

考虑测试影响的武器装备贮存寿命预测

王 鹏, 胡昌华, 侯立安, 周志杰, 司小胜

(第二炮兵工程大学, 西安 710025)

摘要: 为确保武器装备的可靠性,需定期或不定期地对其性能进行监测,且每次监测需要多次测试。针对武器装备贮存寿命预测中未考虑测试影响,由此造成直接使用监测的性能退化数据进行贮存寿命预测时预测结果不准确的问题,提出一种考虑测试影响的武器装备贮存寿命预测方法。该方法根据武器装备在贮存期间是否监测将其退化过程分为贮存状态和工作状态,据此建立了一种新的退化模型,通过贝叶斯理论和EM算法将反映贮存状态和工作状态的退化模型参数进行分离,得到了贮存寿命的预测结果。最后,通过装备性能监测数据对其在贮存期间的退化轨迹进行了预测,且与传统贮存寿命预测方法进行了比较,验证了所提方法的实用性和有效性。

关键词: 贮存寿命; 武器装备; 测试影响; 退化轨迹; 预测

中图分类号: TN956; O221.6 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-637X(2015)02-0094-06

Storage Life Prediction of Weapons and Military Equipment Considering the Impact of Measurement

WANG Peng, HU Chang-hua, HOU Li-an, ZHOU Zhi-jie, SI Xiao-sheng

(The Second Artillery University, Xi'an 710025, China)

Abstract: In order to ensure the reliability and availability of weapons and military equipment, regular or irregular tests are needed to monitor their performance, and each test requires multiple measurements. Normally, the impact of measurement is not considered in the storage life prediction of the weapons and military equipment, which may result in inaccurate prediction of the storage life due to using directly the performance degradation data. This paper proposes a method for storage life prediction taking the impact of measurement into consideration. According to whether it is tested or not during storage, the degradation process is divided into the storage condition and the working condition. Based on which, a new degradation model is established. Then, the degradation model parameters reflecting working condition and storage condition are separated by Bayesian theory and the EM algorithm, and the prediction result of storage life is obtained. A degradation trajectory during storage is predicted through equipment performance testing data, and is compared with that of the conventional life prediction method. The result verifies the practicality and effectiveness of the proposed method.

Key words: storage life; weapons and military equipment; the measurement impact; degradation trajectory; prediction

0 引言

武器装备作为一种特殊的设备,其特点是部分时间处于贮存状态,剩余时间处于性能监测和工作状态,而现代高技术战争中对武器装备的可靠性要求非常高,要求时刻保持战备完好性和任务成功性。因此,通过故

障诊断与健康管理(Prognostics and Health Management, PHM),准确预测武器装备的贮存寿命,并在此基础上采用合理的监测使用和延寿方案,对提高武器装备的使用效益具有重要意义^[1]。

武器装备在贮存过程中受到自身和环境因素的双重影响,造成武器装备的性能发生缓慢退化,为确保武器装备在使用时保持良好的战备完好率,必须对装备的贮存寿命进行准确预测。早期的贮存寿命预测方法为基于现场贮存的方法,对装备在现场实际贮存环境下的性能参数或失效数据进行监测,通过对监测数据

收稿日期:2014-04-03

修回日期:2014-04-21

基金项目:国家自然科学基金重点项目(51238006);国家杰出青年基金(61025014);国家自然科学基金(61370031,61174030,61206007)

作者简介:王 鹏(1990—),男,陕西西安人,硕士生,研究方向为故障诊断与寿命预测、可靠性工程。

进行建模分析实现装备贮存寿命评估；另一种为加速寿命试验方法，该方法需要选择合适的加速模型和大批装备进行寿命试验^[2-4]。采用此两种贮存寿命预测方法，都必须对武器装备进行性能监测，获取其性能退化数据或失效数据。由于武器装备处于工作状态和贮存状态的性能退化过程是完全不同的，所以直接采用所得监测数据进行建模预测装备的贮存寿命是不准确的，需要考虑监测因素对武器装备贮存寿命的影响，才能够准确预测装备的贮存寿命。因此，本文主要研究考虑测量影响下的武器装备贮存寿命预测问题。

在实际的武器装备贮存寿命预测中，采用监测数据进行贮存寿命预测得到的预测结果会受到监测因素的影响，因而贮存寿命预测需要同时考虑以下两个问题：一是考虑武器装备运行特点，选择合适的模型描述监测数据的性能变化特性；二是根据所选模型，考虑性能监测对装备退化的影响，由此预测装备的贮存寿命。

