

长寿命产品退化筛选试验方法研究

冯 静, 周经伦

(国防科技大学信息系统与管理学院系统工程系, 湖南长沙 410073)

摘 要: 传统的可靠性筛选方法以产品是否失效为筛选判据, 对于高可靠长寿命产品, 必须将产品长时间置于筛选应力下, 对于一批产品中的合格品会产生较为严重的不良影响. 针对退化失效型产品, 研究了不合格品与合格品的性能退化规律: 在筛选应力下, 相对于合格品, 不合格品性能参数的变化速率相对较快, 从而使得性能参数在试验检测过程中形成明显的双峰分布. 论文提出了基于产品性能退化特性的可靠性筛选技术, 在保证筛选成品率和产品可靠度的前提下, 通过合理选取筛选试验持续时间和筛选阈值, 实现了缩短试验时间和减少筛选应力对合格品的不良影响的目的, 最后通过实例说明了方法的有效性.

关键词: 环境应力退化筛选; 混合退化轨道; 长寿命产品; 随机加权法; 筛选成品率

中图分类号: TP114 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372 2112 (2008) 08 1538 05

Research on Environmental-Stress-Degradation Screening Method for Long life Products

FENG Jing, ZHOU Jing lun

(Department of System Engineering, Information System and Management School, NUDT, Changsha, Hunan 410073, China)

Abstract: The existing Environmental Stress Screen (ESS) plans precipitate defects by stressing all products for specified durations. For high reliability and long life products, the plans usually require long screen durations to allow nearly all defective items to fail, and thus generate excessive aging effects of good items. For some products, failures are defined in terms of performance characteristics exceeding their critical values. This paper describes the principles of using degradation measurements of performance characteristics to screen the products. In an ESS, the performance characteristics of defective items degrade considerably faster than those of good ones, yielding a bimodal distribution of the characteristics. As screen duration increases, the 2 modes of the distribution shift apart. It is possible to find a tightened critical value to weed out the defective items before they fail. This paper, based on these principles by choosing optimal screen durations and tightened critical values, designs the optimal screen plans which meet the screening efficiency and which simultaneously meet the reliability requirement. Because the ESS regime of this paper allows defective parts to be screened out before they fail, the developed ESS plans can shorten screening duration and alleviate aging effects of good products. A numerical example is given to illustrate the effectiveness of the method.

Key words: Environmental Stress Degradation Screening (ESDS); mixed degradation path; long life product; random weighted method; good products percent after screening

1 引言

产品在生产过程中, 由于原材料和工艺的不一致性、操作技术和质量控制上的差异, 致使产品存在一些“隐患”, 需要通过可靠性筛选试验, 在施加应力的条件下, 对产品进行挑选以暴露设计、工艺上的缺陷, 把那些潜在的“早期失效”从整批产品中剔除掉, 以确保留下来的产品有较高的可靠性. 因此, 可靠性筛选对于提高整批产品使用可靠性具有非常重要的意义^[1].

随着科技的发展, 高可靠长寿命产品越来越多, 传统的可靠性筛选方法遇到了一些不相适用的情形, 主要表现在两个方面: 其一, 传统的可靠性筛选方法是是否失效为拒收标准^[2~4], 这种判断对于剔除那些突然失效和参数严重超限失效的不合格品是比较有效的, 但对于以退化失效为主要失效模式的产品, 参数严重漂移和性能不稳而参数又在合格范围内的产品, 这种判据准则不太适用. 如在集成电路高温贮存寿命试验中, 参数退化失效占 90%, 在高温工作寿命试验中, 参数退化失效

占 50.9%^[5,6]; 其二, 对于高可靠长寿命产品, 基于寿命试验的可靠性筛选方法, 必须对整批产品进行较长时间的筛选, 才能观察到不合格品的失效, 此时, 虽然可以达到剔除不合格品的筛选目的, 但长时间的筛选应力, 对于合格品的性能和可靠性会产生较为严重的不良影响。综上可见, 对于退化失效型产品^[7,8], 需要研究新的可靠性筛选方法, 在保证筛选成品率和产品可靠度的前提下, 尽可能缩短筛选时间, 从而减弱筛选应力对合格品的不良影响。

