

文章编号:1001-2486(2011)04-0146-06

基于维纳过程金属化膜电容器的剩余寿命预测*

王小林,程志君,郭波

(国防科技大学 信息系统与管理学院,湖南 长沙 410073)

摘要:金属化膜电容器是惯性约束聚变激光装置能源系统最重要的元器件,对个体电容器的剩余寿命进行有效的预测对整个装置的可靠性水平有着重要的影响。为有效地预测个体电容器的剩余寿命,提出了融合单个电容器性能退化数据与先验性能退化数据信息的预测方法。采用 Wiener 过程对其性能退化过程进行建模,并根据先验退化数据信息构造参数的先验分布,由 Bayes 方法融合个体退化数据实现剩余寿命的实时预测,通过一个实例表明了本文的研究意义和实用价值。

关键词:金属化膜电容器;维纳过程;贝叶斯方法;剩余寿命预测

中图分类号:TB114.3 **文献标识码:**A

Residual Life Forecasting of Metallized Film Capacitor Based on Wiener Process

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

(College of Information System and Management, National Univ. of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: The metallized film capacitor is one of the most important components of the inertial confinement fusion (ICF) facility. The effective residual life forecasting of capacitors affects the reliability of the whole facility. In order to forecast the residual life of a single capacitor effectively, a method which fuses prior degradation information and its own degradation data was presented. Firstly, the capacitor's degradation process was modeled with Wiener process, whose parameter's prior distribution was established on the basis of prior degradation information. Then the real-time residual life forecasting of the capacitor was proposed by Bayes method. Finally, the significance and practical value of this research was verified by an example.

Key words: metallized film capacitor; wiener process; bayes method; residual life forecasting

惯性约束聚变(ICF)激光装置是在实验室条件下以强激光作为驱动源来实现热核聚变的装置,受到国际科学界普遍重视^[1-2]。ICF 激光装置的能源系统一般由数千台金属化膜高储能密度金属化膜电容器构成,如美国的神光Ⅲ(National Ignition Facility)和国内的神光Ⅲ等强激光装置的能源系统均采用自愈合式高储能密度金属化膜电容器^[2],该型电容器的可靠性水平对能源系统及强激光装置本身的可靠性水平和运行维护费用有着重要的影响,为此需要对电容器的可靠性相关量进行准确的实时评估。

传统的电容器可靠性分析是基于威布尔分布展开的^[3-5],采用失效数据对分布参数进行估计,最终评估了一批电容器的可靠性。然而金属化膜电容器具有高可靠性、长寿命等特点,很难在短时间内获得较多的失效数据甚至得不到失效数据,

此时传统的可靠性分析方法很难对电容器的可靠性进行准确的评估。为此,很多学者利用基于性能退化数据的分析方法来解决这个问题,如孙权等^[6]基于一种耗损失效模型,研究了该型电容器的可靠性。文献[2,7-8]基于复合 Poisson 过程对电容器的退化过程进行建模,对电容器任务时间为 10 000 次(充放电)的可靠性进行了评估。文献[2,9]把电容器的退化过程建立为 Wiener 过程模型,最终评估了该型电容器的可靠性和平均寿命。

剩余寿命预测是制定维修策略的重要依据,在维修决策中有着重要作用。对电容器进行有效的剩余寿命预测,能够指导惯性约束聚变激光装置的维修决策,从而提高其可靠性水平。通过分析可以发现,在与电容器可靠性相关的文献中,大都是基于性能退化数据研究了一批电容器的整体

* 收稿日期:2010-12-31

基金项目:国家自然科学基金资助项目(60904002)

作者简介:王小林(1985—),男,博士生。

可靠性水平,对个体电容器的可靠性以及剩余寿命预测的研究较少。整体的可靠性分析无法体现个体差异,很难有针对性地指导相关决策活动。鉴于此,提出了融合单个电容器性能退化数据与先验性能退化数据信息的剩余寿命预测方法。首先采用 Wiener 过程对其性能退化过程进行建模,并基于 EM 算法对先验退化数据信息进行处理,构建出退化过程参数的先验分布,然后利用 Bayes 方法实时更新的特性^[9],融合个体退化数据实现对电容器剩余寿命的实时预测,最后通过一个实例表明了本文的研究意义和实用价值。