为解决以上问题，本文首先针对监测数据多样且存在波动性，提出了一种考虑测试影响的基于 Wiener 过程的武器装备贮存寿命预测方法，根据武器装备在贮存期间是否监测将其退化过程分为贮存状态和工作状态，据此建立了一种新的退化模型，通过 EM (Expectation Maximization) 算法和贝叶斯理论将反映贮存状态和工作状态的退化模型参数进行分离，得到贮存寿命的预测结果及相应的预测算法。最后，通过对陀螺仪在贮存期间的退化过程进行实验研究，将本文所提方法与传统预测方法进行比较研究，结果表明，本文方法在预测贮存寿命方面更加准确、有效。

1 问题的描述

假设某武器装备出厂后在贮存期间进行性能监测，每贮存一段时间需进行一次性能监测，在每次进行性能监测时，为获得其可靠的性能退化数据，需先运行装备等待其稳定运行，然后对其性能进行监测，且在每次监测期间并不只测试一次，需间隔一段时间多次测试得到多个测量值。武器装备在贮存状态进入监测期间工作状态的时间点为测试起始时间点，武器装备在监测期间多次测试得到退化量的时间点作为这次测试的结束时间点和下次测试的起始时间点，装备结束监测期间最后一次测试进入贮存状态的时间点为测试结束时间点。若对某装备进行 n 次性能监测，且每次性能监测需进行多次测试，总计进行 $k + 1$ 次测试，则该武器装备在其贮存期间监测的性能退化数据描述为：装备的性能退化量表示为 $X = [x_0, x_1, \dots, x_k]$ ，其中， x_0 为初始退化量，性能退化量测试的结束时间点表示为 $T = [t_0, t_1, \dots, t_k]$ ，其中， t_0 为初始时间点，初始测

试的时间点 t_0 后的 k 次测试的时间段为 $T' = [t'_1, t'_2, \dots, t'_k]$ ，通过此类方法获得本文所提建模方法需要的全部性能退化数据。

基于以上性能退化数据，本文需要解决以下两个问题。

1) 退化轨迹建模。通过上述的性能退化数据建立退化模型为

$$X(t) = H(t, \varepsilon(t), \Theta) \tag{1}$$

式中： $\varepsilon(t)$ 表示随机项； Θ 表示该退化模型的参数矢量。

2) 贮存寿命预测。根据式(1)所建立的退化模型和首达时间分布的相关概念^[5-6]，确定设备贮存寿命分布为

$$F(t + \tau | X) = Pr\{X(t + \tau) \geq \xi | X(t) < \xi\} \tag{2}$$

式中： τ 表示贮存寿命； ξ 为退化变量 X 的失效阈值。

通过对武器装备出厂后处于贮存期间的退化过程进行分析，明确其是贮存状态和测试工作状态重复切换的退化过程，建立一个反映此类退化过程的新的退化模型，结合上述性能监测获得武器装备的性能退化数据，将能够描述贮存过程中此两种状态退化趋势的性能参数进行分离。实际上，武器装备在以后的贮存期间只处于贮存状态，采用描述贮存状态的性能退化模型参数预测装备贮存寿命，由此得到了贮存寿命的预测结果及相应的预测算法，同时实现更加准确的贮存寿命预测。

2 考虑测试影响的武器装备贮存寿命预测方法

2.1 考虑测试影响的武器装备贮存寿命预测算法流程

武器装备在贮存期间需要对其性能进行监测，采用本文所提的性能监测方法获得装备的性能退化数据，采用本文所提的建模方法，通过贝叶斯理论和 EM 算法对模型参数进行估计和分离，最后，根据描述贮存状态退化趋势的参数预测装备的贮存寿命。根据上文有关此问题的描述分析，可得本文有关考虑测试影响的武器装备贮存寿命预测算法流程，如图 1 所示。

