

考虑不完全维护影响的 随机退化设备剩余寿命预测

郑建飞¹, 胡昌华¹, 司小胜¹, 林 斌²

(1. 火箭军工程大学控制工程系, 陕西西安 710025; 2. 火箭军驻 307 厂军事代表室, 江苏南京 210006)

摘 要: 针对寿命周期中存在不完全维护影响的随机退化设备剩余寿命难以预测的问题, 提出了一种考虑不完全维护影响的退化建模和剩余寿命预测方法. 首先, 在 Wiener 过程理论架下, 建立了能够表征不完全维护影响的分阶段退化过程模型, 然后从阶段时间服从的逆高斯分布出发, 利用逆高斯分布的卷积特性, 从理论上推导出存在不完全维护下寿命分布的解析解, 并将维护效果的随机性和维护次数的影响传递到寿命分布中. 进一步通过时间尺度变换, 得到了考虑未来存在不完全维护影响下的剩余寿命分布解析解. 通过极大似然估计和最小二乘法对模型未知参数进行了估计. 最后将本文方法应用到陀螺仪的实际退化过程中, 验证了所提方法的有效性.

关键词: 退化模型; 剩余寿命; 不完全维护; 卷积; 预测

中图分类号: TP273 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2017)07-1740-10

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2017.07.026

Remaining Useful Life Prognostic for the Stochastic Degradation Device Subject to Imperfect Maintenance

ZHENG Jian-fei¹, HU Chang-hua¹, SI Xiao-sheng¹, LIN Bin²

(1. Department of Control Engineering, Xi'an Institute of High-Tech, Xi'an, Shaanxi 710025, China;

2. Representative Office of the Rocket Force in 307 Factory, Nanjing, Jiangsu 210006, China)

Abstract: The current remaining useful life (RUL) prognostic approaches for stochastic degradation device subject to imperfect preventive maintenance suffer from challenge of low accuracy. A new degradation modeling and RUL prognostic approach are proposed considering the effect of imperfect preventive maintenance. First, based on the theory of Wiener process, the stochastic degradation process with the imperfect maintenance is modeled as multi-stage Wiener process. Second, starting with the inverse Gaussian distributed stage time, the lifetime distribution is derived by the convolution property of the inverse Gaussian distribution. Furthermore, the analytical solution of the RUL distribution can be calculated for the stochastic degradation device subject to imperfect preventive maintenance in future. Finally, for verifying the presented approach, a case study for gyros is provided, and the results indicate that the presented approach of this paper can improve the modeling fitting and the accuracy of the estimated RUL.

Key words: degradation model; remaining useful life; imperfect maintenance; convolution; prognostic

1 引言

预测与健康管理 (Prognostics and Health Management, PHM) 技术可以减少维护保障费用、提高设备的可靠性和安全性、降低失效事件发生的风险, 对于军事、航空航天等安全性、可靠性要求较高的领域至关重要^[1-5]. 剩余寿命预测作为 PHM 的核心, 得到了工业界

和学术界的广泛关注, 涌现出了大量的研究成果^[4,6,7]. 在剩余寿命预测的方法中, 从经济性和安全性等限制条件的角度出发, 基于退化建模进行剩余寿命预测的方法已成为主流^[4-6,8]. 文献[8]对退化建模方法进行了系统而完整的综述, 如 Wiener 过程、Gamma 过程、Markov 链和隐 Markov 过程等, 其中 Wiener 过程具有良好的数学特性, 并且适合描述工程实际中具有增加或

减小趋势的非单调的随机退化过程,同时能够得到健康管理所需要剩余寿命分布,而不是单一点估计,因此已被广泛应用于退化建模和剩余寿命估计^[9-12].然而,现有绝大多数退化建模和剩余寿命预测研究均假定设备在其寿命剖面内没有经历任何维护(如零部件替换、校正、润滑等)活动^[4-6,9-12].这对于不可修设备或者所经历的维护活动对设备性能状态没有任何改善,即未维护(或修复如旧)的情况是合理的.但对大部分可修系统,这样的假设往往会影响到退化建模和剩余寿命预测的准确性.

在工程实际中,设备在其寿命剖面内常常会经历一系列效果为修复非新的不完全维护干预.修复非新的不完全维护,指维护后的效果介于未维护与完全修复如新之间,如:系统的退化指标未恢复至全新系统的水平,但可以将退化设备的健康状况恢复至全新状态(修复如新)与未维护(或修复如旧)状态之间的某一状态,即介于修复如新与修复如旧之间^[13,14].比如,给转动不稳定的机械部件添加润滑油改善不稳定状态、给行走机器人更换磨损严重的部件延长机器人工作时间,给绝缘性能不合格的电机清除积碳改善绝缘性能,对精度下降的陀螺仪进行力矩器动平衡调整减小陀螺仪漂移误差等.显然,不完全维护活动可改善设备的退化状态,从而延长设备剩余寿命.因此,剩余寿命预测领域的一种更为广义和实际的情况是,如何在修复非新这种不完全维护活动影响下,建立设备的退化模型,且将维护效果融入到设备剩余寿命分布预测中,这是剩余寿命预测和健康管理中现实存在且亟需解决的问题.

随着剩余寿命预测研究的不断深入,近年来已经有不少学者开始关注维护活动对设备退化过程和剩余寿命预测结果的影响.如 ISO13381-1 将维护活动对设备退化过程的影响列为未来需重点研究的内容^[15]. Heng 等在其综述中指出^[16],在预测设备的剩余寿命和可靠性时应考虑实际维护活动的影响,因为这些维护活动不总是能够使设备达到修复如新的状态,而设备在经历这些维护后,其剩余寿命和可靠性应该会有相应的改变. Sikorska 等^[17]在其剩余寿命预测综述里也提到运行环境的改变、维护活动的存在等情况将会影响设备的剩余寿命预测结果,应得到进一步关注.文献[8]也指出现有的基于退化建模的剩余寿命预测研究均未考虑维护活动的影响,而只是考虑设备在一个维护周期内的退化数据.尽管考虑维护活动影响的设备剩余寿命预测问题具有重要的实际意义,但有关该问题的研究成果却鲜有报道. You^[18]等提出拓展比例风险模型对不完全维护问题进行了仿真分析,得到了寿命预测的均值和方差,但这没有获得健康管理所需要的解析形式的剩余寿命分布. Guo^[19]等对修复非新情况下

如何降低费用率的最优维护进行了建模研究,但并没有涉及寿命预测. Liao^[20]等对修复非新不完全维护情况下基于状态的预防维护建模和维护策略进行了研究,并讨论了最优维护阈值的确定方法,但未进行剩余寿命预测的研究.

本文针对现有基于退化建模进行剩余寿命预测的研究中,尚未解决如何准确预测存在不完全维护影响的设备剩余寿命问题,提出了一种考虑不完全维护影响下基于 Wiener 过程退化建模方法.首先,在 Wiener 过程理论框架下,建立了设备退化过程中阶段内的退化轨迹模型.然后,利用逆高斯分布的卷积特性,推导出了存在不完全维护影响下设备寿命分布的解析解.进一步,考虑不完全维护效果的随机性,将维护效果的影响传递到剩余寿命分布的解析解中.并基于极大似然估计和最小二乘方法,对模型未知参数进行了估计.最后,通过对陀螺仪性能退化数据验证了本文提出的方法.

