

金属化膜脉冲电容器剩余寿命预测方法研究

彭宝华, 周经伦, 冯 静, 刘学敏

(国防科学技术大学信息系统与管理学院, 湖南长沙 410073)

摘 要: 金属化膜脉冲电容器是惯性约束聚变激光装置的重要元器件之一, 其寿命预测是激光装置维护和备件决策制定的依据. 在分析金属化膜脉冲电容器退化失效机理的基础上, 采用 Wiener 过程描述其性能退化过程. 进一步考虑到各电容器之间的差异, 将 Wiener 过程的漂移参数和扩散参数看成随机变量, 提出了随机效果 Wiener 过程模型, 由同一批电容器的历史性能退化数据拟合其分布. 在对单个电容器进行寿命预测时, 采用 Bayes 方法融合电容器总体信息与该电容器自身的性能退化信息, 得到其剩余寿命参数的验后估计, 因而在电容器性能退化数据较少时采用该方法能提高剩余寿命预测精度.

关键词: 金属化膜脉冲电容器; 剩余寿命预测; Bayes 方法; Wiener 过程; 信息融合

中图分类号: TP114.3 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2011) 11-2674-06

Residual Lifetime Prediction of Metallized Film Pulse Capacitors

PENG Bao-hua, ZHOU Jing-lun, FENG Jing, LIU Xue-min

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

Abstract: The metallized film capacitor is one of the most important types of components of the laser driver in inertial fusion facility. The residual lifetime of the capacitor is of great value in maintenance and spare parts decision making. We used the Wiener process to model the degradation process based on an analysis of the capacitance degradation mechanism of the metallized film capacitor. Taking the inherent difference of each capacitor into consideration, we proposed to use the Wiener process with random effect, where the drift and diffusion parameters of the Wiener process were treated as random variables, whose distribution were estimated using the degradation data from other capacitors from the same batch. When predicting the residual lifetime of a particular capacitor, a Bayesian method was used to integrate its degradation data and the batch information. Posterior distribution of the residual lifetime parameters were deduced. The proposed method can improve the precision of prediction when its degradation data are few.

Key words: metallized film pulse capacitor; residual lifetime prediction; Bayesian method; Wiener process; information fusion

1 引言

金属化膜脉冲电容器是惯性约束聚变(ICF)激光装置能源系统的重要元器件之一, 它为 ICF 装置提供能量. 通常 ICF 装置中包括大量的金属化膜脉冲电容器, 如美国的 NIF 装置中使用大约 4000 个电容器^[1]. 由于电容器数量大且价格较高, 其更换和备件策略不仅影响装置的维护和使用费用, 而且直接影响其可用性水平. 金属化膜脉冲电容器的剩余寿命是其更换和备件策略制定的重要依据, 因而对电容器进行剩余寿命预测具有重要意义.

经典的寿命预测方法是基于产品寿命数据的, 得到的结果反映一批产品的总体水平. 对金属化膜脉冲电容器, 由于不同个体之间本身可能存在差异, 在实际使用

中如果将其统一处理, 并据此确定电容器的维护和备件策略, 则不仅会导致 ICF 装置的可用性降低, 还会造成维护费用的浪费, 因此有必要针对电容器个体进行寿命预测.

金属化膜脉冲电容器具有退化失效的特点, 其容值随着使用时间的增长而不断下降, 当超出规定范围时该电容器失效. 而对于退化型失效的产品来说, 相对于寿命数据, 退化数据有时包含更多的可靠性信息. 文献[2~4]等建立了轴承振幅的退化模型, 并对其剩余寿命进行预测; 文献[5]等利用核电站金属管道厚度的退化数据对其管道寿命进行了预测; 文献[6]对桥架大梁的退化过程进行建模, 给出了桥梁的剩余寿命. 对金属化膜脉冲电容器, 文献[7~9]分别建立了金属化膜脉冲电容器的性能退化模型, 利用性能退化数据对其可靠性进行

建模分析.然而,其研究都是针对电容器总体进行的,没有考虑到各电容器之间的差异.文献[10]给出了电容器个体的在线可靠性模型及性能预计方法,其中仅利用了电容器个体的性能退化数据,当性能退化数据较少时,其方法难以适用.

本文在分析金属化膜脉冲电容器退化失效机理的基础上,采用 Wiener 过程建立其性能退化模型.考虑到各电容器之间的差异,将 Wiener 过程的漂移参数和扩散参数看成随机变量,提出随机效应 Wiener 过程模型,由同一批电容器的历史性能退化数据拟合其分布.对单个电容器进行寿命预测时,采用 Bayes 方法融合电容器总体信息与该电容器自身的性能退化信息,得到其剩余寿命分布,因而在电容器性能退化数据较少时采用该方法能提高剩余寿命预测精度.

