

考虑备件退化的贮备系统剩余寿命预测方法

张迦陵, 张建勋, 杜党波, 张正新, 司小胜

(火箭军工程大学智剑实验室, 710025, 西安)

摘要: 针对非理想贮存条件下备件退化甚至失效, 导致运行设备与备件组成的贮备系统实际运行寿命难预测的问题, 提出了一种考虑备件性能退化的贮备系统剩余寿命预测方法。基于维纳过程分别建立了系统在运行和贮存条件下的随机退化模型, 引入了随机效用刻画系统退化过程的个体差异性, 推导出备件的时变退化状态分布及失效概率; 结合运行条件下与贮存条件下的退化模型, 推导出了首达时间意义下贮备系统剩余寿命分布的迭代求解方法; 基于极大似然估计和贝叶斯理论, 提出了模型参数的离线辨识和在线更新策略。通过数值仿真数据和某型号陀螺仪的实际数据进行实验验证, 实验结果表明: 所提方法的剩余寿命期望理论值与数值仿真结果高度吻合, 且理论值与近似值的平均相对误差为 0.030 3 h, 验证了所提方法的理论正确性; 同时, 所提方法能够有效表征备件退化对于剩余寿命预测的影响, 剩余寿命与真实剩余寿命的平均均方根误差为 37.645 3 h, 比不考虑随机效用的方法降低了 1.004 h, 预测精度显著提高。该方法为贮备系统剩余寿命预测提供了有效途径。

关键词: 剩余寿命; 退化过程; 首达时间; 贮备系统; 备件退化

中图分类号: TH17 **文献标志码:** A

DOI: 10.7652/xjtub202412017 **文章编号:** 0253-987X(2024)12-0175-11

Prediction Method for Remaining Useful Life of Standby Systems Considering Degradation of Spare Parts

ZHANG Jialing, ZHANG Jianxun, DU Dangbo, ZHANG Zhengxin, SI Xiaosheng

(Zhijian Laboratory, Rocket Force University of Engineering, Xi'an 710025, China)

Abstract: To address the challenge of predicting the actual operational life of a standby system, comprising operating equipment and spare parts, due to the degradation or failure of spare parts under non-ideal storage conditions, a method for estimating the residual useful life of standby systems while considering spare part degradation is proposed. Stochastic degradation models for the system under both operational and storage conditions are developed using Wiener processes. Individual differences in system degradation are accounted for through stochastic utility, enabling the derivation of the time-varying degradation state distribution of spare parts and failure probabilities. By integrating degradation models for operational and storage conditions, an iterative approach for determining the distribution of the system's residual useful life concerning the first reach time is established. An offline parameter identification and online updating strategy, employing maximum likelihood estimation and Bayesian theory, are introduced.

收稿日期: 2024-05-16。 作者简介: 张迦陵(1998—), 女, 硕士生; 张建勋(通信作者), 男, 副教授, 博士生导师。

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(62373368, 62203462)。

网络出版时间: 2024-08-01

网络出版地址: <https://link.cnki.net/urlid/61.1069.T.20240731.1715.002>

Experimental validation is performed utilizing numerical simulations and empirical data from a specific model gyroscope. The experimental results reveal that the expected theoretical values of residual useful life generated by the proposed method closely align with numerical simulations, with an average relative error of 0.030 3 h between theoretical and approximate values, validating the method's theoretical accuracy. Moreover, the impact of spare part degradation on residual useful life predictions is effectively assessed by the method, with an average root mean square error of 37.645 3 h between predicted and actual residual useful life achieved, representing a reduction of 1.004 h compared to approaches neglecting stochastic utility and significantly enhancing prediction accuracy. A robust means of forecasting the residual useful life of standby systems is offered by this method.

Keywords: remaining useful life; degradation process; first passage time; standby system; spare parts degradation

故障预测与健康管理技术能够根据收集得到的各类设备数据信息,在设备退化早期评估设备健康状况、预测剩余寿命,并据此对设备实施可行的维修保障措施,为设备长周期安全可靠运行提供重要技术保障^[1-4]。剩余寿命(remaining useful life, RUL)预测作为故障预测与健康管理技术的核心之一,是连接设备运行状态数据信息感知收集与个性化精细健康管理的桥梁和关键,在近些年得到了国内外学者的广泛关注^[5-7]。剩余寿命预测是指通过收集得到的性能退化数据、历史失效寿命数据等信息,构建退化模型或寿命分布模型,并基于此外推预测设备的剩余使用寿命^[5-7]。一般来说,根据选用模型的不同,剩余寿命预测方法可分为数据驱动的剩余寿命预测方法与基于失效物理分析的方法^[6]。考虑到实际中设备的退化机理模型难以构建,数据驱动的剩余寿命预测方法更受国内外学者的青睐^[3-9]。

在工程实际中,贮备技术广泛应用于提高设备的运行可靠性与安全性,主要包括热贮备、温贮备以及冷贮备^[10-11]。为保证设备长周期可靠运行、提升设备运行可靠性与安全性,通常提供一定数量的备件用于替换发生故障或者失效的运行设备,而由运行设备和多个备件共同组成的整体则为贮备系统^[10-12]。但是,受备件贮备内部退化机理、非完美贮备条件限制等因素影响,无论采用哪种贮备方式,备件在贮存过程中都不可避免地会发生退化,甚至引起备件的贮存失效^[12-13]。因此,有必要研究由运行设备与对应备件所组成的贮备系统剩余寿命预测,为后续备件订购、维修措施、库存优化等健康管理策略的制定提供有效信息支撑。但是,不同于现有关关注运行设备剩余寿命预测的技术方法,贮备系统的剩余寿命预测不仅需要考虑贮存退化过程、运行退化过程以及

库存损失量等模型构建问题,还需要建立其关联函数以推导剩余寿命分布,因此更具挑战性。

目前,现有研究主要关注运行设备的剩余寿命预测,考虑贮备系统剩余寿命预测的研究较少。例如,Jia等针对热贮备系统的可靠性评估问题,提出了一种多状态决策图方法,但该方法主要关注离散退化过程,应用范围受限^[14]。Jiang等分别构建运行失效与贮存失效随机分布函数,并据此研究了贮备系统寿命求解方法,给出了预防性维护与备件库存联合决策方案,但该方法需要大量历史失效寿命数据以构建失效分布函数^[15]。Ma等用维纳过程描述带一个温备件冷却系统的性能退化过程,研究了该系统的可靠性评估与预防性维护优化方法。然而,其中假设备件的寿命服从参数已知的威布尔分布,忽略了贮存过程对寿命的影响,也未考虑备件寿命模型的参数辨识问题^[16]。类似地,Elwany等在基于维纳过程模型进行系统寿命预测的基础上,研究了组件更换与备件库存管理联合决策问题,但是其决策优化未考虑备件在储存过程中的可能因为性能退化导致的失效^[17]。Zhang等先后基于线性与非线性维纳过程模型,研究了给定备件数目条件下,首达时间意义下贮备系统寿命预测迭代求解方法与健康管理策略^[18-19]。任锦程等提出一种基于维纳过程和Transformer网络相融合的贮备系统寿命预测方法,以实现退化趋势函数进行自适应估计^[20]。文献[16-20]主要采用历史数据构建模型并求解贮备系统寿命分布,尚未考虑基于在线数据的剩余寿命预测。对于实际运行设备,为实现个性化精细运维管理,剩余寿命更受关注。需要注意的是,不同于传统运行设备的剩余寿命可由寿命预测结果直接转换得出,贮备系统的剩余寿命难以由寿命预测结果简