2 问题描述

对于存在不完全维护影响下的随机退化设备剩余寿命预测问题,可由图 1 进行描述.其中,横坐标为时间 t ,纵坐标为反映设备性能随时间 t 变化的状态退化量 $\{X(t), t \geq 0\}$, w_p 为设备的预防维护阈值,一般根据对设备的可靠性要求或维护管理费用所确定. w_f 为设备失效阈值,一般由工业标准、对产品的可靠性和精度要求等确定,如锂电池电容、机械设备振动幅值、裂纹长度和陀螺漂移等. $T_1, T_2, T_3 \dots$ 为维护时刻.这里以维护时刻为节点,将第 i 次维护后第 $i+1$ 次维护前的阶段定义为第 $i+1$ 退化阶段,若维护总次数为 n ,则 $i \in [0, n]$,设备退化过程可划分为 $n+1$ 个阶段.当设备退化状态 $X(t)$ 达到 w_p 时,进行维护效果为修复非新的不完全维护,即维护后的状态并没有恢复到初始时的全新状态,而是存在一定的状态残余量.另外,由于设备运行中的磨损等不可逆因素,维护后的状态残余量一般随着维护次数的增多而增加.在工程实际中,依据维护效果、维护费用率和对设备可靠性的要求,一般维护次数 n 是有限的.此类随机退化设备的寿命定义为在其生命周期中的任意时刻,经过有限次维护后(第 $n+1$ 阶段除外),退化状态首次达到失效阈值 w_f 的时间.需要说明的是,在本文研究中,维护时间本身的耗时不影响设备寿命,如设备在停机状态下维护的时间不计入设备的工作寿命.具体的退化模型和剩余寿命的数学描述在下一节给出.

3 考虑不完全维护影响下的退化建模

3.1 分阶段 Wiener 过程建模

基于 Wiener 过程的退化模型是一类典型的描述设

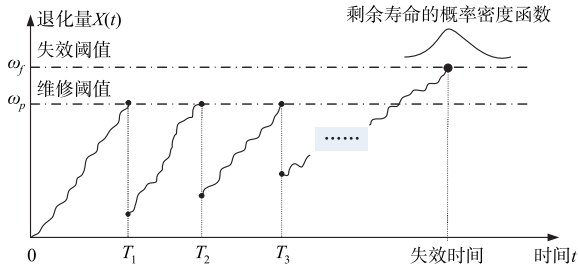


图1 考虑修复非新维护干预下的剩余寿命示意图

备随机退化过程的线性随机模型^[3-6,8,9],并且此类模型已经在机械磨损、设备腐蚀等退化中得到广泛应用。一般的,基于 Wiener 过程的退化模型可以描述为

$$X(t) = x_0 + \lambda t + \sigma_B B(t) \quad (1)$$

其中 x_0 为退化设备的初始状态, λ 为漂移系数, σ_B 为扩散系数, $B(t)$ 为标准 Brownian 运动, 且有 $\sigma_B B(t) \sim N(0, \sigma_B^2 t)$, 用来刻画退化过程的随机动态。本文针对退化过程中存在修复非新维护影响的情况, 基于式(1)和退化过程中的维护信息, 建立退化过程各阶段的退化模型。具体地, 在第 $i+1$ 退化阶段设备的退化模型可表示为

$$X(t_{i+1}) = X(T_i^+) + \lambda t_{i+1} + \sigma_B B(t_{i+1}) \quad (2)$$

其中 $i \in [0, n]$ 表示系统已维护次数, t_{i+1} 为在 $i+1$ 阶段内, 以第 i 次维护时刻 T_i 为零起点的任意时刻。 $X(t_{i+1})$ 代表系统在 $i+1$ 阶段的任意时刻退化量, $X(T_i^+)$ 为第 i 次维护时刻 T_i 后的状态残余量。在未维护的第 1 阶段, 即 $i=0$ 时, $X(T_0^+) = x_0$ 为第 1 阶段的初值。

3.2 剩余寿命的定义

基于随机过程首次时间的概念^[21], 定义随机过程 $X(t_{i+1})$ 在某一阶段的阶段时间 T_{i+1} 为设备的退化状态首次达到某一预设阈值 w_p 或 w_f 的时间, 具体可表示为

$$T_{i+1} = \inf \{ t_{i+1} : X(t_{i+1}) \geq w_{i+1} | X(T_i^+) < w_{i+1} \} \quad (3)$$

其中 w_{i+1} 为第 $i+1$ 阶段预先设定的阈值, 当 $0 \leq i < n$ 时, $w_{i+1} = w_p$, 当 $i = n$ 时, $w_{i+1} = w_f$ 。

基于此, 令 $\mathbf{X}_{1:k}^{i+1} = \{ x_{i+1,1}, x_{i+1,2}, \dots, x_{i+1,k} \}$ 表示在第 $i+1$ 阶段内的 $t_{i+1,1}, t_{i+1,2}, \dots, t_{i+1,k}$ 时刻获得的监测数据, 其中 $x_{i+1,k} = X(t_{i+1,k})$, 定义系统在第 $i+1$ 阶段 k 时刻的阶段剩余时间:

$$L_{i+1,k} = \inf \{ l_{i+1,k} > 0 : X(t_{i+1,k} + l_{i+1,k}) \geq w_{i+1} \} \quad (4)$$

其对应阶段剩余时间的概率密度函数为 $f_{L_{i+1,k}}(l_{i+1,k})$ 。这里, 假设各阶段剩余时间相互独立, 则从第 $i+1$ 阶段 k 时刻到最终失效的剩余寿命 (Remaining Useful Life, RUL) $L_{i+1,k}^*$ 可表示为

$$L_{i+1,k}^* = L_{i+1,k} + I(i) \sum_{j=2}^{j=n-i+1} L_{i+j} \quad (5)$$

其对应的概率密度函数为 $f_{L_{i+1,k}^*}(l_{i+1,k}^*)$, 其中 $I(i)$ 为示性

函数, 即 $I(i) = \begin{cases} 1, & i < n \\ 0, & i = n \end{cases}$ 。当在初始阶段初始时刻时, 则剩余寿命 $L_{i+1,k}^*$ 即为 $n+1$ 个阶段时间之和, 对应着设备整个寿命周期的寿命 T^* 。

本文的主要目标是基于当前状态监测数据和维护信息, 求解 $f_{L_{i+1,k}^*}(l_{i+1,k}^*)$ 。从以上建模过程可以发现, 本文区别于现有研究的不同之处在于推导出了考虑不完全维护干预下的多个阶段时间和的概率分布, 并推导出融合不完全维护效果分布的剩余寿命概率密度函数的解析形式。

4 考虑修复非新维护干预下的剩余寿命预测

4.1 多阶段时间和的概率密度函数

首先考虑不存在维护干预的 Wiener 过程在首达时间意义下阶段时间分布的概率密度函数 (Probability Density Function, PDF), 可由以下引理给出。

引理 1^[22,23] 根据式(3)的定义, 则 Wiener 过程式(1)的首达时间分布为逆高斯分布, 其 PDF 为

$$f_T(t) = \frac{w - x_0}{\sigma_B \sqrt{2\pi t^3}} \times \exp \left[-\frac{(w - x_0 - \lambda t)^2}{2t\sigma_B^2} \right] \quad (6)$$

