

# 退化数据驱动的气缸剩余寿命在线预测<sup>\*</sup>

李 锋<sup>1</sup>, 苑志凯<sup>1</sup>, 何祯鑫<sup>1</sup>, 王兆强<sup>2</sup>

(1. 火箭军工程大学二系 西安, 710025) (2. 火箭军工程大学三系 西安, 710025)

**摘要** 针对气缸可靠性研究中剩余寿命预测方面的问题, 提出了一种基于退化路径的气缸剩余寿命在线预测方法。在建立了基于维纳过程的气缸退化模型基础上, 推导了退化路径决定下的气缸剩余寿命的概率密度函数解析表达式, 提出了一种融合 Bayes 估计和期望最大化算法的参数在线估计方法, 实现了气缸剩余寿命在线预测, 并通过气缸性能退化实验数据验证了方法的有效性。通过与同类方法对比结果表明, 在小样本情况下, 所提方法能更准确地预测气缸剩余寿命且预测的不确定性更低。

**关键词** 气缸; 维纳过程; 贝叶斯估计; 剩余寿命

**中图分类号** TH138.51; TH117.1

## 引 言

气缸是一种重要的机械元件, 具有污染小、维护成本低等优点, 被广泛应用于汽车生产线、半导体检查装置等工业设备。在气缸寿命预测方面, 目前主要是通过加速寿命试验预测其完整使用寿命<sup>[1-3]</sup>, 缺乏了对其使用过程中剩余使用寿命预测的研究。目前剩余寿命预测方法有很多, 其中基于 Wiener 过程的剩余寿命预测模型因具有较为清晰的物理意义和良好的计算分析性质, 应用最为广泛<sup>[4]</sup>。彭宝华等<sup>[5]</sup>将该模型与 Bayes 估计方法相结合, 对金属化膜脉冲电容器的剩余寿命进行了预测。Wang 等<sup>[6]</sup>将 Wiener 过程的退化建模应用于发光二极管的剩余寿命预测。李瑞等<sup>[7]</sup>用 Wiener 过程建立退化模型对自动加热电缆剩余寿命进行了预测。国内目前在机械元件剩余寿命预测方面对该方法应用较少, 主要应用集中在对航空发动机的剩余寿命预测<sup>[8-9]</sup>。

笔者对传统的基于 Wiener 过程的剩余寿命预测模型进行改进, 提出了一种基于退化路径的 Wiener 过程剩余寿命在线预测方法。选取 CA2 系列标准气缸为对象, 进行了磨损退化实验, 并将改进后的剩余寿命在线预测方法应用于该气缸, 通过理论预测与实验结果的对比较验证方法的有效性。

## 1 气缸剩余寿命预测模型构建

### 1.1 退化模型构建

气缸的故障原因有很多, 主要的故障模式有密封圈磨损造成的过度泄漏和启动摩擦过大两种, 这两种故障模式都是磨损累积退化失效过程。令  $X(t)$  表示气缸在  $t$  时刻的性能退化量, 以一元 Wiener 过程可将退化过程  $\{X(t), t \geq 0\}$  描述如下

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

其中:  $X(0)$  为气缸的初始退化 (不失一般性, 可令  $X(0) = 0$ ; 实际中若  $X(0) \neq 0$ , 可以对数据进行平移变换将其化为  $0^{[4,10]}$ );  $\lambda$  为随机参数, 用来刻画同类设备不同个体之间的差异;  $\sigma$  为共性参数, 用来刻画同类设备之间的共性;  $B(t)$  表示标准布朗运动, 用来刻画退化过程中的随机动态特性。

以上假设和规定是一元 Wiener 过程退化建模中的常用规定<sup>[5,8,9,11-12]</sup>。

在基于退化数据的可靠性建模中, 通常将性能退化量超过某一预设的失效阈值作为产品出现故障的判定, 这一阈值通常由实验、工程经验或工业标准等确定<sup>[6]</sup>。在这一故障定义下, 产品的寿命和剩余寿命均用其性能退化量首次超过预设失效阈值的时间来表示, 称之为首达时间。在首达时间的意义下, 气缸的寿命  $T$  可表示为