1 模型假设与分析

为了建立个体电容器的剩余寿命预测模型,进行如下假设:

假定 1 除了待评估的电容器的退化数据外,还存在着先验退化数据信息。

假定 2 电容值能够表征电容器的性能变化情况,其退化过程为 Wiener 过程,即 t 时刻电容的退化量可由式(1)给出:

$$y(t, \theta) = \mu t + \delta w(t) \quad (1)$$

其中 $\theta = (\mu, \delta)$, μ, δ 分别表示为漂移系数和扩散系数, $w(t)$ 为标准布朗运动。

假定 3 令 $w = 1/\sigma^2$, 其先验分布为 Gamma 分布,即 $\pi(w) = Ga(a, b)$; 在 w 给定的条件下, μ 的先验分布为正态分布,即 $\pi(\mu | w) = N(d, c/w)$ 。

因同一批电容器在其历史运行、试验等过程中往往存在一些性能退化数据,因此假定 1 与实际是相符的。对于假定 2, Maxwell 公司认为金属化膜电容器的容量耗损是直线型的^[1], 同时文献[2,9]通过对电容器的失效机理进行分析,认为其电容值能够表征电容器的性能变化情况,其退化过程可以用 Wiener 过程描述(Wiener 过程适用于非单调退化情况下的建模^[11],符合电容器的自愈特性)。根据该假设,可得 t 时刻所测电容器的电容为

$$\begin{aligned} C(t) &= C_0 - y(t, \theta) \\ &= C_0 - \mu t - \delta w(t) \end{aligned} \quad (2)$$

其中 C_0 为电容器初始的电容值。考虑到电容器在原材料以及生产过程中的差异,为了能够提高预测的精度,在假定 2 的基础上,鉴于正态分布以及伽马分布在分布族中的优良特性,并参考 Whitmore^[14]对逆高斯分布的分析,本文将电容器个体之间的差异通过 w 和 μ 的随机性来表示。设 $\pi(w, \mu) = GN(a, b, d, c)$, 根据假定 3, 可以得到 w 和 μ 的联合先验分布,即

$$\begin{aligned} \pi(w, \mu) &= \frac{b^a}{\Gamma(a)} w^{a-1} \exp(-bw) \\ &\quad \frac{w^{1/2}}{\sqrt{2\pi c}} \exp\left(-\frac{w(\mu-d)^2}{2c}\right) \end{aligned} \quad (3)$$

下面将基于这些假设和分析,展开对电容器的剩余寿命预测分析,为电容器的更换等决策活动提供依据。

2 电容器剩余寿命预测模型

为准确地对电容器的剩余寿命进行预测,首先建立电容器剩余寿命的预测模型,然后利用 Bayes 方法对预测模型中相关的参数进行实时更新,进一步实现实时的剩余寿命预测。

2.1 电容器剩余寿命的预测模型

通过检测,获得某个电容器的电容退化量为 $y = [y(t_0), y(t_1), \dots, y(t_k)]$, 现在需要对其剩余寿命进行预测。由(1)式知,该电容器在未来 $t_k + t$ 时刻的电容退化量可由式(4)给出,即

$$y(t_k + t) = \mu(t_k + t) + \sigma w(t_k + t) \quad (4)$$

进一步可表示为 $y(t_k + t) = y(t_k) + \mu t + \sigma(w(t_k + t) - w(t_k))$ 。由此可得该电容器的剩余寿命 T , 即

$$T = \inf(t, y(t_k + t) \geq l) \quad (5)$$

其中 l 为失效阈值(注:电容量损失超过初始电容量值 5% 时,电容器将被认为失效^[2])。

在 $\theta = (\mu, \delta)$ 已知的条件下,该电容器的剩余寿命分布函数可表示为

$$\begin{aligned} F(t | \mu, \sigma, y) \\ &= P(\inf(t, y(t_k + t) \geq l) \leq t | \mu, \sigma, y) \end{aligned}$$

