

运行状态切换下的设备剩余寿命预测

周绍华, 胡昌华, 司小胜, 张正新, 裴洪

(火箭军工程大学, 西安 710025)

摘要: 在工程实际中,很多系统在其寿命周期中都存在贮存和工作状态的切换,且运行状态的切换对设备的退化过程有较大影响,而当前缺少相应的研究。鉴于此,本文系统考虑了运行状态切换和状态持续时间的随机性以及不同状态有不同退化率等关键问题,利用连续时间马尔可夫链(CTMC)建立了刻画贮存-工作状态切换的系统运行模型,得到运行状态切换时间、切换次数、状态持续时间的联合概率分布,并将其融入随机系数回归模型,实现退化系统的剩余寿命估计。仿真试验表明,所提方法能有效实现运行状态切换下的系统剩余寿命估计。

关键词: 剩余寿命估计; 运行状态切换; 马尔可夫过程; 随机系数回归

中图分类号: TP273 文献标志码: A 文章编号: 1671-637X(2017)02-0095-05

Remaining Life Estimation for Products with Operation State Switching

ZHOU Shao-hua, HU Chang-hua, SI Xiao-sheng, ZHANG Zheng-xin, PEI Hong
(Rocket Force University of Engineering, Xi'an 710025, China)

Abstract: There are many industrial systems that may experience operating state switches between storage and usage throughout their whole life-cycle, and it has been proved that the operation switches have great influence on equipment's degradation process. However, the issue of remaining useful life estimation for such kind of systems is seldom founded in the literatures. In this paper, some key problems are systematically analyzed, such as the stochastic characteristics of the operation state switches, the lasting time of each state, and the difference in the degradation rates in each state. Particularly, a two-state Continuous-Time Markov Chain (CTMC) is presented to approximate the switches between the states of usage and storage. Then the CTMC is integrated into the random coefficient regression model to realize the remaining life estimation. A simulation experiment shows that the presented approach can effectively realize the system's remaining life estimation under the condition of the operation state switches.

Key words: remaining life estimation; operation state switching; Markov process; random coefficient regression

0 引言

材料技术和制造工艺的迅速发展,对越来越多的产品引发了高可靠性、长寿命的要求,特别是用于国防和科研领域的尖端装备,对其关键元器件的可靠性及寿命要求非常高。工程实践表明,预测与健康管理(Prognostics and Health Management, PHM)技术在提高

产品可靠性及产品定寿、延寿等领域发挥着重要作用,对于航空航天系统以及武器装备等安全性和可靠性要求较高的领域尤为重要,而剩余寿命预测(Remaining Life Estimation, RLE)是PHM技术的核心内容^[1]。

对于剩余寿命预测的研究,国内外学者给予了广泛的关注,并在过去十年得到了长足的发展^[2]。然而,当前关于剩余寿命预测的研究中,基本上针对的是持续运行的系统。而对于工程实际中的很多系统而言,其运行过程是非连续的,系统的关键性能参数不仅在工作状态下会发生退化,在贮存状态下也存在一定的退化,且两种状态下的退化率不同。由于贮存状态和工作状态这两种运行状态在系统运行期内是不断相互

收稿日期:2016-01-27 修回日期:2016-03-16
基金项目:国家杰出青年基金(61025014);国家自然科学基金(61573365, 61174030, 61104223, 61374120)
作者简介:周绍华(1991—),男,湖北利川人,硕士生,研究方向为预测与健康管理。

切换的,因而系统的退化率依赖于系统所处的运行状态。而且,运行状态切换的规律和各个状态持续的时间具有一定的随机性。因此,研究这类系统的剩余储存寿命估计是非常必要的,并且需要同时考虑储存和工作状态对系统退化的影响。

考虑存在运行状态切换的随机退化系统的剩余储存寿命估计的研究非常有限。其中,文献[3]利用拐点回归模型描述不完全燃烧的光显示器在时变环境中的退化过程;文献[4]用一个连续时间连续状态的随机过程综合描述产品各部件实时退化特征、部件总体退化特征和部件运行的实时环境状态三类退化信息对产品退化的影响;文献[5]在2012年运用两阶段模型来描述转动轴承的退化过程并进行剩余寿命预测。但上述研究都假设系统将来的运行状态不再切换而一直处于储存状态,这显然是不符合实际的,因为不定期的监测和临时的任务对系统退化的影响是不可忽略的。文献[6]运用非连续运行设备贮存-工作联合退化模型来描述贮存状态和工作状态交替出现时设备的退化,但是由于假设设备在贮存状态的退化存在饱和量,并且用正态分布来建模系统退化过程,这样得到的剩余寿命存在较大误差。在工程实际中,很多系统在其寿命周期中都存在贮存和工作状态的切换,且运行状态的切换对设备的退化过程有较大的影响^[3-8]。鉴于此,如何根据系统从投入使用到当前时间积累的退化监测数据和运行状态切换信息估计系统的剩余寿命,是当前设备定寿延寿工程亟待解决的核心问题。