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

其中： $\omega$  为失效阈值。

根据文献[13]可知,寿命  $T$  的分布为逆高斯分布,进一步推导可以得到,寿命  $T$  的概率密度函数(probability density function,简称 PDF)为

$$f_{T|\lambda}(t|\lambda) = \frac{\omega}{\sqrt{2\pi\sigma^2 t^3}} \exp\left(-\frac{(\omega - \lambda t)^2}{2\sigma^2 t}\right) \quad (3)$$

## 1.2 剩余寿命预测模型构建

在 1.1 节已经建立了基于 Wiener 过程的气缸性能退化模型,并且得到了该模型下气缸寿命的概率密度函数。这一部分任务是依据观测到的历史退化数据,求解气缸剩余寿命的概率密度函数,从而实现对气缸剩余寿命的预测。目前大多数模型都是建立在剩余寿命的概率密度函数仅决定于当前时刻的性能退化量,笔者对传统的模型进行改进,建立一个依据退化路径对剩余寿命进行预测的模型。

定义气缸在  $t_1, t_2, \dots, t_k$  时刻的退化数据为  $X_{1:k} = \{x_1, x_2, \dots, x_k\}$ ,表示气缸在  $t_k$  时刻前的退化路径。在首达时间的意义下,气缸的剩余寿命  $L_k$  是指从当前时刻开始到性能退化量  $X(t)$  首次超过失效阈值的时间。因此,气缸的剩余寿命可表示为

$$L_k = \inf\{l_k; X(l_k + t_k) \geq \omega | X_{1:k}\} \quad (4)$$

其中： $l_k$  表示剩余寿命  $L_k$  的实现。

由一元维纳过程的齐次马尔科夫性和独立增量性质,可得到剩余寿命  $L_k$  在给定随机参数  $\lambda$  和退化数据  $X_{1:k}$  时的概率密度函数,表达式为

$$f_{L_k|\lambda, X_{1:k}}(l_k | \lambda, X_{1:k}) = \frac{\omega - x_k}{\sqrt{2\pi\sigma^2 l_k^3}} \exp\left(-\frac{(\omega - x_k - \lambda l_k)^2}{2\sigma^2 l_k}\right) \quad (5)$$

要实现气缸剩余寿命的预测,需要消除式(5)中的未知参数,求出气缸在退化路径  $X_{1:k}$  下剩余寿命的概率密度函数  $f_{L_k|X_{1:k}}(l_k | X_{1:k})$ 。下面思考如何根据已知的退化路径  $X_{1:k}$  对未知参数进行估计,求出  $f_{L_k|X_{1:k}}(l_k | X_{1:k})$ 。

考虑到退化模型中参数  $\lambda$  的随机性,可以通过全概率公式来求解  $f_{L_k|X_{1:k}}(l_k | X_{1:k})$

$$f_{L_k|X_{1:k}}(l_k | X_{1:k}) = \int f_{L_k|\lambda, X_{1:k}}(l_k | \lambda, X_{1:k}) p(\lambda | X_{1:k}) d\lambda \quad (6)$$

## 2 剩余寿命预测模型求解

前面已经给出了气缸在退化路径下剩余寿命概率密度函数求解的全概率公式,要实现剩余寿命的预测还需求解随机参数  $\lambda$  的后验分布,并对未知参数进行估计。