其中 w 可表示设定的维护阈值或失效阈值。

基于式(6), 对于存在维护影响的阶段时间的 PDF, 可用 w_{i+1} 表示第 $i+1$ 阶段的阈值, $x_{i+1,1}$ 表示第 $i+1$ 阶段的初值, 具体为

$$f_{T_{i+1}}(t_{i+1}) = \frac{w_{i+1} - x_{i+1,1}}{\sqrt{2\pi\sigma_B^2 t_{i+1}^3}} \exp \left\{ -\frac{(w_{i+1} - x_{i+1,1} - \lambda t_{i+1})^2}{2\sigma_B^2 t_{i+1}} \right\} \quad (7)$$

进一步, 令 $\eta = \frac{\lambda^2}{\sigma_B^2}$, $\frac{(w_{i+1} - x_{i+1,1})^2}{\sigma_B^2} = \chi_{i+1}$, 经过一系列变换推导, 具体可参见文献[24], 可得如下形式的逆高斯分布:

$$f_{T_{i+1}}(t_{i+1} | \eta, \chi_{i+1}) = \frac{\sqrt{\chi_{i+1}}}{\sqrt{2\pi t_{i+1}^3}} \quad (8)$$

$$\exp \left\{ -\frac{1}{2} \left(\eta t_{i+1} + \frac{\chi_{i+1}}{t_{i+1}} \right) \right\}, t_{i+1} > 0$$

在首达时间的框架下, 基于卷积的特性, 即两个独立变量之和的概率密度函数为这两个变量概率密度函数的卷积。接下来, 为了计算式(8)所描述的多个阶段时间和的概率密度函数, 引入以下逆高斯分布的定理。

引理 2^[24] 对式(8)表示的逆高斯分布有如下卷积结论成立:

$$f(t_{i+1} | \eta, \chi_{i+1}) \otimes f(t_{i+2} | \eta, \chi_{i+2}) = \quad (9)$$

$$f(\hat{t} | \eta, (\sqrt{\chi_{i+1}} + \sqrt{\chi_{i+2}})^2)$$

其中 \otimes 表示卷积, \hat{t} 为第 $i+1$ 阶段和第 $i+2$ 阶段的任意时刻。其具体证明过程可参见文献[24]。

基于引理 2, 可得到如下关于多个阶段时间和的概率密度函数的结论.

定理 1 基于阶段时间的定义式(3)和退化过程首次时间意义下的阶段时间分布式(6), 利用逆高斯分布的卷积性质, 可得随机退化设备 $n+1$ 个阶段时间和(即寿命)的概率密度函数为

$$\begin{aligned} f_{T^*}(t^*) &= f_{T_1}(t_1) \otimes f_{T_2}(t_2) \otimes \cdots \\ &\quad \otimes f_{T_{n+1}}(t_{n+1}) \otimes \cdots \otimes f_{T_{n+1}}(t_{n+1}) \\ &= \frac{\sum_{i=1}^{i=n+1} (w_{i+1} - x_{i+1,1})}{\sqrt{2\pi\sigma_B^2(t^*)^3}} \\ &\quad \exp\left\{-\frac{\left[\sum_{i=1}^{i=n+1} (w_{i+1} - x_{i+1,1}) - \lambda t^*\right]^2}{2\sigma_B^2 t^*}\right\} \quad (10) \end{aligned}$$

其中 t^* 表示随机退化设备整个寿命周期内的任意时刻.

证明 基于引理 2, 可得第 $i+1$ 阶段和第 $i+2$ 阶段时间和的概率密度函数为两个阶段内概率密度函数的卷积, 具体为

$$\begin{aligned} &f(t|\eta, \chi_{i+1}) \otimes f(t|\eta, \chi_{i+2}) \\ &= \frac{\sqrt{\chi_{i+1}}}{\sqrt{2\pi t^3}} \exp\left\{-\frac{\chi_{i+1}}{t}\right\} \exp\left\{-\left(\eta t + \frac{\chi_{i+1}}{t}\right)\right\} \\ &\quad \otimes \frac{\sqrt{\chi_{i+2}}}{\sqrt{2\pi t^3}} \exp\left\{-\frac{\chi_{i+2}}{t}\right\} \exp\left\{-\left(\eta t + \frac{\chi_{i+2}}{t}\right)\right\} \\ &= \frac{\sqrt{(\sqrt{\chi_{i+1}} + \sqrt{\chi_{i+2}})^2}}{\sqrt{2\pi t^3}} \exp\left\{-\frac{(\sqrt{\chi_{i+1}} + \sqrt{\chi_{i+2}})^2}{t}\right\} \\ &\quad \exp\left\{-\left(\eta t + \frac{(\sqrt{\chi_{i+1}} + \sqrt{\chi_{i+2}})^2}{t}\right)\right\} \\ &= \frac{(\sqrt{\chi_{i+1}} + \sqrt{\chi_{i+2}})}{\sqrt{2\pi t^3}} \exp\left\{-\left(\eta t + \frac{(\sqrt{\chi_{i+1}} + \sqrt{\chi_{i+2}})^2}{t}\right)\right\} \\ &= \frac{1}{\sqrt{2\pi t^3}} \frac{(w_{i+1} - x_{i+1,1}) + (w_{i+2} - x_{i+2,1})}{\sigma_B} \\ &\quad \exp\left\{-\left[\frac{\lambda^2 \hat{t}}{\sigma_B^2} + \frac{[(w_{i+1} - x_{i+1,1}) + (w_{i+2} - x_{i+2,1})]^2}{\sigma_B^2 \hat{t}}\right]\right\} \\ &= \frac{(w_{i+1} - x_{i+1,1}) + (w_{i+2} - x_{i+2,1})}{\sqrt{2\pi\sigma_B^2 \hat{t}^3}} \\ &\quad \exp\left\{-\frac{[(w_{i+1} - x_{i+1,1}) + (w_{i+2} - x_{i+2,1}) - \lambda \hat{t}]^2}{2\sigma_B^2 \hat{t}}\right\} \quad (11) \end{aligned}$$

其中 \hat{t} 为第 $i+1$ 阶段和第 $i+2$ 阶段的任意时刻. 以此类推, 从第 1 阶段到第 $n+1$ 阶段时间和的概率密度函

数 $f_{T^*}(t^*)$ 可表示为式(10).

证毕.

为便于表示, 这里将每次维护后的状态残余量 $X(T_i^+)$ 写成 X_T^i 的形式. 考虑到每次维护后状态残余量的随机性, 则整个寿命周期中的状态残余量的和可表示为 $\bar{X} = \bar{x} = \sum_{i=1}^{i=n} x_T^i$, 进一步在给定维护后状态残余量 \bar{X} 的情况下, 利用全概率公式可得寿命 T^* 的 PDF 为

$$f_{T^*}(t^*) = \int_{\Phi} f_{T^*|\bar{X}}(t^* | \bar{x}) f_{\bar{X}}(\bar{x}; \theta) d\bar{x} \quad (12)$$

其中 $f_{\bar{X}}(\bar{x}; \theta)$ 表示 \bar{X} 的 PDF, θ 为参数, Φ 表示 \bar{X} 的参数空间.

为了便于计算式(12), 首先给出以下引理.

引理 3^[4] 如果 $Z \sim N(\mu, \sigma^2)$, 且 $w_1, w_2, A, B \in \mathbf{R}$, $C \in \mathbf{R}^+$, 则有

$$\begin{aligned} &E_Z\left[(w_1 - AZ) \exp\left\{-\frac{(w_2 - BZ)^2}{2C}\right\}\right] \\ &= \sqrt{\frac{C}{B^2\sigma^2 + C}} \left(w_1 - A \frac{Bw_2\sigma^2 + \mu C}{B^2\sigma^2 + C}\right) \\ &\quad \cdot \exp\left\{-\frac{(w_2 - B\mu)^2}{2(B^2\sigma^2 + C)}\right\} \quad (13) \end{aligned}$$

具体证明过程可参见文献[4].