本文系统考虑了运行状态切换和状态持续时间的随机性以及不同状态有不同退化率等关键问题,建立了刻画贮存-工作状态切换以及不同运行状态对系统退化影响的随机退化过程模型,利用连续时间马尔可夫链(Continuous Time Markov Chain, CTMC)对运行状态切换过程进行建模,建立了运行状态切换时间、切换次数、状态持续时间的联合概率分布。而后,利用随机系数回归模型描述系统退化过程,推导得到系统剩余寿命分布。最后,通过仿真研究验证了本文提出的方法可以有效实现设备的剩余寿命估计。

1 问题描述

假设在任意时刻 t ,系统运行状态的集合为 $\Psi = \{1, 2\}$ 中的某一状态,其中,“1”表示系统处于工作状态,“2”表示系统处于贮存状态。令 $\nu: [0, \infty) \rightarrow \Psi$ 表示确定性分段常值函数,则用 $\nu(t)$ 表示系统在 t 时刻的运行状态。为保证系统运行状态切换的序贯性,假设初始时刻的运行状态为 $\nu(0) = 1$ 。基于上述假设,对于系统退化过程 $\{X(t), t \geq 0\}$ 随时间的演化轨迹,考虑到随机

系数回归模型已经被广泛应用于设备退化建模和剩余寿命预测并且得到了很好的发展,因此,本文利用随机系数回归模型来描述系统退化过程^[9],即

$$X(t) = \phi + \eta \exp\left(\int_0^t \lambda(\nu(u)) du + \varepsilon\right) \quad (1)$$

式中: ϕ 为确定性常数,描述同类产品退化的共性特征; η 和 λ 为正的随机系数,描述不同个体的差异性,且 λ 为运行状态 $\nu(t)$ 的分段常值函数; ε 为随机误差,描述系统退化的波动性,且满足 $\varepsilon \sim N(0, \sigma^2)$ 。

在以上随机退化过程模型基础上,假设在离散监测时刻 $0 = t_0 < t_1 < t_2 < \dots < t_k$ 对系统通电使其工作,且令 $x_i = x(t_i)$ 表示 t_i 时刻的退化观测, $i = 0, 1, \dots, k$ 。因此,到当前时刻 t_k 的退化观测数据的集合为 $X_k = \{x_0, x_1, x_2, \dots, x_k\}$ 。此外,系统运行到当前时刻 t_k 的状态切换时间和切换次数是可以观测到的,表示为 $C_k = \{u_j, n(t_k): j = 1, 2, \dots, n(t_k)\}$, 其中, u_j 为 t_k 时刻前第 j 次状态切换的时刻, $n(t_k)$ 为到 t_k 时刻累计的状态切换次数,在区间 $[u_{j-1}, u_j)$ 内运行状态将保持为 $\nu(u_{j-1}), j = 1, 2, \dots, n(t_k), u_0 = 0$ 。

基于以上描述,随机退化系统的寿命可以通过系统退化量超过失效阈值 ω 的时间定义为

$$T = \inf\{t > 0 : X(t) \geq \omega\} \quad (2)$$

那么,对于随机退化系统在 t_k 时刻的剩余寿命 L_k 可定义为

$$L_k = \inf\{l_k > 0 : X(l_k + t_k) \geq \omega\} \quad (3)$$

相应地,剩余寿命的累计分布函数(Cumulative Distribution Function, CDF)为

$$\Pr(L_k \leq l_k | X_k, C_k) = \Pr\{\sup_{l_i > 0} X(l_i + t_k) \geq \omega | X_k, C_k\}。 \quad (4)$$

基于以上问题描述,接下来的目标就是建立具体的随机模型和更新程序,求解 $\Pr(L_k \leq l_k | X_k, C_k)$, 实现剩余寿命估计。首先,基于连续时间马尔可夫模型对系统的运行过程进行建模。

2 状态切换过程建模及参数估计

2.1 状态切换过程建模

由问题描述可知,在系统的运行过程中,贮存状态和工作状态的切换是随机的。在状态切换建模方面,由于 CTMC 具有状态空间离散、时间连续且无记忆等特性,并且已经被广泛应用于建模随机时变过程的状态转移,故本文采用 CTMC 来描述系统运行状态切换规律,其中,CTMC 状态的转移表示系统状态的切换。