根据 Wiener 过程的性质^[15], 令 $l' = l - y(t_k)$, 则该电容器的剩余寿命的分布函数为

$$\begin{aligned} F(t | \mu, \sigma, y) \\ &= \Phi\left(\frac{\mu t - l'}{\sigma \sqrt{t}}\right) + \exp\left(\frac{2\mu l'}{\sigma^2}\right) \Phi\left(\frac{-l' - \mu t}{\sigma \sqrt{t}}\right) \end{aligned} \quad (6)$$

其概率密度函数为

$$f(t | \mu, \sigma, y) = \frac{l'}{\sqrt{2\pi\sigma^2 t^3}} \exp\left(-\frac{(l' - \mu t)^2}{2\sigma^2 t}\right) \quad (7)$$

从式(7)可以看出,电容器的平均剩余寿命可由下式给出:

$$(T | \mu, \sigma, y) = \frac{l'}{\mu} \quad (8)$$

当已知 (μ, w) 分布的情况下(即已知 a, b, d, c), 剩余寿命的分布密度函数以及平均剩余寿命可分别由式(9)和(10)给出:

$$f(t | y) = \int_0^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{w^{0.5} L'}{\sqrt{2\pi t^3}} \exp\left(-\frac{w(L' - \mu t)^2}{2t}\right) \pi(\mu, w) dw d\mu \quad (9)$$

$$(T | y) = \int_0^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{L'}{\mu} \pi(\mu, w) d\mu dw \quad (10)$$

其中 $\pi(\mu, w)$ 为 (μ, w) 的联合分布。

为提高预测的精度,需要对参数 $\theta = (\mu, \delta)$ 或者 $\pi(\mu, w)$ 进行准确估计。随着退化数据量的不断增加,利用 Bayes 方法对相关参数进行实时更新,从而实现对剩余寿命的在线预测。下面将针对这种情况进行分析。

2.2 剩余寿命的实时更新

考虑随机性的影响,需要不断地根据性能退化数据对剩余寿命进行更新,才能提高预测的精度。为了对剩余寿命进行更新,首先需要对其中的参数进行更新。在获得某电容器的退化数据 $y = [y(t_0), y(t_1), \dots, y(t_k)]$ 后,根据 Bayes 公式可以将 $\pi(w, \mu)$ 更新为 $\pi(w, \mu | y)$, 即

$$\pi(w, \mu | y) = \frac{L(y | w, \mu) \pi(w, \mu)}{\int_0^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} L(y | w, \mu) \pi(w, \mu) d\mu dw} \quad (11)$$

其中 $\pi(w, \mu) = GN(a, b, d, c)$, $L(y | w, \mu)$ 为似然函数。通过计算,式(11)可简化为

$$\pi(w, \mu | y) = GN(a', b', d', c') \quad (12)$$

其中 $a' = a + \frac{k}{2}$, $d' = \frac{y(t_k) + \frac{d}{c}}{t_k + \frac{1}{c}}$, $c' = \frac{1}{(t_k + \frac{1}{c})}$,

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

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

在得到参数的后验分布 $\pi(w, \mu | y)$ 后,可对该电容器剩余寿命的分布密度函数、平均剩余寿命以及其他的相关量进行实时的更新。如获得退化数据 $y = [y(t_0), y(t_1), \dots, y(t_k)]$ 后,剩余寿命的分布密度函数可更新为

$$f(t | y) = \int_0^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{w^{0.5} L'}{\sqrt{2\pi t^3}} \exp\left(-\frac{w(L' - \mu t)^2}{2t}\right) \pi(\mu, w | y) dw d\mu \quad (13)$$

