

融合寿命数据和退化数据的防喷阀剩余寿命预测

陈秀荣¹, 李娟², 于加举¹

(1. 青岛农业大学 理学与信息科学学院, 山东 青岛 266109; 2. 青岛农业大学 机电工程学院, 山东 青岛 266109)

摘要:为了解决目前利用 Wiener 过程对产品进行寿命预测时,由于考虑个体差异至少需要对模型的三个参数进行估计从而导致计算量较大的问题,提出了利用个体方差和总体方差的相关关系以减少待估计参数个数的寿命预测方法。利用历史寿命数据和实时退化数据,采用 Bayes 估计和 EM(expectation maximization)算法得到性能退化信息的参数值,从而得出防喷阀的剩余寿命的概率密度函数及相关分布。仿真结果表明所提方法不仅减少了待估计参数的个数,使计算过程更简单有效,而且有效提高了剩余寿命的预测精度。

关键词:防喷阀;剩余寿命预测;Wiener 过程;可靠性;EM 算法

中图分类号:TB114.3

文献标志码:A

文章编号:1672-3767(2017)05-0023-06

DOI:10.16452/j.cnki.sdkjzk.2017.05.004

Remaining Lifetime Prediction of Blowout Preventer Valve Based on Fusion of Lifetime Data and Degradation Data

CHEN Xiurong¹, LI Juan², YU Jiaju¹

(1. College of Science and Information, Qingdao Agricultural University, Qingdao, Shandong 266109, China;
2. College of Mechanical and Electrical Engineering, Qingdao Agricultural University, Qingdao, Shandong 266109, China)

Abstract: To reduce the number of the parameters which need to be estimated in the Wiener model, a new lifetime predication approach was proposed. In virtue of the relevant relation between the population variance and the individual variance, the number of the estimated parameters could be reduced by means of the proposed approach. By the aid of the history data and real-time degradation data, Bayesian estimation and expectation maximization (EM) algorithm were used to obtain parameters that reflect the performance degradation information. Thus, the probability density function and distribution of the remaining lifetime were obtained for the blowout preventer valve according to the estimated parameters. The simulation results show that the proposed approach can not only reduce the number of the estimated parameters and make the calculation simpler, but it can also improve the prediction accuracy of the remaining lifetime.

Key words: blowout preventer valve; remaining lifetime prediction; Wiener process; reliability; EM algorithm

海洋石油钻井平台是勘探开发海上油气的主要途径,其运行状况直接影响到油气产量、人员与环境的安全^[1-2]。其中,防喷阀是防止海洋钻井平台漏油的最后一道屏障,是海洋钻井平台的关键子设备之一,对于油气的安全生产、控制生态环境的污染等具有重大意义^[3]。因此准确评估防喷阀的健康状态和可靠性具有重

收稿日期:2017-02-15

基金项目:国家自然科学基金项目(41674037;61374126;61379029;61403223);山东省自然科学基金项目(ZR2013FM021)

作者简介:陈秀荣(1978—),女,山东成武人,副教授,主要从事剩余寿命预测及故障诊断方面的研究。

李娟(1969—),女,山东海阳人,教授,博士,主要从事为故障诊断与寿命预测,智能监测与控制方面的研究,本文通信作者。E-mail:lijuan291@sina.com

要的实际意义,寿命预测^[4]技术是确保系统安全可靠运行的重要手段。

现有的寿命预测技术可分为^[5]:基于机理分析的方法、基于数据驱动的方法、机理与数据驱动融合的方法。其中,基于数据驱动的寿命预测方法受到广泛关注,如神经网络^[6]、支持向量机^[7]等。在基于数据驱动的寿命预测方法中,Wiener 过程是性能退化建模中的常用模型^[8]。一些学者在假设元件是线性 Wiener 退化过程的前提下,提出了一些行之有效的方法,如文献^[9]提出了一种基于退化建模的备件需求预测方法,得到了备件需求量的预测分布;文献^[10]根据历史退化数据利用极大似然法估计参数,得到了陀螺仪的剩余寿命分布。对于非线性的退化过程大多是将其线性化,再用 Wiener 过程进行退化建模,如文献^[11]提出一种时间尺度转换方法,并研究基于时间尺度转换的 Wiener 过程在非线性的退化建模中的应用。文献^[12-13]在考虑测量误差的情况下,采用 Wiener 过程对性能退化过程进行了建模,得到相应产品的寿命分布。

