

DOI: 10.7652/xjtuxb201306014

采用虚拟样本加速退化试验的复杂电子设备可靠性评估

徐宇亮^{1,3}, 陈西宏¹, 孙际哲¹, 刘瑞峰², 范浩²

(1. 空军工程大学防空反导学院, 710051, 西安; 2. 空军装备研究院防空所, 100085, 北京;

3. 中国人民解放军 93655 部队, 101500, 北京)

摘要: 对复杂电子设备进行可靠性评估时, 针对退化特征量难以确定和试验样本数目有限这两方面的困难, 提出了一种基于虚拟样本加速退化试验(ADT)的电子设备可靠性评估新方法。将相对贴近度的概念引入到退化监测数据的处理中, 以相对贴近度为退化特征量, 并对原始样本进行虚拟增广, 同时对增广样本数据加以修正处理, 从而形成电子设备各应力下的退化轨迹。将该方法与传统的可靠性预测方法相结合, 有效地解决了加速退化试验中极少样本数据的处理问题。实例分析表明: 电子设备的预测寿命与出厂时标定使用寿命的误差为 5.93%, 86.27% 的样品设备使用寿命超过 9 a, 说明该方法可行、有效, 并大大提高了试验的效费比。

关键词: 复杂电子设备; 加速退化试验; 可靠性评估; 退化模型; 虚拟样本

中图分类号: TP277; V442 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2013)06-0079-06

Reliability Assessment for Complicated Electronic Equipment with Virtual Samples of Accelerated Degradation Tests

XU Yuliang^{1,3}, CHEN Xihong¹, SUN Jizhe¹, LIU Ruifeng², FAN Hao²

(1. Air Defense & Antimissile Institute of AFEU, Xi'an 710051, China;

2. Air Defense Institution of EAAF, Beijing 100085, China; 3. Unit 93655 of PLA, Beijing 101500, China)

Abstract: For the reliability assessment of complicated electronic equipment, the thimbleful testing samples and the degradation characters data recognition become the main focuses. Thus, a new approach based on accelerated degradation tests of virtual samples is proposed. Relative nearness degree is introduced for degradation data process, and the degradation characters data are represented by the relative nearness degree, then the original samples are expanded virtually and modified, and the degradation track of electronic equipment under various stresses is obtained. Combining the traditional reliability prediction, the difficulty of thimbleful testing sample is solved in the accelerated degradation tests. Example analysis shows that the error of the life prediction of a kind of electronic equipment is 5.93% by contrast with the factory calibrating error of service life, and the predicted service life of 86.27% samples is more than nine years, which indicates validity and higher ratio of efficiency to cost of the proposed method.

Keywords: complicated electronic equipment; accelerated degradation test reliability assessment; degradation model; virtual sample

对于高可靠、长寿命电子设备的寿命预测, 目前 常采用加速退化试验方法, 它既可体现加速寿命试

收稿日期: 2012-08-28。 作者简介: 徐宇亮(1984—), 男, 博士生; 孙际哲(通信作者), 男, 教授, 博士生导师。 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60971118)。

网络出版时间: 2013-04-17

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1069.T.20130417.1134.003.html>

验能节省试验时间和费用的优点,又可弥补传统方法对无失效数据或极少失效数据寿命评估时精度不高的缺点。相关文献表明,采用该方法对元件级或板级电子设备进行可靠性评估时,均取得了良好的效果^[1-6],而对系统级的复杂电子设备可靠性评估尚处于研究和探讨阶段,相关研究文献较少。

采用加速退化试验方法对复杂电子设备进行可靠性评估时,主要存在两方面的困难。一是复杂电子设备性能参数较多,每个参数都有规定的临界值,当某一或多个参数超出临界值时,意味着设备退化失效。由于复杂电子设备的连接组件是影响其工作性能的关键因素之一,性能参数是否超出临界值则不能完全反映设备整体的退化状态。文献[7]在分析各独立组件退化状态基础上实现了整体电子部件的退化信息提取,但在实际工程应用中,监测复杂电子设备每个独立组件的退化状态,数据处理量大,并且部分组件由于未预留测试点而无法监测。二是用于复杂电子设备加速退化试验的样本数目有限,尤其是对航空、航天飞行器的电子部件进行寿命评估时,大量样本的加速退化试验带来巨大的资源浪费。