式(13)涉及的积分较为复杂,要得到其解析表达

式是很困难的。为解决这一问题,可借助 MCMC (Markov Chain Monte Carlo) 方法^[16] 得到其近似解, 即

$$f(t | y) \approx \frac{1}{(N - k_1)(M - k_2)} \sum_{i=k_1}^N \sum_{j=k_2}^M \frac{w_i^{0.5} L'}{\sqrt{2\pi t^3}} \exp\left(-\frac{w_i(L' - \mu_j t)^2}{2t}\right) \quad (14)$$

其中 k_1, k_2 可以根据 Markov 链的收敛性进行确定, w_i 与 μ_j 可以利用 Gibbs 抽样方法从参数的满条件分布中抽样得到。同理可得 $(T | y)$ 以及其他相关量的近似解, 如

$$(T | y) \approx \frac{1}{(M - k_2)} \sum_{j=k_1}^M \frac{L'}{\mu_j}$$

另外,参数、剩余寿命的区间估计值可以利用含参数的 Bootstrap 方法^[13] 得到。

3 超参数的估计

上述的实时剩余寿命预测是建立在已知 a, b, d, c 的基础之上, 它们的取值需要通过估计得到。下面将以 EM 算法^[13] 利用先验的退化数据求解这些超参数的估计值。假设现有同一批中 M 个电容器的退化数据, 退化数据的形式为

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

令 $\Delta t_{ki} = t_{ki} - t_{k(i-1)}$, $\Delta y_{ki} = y_k(t_{ki}) - y_k(t_{k(i-1)})$, $\Delta y_k = [\Delta y_{k1}, \dots, \Delta y_{kn_k}]$ 。现引入两组潜在数据, 即 $[w_1, \dots, w_M], [\mu_1, \dots, \mu_M]$, 则完全似然函数可以写为

$$\begin{aligned} \ln L([\Delta y_1, \dots, \Delta y_M], [w_1, \dots, w_M], [\mu_1, \dots, \mu_M]) \\ \propto \sum_{k=1}^M \left[\frac{n_k}{2} \ln w_k - \sum_{i=1}^{n_k} \frac{w_k (\Delta y_{ki} - \mu_k \Delta t_{ki})^2}{2\Delta t_{ki}} \right] \\ + \sum_{k=1}^M \left[\left(a - \frac{1}{2}\right) \ln w_k - \frac{1}{2} \ln c - \frac{w_k (\mu_k - d)^2}{2c} \right] \\ + a \ln b - b w_k - \ln \Gamma(a) \end{aligned} \quad (15)$$

令 $\Omega_t = \{a_t, b_t, d_t, c_t\}$ 表示迭代 t 步后超参数的估计值。对于式(15), 根据 EM 方法, E 步涉及 $E(w_k | \Omega_t)$, $E(\ln w_k | \Omega_t)$, $E(w_k \mu_k | \Omega_t)$ 以及 $E(w_k \mu_k^2 | \Omega_t)$ 的计算。通过计算, $E(w_k | \Omega_t)$ 与 $E(\ln w_k | \Omega_t)$ 可分别由式(16)与式(17)给出:

$$E(w_k | \Omega_t) = \left(a_t + \frac{n_k}{2}\right)$$

$$\left[b_t + \frac{d_t^2}{2c_t} + \sum_{i=1}^{n_k} \frac{\Delta y_{ki}^2}{2\Delta t_{ki}} - \frac{(y_k(t_{kn_k}) + \frac{d_t}{c_t})^2}{2(t_{kn_k} + \frac{1}{c_t})} \right]^{-1} \quad (16)$$

$$E(\ln w_k | \Omega_t) = \Psi(a_t + \frac{n_k}{2}) - \ln \left[b_t + \frac{d_t^2}{2c_t} + \sum_{i=1}^{n_k} \frac{\Delta y_{ki}^2}{2\Delta t_{ki}} - \frac{(y_k(t_{kn_k}) + \frac{d_t}{c_t})^2}{2(t_{kn_k} + \frac{1}{c_t})} \right] \quad (17)$$