### 2.1 参数 $\lambda$ 后验分布的 Bayes 估计

随机参数  $\lambda$  在退化模型中用来刻画同类设备不同个体之间的差异,为了更具体地描述参数  $\lambda$ ,可以在 Bayes 估计框架下假设随机参数  $\lambda$  服从某一先验分布。一旦获得产品的退化路径  $X_{1:k}$  和它的分布函数  $p(X_{1:k} | \lambda)$ ,就可通过 Bayes 估计的方法计算随机参数  $\lambda$  的后验分布。为了取得剩余寿命分布的解析解,笔者假设  $\lambda$  服从正态分布  $N(\mu_0, \sigma_0^2)$ 。在给定  $\lambda$  情况下,由维纳过程的性质可知  $X_{1:k} = \{x_1, x_2, \dots, x_k\}$  服从多维正态分布,分布式如下

$$p(X_{1:k} | \lambda) = \frac{1}{\prod_{j=1}^k \sqrt{2\pi\sigma^2(t_j - t_{j-1})}} \cdot \exp\left[-\sum_{j=1}^k \frac{(x_j - x_{j-1} - \lambda(t_j - t_{j-1}))^2}{2\sigma^2(t_j - t_{j-1})}\right] \quad (7)$$

在 Bayes 框架下,退化路径  $X_{1:k}$  服从多维正态分布  $p(X_{1:k} | \lambda)$ ,假定参数  $\lambda$  服从正态分布  $N(\mu_0, \sigma_0^2)$ ,因此随机参数  $\lambda$  的先验分布  $p(\lambda)$  是性能退化数据分布  $p(X_{1:k} | \lambda)$  的共轭先验分布,所以  $\lambda$  在退化路径  $X_{1:k}$  下的后验分布  $p(\lambda | X_{1:k})$  仍为正态分布,可表示为  $\lambda | X_{1:k} \sim N(\mu_{\lambda,k}, \sigma_{\lambda,k}^2)$ 。这里对随机参数  $\lambda$  后验分布的求解利用了共轭先验分布得到的后验分布有解析解这一性质,这也是假设参数  $\lambda$  先验分布为正态分布的原因。当然也可假定参数  $\lambda$  的先验分布是其他类型分布,但是对于后验分布的求解就可能需用马尔科夫链蒙特卡洛算法。

$$p(\lambda | X_{1:k}) = \frac{p(X_{1:k} | \lambda) p(\lambda)}{p(X_{1:k})} \propto p(X_{1:k} | \lambda) \cdot p(\lambda) \propto \exp(-(\lambda - \mu_{\lambda,k})^2 / 2\sigma_{\lambda,k}^2) \quad (8)$$

由于  $\lambda | X_{1:k}$  服从正态分布,可以得到

$$p(\lambda | X_{1:k}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{\lambda,k}} \exp\left(-\frac{(\lambda - \mu_{\lambda,k})^2}{2\sigma_{\lambda,k}^2}\right) \quad (9)$$

$$\text{其中 } \mu_{\lambda,k} = (\mu_0\sigma^2 + x_k\sigma_0^2) / (t_k\sigma_0^2 + \sigma^2) \quad (10)$$

$$\sigma_{\lambda,k}^2 = \sigma^2\sigma_0^2 / (t_k\sigma_0^2 + \sigma^2) \quad (11)$$

### 2.2 基于 EM 算法的未知参数估计

为求随机参数  $\lambda$  的后验分布,引入了新的未知参数  $\mu_0$  和  $\sigma_0^2$ ,此外退化模型中的未知参数  $\sigma$  也没有给出估计。这一部分的任务是实现对未知参数  $\Theta = [\sigma^2, \mu_0, \sigma_0^2]$  的在线估计。用  $\Theta_k = [\sigma_k^2, \mu_{0,k}, \sigma_{0,k}^2]$  表示  $\Theta$  的在线更新,其估计值表示为  $\hat{\Theta}_k = [\hat{\sigma}_k^2, \hat{\mu}_{0,k}, \hat{\sigma}_{0,k}^2]$ 。

