

# 融合多源信息的维纳过程性能退化产品的可靠性评估

王小林, 郭 波, 程志君

(国防科技大学信息系统与管理学院, 湖南长沙 410073)

**摘 要:** 针对维纳过程性能退化产品, 提出了一种有效融合先验退化信息、寿命数据以及现场退化数据的可靠性评估方法. 首先利用 Expectation-Maximization(EM)算法基于先验退化信息和寿命数据信息确定参数的先验分布; 其次利用贝叶斯方法对参数进行更新, 并在此基础上进行可靠性评估. 该方法能根据现场退化数据不断地对可靠性进行更新, 实现对产品可靠性的实时评估. 最后通过金属化膜电容器可靠性评估实例验证了该方法的适用性和有效性.

**关键词:** 实时可靠性评估; 维纳过程; 期望最大化算法; 贝叶斯方法; 金属化膜电容器

**中图分类号:** TB 114.3      **文献标识码:** A      **文章编号:** 0372-2112 (2012)05-0977-06

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn>

**DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2012.05.018

## Reliability Assessment of Products with Wiener Process Degradation by Fusing Multiple Information

WANG Xiao-lin, GUO Bo, CHENG Zhi-jun

(College of Information System and Management, National University of Defense Technology, Changsha, Hunan 410073, China)

**Abstract:** With respect to Wiener process-degradation products, a method which fused prior degradation information, life data information and current degradation data was proposed to assess their reliability. Firstly, on the basis of the prior degradation information and the life data information, parameters' prior distributions were established by EM method; secondly, by using Bayesian method, prior distributions could be updated to posterior distributions; then the reliability was evaluated based on the posterior distributions. The proposed method can update the reliability evaluation results whenever new degradation data is available, so it is suitable for real-time reliability assessment. Finally, the validity and practical value of this method is verified by an example, relating to reliability assessment of the metallized film capacitor.

**Key words:** real-time reliability assessment; Wiener process; expectation-maximization (EM) algorithm; Bayesian method; metallized film capacitor

### 1 引言

性能可靠性分析方法能够建立性能与可靠性之间的有机联系, 具有明显的优越性, 是现代可靠性工程中一个新的研究方向. 依据退化建模的方式不同, 主要的模型有: 退化轨迹模型、退化量分布模型、时间系列模型以及随机过程模型等. 由于随机过程模型能够更好地反映环境等因素对产品性能的影响, 很多学者利用它来进行退化建模.

在利用随机过程描述产品退化过程的文献中, Wiener 过程的应用很广泛. 如 Park 与 Padgett<sup>[1]</sup>对碳膜电阻的阻值以及某种合成材料的强度取对数后, 采用 Wiener 过程对其退化过程进行建模, 通过加速退化试验

分析产品在常应力下的可靠性水平. Whitmore<sup>[2,3]</sup>对时间尺度进行变换后, 采用 Wiener 过程对晶体管增益的退化进行建模. Wang<sup>[4]</sup>利用 Wiener 过程描述变换后的退化数据, 进一步研究了桥横梁的可靠性水平. Nicolai 等<sup>[5]</sup>采用 Wiener 过程等模型对钢铁结构表面锈迹的扩散过程进行建模. Tseng 等<sup>[6]</sup>对发光二极管的亮度进行对数变换后, 采用 Wiener 过程进行建模, 并评估了其可靠性. Peng 和 Tseng<sup>[7]</sup>研究了 Wiener 过程与退化轨迹模型之间的误用问题. Tsai 等<sup>[8]</sup>对 Wiener 过程与 Gamma 过程之间的误用问题进行了分析. 彭宝华等<sup>[9]</sup>采用 Wiener 过程对金属化膜电容器的电容值耗损量进行建模, 对电容器的可靠度进行了评估. 虽然在退化建模方面, Wiener 过程有着广泛应用, 但有两个问题还需要进一步

的研究:(1)参数估计时很少利用除退化数据外的其它有用信息;(2)退化过程只体现总体特征,无法体现个体差异.