同样 $E(w_k \mu_k | \Omega_t)$ 与 $E(w_k \mu_k^2 | \Omega_t)$ 可表示为

$$E(w_k \mu_k | \Omega_t) = E(w_k | \Omega_t) \frac{y_k(t_{kn_k}) + \frac{d_t}{c_t}}{t_{kn_k} + \frac{1}{c_t}} \quad (18)$$

$$E(w_k \mu_k^2 | \Omega_t) = E(w_k | \Omega_t) \left[\frac{y_k(t_{kn_k}) + \frac{d_t}{c_t}}{t_{kn_k} + \frac{1}{c_t}} \right]^2 + \frac{1}{t_{kn_k} + \frac{1}{c_t}} \quad (19)$$

将上式代入式(15)的期望表达式中即可完成 E 步。

完成 E 步后,根据 M 步可得第 $t + 1$ 步的超参数迭代值,即 Ω_{t+1} 。其中参数的迭代估计值分别由下述式子给出:

$$\hat{d}_{t+1} = \frac{\sum_{k=1}^M E(w_k \mu_k^2 | \Omega_t)}{\sum_{k=1}^M E(w_k | \Omega_t)} \quad (20)$$

$$\hat{c}_{t+1} = \frac{\sum_{k=1}^M E(w_k \mu_k^2 | \Omega_t) - 2E(w_k \mu_k | \Omega_t) \hat{d}_{t+1} + E(w_k | \Omega_t) \hat{d}_{t+1}^2}{M} \quad (21)$$

$$\hat{a}_{t+1} = \frac{M \hat{a}_{t+1}}{\sum_{k=1}^M E(w_k | \Omega_t)} \quad (22)$$

$$\Psi(\hat{a}_{t+1}) - \ln \hat{a}_{t+1} = \frac{\sum_{k=1}^M E(\ln w_k | \Omega_t)}{M} - \ln \frac{\sum_{k=1}^M E(w_k | \Omega_t)}{M} \quad (23)$$

其中 $\Psi(u) = \frac{\Gamma'(u)}{\Gamma(u)}$, 其计算方法可参考文献[17]。这样重复 E 步, M 步, 满足一定的收敛标准后, 最终得到相应超参数的估计值。

4 实例分析

下面将通过一个实例验证本文方法的有效性。某电容器运行过程中的容值退化情况如表 1 所示, 第一列表示电容器的充放电次数, 第二列为相应的电容值。从表中可以看出电容器的容值随着充放电次数的增加, 呈现递减的趋势。

表 1 电容值变化表

Tab.1 Capacitance change of a capacitor	
t/shots	$C(t)/\mu\text{F}$
0	56.71
1000	56.68
2000	56.64
3000	56.56
4000	56.38
5000	56.10
6000	56.06
7000	55.82

因退化数据较少, 仅利用该电容器自身的退化数据进行剩余寿命预测时精度难以保证, 因而这里采用文中的方法, 融合同一批电容器退化数据进行寿命预测。现有同一类型中 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[2, 8]。