文献^[9-13]等研究均没有考虑同类设备个体之间的差异。为此,一些学者研究了同类设备个体之间存在差异情况下的寿命预测问题,如文献^[14-15]将维纳过程中的漂移系数看成随机变量,并得出了相应产品的寿命分布函数;文献^[16]将维纳过程中的漂移系数和扩散系数都看成随机变量,研究了桥横梁的寿命预测。文献^[14-16]等主要利用元件的退化数据进行寿命预测,没有利用已有的同类设备或元件的寿命数据。为此,文献^[17]融合了同类产品的历史寿命数据和该产品的性能退化数据得到参数的验后分布,并利用 Bayes 方法估计得到该产品的剩余寿命;文献^[18]提出了一种融合寿命数据退化数据的非线性剩余寿命估计方法,实现了对陀螺仪的寿命预测。

在已有的寿命预测方法研究中,均将退化过程中漂移系数的方差和总体方差视为两个独立的参数。但对于某个单体而言,其个体的退化规律和同类产品的退化规律方差具有一定的相关性。为此,本研究以海洋平台防喷阀作为研究对象,研究个体方差和同类产品总体方差之间存在线性相关时的剩余寿命预测方法,采用 Bayes 方法融合产品的历史寿命数据和性能退化数据,从而达到减少待估计参数的数量、简化计算和提高预测精度的目的。

1 随机的 Wiener 过程建模

假设防喷阀的性能退化过程是 Wiener 过程,则其性能退化过程可以用下式描述^[17]:

$$X(t) = X(0) + vt + \sigma B(t) \quad (1)$$

式中: $X(t)$ 是元件在时刻 t 的性能退化量, $X(0)$ 为初始的退化量,为便于分析,令 $X(0) = 0$, v 表示漂移系数, σ 表示已知的扩散系数, $B(t)$ 是标准的布朗运动。基于随机过程首次时间的概念,防喷阀在 t 时刻的首达时间 T 定义为:

$$T = \inf\{t: X(t) \geq \delta\} \quad (2)$$

其中: δ 是一个常量,表示防喷阀的失效阈值。则失效时间 T 的寿命分布为逆高斯分布^[14],若 v 已知,则其概率密度函数为:

$$f(t|v) = \sqrt{\frac{\delta^2}{2\pi\sigma^2 t^3}} \exp\left[-\frac{(\delta - vt)^2}{2\sigma^2 t}\right] \quad (3)$$

可靠度函数 $R(t|v)$ 为:

$$R(t|v) = 1 - F(t|v) = \Phi\left(\frac{\delta - vt}{\sigma\sqrt{t}}\right) - \exp\left(\frac{2v\delta}{\sigma^2}\right)\Phi\left(-\frac{\delta + vt}{\sigma\sqrt{t}}\right) \quad (4)$$

其中: $\Phi(x)$ 表示标准正态分布的分布函数。

由于同类设备个体之间存在差异,故 v 可视为随机变量,且 $v \sim N(\mu, \sigma_v^2)$ 。对于某个元件而言, σ_v^2 和同类产品的总体方差 σ^2 相关但不同,假设 $v \sim N(\mu, \eta\sigma^2)$,其中 μ 和 η 是未知参数。由于同类产品的总体方差 σ^2 已知,只需要估计两个参数 μ 和 η 。记 $\sigma^2 = D$,则防喷阀寿命的概率密度函数为:

$$f_T(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} \sqrt{\frac{\delta^2}{2\pi Dt^3}} \exp\left[-\frac{(\delta - vt)^2}{2Dt}\right] \cdot \frac{1}{\sqrt{2\pi\eta D}} \exp\left[-\frac{(v - \mu)^2}{2\eta D}\right] dv$$

$$= \frac{\delta}{\sqrt{2\pi Dt^3(1+\eta t)}} \exp\left[-\frac{(\delta-\mu t)^2}{2Dt(1+\eta t)}\right] \quad (5)$$