对第一个问题,有学者做了一定的研究.如彭宝华等<sup>[9]</sup>,Pettit 和 Young<sup>[10]</sup>都考虑了性能退化数据与寿命数据的联合建模问题,研究结果表明:与传统的寿命数据方法相比,融合方法得到的参数估计结果精度更高.对于第二个问题,Wang<sup>[4]</sup>将 Wiener 过程的漂移系数和扩散系数看成随机变量,研究了桥横梁的退化过程.

从以上的文献分析可以看出,在如何有效融合多源信息来评估单个 Wiener 过程退化性产品的可靠性方面还存在着不足.当产品的性能退化数据较少时,仅利用这些数据得到评估结果难以保证精度.为此,文中提出融合多源先验信息(包括先验退化信息和寿命信息)以及产品现场退化信息的可靠性评估方法.首先基于 Wiener 过程建立退化过程模型,其次融合多源先验信息确定参数的先验分布,进一步根据贝叶斯方法利用产品的现场退化数据实现可靠度的实时评估.

## 2 退化过程模型假设与分析

为了解决融合多源先验信息单个产品的可靠性评估问题,先对其退化过程做如下假设:

**假定 1** 产品的性能参数  $Y(t)$  能够反映产品的状态,且  $Y(t)$  可以用 Wiener 过程描述,即

$$Y(t) = \mu t + \sigma B(t) \tag{1}$$

其中  $\mu$  为漂移系数,  $\sigma$  为扩散系数,  $B(t)$  为布朗运动.

**假定 2** 性能参数的失效阈值为  $l$ ,若  $Y(t) \leq l$ ,则产品正常,反之产品失效.

**假定 3** 对产品退化参数  $Y(t)$  的测量是非破坏性的.

**假定 4** 可以利用的多源先验信息包括同类产品的先验退化数据信息以及寿命数据信息.先验退化数据信息为

$$\begin{cases} y_1(t_{11}), y_1(t_{12}) \cdots y_1(t_{1n_1}) \\ y_2(t_{21}), y_2(t_{22}) \cdots y_2(t_{2n_2}) \\ \vdots \\ y_M(t_{M1}), y_M(t_{M2}) \cdots y_M(t_{Mn_M}) \end{cases}$$

表示  $M$  个产品在不同时间点的退化数据.寿命数据的形式为  $T = \{T_{M+1}, T_{M+2} \cdots T_N\}$ .

**假定 5** 令  $w = \frac{1}{\sigma^2}$ ,  $(w, \mu)$  的联合先验分布  $\pi(w, \mu)$  为 Normal-Gamma 分布<sup>[4,11]</sup>,即

$$GN(a, b, d, c) = \frac{b^a}{\Gamma(a)} w^{a-1} \exp(-bw) \frac{w^{1/2}}{\sqrt{2\pi c}} \cdot \exp\left(-\frac{w(\mu-d)^2}{2c}\right) \tag{2}$$

从引言中的文献分析可以看出,很多产品的退化过程都可以用 Wiener 过程进行描述,因此假设 1 是合理的.假设 2 指出了产品性能参数  $Y(t)$  的变化趋势:逐渐增大,当超过一定值后,产品将无法正常工作.如电容器电容值随时间的耗损就呈现这种情况.另外,因同一批产品在其试验、历史运行以及维修等过程中往往存在一些寿命数据或性能退化数据,将它们当成先验信息是符合实际的.与文献[12,13]的思想类似,在退化模型中引入随机变量来体现个体差异,为进一步实现单个产品的可靠性评估做准备.针对文中的 Wiener 过程退化模型,将漂移系数和扩散系数都当成随机变量(包含了固定系数的情况).这里用 Normal-Gamma 分布来描述  $(w, \mu)$  的不确定性的原因主要有三个:(1)从  $(w, \mu)$  的定义域考虑;(2)正态分布和伽马分布在分布族上的通用性,很多分布都可被它们所拟合;(3)为了计算方便<sup>[4]</sup>,便于工程应用.

## 3 先验分布的确定

本节主要是利用 EM 算法处理先验退化数据以及寿命数据信息,从而确定  $GN(a, b, d, c)$  中的参数.其中 EM 算法<sup>[14]</sup>主要依据完全似然函数,通过 E 步和 M 步的交替迭代完成参数的估计.