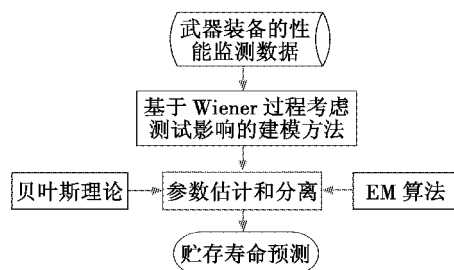


图 1 算法流程图

Fig. 1 Flow chart of the algorithm

2.2 基于 Wiener 过程考虑测试影响的退化建模

在实际的贮存过程中,各种武器装备性能监测的退化数据可能单调也可能不单调,且大部分监测数据存在一定的波动性,鉴于此,需要采用适合波动性数据的建模方法。基于随机过程的建模方法完全能够适用于此类波动性数据,而且能够将数据的波动性体现在寿命的预测结果中,体现寿命预测结果的不确定性。现有的基于随机过程的建模方法主要包括 Wiener 过程、Gamma 过程和逆高斯过程。Wiener 过程用于描述单调或非单调的退化过程;Gamma 过程用于描述连续单调的退化过程^[7];而逆高斯过程用于描述一种满足其退化的增量服从一个逆高斯分布的退化过程^[8]。由于大部分种类的武器装备退化过程为非单调退化,因此,本文最后采用 Wiener 过程对武器装备的退化进行建模^[9-10]。为了能够比较清楚、简洁地描述考虑测量影响的建模方法,采用线性 Wiener 过程进行建模,根据上述考虑测试影响的建模方法分析,建立如下退化模型并对模型参数进行估计。

2.2.1 建立考虑测试影响的退化模型

建立考虑测试影响的线性 Wiener 过程退化模型为

$$X(t) = x_0 + \int_0^t \lambda(t) dt + \sigma B(t) \quad (3)$$

式中: $X(t)$ 为性能退化量; $\lambda(t)$ 为 Wiener 过程的漂移系数,其取值与武器装备贮存期间所处状态有关; λ_1 为描述贮存状态退化趋势的漂移系数; λ_2 为描述测试工作状态退化趋势的漂移系数; σ 为扩散系数; $B(t)$ 为标准布朗运动。 $B(t)$ 服从 $N(0, t)$ 的正态分布,其中

$$\lambda(t) = \begin{cases} \lambda_1 & t \in [t_i, t_{i+1} - t'_i) \\ \lambda_2 & t \in [t_{i+1} - t'_i, t_{i+1}) \end{cases} \quad (4)$$

2.2.2 模型参数估计

基于以上所建退化模型,结合装备监测的性能退化数据,采用贝叶斯理论实现参数估计和更新^[11]。由于待估参数含有随机变量,需要利用 EM 算法的收敛性和一致性对模型参数进行估计以获得参数的收敛值^[12]。

1) 基于贝叶斯理论实现参数估计和更新。

根据本文所建模型,假设贮存漂移系数 λ_1 和工作漂移系数 λ_2 分别为服从 $N(u_1, \sigma_1^2)$ 和 $N(u_2, \sigma_2^2)$ 的随机变量,则贮存退化过程中的漂移系数 λ_1 和 λ_2 的先验估计为

$$p(\lambda_1, \lambda_2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_1^2}} \exp\left[-\frac{(\lambda_1 - u_1)^2}{2\sigma_1^2}\right] \cdot \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_2^2}} \exp\left[-\frac{(\lambda_2 - u_2)^2}{2\sigma_2^2}\right] \quad (5)$$

基于某装备的历史退化数据 $X_{0:k} = [x_0, x_1, \dots, x_k]$ 的 $k+1$ 组性能监测的退化量,可得 $p(X_{0:k} | \lambda_1, \lambda_2)$, 根据贝叶斯理论更新参数,则 λ_1 和 λ_2 的后验分布为

$$p(\lambda_1, \lambda_2 | X_{0:k}) = \frac{p(X_{0:k} | \lambda_1, \lambda_2) p(\lambda_1, \lambda_2)}{p(X_{0:k})} \propto p(X_{0:k} | \lambda_1, \lambda_2) p(\lambda_1, \lambda_2) \quad (6)$$

假设漂移系数 λ_1 和 λ_2 的后验分布为 $N(u_{\lambda_1, k}, \sigma_{\lambda_1, k}^2, u_{\lambda_2, k}, \sigma_{\lambda_2, k}^2, \rho_k)$, λ_1 和 λ_2 的后验参数估计为

$$p(\lambda_1, \lambda_2 | X_{0:k}) \propto \exp\left[-\frac{1}{2(1-\rho_k^2)} \left(\frac{(\lambda_1 - u_{\lambda_1, k})^2}{\sigma_{\lambda_1, k}^2} - 2\rho_k \cdot \frac{(\lambda_1 - u_{\lambda_1, k}) \cdot (\lambda_2 - u_{\lambda_2, k})}{\sigma_{\lambda_1, k} \sigma_{\lambda_2, k}} + \frac{(\lambda_2 - u_{\lambda_2, k})^2}{\sigma_{\lambda_2, k}^2} \right)\right] \quad (7)$$