2 金属化膜脉冲电容器退化过程建模

金属化膜脉冲电容器由两张单面蒸涂厚约 20 ~ 100nm 薄金属的有机膜绕卷而成的.由于膜在生产过程中不可避免地存在带有杂质或缺陷的区域,从而使得这些区域的耐电强度较低,形成“电弱点”.电容器在工作过程中首先外加电压充电,然后瞬间放电为能源系统提供能量.在充放电的过程中,由于外加电压不断作用,电弱点处薄膜会先被击穿而形成放电通道;薄膜被击穿的同时,电荷通过击穿点形成大电流,引起局部高温,击穿点处的薄金属层会迅速蒸发并向外扩散使绝缘恢复.这样,局部击穿不会影响到整个电容器,电容器仍然可以使用,这一过程称为“自愈”^[11,12].单次自愈过程所造成的仅是电容量极微小的损失,数千次的自愈才导致电容量明显减少.随着电容器充放电次数的增加,电容器的容值逐渐下降.当电容器的容值下降量处于一定的界限内时,电容器的性能还是稳定的,但一旦超过该界限,电容器的性能便急剧恶化,介质损耗迅速上升,电容量也迅速衰减,导致电容器失效.对在高场强下的储能金属化膜脉冲电容器,当电容量损失超过初始容值 5% 时,每次充放电造成的电容量损失会大大上升,使得电容器的性能不再可靠,因此以 5%

的电容量损失为金属化膜脉冲电容器工作寿命终止的指标^[11],其工作时间指的是充放电次数,工作寿命指其容值下降量小于 5% 时的充放电次数.图 1 给出了 8 个电容器的容值退化量随电容器冲放电的变化过程.

假设在工作时间 $s, t (s < t)$ 电容器的容值分别为 $Y(s), Y(t)$,则在时间段 $\Delta t = t - s$ 内容值的退化量为 $\Delta Y = Y(t) - Y(s)$.根据电容器容值的退化过程, ΔY 是很多次“自愈”造成的微小损失的和,而每一次“自愈”所造成的损失可以看成是相互独立的很小的随机量,因而 ΔY 是很多相互独立的随机量的和.由中心极限定理, ΔY 服从正态分布,可以假设金属化膜电容器的电容量退化过程为 Wiener 过程 $Y(t; \mu, \sigma) = \mu t + \sigma W(t)$,其中 $W(t)$ 为标准布朗运动, μ, σ 为未知参数.

假设 l 为产品的失效阈值,即当产品的性能退化量达到 l 时产品失效,则产品的失效时间为性能退化量首次达到失效阈值 l 的时间,文献[13]给出了 T 的分布为逆高斯分布:

$$F(t) = \Phi\left(\frac{\mu t - l}{\sigma \sqrt{t}}\right) + \exp\left(\frac{2\mu l}{\sigma^2}\right) \Phi\left(\frac{-l - \mu t}{\sigma \sqrt{t}}\right)$$

其中 $\Phi(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^x e^{-\frac{t^2}{2}} dt$ 是标准正态分布的分布函数.其概率密度函数为:

$$f(t) = \sqrt{\frac{l^2}{2\pi\sigma^2 t^3}} \exp\left[-\frac{(l - \mu t)^2}{2\sigma^2 t}\right]$$

对同一批电容器,考虑到各电容器在材料、制造过程等方面的差异,认为各电容器的退化模型参数 μ_i, σ_i 不同,但其服从同一分布,即电容器的性能退化过程可以采用随机效应 Wiener 过程模型进行描述.记 $\sigma^2 = D$,由于 $D > 0$,则 $1/D > 0$,因而可以假设 $1/D$ 服从 Gamma 分布,则 D 服从逆 Gamma 分布,即

$$g_D(x; \alpha_0, \beta_0) = \frac{\alpha_0^{\beta_0}}{\Gamma(\beta_0)} x^{-(\beta_0+1)} e^{-\frac{\alpha_0}{x}}, x > 0, \alpha_0 > 0, \beta_0 > 0$$

进一步假设在给定 σ^2 的条件下 μ 服从正态布,即 $\mu | \sigma^2 \sim N(\mu_0, \eta_0 \sigma^2)$.