维护后的状态残余量 X_T^i 的分布可根据工程经验、数据拟合度等确定, 并可对选择的分布通过假设检验的方法进行验证.

接下来, 给出一类常见的分布, $X_T^i \sim N(\alpha^i \mu_X, \sigma_X^2)$, 其中 α^i 为残余状态增长因子, 表示维护后的状态与维护次数是相关的, 可得以下推论.

推论 1 如果修复非新维护干预后的状态残余量服从正态分布 $X_T^i \sim N(\alpha^i \mu_X, \sigma_X^2)$, 那么退化设备的寿命 T^* 的 PDF 可表示为

$$\begin{aligned} f_{T^*}(t^*) &= \frac{1}{\sqrt{2\pi(t^*)^2(n\sigma_X^2 + \sigma_B^2 t^*)}} \times \left(\sum_{i=1}^{i=n} w_i - x_{1,1}\right. \\ &\quad \left. - \frac{\sigma_X^2 \left(\sum_{i=1}^{i=n} w_i - x_{1,1} - \lambda t^*\right) + \sum_{i=1}^{i=n-1} \alpha^i \mu_X \sigma_B^2 t^*}{n\sigma_X^2 + \sigma_B^2 t^*}\right) \\ &\quad \times \exp\left\{-\frac{\left(\sum_{i=1}^{i=n} w_i - x_{1,1} - \lambda t^* - \sum_{i=1}^{i=n-1} \alpha^i \mu_X \sigma_B^2 t^*\right)^2}{2(n\sigma_X^2 + \sigma_B^2 t^*)}\right\} \quad (14) \end{aligned}$$

证明 如果修复非新的状态残余量服从正态分布 $X_T^i \sim N(\alpha^i \mu_X, \sigma_X^2)$, 则设备在寿命周期内维护后的总状态残余量 $\bar{X} \sim N\left(\sum_{i=1}^{i=n-1} \alpha^i \mu_X, n\sigma_X^2\right)$, 进而有 \bar{X} 的 PDF 为

$$f_{\bar{X}}(\bar{x}) = (1/\sqrt{2\pi n\sigma_X^2}) \exp\left\{-\left(\bar{x} - \sum_{i=1}^{i=n-1} \alpha^i \mu_X\right)^2 / (2n\sigma_X^2)\right\} \quad (15)$$

进一步,基于引理 3 和式(15),则有

$$\begin{aligned}
 & \int_{\Phi} \frac{\sum_{i=1}^{i=n} (w_i - x_{i,1})}{\sqrt{2\pi\sigma_B^2(t^*)^3}} \\
 & \exp\left\{-\frac{(\sum_{i=1}^{i=n} (w_i - x_{i,1}) - \lambda t^*)^2}{2\sigma_B^2 t^*}\right\} f_X(\bar{x}) d\bar{x} \\
 & = \int_{\Phi} \frac{\sum_{i=1}^{i=n} w_i - x_{1,1} - \bar{x}}{\sqrt{2\pi\sigma_B^2(t^*)^3}} \\
 & \exp\left\{-\frac{(\sum_{i=1}^{i=n} w_i - x_{1,1} - \bar{x} - \lambda t^*)^2}{2\sigma_B^2 t^*}\right\} f_X(\bar{x}) d\bar{x} \\
 & = E_X \left\{ \frac{\sum_{i=1}^{i=n} w_i - x_{1,1} - \bar{X}}{\sqrt{2\pi\sigma_B^2(t^*)^3}} \right. \\
 & \left. \exp\left\{-\frac{(\sum_{i=1}^{i=n} w_i - x_{1,1} - \lambda t^* - \bar{X})^2}{2\sigma_B^2 t^*}\right\} \right\} \\
 & = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_B^2(t^*)^3}} \\
 & E_X \left\{ \left(\sum_{i=1}^{i=n} w_i - x_{1,1} - \bar{X} \right) \right. \\
 & \left. \exp\left\{-\frac{(\sum_{i=1}^{i=n} w_i - x_{1,1} - \lambda t^* - \bar{X})^2}{2\sigma_B^2 t^*}\right\} \right\} \\
 & = \frac{1}{\sqrt{2\pi(t^*)^2(n\sigma_X^2 + \sigma_B^2 t^*)}} \\
 & \times \left(\sum_{i=1}^{i=n} w_i - x_{1,1} \right. \\
 & \left. - \frac{\sigma_X^2(\sum_{i=1}^{i=n} w_i - x_{1,1} - \lambda t^*) + \sum_{i=1}^{i=n-1} \alpha^i \mu_X \sigma_B^2 t^*}{n\sigma_X^2 + \sigma_B^2 t^*} \right) \\
 & \times \exp\left\{-\frac{(\sum_{i=1}^{i=n} w_i - x_{1,1} - \lambda t^* - \sum_{i=1}^{i=n-1} \alpha^i \mu_X \sigma_B^2 t^*)^2}{2(n\sigma_X^2 + \sigma_B^2 t^*)}\right\} \quad (16)
 \end{aligned}$$

证毕.

下面,基于推论 1 对退化过程中的剩余寿命分布进行讨论.

4.2 时间尺度变换

考虑到系统退化过程是离散监测的,例如在第 $i+1$ 阶段监测点 $0 < t_{i+1,1} < t_{i+1,2} < \dots < t_{i+1,k}$ 上,将系统从第 $i+1$ 阶段开始运行到当前时刻 $t_{i+1,k}$ 的监测数据的集合

描述为 $X_{1,k}^{i+1} = \{x_{i+1,1}, x_{i+1,2} \dots x_{i+1,k}\}$, 其中 $x_{i+1,k} = X(t_{i+1,k})$, 由退化过程的马氏性,将 $t_{i+1,k}$ 开始的退化过程表示为

$$X(t_{i+1}) = x_{i+1,k} + \lambda(t_{i+1} - t_{i+1,k}) + \sigma_B[B(t_{i+1}) - B(t_{i+1,k})] \quad (17)$$

进一步,将模型中的时间尺度变换为 $i+1$ 阶段的阶段剩余时间 $l_{i+1,k} = t_{i+1} - t_{i+1,k}, l_{i+1,k} > 0$, 则随机过程可描述为

$$\begin{aligned}
 & X(l_{i+1,k} + t_{i+1,k}) \\
 & = x_{i+1,k} + \lambda l_{i+1,k} + \sigma_B[B(l_{i+1,k} + t_{i+1}) - B(t_{i+1,k})] \quad (18)
 \end{aligned}$$

由标准 Brownian 运动的性质,对于 $t_{i+1,k}$ 时刻的阶段剩余时间可通过计算随机过程 $\{\bar{X}(l_{i+1,k}), l_{i+1,k} > 0\}$ 首次第 $i+1$ 阶段阈值 w_{i+1} 的时间得到,有

$$\bar{X}(l_{i+1,k}) = x_{i+1,k} + \lambda l_{i+1,k} + \sigma_B W(l_{i+1,k}), l_{i+1,k} > 0 \quad (19)$$

其中

$$W(t_{i+1}) = B(t_{i+1} + t_{i+1,k}) - B(t_{i+1,k}) \quad (20)$$

进一步,可得 $t_{i+1,k}$ 时刻在第 $i+1$ 阶段内的阶段剩余时间 $L_{i+1,k}$ 的概率密度函数为

$$\begin{aligned}
 & f_{L_{i+1,k}|X_{1,k}^{i+1}}(l_{i+1,k} | X_{1,k}^{i+1}) \\
 & = \frac{w_{i+1} - x_{i+1,k}}{\sigma_B \sqrt{2\pi l_{i+1,k}^3}} \times \exp\left[-\frac{(w_{i+1} - x_{i+1,k} - \lambda l_{i+1,k})^2}{2l_{i+1,k} \sigma_B^2}\right] \quad (21)
 \end{aligned}$$

从式(21)可以看出与式(6)具有类似的模型结构. 因此,类似于定理 1 的推导过程,在阶段剩余时间式(4)的定义下可得到退化设备在 $t_{i+1,k}$ 的剩余寿命 $L_{i+1,k}^*$ 分布的解析解.