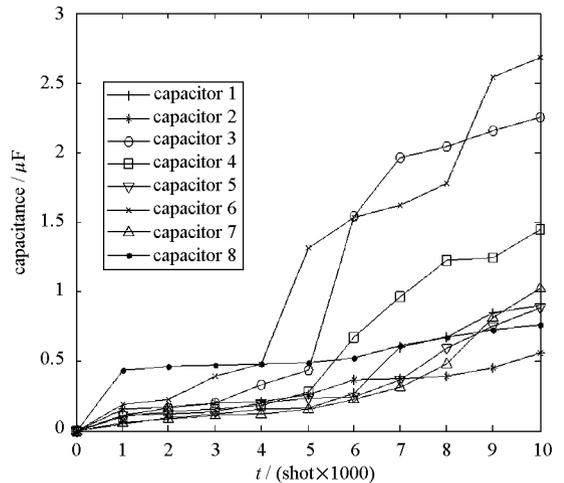


图 1 电容器电容值退化曲线

Fig. 1 Capacitance degradation curves

首先将图 1 中 8 个电容器的退化数据看成先验退化数据信息, 利用 EM 算法可得超参数的估计值分别为 $\hat{a} = 1.1430$, $\hat{b} = 1.1934 \times 10^{-5}$, $\hat{c} = 3.2227 \times 10^{-5}$, $\hat{d} = 8.8527 \times 10^{-5}$, 则退化过程参数的先验分布为 $\pi(w, \mu) = GN(\hat{a}, \hat{b}, \hat{c}, \hat{d})$ 。其次, 利用表 1 中的数据更新相关参数, 即根据式(12)

计算参数的后验分布 $\pi(w, \mu | y)$ 。得到后验分布后,按照式(14)就可以实现对剩余寿命概率密度函数的实时更新预测。按照上述思路,可以得到该电容器在三个更新时刻的剩余寿命概率密度函数,如图 2 所示。图 2 中的曲线,从左至右分别表示利用表 1 中的前 8、7 以及 6 个退化数据进行更新得到的剩余寿命密度曲线。从图中可以看出,随着充放电次数的增加,该电容器的剩余寿命不断减小,其概率密度曲线逐渐向左移动,同时曲线逐渐变窄。

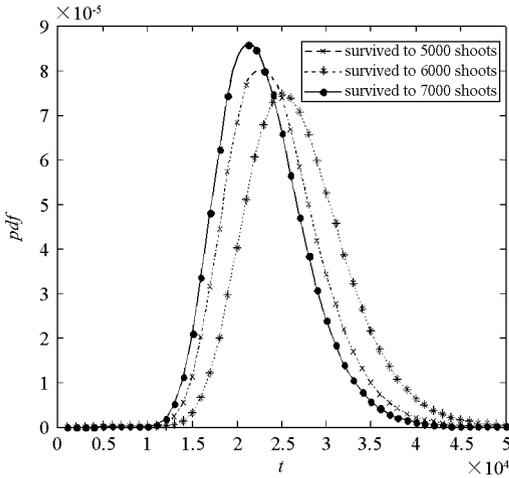


图 2 剩余寿命密度曲线

Fig.2 PDF curves of residual life for a capacitor survived to 5000, 6000 and 7000 shots

图 2 只给出了该电容器剩余寿命密度曲线的变化趋势,为了能够更加直观地展现剩余寿命以及相关参数的变化过程,下面给出在 5000 次以及 7000 次充放电时的估计结果,如表 2 和表 3 所示,其中第二列是利用 Bootstrap 方法得到的置信区间,其置信度为 0.8。从表 2 中可以看出,充放电为 5000 次时电容器剩余寿命的后验均值为 23 885,依据此结果,再经过 2000 次充放电后,可预测其剩余寿命应该接近 21 885,而表 3 中给出的结果为 20 343,与前者的预测结果是有差异的。另外,对比两个表中的数据可以发现,退化数据越多,所给出的置信区间长度越短、精度越高。因此,为了提高估计的精度,需要利用退化数据不断地更新相关参数,以实现实时估计。

为了便于比较,下面给出只利用表 1 中的退化数据对该电容器剩余寿命以及相关参数的估计结果,如表 4 所示。从表 4 中可以看出,此时电容器剩余寿命的预测结果为 15 301,与表 3 中的估计结果相差较大,同时相关量的区间长度也较长,估计的精度不高。另外,与表 2 和表 3 相比,表 4 中给出的漂移系数的估计值较大,同时比文献[2,

9]所估计该型电容器总体的漂移系数 0.000 113 6, 0.000 119 4 大得多。

表 2 5000 次充放电后相关量的估计结果(利用先验信息)

Tab.2 Evaluation results using prior information for a capacitor survived to 5000 shots

	置信区间	后验均值
$\hat{\mu}(10^{-4})$	(0.8595, 1.001)	0.9317
$\hat{\sigma}(10^{-2})$	(0.2287, 0.3519)	0.3186
$\hat{T}(10^4)$	(1.973, 2.892)	2.389