根据式(6),求得基于贝叶斯理论的参数估计和更新的结果为

$$u_{\lambda_1, k} = [(u_1 \sigma^2 + c_k \sigma_1^2) \cdot (\sigma^2 + b_k \sigma_2^2) - e_k \sigma_1^2 (u_2 \sigma^2 + d_k \sigma_2^2)] / [(\sigma^2 + a_k \sigma_1^2) \cdot (\sigma^2 + b_k \sigma_2^2) - e_k^2 \sigma_1^2 \sigma_2^2] \quad (8)$$

$$u_{\lambda_2, k} = [(\sigma^2 + a_k \sigma_1^2) \cdot (u_2 \sigma^2 + d_k \sigma_2^2) - e_k \sigma_2^2 (u_1 \sigma^2 + c_k \sigma_1^2)] / [(\sigma^2 + a_k \sigma_1^2) \cdot (\sigma^2 + b_k \sigma_2^2) - e_k^2 \sigma_1^2 \sigma_2^2] \quad (9)$$

$$\sigma_{\lambda_1, k}^2 = \sigma^2 \sigma_1^2 (\sigma^2 + b_k \sigma_2^2) / [(\sigma^2 + a_k \sigma_1^2) \cdot (\sigma^2 + b_k \sigma_2^2) - e_k^2 \sigma_1^2 \sigma_2^2] \quad (10)$$

$$\sigma_{\lambda_2, k}^2 = \sigma^2 \sigma_2^2 (\sigma^2 + a_k \sigma_1^2) / [(\sigma^2 + a_k \sigma_1^2) \cdot (\sigma^2 + b_k \sigma_2^2) - e_k^2 \sigma_1^2 \sigma_2^2] \quad (11)$$

$$\rho_k = -e_k \sigma_1 \sigma_2 / \sqrt{(\sigma^2 + a_k \sigma_1^2)(\sigma^2 + b_k \sigma_2^2)} \quad (12)$$

式中

$$a_k = \sum_{j=1}^k (t_j - t_{j-1} - t'_j)^2 / (t_j - t_{j-1}) \quad (13)$$

$$b_k = \sum_{j=1}^k t_j'^2 / (t_j - t_{j-1}) \quad (14)$$

$$c_k = \sum_{j=1}^k (x_j - x_{j-1})(t_j - t_{j-1} - t'_j) / (t_j - t_{j-1}) \quad (15)$$

$$d_k = \sum_{j=1}^k (x_j - x_{j-1}) t'_j / (t_j - t_{j-1}) \quad (16)$$

$$e_k = \sum_{j=1}^k (t_j - t_{j-1} - t'_j) t'_j / (t_j - t_{j-1}) \quad (17)$$

2) 基于 EM 算法实现参数估计。

在上步,估计未知参数矢量 $\Theta = [\sigma^2, u_1, u_2, \sigma_1^2, \sigma_2^2]$, 基于监测的 $k+1$ 组历史退化数据 $X_{0:k} = [x_0, x_1, \dots, x_k]$ 估计参数矢量 Θ , 表示为 $\Theta_k = [\sigma_k^2, u_{1, k}, u_{2, k}, \sigma_{1, k}^2, \sigma_{2, k}^2]$, 根据 EM 算法进一步估计参数矢量 Θ 的收敛值,方法如下所述。

E 步 根据 EM 算法首先得到似然函数 $\ln p(X_{0:k}, \lambda_1, \lambda_2 | \Theta_k)$, 再对似然函数求期望。

$$\begin{aligned} \ln p(X_{0:k}, \lambda_1, \lambda_2 | \Theta_k) &= \ln p(X_{0:k} | \lambda_1, \lambda_2, \Theta_k) + \ln p(\lambda_1, \lambda_2 | \Theta_k) = \\ &= -\frac{1}{2} \sum_{j=1}^k \ln(t_j - t_{j-1}) - \frac{k+2}{2} \ln 2\pi - \frac{k}{2} \ln \sigma_k^2 - \\ &= \sum_{j=1}^k \frac{(x_j - x_{j-1} - \lambda_1(t_j - t_{j-1}) - t'_j(\lambda_2 - \lambda_1))^2}{2\sigma_k^2(t_j - t_{j-1})} - \end{aligned}$$

$$\frac{1}{2} \ln \sigma_{1,k}^2 - \frac{1}{2} \ln \sigma_{2,k}^2 - \frac{(\lambda_1 - u_{1,k})^2}{2\sigma_{1,k}^2} - \frac{(\lambda_2 - u_{2,k})^2}{2\sigma_{2,k}^2} \quad (18)$$