可靠度函数 $R(t)$ 为:

$$R(t) = \Phi\left(\frac{\delta-\mu t}{\sqrt{Dt+\eta Dt^2}}\right) - \exp\left(\frac{2\mu\delta+2\eta\delta^2}{D}\right) \Phi\left(-\frac{2\eta\delta t+\delta+\mu t}{\sqrt{Dt+\eta Dt^2}}\right) \quad (6)$$

2 参数估计与剩余寿命预测

当产品的性能退化过程参数 v 已知时, 给定当前退化量 Δx , 由 Wiener 过程的独立性增量性质可知, 其剩余寿命分布的密度为:

$$f(t|v) = \sqrt{\frac{(\delta-\Delta x)^2}{2\pi Dt^3}} \exp\left[-\frac{(\delta-\Delta x-vt)^2}{2Dt}\right] \quad (7)$$

由式(7)可知, 只要估计出性能退化参数中的 v , 就可以预测产品的剩余寿命。但对于防喷阀来说, 实际测量的退化数据较少, 仅利用这些退化数据估计 v 精度不够。但在其历史实验或者工业实践中存在一些寿命数据, 因此采用 Bayes 方法融合产品的历史寿命数据和性能退化数据, 以提高参数 v 的估计精度。

2.1 先验分布的确定

由于含有隐含变量 v , 故用 EM 算法对参数进行估计。假设防喷阀的历史寿命数据有 n 个, 记为 $T = (T_1, T_2, \dots, T_n)$, 则其中隐含的单个产品的性能退化过程的参数为 $H = (v_1, v_2, \dots, v_n)$, 未知参数的集合记为 $\theta = (\mu, \eta)$ 。则可以计算出所有数据的似然函数的对数为:

$$\begin{aligned} \ln L(\theta|T) = & n \ln \delta - n \ln 2\pi - n \ln D - \frac{n}{2} \ln \eta - \frac{n\mu^2}{2\eta D} - \frac{3}{2} \sum_{i=1}^n \ln T_i \\ & - \frac{\delta^2}{2D} \sum_{i=1}^n \frac{1}{T_i} - \frac{1}{2D} \sum_{i=1}^n v_i^2 T_i - \frac{1}{2\eta D} \sum_{i=1}^n v_i^2 + \left(\frac{\delta}{D} + \frac{\mu}{\eta D}\right) \sum_{i=1}^n v_i \end{aligned} \quad (8)$$

采用 EM 算法对式(8)的未知参数进行估计, 具体的计算步骤如下:

E 步: 首先计算期望值。记已有 θ 的估计值为 $\theta^{(l)} = (\mu^{(l)}, \eta^{(l)})$, 对 $\ln L(\theta|T)$ 求期望得:

$$\begin{aligned} E[\ln L(\theta|T)] = & n \ln \delta - n \ln 2\pi - n \ln D - \frac{n}{2} \ln \eta - \frac{n\mu^2}{2\eta D} - \frac{3}{2} \sum_{i=1}^n \ln T_i - \frac{\delta^2}{2D} \sum_{i=1}^n \frac{1}{T_i} \\ & - \frac{1}{2D} \sum_{i=1}^n T_i E[v_i^2 | \theta^{(l)}, T] - \frac{1}{2\eta D} \sum_{i=1}^n E[v_i^2 | \theta^{(l)}, T] + \left(\frac{\delta}{D} + \frac{\mu}{\eta D}\right) \sum_{i=1}^n E[v_i | \theta^{(l)}, T] \end{aligned} \quad (9)$$

为求出 $E[\ln L(\theta|T)]$, 需求出 $E[v_i^2 | \theta^{(l)}, T]$ 和 $E[v_i | \theta^{(l)}, T]$ 。为此, 首先求出在给定 $\theta^{(l)}$ 和 T 的情况下, v_i 的分布:

$$f(v_i | \theta^{(l)}, T) = \sqrt{1 + \eta^{(l)} T_i / 2\pi D \eta^{(l)}} \exp\left[-\left(v_i - \frac{\delta\eta^{(l)} + \mu^{(l)}}{1 + \eta^{(l)} T_i}\right)^2 / \frac{2D\eta^{(l)}}{1 + \eta^{(l)} T_i}\right] \quad (10)$$

则得 $E[v_i | \theta^{(l)}, T] = \frac{\delta\eta^{(l)} + \mu^{(l)}}{1 + \eta^{(l)} T_i}$, 同理可得 $E[v_i^2 | \theta^{(l)}, T]$ 的值。