本文在充分考虑不合格品和合格品性能退化规律的基础上, 提出一种基于产品性能退化特性的可靠性筛选方法。事实上, 筛选试验过程导致产品出现一定的物理磨损(机械磨损、电磨损等), 必定从产品的特性参数上反映出来, 使其按照一定的规律变化, 由预测学中的惯性定理, 可以定性地预测出试验品是否为不合格的早期失效品, 对合格产品, 筛选过程中物理磨损不很明显, 产品的特性参数保持较好的一致性, 而对不合格的早期失效品, 筛选试验对其特性参数的影响很大, 在筛选试验过程中, 特性参数表现出较大分散性和发散性, 通过这一原理, 可以建立产品特性参数随时间变化的混合退化轨道模型^[9], 在此基础上, 以产品可靠度和筛选成品率为约束条件, 通过合理选取筛选阈值和筛选时间, 最终实现缩短试验时间和减少筛选应力对合格品影响的目的。

论文首先给出了建立退化轨道模型和制定筛选方案的基本假设, 然后建立了反映产品特性参数变化规律的混合退化轨道模型并给出了其参数估计的随机加权方法, 在此基础上, 以可靠度和筛选成品率为约束, 通过求解优化问题制定退化筛选试验方案, 最后通过实例说明了该方法在工程应用中的有效性。

2 基本假设

(1) 待筛选的一批产品由不合格品和合格品组成, 其不合格品的比例设为 w ($0 \leq w \leq 1$), 为未知常数。该批产品要进行 100% 筛选;

(2) 产品可靠度的设计任务是: 工作 T_0 时间后的可靠度不低于 R_0 ;

(3) 产品性能退化的表征: 特性参数 $y(t)$ 为时间 t 的单调递减函数, 失效阈值为 y_0 , 即当 $y < y_0$ 时产品视为失效。在筛选应力下, 相对于合格品, 该批产品中不合格品的性能退化速率较大, 设不合格品的特性参数的退化轨道为 $y_1(t)$, 合格品的为 $y_2(t)$, 因此, 随着筛选试验的进行, $y(t)$ 表现为由 $y_1(t)$ 和 $y_2(t)$ 所形成的双峰分布, 如图 1;

(4) 筛选效果的衡量指标选取为筛选成品率 α ($0 < \alpha \leq 1$), 即通过筛选的产品为合格品的概率至少为 α 。生

产实际中, 该指标的大小由生产者和使用者协商确定;

(5) 采用什么样的拒收标准作为筛选判据, 直接关系到筛选的效果。因此, 要缩短筛选时间 t_p , 又要保证筛选成品率 α 就要确定合理的筛选阈值 y^* ($y^* \geq y_0$), 如图 1 所示。下文要研究的问题, 就是根据 $y(t)$ 的变化规律, 在 R_0 和 α 的约束下, 选取合适的 (t_p, y^*) 。

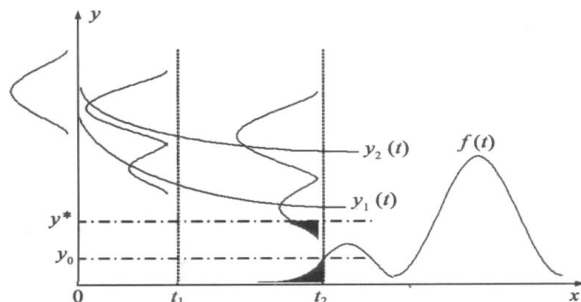


图 1 性能参数单调递减型产品

3 退化轨道建模及参数估计

3.1 退化轨道模型

产品在筛选试验规定的环境应力条件下运行, 工作过程将导致产品的物理磨损(机械磨损、电磨损), 并且从产品的特性参数(包括电气参数和时间参数)上反映出来, 使其按照一定的规律变化, 由预测学中的惯性定理, 可以定性地预测出试验品是否为不合格的早期失效品。对合格产品, 筛选过程中物理磨损不很明显, 产品特性参数保持较好的一致性, 而对不合格的早期失效品, 筛选试验对其特性参数的影响很大, 在筛选试验过程中, 特性参数表现出较大分散性和发散性。因此, 虽然不合格品与合格品的初始性能 c 无明显差异, 但在各种环境应力的作用下, 不合格品特性参数的退化率 r_1 比合格品退化率 r_2 大, 因此 $y(t)$ 会出现如图 1 所示的双峰分布情形, 并且随着试验的进行, 双峰会越离越远, 从而有可能找到两峰之间的一个分界线, 将合格品与不合格品区分出来, 而不需要等到不合格品完全失效, 即找到 y^* ($y^* \geq y_0$), 从而筛选时间会比传统方法缩短。