### 3.1 完全似然函数的确定

令  $\Delta t_{ki} = t_{ki} - t_{k(i-1)}$ ,  $\Delta y_{ki} = y_k(t_{ki}) - y_k(t_{k(i-1)})$ ,  $\Delta \mathbf{y}_k = [\Delta y_{k1}, \cdots, \Delta y_{kn_k}]$ ,  $\boldsymbol{\theta} = [a, b, d, c]$ .引入一组潜在数据  $\mathbf{Z}_1 = [w_1 \cdots w_M, \mu_1 \cdots \mu_M]$  后,则先验退化数据的完全似然函数可写为

$$L(\boldsymbol{\theta} | [\Delta \mathbf{y}_1 \cdots \Delta \mathbf{y}_M], \mathbf{Z}_1) = \prod_{k=1}^M f(\Delta \mathbf{y}_k | \mu_k, w_k) \prod_{k=1}^M \pi(\mu_k, w_k) \tag{3}$$

其中  $f(\Delta \mathbf{y}_k | \mu_k, w_k)$  为多维正态分布密度函数.基于同样的思路,可以得到先验寿命数据的完全似然函数,即

$$L(\boldsymbol{\theta} | T, \mathbf{Z}_2) = \prod_{k=M+1}^N f(T_k | \mu_k, w_k) \prod_{k=M+1}^N \pi(\mu_k, w_k) \tag{4}$$

其中  $\mathbf{Z}_2 = [w_{M+1} \cdots w_N, \mu_{M+1} \cdots \mu_N]$  为潜在数据,  $f(T_k | \mu_k, w_k)$  为逆高斯分布的密度函数,即

$$f(t | \mu_k, w_k) = \frac{w_k^{0.5} l}{\sqrt{2\pi t^3}} \exp\left(-\frac{w_k(l - \mu_k t)^2}{2t}\right) \tag{5}$$

结合式(3)与(4)可得两类先验信息的完全似然函数,即

$$L(\boldsymbol{\theta} | [\Delta \mathbf{y}_1, \cdots, \Delta \mathbf{y}_M], T, \mathbf{Z}_1, \mathbf{Z}_2) = L(\boldsymbol{\theta} | [\Delta \mathbf{y}_1, \cdots, \Delta \mathbf{y}_M], \mathbf{Z}_1) L(\boldsymbol{\theta} | T, \mathbf{Z}_2) \tag{6}$$

其对数似然函数为

$$L(\boldsymbol{\theta} | [\Delta \mathbf{y}_1, \cdots, \Delta \mathbf{y}_M], T, \mathbf{Z}_1, \mathbf{Z}_2) \propto \sum_{k=1}^M \left[ \frac{n_k}{2} \ln w_k - \sum_{i=1}^{n_k} \frac{w_k (\Delta y_{ki} - \mu_k \Delta t_{ki})^2}{2\Delta t_{ki}} \right]$$

$$\begin{aligned}
& + \sum_{k=M+1}^N \left[ \frac{1}{2} \ln w_k - \frac{w_k(l - \mu_k T_k)^2}{2T_k} \right] \\
& + \sum_{k=1}^N \left[ \left( a - \frac{1}{2} \right) \ln w_k - \frac{1}{2} \ln c \right. \\
& \left. - \frac{w_k(\mu_k - d)^2}{2c} + a \ln b - b w_k - \ln \Gamma(a) \right]
\end{aligned}$$

### 3.2 参数的迭代估计

E步是计算完全对数似然函数关于潜在变量的期望,因此主要涉及潜在变量相关函数期望的计算.当 $k=1 \cdots M$ 时,文中完全对数似然函数中涉及的潜在变量函数的期望由式(7)~(10)给出,