为解决上述两方面的困难,本文以某型飞行器电子部件为对象,引入序列相对贴近度的概念,通过加速退化试验,求取每次试验监测序列与样本原始性能参数指标的相对贴近度,以其为退化特征量来确定各应力下电子设备的退化轨迹。退化样本与原始样本的相对贴近度不仅可以很好地反映设备整体的退化趋势,而且通过求取各退化监测序列相互之间的相对贴近度,能对原始样本进行虚拟增广,从而分析复杂电子部件的寿命分布规律。

1 加速退化试验

某型飞行器为一次性使用装备,平时进行筒装密封储存,在对其电子设备的可靠性进行评估时,为减少试验成本,每个应力下不可能采取多个样本进行退化试验,本文将着重研究极少样本下复杂电子设备的寿命可靠性评估。

由于该装备筒装密封存储,相对温度是影响其状态的主要因素。选取 n 个电子部件的试验样本,并且选定一组加速应力水平 $S_1 < S_2 < S_3 < \dots < S_n$,它们均高于正常应力水平 S_0 ,每个应力下选取单个样本进行退化试验。电子元器件的失效机理明确,退化特征量单一且容易监测,但组合级的复杂电子设备由若干板级部件组成,涉及的退化特征量较多。因此,对该飞行器某一组合部件整体进行加速退化

试验时,需要从多个测试点进行数据监测,并加以综合以获取退化信息。在应力 S_i 下的退化数据为

$$Y_i = \begin{bmatrix} y_{i1_1} & y_{i1_2} & \cdots & y_{i1_l} \\ y_{i2_1} & y_{i2_2} & \cdots & y_{i2_l} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ y_{id_1} & y_{id_2} & \cdots & y_{id_l} \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中: y_{ij_k} 表示第 i ($i=1,2,\dots,n$) 个应力水平下第 j ($j=1,2,\dots,d$) 个特征量在第 k ($k=1,2,\dots,l$) 次退化试验后的性能监测值。要求试验时同一应力水平下样本的测量时间间隔具有一致性。

2 虚拟样本及其退化轨迹

2.1 数据标准化处理

复杂电子设备实际运行数据的属性众多,主要包括电压、电流、频率以及增益等,其单位各异且变量取值范围相差较大。直接采用原始采样数据进行分析时,由于量纲影响将导致数据信息丢失和数值计算结果不稳定,因此需要对原始测量数据进行标准化处理。将特征变量的属性值转换到 $[0,1]$ 区间内,本文采用的标准化转换公式为

$$y_p = (x_p - x_p^{\min}) / (x_p^{\max} - x_p^{\min}) \quad (2)$$

式中: y_p 为标准化后的数据; x_p 为第 p 个特征变量监测值; $x_p^{\min}$ 、 $x_p^{\max}$ 为该型电子设备第 p 个特征变量历史运行数据的最小值和最大值。

2.2 基于序列贴近度的原始样本退化轨迹

对复杂电子设备进行加速退化试验时,衡量其失效机理的退化特征量较多,单一的采用某一特征量来确定其退化轨迹不具备说明性。本文引入序列相对贴近度的概念,求取每次监测序列与样本原始特征量的相对贴近度,以其为退化特征量来确定各应力下的退化轨迹。为度量序列的相互“贴近性”,引入序列趋势关联度和 Δ 尺度区间熵的概念。第 i 个应力水平下第 k 次退化试验后的性能退化监测值序列 $\{y_{i1_k}, y_{i2_k}, \dots, y_{id_k}\}$ 与原始评价样本序列 $\{y_{i1_0}, y_{i2_0}, \dots, y_{id_0}\}$ 间的趋势关联度定义为^[8]

$$\alpha = \frac{\sum_{t=1}^{d-1} [(y_{i(t+1)_k} - y_{i_t k})(y_{i(t+1)_0} - y_{i_t 0})]}{(\sum_{t=1}^{d-1} (y_{i(t+1)_k} - y_{i_t k})^2)^{1/2} (\sum_{t=1}^{d-1} (y_{i(t+1)_0} - y_{i_t 0})^2)^{1/2}} \quad (3)$$