批产品中不合格品的比例为 w ($0 \leq w \leq 1$), 则特性参数 $y(t)$ 可以表示为

$$y(t) = wy_1(t) + (1-w)y_2(t)$$

其中, $y_1(t)$ 表示不合格品的特性参数随时间 t 的变化规律, $y_1(t) \rightarrow c - r_1 t$; $y_2(t)$ 表示合格品的特性参数随时间 t 的变化规律, $y_2(t) \rightarrow c - r_2 t$; c 表示初始特性参数, 与产品加工工艺等许多因素有关, 服从正态分布 $N(\mu_c, \sigma_c^2)$; r_1 表示表示不合格品特性参数的退化率, 与环境应力等许多因素有关, 服从正态分布 $N(\mu_{r_1}, \sigma_{r_1}^2)$; r_2 表示合格品的特性参数的退化率, 与环境应力等多种因素有关, 服从正态分布 $N(\mu_{r_2}, \sigma_{r_2}^2)$ 。

于是, 特性参数 $y(t)$ 可以进一步表示为

$$y(t) = w(c - r_1 t) + (1 - w)(c - r_2 t) \\ = c - wr_1 t - (1 - w)r_2 t$$

对于任意时刻 t , c 、 $wr_1 t$ 和 $(1 - w)r_2 t$ 为相互独立的正态分布随机变量, 根据正态随机变量的线性可加性知, $y(t)$ 为正态分布随机变量, 即 $y(t) \sim N(\mu_y, \sigma_y^2)$, 且

$$\mu_y = E[y(t)] = \mu_c - wt\mu_{r_1} - (1 - w)t\mu_{r_2}$$

$$\sigma_y^2 = D[y(t)] = \sigma_c^2 + w^2 t^2 \sigma_{r_1}^2 + (1 - w)^2 t^2 \sigma_{r_2}^2$$

其中, $E[X]$ 表示随机变量 X 的均值; $D[X]$ 表示随机变量 X 的方差.

3.2 模型参数估计

为了估计上述退化轨道模型中的参数 μ_c , σ_c^2 , μ_{r_1} , $\sigma_{r_1}^2$, μ_{r_2} , $\sigma_{r_2}^2$, w , 从待筛选的产品批中随机抽取 n_0 个 (n_0 较小, $8 \leq n_0 \leq 10$, 远小于待筛选产品的总量) 样品进行性能测试试验, 得到的测量数据如表 1 所示.

表 1 特性参数测量值

| 测量时刻 样品序号 | t_0 | t_1 | ... | t_j | ... | t_m |
|--------------|-------------|-------------|-----|-------------|-----|-------------|
| 1 | y_{10} | y_{11} | ... | y_{1j} | ... | y_{1m} |
| 2 | y_{20} | y_{21} | ... | y_{2j} | ... | y_{2m} |
| ... | ... | ... | ... | ... | ... | ... |
| i | y_{i0} | y_{i1} | ... | y_{ij} | ... | y_{im} |
| ... | ... | ... | ... | ... | ... | ... |
| n_0 | $y_{n_0 0}$ | $y_{n_0 1}$ | ... | $y_{n_0 j}$ | ... | $y_{n_0 m}$ |

其中, t_j 不妨假设对各个样品的测量时刻相同, 均满足 $0 = t_0 < t_1 < t_2 < \dots < t_m$, 且为等间距测量, 测量间隔为 h , 则 $t_j = t_0 + jh$, $j = 0, 1, 2, \dots, m$; y_{ij} 表示对第 i 个样品在 t_j 时刻测得的特性参数值, $i = 1, 2, \dots, n_0$, $j = 0, 1, 2, \dots, m$.

下面利用上述测量数据估计退化轨道模型中的参数.