$$\begin{aligned}
E(w_k | \theta_t) &= \left( a_t + \frac{n_k}{2} \right) \left( b_t + \frac{d_t^2}{2c_t} \right. \\
& \left. + \sum_{i=1}^{n_k} \frac{\Delta y_{ki}^2}{2\Delta t_{ki}} - \frac{(y_k(t_{kn_k}) + \frac{d_t}{c_t})^2}{2(t_{kn_k} + \frac{1}{c_t})} \right)^{-1} \quad (7)
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
E(\ln w_k | \theta_t) &= -\ln \left[ b_t + \frac{d_t^2}{2c_t} + \sum_{i=1}^{n_k} \frac{\Delta y_{ki}^2}{2\Delta t_{ki}} \right. \\
& \left. - \frac{(y_k(t_{kn_k}) + \frac{d_t}{c_t})^2}{2(t_{kn_k} + \frac{1}{c_t})} \right] + \psi \left( a_t + \frac{n_k}{2} \right) \quad (8)
\end{aligned}$$

$$E(w_k \mu_k | \theta_t) = E(w_k | \theta_t) \frac{y_k(t_{kn_k}) + \frac{d_t}{c_t}}{t_{kn_k} + \frac{1}{c_t}} \quad (9)$$

$$E(w_k \mu_k^2 | \theta_t) = E(w_k | \theta_t) \left( \frac{y_k(t_{kn_k}) + \frac{d_t}{c_t}}{t_{kn_k} + \frac{1}{c_t}} \right)^2 + \frac{1}{t_{kn_k} + \frac{1}{c_t}} \quad (10)$$

其中 $\theta_t = [a_t, b_t, d_t, c_t]$ 表示迭代 $t$ 步后参数的估计值.同理当 $k=1+M \cdots N$ 时,相关潜在变量函数的期望由式(11)~(14)给出

$$\begin{aligned}
E(w_k | \theta_t) &= \left( a_t + \frac{1}{2} \right) \\
& \left( b_t + \frac{d_t^2}{2c_t} + \frac{l^2}{T_k} - \frac{(l + \frac{d_t}{c_t})^2}{2(T_k + \frac{1}{c_t})} \right)^{-1} \quad (11)
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
E(\ln w_k | \theta_t) &= -\ln \left[ b_t + \frac{d_t^2}{2c_t} + \frac{l^2}{T_k} \right. \\
& \left. - \frac{(l + \frac{d_t}{c_t})^2}{2(T_k + \frac{1}{c_t})} \right] + \psi \left( a_t + \frac{1}{2} \right) \quad (12)
\end{aligned}$$

$$E(w_k \mu_k | \theta_t) = E(w_k | \theta_t) \frac{l + \frac{d_t}{c_t}}{T_k + \frac{1}{c_t}} \quad (13)$$

$$E(w_k \mu_k^2 | \theta_t) = E(w_k | \theta_t) \left( \frac{l + \frac{d_t}{c_t}}{T_k + \frac{1}{c_t}} \right)^2 + \frac{1}{T_k + \frac{1}{c_t}} \quad (14)$$

将式(7)~(14)替换完全对数似然函数中的相关项,可得到E步的最终结果.进一步根据M步可计算第 $t+1$ 步的迭代估计值 $\theta_{t+1}$ ,即

$$\hat{d}_{t+1} = \frac{\sum_{k=1}^N E(w_k \mu_k | \theta_t)}{\sum_{k=1}^N E(w_k | \theta_t)} \quad (15)$$

$$\begin{aligned}
\hat{c}_{t+1} &= \\
& \frac{\sum_{k=1}^N E(w_k \mu_k^2 | \theta_t) - 2E(w_k \mu_k | \theta_t) \hat{d}_{t+1} + E(w_k | \theta_t) \hat{d}_{t+1}^2}{N} \quad (16)
\end{aligned}$$

$$\psi(\hat{a}_{t+1}) - \ln \hat{a}_{t+1} = \frac{\sum_{k=1}^N E(\ln w_k | \theta_t)}{N} - \ln \frac{\sum_{k=1}^N E(w_k | \theta_t)}{N} \quad (17)$$

$$\hat{b}_{t+1} = \frac{N \hat{a}_{t+1}}{\sum_{k=1}^N E(w_k | \theta_t)} \quad (18)$$

其中 $\psi(u)$ 为digamma函数,即 $\psi(u) = \frac{\Gamma'(u)}{\Gamma(u)}$ .这样重复E步,M步,直到满足一定的精度后停止迭代,可得到 $\theta$ 的最终估计值.