基于问题描述中的假设,令描述 $\{\nu(t), t \geq 0\}$ 的 CTMC 的转移率矩阵为 $\mathbf{Q} = \begin{pmatrix} -\gamma & \gamma \\ \nu & -\nu \end{pmatrix}$ 。由于运行状态的马尔可夫性,一旦系统运行过程处于某一运行状

态,其在该状态的逗留时间服从参数为 γ (或 v)的指数分布,而且在工作状态(或储存状态)下的平均逗留时间为 $1/\gamma$ (或 $1/v$)^[8]。为符号便利,令 $\kappa = (\gamma, v)$ 表示系统运行过程的参数集合。

根据式(3)剩余寿命的定义,在系统运行状态存在切换的前提下,由于系统退化模型中的随机系数 λ 与系统的运行状态密切相关,因此需要在系统当前运行状态 $\nu(t_k)$ 给定的情况下,建立将来一段时间内系统运行状态切换时间和切换次数的联合分布。假定系统在时刻 t_k 的运行状态 $\nu(t_k)$ 是已知的,在时间区间 $(t_k, t_k + l)$ 内的状态切换时间为 $\{\tau_{0,k}, \tau_{1,k}, \tau_{2,k}, \dots, \tau_{N_k(l),k}\}$, 切换次数为 $N_k(l)$ 。进一步,给定 κ 时,状态切换时间和切换次数的联合概率密度函数(PDF) $f_k(\tau_{0,k}, \tau_{1,k}, \tau_{2,k}, \dots, \tau_{N_k(l),k}, N_k(l) | \kappa)$ 可通过定理 1 给出。

定理 1 对于两状态马尔可夫过程,当系统当前运行状态 $\nu(t_k)$ 和运行参数 κ 给定时,对于 $f_k(\tau_{0,k}, \tau_{1,k}, \tau_{2,k}, \dots, \tau_{N_k(l),k}, N_k(l) | \kappa)$, 有:

1) 若当前运行状态为 $\nu(t_k) = 1$, 则

$$f_k(\tau_{0,k}, \tau_{1,k}, \tau_{2,k}, \dots, \tau_{N_k(l),k}, N_k(l) | \kappa) = \begin{cases} (\gamma v)^n e^{\sum_{j=0}^{N_k(l)} (\gamma - v)(-1)^j (\tau_{j,k} - t_k)} e^{-\gamma l} & N_k(l) = 2n, n = 0, 1, 2, \dots \\ \gamma (\gamma v)^n e^{\sum_{j=0}^{N_k(l)} (\gamma - v)(-1)^j (\tau_{j,k} - t_k)} e^{-\gamma l} & N_k(l) = 2n + 1, n = 0, 1, 2, \dots \end{cases}; \quad (5)$$

2) 若当前运行状态为 $\nu(t_k) = 2$, 则

$$f_k(\tau_{0,k}, \tau_{1,k}, \tau_{2,k}, \dots, \tau_{N_k(l),k}, N_k(l) | \kappa) = \begin{cases} (\gamma v)^n e^{\sum_{j=0}^{N_k(l)} (v - \gamma)(-1)^j (\tau_{j,k} - t_k)} e^{-\gamma l} & N_k(l) = 2n, n = 0, 1, 2, \dots \\ v (\gamma v)^n e^{\sum_{j=0}^{N_k(l)} (v - \gamma)(-1)^j (\tau_{j,k} - t_k)} e^{-\gamma l} & N_k(l) = 2n + 1, n = 0, 1, 2, \dots \end{cases}. \quad (6)$$

该定理的具体证明过程可参考文献[10]。为简化符号,将时刻 t_k 开始的一段时间 l 内的运行状态切换时间和切换次数的集合表示为 $F_k(l) = \{\tau_{j,k}, N_k(l) : \tau_{j,k} \in (t_k, t_k + l], j = 0, 1, \dots, N_k(l)\}$ 。

2.2 系统运行过程参数的贝叶斯估计

由于本文不考虑对系统的维修、替换等管理行为对系统退化的影响,因此,系统的运行状态切换过程与系统的退化过程可看作是相互独立的,从而可将系统运行过程参数的估计与系统退化过程参数的估计分开处理。在参数估计中,为充分利用历史信息,同时依据新测试得到的监测信息对模型参数进行更新,需采用贝叶斯理论对模型参数进行更新^[11]。因此,采用贝叶斯方法对系统运行过程 $\{\nu(t), t \geq 0\}$ 的参数 κ 进行估计。