3.2.1 分布参数 μ_c , σ_c^2 的随机加权估计

要估计 μ_c , σ_c^2 的取值, 若采用传统点估计方法, 由于 n_0 较小, 估计结果的可信度较低, 因此采用适用于小样本数据的随机加权估计方法^[10]. 随机加权方法的特点是直接利用样本数据, 借助于近代仿真计算技术, 进行统计推断. 随机加权方法的基本思想是: 设 X_1, \dots, X_n 为独立同分布的样本, X_i 的分布函数为 $F(X)$, $\theta = \theta(F)$ 为总体分布的未知参数, F_n 为抽样分布函数, $\hat{\theta} = \hat{\theta}(F_n)$ 为 θ 的估计. $T_n = \hat{\theta}(F_n) - \theta(F)$ 表示估计误差. 记 $D_n = \theta_v - \theta(F_n)$, 其中, $\theta_v = \theta\left(\sum_{i=1}^n V_i f_i(X)\right)$ ($X = (X_1, \dots, X_n)$, $f_i(X)$ 是 X 的某个函数, (V_1, \dots, V_n) 为具有 Dirichlet 分布 $D(1, \dots, 1)$ 的随机变量), 称 D_n 为 T_n 的随

机加权统计量, 以 D_n 的分布去模拟 T_n 的分布, 这就是随机加权法的基本思想.

n_0 个样品在初始时刻测得的性能参数值为 $y_{10}, y_{20}, \dots, y_{i0}, \dots, y_{n_0 0}$. 根据这一组数据, 运用随机加权方法得到 μ_c 和 σ_c^2 的估计值.

(1) 产生 N 组 (N 足够大) Dirichlet 分布 $D(1, \dots, 1)$ 的随机向量序列 $V(1), \dots, V(N)$. 每一组 $V(i) = (V_1(i), \dots, V_{n_0}(i))$ 可如下生成: 设 v_1, \dots, v_{n_0-1} 是 $[0, 1]$ 上的均匀分布随机变量 V 的独立同分布序列, 按由小到大的次序重新排序, 得 v_1, \dots, v_{n_0-1} 的次序统计量 $v_{(1)}, v_{(2)}, \dots, v_{(n_0-1)}$, 记 $v_{(0)} = 0, v_{(n_0)} = 1$, 则 $V_i = v_{(i)} - v_{(i-1)}$ ($i = 1, \dots, n_0$) 的联合分布为 $D_{n_0}(1, 1, \dots, 1)$, $V = (V_1, \dots, V_{n_0})$ 就是所需要 $D(1, 1, \dots, 1)$ 的随机向量.

(2) 根据随机向量 $V(i)$ 的值, 由 $D_n(i) = \frac{n_0}{n_0-1} \left[\sum_{j=1}^{n_0} V_j(i) \cdot (y_{j0} - \bar{y}_0)^2 - S^2 \right]$, 计算 $D_n(i)$, $i = 1, \dots, N$, 其中 $S^2 = \frac{1}{n_0} \sum_{i=1}^{n_0} (y_{i0} - \bar{y}_0)^2$, $\bar{y}_0 = \frac{1}{n_0} \sum_{i=1}^{n_0} y_{i0}$, V_j 是 $V(i)$ 的第 j 个分量.

(3) 以 $D_n(i)$, $i = 1, \dots, N$ 作为 T_n 的估计. 由 $T_n = \frac{n_0}{n_0-1} S^2 - \sigma_c^2$ 得到 σ_c^2 的一组估计 $\hat{\sigma}_{cV}^2(1), \dots, \hat{\sigma}_{cV}^2(N)$, 其中, $\hat{\sigma}_{cV}^2(i) = \frac{n_0}{n_0-1} S^2 - D_n(i)$, $i = 1, \dots, N$.

(4) 由上述数据得到 σ_c^2 的估计 $\hat{\sigma}_c^2$, $\hat{\sigma}_c^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \hat{\sigma}_{cV}^2(i)$.

完全类似的, 可用随机加权方法得到 μ_c 的估计 $\hat{\mu}_c$.

3.2.2 分布参数 μ_{r_1} , $\sigma_{r_1}^2$, μ_{r_2} , $\sigma_{r_2}^2$, w 的极大似然估计

由 3.1 中的分析可知, $\forall t, y(t) \sim N(\mu_t, \sigma_t^2)$, 其中,

$$\mu_t = E[y(t)] = \mu_c - wt\mu_{r_1} - (1 - w)t\mu_{r_2},$$

$$\sigma_t^2 = D[y(t)] = \sigma_c^2 + w^2 t^2 \sigma_{r_1}^2 + (1 - w)^2 t^2 \sigma_{r_2}^2,$$