监测值与原始样本评价序列的差值记为 $\epsilon_t = y_{i_t k} - y_{i_t 0}$, $t=1,2,\dots,d$ 。设 $\{\epsilon_1, \epsilon_2, \dots, \epsilon_d\}$ 的一维概率密度函数 $f(\epsilon)$ 在 $[a,b]$ 上定义的 Δ 尺度区间熵为

$$\beta = - \sum_{i=1}^N p_i \ln p_i \quad (4)$$

式中: $p_i = \int_{a+(i-1)\Delta}^{\min(b, a+\Delta)} f(\epsilon) d\epsilon / \int_a^b f(\epsilon) d\epsilon$, 且 $\sum_{i=1}^N p_i = 1$; $N = \text{Int}[(b-a)/\Delta] + 1$, Int 表示取整数。

k 时刻的性能退化监测值序列 $\{y_{i1_k}, y_{i2_k}, \dots, y_{id_k}\}$ 相对于原始评价样本序列 $\{y_{i1_0}, y_{i2_0}, \dots, y_{id_0}\}$ 的相对贴度定义为

$$\zeta = e^{-\alpha} \left(\frac{\beta_{\epsilon}(m_{\epsilon} - 3\sigma_{\epsilon}, m_{\epsilon} + 3\sigma_{\epsilon}, \sigma_{\epsilon})}{1.4426} \frac{\sigma_{\epsilon}^2}{\sigma_{id_0}^2} + \frac{m_{\epsilon}^2}{\sigma_{id_0}^2} \right)^{-1} \quad (5)$$

式中: $m_{\epsilon}, \sigma_{\epsilon}^2$ 分别表示监测值与原始评价样本误差序列的均值和方差; $\beta_{\epsilon}(\cdot, \cdot, \cdot)$ 项是 ϵ_i 在区间 $[m_{\epsilon} - 3\sigma_{\epsilon}, m_{\epsilon} + 3\sigma_{\epsilon}]$ 上的 $\Delta = \sigma_{\epsilon}$ 尺度区间熵; 常数 1.4426 是假定 ϵ_i 服从正态分布时 $\beta_{\epsilon}(\cdot, \cdot, \cdot)$ 的取值; $\sigma_{id_0}^2$ 是 $\{y_{i1_0}, y_{i2_0}, \dots, y_{id_0}\}$ 的方差。

根据应力 S_i 下的退化数据 Y_i , 可以求得每次监测数据和初始值的相对贴度 $\{\zeta_{i1}, \zeta_{i2}, \dots, \zeta_{id}\}$, 将其作为各应力下复杂电子设备的退化特征量, 则可更好地反映设备整体的退化趋势。

2.3 样本的虚拟化及退化数据修正处理

研究复杂电子设备的寿命规律, 由于样本数目受限, 试验中每个应力下仅采用一个样本, 属于极小子样试验。对于极小样本的情况, 文献[9]采用随机加权法, 给每个试验样本的监测数据随机加权, 通过数字仿真增大样本量, 这样得到的样本数据随机性较大、误差较高。本文在求得应力 S_i 下每次监测数据与初始值的相对贴度基础上, 原始样本 X_{i0} 经过 1 次应力加速退化后可以近似为一个新的初始样本 X_{i1} , 再分别求出相对于 X_{i1} 的相对贴度作为退化特征量, 依次类推, 可得到更多虚拟样本的退化轨迹。

原始样本经过 m 次退化后, 可得到 m 个虚拟新样本, 但是第 m 个新样本其退化特征序列为 $\{\zeta_{mi_1}, \zeta_{mi_2}, \dots, \zeta_{mi_{l-m}}\}$, 比初始样本少了 m 个退化值。为使增广的虚拟样本的退化值数目和原始样本保持一致, 便于下文的寿命分析和可靠度评估, 本文采用在线 LS-SVM 回归法^[10], 对每个虚拟样本退化数据进行修正处理。