单转换得到,还需要考虑当前时刻备件的剩余数目、性能状态等因素,仍需要进一步深入研究。

鉴于此,本文特别关注了备件在非理想贮存条件下的退化问题,深入研究了备件退化对整个贮备系统 RUL 的影响。本文采用维纳退化过程模型来精确描述设备运行和备件贮存的退化过程,并提出了一种新的迭代计算方法,综合考虑备件的当前性能状态和剩余数目,以提供更为精确的 RUL 预测。此外,为了更准确地描述样本间的差异性,在退化模型中引入了参数随机效应,增强了模型的泛化能力和适应性。所提方法的有效性通过数值仿真和陀螺仪实际数据得到了验证,显示了其在实际应用中的可行性和准确性。同时,本文还提出了基于历史退化数据的模型参数辨识方法,包括离线辨识和在线更新,为模型的实际应用提供了便利。与现有文献相比,本文在预测贮备系统 RUL 时,不仅考虑了备件的存在,还考虑了备件的数目和性能状态,对于制定备件订购、维修措施、库存优化等健康管理策略具有一定意义。

1 模型假设与问题描述

1.1 问题描述

本文主要考虑由一个运行部件和给定数目备件构成的贮备系统剩余寿命预测问题,在时刻 t_k ,贮备系统的剩余寿命 S_k 可表示为

$$S_k = L_{0,k} + \sum_{i=1}^{N_k} L_{k,i} \quad (1)$$

式中: $L_{0,k}$ 表示当前运行设备的剩余寿命; $L_{k,i}$ 表示备件每次激活后的寿命,即运行时长; N_k 表示剩余未使用的备件数目。

受备件贮存退化影响,在求解贮备系统剩余寿命预测时,有两个问题亟需考虑:一是若备件在贮存过程中已经发生失效,那么 $L_{k,i} = 0$;二是在时刻 t_k 可用的备件(未发生失效的备件)数目 $n_k \leq N_k$ 。因此, S_k 可表示为

$$S_k = L_{0,k} + \sum_{i=1}^{n_k} L_{k,i} \quad (2)$$

1.2 前提假设

为简化问题,给出假设如下:

- (1)运行退化过程和贮存退化过程可通过随机过程模型来描述;
- (2)退化模型参数已知或可根据历史数据进行辨识得到;
- (3)在时刻 t_k , 未使用备件数目已知;

(4)贮存过程中,备件性能与健康状态未知,且忽略备件激活及更换时间;

(5)在运行过程中,设备性能及健康状态在任意时刻已知;

(6)随机选择待更换的备件,若选择的备件已在贮存中失效,则再进行一次选择。

需要注意的是,假设(6)用于说明不考虑备件选择策略:当运行设备发生失效时,从库存中任意选择一个备件进行更换。如果选择的一个备件在贮存过程中已发生失效,则另选一个;若无备件可提供,则认为整个贮备系统寿命终止。

2 贮备系统剩余寿命预测

2.1 贮备系统剩余寿命求解通用框架

定义线性维纳过程 $X_{op}(t)$ 和 $X_{st}(t)$ 分别表示贮存系统性能退化量的运行退化过程与贮存退化过程,失效阈值为 ξ ,对于工程实际中的系统,失效阈值可依据系统使用说明、安全标准、经济考量、历史数据等确定。例如:文献[21]根据行业标准设定轴承的失效阈值;文献[22]根据同类系统失效时的健康指标统计分析,得到航空发动机失效阈值。首达时间下,运行寿命 T_{op} 和贮存寿命 T_{st} 的定义为

$$\begin{cases} T_{op} = \inf\{t: X_{op}(t) \geq \xi \mid X_{op}(t) < \xi\} \\ T_{st} = \inf\{t: X_{st}(t) \geq \xi \mid X_{st}(t) < \xi\} \end{cases} \quad (3)$$

式中: $\inf$ 为求取下确界函数。

类似地,在时刻 t_k ,设备的运行剩余寿命 $L_{op,k}$ 和备件的贮存剩余寿命 $L_{st,k}$ 定义^[5]为

$$\begin{cases} L_{op,k} = \inf\{l_k: X_{op}(l_k + t_k) \geq \xi \mid X_{op}(t_k) < \xi\} \\ L_{st,k} = \inf\{l_k: X_{st}(l_k + t_k) \geq \xi \mid X_{st}(t_k) < \xi\} \end{cases} \quad (4)$$

式中: l_k 是 t_k 时刻的剩余寿命。

定义 $f_{T,op}(t)$ 和 $f_{T,st}(t)$ 分别为运行寿命和贮存寿命对应的分布概率密度函数(probability density function, PDF), $F_{T,op}(t)$ 和 $F_{T,st}(t)$ 分别为运行寿命和贮存寿命对应的累积分布函数(cumulative distribution function, CDF)。根据寿命与剩余寿命之间的关联关系,运行剩余寿命和备件的贮存剩余寿命的 PDF 分别为 $f_{l_k,op}(l_k) = f_{T,op}(l_k \mid X_{op}(0) = x_{op,t_k})$ 和 $f_{l_k,st}(l_k) = f_{T,st}(l_k \mid X_{st}(0) = x_{st,t_k})$,其中 x_{op,t_k} 、 x_{st,t_k} 分别表示运行退化过程和贮存退化过程在时刻 t_k 的退化状态。

在式(1)、(2)中, $L_{k,i}$ 受限于未来退化状态,难以直接依据退化模型计算得到,进而导致剩余寿命分布难以根据式(2)直接推导,因此本文提出一种迭代

求解方法。假设在时刻 t_k , 尚有 n 个未激活备件条件下的贮备系统剩余寿命为 $S_{k,n}$ 。那么, 在时刻 t_k , 尚有 $n+1$ 个未激活备件条件下的贮备系统剩余寿命 $S_{k,n+1}$ 可表示为

$$S_{k,n+1} = \begin{cases} S_{k,n}, & \text{第 } n+1 \text{ 个备件已失效} \\ S_{k,n} + L_{k,n+1}, & \text{第 } n+1 \text{ 个备件未失效} \end{cases} \quad (5)$$

定义第 $n+1$ 个备件已在贮存过程中发生失效的概率为 $F_{T,st}(S_{k,n} + t_k)$ 。那么, 当贮存退化过程 $X_{st}(t)$ 在时间 $(0, \tau]$ 内未达到失效阈值 ξ 时, 进一步可根据式(5)以及文献[18]中的定理1, 构建 $S_{k,n}$ 与 $S_{k,n+1}$ 的概率密度函数递推公式

$$f_{S_{k,n+1}}(s_k) = f_{S_{k,n}}(s_k)F_{T,st}(s_k + t_k) + \int_0^\infty \int_{-\infty}^\xi f_{T,op}((s_k - \tau) | X_{op}(0) = x_{op,\tau+t_k}) \cdot p_{st}(x_{st,\tau+t_k} | \tau) f_{S_{k,n}}(\tau) dx_{st,\tau+t_k} d\tau \quad (6)$$

式中: s_k 是 t_k 时刻的剩余寿命; $f_{S_{k,n}}(s_k)$ 和 $f_{S_{k,n+1}}(s_k)$ 表示 $S_{k,n}$ 、 $S_{k,n+1}$ 的PDF; $x_{st,\tau+t_k}$ 表示贮存退化过程在时刻 $\tau + t_k$ 的退化状态; $p_{st}(x_{st,\tau+t_k} | \tau)$ 表示在未发生贮存失效情况下, 在时刻 $\tau + t_k$ 的贮存退化状态PDF。