3 金属化膜电容器的剩余寿命预测

对某一电容器来说,如果已知其性能退化过程参数 μ, σ 和当前累计退化量为 Y_k ,由 Wiener 过程的独立增量性质可知,该电容器的剩余寿命分布为

$$f(t) = \sqrt{\frac{(l - Y_k)^2}{2\pi\sigma^2 t^3}} \exp\left[-\frac{(l - Y_k - \mu t)^2}{2\sigma^2 t}\right] \quad (1)$$

因而对单个电容器进行剩余寿命预测首先需要确定该电容器退化过程的参数 μ, σ .然而,当电容器的性能退化数据较少时,仅利用退化数据得到的退化参数的估计精度不高.对单个电容器进行剩余寿命预测时,可以首先根据这一批电容器的历史性能退化数据得到

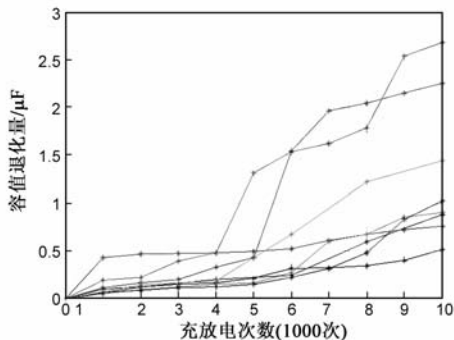


图1 金属化膜脉冲电容器容值退化曲线

μ_i, σ_i 的分布, 然后以此分布作为该电容器退化参数的验前分布, 采用 Bayes 方法融合电容器总体信息和该电容器的性能退化信息, 提高退化参数的估计精度, 进而提高电容器的寿命预测精度.

3.1 验前分布的确定

假设从同一批电容器中抽取 n 个进行性能退化试验, 对电容器 i , 分别在时刻 $t_{i0}=0, t_{i1}, t_{i2}, \dots, t_{im_i}$ 对其进行 m_i+1 次测量, 其中 $i=1, 2, \dots, n$, 得到如下测量数据:

$$\begin{aligned} & Y(t_{i0}), Y(t_{i1}), Y(t_{i2}), \dots, Y(t_{im_i}) \\ & Y(t_{20}), Y(t_{21}), Y(t_{22}), \dots, Y(t_{2m_2}) \\ & \vdots \\ & Y(t_{n0}), Y(t_{n1}), Y(t_{n2}), \dots, Y(t_{nm_n}) \end{aligned}$$

对上面的测量数据, 记 $\Delta Y_{ij} = Y(t_{ij}) - Y(t_{i(j-1)})$, 则 ΔY_{ij} 为电容器 i 在 t_{ij} 到 $t_{i(j+1)}$ 之间的容值退化量, 从而得到如下的数据:

$$\begin{aligned} & \Delta Y_{11}, \Delta Y_{12}, \dots, \Delta Y_{1m_1} \\ & \Delta Y_{21}, \Delta Y_{22}, \dots, \Delta Y_{2m_2} \\ & \vdots \\ & \Delta Y_{n1}, \Delta Y_{n2}, \dots, \Delta Y_{nm_n} \end{aligned}$$

由 Wiener 过程的性质可知

$$\Delta Y_{ij} \sim N(\mu_i \Delta t_{ij}, \sigma_i^2 \Delta t_{ij})$$

其中 $\Delta t_{ij} = t_{ij} - t_{i(j-1)}, j=1, 2, \dots, m_i$. 参数 μ_i, σ_i^2 的似然函数为

$$L(\mu_i, \sigma_i^2) = \prod_{j=1}^{m_i} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_i^2\Delta t_{ij}}} \exp\left[-\frac{(\Delta Y_{ij} - \mu_i \Delta t_{ij})^2}{2\sigma_i^2\Delta t_{ij}}\right]$$

由极大似然方法得到

$$\hat{\mu}_i = \frac{Y_{im_i}}{t_{im_i}}, \hat{\sigma}_i^2 = \frac{1}{m_i} \left[\sum_{j=1}^{m_i} \frac{(\Delta Y_{ij})^2}{\Delta t_{ij}} - \frac{Y_{im_i}^2}{t_{im_i}} \right] \quad (2)$$

得到各电容器的退化参数的估计 $\hat{\mu}_i, \hat{\sigma}_i^2$ 后, 可以拟合得到 μ 和 D 的分布参数. 令 $\hat{D}_i = \hat{\sigma}_i^2$, 则 D 的分布参数 α_0, β_0 可以通过求解下面的方程组得到^[15]

$$\begin{cases} \ln \beta_0 - \phi(\beta_0) = \ln \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{1}{\hat{D}_i}}{\left(\prod_{i=1}^N \frac{1}{\hat{D}_i} \right)^{\frac{1}{N}}} \\ \alpha_0 = \frac{\beta_0}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{1}{\hat{D}_i}} \end{cases} \quad (3)$$

其中 $\phi(\beta_0) = \frac{d\Gamma(\beta_0)}{d\beta_0} / \Gamma(\beta_0)$.