对于在线学习来讲, 样本是窗式移动的, 即样本 $(x_i, y_i), i = k, \dots, k+l-1, x_i \in R^n, y_i \in R$, 随着时刻 k 的递进而翻滚, 每进来一个新样本, 同时就丢掉一个旧样本, 样本个数不变。学习的样本集可以表示为 $\{X(k), Y(k)\}$, 其中 $X(k) = [x_k, x_{k+1}, \dots,$

$x_{k+l-1}]$, $Y(k) = [y_k, y_{k+1}, \dots, y_{k+l-1}]^T, x_k \in R^n, y_k \in R$ 。因此, 核函数矩阵 Q 、待求的 Lagrange 乘子 α 和常值偏差 b 都是 k 的函数。在 k 时刻, 它们可分别表示为

$$Q_{ij}(k) = K(x_{i+k-1}, x_{j+k-1}), \quad i, j = 1, \dots, l$$

$$\alpha(k) = [\alpha_k, \alpha_{k+1}, \dots, \alpha_{k+l-1}]^T; \quad b(k) = b_k$$

则 LS-SVM 的输出式表示为

$$y(k) = \sum_{i=k}^{k+l-1} \alpha_i(k) K(x, x_i) + b(k) \quad (6)$$

设 $U(k) = Q(k) + I/\gamma$, 根据 KKT 最优条件, 得到如下线性方程组

$$\begin{bmatrix} \mathbf{0} & \mathbf{e}_1^T \\ \mathbf{e}_1 & U(k) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b(k) \\ \alpha(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{0} \\ y(k) \end{bmatrix} \quad (7)$$

令 $P(k) = U(k)^{-1}$, 则由式(7)可得

$$b(k) = \frac{\mathbf{e}_1^T P(k) y(k)}{\mathbf{e}_1^T P(k) \mathbf{e}_1} \quad (8)$$

$$\alpha(k) = P(k) \left[y(k) - \frac{\mathbf{e}_1 \mathbf{e}_1^T P(k) y(k)}{\mathbf{e}_1^T P(k) \mathbf{e}_1} \right] = P(k) y(k) - \mathbf{e}_1 b(k) \quad (9)$$

$$P(k) = U^{-1}(k) = [Q(k) + I/\gamma]^{-1} = \begin{bmatrix} h(k) & H(k)^T \\ H(k) & D(k) \end{bmatrix}^{-1} = \begin{bmatrix} \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & D(k)^{-1} \end{bmatrix} + s_h(k) s_h^T(k) c_h(k) \quad (10)$$

$$\mathbf{e}_1 = [1, \dots, 1]^T; \quad h(k) = K(x_k, x_k) + 1/\gamma$$

$$H(k) = [K(x_{k+1}, x_k) + 1/\gamma, \dots, K(x_{k+l-1}, x_k)]^T$$

$$D(k) =$$

$$\begin{bmatrix} K(x_{k+1}, x_{k+1}) + 1/\gamma & \dots & K(x_{k+l-1}, x_{k+1}) \\ \vdots & & \vdots \\ K(x_{k+1}, x_{k+l-1}) & \dots & K(x_{k+l-1}, x_{k+l-1}) + \frac{1}{\gamma} \end{bmatrix}$$

$$s_h(k) = [-1, H^T(k) D^{-1}(k)]^T$$

$$c_h(k) = 1/(h(k) - H^T(k) D^{-1}(k) H(k))$$

在 $k+1$ 时刻, 新样本 (x_{k+1}, y_{k+1}) 加进来, 旧样本 (x_k, y_k) 被抛弃掉, 核函数矩阵变为 $Q_{ij}(k+1) = K(x_{i+k}, x_{j+k}) (i, j = 1, 2, \dots, l)$, 则

$$P(k+1) = U^{-1}(k+1) = [Q(k+1) + I/\gamma]^{-1} \quad (11)$$

在线学习 LS-SVM 回归的退化特征值预测是一个随时间滚动的优化过程, 将其用于增广样本退化特征值数据的修正, 可进一步提高虚拟样本的合理度。综上所述, 基于相对贴度的虚拟样本增广的具体步骤如下。