证明 根据式(5)可知, 需要区分备件是否发生贮存失效两种情况分别进行讨论。为简化问题, 假定 $S_{k,n}$ 已知且为一个固定值。

首先, 若备件已在贮存过程中发生失效, 则有概率

$$P\{S_{k,n+1} = S_{k,n}\} = F_{T,st}(S_{k,n} + t_k) \quad (7)$$

其次, 若备件未在贮存过程中发生失效, 则有 $S_{k,n+1} = S_{k,n} + L_{k,n+1}$ 。若运行设备更新后初始退化量已知, $L_{k,n+1}$ 的PDF便可根据运行退化过程模型 $X_{op}(t)$ 求解得到。实际上, 运行过程的初始值为备件发生贮存退化后的性能状态, 考虑到备件贮存时间为 $S_{k,n} + t_k$, 则有 $X_{op}(0) = x_{st,S_{k,n}+t_k}$ 。此时, $S_{k,n+1}$ 的PDF $f_{S_{k,n+1}}$ 表示为

$$f_{S_{k,n+1}}(s_k) = \int_{-\infty}^\xi f_{T,op}((s_k - S_{k,n}) | X_{op}(0) = x_{op,S_{k,n}+t_k}) p_{st}(x_{st,S_{k,n}+t_k} | S_{k,n}) dx_{st,S_{k,n}+t_k} \quad (8)$$

$$f_{S_{k,n+1}}(s_k) = f_{L_{k,n+1}}(s_k) = \frac{\xi - x_{op,t_k}}{\sqrt{2\pi l_k^2 (s_k \sigma_{op}^2 + s_k^2 \sigma_1^2)}} \exp\left[-\frac{(\xi - x_{op,t_k} - \mu_1 s_k)^2}{2(s_k \sigma_{op}^2 + s_k^2 \sigma_1^2)}\right] \quad (11)$$

$$F_{T,st}(s_k + t_k) = \Phi\left(\frac{\mu_2(s_k + t_k) + \mu_0 - \xi}{\sqrt{\sigma_0^2 + (s_k + t_k)\sigma_{st}^2 + (s_k + t_k)^2\sigma_2^2}}\right) + \frac{1}{\sqrt{1 - 2B\sigma_2^2}} \exp\left(\frac{2A\mu_2 + A\sigma_2^2 + 2B\mu_2^2}{2(1 - 2B\sigma_2^2)}\right) \Phi\left(\frac{C + D\mu_2 + AD\sigma_2^2 + 2BC\sigma_2^2}{\sqrt{(1 - 2B\sigma_2^2)^2 + D^2\sigma_2^2(1 - 2B\sigma_2^2)}}\right) \quad (12)$$

实际上, $S_{k,n}$ 为随机变量, 根据全概率公式, 再结合式(7)、(8), 即可推导得到 $S_{k,n+1}$ 的PDF如式(6)所示。

说明1 若要保证备件在贮存过程中未失效, 能够激活使用, 即需要贮存退化状态未超过失效阈值。根据首达时间定义, 对于非单调退化过程要求 $\max\{X_{st}(t)\} < \xi, t \in (0, S_{k,n} + t_k]$ 。另外, 定义 $f_{S_{k,0}}(s_k)$ 表示没有备件可用时的剩余寿命, 则有 $f_{S_{k,0}}(s_k) = f_{L_{k,op}}(s_k)$, 其中 $f_{L_{k,op}}(s_k)$ 可根据时刻 t_k 运行退化状态 x_{op,t_k} 及运行退化模型 $X_{op}(t)$ 求解得到。

2.2 基于维纳过程模型的贮备系统剩余寿命预测

维纳退化过程模型由于其非单调的退化特性和良好的数学特性, 得到了广泛的研究和应用^[5]。前文给出了贮备系统剩余寿命预测的通用范式, 本小节以维纳退化过程模型为例进行具体说明。

定义线性维纳过程运行退化 $X_{op}(t)$ 和贮存退化 $X_{st}(t)$ 为

$$\begin{cases} X_{op}(t) = x_{op,0} + \mu_{op}t + \sigma_{op}B(t) \\ X_{st}(t) = x_{st,0} + \mu_{st}t + \sigma_{st}B(t) \end{cases} \quad (9)$$

式中: μ_{op} 和 μ_{st} 分别表示运行退化过程和贮存退化过程的漂移系数; σ_{op} 和 σ_{st} 分别表示运行退化过程和贮存退化过程的扩散系数; $B(t)$ 表示性能退化量的标准布朗运动过程; $x_{op,0}$ 和 $x_{st,0}$ 分别表示运行退化与贮存退化的初始状态。

在实际工程中, 由于个体差异性的影响, 不同设备的之间的退化过程可能存在差异, 现有研究通常采用在退化模型中引入随机参数来模拟^[23-24]。类似地, 本文假设漂移系数 μ_{op} 和 μ_{st} 分别为服从正态分布 $N(\mu_1, \sigma_1^2)$ 和 $N(\mu_2, \sigma_2^2)$, 以此来刻画不同个体之间的差异性。在此基础上, 本文还考虑了初始退化状态的随机性, 即令 $x_{st,0} \sim N(\mu_0, \sigma_0^2)$ 。在时刻 t_k , 运行退化状态为 x_{op,t_k} , 且已知 N_k 个备件未激活使用, 则贮备系统剩余寿命迭代求解式为

$$f_{S_{k,n+1}}(s_k) = f_{S_{k,n}}(s_k)F_{T,st}(s_k + t_k) + \int_0^\infty [A_2(s_k, \tau) - B_2(s_k, \tau)] f_{S_{k,n}}(\tau) d\tau \quad (10)$$

$$A_2 = \sqrt{\frac{1}{2\pi(s_k - t_k - \tau)^2(\sigma_{a3}^2 + \sigma_{b3}^2)}} \exp\left[-\frac{(\mu_{a3} - \mu_{b3})^2}{2(\sigma_{a3}^2 + \sigma_{b3}^2)}\right] \cdot$$

$$\left\{ \frac{\mu_{b3}\sigma_{a3}^2 + \mu_{a3}\sigma_{b3}^2}{\sigma_{a3}^2 + \sigma_{b3}^2} \Phi\left(\frac{\mu_{b3}\sigma_{a3}^2 + \mu_{a3}\sigma_{b3}^2}{\sqrt{\sigma_{a3}^2\sigma_{b3}^2}(\sigma_{a3}^2 + \sigma_{b3}^2)}\right) + \sqrt{\frac{\sigma_{a3}^2\sigma_{b3}^2}{\sigma_{a3}^2 + \sigma_{b3}^2}} \varphi\left(\frac{\mu_{b3}\sigma_{a3}^2 + \mu_{a3}\sigma_{b3}^2}{\sqrt{\sigma_{a3}^2\sigma_{b3}^2}(\sigma_{a3}^2 + \sigma_{b3}^2)}\right) \right\} \quad (13)$$

$$B_2 = \exp\left[-\frac{a_1bc + ab_1c + abc_1}{abc} + \frac{(a_2bc + ab_2c + abc_2)^2}{4abc(ab_3c + abc_3)}\right] \exp\left[-\frac{(\mu_{a3} - \mu_{c3})^2}{2(\sigma_{a3}^2 + \sigma_{c3}^2)}\right] \cdot$$

$$\sqrt{\frac{abc/2(ab_3c + abc_3)}{2\pi(s_k - t_k - \tau)^2[(\tau + t_k)\sigma_{st}^2 + (\tau + t_k)^2\sigma_2^2 + \sigma_0^2](\sigma_{a3}^2 + \sigma_{c3}^2)}} \cdot$$

$$\left\{ \frac{\mu_{c3}\sigma_{a3}^2 + \mu_{a3}\sigma_{c3}^2}{\sigma_{a3}^2 + \sigma_{c3}^2} \Phi\left(\frac{\mu_{c3}\sigma_{a3}^2 + \mu_{a3}\sigma_{c3}^2}{\sqrt{\sigma_{a3}^2\sigma_{c3}^2}(\sigma_{a3}^2 + \sigma_{c3}^2)}\right) + \sqrt{\frac{\sigma_{a3}^2\sigma_{c3}^2}{\sigma_{a3}^2 + \sigma_{c3}^2}} \varphi\left(\frac{\mu_{c3}\sigma_{a3}^2 + \mu_{a3}\sigma_{c3}^2}{\sqrt{\sigma_{a3}^2\sigma_{c3}^2}(\sigma_{a3}^2 + \sigma_{c3}^2)}\right) \right\} \quad (14)$$