令 κ 的先验分布是 $p(\kappa)$, 为 gamma 分布, 即 $\gamma \sim \text{gamma}(\alpha_1, \beta_1)$, $v \sim \text{gamma}(\alpha_2, \beta_2)$ 。在当前时刻 t_k , 可以得到与系统运行过程 $\{\nu(t), t \geq 0\}$ 相关的历史信息

集合 $\{\tau_{j,k}, n(t_k) : j = 0, 1, 2, \dots, n(t_k)\}$ 。令 $n_{1 \rightarrow 2}(t_k)$ 表示 $[0, t_k]$ 内系统从状态“1”切换到状态“2”的次数, $n_{2 \rightarrow 1}(t_k)$ 表示 $[0, t_k]$ 内系统从状态“2”切换到状态“1”的次数, 则 $n(t_k) = n_{1 \rightarrow 2}(t_k) + n_{2 \rightarrow 1}(t_k)$ 。进一步,令 $d_1(t_k)$ 和 $d_2(t_k)$ 分别表示区间 $[0, t_k]$ 内系统处于状态“1”和状态“2”下的累计逗留时间。为实现贝叶斯更新,假定 κ 中的元素相互独立,从而在系统运行过程的信息 C_k 下对于 κ 的后验估计有定理 2。

定理 2 若 κ 中每个元素的先验分布是独立的,且为 gamma 分布,则 κ 中每个元素的后验分布仍是 gamma 分布,其更新后的形状参数和尺度参数分别为 $(\alpha_{i,k}, \beta_{i,k})$, $i = 1, 2$, 具体更新算式为

$$\begin{cases} \alpha_{1,k} = \alpha_1 + n_{1 \rightarrow 2}(t_k) \\ \beta_{1,k} = (\beta_1^{-1} + d_1(t_k))^{-1} \\ \alpha_{2,k} = \alpha_2 + n_{2 \rightarrow 1}(t_k) \\ \beta_{2,k} = (\beta_2^{-1} + d_2(t_k))^{-1} \end{cases}. \quad (7)$$

定理 2 的具体证明可参考文献[10]。

基于以上结果, κ 的后验 PDF 为

$$f_k(\kappa | C_k) = \frac{\gamma^{\alpha_{1,k}-1} \exp(-\gamma/\beta_{1,k})}{\Gamma(\alpha_{1,k}) \beta_{1,k}^{\alpha_{1,k}}} \cdot \frac{v^{\alpha_{2,k}-1} \exp(-v/\beta_{2,k})}{\Gamma(\alpha_{2,k}) \beta_{2,k}^{\alpha_{2,k}}}. \quad (8)$$

式中, $\Gamma(\cdot)$ 为 gamma 函数。因此,联合概率密度函数 $f_k(\tau_{0,k}, \tau_{1,k}, \tau_{2,k}, \dots, \tau_{N_k(l),k}, N_k(l) | C_k)$ 可以通过 C_k 进行更新, 具体为

$$f_k(\tau_{0,k}, \tau_{1,k}, \tau_{2,k}, \dots, \tau_{N_k(l),k}, N_k(l) | C_k) = \int_0^\infty f_k(\tau_{0,k}, \tau_{1,k}, \tau_{2,k}, \dots, \tau_{N_k(l),k}, N_k(l) | \kappa) f_\kappa(\kappa | C_k) d\kappa. \quad (9)$$

在得到系统运行状态切换时间和切换次数的联合分布之后,由于系统退化在不同状态是不同的,那么接下来的目标就是对系统退化过程进行建模和参数估计,并利用上述结果和更新程序进行剩余寿命预测。

3 系统退化过程建模与剩余寿命估计

3.1 固定切换过程与模型参数下的剩余寿命预测

为便于计算, 将式(1)随机退化过程做如下转换

$$\ln(X(t) - \phi) = \ln \eta + \int_0^t \lambda(\nu(u)) du + \varepsilon \quad (10)$$

进一步, 令 $Y(t) = \ln(X(t) - \phi)$, $\theta = \ln \eta$, 从而系统退化过程可由如下分段线性随机系数回归模型描述

$$Y(t) = \theta + \int_0^t \lambda(\nu(u)) du + \varepsilon. \quad (11)$$

由问题描述知, $\int_0^t \lambda(\nu(u)) du$ 是关于时间的分段线性函数, 其分段点由初始时刻 $t_0 = 0$ 开始的系统运行状态切换的时间点 $\{\tau_{j,0}\}$ 定义, 且有 $\tau_{j,0} \in F_0(t)$ 。