step1: 由式(5)计算应力 S_i 下样本的退化特征值 $\{\zeta_{i1}, \zeta_{i2}, \dots, \zeta_{id}\}$;

step2:原始样本 X_{i0} 经过 m 次应力加速退化后可得到新的虚拟初始样本 X_{im} , 其退化特征序列为 $\{\zeta_{mi_1}, \zeta_{mi_2}, \dots, \zeta_{mi_{l-m}}\}$;

step3:对于虚拟样本 X_{im} , 采用从预测点 $l-m+1$ 时刻开始, 初始化 $k=l-m+1$, 取新的数据, 丢弃当前时刻最远的数据, 得到 $(X(k), Y(k))$;

step4:计算核函数矩阵 $Q(k)$ 及 $P(k)$;

step5:计算 $b(k)$ 、 $a(k)$, 并预测 $y(k)$;

step6: $k \leftarrow k+1$, 返回第3步;

step7:当 $t=(l-m)+m$ 时, 对虚拟样本的退化数据修正完毕, 即为 $\{\zeta_{mi_1}, \zeta_{mi_2}, \dots, \zeta_{mi_{l-m}}, \zeta_{mi_{l-m+1}}, \dots, \zeta_{mi_l}\}$ 。

3 寿命评估与可靠性分析

基于退化轨迹的可靠性评估是在建立上述虚拟样本退化轨迹的基础上, 首先外推出加速条件下所有样本的伪寿命值, 并采用拟合优度检验以选取最佳分布类型, 然后根据选定的分布, 给出复杂电子设备正常应力条件下可靠性指标的估计。

电子产品的寿命分布属于位置-尺度族分布, 应力 S_i 下的位置参数和尺度参数可分别记为 $\mu(S_i)$ 和 $\sigma(S_i)$ 。位置参数与产品特征寿命 $\eta(S_i)$ 之间满足 $\ln\eta(S_i) = \mu(S_i)$, 常用的加速模型有阿伦尼斯模型、艾林模型、逆幂律模型、指数模型等^[11], 其特征寿命可统一表示为

$$\mu(S) = a_0 + \sum_{i=1}^n a_i \phi_i(S) \quad (12)$$

式中: ϕ_i 为加速应力 $S_i (i=1, 2, \dots, n)$ 的函数式, 包括温度、湿度、电应力等加速应力; a_i 为加速模型待定系数。

若设备的伪寿命 t_{fi} 服从对数正态分布, f 为各应力下原始样本与虚拟样本的个数之和, 则在加速应力 S_i 下的概率密度函数为

$$F(t_i | S_i) = \frac{1}{(2\pi)^{1/2} t_i \sigma(S_i)} \exp \left\{ -\frac{[\ln t_i - \mu(S_i)]^2}{2\sigma^2(S_i)} \right\} \quad (13)$$

则在应力水平 S_i 下 t 时刻设备的可靠度估计为

$$\hat{R}(t) = 1 - \varphi \left[\frac{\ln t - \hat{\mu}(S_i)}{\hat{\sigma}(S_i)} \right] \quad (14)$$

若设备伪寿命 t_{fi} 服从 Weibull 分布, 则在应力 S_i 下伪寿命样本的联合密度函数为

$$F(t_i | S_i) = \frac{m(S_i)}{\eta(S_i)} \left\{ \frac{t_i}{\eta(S_i)} \right\}^{m(S_i)-1} \exp \left[-\left\{ \frac{t_i}{\eta(S_i)} \right\}^{m(S_i)} \right] \quad (15)$$

则应力水平 S_i 下 t 时刻设备的可靠度估计为

$$\hat{R}(t) = \exp \left[t / \hat{\eta}(S_i) \right]^{m(S_i)} \quad (16)$$

对于对数正态分布和 Weibull 分布, 设备在加速应力 S_i 下的伪寿命 t_{fi} 相对于正常应力水平 S_0 下的等效寿命值 t_{f0} , 可由下式计算

$$t_{f0} = \exp \left\{ \frac{\sigma(S_0)}{\sigma(S_i)} [\ln t_{fi} - \mu(S_i)] + \mu(S_0) \right\} \quad (17)$$