## 4 实时可靠性评估的建模

由于外部环境和内部环境的影响,产品的退化过程存在着随机性.本文主要通过两个步骤来降低随机性对评估结果的影响:首先通过现场数据不断更新退化过程模型的参数,其次利用更新后的参数实现可靠度的实时评估.

### 4.1 参数的实时更新

当获得产品的现场退化数据 $\mathbf{y} = [y(t_0), y(t_1) \cdots y(t_k)]$ 后,根据贝叶斯公式对 $\pi(w, \mu)$ 进行更新,即

$$\pi(w, \mu | \mathbf{y}) = \frac{L(\mathbf{y} | w, \mu) \pi(w, \mu)}{\iint L(\mathbf{y} | w, \mu) \pi(w, \mu) dw d\mu} \quad (19)$$

其中 $L(\mathbf{y} | w, \mu)$ 为似然函数.通过计算, $\pi(w, \mu | \mathbf{y})$ 可表示为

$$\pi(w, \mu | \mathbf{y}) = GN(a', b', d', c') \quad (20)$$

其中 $a' = a + \frac{k}{2}$ ,  $b' = b + \frac{d^2}{2c} + \sum_{i=1}^k \frac{\Delta y_i^2}{2\Delta t_i} - \frac{(y(t_k) + \frac{d}{c})^2}{2(t_k + \frac{1}{c})}$ ,  $d' = \frac{y(t_k) + \frac{d}{c}}{t_k + \frac{1}{c}}$ ,  $c' = \frac{1}{(t_k + \frac{1}{c})}$ .同理当

获得一个新的退化数据  $y(t_{k+1})$  后,按照上述方法令  $\mathbf{y} = [y(t_0), y(t_1) \cdots y(t_{k+1})]$ , 可把  $\pi(w, \mu)$  更新为  $GN(a'', b'', d'', c'')$ .

#### 4.2 可靠度的实时更新

按照假定 2, 产品的可靠度可表示为

$$R(t) = P(Y(t) \leq l, Y(s) < l, 0 < s < t) \quad (21)$$

对于使用中的产品,为了能够根据产品的状态开展有效的维修保障等活动,需要评估它的实时可靠性或者剩余寿命.因此,对用户而言,他们更加关注单个产品的可靠性水平,而非一批产品的整体特性.然而,由文献[15]可知(21)不能反映产品的实时可靠度.为此,引入文献中条件可靠度的概念来度量产品当前的可靠性水平,即产品在  $t_k$  时刻正常的条件下,其  $t = t_k + \Delta t$  时刻的实时可靠度为

$$R(t|t_k) = \frac{R(t)}{R(t_k)} = \frac{R(t_k + \Delta t)}{R(t_k)} \quad (22)$$

若已知产品当前的退化量为  $y(t_k)$  且没有失效的情况下,式(22)可变为

$$R(t|t_k, \mathbf{y}) = P(Y(t) \leq \zeta, Y(\tau) < \zeta (t_k \leq \tau < t) | \mathbf{y}) \quad (23)$$

结合式(20),产品的实时可靠度可更新为

$$R(t|t_k, \mathbf{y}) = \iint_{\Theta} R(t|t_k, \mu, w, \mathbf{y}) GN(a', b', d', c') d\mu dw \quad (24)$$

其中  $R(t|t_k, \mu, w, \mathbf{y})$  为已知参数  $(\mu, w)$  时的条件可靠度,其表达式可以根据 Wiener 过程的性质得到<sup>[9]</sup>,即

$$R(t|t_k, \mu, w, \mathbf{y}) = 1 - \left[ \Phi\left(\frac{\mu\Delta t - l'}{w^{-0.5}\sqrt{\Delta t}}\right) + \exp\left(\frac{2\mu l'}{w^{-1}}\right) \Phi\left(\frac{-l' - \mu\Delta t}{w^{-0.5}\sqrt{\Delta t}}\right) \right] \quad (25)$$