为实现对  $\Theta$  的估计,需求解似然函数

$$l_k(\Theta) = \ln p(X_{1:k} | \Theta) \quad (12)$$

其中： $p(X_{1:k} | \Theta)$  为退化路径  $X_{1:k}$  的联合分布密度函数。

在退化数据  $X_{1,k}$  下的最大似然估计量为

$$\hat{\Theta}_k = \arg \max_{\Theta} l_k(\Theta) \quad (13)$$

由于参数  $\lambda$  的随机性和不可观测性,式(13)将很难直接求解,这里引入期望最大化算法(expectation maximization algorithm,简称 EM 算法)对其求解。EM 算法的核心思想是通过添加数据包括“缺损数据”、未知参数等,利用简单的迭代运算,求解复杂分布的极大似然估计。算法分两步:a.求期望,称为 E 步;b.求极大值,称为 M 步。笔者通过添加未知参数  $\lambda$ ,利用 EM 算法求解似然函数  $\ln p(X_{1,k}, \lambda | \Theta_k)$  实现对  $p(X_{1,k} | \Theta)$  的极大似然估计,方法如下。

E 步

$$l_k(\Theta | \hat{\Theta}_k^{(i)}) = E_{\lambda | X_{1,k}, \hat{\Theta}_k^{(i)}} \{ \ln p(X_{1,k}, \lambda | \Theta) \} \quad (14)$$

其中:  $\hat{\Theta}_k^{(i)}$  为  $\Theta$  在退化数据  $X_{1,k}$  下第  $i$  步的估计值。

M 步

$$\hat{\Theta}_k^{(i+1)} = \arg \max_{\Theta} l(\Theta | \hat{\Theta}_k^{(i)}) \quad (15)$$

通过 E 步和 M 步多次交替迭代,可以得到  $\hat{\Theta}_k$  一系列的估计值  $\{\hat{\Theta}_k^{(0)}, \hat{\Theta}_k^{(1)}, \hat{\Theta}_k^{(2)}, \dots\}$ , 当  $\|\hat{\Theta}_k^{(i+1)} - \hat{\Theta}_k^{(i)}\|$  小于预先设定的某一阈值时,则  $\hat{\Theta}_k^{(i+1)}$  是  $\hat{\Theta}_k$  的近似值,具体计算过程如下。

首先求解添加未知参数  $\lambda$  后的似然函数

$$\ln p(X_{1,k}, \lambda | \Theta_k) = \ln p(X_{1,k} | \lambda, \Theta_k) + \ln p(\lambda | \Theta_k) \quad (16)$$

令  $\hat{\Theta}_k^{(i)} = [\hat{\sigma}_k^{2(i)}, \hat{\mu}_{0,k}^{(i)}, \hat{\sigma}_{\lambda,k}^{2(i)}]$  表示  $\hat{\Theta}_k$  在退化数据  $X_{1,k}$  下第  $i$  步的估计值。似然函数  $\ln p(X_{1,k}, \lambda | \Theta_k)$  的期望  $l(\Theta_k | \hat{\Theta}_k^{(i)})$  可求解如下

$$l(\Theta_k | \hat{\Theta}_k^{(i)}) = E_{\lambda | X_{1,k}, \hat{\Theta}_k^{(i)}} \{ \ln p(X_{1,k}, \lambda | \Theta) \} \quad (17)$$

令  $\partial l(\Theta_k | \hat{\Theta}_k^{(i)}) / \partial \Theta_k = 0$ , 可以求出  $\hat{\Theta}_k^{(i+1)}$ 。

$$\hat{\sigma}_k^{2(i+1)} = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k \frac{(x_j - x_{j-1})^2 - 2\mu_{\lambda,k}(t_j - t_{j-1})(x_j - x_{j-1})}{(t_j - t_{j-1})} + \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k \frac{(t_j - t_{j-1})^2 (\mu_{\lambda,k}^2 + \sigma_{\lambda,k}^2)}{(t_j - t_{j-1})} \quad (18)$$

$$\hat{\mu}_{0,k}^{(i+1)} = \mu_{\lambda,k} \quad (19)$$

$$\hat{\sigma}_{\lambda,k}^{2(i+1)} = \sigma_{\lambda,k}^2 \quad (20)$$

### 3 气缸剩余寿命预测在线更新算法

前面求解了  $p(\lambda | X_{1,k})$  并对未知参数  $\Theta$  进行了估计,完成了剩余寿命的 PDF 随退化路径  $X_{1,k}$  的在线更新的准备工作。实现剩余寿命的 PDF 随退化路径  $X_{1,k}$  的在线更新方法如下。