4 实例分析

某型飞行器电子部件用于和雷达之间的通信, 主要由 12 块模拟电路板组成, 其性能退化指标有: 直流电压量 15 个(V), 信号幅值量 4 个(V), 频率量 8 个(MHz), 时间延迟量 2 个(μs), 增益控制量 2 个(dB), 选取 3 个样本分别在 65、80 和 95 °C 3 组温度应力水平下进行加速退化试验, 各温度应力对应的试验温箱如图 1 所示。



图1 试验温箱

每个样本在试验中进行 20 次退化特征量监测, 各应力下每次测试间隔时间分别为 105、50、20 h。根据第 2 节的方法, 对原始样本的退化特征数据进行虚拟增广(样本增广数为 4), 并对数据加以修正。图 2~图 4 为各应力下原始样本和虚拟样本的相对贴近度变化趋势。根据故障样本历史数据和已达寿命年限的样本特征量测试数据, 专家综合判定该电子部件基于相对贴近度的综合失效阈值为 0.85。

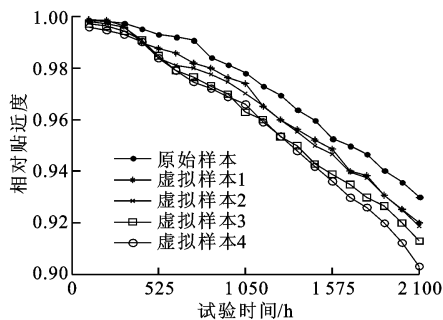


图2 65 °C 时样本退化轨迹

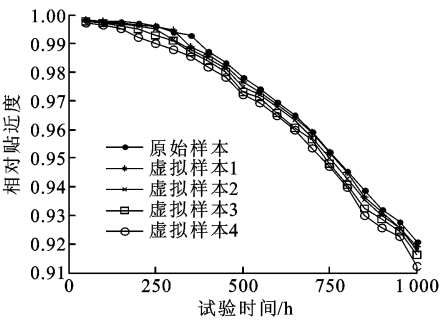


图 3 80 °C 时样本退化轨迹

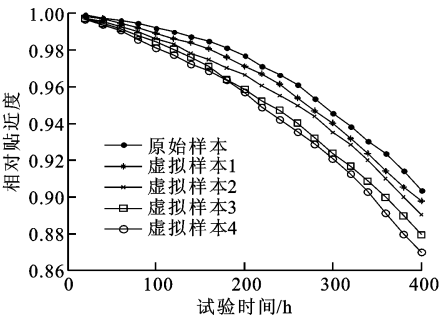


图 4 95 °C 时样本退化轨迹

4.1 伪失效寿命计算

经统计拟合分析可知,样本的性能退化轨迹符合幂函数模型,应力 S_i 下第 $f(f=1,2,\cdots,m+1)$ 个样本的退化轨迹表示为

$$y_{if} = \beta_{if} t^{\alpha_{if}} \tag{18}$$

采用最小二乘估计求得不同应力水平下各样本轨迹模型参数的估计值 $\hat{\beta}_{if}$ 和 $\hat{\alpha}_{if}$,则可以外推求出各虚拟样本在某一应力作用下伪失效寿命时间,并进行寿命分布检验,即可得到产品的寿命分布。表 1 给出了不同应力水平下各样本的伪寿命估计值,其中 a_0 表示原始样本, $a_1 \sim a_4$ 表示虚拟样本。

表 1 样本伪寿命数据

温度 /°C	伪寿命/h				
	a_0	a_1	a_2	a_3	a_4
65	9 427.96	9 015.91	8 878.19	8 459.23	8 627.33
80	3 523.40	3 505.61	3 471.58	3 449.11	3 393.82
95	1 166.89	1 383.65	1 208.16	1 312.825	1 140.99

经过拟合优度检验可知,该电子部件的伪寿命随机变量服从对数正态分布,65、80、95 °C 各应力下参数估计为: $\mu_1=9.139\ 8, \sigma_1=0.041\ 8; \mu_2=8.151\ 5, \sigma_2=0.024\ 7; \mu_3=7.122\ 2, \sigma_3=0.081\ 5$ 。在对数正态寿命数据统计分析时的基本假定中,各应力条件下对数标准差相同,但由于试验误差和分析误差的