其中  $l' = l - y(t_k)$ . 与参数更新的思想类似,当获得新的退化数据  $y(t_{k+1})$  后,令  $\mathbf{y} = [y(t_0), y(t_1) \cdots y(t_{k+1})]$ , 可得

$$R(t|t_{k+1}, \mathbf{y}) = \iint_{\Theta} R(t|t_{k+1}, \mu, w, \mathbf{y}) GN(a'', b'', d'', c'') d\mu dw$$

由于评估结果涉及复杂的积分,要得到其解析表达式是很困难的.为解决这一问题,可以借助 MCMC (Markov Chain Monte Carlo) 方法<sup>[16]</sup>计算其近似解,即

$$R(t|t_k, \mathbf{y}) \approx \frac{1}{(M - k_1)(N - k_2)} \sum_{i=k_1}^M \sum_{j=k_2}^N R(t|t_k, \mu_{ij}, w_{ij}, \mathbf{y}) \quad (26)$$

其中  $(\mu_{ij}, w_{ij})$  可通过 Gibbs 抽样方法从参数的满条件分布中抽样得到,  $k_1$  与  $k_2$  依据马尔科夫链的收敛性确定.另外,参数以及可靠度的区间估计可以利用含参数的 Bootstrap 方法得到,具体的实现方法可参考文献

[4,17].

## 5 金属化膜电容器评估实例

金属化膜电容器是惯性约束聚变(ICF)激光装置能源系统重要的元器件,其可靠性水平对整个装置的性能有着重要的影响,很多学者对其可靠性展开了研究,如文献[9,18](侧重于整体特性).文献[9]认为电容器的退化过程可以用 Wiener 过程进行描述,下面将在此基础上利用文中的方法对电容器的可靠性进行实时的评估.

某电容器运行过程中的容值退化情况如表 1 所示,其中  $t$  为充放电次数.

表 1 电容值变化表

$t/\text{shots}$	0	1000	2000	3000
$C(t)/\mu\text{F}$	56.71	56.68	56.64	56.56
$t/\text{shots}$	4000	5000	6000	7000
$C(t)/\mu\text{F}$	56.38	56.10	56.06	55.82

除了待估电容器的退化数据外,还存在两类先验信息:第一类信息为同类型中 8 个电容器在常规实验中的退化数据,其电容退化量随时间的变化如图 1 所示,该数据的分析可见文献[9];第二类信息为寿命数据:[19464,30321,23143,26668,19954,31431,24171].

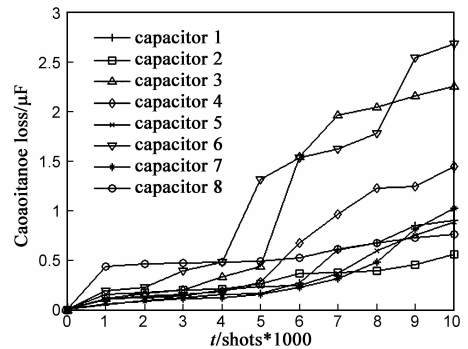


图 1 电容器电容值耗损曲线

按照文中的评估方法,首先根据两类先验信息对未知参数进行估计,其结果为  $\hat{a} = 1.4934$ ,  $\hat{b} = 1.7721 \times 10^{-5}$ ,  $\hat{c} = 3.7651 \times 10^{-5}$ ,  $\hat{d} = 1.0506 \times 10^{-4}$ . 其次利用表 1 中的数据不断地更新先验分布,然后实现对可靠度的实时评估.按照上述思路,可以得到该电容器在两个更新时刻的可靠度曲线,如图 2 所示

对比图 2 中的实线与点线可发现:不同的更新时刻,给出的评估结果是不同的.为了便于对比分析,图中还给出了不利用先验信息时的评估结果(点实线).与实线相比,虽然点实线也利用了表 1 中的全部数据,但属于小样本条件下的评估问题,仅利用产品本身的退化数据很难得到准确的结果.

下面进一步分析不同的先验信息、不同时刻的现场数据对评估结果的影响,如图 3 所示.