定理 3 基于定理 1 和剩余时间的定义式(5),退化设备在 $t_{i+1,k}$ ($i < n$) 时刻的剩余寿命 $L_{i+1,k}^*$ 的 PDF 可表示为

$$\begin{aligned}
 & f_{L_{i,k}^*}(l_{i+1,k}^*) = \frac{1}{\sqrt{2\pi(l_{i+1,k}^*)^2(n\sigma_X^2 + \sigma_B^{2j_{i+1,k}^*})}} \\
 & \times \left(\sum_{j=1}^{j=n+1-i} w_{i+j} - x_{i+1,k} \right. \\
 & \left. - \frac{\sigma_X^2(\sum_{j=1}^{j=n+1-i} w_{i+j} - x_{i+1,k} - \lambda l_{i+1,k}^*) + \sum_{j=1}^{j=n-i} \alpha^{i+j-1} \mu_X \sigma_B^2 l_{i+1,k}^*}{n\sigma_X^2 + \sigma_B^{2j_{i+1,k}^*}} \right) \\
 & \times \exp\left\{-\frac{[\sum_{j=1}^{j=n+1-i} w_{i+j} - \sum_{j=1}^{j=n-i} \alpha^{i+j-1} \mu_X \sigma_B^2 l_{i+1,k}^* - x_{i+1,k} - \lambda l_{i+1,k}^*]^2}{2(n\sigma_X^2 + \sigma_B^{2j_{i+1,k}^*})}\right\} \quad (22)
 \end{aligned}$$

其中 i, j 为整数,且 $0 \leq i < n$, 当 $i+j < n+1$ 时, $w_{i+j} = w_p$, 当 $i+j = n+1$ 时, $w_{i+j} = w_f$.

证明过程可通过对推论 1 进行一系列变化得到,在此省略.

当 $i = n$ 时,即在第 $n + 1$ 阶段,系统不再经历维护而直接退化到失效阈值,系统已经过 n 次($j = n$)维护,此时处于第 $n + 1$ 阶段某时刻的剩余寿命预测为

$$f_{L_{n+1}, X_{n+1}^{i+1}}(l_{n+1,k} | X_{1,k}^{i+1}) = \frac{w_f - x_{n+1,k}}{\sigma_B \sqrt{2\pi l_{n+1,k}^3}} \times \exp\left[-\frac{(w_f - x_{n+1,k} - \lambda l_{n+1,k})^2}{2l_{n+1,k} \sigma_B^2}\right] \quad (23)$$

注释 1 式(23)估计的剩余寿命 PDF 也就是不存在维护干预下的剩余寿命估计. 而对式(22)而言,当修复的效果为修复如旧时,或不存在维护的情况下时,即式(22)中 $\alpha^i \mu_X = w_i, \sigma_X^2 = 0$, 则式(22)退化为式(21). 当修复如新的情况时,也就是维护后的状态残余量为 0 时,式(22)中 $\alpha^i \mu_X = 0, \sigma_X^2 = 0$, 则式(22)退化为式(21)的形式,只不过此时用式(22)中的 $\sum_{j=0}^{j=m-i} w_{i+j}$ 代替了式(21)中的 w_i . 因此考虑修复非新维护干预下的剩余寿命分布的 PDF 更具一般性和灵活性.

5 参数估计

式(22)中需要估计的参数主要包括两部分,一是退化模型(2)中的未知参数 $\Theta = (\lambda, \sigma_B)$,二是状态残余量 X_T^i 的 PDF 中的参数 θ . 例如,若 $X_T^i \sim N(\alpha^i \mu_X, \sigma_X^2)$, 则 $\theta = (\alpha, \mu_X, \sigma_X)$.

5.1 退化模型参数 Θ 的估计

为了完成退化模型式(2)中的未知参数 λ 和 σ_B 的估计,这里假设有 Q 个被测设备,并且第 q 个设备在第 1 阶段的采样时间点为 $t_{1,1}^q, \dots, t_{1,m}^q$, 其中 m 表示第 q 个设备的测量值, $q = 1, \dots, Q$. 因此,基于模型式(2)第 q 个设备第 1 阶段第 k 个采样点 $t_{1,k}^q$ 的退化轨迹可以写成

$$X^q(t_{1,k}) = X^q(0) + \lambda t_{1,k}^q + \sigma_B B(t_{1,k}) \quad (24)$$

其中 $k = 1, \dots, m$. 这里引入中间变量 $\mathfrak{R}^q(t_{1,k}^q) = X^q(t_{1,k}^q) - X^q(0)$, $\mathfrak{R}^q(t_{1,k}^q)$ 的具体实现为 $r^q(t_{1,k}^q)$, 对应获取的退化数据为 $\{\mathfrak{R}^q(t_{1,k}^q) = r^q(t_{1,k}^q), q = 1, \dots, Q, k = 1, \dots, m\}$. 则式(24)可写为

$$\mathfrak{R}^q(t_{1,k}^q) = \lambda t_{1,k}^q + \sigma_B B(t_{1,k}^q) \quad (25)$$

进一步,令 $\mathbf{T}^q = (t_{1,1}^q, \dots, t_{1,m}^q)'$, $\mathfrak{R}^q = (r^q(t_{1,1}^q), \dots, r^q(t_{1,m}^q))'$, 这里 $(\cdot)'$ 表示矢量的转置, \mathfrak{R} 表示本阶段退化数据的集合,由 $\mathfrak{R}^q, q = 1, \dots, Q$ 组成. 根据式(25)和标准 BM 过程的独立增量性质,可知 \mathfrak{R}^q 服从多维正态分布,其均值和协方差分别为

$$\boldsymbol{\mu}^q = \lambda \mathbf{T}^q \quad (26)$$

$$\boldsymbol{\Omega}^q = \sigma_B^2 \mathbf{Q}^q \quad (27)$$

其中

$$\mathbf{Q}^q = \begin{bmatrix} t_{1,1}^q & t_{1,1}^q & \cdots & t_{1,1}^q \\ t_{1,1}^q & t_{1,2}^q & \cdots & t_{1,2}^q \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ t_{1,1}^q & t_{1,2}^q & \cdots & t_{1,m}^q \end{bmatrix} \quad (28)$$

则关于 Θ 对应所有测试数据 \mathfrak{R} 的似然函数为

$$\ell(\Theta | \mathfrak{R}) = -\frac{mQ}{2} \ln(2\pi) - \frac{Q}{2} \ln |\boldsymbol{\Omega}^q| - \frac{1}{2} \sum_{q=1}^Q (\mathfrak{R}^q - \lambda \mathbf{T}^q)' (\boldsymbol{\Omega}^q)^{-1} (\mathfrak{R}^q - \lambda \mathbf{T}^q) \quad (29)$$

因此, λ 和 σ_B 可以通过最大化式(29)得到,这里可以采用 MATLAB 中多维搜索的方法得到. 类似的极大似然估计的方法可详见文献[4,10].

