

引用格式:解江,蔡忠义,王泽洲,等.加速应力下随机退化设备剩余寿命预测方法[J].电光与控制,2019,26(7):75-79. XIE J, CAI Z Y, WANG Z Z, et al. A remaining useful lifetime prediction method for stochastic degradation device under accelerated stress[J]. Electronics Optics & Control, 2019, 26(7):75-79.

加速应力下随机退化设备剩余寿命预测方法

解江¹, 蔡忠义², 王泽洲², 李姗姗²

(1. 西京学院,西安 710123; 2. 空军工程大学装备管理与无人机工程学院,西安 710051)

摘要: 针对步进加速退化试验中具有性能退化趋势的随机退化设备,采用非线性 Wiener 过程,建立与设备退化特征相符的步进加速退化模型;采用极大似然估计(MLE)法,求解出先验参数估计值;利用目标设备当前监测数据,基于贝叶斯方法更新随机系数后验分布;利用全概率公式,推导考虑随机系数估计不确定性的设备剩余寿命分布;通过算例分析验证了所提方法的正确性和优势。

关键词: 剩余寿命预测; 加速退化建模; 非线性 Wiener 过程; 随机系数; 测量误差

中图分类号: TB114.3 **文献标志码:** A **doi:**10.3969/j.issn.1671-637X.2019.07.015

A Remaining Useful Lifetime Prediction Method for Stochastic Degradation Device Under Accelerated Stress

XIE Jiang¹, CAI Zhong-yi², WANG Ze-zhou², LI Shan-shan²

(1. Xijing College, Xi'an 710123, China; 2. Equipment Management & UAV Engineering College, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China)

Abstract: Aiming at the stochastic degradation device with performance degradation trend in the Step-Stress Accelerated Degradation Test (SSADT), a nonlinear Wiener process is used to establish a step-accelerated degradation model consistent with the degradation characteristics of the device. The Maximum Likelihood Estimation (MLE) algorithm is used to obtain the estimates of prior parameters. The current monitoring data of the target device is used to update the posterior distribution of random coefficients based on Bayesian method. The Remaining Useful Lifetime (RUL) distribution of the device considering the uncertainty of random coefficient estimation is derived by using the full probability formula. The correctness and superiority of the proposed method are verified by an example.

Key words: RUL prediction; accelerated degradation modeling; nonlinear Wiener process; random coefficient; measurement error

0 引言

工程实际中设备受自身复杂性以及工作负荷、运行环境、随机冲击等因素的影响,其性能会出现退化现象,如陀螺仪漂移量增大、锂电池容量减少等,这类在实际服役过程中受内部应力和外部环境综合作用而出现性能退化现象并最终可能演变为失效的设备称为随机退化设备(以下简称设备)^[1]。准确预测具有性能

退化趋势的关键设备剩余寿命,并据此采取有效维护措施是提高大型工程、复杂系统和武器装备运行安全性和可靠性的重要保证。

目前,采用数据驱动的方法,开展基于随机过程建模的剩余寿命预测研究是预测与健康管理(Prognostics and Health Management, PHM)领域的前沿科学问题,其优点是能准确刻画设备退化过程的动态行为和量化预测结果的诸多不确定性^[2]。Wiener 过程是一种常见的随机过程模型,可以较好地描述具有线性退化趋势的非单调退化过程。其中:漂移系数是退化速率参数,扩散系数则是用于描述退化过程时变不确定性的参数。由于具有良好的数学计算特性,Wiener 过程及其扩展形式已被广泛应用于电子类、机电类、机械类设备退化建模及剩余寿命预测研究^[3]。

收稿日期:2018-07-16

修回日期:2018-09-02

基金项目:国家自然科学基金(71601138);中国博士后科学基金(2017M623415)

作者简介:解江(1978—),男,黑龙江牡丹江人,博士,讲师,研究方向为可靠性评估、退化建模。

加速退化试验是目前关注度较高的一种高效试验方法,特别是步进加速退化试验非常适用于新研设备。根据工程经验,一般采用指数型加速模型建立 Wiener 过程的漂移系数与加速应力之间的函数关系^[4]。加速退化建模研究是在一般退化建模的基础上,开展加速应力场合下的适用性研究。HAO 等^[5]、CAI 等^[6]建立了考虑随机效应和测量误差的非线性步进加速退化模型,但仍假设设备退化过程是线性随机关系,具有一定局限。