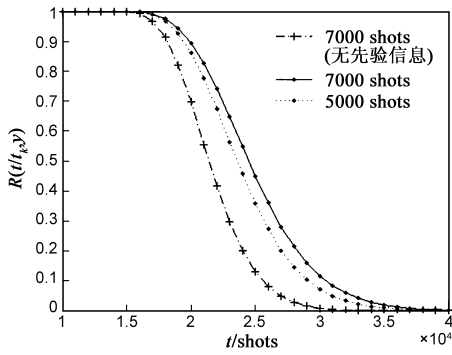


图2 可靠度曲线

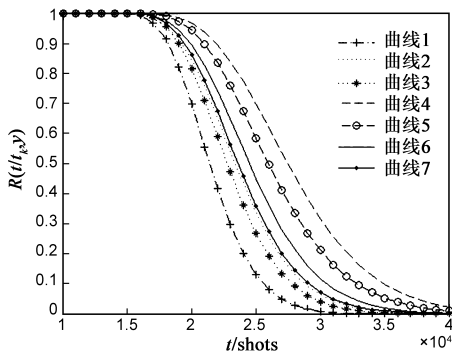


图3 可靠度曲线

图3中曲线1、6、7对应图2中的曲线,曲线2、3利用的先验信息仅为寿命数据(更新时刻分别为7000次,5000次充放电),曲线4、5利用的先验的信息仅为先验退化数据(更新时刻分别为7000次,5000次充放电)。从图中可以看出:(1)融合先验信息的评估结果较曲线1给出的值大;(2)在同一个更新时刻,融合两类先验信息评估的结果介于单独利用一类先验信息给出的结果之间。

表2 5000次充放电后  $\mu$  评估结果

	区间估计( $10^{-3}$ )	点估计( $10^{-3}$ )
$T$	(0.1073, 0.1218)	0.1144
$D$	(0.0862, 0.1012)	0.0932
$TD$	(0.0989, 0.1128)	0.1077

为直观地分析不同信息源对评估结果的影响,下面重点关注它们对退化率的影响,如表2和表3所示(区间估计的置信度为0.9,  $T$ 表示先验信息仅为寿命数据,  $D$ 表示先验信息仅为退化数据,  $TD$ 则是利用两类先验信息,  $N$ 表示不利用先验信息)。对比表2和表3可以看出:(1)随着充放电次数的增加,退化率的点估计有变大的趋势,即电容器的退化速率越来越快,随着现场数据的增多,区间估计的长度逐渐有减小的趋势,即评估越来越精确;(2)仅利用个体退化数据给出区间长度较大,点估计较大,利用先验退化信息给出的点估计最小,利用两类先验信息给出的区间长度最小。文献[9]给出退化率的估计为0.0001194(总体特征),本文中

的方法给出的结果为0.0001097(更新时刻为7000次),而仅利用表1中的数据给出的结果为0.0001271,说明本文给出的方法能够体现个体差异,能够有效地实现对个体电容器可靠性的实时评估。

表3 7000次充放电后  $\mu$  评估结果

	区间估计( $10^{-3}$ )	点估计( $10^{-3}$ )
$N$	(0.08142, 0.1771)	0.1271
$T$	(0.1081, 0.1220)	0.1157
$D$	(0.0867, 0.1031)	0.0956
$TD$	(0.0995, 0.1129)	0.1097

## 6 结束语

基于性能退化数据的可靠性评估方法为高可靠、长寿命、小子样产品的可靠性评估问题提供了一种解决途径。目前的研究大都关注产品的整体特性,难以体现个体差异,很难有效地指导维修决策等活动。针对这个问题,论文以Wiener过程性能退化产品为例,提出一种有效融合先验退化信息、寿命数据信息以及现场退化数据的可靠性评估方法。该方法利用先验信息构造参数的先验分布,并根据产品在运行中的退化数据不断更新可靠性评估结果,适合于实时可靠性评估。金属化膜电容器的可靠性评估实例表明,该方法的评估结果能够体现个体差异,并给出比较准确的评估结果。除Wiener过程性能退化产品以外,本文所提出的评估方法也可为其它高可靠性、长寿命产品的可靠性评估提供参考。