为推导系统剩余寿命分布,首先对系统退化量的

分布进行分析。为表述方便,令当前时刻 t_k 得到的通过式(10)、式(11)转换后的拟退化量的集合为 $Y_k = \{y_0, y_1, y_2, \dots, y_k\}$ 。将时刻 t_k 开始的相邻两次运行状态切换 $\tau_{j-1,k}$ 和 $\tau_{j,k}$ 之间的系统退化率表示为 $\lambda_{j-1,k}$, $j=1,2,\dots,n(t)$ 。令由初始时刻 $t_0=0$ 开始到时刻 t 得到的系统运行状态切换时间和切换次数的集合为 $\{\tau_{j,0}, n(t): j=0,1,2,\dots,n(t)\}$, 那么在给定随机系数 θ 的前提下,任意两次状态切换的时间间隔 $[\tau_{j-1,0}, \tau_{j,0}], j=1,2,\dots,n(t)$ 内有

$$\begin{aligned} Y(\tau_{j,0}) - Y(\tau_{j-1,0}) &= \int_{\tau_{j-1,0}}^{\tau_{j,0}} \lambda(\nu(u)) du + \varepsilon(\tau_{j,0}) - \\ &\quad \varepsilon(\tau_{j-1,0}) = \lambda_{j-1,0} (\tau_{j,0} - \tau_{j-1,0}) + \varepsilon(\tau_{j,0}) - \varepsilon(\tau_{j-1,0}) \end{aligned} \quad (12)$$

联立式(11)、式(12) 可得到

$$\begin{aligned} Y(t) &= \theta + \sum_{j=1}^{n(t)} (\lambda_{j-1,0} (\tau_{j,0} - \tau_{j-1,0})) + \\ &\quad \lambda_{n(t),0} (t - \tau_{n(t),0}) + \varepsilon(t) - \varepsilon(\tau_{0,0}) \end{aligned} \quad (13)$$

式中, $\tau_{0,0}=0$ 。

由于 θ, ε 和 λ 之间相互独立且状态切换时间已知,故 $(Y(\tau_{j,0}) - Y(\tau_{j-1,0}), j=1,2,\dots,n(t_k))$ 之间是不相关的。又 $\theta \sim N(\mu_\theta, \sigma_\theta^2)$, $\varepsilon \sim N(0, \sigma^2)$, $\lambda_i \sim N(\mu_i, \sigma_i^2)$, $i=1,2$, 因此可得到 $Y(t) \sim (\mu_{Y(t)}, \sigma_{Y(t)}^2)$ 。从而根据系统到 t 时刻的监测信息得到 $\mu_{Y(t)}$ 和 $\sigma_{Y(t)}^2$, 即

$$\begin{cases} \mu_{Y(t)} = \mu_\theta + \sum_{j=1}^{n(t)} \mu_{\lambda_{j-1,0}} (\tau_{j,0} - \tau_{j-1,0}) + \mu_{\lambda_{n(t),0}} (t - \tau_{n(t),0}) \\ \sigma_{Y(t)}^2 = \sigma_\theta^2 + \sum_{j=1}^{n(t)} \sigma_{\lambda_{j-1,0}}^2 (\tau_{j,0} - \tau_{j-1,0})^2 + \sigma_{\lambda_{n(t),0}}^2 (t - \tau_{n(t),0})^2 + 2\sigma^2 \end{cases} \quad (14)$$

基于以上分析,在初始时刻 $t_0=0$ 估计的系统剩余寿命 T 的 CDF 计算式为

$$\begin{aligned} Pr(T \leq t | Y_0, C_0, \pi, F_0(t)) &= Pr(\sup_{t>0} Y(t) \geq \\ &\quad \omega | Y_0, C_0, \pi, F_0(t)) = 1 - Pr(\sup_{t>0} Y(t) < \\ &\quad \omega | Y_0, C_0, \pi, F_0(t)) = \Phi\left(\frac{\mu_{Y(t)} - \omega}{\sigma_{Y(t)}}\right) \end{aligned} \quad (15)$$

式中: $\Phi(\cdot)$ 为标准正态分布的 CDF; $\mu_{Y(t)}, \sigma_{Y(t)}$ 由式(14)得到; π 为与系统随机退化过程和系统运行过程有关的参数向量,具体由 $\kappa, \theta, \lambda_1, \lambda_2$ 和 σ^2 组成,这些参数将由获取的测量数据估计得到。为简化符号,令 $\pi = (\kappa, \varphi)$, 其中, $\varphi = (\theta, \lambda_1, \lambda_2, \sigma^2)$ 。