剩余寿命预测的实质是推导出设备剩余寿命分布函数,利用开展剩余寿命预测研究所关注的设备(即目标设备)当前监测数据来更新随机系数。基于设备退化过程首次达到失效阈值的时间(简称首达时)近似服从逆高斯分布,SI 等^[7]推导出了考虑测量误差的线性 Wiener 退化模型及对应的剩余寿命概率密度函数(Probability Density Function, PDF)。对于剩余寿命分布中随机系数的更新,一般采用贝叶斯方法进行。GEBRAEEL 等^[8]首次利用贝叶斯更新方法,基于目标设备当前退化信息来更新随机系数后验分布。在此基础上,TANG 等^[9]进一步利用全概率公式,基于首达时分布,推导出了考虑随机系数估计不确定性的设备剩余寿命分布。蔡忠义等^[10]在步进加速退化场合下,基于贝叶斯更新方法估计出随机系数后验分布,推导出了考虑随机系数和当前真实退化状态估计不确定性的设备剩余寿命 PDF。

因此,本文针对步进加速退化数据,采用 Wiener 过程建立步进加速退化模型;采用极大似然估计(MLE)算法估计出退化模型中固定系数和随机系数先验值;采用贝叶斯更新方法求解出随机系数后验分布,推导出与目标设备个体退化特征相匹配的剩余寿命分布函数。

1 步进加速退化建模

假设设备的退化状态记为 $X(t)$,可用 Wiener 过程表示为

$$X(t) = \lambda \Lambda(t; \theta) + \sigma_B B(t) \quad (1)$$

式中: λ 为漂移系数; $\Lambda(t; \theta)$ 为时间 t 的非线性函数(θ 为未知参数向量),表征非线性特征; σ_B 为扩散系数; $B(t)$ 可为标准布朗运动。

由于设备在观测中会产生观测误差,其观测过程 $Y(t)$ 可表示为

$$Y(t) = X(t) + \varepsilon = \lambda \Lambda(t; \theta) + \sigma_B B(t) + \varepsilon \quad (2)$$

式中: ε 表示观测误差,一般认为 $\varepsilon \sim N(0, \sigma^2)$ 且与 λ , σ_B 相互独立。

假设现有 m 个设备在 n 个应力下进行步进加速退化试验。其中,试验应力记为 S_1, S_2, \dots, S_n ,对应的

应力转换时间记为 t_1, t_2, \dots, t_n ,对应的性能退化过程如图 1 所示。

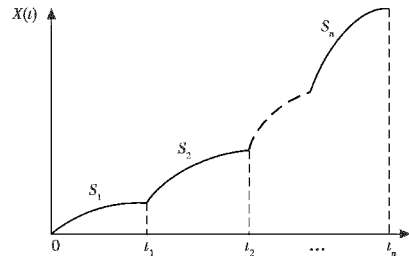


图1 步进加速退化过程示意图

Fig. 1 The process of SSADT

假设应力 S_i 下设备 j 第 k 个观测数据为 $y_{i,k}^j$,对应的实际退化数据为 $x_{i,k}^j$,对应的观测时刻为 $t_{i,k}^j$, $i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, m; k = \zeta_{i-1} + 1, \zeta_{i-1} + 2, \dots, \zeta_i; \zeta_i = \sum_{j=1}^i n_j \cdot n_i$,为应力 S_i 下的观测次数。则应力 S_i 下设备 j 的观测数据向量记为 $\mathbf{y}_i^j = (y_{i,\zeta_{i-1}+1}^j, y_{i,\zeta_{i-1}+2}^j, \dots, y_{i,\zeta_i}^j)$ 。设备 j 的观测数据向量记为 $\mathbf{y}^j = (\mathbf{y}_1^j, \mathbf{y}_2^j, \dots, \mathbf{y}_n^j)$ 。