由于 $\mu \sim N(\mu_0, \eta_0 D)$, 参数 μ_0, η_0 的对数似然函数为

$$\begin{aligned} \ln L(\mu_0, \eta_0) = & -\frac{n}{2} \ln 2\pi - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \hat{D}_i - \frac{n}{2} \ln \eta_0 \\ & - \frac{1}{2\eta_0} \left(\sum_{i=1}^n \frac{\hat{\mu}_i^2}{\hat{D}_i} - 2\mu_0 \sum_{i=1}^n \frac{\hat{\mu}_i}{\hat{D}_i} + \mu_0^2 \sum_{i=1}^n \frac{1}{\hat{D}_i} \right) \end{aligned}$$

由极大似然方法得到

$$\begin{cases} -\frac{1}{\eta_0} \left(-\sum_{i=1}^n \frac{\hat{\mu}_i}{\hat{D}_i} + \mu_0 \sum_{i=1}^n \frac{1}{\hat{D}_i} \right) = 0 \\ -\frac{n}{2\eta_0} + \frac{1}{2\eta_0^2} \left(\sum_{i=1}^n \frac{\hat{\mu}_i^2}{\hat{D}_i} - 2\mu_0 \sum_{i=1}^n \frac{\hat{\mu}_i}{\hat{D}_i} + \mu_0^2 \sum_{i=1}^n \frac{1}{\hat{D}_i} \right) = 0 \end{cases} \quad (4)$$

解上面的方程组得到

$$\begin{cases} \hat{\mu}_0 = \sum_{i=1}^n \frac{\hat{\mu}_i}{\hat{D}_i} / \sum_{i=1}^n \frac{1}{\hat{D}_i} \\ \hat{\eta}_0 = \frac{1}{n} \left[\sum_{i=1}^n \frac{\hat{\mu}_i^2}{\hat{D}_i} - \left(\sum_{i=1}^n \frac{\hat{\mu}_i}{\hat{D}_i} \right)^2 / \sum_{i=1}^n \frac{1}{\hat{D}_i} \right] \end{cases}$$

3.2 寿命预测

对某一具体电容器, 由前面的假设可知, μ, D 的验前分布为

$$\begin{aligned} \pi(\mu, D) &= \pi(D)\pi(\mu|D) \\ &\propto D^{-\frac{1}{2}} e^{-\frac{1}{2\eta_0 D}(\mu - \mu_0)^2} \cdot D^{-(\beta_0+1)} e^{-\frac{\alpha_0}{D}} \end{aligned}$$

其中 $\alpha_0, \beta_0, \mu_0, \eta_0$ 由式(3)、(4)估计得到.

假设在时刻 $t_0=0, t_1, \dots, t_k$ 测得某一电容器的性能退化量为 Y_0, Y_1, \dots, Y_k , 记 $\Delta Y_j = Y_j - Y_{j-1}, \tau_j = \tau_j - \tau_{j-1}$, 则由 Bayes 方法可以得到

$$\begin{aligned} \pi(\mu, D|\Delta Y_1, \Delta Y_2, \dots, \Delta Y_k) \\ \propto \pi(\mu, D) L(\Delta Y_1, \Delta Y_2, \dots, \Delta Y_k|\mu, D) \end{aligned}$$

其中, $L(\Delta Y_1, \Delta Y_2, \dots, \Delta Y_k|\mu, D)$ 为性能退化测量数据的似然函数

$$L(\Delta Y_1, \Delta Y_2, \dots, \Delta Y_k|\mu, D) = \prod_{i=1}^k \phi(\Delta Y_i|\mu, D)$$

在这里, 考虑电容器的性能退化测量为不等时间间隔测量的情况.

$$\begin{aligned} \pi(\mu, D|\Delta Y_1, \Delta Y_2, \dots, \Delta Y_k) \\ \propto \pi(\mu, D) L(\Delta Y_1, \Delta Y_2, \dots, \Delta Y_k|\mu, D) \\ \propto \pi(\mu, D) \phi(\Delta Y_1|\mu, D) \prod_{i=2}^k \phi(\Delta Y_i|\mu, D) \\ \propto \pi(\mu, D|\Delta Y_1) L(\Delta Y_2, \dots, \Delta Y_k|\mu, D) \\ \dots \\ \propto \pi(\mu, D|\Delta Y_1, \Delta Y_2, \dots, \Delta Y_{k-1}) L(\Delta Y_k|\mu, D) \end{aligned}$$

为了计算上式, 首先计算 $\pi(\mu, D|\Delta Y_b)$, 其中 $b=1, 2, \dots, k$.