表 3 7000 次充放电后相关量的估计结果(利用先验信息)

Tab.3 Evaluation results using prior information for a capacitor survived to 7000 shots

	置信区间	后验均值
$\hat{\mu}(10^{-4})$	(0.8695, 1.043)	0.9563
$\hat{\sigma}(10^{-2})$	(0.2507, 0.3497)	0.3012
$\hat{T}(10^4)$	(1.549, 2.617)	2.034

表 4 7000 次充放电后相关量的估计结果(不利用先验信息)

Tab.4 Evaluation results using no prior information for a capacitor survived to 5000 shots

	置信区间	点估计
$\hat{\mu}(10^{-4})$	(0.8142, 1.771)	1.271
$\hat{\sigma}(10^{-2})$	(0.2113, 0.3361)	0.3064
$\hat{T}(10^4)$	(0.9006, 2.782)	1.530

通过以上的对比分析可以发现,利用先验退化信息,能够提高相关参数的估计精度,并能够较为准确地对电容器的剩余寿命进行预测;另外,在利用先验退化信息的情况下,若获得的现场数据越多,则估计量的置信区间越短,估计的精度越高。因此,为了提高电容器剩余寿命预测的精度,需要利用先验退化信息,不断地利用现场退化数据更新相关参数,以实现剩余寿命的实时估计。

5 结束语

采用有效的方法对电容器的剩余寿命进行预测,并指导制定有效的维修策略,能够提高 ICF 的可靠性。虽然基于性能退化数据的分析方法能够在一定程度上克服传统寿命分析方法遇到的困难,并能给出较为准确的预测结果,但是当数据较少时也很难保证精度要求。针对这一问题,本文提出了融合单个电容器性能退化数据与先验性能退化数据信息的剩余寿命预测方法。首先利用先验性能退化数据信息根据 EM 算法构造参数先验分布,然后由 Bayes 方法融合个体退化数据得到参数的验后分布,进一步实现对电容器剩余寿命

的实时预测,最后通过实例分析表明文中的方法有效提高了剩余寿命预测的精度。文中只研究了先验信息为退化数据的情况,当先验信息中既有退化数据信息,又有寿命数据信息时,如何有效地融合信息来提高评定的精度还需要进一步研究。

参考文献:

- [1] Ennis J B, MacDougall F W, Cooper R A, et al. Self-healing Pulse Capacitors for the National Ignition Facility (NIF) [C]//Proc of 12th IEEE International Pulsed Power Conference, 1999: 118 - 121.
- [2] 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.
- [3] 赵建印,刘芳,孙权,等. 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.
- [4] Larson D W, Macdougall F W, Hardy P, et al. The Impact of High Energy Density Capacitors with Metallized Electrode in Large Capacitor Banks for Nuclear Fusion Application [C]//Proc of 9th IEEE International Pulsed Power Conference, 1993: 735 - 742.
- [5] Merritt B T, Whitham K. Performance and Cost Analysis of Large Capacitor Banks Using Weibull Statistics and MTBF [C]//Proc 3rd of IEEE International Pulsed Power Conference, 1981: 223 - 227.
- [6] 孙权,钟征,周经伦,等. 自愈式金属化膜脉冲电容器耗损失效模型[J]. 强激光与粒子束, 2004, 16(8): 1000 - 1004.
- [7] Zhao J Y, Liu F. Reliability Assessment of the Metallized Film Capacitors from Degradation Data [J]. Microelectronic Reliability, 2007, 47: 434 - 436.
- [8] 赵建印,彭宝华,孙权,等. 金属化膜脉冲电容器退化失效分析[J]. 高电压技术, 2006, 32(3): 62 - 64.
- [9] 赵建印,刘芳,孙权,等. 基于耗损失效模型的金属化膜脉冲电容器可靠性评估[J]. 强激光与粒子束, 2005, 17(7): 1031 - 1034.
- [10] 赵焯,董豆豆,周经伦,等. 基于贝叶斯方法的退化失效型产品实时可靠性评估[J]. 国防科技大学学报, 2007, 29(6): 115 - 120.
- [11] Whitmore G A. Estimating Degradation by a Wiener Diffusion Process Subject to Measurement Error [J]. Life time Data Analysis, 1995 (1): 307 - 319.
- [12] Whitmore G A, Schenkelberg F. Modelling Accelerated Degradation Data Using Wiener Diffusion with a Time Scale Transformation [J]. Lifetime Data Analysis, 1997 (3): 27 - 43.
- [13] Wang X. Wiener Processes with Random Effects for Degradation Data [J]. Journal of Multivariate Analysis, 2010, 101: 340 - 351.
- [14] Whitmore G A. Normal-gamma Mixtures of Inverse Gaussian Distributions [J]. Scandinavian Journal of Statistics, 1986, 13: 211 - 220.
- [15] Zhang M Y, Zhang L Y. Application of Inverse Gaussian Distribution in Mathematical Theory of Reliability [J]. Journal of Lanzhou University (Natural Sciences), 2002, 39(2): 23 - 25.
- [16] Robinson M E, Crowder M J. Bayesian Methods for a Growth-Curve Degradation Model with Repeated Measures [J]. Lifetime Data Analysis, 2000 (6): 357 - 374.
- [17] Bernardo J M. Algorithm AS 103: psi (digamma) Function [J]. Appl Statist, 1976, 25(3): 315 - 317.