$$\left\{ \begin{aligned} A &= -\frac{2(\mu_2\sigma_{st}^2 + 2\sigma_2^2\xi)}{\sigma_{st}^4}; \quad B = \frac{2\sigma_2^2}{\sigma_{st}^4}; \quad C = -\frac{2\mu_2\xi + \sigma_{st}^2[\xi + \mu_2(s_k + t_k)]}{\sigma_{st}^2\sqrt{(s_k + t_k)\sigma_{st}^2 + \sigma_2^2(s_k + t_k)^2}} \\ D &= -\frac{2\mu_2 + \sigma_{st}^2}{\sigma_{st}^2\sqrt{(s_k + t_k)\sigma_{st}^2 + \sigma_2^2(s_k + t_k)^2}} \\ \mu_{b3} &= \xi - \mu_0 - \mu_2(\tau + t_k); \quad \mu_{c3} = \xi + \frac{bca_2 + acb_2 + abc_2}{2(acb_3 + abc_3)}; \quad c_3 = \left\{ \frac{2[\sigma_{st}^2(\tau + t_k) + \sigma_2^2(\tau + t_k)^2]}{\sigma_{st}^2(\tau + t_k)} - 1 \right\}^2 \\ \sigma_{a3}^2 &= \sigma_{op}^2(s_k - \tau - t_k) + \sigma_1^2(s_k - \tau - t_k)^2; \quad \sigma_{b3}^2 = (\tau + t_k)\sigma_{st}^2 + (\tau + t_k)^2\sigma_2^2 + \sigma_0^2; \quad \sigma_{c3}^2 = \frac{abc}{2(acb_3 + abc_3)} \\ a_1 &= 2\xi^2; \quad a_2 = -2\xi; \quad b = \sigma_{st}^4(\tau + t_k)^2; \quad b_1 = 2\xi\sigma_{st}^2\mu_2(\tau + t_k)^2 - 2\xi^2[\sigma_{st}^2(\tau + t_k) + \sigma_2^2(\tau + t_k)^2] \\ b_2 &= -2\sigma_{st}^2(\tau + t_k)[\mu_2(\tau + t_k) + \xi] + 4\xi[\sigma_{st}^2(\tau + t_k) + \sigma_2^2(\tau + t_k)^2] \\ b_3 &= 2\sigma_{st}^2(\tau + t_k) - 2[\sigma_{st}^2(\tau + t_k) + \sigma_2^2(\tau + t_k)^2]; \quad a = \sigma_{st}^2(\tau + t_k) \\ c &= 2[\sigma_{st}^2(\tau + t_k) + \sigma_2^2(\tau + t_k)^2 + \sigma_0^2]; \quad c_1 = \left\{ \mu_2(\tau + t_k) - \frac{2\xi[\sigma_{st}^2(\tau + t_k) + \sigma_2^2(\tau + t_k)^2]}{\sigma_{st}^2(\tau + t_k)} + \mu_0 \right\}^2 \\ c_2 &= 2\left\{ \frac{2[\sigma_{st}^2(\tau + t_k) + \sigma_2^2(\tau + t_k)^2]}{\sigma_{st}^2(\tau + t_k)} - 1 \right\} \left\{ \mu_2(\tau + t_k) - \frac{2\xi[\sigma_{st}^2(\tau + t_k) + \sigma_2^2(\tau + t_k)^2]}{\sigma_{st}^2(\tau + t_k)} + \mu_0 \right\} \\ \mu_{a3} &= \mu_1(s_k - \tau - t_k) \end{aligned} \right. \quad (15)$$

式中: $\Phi(\cdot)$ 和 $\varphi(\cdot)$ 分别表示标准正态分布的 CDF 和 PDF。由于 $[A_2(s_k, \tau) - B_2(s_k, \tau)]f_{S_{k,n}}(\tau)$ 形式较为复杂, 难以得到解析的积分结果, 因此需采用数值的积分求解方法。根据式(10)可知, 实际上每次迭代都是对 $f_{S_{k,n}}(s_k)$ 的一次积分, 因此 $f_{S_{k,N_k}}(s_k)$ 可看作 $f_{S_{k,0}}(s_k)$ 的多重积分表示。

说明 2 若在时刻 t_k , 未激活的备件数目 $N_k = 0$, 则式(10)中 $F_{T,st}(s_k + t_k) = 1$, 且 $A_2(s_k, \tau) = 0$, $B_2(s_k, \tau) = 0$ 。贮备系统剩余寿命分布等于当前运行设备的剩余寿命分布。此外, 若备件的贮存失效概率接近于 1, 即 $F_{T,st}(t_k) \approx 1$ 。在这种情况下, 几乎所有备件均已失效, 且未失效的备件其退化程度也较高, 即使激活后也会很快因超过失效阈值而失效。此时, 贮备系统剩余寿命分布近似等于当前运行设备的剩余寿命分布。

说明 3 若 $\mu_{op}, \mu_{st}, x_{st,0}$ 均为固定参数, 贮备系统剩余寿命亦可通过式(10)迭代计算求解。

推论 若在时刻 t_k , $\mu_{op}, \mu_{st}, x_{st,0}$ 均为固定参数, 由于退化速率较慢或者备件数目较少, 则备件的贮存

失效概率接近于 0, 即 $F_{T,st}(t_k) \approx 0$ 。在这种情况下, 贮备系统剩余寿命期望可迭代求解式为

$$E[S_{k,n+1}] = \frac{\xi - \mu_{st}(E[S_{k,n}] + t_k)}{\mu_{op}} + E[S_{k,n}] \quad (16)$$

式中: E 表示求期望函数。

证明 $E[S_{k,n+1}]$ 可表示为

$$E[S_{k,n+1}] = E[S_{k,n} + L_{k,n+1}] = E[S_{k,n}] + E[L_{k,n+1}] \quad (17)$$

$$E[L_{k,n+1}] = \int_0^\infty l_k f_{L_{k,n+1}}(l_k) dl_k =$$

$$\int_0^\infty l_k \int_0^\infty \int_{-\infty}^\xi f_{T,op}(l_k | X_{op}(0) = x_{st,\tau+t_k}) \cdot$$

$$p_{st}(x_{st,\tau+t_k} | \tau) f_{S_{k,n}}(\tau) dx_{st,\tau+t_k} d\tau dl_k =$$

$$\int_0^\infty \int_{-\infty}^\xi \int_0^\infty l_k f_{op}(s_k | X_{op}(0) = x_{st,\tau+t_k}) \cdot$$

$$p_{st}(x_{st,\tau+t_k} | \tau) f_{S_{k,n}}(\tau) dl_k dx_{st,\tau+t_k} d\tau =$$

$$E_\tau [E_{x_{st,\tau+t_k}} [E_{l_k} [L_{k,n+1} | x_{st,\tau+t_k}]]] =$$

$$E_\tau \left[E_{x_{st,\tau+t_k}} \left[\frac{\xi - x_{st,\tau+t_k}}{\mu_{op}} \right] \right] \quad (18)$$

由于不考虑贮存失效, $p_{\text{st}}(x_{\text{st}, \tau+t_k} | \tau)$ 可以近似为正态分布形式, 即

$$p_{\text{st}}(x_{\text{st}, \tau+t_k} | \tau) = \frac{1}{\sqrt{2\pi(\tau+t_k)\sigma_{\text{st}}^2}} \exp\left[-\frac{(x_{\text{st}, \tau+t_k} - \mu_{\text{st}}(\tau+t_k))^2}{2\sigma_{\text{st}}^2(\tau+t_k)}\right] \quad (19)$$

那么有

$$E[L_{k, n+1}] = E_{\tau}\left[E_{x_{\text{st}, \tau+t_k}}\left[\frac{\xi - x_{\text{st}, \tau+t_k}}{\mu_{\text{op}}}\right]\right] = E_{\tau}\left[\frac{\xi - \mu_{\text{st}}(\tau+t_k)}{\mu_{\text{op}}}\right] = \frac{\xi - \mu_{\text{st}}(E[S_{k, n}] + t_k)}{\mu_{\text{op}}} \quad (20)$$