5.2 不完全维护影响的分布参数 θ 估计

不完全维护影响的分布参数 θ 可以通过极大似然估计和最小二乘法进行估计. 这里假设 $X_T^i \sim N(\alpha^i \mu_X, \sigma_X^2)$, 则 $\theta = (\alpha, \mu_X, \sigma_X)$. 利用 Q 个历史同类产品维护过程中的状态数据进行估计.

这里用 μ_X 和 σ_X 分别表示第 i 次维护后状态 X_T^i 的均值和方差, X_i^q 表示第 q 个设备在第 i 次维护后的状态,则由极大似然估计的方法,有

$$\ell(\mu_X, \sigma_X | X_i^q) = \prod_{q=1}^Q f_{X_i^q}(x_i^q; \mu_X, \sigma_X) \quad (30)$$

极大化 $\ln \ell(\mu_X, \sigma_X | X_i^q)$, 即可得到 μ_X 和 σ_X . 对于 μ_X 取 Q 个设备首次维护后状态的期望 μ_X , 对 σ_X 取各估计值 σ_X 的期望,即

$$\sigma_X = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sigma_{X_i} \quad (31)$$

而对于 α 的估计,则采用最小二乘法进行估计. 令 $U_{X_i} = (\mu_{X_{i,1}}, \mu_{X_{i,2}}, \dots, \mu_{X_{i,m}})'$, $U_{X_{i,1}} = (\mu_{X_{i,1}}, \mu_{X_{i,2}}, \dots, \mu_{X_{i,m}})'$, 则有

$$U_{X_i} = \alpha U_{X_{i,1}} \quad (32)$$

进一步计算可得

$$\alpha = [(U_{X_{i,1}})' U_{X_{i,1}}]^{-1} (U_{X_{i,1}})' U_{X_i} \quad (33)$$

6 实例研究

为了验证本文所提方法的有效性,本节对航空航天领域常用的高精度陀螺仪进行剩余寿命预测.

6.1 陀螺仪退化过程描述

陀螺仪是导弹导航系统的核心器件,对导航精度具有决定性作用. 但高精度陀螺仪具有结构复杂、价格昂贵、使用寿命短,运行寿命周期内性能逐渐退化的特点. 一旦陀螺仪精度严重下降或失效时,将严重影响导弹命中精度. 在实际使用过程中,由于陀螺仪本身电机磨损、内部结构蠕变等因素导致总体性能逐渐下降,而陀螺仪漂移系数是衡量陀螺仪精度的重要指标之一,

也决定了惯性平台的导航精度. 陀螺仪的漂移系数越小则导航精度越高, 漂移系数增大, 则直接导致陀螺仪导航精度下降. 因此对含有陀螺设备的导航装置在储存过程中或使用前, 一般需要对漂移系数进行测试标定, 检验其是否在允许范围内, 并将标定出的漂移系数装定到飞控计算机, 用于导弹飞行过程中对陀螺漂移造成的导航误差进行计算补偿. 在测试过程中, 当陀螺仪漂移系数超过预设的某一警戒值时, 可通过调整陀螺仪力矩器对漂移系数进行适当地调整校正, 减小漂移误差. 但由于陀螺内部电机的磨损等因素导致的退化是不可逆的, 因此每次维护后的效果是修复非新且逐次降低的, 再考虑到可靠性和维护成本的限制, 维护次数是有限的. 然而, 当陀螺漂移系数超出失效阈值时, 表明该陀螺已不能满足导航要求而失效^[25,26], 则认为其寿命终止.

下面采用本文提出的方法对存在不完全维护影响下的某型陀螺仪剩余寿命进行预测. 本文采用的陀螺仪退化数据, 是对库房储存中的同批次、同型号的三个陀螺仪在相同监测点上的监测数据, 具体为陀螺漂移误差模型的一次项漂移系数. 对于漂移系数的测试方法, 根据陀螺漂移误差模型, 可借助转台通过开环或闭环的方式测得不同位置下陀螺的漂移量, 再根据漂移系数在不同位置处所受重力加速度的激励情况, 标定出各漂移系数^[25,26]. 在获取陀螺仪监测数据过程中, 测试环境(温湿度、振动等)和通电工作时间符合测试要求, 每次测试的连续工作时间为 2.5 小时, 测试后断电停机, 标定出陀螺漂移系数值, 等下次监测时重新启动陀螺仪进行测试. 这种间隙工作符合陀螺仪工作要求, 使其退化过程相对平稳. 此类陀螺仪退化过程中预设的维护阈值 $w_p = 0.36^\circ/\text{h}$, 失效阈值 $w_f = 0.42^\circ/\text{h}$, 退化过程共经过 2 次校正维护. 具体采集的退化曲线如图 2 所示.

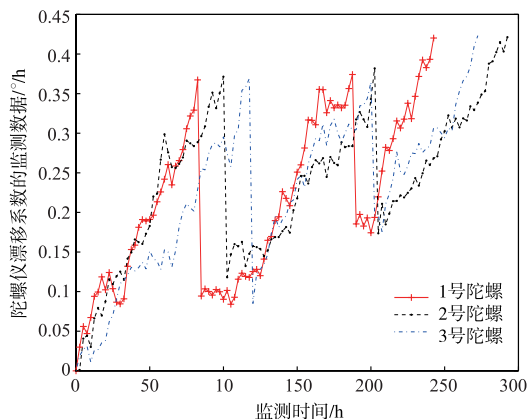


图2 陀螺仪漂移系数在维护干预下的退化轨迹

从图 2 可以看出, 漂移系数是逐渐增大的, 在经历

维护后明显下降, 但并没有回归到 0, 即修复非新, 且维护后的状态残余量是逐渐增大的, 即维护效果是逐渐减弱的. 为便于比较, 这里将不同情况下的剩余寿命预测方法做如下定义: 将文献[9]中未考虑维护的方法定义为方法 1, 同时, 将考虑修复如新维护影响的方法定义为方法 2, 将本文提出的不完全维护影响的方法定义为方法 3, 并选择原始数据中的 1 号陀螺仪数据进行验证. 基于 2 号陀螺仪和 3 号陀螺仪的历史数据, 采用第 5 部分参数估计的方法, 对各参数的估计结果分别为: $\lambda = 0.0030$, $\sigma_B = 0.0097$, $\mu_X = 0.1016$, $\sigma_X = 0.0140$, $\alpha = 1.822$. 为比较三种方法的剩余寿命预测结果, 下面分析三种方法预测的寿命分布.

6.2 三种方法预测的寿命比较

陀螺仪漂移系数在 245 小时超过失效阈值 $w_f = 0.42$, 因此可确定陀螺仪的实际寿命为 245 小时. 按照定理 1, 在初始时刻三种方法的寿命分布和期望值如图 3 所示. 在图 3 中, 方法 1 和方法 2 所预测的寿命期望值均偏离实际寿命值较远, 而本文提出的方法 3 所预测的寿命期望值与实际寿命值较近, 表明方法 3 预测的结果更准确. 另外, 方法 3 预测的寿命的 PDF 可以很好的覆盖陀螺仪的实际寿命, 表明预测准确的概率高. 比较而言, 实际寿命位于方法 1 和方法 2 预测的寿命的 PDF 的边缘部位, 说明预测准确的概率很低. 接下来, 进一步分析在第一和第二阶段各监测点预测的剩余寿命的 PDF 和期望.