存在,实际加速退化试验中所求 σ 并不相同。采用文献[12]方法对 σ 的相等性进行检验,可以认为各应力组合水平下对数方差是相等的, σ_s^2 的估计为

$$\hat{\sigma}_s^2 = \frac{1}{3} \sum_{i=1}^3 \sigma_i^2 \tag{19}$$

4.2 加速模型确定与可靠性评估

某电子部件退化加速应力为温度,根据阿伦尼斯模型可知

$$\ln \xi_i = \beta_0 + \beta_1 / T_i \tag{20}$$

式中: β_0, β_1 为待定参数; T 为温度(K)。根据试验时应力的个数,为提高估计精度,原模型可写为

$$\mu_i = \ln \xi_i = \beta_0 + \beta_1 / T_i + \beta_2 / T_i^2 \tag{21}$$

按照应力条件下对数正态分布参数的最优线性无偏估计量对模型参数进行估计,得到相应参数分别为 $\beta_0=-50.67; \beta_1=33\ 114.41; \beta_2=-4\ 360\ 317.67$

将 $\beta_0, \beta_1, \beta_2$ 代入式(21),得到该电子设备温度应力加速模型

$$\mu_i = -50.67 + 33\ 114.41 / T_i - 4\ 360\ 317.67 / T_i^2 \tag{22}$$

当取温度 $\bar{T}$ 为 296 K(23 °C)(近年华北主要城市平均温度)时, $\mu_T=11.436\ 8$,则该设备平均寿命为

$$T = \exp(\mu_T + \hat{\sigma}_s^2 / 2) = 92\ 803.05\ \text{h}$$

从而可以得到该温度条件下的可靠度函数为

$$R(t) = 1 - \exp[(\ln t - 11.436\ 8) / 0.053\ 6] \tag{23}$$

图 5 给出该电子部件在正常温度条件下的可靠度。

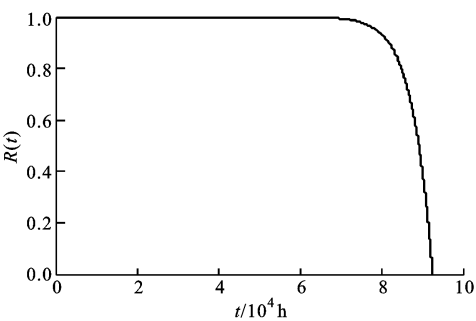


图 5 电子设备可靠度曲线

某型电子设备出厂时其使用寿命要求为 87 600 h(10 a),本文预测结果为 92 803.05 h,误差率为 5.93%。经深入分析,误差主要来源于以下 3 方面:①根据故障样本历史数据和已达寿命年限样本的特征量测试数据,专家所确定的综合失效阈值不够精确;②振动因素以及测试不确定性因素对电子装备寿命评估造成一定的影响;③本文试验中所取应力环境为地区的平均温度,而随着季节的变化,温度的

变化幅度较大。由图5可以看出:当 $t=78\ 840\text{ h}$ (9 a)时的可靠度 $R(78\ 840)=86.27\%$;当 $t=87\ 600\text{ h}$ (10 a)时的可靠度 $R(87\ 600)=65.02\%$ 。这表明该型装备中有超过86.27%的样品寿命要超过9 a, 65.02%的样品寿命超过10 a。

5 结 论

某型飞行器电子设备性能的衰退主要受环境温度应力的影响。本文将相对贴近度引入到加速退化试验监测数据的处理中,提出一种新的复杂电子设备的可靠性评估方法,既克服了复杂电子设备退化特征量难以确定的困难,同时又解决了试验样本缺乏的问题。结合此方法,通过加速退化试验对该型电子设备进行可靠性评估,误差数量级满足该型装备定寿、延寿的工程应用需求。