基于 EM 算法的第 i 步有关 $\Theta_k = [\sigma_{1,k}^2, u_{1,k}, u_{2,k}, \sigma_{1,k}^2, \sigma_{2,k}^2]$ 的估计值表示为 $\Theta_k^{(i)} = [\sigma_k^{2(i)}, u_{1,k}^{(i)}, u_{2,k}^{(i)}, \sigma_{1,k}^{2(i)}, \sigma_{2,k}^{2(i)}]$, 则 $\ln p(X_{0:k}, \lambda_1, \lambda_2 | \Theta_k)$ 的期望值 $\ell(\Theta_k | \hat{\Theta}_k^{(i)})$ 为

$$\begin{aligned} \ell(\Theta_k | \hat{\Theta}_k^{(i)}) = E_{\lambda_1, \lambda_2 | X_{0:k}, \hat{\Theta}_k^{(i)}} \{ \ln p(X_{0:k}, \lambda_1, \lambda_2 | \Theta_k) \} = & -\frac{1}{2} \sum_{j=1}^k \ln(t_j - t_{j-1}) - \frac{k+2}{2} \ln 2\pi - \frac{k}{2} \ln \sigma_k^2 - \\ & \sum_{j=1}^k \frac{(x_j - x_{j-1})^2 + (t_j - t_{j-1} - t'_j)^2 (u_{\lambda_1,k}^2 + \sigma_{\lambda_1,k}^2) + t'_j{}^2 (u_{\lambda_2,k}^2 + \sigma_{\lambda_2,k}^2) - 2(x_j - x_{j-1})(t_j - t_{j-1} - t'_j) u_{\lambda_1,k} - 2(x_j - x_{j-1}) t'_j u_{\lambda_2,k} + 2(t_j - t_{j-1} - t'_j) t'_j (\rho_k \sigma_{\lambda_1,k} \sigma_{\lambda_2,k} + u_{\lambda_1,k} u_{\lambda_2,k})}{2\sigma_k^2 (t_j - t_{j-1})} \\ & \frac{1}{2} \ln \sigma_{1,k}^2 - \frac{1}{2} \ln \sigma_{2,k}^2 - \frac{u_{\lambda_1,k}^2 + \sigma_{\lambda_1,k}^2 - 2u_{\lambda_1,k} u_{1,k} + u_{1,k}^2}{2\sigma_{1,k}^2} - \frac{u_{\lambda_2,k}^2 + \sigma_{\lambda_2,k}^2 - 2u_{\lambda_2,k} u_{2,k} + u_{2,k}^2}{2\sigma_{2,k}^2} \end{aligned} \quad (19)$$

M 步 求得似然函数的期望的最大值, 让 $\frac{\partial \ell(\Theta_k | \hat{\Theta}_k^{(i)})}{\partial \Theta_k} = 0$, 则解得 $\hat{\Theta}_k^{(i+1)}$ 值为

$$\begin{aligned} \hat{\sigma}_k^{2(i+1)} = & \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k \frac{(x_j - x_{j-1})^2 + (t_j - t_{j-1} - t'_j)^2 (u_{\lambda_1,k}^2 + \sigma_{\lambda_1,k}^2) + t'_j{}^2 (u_{\lambda_2,k}^2 + \sigma_{\lambda_2,k}^2) - 2(x_j - x_{j-1})(t_j - t_{j-1} - t'_j) u_{\lambda_1,k} - 2(x_j - x_{j-1}) t'_j u_{\lambda_2,k} + 2(t_j - t_{j-1} - t'_j) t'_j (\rho_k \sigma_{\lambda_1,k} \sigma_{\lambda_2,k} + u_{\lambda_1,k} u_{\lambda_2,k})}{t_j - t_{j-1}} \end{aligned} \quad (20)$$

$$u_{1,k}^{(i+1)} = u_{\lambda_1,k} \quad (21)$$

$$u_{2,k}^{(i+1)} = u_{\lambda_2,k} \quad (22)$$

$$\sigma_{1,k}^{2(i+1)} = \sigma_{\lambda_1,k}^2 \quad (23)$$

$$\sigma_{2,k}^{2(i+1)} = \sigma_{\lambda_2,k}^2 \quad (24)$$

数的收敛值如式(20) ~ (24) 所示;