M 步: 由 $E[\ln L(\theta|T, H)]$, 分别对 μ 和 η 求偏导, 并令偏导数为 0, 则可得:

$$\begin{cases} -\frac{n\mu}{\eta D} + \frac{1}{\eta D} \sum_{i=1}^n E[v_i | \theta^{(l)}, T] = 0 \\ \frac{n\mu^2}{2D\eta^2} - \frac{n}{2\eta} + \frac{1}{2\eta^2 D} \sum_{i=1}^n E[v_i^2 | \theta^{(l)}, T] - \frac{\mu}{\eta^2 D} \sum_{i=1}^n E[v_i | \theta^{(l)}, T] = 0 \end{cases} \quad (11)$$

解上面的方程组可得递推公式:

$$\begin{aligned} \mu^{(l+1)} &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{\delta\eta^{(l)} + \mu^{(l)}}{1 + \eta^{(l)} T_i}\right); \\ \eta^{(l+1)} &= -\frac{1}{D} (\mu^{(l+1)})^2 + \frac{1}{nD} \sum_{i=1}^n \left[\frac{D\eta^{(l)}}{1 + \eta^{(l)} T_i} + \left(\frac{\delta\eta^{(l)} + \mu^{(l)}}{1 + \eta^{(l)} T_i}\right)^2\right]; \end{aligned} \quad (12)$$

EM 算法迭代过程初值的选择方法^[16]为:①根据 Wiener 过程的性质,寿命的期望值 $E(T_i) = \frac{\delta}{v_i}$, 可得 $v_i = \frac{\delta}{E(T_i)}$ 。利用 $\tilde{v}_i = \frac{\delta}{T_i}$, 则 μ 的初值 $\mu^{(0,0)} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \tilde{v}_i$; ②在 η 的取值范围内取一组不同的数值, 记为 $\eta^{(0,0)}$; ③ $\mu^{(0,0)}$ 和 $\eta^{(0,0)}$ 作为迭代的初值进行第一次迭代; ④设置迭代结束的条件, 并比较迭代结束后的似然函数 $L(T|\mu^{(0,p)}, \eta^{(0,p)})$, 取似然函数的值最大时的 $\mu^{(0,p)}$ 和 $\eta^{(0,p)}$ 为迭代过程的初值, 即 $\mu^{(0)} = \mu^{(0,p)}$, $\eta^{(0)} = \eta^{(0,p)}$ 。

2.2 后验分布的确定

由 v 的假设, 可知其验前分布为:

$$q(v) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\eta_0 D}} \exp\left[-\frac{(v-v_0)^2}{2\eta_0 D}\right] \quad (13)$$

其中: $v_0 = \mu^{(0)}$ 和 η_0 由前面的 EM 算法估计得到。假设时刻 $t_0 = 0, t_1, \dots, t_k$ 所测得的产品性能退化量是 Y_0, Y_1, \dots, Y_k 。记 $\Delta Y_j = Y_j - Y_{j-1}$, $\Delta t_j = t_j - t_{j-1}, j = 1, 2, \dots, k$ 。由 Bayes 方法可知:

$$\begin{aligned} q(v|\Delta Y_1, \Delta Y_2, \dots, \Delta Y_k) &\propto q(v)\phi(\Delta Y_1, \Delta Y_2, \dots, \Delta Y_k|v) \\ &\propto q(v|\Delta Y_1, \Delta Y_2, \dots, \Delta Y_{k-1})\phi(\Delta Y_k|v) \end{aligned} \quad (14)$$

其中: $\phi(x)$ 是正态分布的密度函数。由于 $\Delta Y_j \sim N(v\Delta t_j, D\Delta t_j)$, 则 v 的验后分布为:

$$q(v|\Delta Y_1) \propto q(\Delta Y_1|v) \cdot q(v) \propto \exp\left[-\frac{(v-v_1)^2}{2\eta_1 D}\right] \quad (15)$$