令 $\mu_b = \mu\tau_b, D_b = D\tau_b$, 则 $\mu = \mu_b/\tau_b = \lambda_b\mu_b, D = D_b/\tau_b = \lambda_b D_b$, 其中 $\lambda_b = 1/\tau_b$. (μ, D) 的验前分布为

$$\pi(\mu, D) \propto D^{-\frac{1}{2}} e^{-\frac{1}{2\eta_0 D}(\mu - \mu_0)^2} \cdot D^{-(\beta_0+1)} e^{-\frac{\alpha_0}{D}}$$

由随机向量函数的分布得到

$$\pi(\mu_b, D_b) \propto |J| \cdot (\lambda_b D_b)^{-\frac{1}{2}} e^{-\frac{1}{2\eta_0 \lambda_b D_b} (\lambda_b \mu_b - \mu_0)^2} \cdot (\lambda_b D_b)^{-(\beta_0+1)} e^{-\frac{\alpha_0}{\lambda_b D_b}}$$

其中 $|J| = \begin{vmatrix} \lambda_b & 0 \\ 0 & \lambda_b \end{vmatrix} = \lambda_b^2$ 为常数,则

$$\pi(\mu_b, D_b) \propto (\lambda_b D_b)^{-\frac{1}{2}} e^{-\frac{1}{2\eta_0 \lambda_b D_b} (\lambda_b \mu_b - \mu_0)^2} \cdot (\lambda_b D_b)^{-(\beta_0+1)} e^{-\frac{\alpha_0}{\lambda_b D_b}}$$
$$\propto D_b^{-\frac{1}{2}} e^{-\frac{1}{2\eta_0 D_b} (\mu_b - \tau_b \mu_0)^2} \cdot D_b^{-(\beta_0+1)} e^{-\frac{\alpha_0 \tau_b}{D_b}}$$

由于 $\Delta Y_b \sim N(\mu_b, D_b)$, 则 μ_b, D_b 的验后分布为

$$\pi(\mu_b, D_b | \Delta Y_b) = \pi(\Delta Y_b | \mu_b, D_b) \cdot \pi(\mu_b, D_b)$$
$$\propto D_b^{-\frac{1}{2}} e^{-\frac{1}{2\eta_0 D_b} (\mu_b - \tau_b \mu_0)^2} \cdot D_b^{-(\beta_0+1)} e^{-\frac{\alpha_0 \tau_b}{D_b}} \cdot D_b^{-\frac{1}{2}} e^{-\frac{(\Delta Y_b - \mu_b)^2}{2D_b}}$$

对上式进行整理

$$\pi(\mu_b, D_b | \Delta Y_b) \propto D_b^{-\frac{1}{2}} e^{-\frac{1}{2D_b} \left(1 + \frac{1}{\eta_0 \tau_b}\right) \left(\mu_b - \frac{\tau_b \mu_0 + \tau_b \eta_0 \Delta Y_b}{1 + \eta_0 \tau_b}\right)^2} \cdot D^{-(\beta_0 + \frac{1}{2} + 1)} e^{-\frac{1}{D_b} \left[\alpha_0 \tau_b + \frac{(\Delta Y_b - \tau_b \mu_0)^2}{2(1 + \eta_0 \tau_b)}\right]}$$

同样由随机向量函数的分布得到 (μ, D) 的验后分布为

$$\pi(\mu, D | \Delta Y_b) \propto D^{-\frac{1}{2}} \cdot e^{-\frac{\left(\mu - \frac{\mu_0 + \eta_0 \Delta Y_b}{1 + \eta_0 \tau_b}\right)^2}{\frac{2\eta_0 D}{1 + \eta_0 \tau_b}}} \cdot D^{-(\beta_0 + 1 + \frac{1}{2})} e^{-\frac{1}{D} \left[\alpha_0 + \frac{(\Delta Y_b - \tau_b \mu_0)^2}{2\tau_b(1 + \eta_0 \tau_b)}\right]}$$

即

$$\pi(\mu, D | \Delta Y_b) \propto D^{-\frac{1}{2}} e^{-\frac{1}{2\eta_1 D} (\mu - \mu_1)^2} \cdot D^{-(\beta_1+1)} e^{-\frac{\alpha_1}{D}}$$

其中

$$\begin{cases} \eta_1 = \frac{\eta_0}{1 + \eta_0 \tau_b} \\ \mu_1 = \frac{\mu_0 + \eta_0 \Delta Y_b}{1 + \eta_0 \tau_b} \\ \alpha_1 = \alpha_0 + \frac{(\Delta Y_b - \tau_b \mu_0)^2}{2\tau_b(1 + \eta_0 \tau_b)} \\ \beta_1 = \beta_0 + \frac{1}{2} \end{cases} \quad (5)$$

由上面的计算过程可知, $\pi(\mu, D | \Delta Y_1, \Delta Y_2, \cdots, \Delta Y_k)$ 也为正态-逆 Gamma 分布, 其参数 $\eta_k, \mu_k, \alpha_k, \beta_k$ 可以根据上面的方法递推得到.

