本文在视情维修和PHM的背景下,研究了异常单检测与剩余寿命预测的联合问题,提出了一种基于交互式多模型算法的剩余寿命预测模型。仿真结果证明基于模式动态转移的状态空间模型能够根据退化模式的后验概率能够准确地检测异常点,同时该模型能够有效降低了剩余寿命概率分布的不确定性,提高预测精度。

参考文献(References):

[1] SI X S, WANG W, 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.

[2] JARDINE A K, Lin D, Banjevic D. A Review on Machinery Diagnostics and Prognostics Implementing Condition-Based Maintenance[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2006, 20(7): 1483-1510.

[3] LEVY K, VAZQUEZ-ABAD F J. Change Point monitoring for Online Stochastic Approximations[J]. Automatica, 2010, 46(10): 1657-1674.

[4] BAE S J, KVAM P H. A Change-Point Analysis for Modeling Incomplete Burn-in for Light Displays[J]. IIE Transactions, 2006, 38(6): 489-498.

[5] NG T S A. An Application of the EM Algorithm to Degradation Modeling[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2008, 57(1): 2-13.

[6] LIN J. A Two-Stage Prognosis Model for Bayesian Change Point Analysis[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2008, 57(2): 388-393.

[7] YUAN T, KUO Y. Bayesian Analysis of Hazard rate, Change Point, and Cost-Optimal Burn-in Time for Electronic Devices[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2010, 59(1): 132-138.

[8] WANG W. A Model to Predict the Residual Life of Rolling Element Bearings Given Monitored Condition Information to Date[J]. IMA Journal of Management Mathematics, 2002, 13(1): 3-16.

[9] WANG W. A Two-Stage Prognosis Model in Condition Based Maintenance[J]. European Journal of Operational Research, 2007, 182(1): 1177-1187.

[10] 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. A Survey on Anomaly Detection, Life Prediction and Maintenance Decision for Industrial Processes[J]. Acta Automatica Sinica, 2013, 39(6): 711-722. (in Chinese)

[11] MURPHY K P. Switching Kalman filters[R]. UC Berkeley: Technical Report, 1998.

[12] DEMSPETER A P, LARID N M, RUBIN D B. Maximum likelihood from Incomplete Data via the EM Algorithm[J]. Journal of Royal Statistical Society, 1977, 39: 1-38.

[13] SI X S, WANG W, HU C H. Estimating Remaining Useful Life with Three Source Variability in Degradation Modeling [J]. IEEE Transactions on Reliability, 2014, 63(1): 167-190.

[14] 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.

[15] 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. SI Xiaosheng, HU Changhua, ZHOU Donghua. Nonlinear Degradation Process Modeling and Remaining Useful Life Estimation Subject to Measurement Error[J]. Acta Automatica Sinica, 2013, 39(5): 530-541. (in Chinese)

(编辑:徐敏)