由步进加速退化试验过程可知,当前加速应力下设备观测初值是前一应力下观测末值。根据式(2),将各应力下观测数据表示为

$$y_{i,k} = \begin{cases} \lambda_1 \Lambda(t_{1,k}; \theta) + \sigma_B B(t) + \varepsilon & 0 \leq t_{1,k} < t_1 \\ \lambda_2 \Lambda(t_{2,k} - t_{1,n_1}; \theta) + \\ \quad \lambda_1 \Lambda(t_{1,n_1}; \theta) + \sigma_B B(t) + \varepsilon & t_1 \leq t_{2,k} < t_2 \\ \vdots \\ \lambda_n \Lambda(t_{n,k} - t_{n-1,n_{n-1}}; \theta) + \\ \quad \lambda_{n-1} \Lambda(t_{n-1,n_{n-1}}; \theta) + \sigma_B B(t) + \varepsilon & t_{n-1} \leq t_{n,k} < t_n \end{cases} \quad (3)$$

式中: $y_{i,k}$ 为应力 S_i 下第 k 个观测得到的观测数据; $t_{i,k}$ 为对应的观测时刻; λ_i 为应力 S_i 下受试设备的漂移系数。

采用 Arrhenius 模型来描述漂移系数与温度应力之间的关系,即

$$\lambda_i = a \exp(-b/S_i) \quad (4)$$

式中: a, b 为未知参数; S_i 表示第 i 个应力; λ_i 表示 S_i 下设备的漂移系数。

为了描述同类设备之间的随机效应,将式(4)中 a 看作随机变量,即 $a \sim N(u_a, \sigma_a^2)$,则 λ_i 可表示为

$$\lambda_i \sim N(u_a \exp(-b/S_i), \sigma_a^2 \exp(-b/2S_i)) \quad (5)$$

2 先验参数估计

不失一般性前提下,令式(1)中 $\Lambda(t; \theta) = t^c$ (c 为未知参数),将上述退化模型中未知参数集记为 $\theta = \{u_a, \sigma_a^2, b, c, \sigma_B^2, \sigma^2\}$ 。其中: $b, c, \sigma_B^2, \sigma^2$ 为描述同类设备总体退化特征的固定系数; u_a, σ_a^2 为描述同类设备

中个体之间随机效应的随机系数。

令应力 S_i 下设备 j 的第 k 个观测数据增量为 $\Delta y_{i,k}^j = y_{i,k}^j - y_{i,k-1}^j$; $\Delta T_{i,k}^j = (t_{i,k}^j)^c - (t_{i,k-1}^j)^c$ 。则设备 j 的观测增量记为 Δy^j , 应力 S_i 下设备 j 的观测增量记为 Δy_i^j , 线性化处理后的时间增量记为 ΔT_i^j 。根据多元 Wiener 过程性质, 观测增量数据向量 Δy^j 服从多元正态分布^[11], 则有

$$\Delta y_i^j | \lambda_i \sim N(\lambda_i \Delta T_i^j, \Sigma_i^j) \quad (6)$$

式中: Σ_i^j 为 Δy_i^j 的协方差矩阵, 其第 (k, l) 个元素表示为 $\Sigma_{i,k,l}^j$, 即

$$\Sigma_{i,k,l}^j = \begin{cases} \sigma_B^2 \Delta t_{i,k}^j + \sigma^2 & k=l=1 \\ \sigma_B^2 \Delta t_{i,k}^j + 2\sigma^2 & k=l>1 \\ -\sigma^2 & l=k+1 \text{ 或 } l=k-1 \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

则基于 $\Delta y = \{\Delta y^1, \Delta y^2, \dots, \Delta y^m\}$, 建立未知参数集 Θ 的对数似然函数为

$$\begin{aligned} \ln L(\Theta | \Delta y) = & -\frac{m \zeta_n}{2} \ln(2\pi) - \frac{m}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{k=\zeta_{i-1}+1}^{\zeta_i} \ln(|\Sigma_i^j + \\ & \sigma_a^2 \exp(-2b/S_i) \Delta T_i^j (\Delta T_i^j)^T|) - \\ & \frac{1}{2} \sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^n \sum_{k=\zeta_{i-1}+1}^{\zeta_i} [(\Delta y_i^j - u_a \exp(-b/S_i) \Delta T_i^j)^T \cdot \\ & |\Sigma_i^j + \sigma_a^2 \exp(-2b/S_i) \Delta T_i^j (\Delta T_i^j)^T|^{-1} \cdot \\ & (\Delta y_i^j - u_a \exp(-b/S_i) \Delta T_i^j)] \quad (8) \end{aligned}$$