得到 $\pi(\mu, D | \Delta Y_1, \Delta Y_2, \cdots, \Delta Y_k)$ 后, μ 和 D 的验后边缘密度为分别为

$$\pi(\mu | \Delta Y_1, \Delta Y_2, \cdots, \Delta Y_k) \quad (6)$$

$$\begin{aligned} &= \int_0^{+\infty} \pi(\mu, D | \Delta Y_1, \Delta Y_2, \cdots, \Delta Y_k) dD \\ &\pi(D | \Delta Y_1, \Delta Y_2, \cdots, \Delta Y_k) \quad (7) \\ &= \int_{-\infty}^{+\infty} \pi(\mu, D | \Delta Y_1, \Delta Y_2, \cdots, \Delta Y_k) d\mu \end{aligned}$$

在平方损伤函数下, μ 和 D 的 Bayes 估计 $\hat{\mu}, \hat{D}$ 分别为

$$\hat{\mu} = E[\mu | \Delta Y_1, \Delta Y_2, \cdots, \Delta Y_k] \quad (8)$$
$$\hat{D} = E[D | \Delta Y_1, \Delta Y_2, \cdots, \Delta Y_k]$$

将 $\hat{\mu}, \hat{D}$ 代入式(4)可以得到产品的剩余寿命分布.

4 计算

共有 8 个电容器进行性能退化试验, 每个电容器在 0, 1000, 2000, 3000, 4000, 5000, 6000, 7000, 8000, 9000, 10000 次充放电后测量其电容量, 图 1 给出了电容值随充放电次数的退化情况. 表 1 给出了由式(2)计算得到的各电容器的性能退化参数的估计值 $\hat{\mu}_i, \hat{\sigma}_i^2$.

表 1 各电容器退化过程参数的估计结果			
	$\hat{\mu}_i$	$\hat{\sigma}_i^2$	$1/\hat{\sigma}_i^2$
电容器 1	0.051	0.001566	638.75
电容器 2	0.076	0.01612	62.052
电容器 3	0.09	0.009533	104.9
电容器 4	0.225	0.10821	9.2417
电容器 5	0.268	0.08044	12.432
电容器 6	0.102	0.01137	87.925
电容器 7	0.088	0.005508	181.6
电容器 8	0.144	0.017716	56.448

拟合得到 $1/\sigma^2$ 的分布参数为 $\hat{\alpha}_0 = 0.0054, \hat{\beta}_0 = 0.784$, 采用 Kolmogorov 分布假设进行检验, 取显著性水平为 0.2, 计算得到检验统计量 $D_n = 0.3267 < D_{8,0.2} = 0.3583$, 因而不能拒绝 $1/\sigma^2$ 为 gamma 分布的假设. 进一步由式(4)计算得到 μ 的分布参数为 $\hat{\mu}_0 = 0.07389, \hat{\eta}_0 = 0.1781$.

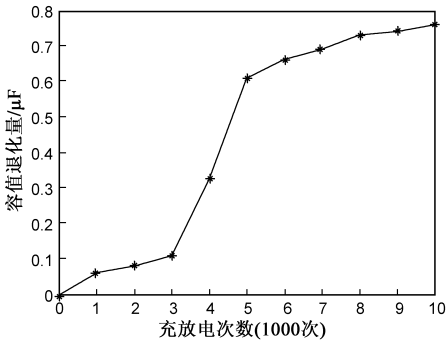


图2 待预测电容器的电容器退化情况

在实际运行过程中每隔 1000 次充放电测量各电容器的容值退化量, 图 2 给出了某电容器运行过程中的容值退化情况. 该电容器退化参数的验前分布 $\pi(\mu, D)$ 为

$$\pi(\mu, D) \propto D^{-\frac{1}{2}} e^{-\frac{1}{0.3562D} (\mu - 0.07389)^2} \cdot D^{-1.784} e^{-\frac{0.0054}{D}}$$