3 模型参数辨识

3.1 离线参数辨识

假设收集到 M_1 个运行设备的历史退化数据集 (本文均以矩阵形式表示) $\mathbf{X}_{1;M_1}^{(\text{op})} = [\mathbf{x}_{\text{op},1}, \mathbf{x}_{\text{op},2}, \dots, \mathbf{x}_{\text{op},M_1}]$, 其中第 i 个设备的运行退化数据集 $\mathbf{x}_{\text{op},i} = [x_{i,0}^{(\text{op})}, x_{i,1}^{(\text{op})}, \dots, x_{i,m_{1,i}}^{(\text{op})}]^T$, 与之对应的监测时间为 $\mathbf{t}_{\text{op},i} = [t_{i,0}^{(\text{op})}, t_{i,1}^{(\text{op})}, \dots, t_{i,m_{1,i}}^{(\text{op})}]^T$, 其中 $m_{1,i}$ 表示监测点总数。

类似地, 假设收集到 M_2 个备件的历史贮存退化数据集 $\mathbf{X}_{1;M_2}^{(\text{st})} = [\mathbf{x}_{\text{st},1}, \mathbf{x}_{\text{st},2}, \dots, \mathbf{x}_{\text{st},M_2}]$, 其中第 i 个设备的贮存退化数据集 $\mathbf{x}_{\text{st},i} = [x_{i,0}^{(\text{st})}, x_{i,1}^{(\text{st})}, \dots, x_{i,m_{2,i}}^{(\text{st})}]^T$, 与之对应的监测时间 $\mathbf{t}_{\text{st},i} = [t_{i,0}^{(\text{st})}, t_{i,1}^{(\text{st})}, \dots, t_{i,m_{2,i}}^{(\text{st})}]^T$, 其中 $m_{2,i}$ 表示监测点总数。

针对 2.2 小节中所考虑随机效应影响下的退化模型, 考虑到漂移系数 μ_{op} 和 μ_{st} 分别为服从正态分布 $N(\mu_1, \sigma_1^2)$ 和 $N(\mu_2, \sigma_2^2)$, 且初始退化状态 $x_{\text{st},0} \sim N(\mu_0, \sigma_0^2)$ 。根据多个退化轨迹的初始退化状态值, 得到初始退化状态参数估计

$$\begin{cases} \hat{\mu}_0 = \sum_{i=1}^{M_2} x_{i,0}^{(\text{st})} / M_2 \\ \hat{\sigma}_0 = \sqrt{\sum_{i=1}^{M_2} (x_{i,0}^{(\text{st})} - \hat{\mu}_0)^2 / (M_2 - 1)} \end{cases} \quad (21)$$

对于参数 $\{\mu_1, \sigma_1^2, \mu_2, \sigma_2^2\}$, 根据维纳过程性质可知, 其中第 i 个设备的运行退化数据集 $\mathbf{x}_{\text{op},i} = [x_{i,0}^{(\text{op})}, x_{i,1}^{(\text{op})}, \dots, x_{i,m_{1,i}}^{(\text{op})}]^T$ 服从多维正态分布, 其期望与协方差为

$$\hat{\mu}_{\text{op},i} = \mu_1 \mathbf{t}_{\text{op},i}; \quad \boldsymbol{\Sigma}_{\text{op},i} = \boldsymbol{\Omega}_{\text{op},i} + \sigma_1^2 \mathbf{t}_{\text{op},i} \mathbf{t}_{\text{op},i}^T \quad (22)$$

$$\begin{cases} \hat{\sigma}_{\text{op}}^{(j+1)} = \sqrt{\frac{1}{K} \sum_{j=1}^K \frac{(x_j - x_{j-1})^2 - 2\mu_{1,K}(\tilde{t}_j - \tilde{t}_{j-1})(x_j - x_{j-1}) + (\mu_{1,K}^2 + \sigma_{1,K}^2)(\tilde{t}_j - \tilde{t}_{j-1})^2}{\tilde{t}_j - \tilde{t}_{j-1}}} \\ \hat{\mu}_{1,0}^{(j+1)} = \mu_{1,K}; \quad \sigma_{1,0}^{(j+1)} = \sigma_{1,K} \end{cases} \quad (28)$$

式中: 上标 $(j+1)$ 表示 EM 算法中第 $j+1$ 次迭代结果 222。按照 EM 算法迭代至收敛, 即可得到最终估计值。

$$\boldsymbol{\Omega}_{\text{op},i} = \sigma_{\text{op}}^2 \begin{bmatrix} t_{i,0}^{(\text{op})} & t_{i,0}^{(\text{op})} & \cdots & t_{i,0}^{(\text{op})} \\ t_{i,0}^{(\text{op})} & t_{i,1}^{(\text{op})} & \cdots & t_{i,1}^{(\text{op})} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ t_{i,0}^{(\text{op})} & t_{i,m_{1,i}}^{(\text{op})} & \cdots & t_{i,m_{1,i}}^{(\text{op})} \end{bmatrix} \quad (23)$$

如此, 便可得到 $\mathbf{X}_{1;M_1}^{(\text{op})}$ 下关于参数 $\boldsymbol{\Theta}_1 = [\mu_1, \sigma_1^2, \sigma_{\text{op}}^2]$ 的对数似然函数为

$$l(\boldsymbol{\Theta}_1 | \mathbf{X}_{1;M_1}^{(\text{op})}) = -\ln(2\pi) \sum_{i=1}^{M_1} m_{1,i} - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{M_1} \ln |\boldsymbol{\Sigma}_{\text{op},i}| - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{M_1} (\mathbf{x}_{\text{op},i} - \mu_1 \mathbf{t}_{\text{op},i})^T \boldsymbol{\Sigma}_{\text{op},i}^{-1} (\mathbf{x}_{\text{op},i} - \mu_1 \mathbf{t}_{\text{op},i}) \quad (24)$$

$$\begin{cases} |\boldsymbol{\Sigma}_{\text{op},i}| = |\boldsymbol{\Omega}_{\text{op},i}| (1 + \sigma_1^2 \mathbf{t}_{\text{op},i}^T \boldsymbol{\Omega}_{\text{op},i}^{-1} \mathbf{t}_{\text{op},i}) \\ \boldsymbol{\Sigma}_{\text{op},i}^{-1} = \boldsymbol{\Omega}_{\text{op},i}^{-1} - \frac{\sigma_1^2 \boldsymbol{\Omega}_{\text{op},i}^{-1} \mathbf{t}_{\text{op},i} \mathbf{t}_{\text{op},i}^T \boldsymbol{\Omega}_{\text{op},i}^{-1}}{1 + \sigma_1^2 \mathbf{t}_{\text{op},i}^T \boldsymbol{\Omega}_{\text{op},i}^{-1} \mathbf{t}_{\text{op},i}} \end{cases} \quad (25)$$

对 μ_1 求偏导后, 可得其估计值为

$$\hat{\mu}_1 = \sum_{i=1}^{M_1} \mathbf{t}_{\text{op},i}^T \boldsymbol{\Sigma}_{\text{op},i}^{-1} \mathbf{x}_{\text{op},i} / \sum_{i=1}^{M_1} \mathbf{t}_{\text{op},i}^T \boldsymbol{\Sigma}_{\text{op},i}^{-1} \mathbf{t}_{\text{op},i} \quad (26)$$

将 $\hat{\mu}_1$ 代入似然函数中, 采用多维搜索便可得到 σ_1^2 和 σ_{op}^2 的估计值。

类似地, 采用同样的方法得到贮存退化模型中参数的估计值 $\hat{\boldsymbol{\Theta}}_2 = [\hat{\mu}_2, \hat{\sigma}_2^2, \hat{\sigma}_{\text{st}}^2]$ 。

3.2 参数在线更新

在实际中, 当收集到在线的运行退化数据时, 还需根据在线数据情况更新模型参数。考虑到每次运行设备通过备件替换的方式更新后, 运行设备相当于一个新的个体, 因此需采用更换后的运行监测数据进行模型参数更新。本文将离线估计得到的参数值作为先验信息, 依据实际在线数据进行参数更新。