4) 如式(25) 和式(26) 所示, 根据参数的估计结果和首达时间分布的相关知识, 预测贮存寿命 τ 的分布密度函数 $f(\tau | X_{0:k})$ 和累积分布函数 $F(\tau | X_{0:k})$ 。

2.3 考虑测试影响的贮存寿命预测

武器装备出厂经历性能监测, 每隔一段时间进行一次性能监测, 直至最后一次性能监测, 以后处于正常贮存周期中直至装备贮存失效定义为武器装备的贮存寿命, 记为 τ (在规定的失效阈值下, 基于性能监测数据得到的贮存寿命的预测值)。根据描述贮存退化趋势的模型参数估计结果和寿命预测的相关知识预测贮存寿命。估计当前时刻 t_k 时刻的贮存寿命 τ 的分布密度函数 $f(\tau | X_{0:k})$ 和累积分布函数 $F(\tau | X_{0:k})$ 分别为

$$f(\tau | X_{0:k}) = \frac{\xi - x_k}{\sqrt{2\pi\tau^3 (\tau\sigma_{\lambda_1,k}^2 + \sigma^2)}} \cdot \exp\left(-\frac{(\xi - x_k - \tau u_{\lambda_1,k})^2}{2\tau(\tau\sigma_{\lambda_1,k}^2 + \sigma^2)}\right) \quad (25)$$

$$\begin{aligned} F(\tau | X_{0:k}) = & 1 - \Phi\left(\frac{\xi - x_k - \tau u_{\lambda_1,k}}{\sqrt{\tau^2 \sigma_{\lambda_1,k}^2 + \tau \sigma^2}}\right) + \exp\left(\frac{2u_{\lambda_1,k} (\xi - x_k)}{\sigma^2} + \right. \\ & \left. \frac{2\sigma_{\lambda_1,k}^2 (\xi - x_k)^2}{\sigma^4}\right) \cdot \Phi\left(-\frac{2(\xi - x_k) \tau \sigma_{\lambda_1,k}^2 + (\xi - x_k + \tau u_{\lambda_1,k}) \sigma^2}{\sigma^2 \sqrt{\tau^2 \sigma_{\lambda_1,k}^2 + \tau \sigma^2}}\right) \end{aligned} \quad (26)$$

2.4 基于 Wiener 过程考虑测试影响的贮存寿命预测算法步骤

根据上述分析, 本文提出基于 Wiener 过程考虑测试影响的贮存寿命预测算法步骤如下所述:

- 1) 如式(3) 所示, 建立基于线性 Wiener 过程考虑测试影响的退化模型;
- 2) 基于贝叶斯理论进行模型参数估计和更新, 估计和更新结果如式(8) ~ (12) 所示;
- 3) 基于 EM 算法进一步对参数进行收敛求解, 参

3 实验研究

本文对陀螺仪在贮存期间实际的退化过程进行实验研究, 陀螺漂移系数是陀螺仪的一个重要性能指标, 其退化描述了陀螺仪性能的变化, 若监测获得的漂移系数超过一定阈值, 则认为陀螺仪失效。通过比较本文所提方法与传统的基于 Wiener 过程的方法对陀螺仪漂移系数的退化轨迹预测及贮存寿命预测结果, 分析出该方法对贮存寿命的预测结果比传统方法更加准确和有效。因此, 本文从以下几个方面对此两种方法的预测结果进行比较。

3.1 退化轨迹的预测

为了能够准确地预测陀螺仪的贮存寿命, 在贮存期间的测试点较多, 共有 114 个, 如图 2 所示。

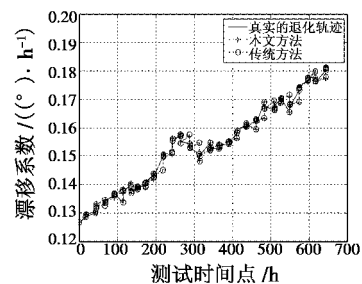


图 2 退化轨迹的预测

Fig. 2 The prediction of degradation trajectory

实际的退化轨迹表明其退化轨迹并不是一条单调的直线, 而是存在一定的波动性, 反映性能退化量存在一定的波动性。因此, 可以采用本文所提出的基于 Wiener 过程考虑测试影响的建模方法预测其退化轨迹