记其退化数据为 $\Delta C = (\Delta C_1, \Delta C_2, \cdots, \Delta C_{10})$. 为了计算方便, 记时间单位为 1000 次充放电, 则在 $t = 5$ (5000 次充放电) 和 $t = 10$ (10000 次充放电) 后得到的退化参数验后分布为

$$\begin{aligned} \pi(\mu, D | \Delta C_1, \dots, \Delta C_5) \\ = D^{-\frac{1}{2}} e^{-\frac{1}{0.128D}(\mu - 0.0966)^2} \cdot D^{-4.284} e^{-\frac{0.0378}{D}} \\ \pi(\mu, D | \Delta C_1, \dots, \Delta C_{10}) \\ = D^{-\frac{1}{2}} e^{-\frac{1}{0.128D}(\mu - 0.0752)^2} \cdot D^{-6.784} e^{-\frac{0.0458}{D}} \end{aligned}$$

由式(6)~(8)可以计算得到该电容器在 5000 次和 10000 次充放电后的退化参数估计。表 2 给出了采用数值方法计算得到的参数点估计和置信度为 95% 的区间估计的结果,图 3 给出了该电容器 5000 次充放电和 10000 次充放电后的剩余寿命分布密度。另外,为了作比较,表 2,表 3 还给出了仅利用该电容器性能退化数据得到的参数点估计和 bootstrap 区间估计。

表 2 5000 次充放电后电容器的剩余寿命分布参数估计结果

	点估计	区间估计/区间长度
论文提出的方法	μ 0.0966	(0.05619, 0.1365)/0.0803
	σ 0.06632	(0.06171, 0.07134)/0.0096
仅利用该电容器的退化数据	μ 0.122	(0.038, 0.204)/0.166
	σ 0.11367	(0.01732, 0.1395)/0.1222

表 3 10000 次充放电后电容器的剩余寿命分布参数估计结果

	点估计	区间估计/区间长度
论文提出的方法	μ 0.0752	(0.04248, 0.1077)/0.0652
	σ 0.0662	(0.06165, 0.07111)/0.0095
仅利用该电容器的退化数据	μ 0.072	(0.031, 0.127)/0.096
	σ 0.086313	(0.015092, 0.12396)/0.1089

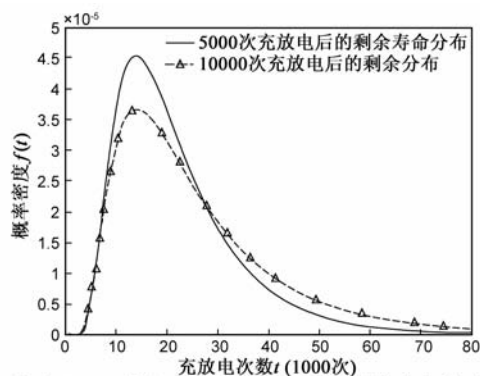


图 3 电容器 5000 次和 10000 次充放电后的剩余寿命密度曲线

由表 2,表 3 可以看出,两种情况下采用本文的方法得到参数的区间估计长度较短,即参数的估计精度更高。另外,采用两种方法得到的 5000 次充放电后的参数点估计结果差异较大,这是因为 5000 次充放电后得到的退化数据样本量较小,其估计可能带来较大误差;而 10000 次充放电后得到的退化数据样本量有所增加,因而采用两种方法得到的参数点估计结果差异减小。

5 结论

金属化膜脉冲电容器是惯性约束聚变激光装置中大量使用的一种重要元件,电容器的剩余寿命预测是激光装置维护和备件策略制订的重要决策依据,对整

个装置的可用性、运行总费用产生等有着重要影响。由于金属化膜脉冲电容器具有“软失效”的特点,同时考虑到各电容器之间的差异,论文采用 Bayes 方法融合电容器的总体信息以及单个电容器的退化信息,给出了一种寿命预测方法,其主要步骤如下:

(1)确定金属化膜脉冲电容器的退化过程模型。

(2)考虑个体的差异,确定退化过程模型参数的分布形式,作为个体退化参数验前分布。

(3)利用同一批产品的退化数据估计退化参数验前分布的参数值。

(4)利用 Bayes 方法融合单个电容器的退化数据,得到剩余寿命分布。

需要说明的是,由于本文的方法仅对金属化膜脉冲电容器进行了应用,可以作为其寿命预测提供参考,而要验证该方法的有效性还需要将该方法应用于更多产品和实际试验数据。此外,尽管本文的方法是针对金属化膜脉冲电容器提出的,该方法同样适用于其他长寿命、高可靠性的退化失效产品,不失为解决该类型产品寿命预测的途径之一。