假设在时刻 t_k , 从上次更新时间开始, 共收集得到 $K+1$ 个监测数据 $\mathbf{y}_{0;K} = [y_0, y_1, \dots, y_K]^T$, 对应的监测时间为 $\tilde{\mathbf{t}}_{0;K} = [\tilde{t}_0, \tilde{t}_1, \dots, \tilde{t}_K]^T$, 那么根据贝叶斯公式, 更新模型参数为

$$\hat{\mu}_{1,K} = \frac{\hat{\mu}_{1,0} \sigma_{\text{op}}^2 + y_K \sigma_{1,0}^2}{\tilde{t}_K \sigma_{1,0}^2 + \sigma_{\text{op}}^2}; \quad \hat{\sigma}_{1,K}^2 = \frac{\sigma_{\text{op}}^2 \sigma_{1,0}^2}{\tilde{t}_K \sigma_{1,0}^2 + \sigma_{\text{op}}^2} \quad (27)$$

式中: $\hat{\mu}_{1,0}$ 和 $\sigma_{1,0}^2$ 表示先验分布参数。

进一步地, 采用文献 [25] 的期望最大化 (expectation maximization, EM) 对先验分布参数以及 σ_{op} 进行更新, 得到

4 实验验证

4.1 仿真验证

定义退化模型与贮存退化过程为

$$\begin{cases} X_{op}(t) = x_{op,0} + \mu_{op}t + 10B(t) \\ X_{st}(t) = x_{st,0} + \mu_{st}t + 2B(t) \end{cases} \quad (29)$$

式中:漂移系数 μ_{op} 和 μ_{st} 分别为服从正态分布 $N(\mu_1, \sigma_1^2)$ 和 $N(\mu_2, \sigma_2^2)$, 且初始退化状态 $x_{st,0} \sim N(\mu_0, \sigma_0^2)$ 。在本小节中,令 $\mu_0=0, \sigma_0=100, \mu_1=10, \sigma_1=1, \mu_2=2$ 和 $\sigma_2=0.2$, 便可仿真得到不同条件下的贮备系统退化轨迹。

同样地,给定失效阈值 $\xi=1\ 000$,仅用于对本文方法的说明与验证,并无其他依据。实际上,选择其他阈值不会对实验结果产生实质影响。给定 $t_0=0, x_{op,0}=0, N_k=10$, 则贮备系统的运行退化过程如图 1 所示。可以看出,受样本间差异性影响,每次更新后退化速率均有显著区别,即退化过程模型存在差异。

给定 t_k, x_{op,t_k}, N_k 的具体取值,可得不同取值条件下蒙特卡罗仿真结果与本文方法的理论结果,如图 2 所示。可以看出,所提方法的理论结果能够较好地贴

合蒙特卡罗仿真结果,说明了本文方法的有效性。

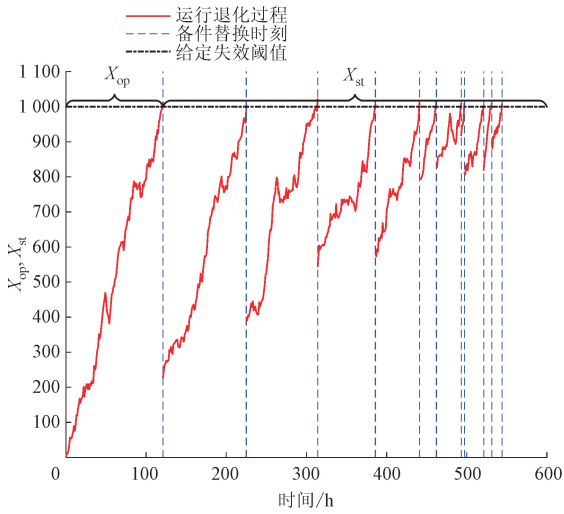


图 1 贮备系统仿真退化过程

Fig. 1 Simulated degradation process of standby systems

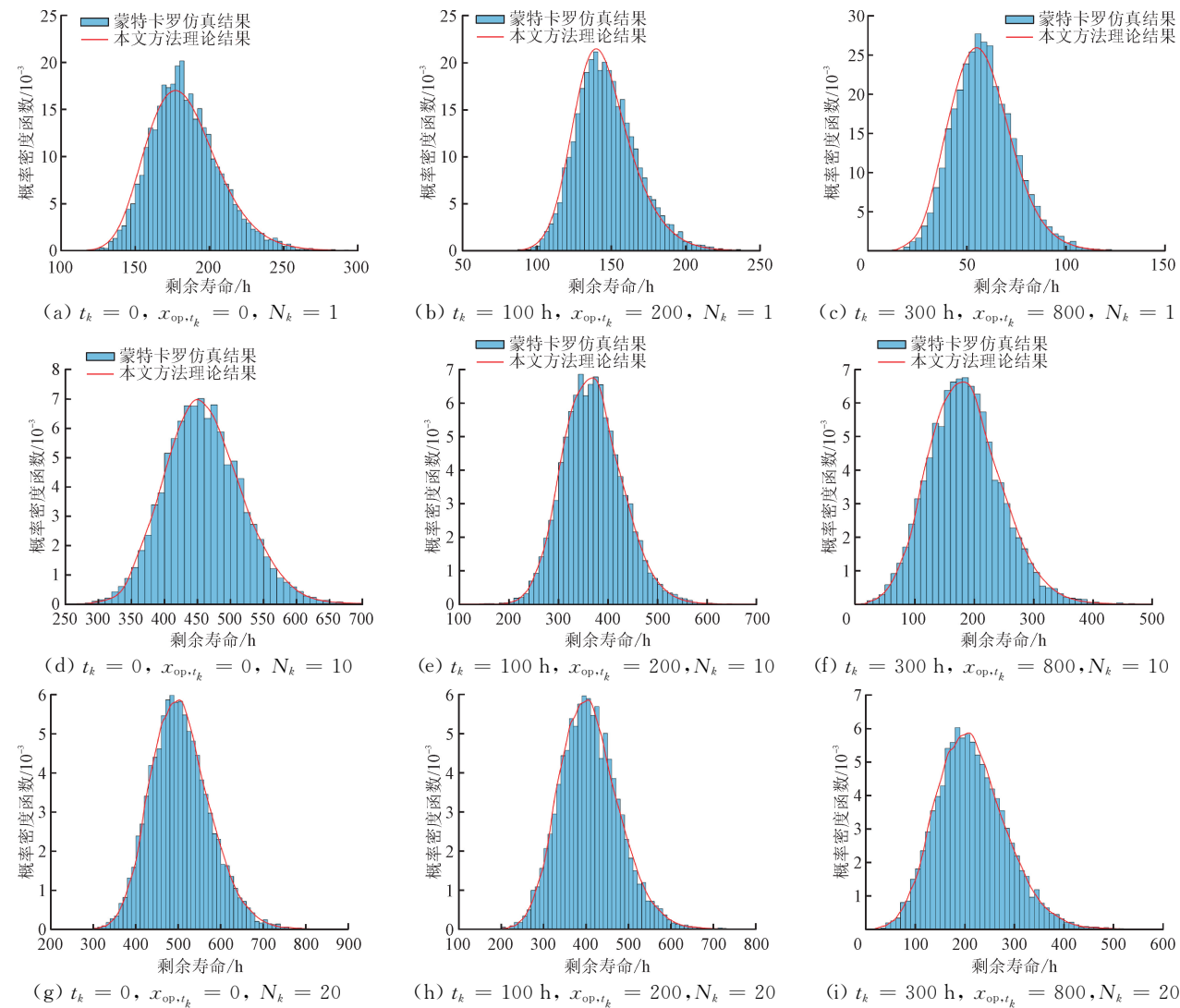


图 2 不同条件下剩余寿命预测结果

Fig. 2 Results of RUL prediction under different conditions

以图 1 所示的退化过程为例,根据仿真每个时刻的运行退化状态与未激活备件数目,计算不同时刻的剩余寿命,结果如图 3 所示。可以看出,相比于不考虑备件退化下的结果,本文方法得到的剩余寿命更加接近真实剩余寿命。经计算可知,本文方法所得剩余寿命与真实剩余寿命的平均均方根误差为 37.645 3 h,比不考虑随机效用的方法降低了 1.004 h,本文方法有效。