借助采用 Matlab 软件中 fminsearch 函数, 采用 MLE 算法, 可求解出上述似然函数, 求得先验参数估计值。

3 剩余寿命预测模型

将目标设备从初始观测时刻 $t_{1,1}$ (此时应力为 S_1) 到当前观测时刻 $t_{i,k}$ (此时应力为 S_i) 的实际退化数据向量记为 $\mathbf{x}_{1,k}^* = (x_{1,1}^*, x_{1,2}^*, \dots, x_{i,k}^*)$ 。将目标设备在当前观测时刻 $t_{i,k}$ 处的剩余寿命 $L_{i,k}$ 定义为

$$L_{i,k} = \inf\{l_{i,k}; X(t_{i,k} + l_{i,k}) \geq w | X(t_{i,k}) < w\} \quad (9)$$

则在给定当前时刻 $t_{i,k}$ 处的漂移系数 $\lambda_{i,k}$ 和 $\mathbf{x}_{1,k}^*$ 条件下, 设备剩余寿命的概率密度函数近似为

$$\begin{aligned} f_{L_{i,k} | \lambda_{i,k}, \mathbf{x}_{1,k}^*}(l_{i,k} | \lambda_{i,k}, \mathbf{x}_{1,k}^*) \approx & \\ \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_B^2 l_{i,k}^3}} [w - x_{i,k} - \lambda_{i,k} \beta(l_{i,k})] \cdot & \\ \exp\left\{-\frac{[w - x_{i,k} - \lambda_{i,k} \beta(l_{i,k})]^2}{2\sigma_B^2 l_{i,k}^3}\right\} & \quad (10) \end{aligned}$$

式中:

$$\beta(l_{i,k}) = (l_{i,k} + t_{i,k})^c - (t_{i,k})^c - c(l_{i,k} + t_{i,k})^{c-1} l_{i,k}; \quad (11)$$

$$\varphi(l_{i,k}) = (l_{i,k} + t_{i,k})^c - (t_{i,k})^c \quad (12)$$

由于目标设备在观测中受观测误差的影响, 难以直接得到它的实际退化数据 $\mathbf{x}_{1,k}^*$, 只能得到其观测数据 $\mathbf{y}_{1,k}^* = (y_{1,1}^*, y_{1,2}^*, \dots, y_{i,k}^*)$ 。

根据式(10), 利用全概率公式, 可推导出在 $\mathbf{y}_{1,k}^*$ 条件下的设备剩余寿命 PDF 近似为

$$\begin{aligned} f_{L_{i,k} | \mathbf{y}_{1,k}^*}(l_{i,k} | \mathbf{y}_{1,k}^*) \approx & \\ \frac{1}{\sqrt{2\pi l_{i,k}^2 [\sigma_{a,ik}^2 \exp(-2b/S_i) \varphi(l_{i,k})^2 + \sigma_B^2 l_{i,k} + \sigma^2]}} \cdot & \\ \exp\left\{-\frac{[w - y_{i,k}^* - u_{a,ik} \exp(-b/S_i) \varphi(l_{i,k})]^2}{2[\sigma_{a,ik}^2 \exp(-2b/S_i) \varphi(l_{i,k})^2 + \sigma_B^2 l_{i,k} + \sigma^2]}\right\} \cdot & \\ \left\{w - y_{i,k}^* - u_{a,ik} \exp(-b/S_i) \beta(l_{i,k}) - \right. & \\ \left. [\sigma^2 + \sigma_{a,ik}^2 \exp(-2b/S_i) \varphi(l_{i,k})] \cdot \right. & \\ \left. \frac{w - y_{i,k}^* - u_{a,ik} \exp(-b/S_i) \varphi(l_{i,k})}{\sigma_{a,ik}^2 \exp(-2b/S_i) \varphi(l_{i,k})^2 + \sigma_B^2 l_{i,k} + \sigma^2}\right\} & \quad (13) \end{aligned}$$