在得到初始时刻的剩余寿命分布后,同理,对于当前时刻 t_k ,假设在将来一段时间 (t_k, t_k+l) 内的运行状态切换时间和切换次数的集合表示为 $F_k(l) = \{\tau_{j,k}: \tau_{j,k} \in (t_k, t_k+l], j=0,1,\dots,N_k(l)\}$, t_k 时刻的拟退化量为 $Y(t_k)$,那么,对于 t_k 之后的任一将来时刻 t_k+l 可得到

$$Y(t_k+l) = Y(t_k) + \sum_{j=1}^{N_k(l)} (\lambda_{j-1,k} (\tau_{j,k} - \tau_{j-1,k})) +$$

$$\lambda_{N_k(l),k} (t_k + l - \tau_{N_k(l),k}) + \varepsilon(t_k + l) - \varepsilon(t_k) \quad (16)$$

式中, $\tau_{0,k}=t_k$ 。

相应地, $\mu_{Y(t_k+l)}$ 和 $\sigma_{Y(t_k+l)}^2$ 分别为

$$\begin{cases} \mu_{Y(t_k+l)} = Y(t_k) + \sum_{j=1}^{N_k(l)} \mu_{\lambda_{j-1,k}} (\tau_{j,k} - \tau_{j-1,k}) + \\ \mu_{\lambda_{N_k(l),k}} (t_k + l - \tau_{N_k(l),k}) \\ \sigma_{Y(t_k+l)}^2 = \sum_{j=1}^{N_k(l)} \sigma_{\lambda_{j-1,k}}^2 (\tau_{j,k} - \tau_{j-1,k})^2 + \sigma_{\lambda_{N_k(l),k}}^2 (t_k + \\ l - \tau_{N_k(l),k})^2 + 2\sigma^2 \end{cases} \quad (17)$$

从而可得, t_k 时刻估计的系统剩余寿命分布为

$$\begin{aligned} Pr(t_k + l \leq t | Y_k, C_k, \pi, F_k(l)) &= Pr(\sup_{t>0} Y(t_k + l) \geq \\ &\quad \omega | Y_k, C_k, \pi, F_k(l)) = 1 - Pr(\sup_{t>0} Y(t_k + l) < \\ &\quad \omega | Y_k, C_k, \pi, F_k(l)) = \Phi\left(\frac{\mu_{Y(t_k+l)} - \omega}{\sigma_{Y(t_k+l)}}\right) \end{aligned} \quad (18)$$

剩余寿命 L 的 CDF 推导过程,都是在随机退化过程的参数给定的前提下进行的。在退化参数估计中,可基于历史性能退化数据采用极大似然估计方法来估计退化参数,也可采用经验知识给定系统退化参数。

3.2 系统剩余寿命预测

综合以上分析,可将求取系统剩余寿命的具体步骤总结如下。

1) 如式(5)、式(6)所示,利用 CTMC 描述系统运行状态切换过程,在假设系统运行参数已知的情况下得到系统运行状态切换时间和切换次数的联合 PDF 为 $f_{F_i(l)}(F_k(l) | Y_k, C_k, \kappa)$ 。

2) 结合系统运行过程中的监测信息,采用贝叶斯更新规则对系统运行参数实时更新,得到运行参数的后验分布 $f_\kappa(\kappa | Y_k, C_k)$,如式(8)所示。

3) 利用随机系数组合模型描述系统退化过程,并转换为式(11)。基于历史信息或专家经验知识得到退化参数 φ ,而后根据系统剩余寿命的定义求解得到当前时刻 t_k 系统的剩余寿命分布 $Pr(t_k + l \leq t | Y_k, C_k, \kappa, F_k(l))$,如式(18)所示。

4) 综合上述 3 步的结果即可得到系统在 t_k 时刻的剩余寿命的 CDF,为

$$Pr(t_k + l \leq t | Y_k, C_k) = \int_{\kappa, \tau_{j,k} \in F_k(t_k+l)} Pr(t_k + l \leq t | Y_k, C_k, \kappa, F_k(l)) \cdot f_{F_i(l)}(F_k(l) | Y_k, C_k, \kappa) \cdot f_\kappa(\kappa | Y_k, C_k) d\kappa d\tau_{j,k} \quad (19)$$

由于式(19)的求解涉及多重积分,难以进行直接的解析计算,故本文采用 Monte-Carlo 数值仿真算法来近似计算任意给定时刻 t_k 的剩余寿命的 CDF。

4 仿真研究

本节将通过数值仿真实验验证本文提出的方法对

设备剩余寿命进行预测的可行性和有效性。采用 Monte-Carlo 数值仿真算法的具体仿真步骤可参考文献 [12]。为初始化仿真算法,设定系统模型参数的初值如表 1 所示。