其中: $v_1 = \frac{v_0 + \Delta Y_1 \eta_0}{1 + \eta_0 \Delta t_1}$, $\eta_1 = \frac{\eta_0}{1 + \eta_0 \Delta t_1}$ 。由(15)可知, $q(v|\Delta Y_1, \Delta Y_2, \dots, \Delta Y_k)$ 是正态分布, 即

$$q(v|\Delta Y_1, \Delta Y_2, \dots, \Delta Y_k) \propto \exp\left[-\frac{(v-v_k)^2}{2\eta_k D}\right] \quad (16)$$

式(15)中的参数 η_k, v_k 可根据上述方法递推得到:

$$v_k = \frac{v_{k-1} + \Delta Y_k \eta_{k-1}}{1 + \eta_{k-1} \Delta t_k}, \eta_k = \frac{\eta_{k-1}}{1 + \eta_{k-1} \Delta t_k} \quad (17)$$

v 的 Bayes 估计为:

$$\hat{v} = E(v|\Delta Y_1, \Delta Y_2, \dots, \Delta Y_k) \quad (18)$$

将 v 的估计值代入式(7), 则可预测产品的剩余寿命并实现参数的在线更新。相对于参数的离线预测, 在线估计可以对防喷阀的剩余寿命进行实时估计。

3 仿真研究

以防喷阀的阀体单元 SOLID185 为例, 该防喷阀的主要作用是封闭井口、防止井喷。防喷阀开关频繁, 当开关次数达到一定程度, 防喷阀阀体会产生裂纹甚至深坑, 此时防喷阀会失效。已有的 6 个同类产品的历史寿命数据(单位: kh)为: 33.83, 36.65, 45.57, 36.6, 42.12, 39.03。额定工作压力为 70 MPa。测得防喷阀的性能退化数据变化曲线轨迹如图 1 所示。取防喷阀的方差为 $D = 10^{-4}$ 。计算得到 EM 的迭代初值为 $\mu^{(0,0)} = 0.0018$, 选取 $\eta^{(0,0)} = (0.1, 6, 12, 28)$, 迭代结束条件为 $(\mu^{(t+1)} - \mu^{(t)})^2 + (\eta^{(t+1)} - \eta^{(t)})^2 \leq 10^{-4}$, 经迭代得到的参数值为 $\mu^{(0)} = 0.0018$, $\eta^{(0)} = 5 \times 10^{-4}$, 防喷阀的可靠度函数和平均剩余寿命如图 2 和图 3 所示。

从图 1 中可以看出: 防喷阀的性能退化数据的轨迹大致呈线性单调变化, 故可采用 Wiener 过程进行建模。从图 2 可以看出, 随着监测点个数的增多, 估计的平均寿命逐渐趋近于实际值, 说明本文提出的估计方法是可行的。为了说明本文方法的有效性, 采用另外两种方法进行比较, 将基于历史寿命数据进行剩余寿命估计的方法记为 M1, 基于自身退化数据进行剩余寿命估计的方法记为 M2, 将融合历史寿命数据和自身退化数据进行寿命估计的方法记为 M3。得到的防喷阀的剩余寿命概率密度函数如图 4 所示, 可以看出利用本文所提方法进行预测得到的剩余寿命密度函数更高更窄, 预测效果更好。