(上接第42页)

参考文献:

- [1] Van Wie D M, Kwok F T, Walsh R F. Starting Characteristics of Supersonic Inlets [R]. AIAA 96 - 2914, 1996.
- [2] Thomas J B, Hiatt D, Fastenberg H. CFD Modeling of the Hypersonic Inlet Starting Problem [R]. AIAA 2006 - 123.
- [3] Tahir R B, Molder S, Timofeev E V. Unsteady Starting of High Mach Number Air Inlets-A CFD Study [R]. AIAA 2003 - 5191, 2003.
- [4] 袁化成,梁德旺. 高超声速进气道再起动力特性分析[J]. 推进技术, 2006, 27(5): 390 - 393.
- [5] 丁海河,王发民. 高超声速进气道起动力特性数值研究[J]. 宇航学报, 2007, 28(6).
- [6] Falempin F, Wendling E, Goldfeld M, et al. Experimental Investigation of Starting Process for a Variable Geometry Air Inlet operating from Mach 2 to Mach 8 [R]. AIAA 2006 - 4513.
- [7] Molder S, Timofeev E V, Tahir R B. Flow Starting in High Compression Hypersonic Air Inlets by Mass Spillage [R]. AIAA 2004 - 4130, 2004.
- [8] Timofeev E V, Tahir R B, Molder S. On Recent Development Related to Flow Staring in Hypersonic Air Intakes [R]. AIAA 2008 - 2512, 2008.
- [9] 王翼,范晓楠,梁剑寒,等. 开启式高超声速进气道启动性能试验[J]. 航空动力学报, 2008, 23(6).
- [10] 袁化成,梁德旺. 抽吸对高超声速进气道起动力特性的影响[J]. 推进技术, 2006, 27(6).
- [11] 潘瑾,张望元. 移动唇口变收缩比侧压式进气道反压特性和自起动力性能[J]. 航空动力学报, 2009, 24(1).
- [12] 梁德旺,李博,容伟. 热完全气体的热力学特征及其 N - S 方程的求解[J]. 南京航空航天大学学报, 2003, 35(4): 424 - 429.
- [13] Enami S, Trexler C A. Experimental Investigation of Inlet Combustor Isolators for a Dual-Mode Scramjet at a Mach Number of 4 [R]. NASA Technical Paper 3502, 2001.
- [14] Tam C J, Hagenmaier M A. Unsteady Analysis of Scramjet Inlet Flowfields Using Numerical Simulations [J]. AIAA 99 - 16484, 1999.