首先,由全概率公式可得

$$f_{L_k | X_{1,k}}(l_k | X_{1,k}) =$$

$$\int f_{L_k | \lambda, X_{1,k}}(l_k | \lambda, X_{1,k}) p(\lambda | X_{1,k}) d\lambda = E_{\lambda | X_{1,k}} [f_{L_k | \lambda, X_{1,k}}(l_k | \lambda, X_{1,k})] \quad (21)$$

进一步推导可得到剩余寿命 PDF 的在线更新解析式为

$$f_{L_k | X_{1,k}}(l_k | X_{1,k}) = \frac{\omega - x_k}{\sqrt{2\pi l_k^3 (\sigma_{\lambda,k}^2 l_k + \sigma^2)}} \cdot \exp\left(-\frac{(\omega - x_k - \mu_{\lambda,k} l_k)^2}{2l_k (\sigma_{\lambda,k}^2 l_k + \sigma^2)}\right) \quad (22)$$

到此已经完成了气缸退化模型的建立、剩余寿命概率密度函数的求解以及未知参数的估计和在线更新。基于以上工作,可总结得到气缸剩余寿命实时预测的算法如下:

- 1) 在初始时刻  $t_0$ , 给定  $\sigma^2 = \hat{\sigma}_0^2$  和随机参数  $\lambda$  先验分布中的参数  $\mu_0 = \mu_{\lambda,0}$ ,  $\sigma_0^2 = \hat{\sigma}_{\lambda,0}^2$ ;
- 2) 当观测得到  $t_k$  ( $k \geq 1$ ) 时刻的退化数据  $x_k$  后,令  $\sigma^2 = \hat{\sigma}_{k-1}^2$ ,  $\mu_0 = \mu_{\lambda,k-1}$  和  $\sigma_0^2 = \hat{\sigma}_{\lambda,k-1}^2$ , 通过式(10)、式(11)可以计算得到  $\mu_0 = \mu_{\lambda,k}$  和  $\sigma_0^2 = \hat{\sigma}_{\lambda,k}^2$ ;
- 3) 由步骤 2 中得到的  $\mu_{\lambda,k}$  和  $\hat{\sigma}_{\lambda,k}^2$ , 通过式(18)~(20)可计算得到  $\sigma^2 = \hat{\sigma}_k^2$ ,  $\mu_0 = \mu_{\lambda,k}$  和  $\sigma_0^2 = \hat{\sigma}_{\lambda,k}^2$ ;
- 4) 由步骤 2 中得到的  $\mu_{\lambda,k}$  和  $\hat{\sigma}_{\lambda,k}^2$  及步骤 3 中得到的  $\sigma^2$ , 通过式(22)可算出剩余寿命的估计值;
- 5) 当观测得到  $t_{k+1}$  ( $k \geq 1$ ) 时刻的新的退化数据  $x_{k+1}$  后,重复步骤 2, 3, 4 实现剩余寿命的更新。

## 4 实 验

### 4.1 问题描述

气缸的故障原因有很多,主要的故障模式有密封圈磨损造成的过度泄漏和启动摩擦过大。因气缸过度泄漏故障通常发生在启动摩擦过大之后<sup>[2]</sup>,笔者针对启动摩擦过大造成气缸失效的退化过程进行研究。气缸的最小启动压(minimum operate pressure,简称 MOP)可以用来表征启动摩擦力的大小,且测量方便,因此选取该指标作为气缸的性能退化量。ISO 1997 3-3<sup>[14]</sup>规定在正常使用状态下,MOP 应小于 120 kPa,因此将气缸的失效阈值定为 120 kPa。气缸的寿命通常用作动次数(cycles)表示,活塞在缸筒两端往复一次记为一个作动次数。