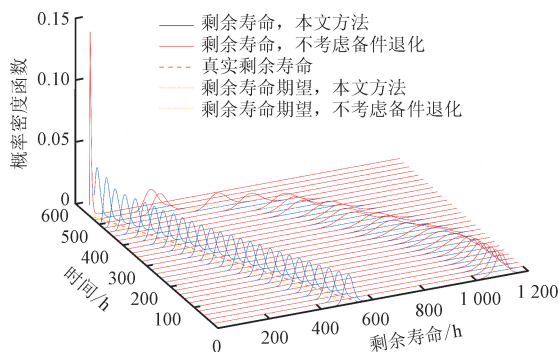


图 3 随机效应影响下的剩余寿命预测结果

Fig. 3 Results of RUL prediction with random effects

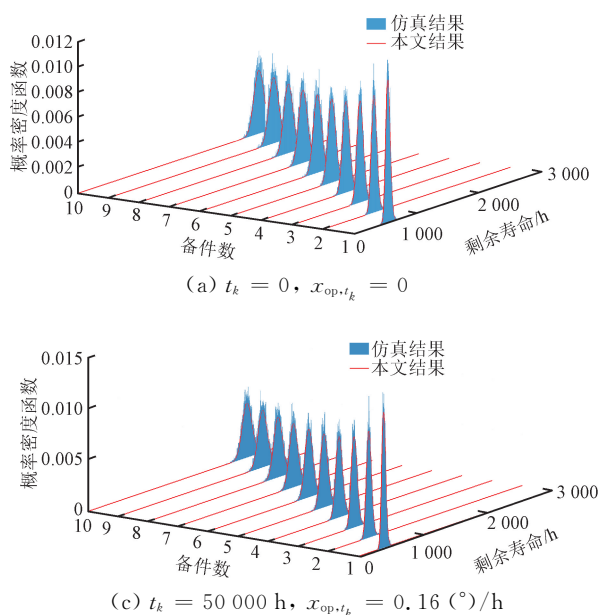


图 4 基于陀螺仪数据的剩余寿命预测结果

Fig. 4 Results of RUL prediction based on the data of gyros

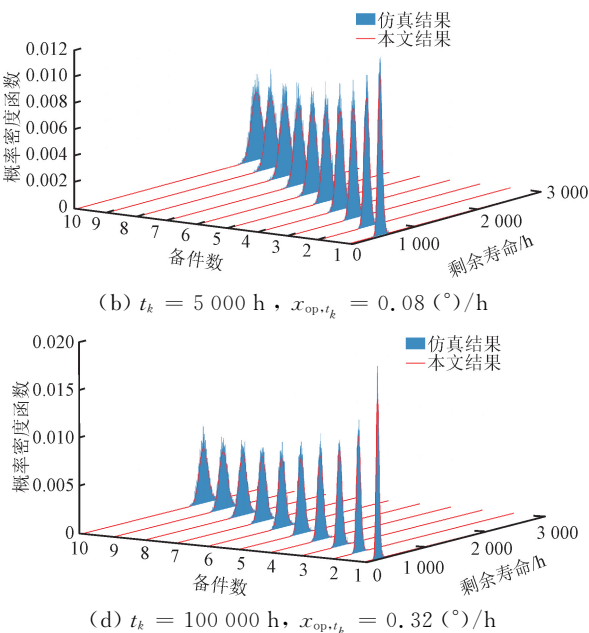
从图 4 可以看出,随着备件数目的增加,贮备系统剩余寿命随之增加。但是,由于备件退化的影响,若前期贮存时间较长,剩余寿命随备件增加的程度随之下降。

为说明备件数目的改变对于贮备系统剩余寿命的影响,在 $t_0 = 0, x_{op,0} = 0$ 情况下,对比 $S_{k,n}$ 与 $S_{k,n-1}$ 之间的差异性。考虑到 $S_{k,n}$ 与 $S_{k,n-1}$ 均为随机

4.2 实验验证

陀螺仪作为一种重要的惯性仪表,主要用来测量飞行器自身的运动状态,是惯性导航最主要的敏感器,广泛应用于飞机、火箭和宇宙飞船等。陀螺仪服役性能直接决定了惯性导航精度,影响飞行器稳定飞行。历史统计分析表明,陀螺仪性能状态会随着使用次数的增加不可避免地发生退化并最终失效,通常表现为漂移系数随时间的趋势性变化。文献[26]指出,陀螺仪的性能在运行和贮存过程中都会发生退化。

考虑由一个运行陀螺仪和任意数量备件组成的贮备系统,鉴于陀螺仪实际退化过程往往为非单调退化,因此定义其退化模型如式(9)所示,并根据文献[26]中某型陀螺仪的实际测试数据以及文献[18],得到运行及贮存退化模型参数估计值为 $u_{op} = 0.00132, \sigma_{op} = 1.79910 \times 10^{-3}, u_{st} = 9.01 \times 10^{-6}$ 和 $\sigma_{st} = 9.39 \times 10^{-5}$ 。根据文献[18,26],定义失效阈值为 $\xi = 0.36 (^{\circ})/\text{h}$,则不同条件下的剩余寿命预测结果如图 4 所示。



变量,因此采用 Kullback-Leibler (KL)距离来衡量两个随机变量间的差异,结果如图 5 所示。可以看出,由于备件性能退化以及贮存失效,随着备件数目的增加,KL 距离值逐渐减小,说明 $S_{k,n}$ 与 $S_{k,n-1}$ 越来越接近。这说明不能仅通过增大备件数目以延长贮备剩余寿命,还需根据剩余寿命预测结果以确定合适的备件数目,进而降低成本。

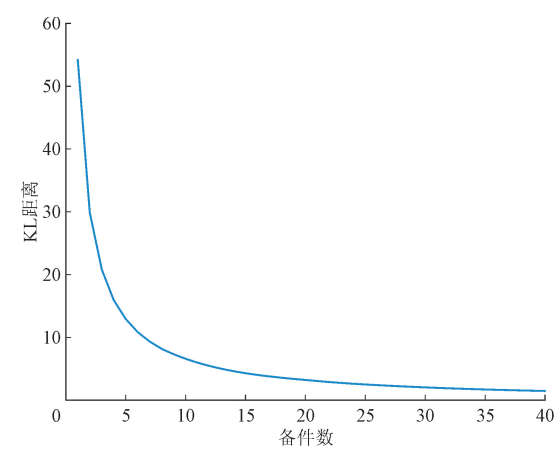


图 5 基于陀螺仪数据的剩余寿命预测结果

Fig. 5 Results of RUL prediction based on the data of gyros

考虑备件贮存退化速率远小于运行退化速率,因此可以采用式(13)所示的近似方法计算得到贮备系统剩余寿命期望。图 6 展示了在 $t_0 = 0, x_{op,0} = 0$ 情况下,本文方法计算得到的剩余寿命期望理论值与数值仿真计算得到的剩余寿命期望近似值的对比。可以看出,由于贮存退化速率较慢,剩余寿命期望理论值与近似值几乎完全一致,平均相对误差为 0.030 3 h,说明了本文方法能够取得较为准确的预测结果。