式中: 参数 $b, c, \sigma_B^2, \sigma^2$ 的估计值已由极大似然估计算法求出; $u_{a,ik}, \sigma_{a,ik}^2$ 为 u_a, σ_a^2 的后验值, 可采用贝叶斯推断进行求解。

先介绍如下引理^[12]。

引理 1 假设 λ 的先验分布为正态分布, 即 $\lambda \sim N(u_\lambda, \sigma_\lambda^2)$, λ 的后验分布也是正态分布, 则在给定 $\mathbf{y}_{1,k}^*$ 条件下, λ 的后验分布可表示为

$$\lambda_{i,k} \sim N(u_{\lambda,ik}, \sigma_{\lambda,ik}^2) \quad (14)$$

式中:

$$u_{\lambda,ik} = \frac{(\Delta \mathbf{y}_{1,k}^*)^T \Sigma_{1,ik}^{-1} \Delta \mathbf{y}_{1,k}^* \cdot \sigma_\lambda^2 + u_\lambda}{(\Delta \mathbf{T}_{1,k})^T \Sigma_{1,ik}^{-1} \Delta \mathbf{T}_{1,k} \cdot \sigma_\lambda^2 + 1}; \quad (15)$$

$$\sigma_{\lambda,ik}^2 = \frac{\sigma_\lambda^2}{(\Delta \mathbf{T}_{1,k})^T \Sigma_{1,ik}^{-1} \Delta \mathbf{T}_{1,k} \cdot \sigma_\lambda^2 + 1} \quad (16)$$

其中: $\Delta \mathbf{y}_{1,k}^* = (\Delta y_{1,1}^*, \Delta y_{1,2}^*, \dots, \Delta y_{i,k}^*)$; $\Delta \mathbf{T}_{1,k} = (\Delta T_{1,1}, \Delta T_{1,2}, \dots, \Delta T_{i,k})$; $\Sigma_{1,ik}$ 为 $\Delta \mathbf{y}_{1,k}^*$ 的协方差矩阵。

根据式(15)、式(16), 求得 $u_{a,ik}, \sigma_{a,ik}^2$ 的后验估计公式, 即

$$\hat{u}_{a,ik} = \frac{(\Delta \mathbf{y}_{1,k}^*)^T \Sigma_{1,ik}^{-1} \Delta \mathbf{y}_{1,k}^* \cdot \hat{\sigma}_a^2 \exp(-2\hat{b}/S_i) + \hat{u}_a \exp(-\hat{b}/S_i)}{(\Delta \mathbf{T}_{1,k})^T \Sigma_{1,ik}^{-1} \Delta \mathbf{T}_{1,k} \cdot \hat{\sigma}_a^2 \exp(-2\hat{b}/S_i) + 1} \quad (17)$$

$$\hat{\sigma}_{a,ik}^2 = \frac{\hat{\sigma}_a^2 \exp(-2\hat{b}/S_i)}{(\Delta \mathbf{T}_{1,k})^T \Sigma_{1,ik}^{-1} \Delta \mathbf{T}_{1,k} \cdot \hat{\sigma}_a^2 \exp(-2\hat{b}/S_i) + 1} \quad (18)$$

4 实例分析

已知某激光器的关键性能参数为工作电流 (单位 mA), 其正常工作温度为 30 °C, 该激光器工作电流的退化速度与温度应力之间的关系符合 Arrhenius 模型。现有一批该激光器进行仿真的步进加速退化试验, 温度应力分别为 55 °C, 65 °C, 75 °C, 每个应力下测量 5 次, 时间间隔为 1 h。设定该激光器仿真参数的真值如表 1 所示。采用蒙特卡罗仿真方法, 得到图 2 所示的 7

个样本的观测数据。

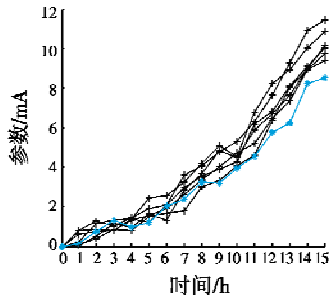


图2 仿真的SSADT观测数据

Fig.2 The observed data of simulated SSADT

利用仿真得到的激光器观测数据来验证本文所提方法的正确性和优势。将蔡忠义等^[4]提出的基于线性Wiener过程的加速退化建模方法(未考虑测量误差)记

为M1;SI等^[11]提出的基于非线性Wiener过程的加速退化建模方法(未考虑测量误差)记为M2;本文提出的基于非线性Wiener过程的加速退化建模方法(考虑测量误差)记为M3。采用赤池信息准则(AIC)和均方误差(MSE)来衡量各方法之间的优劣^[13]。