笔者在正常工作状态(23℃)下对 3 个 CA2 系列标准气缸样本进行了磨损退化实验。实验中供气压力为 0.70 MPa,活塞杆速度为 600 mm/s,负载为 3kg,频率为 1 Hz。实验气缸缸径为  $\phi 50$  mm,行程为 250 mm。经过近 10 个月  $18 \times 10^6$  cycles 的测试,每隔  $5 \times 10^5$  cycles 记录气缸 MOP 值,最终获取 3 组实验数据。只有第 3 组 MOP 退化实验数据最

终超过了失效阈值,所以选取第3组实验数据(37个采样点)验证本研究剩余寿命预测方法的准确性。第3组 MOP 退化实验数据的退化路径如图1所示,最终在采样点  $15.5 \times 10^6$  cycles 时 MOP 超过失效阈值,将此刻作为气缸的失效时刻。

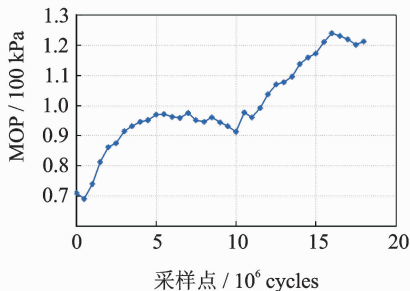


图1 气缸 MOP 退化路径

Fig.1 MOP degradation path of the cylinder

## 4.2 实验结果及分析

把气缸 MOP 退化实验数据带入笔者提出的剩余寿命在线预测方法进行计算,并与文献[5]中的剩余寿命的预测方法进行对比,验证本方法的可行性和准确性。同时,由于所提算法需要给定初始参数,这一部分也将通过调整初始参数对本方法的参数初始值敏感性进行分析。为方便叙述,下面均将文献[5]中的剩余寿命的预测方法称为文献[5]方法。

### 4.2.1 选择合适参数时的预测结果

为得到合适初始参数,首先通过估计给出大致初始值,然后将退化数据带入算法计算,会发现3个参数会收敛在某一值附近,得到初始参数的合理设置为  $\sigma^2 = 0.01, \mu_0 = 0.10, \sigma_0^2 = 0.005$ 。为比较本研究与文献[5]方法对气缸剩余寿命预测的准确性,选取气缸 MOP 首次超过失效阈值前的6个采样点,采用两种方法预测其剩余寿命。由图2可以看出,本研究方法求得的剩余寿命的 PDF 很好地涵盖了气缸的实际剩余寿命,从投影的预测剩余寿命线和实际剩余寿命线的对比,也可以看出两条线基本一致,而文献[5]方法对气缸剩余寿命的预测略微偏离了实际剩余寿命。同时,与文献[5]方法相比,本研究方法预测的剩余寿命的 PDF 曲线要更高、更窄,说明该方法预测值的不确定性更小。

为进一步从数值角度比较本研究与文献[5]方法对气缸退化数据的在线预测能力,采用均方误差(mean square error,简称 MSE)作为评价指标<sup>[15]</sup>。定义  $t_k$  时刻的均方误差为

$$\text{MSE}_k = \sum_{i=1}^k [x_k - E(X(t_k))]^2 / k = \sum_{i=1}^k [x_k - \mu_{\theta,k} t_k]^2 / k \quad (23)$$