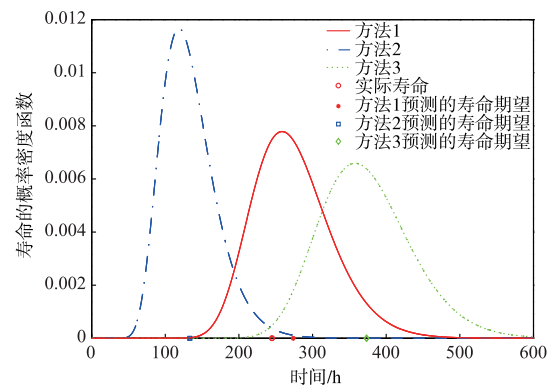


图3 三种方法预测的陀螺仪的寿命PDF和期望

6.3 三种方法预测的剩余寿命比较

三种方法在各监测点上预测的剩余寿命分布如图 4 所示. 方法 3 预测的剩余寿命的 PDF 值能够很好地覆盖剩余寿命的真实值, 且 PDF 最大值均在真实值附近分布, 明显优于方法 1 和方法 2 的预测结果. 另外, 方法 1 与方法 2 在各监测数据处估计的期望值也与实际值相差很大, 方法 1 没有考虑维护对系统性能的改善, 严重低估了陀螺仪的剩余寿命, 而方法 2 将维护效果按照修复如新的状态去预测剩余寿命, 则严重高估了陀螺

仪的剩余寿命. 相比之下, 方法 3 预测的剩余寿命期望值能够更准确的拟合实际剩余寿命, 这也意味着考虑修复非新维护干预下的剩余寿命预测是与工程实际相符的有效方法.

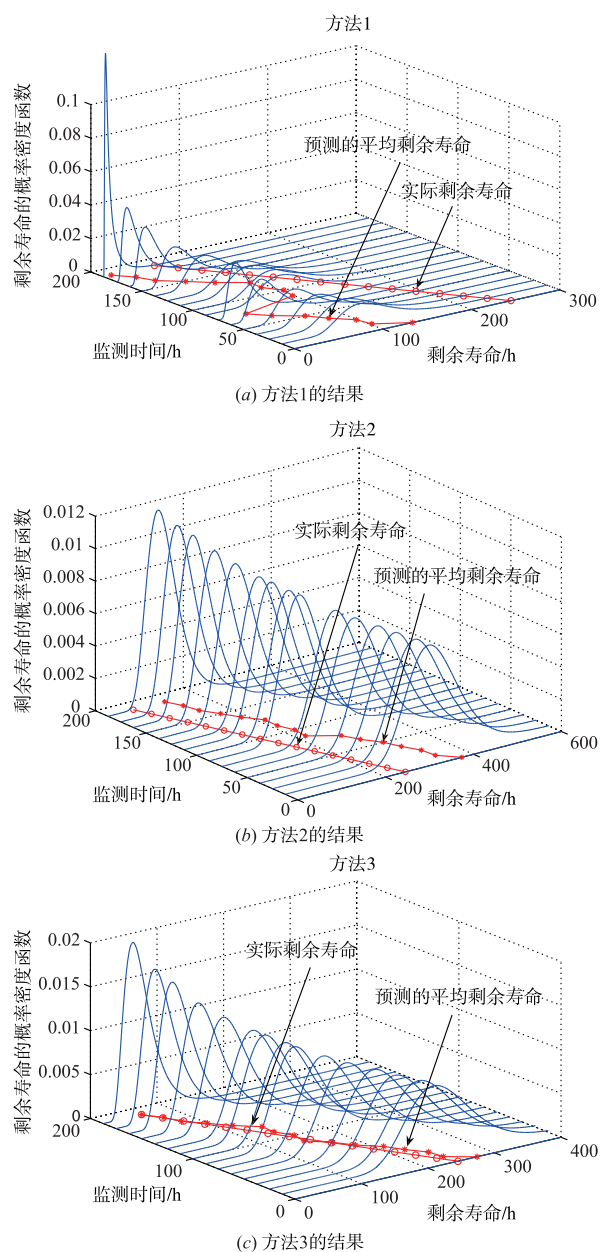


图4 三种方法下预测的陀螺仪剩余寿命PDF和期望值的比较

6.4 三种方法的均方误差比较

为进一步比较, 下面计算三种方法下预测剩余寿命的均方误差 (Mean Squared Errors, MSEs), 具体可表示为 $MSE_k = E[(L_{i+1,k}^* - \bar{L}_{i+1,k}^*)^2]$, 其中 $\bar{L}_{i+1,k}^*$ 表示设备在 $t_{i+1,k}$ 时刻实际剩余寿命. MSE_k 越小, 则表明估计越准确. 同时, 如果有 m 个监测点, 则各点的 MSE_k 之和可表示为 $TMSE = \sum_{k=1}^m MSE_k$. 图 5 显示了 MSE_k 随时间的

变化, 方法 1 未考虑维护影响, 而方法 2 将每次维护的效果视为修复如新, 这两种方法都产生了较大的误差, 但本文提出的方法 3, 由于考虑了修复非新的效果, 在各监测点预测的剩余寿命的 MSE 均较小. 此外, 方法 1 和方法 2 在第一阶段预测误差很大, 而到第二阶段, 方法 1 和方法 2 得到的预测误差相对减小, 这是由于第一阶段要经历 2 次修复非新下的维护干预, 而第二阶段仅经历 1 次维护. 这也意味着维护次数越多, 方法 1 和方法 2 预测的误差越大. 相应的, 方法 1、方法 2 和方法 3 在这两个阶段得到的 TMSE 分别为 6481.5, 6797.5 和 157.11. 相对而言, 方法 3 在这两个阶段都表现出显著的优越性. 这进一步证明本文采用的考虑修复非新维护干预的影响有效地提高了退化模型的预测能力.

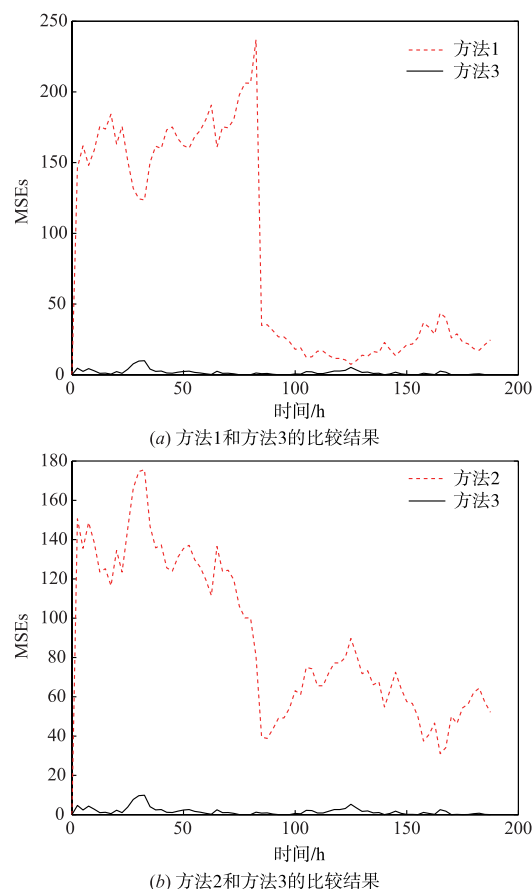


图5 陀螺仪监测数据的剩余寿命估计的MSE比较结果

7 结论

针对在寿命周期内存在不完全维护影响的随机退化设备, 本文提出了一种考虑不完全维护影响下的退化建模与剩余寿命预测方法. 该方法以维护时间为节点进行了能够表征不完全维护效果的随机退化建模. 在各阶段时间 PDF 的基础上, 利用逆高斯分布的卷积特性, 在理论上推导出寿命 PDF 的解析表达式, 考虑了