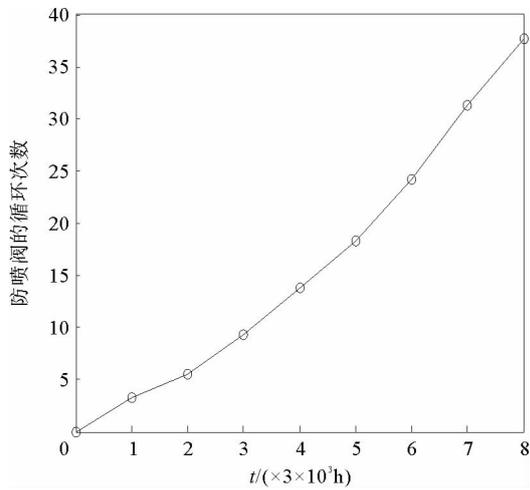


图1 防喷阀的循环次数退化轨迹

Fig. 1 Degeneration trajectory of blowout preventer valve

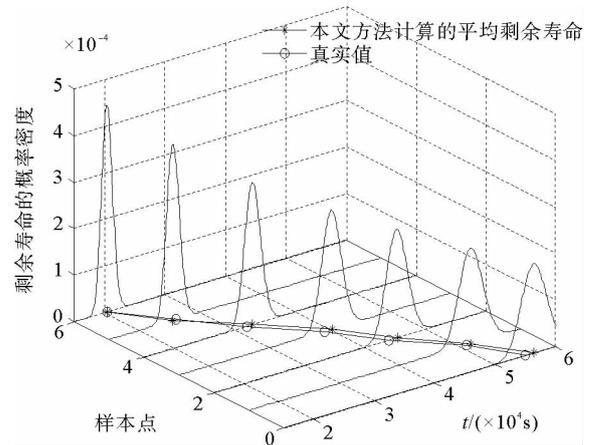


图2 防喷阀的剩余寿命概率密度函数

Fig. 2 PDFs of blowout preventer valve

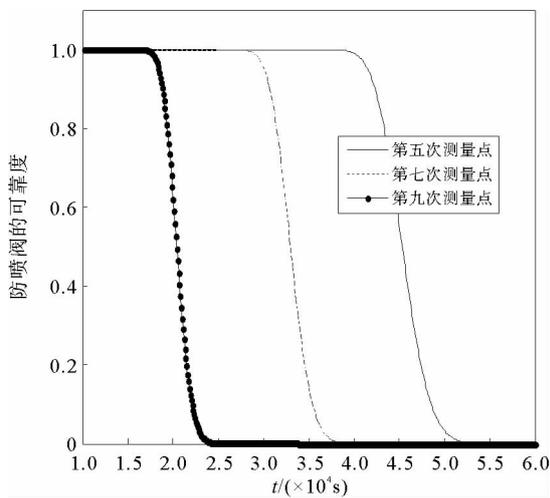


图3 防喷阀在三个时间点处的可靠度曲线

Fig. 3 Reliability curves of at 3 time points

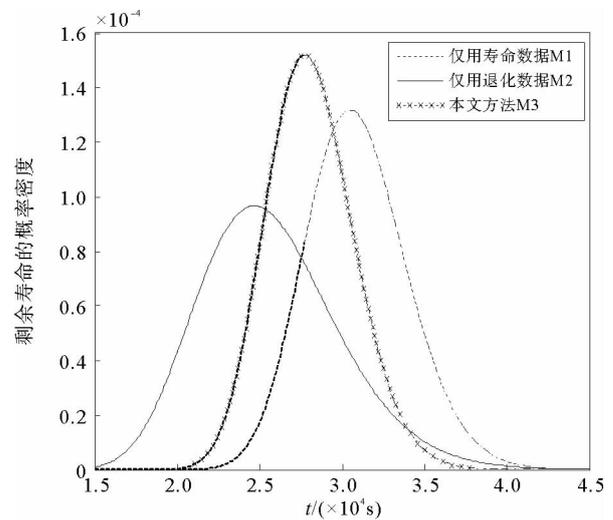


图4 三种方法得到的剩余寿命的概率密度函数

Fig. 4 PDFs of remaining lifetime obtained from 3 methods

4 结论

考虑了同类设备的个体差异性,将随机的 Wiener 过程引入到防喷阀的性能退化建模中,由历史统计数据得到总体的扩散系数,而个体在退化过程中的扩散系数和总体的扩散系数呈线性相关,这样可以减少待估计参数的个数,使得计算过程更简单有效。利用 EM 算法和 Bayes 方法估计分布参数的值,进而得到防喷阀的剩余寿命的概率密度函数及相关分布,并实现了参数的在线更新。进一步将研究含有测量误差情况下的元器件的寿命预测问题。

参考文献:

- [1] MOJTAHEDI A, LOTFOLLAHIYAGHIN M A, HASSANZADEH Y, et al. A robust damage detection method developed for offshore jacket platforms using modified artificial immune system algorithm[J]. China Ocean Engineering, 2012, 26(3): 379-395.
- [2] ZHANG B L, LIU Y J, MA H, et al. Discrete feedforward and feedback optimal tracking control for offshore steel jacket platforms[J]. Ocean Engineering, 2014, 91: 371-378.