4.1 先验参数估计结果

根据前6个样本的测量数据,采用极大似然估计算法,借助fminsearch函数对式(8)进行求解,得到表1所示先验参数估计结果。

由表1可以看出,M3的AIC和MSE值都是最小的,说明了M3较M1,M2的参数估计误差更小、模型拟合精度更高。这是因为本文所建的模型充分考虑了测量误差对设备退化过程的不确定性影响,更加符合设备退化过程的演变规律。

表1 不同模型的先验参数估计结果

Table 1 The prior parameter estimates by different models

参数	u_0	σ_a^2	b	c	σ_B^2	σ^2	$-\ln L(\cdot)$	AIC	MSE
真值	12.45	0.900	1050	1.15	2.25E-4	0.064	-	-	-
M1	9.87	3.460	1334	-	8.30E-4	-	1224	2456	4.65E-2
M2	11.38	1.427	996	1.32	6.30E-4	-	1013	2036	2.87E-3
M3	12.10	1.093	1123	1.10	3.24E-4	0.078	881	1774	1.47E-3

4.2 剩余寿命预测结果

为了验证本文在剩余寿命分布中引入随机系数更新贝叶斯方法的有效性,将M3的剩余寿命预测模型中加入随机系数贝叶斯更新方法记为M4。

以图2中第7个样本(蓝线轨迹)作为目标设备,已知目标设备在第15h处的实际退化数值为8.23mA,假设该激光器的失效阈值为8.23mA,则目标设备在15h处刚好失效。分别计算出设备的剩余寿命PDF(见图3)和平均剩余寿命(见表2)。

由图3可知,M4的剩余寿命PDF曲线比M3更窄且更接近真值,这是因为M4利用目标设备现场观测数据,基于贝叶斯更新方法来估计出随机系数后验分布,使得设备剩余寿命PDF更加符合目标设备的个性特征。

从表2可以看出,M4的剩余寿命点估计值较M3更接近其剩余寿命的真值,说明了本文所提的随机系数贝叶斯更新方法具有更好的估计精度。

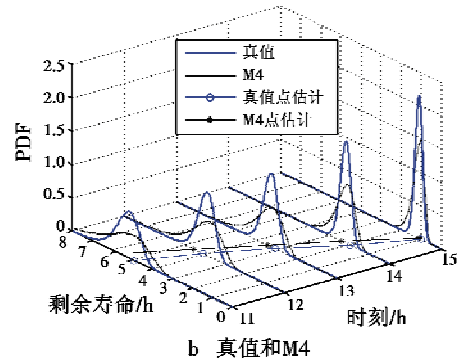
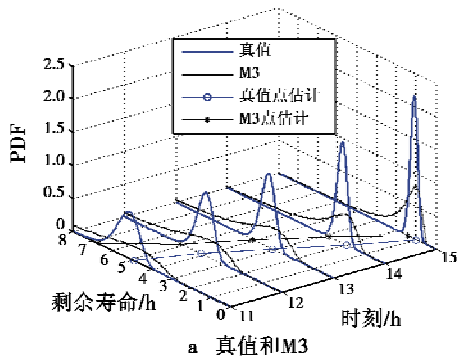


图3 不同方法下剩余寿命的概率密度函数
Fig.3 The probability density function of RUL by different methods

表2 不同时刻剩余寿命估计值

Table 2 RUL estimated at different time h

观测时刻	11	12	13	14	15
真值	4	3	2	1	0
M3	5.77	4.22	3.11	1.86	0.49
M4	4.83	3.58	2.50	1.39	0.16



5 结论

本文建立了步进加速退化模型,给出了基于MLE算法的先验参数估计方法,得到了先验参数估计值;基于首达时分布,推导出了设备剩余寿命PDF近似表达式,引入随机系数贝叶斯更新方法,实现了目标设备剩余寿命预测结果的在线更新;结合实例,与现有方法进