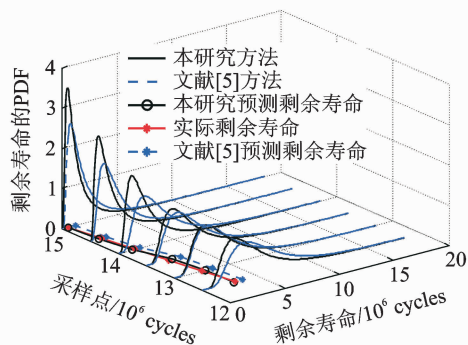


图2 最后6个采样点剩余寿命的PDF

Fig.2 The PDF of the residual life at the last six points

其中: $k$ 为第 $k$ 个采样点; $x_k$ 为第 $k$ 个采样点实际退化数据; $E(X(t_k))$ 为预测的第 $k$ 个采样点退化数据 $X(t_k)$ 的期望。

经计算,在整个退化过程中,两种方法得到的MSE如图3所示。由图3中两条曲线的对比可以看出,在整个气缸退化过程中本研究方法的MSE几乎始终要小于文献[5]方法,说明本方法对气缸退化数据的预测要更准确。

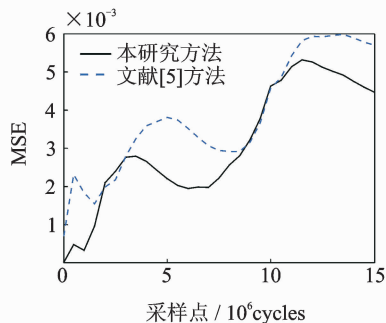


图3 两种方法的MSE对比

Fig.3 Mean squared error of the two methods

### 4.2.2 参数初始值敏感性分析

气缸剩余寿命实时预测的算法步骤1中,需要人为地对参数  $\sigma^2, \mu_0$  和  $\sigma_0^2$  初始给定,下面将讨论参数初始值给定对气缸剩余寿命预测结果的影响。为具体分析每个参数初值设定对预测结果的影响,分以下两种情形讨论:

1) 随机参数  $\lambda$  扩大10倍,其余参数不变,即  $\mu_0 = 1, \sigma^2 = 0.01, \sigma_0^2 = 0.005$ ;

2) 共性参数  $\sigma^2$  扩大100倍,其余参数不变,即  $\sigma^2 = 1, \mu_0 = 0.1, \sigma_0^2 = 0.005$ 。

为比较参数初始值对气缸剩余寿命预测结果的影响,选取气缸 MOP 首次超过失效阈值前的6个采样点,在3种初始参数设置情形下分别计算它们的MSE,计算结果如表1所示。3种情形下的MSE都很小,可见本研究对初始参数给定不敏感。

表1 3种情形下最后6个采样点的MSE

Tab.1 The mean squared error of the three cases at the last six points

采样点/ $10^6$ cycles	标准参数	情形1	情形2
12.5	0.005 5	0.010 7	0.005 3
13.0	0.005 4	0.010 4	0.005 1
13.5	0.005 3	0.010 2	0.005 0
14.0	0.005 3	0.009 9	0.004 9
14.5	0.005 0	0.009 6	0.004 7
15.0	0.004 9	0.009 3	0.004 6