表 1 仿真研究中的模型参数

Table 1 Model parameters in the simulation

参数	λ_1	λ_2	γ	v	σ
初始值	0.8	0.2	0.25	0.4	0.25

设定失效阈值 $\omega = 15$, 仿真样本数 $M = 5000$, 仿真步长 $\Delta t = 0.01$ 。图 1 为仿真产生的典型退化轨迹。

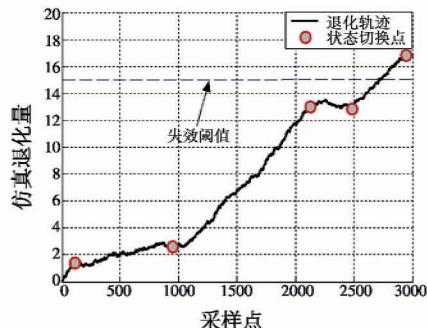


图 1 退化轨迹

Fig. 1 The degradation path

由图 1 可以看出,系统在不同运行状态的退化速率是不同的,且系统运行状态对系统退化的影响较大。因此,为准确估计运行状态切换下的系统剩余寿命,需要建立合理的切换模型来描述系统运行状态的切换过程,并将该模型融入系统退化模型以估计系统剩余寿命。应用本文提出的方法进行 5000 次仿真实验,得到系统寿命的分布直方图如图 2 所示。

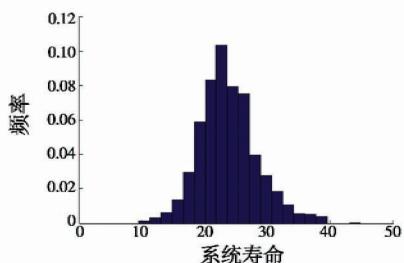


图 2 系统寿命分布直方图

Fig. 2 System's life distribution histogram

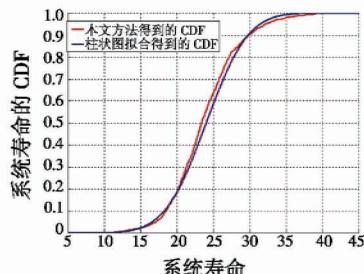


图 3 系统寿命的 CDF

Fig. 3 The CDF of system's life

用柱状图拟合得到的系统寿命的 CDF 分布及本文方法得到的 CDF 的对比如图 3 所示。

由图 3 可知,本文所提方法预测得到的剩余寿命与系统实际剩余寿命相差很小,说明所提方法能够有效实现系统剩余寿命的预测。

5 结论

本文着眼于解决存在运行状态切换的系统剩余寿命预测问题,提出采用两状态 CTMC 来描述系统的运行状态切换过程,并在贝叶斯框架下利用监测信息得到系统的运行参数。采用随机系数回归模型描述系统退化过程,推导得到系统剩余寿命的 CDF。仿真试验表明,本文提出的方法能够有效实现运行状态切换下的系统剩余寿命预测。

参 考 文 献

- [1] PECHT M G. Prognostics and health management of electronics [M]. [S. l.] : Wiley Online Library, 2008.
- [2] SI X S, WANG W B, 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.
- [3] 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.
- [4] GEBRAEEL N, PAN J. Prognostic degradation models for computing and updating residual life distributions in a time-varying environment [J]. IEEE Transactions on Reliability, 2008, 57(4):539-550.
- [5] CHEN N, TSUI K. Condition monitoring and remaining useful life prediction using degradation signals: revisited [J]. IIE Transactions, 2013, 45(9):939-952.
- [6] 程龙, 冯静, 孙权, 等. 非连续运行设备贮存 - 工作联合退化模型及其应用 [J]. 电子学报, 2012, 40(12):2549-2552.
- [7] FENG J, SUN Q, JIN T D. Storage life prediction for a high-performance capacitor using multi-phase Wiener degradation model [J]. Communications in Statistics-Simulation and Computation, 2012, 41:1317-1335.
- [8] BAE S J, KVAM P H. A nonlinear random coefficients model for degradation testing [J]. Technometrics, 2004, 46:460-469.
- [9] GEBRAEEL N. Sensory-updated residual life distributions for components with exponential degradation patterns [J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2006, 3(4):382-393.