和贮存寿命。如图3所示,在性能监测期间,由于多个测试时间点的时间间隔较短,图中显示,在这些点上退化轨迹近似为直上直下,实际上描述的是在很短时间段内多次测量值存在一定的波动性。比较本文所提方法与传统方法对退化轨迹的预测结果,表明两种方法都能较好地预测实际的退化轨迹,如表1所示,比较两种方法的拟合误差(MSE),本文所提方法的MSE为 2.844×10^{-6} ,而传统方法的MSE为 2.9627×10^{-6} ,由此可见,本文所提方法对退化轨迹的预测结果更好。

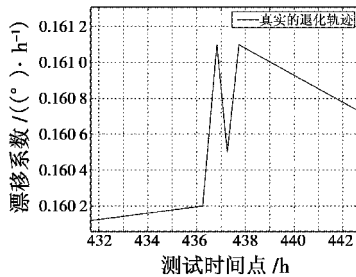


图3 某次监测的多个测试点的测量值

Fig.3 The measurement value of multiple detection points

表1 MSE比较

Table 1 The comparison of MSE

方法	本文方法	传统方法
MSE	2.844×10^{-6}	2.9627×10^{-6}

3.2 漂移系数的分离

本文将陀螺仪在贮存期间的退化过程确定为贮存状态和工作状态的重复切换过程,采用本文所提方法将描述贮存状态和工作状态的漂移系数进行分离,如图4所示。

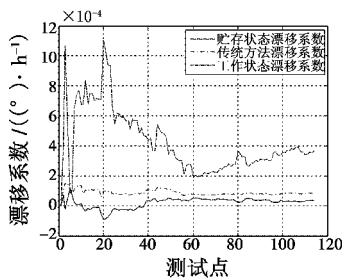


图4 漂移系数分离

Fig.4 The separation of drift coefficient

在对两个漂移系数开始分离时,由于测试点较少,在第40个测试点之前分离效果并不好,在该测试点之后其分离效果逐渐转好,描述贮存状态的漂移系数和工作状态的漂移系数趋于收敛于一个稳定值。而采用传统的基于Wiener过程的寿命预测方法是将武器装备在整个贮存期间的退化过程确定为同一种退化,通过模型求解得到描述其退化趋势的漂移系数。由图4所示,传统方法获得的漂移系数比本文方法分离的描述贮存状态的漂移系数大,所以传统方法并不能准确

描述装备在贮存状态的退化趋势,而本文方法分离的处于贮存状态的漂移系数能够更加准确地描述装备仅处于贮存状态的退化趋势,因此本文所提方法能更准确地预测其贮存寿命。

3.3 贮存寿命预测

采用本文方法和传统方法分别预测陀螺仪的贮存寿命,如图5所示,描述的是最后1个测试点预测的贮存寿命的密度函数分布,由图可看出,本文方法比传统方法的贮存寿命预测结果准确。如图6所示,描述的是最后3次监测预测的贮存寿命的密度函数分布,由此可见,预测的贮存寿命结果比较稳定,在每个性能监测期间需测试几次,由于间隔时间短,其预测的贮存寿命的密度函数分布紧凑。如图7所示,描述最后1次监测共计4次测试预测的贮存寿命的密度函数分布,清楚地描述出监测期间各测试点贮存寿命预测的密度函数分布,由此可见,本文所提方法对贮存寿命的预测更接近真实值。