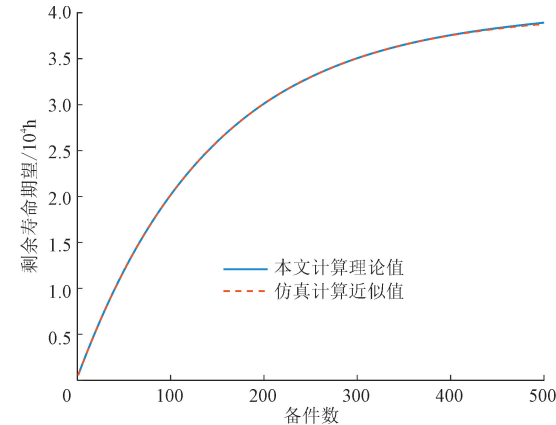


图 6 贮备系统剩余寿命期望值

Fig. 6 Mean of the RUL of standby systems

5 结 论

本文提出了一种考虑备件性能退化的随机退化贮备系统剩余寿命预测方法。首先建立了基于维纳过程系统性能退化模型,推导出首达时间意义下的贮备系统剩余寿命分布迭代求解方法;通过引入随机效应参数,实现了系统个体退化过程的差异化表征和剩余寿命个性化预测;基于历史退化数据,分别提出了模型参数离线辨识的极大似然估计方法与在线更新的贝叶斯架构。数值仿真和陀螺仪实例验证

表明,所提方法能够实时更新系统随机退化模型的参数,有效提高了贮备系统剩余寿命预测的实时性和适应性。

本文相关的下一步工作包括随机退化贮备系统的加速退化实验设计与验证, Gamma、逆高斯等不同随机退化模型下贮备系统的剩余寿命预测方法研究等。此外,所提方法在锂离子电池等贮备系统健康管理决策中的应用验证,也是值得进一步探索的问题。

参考文献:

[1] ZIO E. Prognostics and health management (PHM): where are we and where do we (need to) go in theory and practice [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2022, 218: 108119.

[2] HU Yang, MIAO Xuewen, SI Yong, et al. Prognostics and health management: a review from the perspectives of design, development and decision [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2022, 217: 108063.

[3] 曾声奎, PECHT M G, 吴际. 故障预测与健康管理 (PHM)技术的现状与发展 [J]. 航空学报, 2005, 26 (5): 626-632.

ZENG Shengkui, PECHTM G, WU Ji. Status and perspectives of prognostics and health management technologies [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2005, 26(5): 626-632.

[4] 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.

[5] FERREIRA C, GONÇALVES G. Remaining useful life prediction and challenges: a literature review on the use of machine learning methods [J]. Journal of Manufacturing Systems, 2022, 63: 550-562.

[6] SI Xiaosheng, WANG Wenbin, HU Changhua, 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.

[7] 刘雨蒙, 郑旭, 田玲, 等. 基于时序图推理的设备剩余使用寿命预测 [J]. 自动化学报, 2024, 50 (1): 76-88.

LIU Yumeng, ZHENG Xu, TIAN Ling, et al. Remaining useful life estimation of facilities based on rea-

- soning over temporal graphs [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2024, 50(1): 76-88.
- [8] ZHAO Huimin, LIU Haodong, JIN Yang, et al. Feature extraction for data-driven remaining useful life prediction of rolling bearings [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2021, 70: 1-10.
- [9] 李乃鹏, 蔡潇, 雷亚国, 等. 一种融合多传感器数据的数模联动机械剩余寿命预测方法 [J]. *机械工程学报*, 2021, 57(20): 29-37.
- LI Naipeng, CAI Xiao, LEI Yaguo, et al. A model-data-fusion remaining useful life prediction method with multi-sensor fusion for machinery [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2021, 57(20): 29-37.
- [10] 陈童, 谢经纬, 狄鹏, 等. 考虑两种失效竞争的多状态冷贮备系统可靠性模型 [J]. *航空学报*, 2019, 40(3): 110-125.
- CHEN Tong, XIE Jingwei, DI Peng, et al. Reliability analysis of multi-state cold standby system with two competing failures [J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2019, 40(3): 110-125.
- [11] 金海波, 赵欣越, 桑雨. 双贮备系统冷/温/热贮备模型的优化选择研究 [J]. *自动化学报*, 2023, 49(9): 2003-2018.
- JIN Haibo, ZHAO Xinyue, SANG Yu. Research on optimal selection for cold/warm/hot-standby patterns of dual-standby systems [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2023, 49(9): 2003-2018.
- [12] ZHAO Youhu, ZIO E, FU Guicui. Remaining storage life prediction for an electromagnetic relay by a particle filtering-based method [J]. *Microelectronics Reliability*, 2017, 79: 221-230.
- [13] ZHANG Jianchun, MA Xiaobing, CHENG Bo, et al. Storage life modeling and analysis for contacting slip ring based on physics of failure [J]. *IEEE Transactions on Components, Packaging and Manufacturing Technology*, 2017, 7(12): 1969-1980.
- [14] JIA Heping, DING Yi, PENG Rui, et al. Reliability evaluation for demand-based warm standby systems considering degradation process [J]. *IEEE Transactions on Reliability*, 2017, 66(3): 795-805.
- [15] JIANG Yunpeng, CHEN Maoyin, ZHOU Donghua. Joint optimization of preventive maintenance and inventory policies for multi-unit systems subject to deteriorating spare part inventory [J]. *Journal of Manufacturing Systems*, 2015, 35: 191-205.
- [16] MA Xiaoyang, LIU Bin, YANG Li, et al. Reliability analysis and condition-based maintenance optimization for a warm standby cooling system [J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2020, 193: 106588.
- [17] ELWANY A H, GEBRAEEL N Z. Sensor-driven prognostic models for equipment replacement and spare parts inventory [J]. *IIE Transactions*, 2008, 40(7): 629-639.
- [18] ZHANG Jianxun, SI Xiaosheng, DU Dangbo, et al. A novel iterative approach of lifetime estimation for standby systems with deteriorating spare parts [J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2020, 201: 106960.
- [19] ZHANG Zhengxin, ZHANG Jianxun, DU Dangbo, et al. A lifetime estimation method for multi-component degrading systems with deteriorating spare parts [J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2023, 238: 109427.
- [20] 任锦程, 郑建飞, 胡昌华, 等. 融合 Transformer 网络与维纳过程的贮备系统寿命预测 [J/OL]. *哈尔滨工程大学学报*. (2023-09-08)[2024-04-01]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1390.u.20230906.1037.002.html>.
- REN Jincheng, ZHENG Jianfei, HU Changhua, et al. Life prediction of standby system integrating Transformer network and Wiener process [J/OL]. *Journal of Harbin Engineering University*. (2023-09-08)[2024-04-01]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1390.u.20230906.1037.002.html>.
- [21] 雷亚国, 韩天宇, 王彪, 等. XJTU-SY 滚动轴承加速寿命试验数据集解读 [J]. *机械工程学报*, 2019, 55(16): 1-6.
- LEI Yaguo, HAN Tianyu, WANG Biao, et al. XJTU-SY rolling element bearing accelerated life test datasets: a tutorial [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2019, 55(16): 1-6.
- [22] 李天梅, 司小胜, 刘翔, 等. 大数据下数模联动的随机退化设备剩余寿命预测技术 [J]. *自动化学报*, 2022, 48(9): 2119-2141.
- LI Tianmei, SI Xiaosheng, LIU Xiang, et al. Data-model interactive remaining useful life prediction technologies for stochastic degrading devices with big data [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2022, 48(9): 2119-2141.
- [23] 王凤飞, 唐圣金, 孙晓艳, 等. 考虑随机效应的多源信息融合剩余寿命预测 [J]. *北京航空航天大学学报*, 2023, 49(11): 3075-3085.
- WANG Fengfei, TANG Shengjin, SUN Xiaoyan, et al. Remaining useful life prediction based on multi source information with considering random effects [J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*,

2023, 49(11): 3075-3085.

[24] WANG Fengfei, TANG Shengjin, SUN Xiaoyan, et al. Remaining useful life prediction based on nonlinear random coefficient regression model with fusing failure time data [J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2023, 34(1): 247-258.

[25] SI Xiaosheng, WANG Wenbin, CHEN Maoyin, et al. A degradation path-dependent approach for remaining useful life estimation with an exact and closed-form solution [J]. European Journal of Operational Research, 2013, 226(1): 53-66.

[26] SI Xiaosheng, HU Changhua, KONG Xiangyu, 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.

(编辑 陶晴 武红江)