## 参考文献

- [1] Park C, Padgett W J. Accelerated degradation models for failure based on geometric Brownian motion and Gamma processes [J]. Lifetime Data Analysis, 2005, 11(4): 511 - 527.
- [2] Whitmore G A. Estimating degradation by a Wiener diffusion process subject to measurement error [J]. Lifetime Data Analysis, 1995, 1(3): 307 - 319.
- [3] 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.
- [4] Wang X. Wiener processes with random effects for degradation data [J]. Journal of Multivariate Analysis, 2010, 101(2): 340 - 351.
- [5] Nicolai R P, Dekker R and Noortwijk J M. A comparison of models for measurable deterioration: An application to coatings on steel structures [J]. Reliability Engineering and System Safety, 2007, 92(12): 1635 - 1650.
- [6] Tang J, Su T S. Estimating failure time distribution and its parameters based on intermediate data from a Wiener degradation model [J]. Naval Research Logistics, 2008, 55(3): 265 - 276.

- [7] Peng C Y, Tseng S T. Mis-specification analysis of linear degradation models[J]. IEEE Transaction on Reliability, 2009, 58(3): 444 – 455.
- [8] Tsai C C, Tseng S T, Balakrishnan N. Mis-specification analyses of gamma and Wiener degradation processes [J]. Journal of Statistical Planning and Inference, 2011, 141(12): 3725 – 3735.
- [9] 彭宝华, 周经伦, 金光. 综合多种信息的金属化膜电容器可靠性评估[J]. 强激光与粒子束, 2009, 21(8): 1271 – 1275.  
Peng Bao-hua, Zhou Jing-lun, Jin Guang. Reliability assessment of metallized film capacitor using multiple reliability information sources[J]. High Power Laser and Particle Beams, 2009, 21(8): 1271 – 1275. (in Chinese)
- [10] Pettit L I, Young K D. Bayesian analysis for inverse Gaussian lifetime data with measures of degradation [J]. Statistical Computation Simulation, 1999, 63(3): 217 – 234.
- [11] Whitmore G A. Normal-gamma mixtures of inverse Gaussian distributions [J]. Scandinavian Journal of Statistics, 1986, 13(3): 211 – 220.
- [12] Gebraeel N Z, Lawley M A, Li R, et al. Residual-life distributions from component degradation signals: a bayesian approach [J]. IIE Transactions, 2005, 37(6): 543 – 557.
- [13] Elwang A, Gebraeel N Z. Real-time estimation of mean remaining life using sensor-based degradation models [J]. Journal of Manufacturing Science and Engineering, 2009, 131(5): 0510051 – 0510059.
- [14] Xu An-cha, Tang Yin-cai. EM algoyritm for degradation data analysis [J]. Journal of East China Normal University, 2010, 5(5): 38 – 48.
- [15] Lu H, Kolarik W J, Lu S S. Real-time performance reliability prediction [J]. IEEE Transaction on Reliability, 2001, 50(4): 353 – 357.

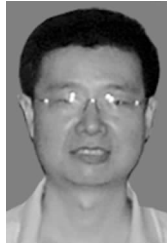
- [16] Robinson M E, Crowder M J. Bayesian methods for a growth-curve degradation model with repeated measures [J]. Lifetime Data Analysis, 2000, 6(4): 357 – 374.
- [17] Efron B. Better bootstrap confidence intervals [J]. Journal of the American Statistical Association, 1987, 82(397): 171 – 185.
- [18] 赵建印, 刘芳, 孙权, 周经伦. 基于性能退化数据的金属化膜电容器可靠性评估 [J]. 电子学报, 2005, 33(2): 378 – 383.  
Zhao Jian-yin, Liu Fang, Sun Quan et al. Reliability estimate of metallized-film pulse capacitor from degradation data [J]. Acta Electronica Sinica, 2005, 33(2): 378 – 383. (in Chinese)

### 作者简介



王小林 男, 1985 年生于云南曲靖. 现为国防科技大学信息系统与管理学院管理科学与工程博士研究生. 目前主要的研究方向为装备保障与可靠性分析.

E-mail: yibanwang350424@163.com



郭波 男, 1962 年生于湖北武汉. 1994 年赴日本留学, 获日本东京理科大学博士学位. 现为国防科技大学信息系统与管理学院博士生导师, 教授, 主要研究方向为装备保障, 可靠性分析, 项目管理等.

E-mail: guobo62@126.com