(下转第 104 页)

式下两种方法各主、子滤波器的故障检测时间及最终的故障告警时间进行了统计,具体结果如表2所示。表中:I指基于层次滤波器的传统新息 χ^2 检测法,II指本文所提方法;故障检测时间是指各主、子滤波器第一次检测到故障至检验统计量第一次低于门限时的这段时间;故障告警时间是指在主滤波器检测到故障的情况下,只有一个子滤波器未检测出故障的这段时间。

表2 两方法故障检测结果

Table 2 The fault detection results of two methods

滤波器	故障模式1 (100~150 s)		故障模式2 (230~280 s)		故障模式3 (200~280 s)	
	I	II	I	II	I	II
故障检测时间	主子1	100~165 100~150	230~241 230~280	209~315 209~280	209~315 209~280	209~280
	子2	100~168 100~150	230~253 230~280	209~317 209~280	209~280	
	子3	100~168 100~150	230~248 230~280	209~317 209~280	209~280	
	子4	无 无 无 无 无 无				
	子5	100~168 100~150	230~248 230~280	209~315 209~280	209~280	
	子6	100~174 100~150	230~232 230~280	210~317 210~280	210~280	
	子7	100~166 100~150	230~248 230~280	209~314 209~280	209~280	
	子8	100~166 100~150	230~231 230~280	211~324 211~280	211~280	
告警时间						
100~165 100~150 230~231 230~280 211~314 211~280						

由表2可知,传统新息 χ^2 检测法在3种故障模式下都存在误警或漏警现象,没能准确给出告警信息。本文所提方法能够及时检测到阶跃故障发生的起始时刻,也能在较短时间内检测出快变的斜坡故障,并准确判断出故障卫星号和故障结束时间,给出告警信息,检测效果较好。

本文算法之所以对3类故障都具有较好的检测效果,主要是在首次检测出故障以后,通过对故障卫星进行隔离,利用剩余正常卫星的观测数据进行滤波解算,得到了较为准确的状态估计及其协方差阵,将该滤波结果反馈到主滤波器和其他各子滤波器,通过采用较为准确的滤波结果代替受故障污染的值进行滤波解算,实现了对故障的有效隔离,消除了故障跟踪作用对滤波结果的影响。

5 结语

传统新息 χ^2 检测法由于没有对系统故障进行有效的隔离,导致其检测结果容易出现误警或漏警现象。针对该问题,本文提出的基于层次滤波器结构的故障

检测与系统重构方法,将不包含故障星的子滤波器滤波结果反馈到主滤波器和其他各子滤波器,实现了对系统故障的有效隔离。实测数据试验结果表明,该方法在一定程度上消除了新息 χ^2 检测法的跟踪作用,对3类故障模式都具有较好的检测效果,实现了对故障星和故障结束时间的准确判定。

参 考 文 献

- [1] 刘海颖,岳亚洲,杨毅钧.基于多解分离的GNSS/Inertial组合导航完好性监测[J].中国惯性技术学报,2012,20(1):63-68.
- [2] 刘海颖,冯成涛,王惠南.一种惯性辅助卫星导航系统及其完好性监测方法[J].宇航学报,2011,342:775-780.
- [3] LEE Y C, O'LAUGHLIN D G. A performance analysis of a tightly coupled GPS/inertial system for two integrity monitoring methods[J]. Journal of Navigation, 2000, 47 (3): 175-190.
- [4] 王娇,张英敏,李欣,等.基于惯导辅助的GPS完好性监测技术[J].弹箭与制导学报,2011,31(4):228-231.
- [5] 雷宝权,曾进.一种惯性辅助卫星完好性监测多解分离的优化方法[J].中国惯性技术学报,2014,22(3):374-380.
- [6] LIU H Y, ZHENG G, WANG H N, et al. Research on integrity monitoring for integrated GNSS/SINS system [C]// The IEEE International Conference on Information and Automation, Harbin, China, 2010:1990-1995.
- [7] BHATTI U I, OCHIENG W Y. Performance of rate detector algorithms for an integrated GPS/INS systems in the presence of slowly growing error[J]. GPS Solutions, 2012, 16(3):293-301.
- [8] 李晓东,赵修斌,庞春雷,等.PBN概念下的GNSS/SINS组合导航完好性算法[J].电光与控制,2013,20(1):44-48.
- [9] BRUGGEMANN T S, GREER D G, WALKER R A. GPS fault detection with IMU and aircraft dynamics[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2011, 47(1):305-316.
- [10] 彭兴钊,黄国荣,郭创,等.GPS/SINS组合导航系统的故障检测与识别[J].火力与指挥控制,2012,37(10):153-156.

(上接第99页)

- [10] SI X S, HU C H, KONG X Y, et al. A residual storage life prediction approach for systems with operation state switches[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2014. doi:10.1109/TIE.2014.2308135.
- [11] OLIVEIRA V D. Bayesian inference and prediction of

Gaussian random fields based on censored data[J]. Journal of Computational and Graphical Statistics, 2005, 14(1):95-115.

- [12] SI X S, WANG W B, 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.