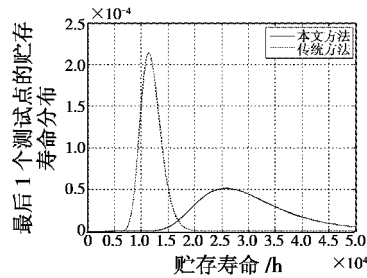


图5 最后1个测试点的贮存寿命预测

Fig.5 The storage life prediction of the last measurement point

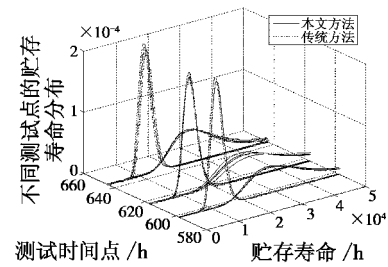


图6 最后3次监测的贮存寿命预测

Fig.6 The storage life prediction of the last three tests

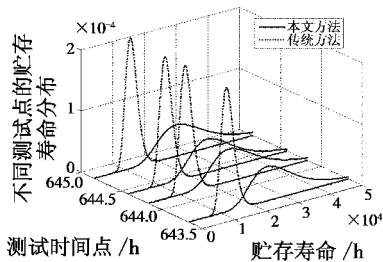


图7 最后1次监测的贮存寿命预测

Fig.7 The storage life prediction of the last test

4 结论

综上所述,传统的武器装备贮存寿命预测中未考

考虑测试影响,造成直接使用监测的性能退化数据进行贮存寿命预测时预测结果不准确。本文分析传统的建模方法并不能准确描述装备在贮存期间真实的退化过程,实际上,武器装备在贮存期间的退化过程是贮存状态和工作状态重复切换的退化过程,而传统的建模方法只能描述处于一种状态的退化过程,因此,本文建立能够描述装备真实退化过程的新的模型。基于所建立的 Wiener 过程模型,通过贝叶斯理论和 EM 算法将反映贮存状态和工作状态的退化模型参数进行分离,得到贮存寿命的预测结果及相应的预测算法。最后,通过对陀螺仪进行实验研究,比较本文方法与传统方法的贮存寿命预测的结果,验证了本文所提方法的实用性和有效性。

参考文献

- [1] PECHT M. Prognostics and health management of electronics[M]. New Jersey:John Wiley, 2008.
- [2] ZHANG B L, DENG W Y, LU H X, et al. Study on effective storage time of raw natural rubber[J]. Journal of Applied Polymer Science, 2006, 100(5):4114-4119.
- [3] 马静,苑丹丹,晁代宏,等. 基于漂移布朗运动的光纤陀螺仪加速贮存寿命评估[J]. 中国惯性技术学报, 2010,18(6):756-760. (MA J, YUAN D D, CHAO D H, et al. Accelerated storage life evaluation of FOG based on drift Brownian movement[J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2010, 18(6):756-760.)
- [4] 上官芝,付桂翠,万博. 基于加速性能退化的元器件贮存寿命预测[J]. 电子产品可靠性与环境试验,2009,27(5):32-36. (SHANGGUAN Z, FU G C, WAN B. Component storage life prediction based on accelerated performance degradation[J]. Electronic Product Reliability and Environmental Testing, 2009,27(5):32-36.)
- [5] LEE M L T, WHITMORE G A. Threshold regression for survival analysis: Modeling event times by a stochastic process reaching a boundary[J]. Statistical Science, 2006, 21(4):501-513.
- [6] 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预测[J]. 自动化学报,2013,39(5):590-601. (SI X S, HU C H, ZHOU D H. Nonlinear degradation process modeling and remaining useful life estimation subject to measurement error[J]. Acta Automatica Sinica, 2013, 39(5):590-601.)
- [7] TSENG S T, BALAKRISHNAN N, TSAI C C. Optimal step-stress accelerated degradation test plan for gamma degradation processes[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2009, 58(4):611-618.
- [8] WANG X, XU D. An inverse Gaussian process model for degradation data[J]. Technometrics, 2010, 52(2):188-197.
- [9] SI X S, WANG W, HU C H, et al. A Wiener-process-based degradation model with a recursive filter algorithm for remaining useful life estimation[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2013, 35(1):219-237.
- [10] SI X S, WANG W, CHEN M Y, 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.
- [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] DEMPSTER A P, LAIRD N M, RUBIN D B. Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm[J]. Journal of the Royal Statistical Society, 1977,39(1):1-38.
- [12] NARDI F. Neural network based adaptive algorithms for nonlinear control[D]. Atlanta:Georgia Institute of Technology, 2000:36-38.
- [13] VOOS H. Nonlinear and neural network-based control of a small four-rotor aerial robot[C]//International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics, 2007:1-6.
- [14] DIERKS T, SARANGAPANI J. Output feedback control of a quadrotor UAV using neural networks[J]//IEEE Transactions on Neural Networks, 2009, 21(1):50-66.

(上接第 68 页)

欢迎订阅期刊 欢迎刊登广告