文中基于相对贴近度的综合失效阈值确定,是根据故障样本历史数据和已达寿命年限的样本测量数据由专家综合判定的。另外,虚拟样本的增广数目由实际工程应用的经验而定。为兼顾到这两方面的缺陷,进一步的研究还需要结合最优化理论以确定最优加速退化试验方案。

参考文献:

- [1] JAYARAM J S R, GIRISH T. Reliability prediction likelihood approach [C]//Proceedings of Annual Reliability and Maintainability Symposium. New York, USA: IEEE, 2005: 193-199.
- [2] DI X, WENBIAO Z. Reliability prediction using multivariate degradation data [C]//Proceedings of Annual Reliability and Maintainability Symposium. New York, USA: IEEE, 2005: 337-341.
- [3] VICHARE N M, PECHT M G. Prognostics and health management of electronics [J]. IEEE Transactions on Components and Packaging Technologies, 2006, 29(1): 222-229.
- [4] 赵建印, 孙权, 周经伦, 等. 基于加速退化数据的金属化膜脉冲电容器可靠性分析 [J]. 强激光与粒子束, 2006, 18(9): 1495-1498.
ZHAO Jianyin, SUN Quan, ZHOU Jinglun, et al. Failure analysis of metallized film pulse capacitors based on accelerated degradation data [J]. High Power Laser and Particle Beams, 2006, 18(9): 1495-1498.
- [5] 贾占强, 蔡金燕, 梁玉英, 等. 基于步进加速退化试验的电子产品可靠性评估技术 [J]. 系统工程理论与实践, 2010, 30(7): 1279-1285.
JIA Zhanqiang, CAI Jinyan, LIANG Yuying, et al. Reliability assessment technology for electronic equipment based on step-up-stress accelerated degradation testing [J]. Journal of Systems Engineering: Theory & Practice, 2010, 30(7): 1279-1285.
- [6] RAMAKRISHNAN A, PECHT M G. A life consumption monitoring methodology for electronic systems [J]. IEEE Transactions on Components and Packaging Technologies, 2003, 26(3): 625-634.
- [7] 吕克洪. 基于时间应力分析的BIT降虚警与故障预测技术研究 [M]. 长沙: 国防科技大学, 2008: 118-126.
- [8] 吕永乐, 郎荣玲, 谈展中. 基于“序列相对贴近度”的组合预测权值分配 [J]. 北京航空航天大学学报, 2009, 35(2): 1434-1437.
LÜ Yongle, LIANG Rongling, TAN Zhanzhong. Weight allocation of combination prediction based on sequence relative nearness degree [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2009, 35(2): 1434-1437.
- [9] 陈国兵, 杨自春, 王剑平. 零失效试验数据下舰船装备的可靠性评定 [J]. 兵工学报, 2008, 29(5): 585-587.
CHEN Guobing, YANG Zichun, WANG Jianping. Reliability assessment of naval ship equipment on zero failure data [J]. Acta Armamentarii, 2008, 29(5): 585-587.
- [10] 叶美盈, 汪晓东, 张浩然. 基于在线最小二乘支持向量机回归的混沌时间序列预测 [J]. 物理学报, 2005, 54(6): 2569-2572.
YE Meiyong, WANG Xiaodong, ZHANG Haoran. Chaotic time series forecasting using online least squares support vector machine regression [J]. Acta Physica Sinica, 2005, 54(6): 2569-2572.
- [11] 马小兵, 王晋忠, 赵宇. 基于伪寿命分布的退化数据可靠性评估方法 [J]. 系统工程与电子技术, 2011, 33(1): 228-231.
MA Xiaobing, WANG Jinzhong, ZHAO Yu. Reliability assessment using constant stress accelerated degradation data based on pseudo life distribution [J]. Systems Engineering and Electronics, 2011, 33(1): 228-231.
- [12] 贾占强, 蔡金燕, 梁玉英, 等. 基于综合环境加速寿命试验的电子装备故障预测研究 [J]. 电子学报, 2009, 36(6): 1277-1282.
JIA Zhanqiang, CAI Jinyan, LIANG Yuying, et al. Fault prediction research of electronic equipment based on composition environmental ALT [J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 36(6): 1277-1282.

(编辑 杜秀杰)