维护效果的随机性和维护次数的影响,并利用时间尺度变换,得到了在任意阶段任意监测时刻的设备的剩余寿命分布,同时将不完全维护的影响传递到剩余寿命分布中.为了验证所提方法的有效性,将推导的理论成果应用到陀螺仪的实际数据.实验结果表明,与现有文献中一类不考虑维护影响(或修复如旧的情况)的方法、考虑维护效果为修复如新的方法以及传统的基于寿命数据的方法相比,本文所提方法能够得到更合理、更准确的结果.更为重要的是,本文所推导的剩余寿命预测结果,当维护效果对设备退化过程没有影响时,则剩余寿命分布退化为不考虑维护情况下的剩余寿命分布,当维护效果能够达到修复如新的情况时,则剩余寿命分布退化为修复如新情况下的剩余寿命分布.因此,本文方法更具一般性和灵活性.

在进一步研究中,可以通过机理分析或数据驱动的方法针对不同设备研究如何提高维护后状态残余量的准确估计,这将进一步提高存在修复非新维护干预下的剩余寿命预测准确性,同时也具有一定的挑战性.

参考文献

- [1] Pecht M G. Prognostics and Health Management of Electronics[M]. New Jersey: John Wiley, 2008.
- [2] 周东华,魏慕恒,司小胜.工业过程异常检测、寿命预测与维护决策的研究进展[J].自动化学报,2013,39(6):711-722.
Zhou D H, Wei M H, Si X S. Survey on anomaly detection, life prediction and maintenance decision for industrial processes[J]. Acta Automatic Sinica, 2013, 39(6): 711-722. (in Chinese)
- [3] Ye Z S, Xie M. Stochastic modeling and analysis of degradation for highly reliable products[J]. Applied Stochastic Models in Business and Industry, 2015, 31(1): 16-36.
- [4] Zheng J F, Si X S, Hu C H, et al. A nonlinear prognostic model for degrading systems with three-source variability[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2016, 65(2): 736-750.
- [5] 司小胜,胡昌华,张琪,等.不确定退化测量数据下的剩余寿命估计[J].电子学报,2015,43(1):30-35.
Si X S, Hu C H, Zhang Q, et al. Estimating remaining useful life under uncertain degradation measurements[J]. Acta Electronica Sinica, 2015, 43(1): 30-35. (in Chinese)
- [6] 孙国玺,张清华,文成林,等.基于随机退化数据建模的设备剩余寿命自适应预测方法[J].电子学报,2015,43(6):1119-1126.
Sun G X, Zhang Q H, Wen C L, et al. A stochastic degradation modeling based adaptive prognostic approach for equipment[J]. Acta Electronica Sinica, 2015, 43(6): 1119-1126. (in Chinese)
- [7] An D, Kima NH, Choi J H. Practical options for selecting data-driven or physics-based prognostics algorithms with reviews[J]. Reliability Engineering and System Safety, 2015, 133(1): 223-236.
- [8] 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.
- [9] Si X-S, Hu C-H, Kong X, et al. A residual storage life prediction approach for systems with operation state switches[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2014, 61(11): 6304-6315.
- [10] Peng C Y, Tseng S T. Mis-specification analysis of linear degradation models[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2009, 58(3): 444-455.
- [11] 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 X S, Hu C H, Zhou D H. Modeling degradation process and remaining useful life estimation subject to measurement error[J]. Acta Automatic Sinica, 2013, 39(5): 530-541. (in Chinese)
- [12] 彭宝华,周经伦,冯静,等.金属化膜脉冲电容器剩余寿命预测方法研究[J].电子学报,2011,39(11):2674-2679.
Peng B H, Zhou J L, Fen J, et al. Residual lifetime prediction of metallized film pulse capacitors[J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(11): 2674-2679. (in Chinese)
- [13] Pham H, Wang H. Imperfect maintenance[J]. European Journal of Operational Research, 1996, 94(3): 425-438.
- [14] Wu S, Zuo M J. Linear and nonlinear preventive maintenance models[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2010, 59(1): 242-249.
- [15] ISO 13381-1, Condition Monitoring and Diagnostics of Machines-Prognostics-Part 1: General Guidelines[S].
- [16] Heng A, Zhang S, Tan A, et al. Rotating machinery prognostics: State of the art, challenges and opportunities[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2009, 23(3): 724-739.
- [17] Sikorska J, Hodkiewicz M, Ma L. Prognostic modeling options for remaining useful life estimation by industry[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2011, 25(5): 1803-1836.
- [18] You M Y, Meng G. Residual life prediction of repairable systems subject to imperfect preventive maintenance using extended proportional hazards model[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part E, Journal of Process Mechanical Engineering, 2012, 226(1): 50-63.
- [19] Guo C M, Wang W B, Guo B, et al. A maintenance opti-

- mization model for mission-oriented systems based on Wiener degradation[J]. *Reliability Engineering and System Safety*, 2013, 111(3):183-194.
- [20] Liao H T, Elsayed A, Chan L Y. Maintenance of continuously monitored degrading systems[J]. *European Journal of Operational Research*, 2006, 175(2):821-835.
- [21] Lee M, Whitmore G. Threshold regression for survival analysis; modeling event times by a stochastic process reaching a boundary[J]. *Statistical Science*, 2006, 21(3):501-513.
- [22] Cox D, Miller H. *The Theory of Stochastic Processes (Vol 134 SI)* [M]. Chapman and Hall, 1965.
- [23] Chhikara R, Folks J. The inverse Gaussian distribution as a lifetime model[J]. *Technometrics*, 1977:461-468.
- [24] Albert W, Marshall, Ingram O. *Life Distributions-Structure of Nonparametric, Semiparametric, and Parametric Families* [M]. New York: Springer, 2007.
- [25] 胡恒章. 陀螺仪漂移测试原理及其实验技术[M]. 北京:国防工业出版社, 1981.
Hu H Z. *The Principle of Gyroscope Drift Test and Its Experimental Technology* [M]. Beijing: National Defense Industry Press, 1981. (in Chinese)
- [26] 胡昌华, 马清亮, 郑建飞. 导弹测试与发射控制技术(第二版)[M]. 北京:国防工业出版社, 2015.
Hu C H, Ma Q L, Zheng J F. *Missile Test and Launch Control Technology (second edition)* [M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2015. (in Chinese)

作者简介



郑建飞 男, 1980年6月出生, 河北霸州人. 2016年6月获火箭军工程大学博士学位, 现为火箭军工程大学控制工程系测试教研室讲师, 从事寿命预测与健康管理、可靠性和预测维护决策等方面的工作.

E-mail: zjf302@126.com



胡昌华 男, 1966年6月出生, 湖北罗田人, 教授、博士生导师. 1996年6月于西北工业大学获工学博士学位. 现为火箭军工程大学“导航、制导与控制”国家重点学科带头人, 从事故障诊断、寿命预测和最优维护等方面的研究工作.

E-mail: hch6603@263.net