参考文献

- [1] M A Newton, D W Larson, R L Anderson et al. Power conditioning development for the national ignition facility [A]. in Proceedings of SPIE Second International Conference on Solid State Lasers for Application to Inertial Confinement Fusion [C]. Paris: SPIE-International Society for Optical Engine, 1996.
- [2] N Gebraeel, A Elwandy, J Pan. Residual life predictions in the absence of prior degradation knowledge[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2009, 58(1): 106 – 117.
- [3] N Gebraeel, J Pan. Prognostic degradation models for computing and updating residual life distributions in a time-varying environment[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2008, 57(4): 539 – 550.
- [4] N Gebraeel, M Lawley, R Li et al. Residual-life distributions from component degradation signals: A Bayesian approach[J]. IIE Transactions, 2005, 37(6): 543 – 557.
- [5] X X Yuan, A Pandey. A nonlinear mixed-effects model for degradation data obtained from in-service inspections[J]. Reliability Engineering and System Safety, 2009, 94(2): 509 – 519.
- [6] X Wang. Wiener processes with random effects for degradation data[J]. Journal of Multivariate Analysis, 2008, 102(2): 340 – 351.
- [7] Q Sun, J Zhou, Z Zhong et al. Gauss-poisson joint distribution model for degradation failure[J]. IEEE Trans on Plasma Science, 2004, 32(5): 1864 – 1868.
- [8] J Zhao, F Liu. Reliability assessment of the metallized film ca-

- pacitors from degradation data[J]. Microelectronic Reliability, 2007, 47(2-3): 434-436.
- [9] 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): 378-381.
- Zhao Jianyin, Liu Fang, Sun Quan, et al. Reliability estimate of metallized-film pulse capacitor from degradation Data[J]. Acta Electronica Sinica, 2005, 33(2): 378-381. (in Chinese)
- [10] 赵建印, 刘芳, 孙权, 等. 金属化膜脉冲电容器在线可靠性评估与性能预计[J]. 兵工学报, 2006, 27(2): 265-268.
- Zhao Jianyin, Liu Fang, Sun Quan, et al. On-line reliability estimation and performance prediction for metallized film pulse capacitor[J]. Acta Armamentar II, 2006, 27(2): 265-268. (in Chinese)
- [11] 代新, 林福昌, 李劲, 等. 高场强下金属化膜脉冲电容器失效的原因[J]. 高电压技术, 2000, 26(5): 27-29.
- Dai Xin, Lin Fuchang, Li Jin, et al. Failure mechanism of metallized film pulse capacitors under high electric stress[J]. High Voltage Engineering, 2000, 26(5): 27-29. (in Chinese)
- [12] 郭大得. 金属化膜电容器的损耗分析及损坏机理[J]. 电力电容器, 1995, (2): 12-15.
- Guo Dade. Degradation analysis and failure mechanism of metallized film capacitor[J]. Power Capacitor, 1995, (2): 12-15.
- [13] R Chikkara, J Folks. The Inverse Gaussian Distribution: Theory, Methodology, and Applications [M]. New York: Marcell Dekker, 1989.
- [14] R Saricant, J Zimheld, F Macdougall. Capacitors [J]. IEEE Trans on Plasma Science; 1998, 26(5): 1368-1392.
- [15] 茆诗松, 主编. 统计手册[M]. 北京: 科学出版社, 2003.
- Mao Shisong. Statistical Handbook [M]. Beijing: Science Press, 2003. (in Chinese)
- [16] 张金槐, 唐雪梅, 编著. Bayes 方法[M]. 长沙: 国防科大出版社, 1989.
- Zhang Jinhui, Tang Xuemei. Bayesian Methods [M]. Changsha: National University of Defense Technology Press, 1989. (in Chinese)

作者简介



彭宝华 男, 1981 年 12 月出生于湖北黄陂. 2003 年 6 月毕业于华中科技大学控制科学与工程系, 获得工学学士学位. 2003 年 9 月进入国防科技大学信息系统与管理学院学习, 2005 年 12 月获得工学硕士学位, 现为国防科技大学在读博士生, 主要从事装备系统工程方面的研究.

E-mail: baohua_peng@gmail.com



周经伦 男, 博士, 教授, 博士生导师. 1955 年 11 月出生于湖南湘潭. 1982 年、1988 年和 1999 年在国防科技大学分别获得理学学士、工学硕士和工学博士学位. 现为国防科技大学信息系统与管理学院教授, 主要从事装备系统工程、风险管理与决策支持等方面的研究.

E-mail: jlzhou @nudt.edu.cn