- [3] 祁德庆,李帅,曹巧丽,等. 海洋平台损伤诊断研究[J]. 力学季刊,2008,29(2):329-335.
 QI Deqing,LI shuai,CAO Qiaoli,et al. Damage diagnosis research on offshore platform [J]. Chinese Quarterly of Mechanics,2008,29(2):329-335.
- [4] 刘恩朋,杨占才,靳小波. 国外故障预测与健康管理系统开发平台综述[J]. 测控技术,2014,33(9):1-4.
 LIU Enpeng,YANG Zhancai,JIN Xiaobo. Overview of foreign prognostics and health management system development platform[J]. Measurement & Control Technology,2014,33(9):1-4.
- [5] 王兆强,胡昌华,司小胜,等. 一种基于维纳过程和贝叶斯估计的独立部件剩余寿命实时预报[C]//第 25 届中国控制与决策会议论文集,沈阳:东北大学出版社,2013:4808-4902.
- [6] ELGHAZEL W,BAH J,GUYEUX C,et al. Dependability of wireless sensor networks for industrial prognostics and health management[J]. Computers in Industry,2015,68(C):1-15
- [7] LIU D T,ZHOU J H,PAN D W,et al. Lithium-ion battery remaining useful life estimation with an optimized relevance vector machine algorithm with incremental learning[J]. Measurement,2015,63:143-151.
- [8] JARDINE A K S,LIN D,BANJEVIC D. A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance[J]. Mechanical Systems and Systems and Signal Processing,2006,20(7):1483-1510.
- [9] 司小胜,胡昌华,周东华. 基于退化建模的备件需求预测[C]//第 25 届中国控制和决策会议论文集,沈阳:东北大学出版社,2013:4817-4820.
- [10] 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 Xiaosheng,HU Changhua,ZHANG Qi,et al. Estimating remaining useful life under uncertain degradation measurements [J]. Acta Electronica Sinica,2015,43(1):30-35.
- [11] 王浩伟,徐廷学,贺英政. Wiener 过程在非线形退化建模中的应用[J]. 科技导报,2014,32(2):64-67.
 WANG Haowei,XU Tingxue,HE Yingzheng. Application of Wiener processes on modeling nonlinear degradation [J]. Science & Technology Review,2014,32(2):64-67.
- [12] 司小胜,胡昌华,李娟,等. 具有不确定测量的非线性随机退化系统剩余寿命预测[J]. 上海交通大学学报,2015,49(6):855-860.
 SI Xiaosheng,HU Changhua,LI Juan,et al. Remaining useful life prediction of nonlinear stochastic degrading systems subject to uncertain measurements [J]. Journal of Shanghai Jiao Tong University,2015,49(6):855-860.
- [13] WHITMORE G A,SCHENKELBERG F. Modelling accelerated degradation data using Wiener diffusion with a time scale transformation[J]. Lifetime Data Analysis,1997,3(1):27-45.
- [14] 唐圣金,郭晓松,司小胜,等. 基于维纳过程的卫星用光纤陀螺剩余寿命预测[J]. 红外与激光工程,2013,42(12):3347-3352.
 TANG Shengjin,GUO Xiaosong,SI Xiaosheng,et al. Remaining useful life prediction of FOGs used for satellite based on Wiener process [J]. Infrared and Laser Engineering,2013,42(12):3347-3352.
- [15] SI X S,WANG G W,HU C H,et al. A wiener-process-based degradation model with a recursive filter algorithm for remaining for remaining useful life estimation[J]. Mechanical Systems and Signal Processing,2013,35(1-2):219-37.
- [16] WANG X. Wiener processes with random effects for degradation data[J]. Journal of Multivariate Analysis,2010,101(2):340-351.
- [17] 彭宝华,周经伦,孙权,等. 基于退化与寿命数据融合的产品剩余寿命预测[J]. 系统工程与电子技术,2011,33(5):1073-1078.
 PENG Baohua,ZHOU Jinglun,SUN Quan,et al. Residual lifetime predication of products based on fusion of degradation data and lifetime data[J]. Systems Engineering and Electronics,2011,33(5):1073-1078.
- [18] 裴洪,胡昌华,司小胜,等. 融合寿命数据与退化数据的剩余寿命估计方法[J]. 电光与控制,2016,23(9):90-95.
 PEI Hong,HU Changhua,SI Xiaosheng,et al. Remaining useful life estimation by combining lifetime data with degradation data [J]. Electronics Optics & Control,2016,23(9):90-95.

(责任编辑:李 磊)