## 5 结 论

1) 在小样本情况下与文献中同类方法相比,本研究方法能更准确地预测气缸剩余寿命且预测的不确定性更低。

2) 该方法对初始参数精度要求不高,具有较强鲁棒性。

3) 下一步可以通过融合其他相关信息来提高本研究方法预测的准确性和可靠性,例如融合同种(类)产品的离线退化数据、寿命数据等。

## 参 考 文 献

- [1] Han Guohui, Fu Yongling. Tri-stress accelerated life test for cylinders [J]. *Procedia Engineering*, 2011, 16: 554-563.
- [2] Mu S C, Jung H S, Young II K. Reliability estimation of pneumatic cylinders using performance degradation data [J]. *International Journal of Precision Engineering and Manufacturing*, 2013, 14(12): 2081-2086.
- [3] 陈娟,吴海伦,李佳,等. 气缸双应力交叉步降加速寿命试验研究[J]. *机械工程与技术*, 2015, 4: 173-179. Chen Juan, Wu Hailun, Li Jia, et al. Research and test on double-crossed step-down-stress accelerated life testing of pneumatic cylinder [J]. *Mechanical Engineering and Technology*, 2015, 4: 173-179. (in Chinese)
- [4] Si Xiaosheng, Wang Wenbin, Hu Changhua, et al. Remaining useful life estimation based on a nonlinear diffusion degradation process [J]. *IEEE Transactions on Reliability*, 2012, 61(1): 50-67.
- [5] 彭宝华,周经伦,潘正强. Wiener过程性能退化产品可靠性评估的Bayes方法[J]. *系统工程理论与实践*, 2010, 30(3): 543-549. Peng Baohua, Zhou Jinglun, Pan Zhengqiang. Bayesian method for reliability assessment of products with Wiener process degradation [J]. *Systems Engineering Theory & Practice*, 2010, 30(3): 543-549. (in Chinese)
- [6] Wang Zhaoqiang, Hu Changhua, Wang Wenbin, et al. A case study of remaining storage life prediction using stochastic filtering with the influence of condition monitoring [J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2014, 132(12): 186-195.
- [7] 李瑞,汪立新,周志杰,等. 基于非,性退化模型的加速度计寿命评估[J]. *振动、测试与诊断*, 2015, 35

(5): 860-865.

- Li Rui, Wang Lixin, Zhou Zhijie, et al. Lifetime evaluation of accelerometer based on nonlinear degradation model [J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2015, 35(5): 860-865. (in Chinese)
- [8] 刘君强,谢吉伟,左洪福,等. 基于随机Wiener过程的航空发动机剩余寿命预测[J]. *航空学报*, 2015, 36(2): 564-574. Liu Junqiang, Xie Jiwei, Zou Hongfu, et al. Residual lifetime prediction for aeroengines based on Wiener process with random effects [J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2015, 36(2): 564-574. (in Chinese)
- [9] 朱磊,左洪福,蔡景. 基于Wiener过程的民用航空发动机性能可靠性预测[J]. *航空动力学报*, 2013, 28(5): 1006-1012. Zhu Lei, Zuo Hongfu, Cai Jing. Performance reliability prediction for civil aviation aircraft engine based on Wiener process [J]. *Journal of Aerospace Power*, 2013, 28(5): 1006-1012. (in Chinese)
- [10] 王兆强,胡昌华,王文彬,等. 基于Wiener过程的钢厂风机剩余使用寿命实时预测[J]. *北京科技大学学报*, 2014, 36(10): 1361-1367. Wang Zhaoqiang, Hu Changhua, Wang Wenbin, et al. Wiener process-based online prediction method of remaining useful life for draught fans in steel mills [J]. *Journal of University of Science and Technology Beijing*, 2014, 36(10): 1361-1367. (in Chinese)
- [11] Wang Zhaoqiang, Hu Changhua, Fan Hongdong. Real-time remaining useful life prediction for a nonlinear degrading system in service: application to bearing data [J]. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2018, 23(1): 211-222.
- [12] Wang Zhaoqiang, Wang Wenbin, Hu Changhua, et al. A prognostic-information-based order-replacement policy for a non-repairable critical system in service [J]. *IEEE Transactions on Reliability*, 2015, 64(2): 721-735.
- [13] Chikkara R S, Folks J L. The inverse gaussian distribution: theory, methodology and applications [M]. New York: Marcell Dekker, 1989: 106-111.
- [14] ISO 19973—2015 Pneumatic fluid power-assessment of component reliability by testing - part 3: cylinders with piston rod[S], 2015.
- [15] 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: 53-66.



第一作者简介:李锋,男,1966年1月生,博士、教授。主要研究方向为液压控制技术 with 液压系统故障诊断。曾发表《CEEMDAN-SVM的液压泵故障诊断方法研究》《液压与气动》2016年第1期)等论文。

E-mail: yy2021zlh@163.com