行对比分析,验证了本文所提方法在参数估计误差和剩余寿命预测精度上具有一定优势。

参考文献

- [1] 司小胜,胡昌华. 数据驱动的设备剩余寿命预测理论及应用[M]. 北京:国防工业出版社,2016.
- [2] PECHT M. Prognostics and health management of electronics[M]. New Jersey:Wiley Online Library, 2008.
- [3] WU L, FU X, GUAN Y. Review of the remaining useful life prognostics of vehicle lithium-ion batteries using data-driven methodologies[J]. Applied Sciences, 2016, 6(6):166-176.
- [4] 蔡忠义,陈云翔,张净敏,等. 非线性步进加速退化数据的可靠性评估方法[J]. 北京航空航天大学学报, 2016, 42(3):576-582.
- [5] HAO S, YANG J, BERENQUER C. Nonlinear step-stress accelerated degradation modeling considering three sources of variability[J]. Reliability Engineering and System Safety, 2018, 172(1):207-215.
- [6] CAI Z Y, CHEN Y X, ZHANG Q, et al. Residual lifetime prediction model of nonlinear accelerated degradation data with measurement error[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2017, 28(5):1028-1038.
- [7] SI X, CHEN M, WANG W, et al. Specifying measurement errors for required lifetime estimation performance [J]. European Journal of Operational Research, 2013, 231(3):631-644.
- [8] GEBRAEEL N, LAWLEY M A, LI R, et al. Remining-life distributions from component degradation signals; a Bayesian approach[J]. IIE Transactions, 2005, 37(6):543-557.
- [9] TANG S J, GUO X S, YU C Q, et al. Real time remaining useful life prediction based on nonlinear Wiener based degradation processes with measurement errors [J]. Journal of Central South University, 2014, 21(9):4509-4517.
- [10] 蔡忠义,郭建胜,陈云翔,等. 基于步进加速退化建模的剩余寿命在线预测[J]. 系统工程与电子技术, 2018, 40(11):2605-2610.
- [11] SI X S, HU C H, WANG W, et al. Remaining useful life estimation based on a nonlinear diffusion degradation processes [J]. IEEE Transactions on Reliability, 2012, 61(1):50-57.
- [12] WANG W, CARR M, XU W, et al. A model for remaining life prediction based on Brownian motion with an adaptive drift [J]. Microelectronics Reliability, 2011, 51(2):285-293.
- [13] 张继军,邓力,马登武,等. 基于状态条件概率的设备剩余寿命预测[J]. 北京航空航天大学学报, 2014, 40(5):602-607.
- (上接第64页)
- [9] 徐诚,黄大庆,孔繁镛. 一种小型无人机无源目标定位方法及精度分析[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(5):1115-1122.
- [10] OLFATISABER R, MURRAY R M. Consensus problems in networks of agents with switching topology and time-delays [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2004, 49(9):1520-1533.
- [11] 汤文俊,张国良,曾静,等. 一种适用于稀疏无线传感器网络的改进分布式 UIF 算法 [J]. 自动化学报, 2014, 40(11):2490-2498.
- [12] 汤文俊,张国良,曾静,等. 适用于稀疏动态无线传感器网络的并行融合分布式无迹信息滤波算法[J]. 控制理论与应用, 2016, 33(7):903-914.
- [13] JULIER S, UHLMANN J, DURRANTWHYTE H F. A new method for the nonlinear transformation of means and covariances in filters and estimators [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2001, 45(3):477-482.
- [14] LIN X, BOYD S, KIM S J. Distributed average consensus with least-mean-square deviation [J]. Journal of Parallel & Distributed Computing, 2007, 67(1):33-46.
- [15] 张波,刘郁林,王开. 稀疏随机矩阵有限等距性质分析[J]. 电子与信息学报, 2014, 36(1):169-174.
- [16] LIN X, BOYD S. Fast linear iterations for distributed averaging [C]//IEEE International Conference on Decision and Control, 2004:4997-5002.
- [17] XI F, HE J, LIU Z. Adaptive fast consensus algorithm for distributed sensor fusion [J]. Signal Processing, 2010, 90(5):1693-1699.