根据 n_0 个样品在等间距测量中获得的性能数据, 得到似然函数为

$$L \triangleq L(w, \mu_{r_1}, \sigma_{r_1}^2, \mu_{r_2}, \sigma_{r_2}^2) = \prod_{i=1}^{n_0} \prod_{j=1}^m N(y_{ij} | \mu_t, \sigma_t^2) \\ = \prod_{i=1}^{n_0} \prod_{j=1}^m \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_t} \exp\left[-\frac{(y_{ij} - \mu_t)^2}{2\sigma_t^2}\right]$$

由极大似然估计的原理, 令 $\frac{\partial \ln L}{\partial \mu_{r_1}} = 0$, $\frac{\partial \ln L}{\partial \sigma_{r_1}^2} = 0$, $\frac{\partial \ln L}{\partial \mu_{r_2}} = 0$,

$\frac{\partial \ln L}{\partial \sigma_{r_2}^2} = 0$, $\frac{\partial \ln L}{\partial w} = 0$, 解上述方程组, 即可得到 μ_{r_1} , $\sigma_{r_1}^2$, μ_{r_2} ,

$\sigma_{r_2}^2$, w 的极大似然估计 $\hat{\mu}_{r_1}$, $\hat{\sigma}_{r_1}^2$, $\hat{\mu}_{r_2}$, $\hat{\sigma}_{r_2}^2$, \hat{w} .

4 退化筛选试验方案的制定

筛选方案的制定, 就是要确定 (t_p, y^*) , 其中, t_p 表

示筛选试验截止时间, y^* 表示不合格品特性参数的筛选阈值. 即参加筛选的产品在 $[0, t_p]$ 时间内, 若特性参数的测量值小于 y^* , 则作为不合格品被筛选掉, 否则作为合格品交付使用. 所设计的筛选方案, 既要保证筛选效果, 也要达到可靠性要求.

首先, 根据产品的设计要求, 筛选通过的产品, 投入使用 T_0 时间后, 其可靠度要求不低于 R_0 . 这里, 不妨设筛选试验的条件与产品的实际使用条件相同, 否则需进一步考虑环境因子问题(在另文阐述). 设 T 为产品的寿命, 根据可靠度的定义, 通过筛选的产品, 再工作 t 时间的可靠度 $R(t|t_p)$ 为

$$\begin{aligned} R(t|t_p) &= P(T \geq t + t_p | T \geq t_p) \\ &= \frac{P(T \geq t + t_p)}{P(T \geq t_p)} = \frac{R(t + t_p)}{R(t_p)} \\ &= \frac{P\{y(t + t_p) \geq y_0\}}{P\{y(t_p) \geq y_0\}} \end{aligned} \quad (1)$$

因此, (t_p, y^*) 的选取要保证 $R(T_0|t_p) \geq R_0$. 而 $\forall t$, $y(t) \sim N(\mu_t, \sigma_t^2)$, 则

$$\begin{aligned} P\{y(t) \geq y_0\} &= P\left\{\frac{y(t) - \mu_t}{\sigma_t} \geq \frac{y_0 - \mu_t}{\sigma_t}\right\} \\ &= 1 - \Phi\left(\frac{y_0 - \mu_t}{\sigma_t}\right) \end{aligned}$$

于是, 可靠度的要求可表示为

$$R(T_0|t_p) = \frac{1 - \Phi\left(\frac{y_0 - \mu_{T_0+t_p}}{\sigma_{T_0+t_p}}\right)}{1 - \Phi\left(\frac{y_0 - \mu_{t_p}}{\sigma_{t_p}}\right)} \geq R_0 \quad (2)$$

其次, 考虑筛选成品率的要求. 事实上, 产品通过筛选的概率为

$$p_0 = w \cdot P\{y_1(t_p) \geq y^*\} + (1-w) \cdot P\{y_2(t_p) \geq y^*\}$$

通过筛选的产品确实为合格品的概率为

$$p_2 = \frac{(1-w) \cdot P\{y_2(t_p) \geq y^*\}}{p_0}$$

(t_p, y^*) 的选取要保证通过筛选的产品中合格品的比例不少于 α , 即 $p_2 \geq \alpha$. 而 $y_1(t) = c - r_1 t$, $y_2(t) = c - r_2 t$, 因此, $\forall t$, $y_1(t) \sim N(\mu_t^{(1)}, (\sigma_t^{(1)})^2)$, $y_2(t) \sim N(\mu_t^{(2)}, (\sigma_t^{(2)})^2)$, 其中,

$$\mu_t^{(1)} = \mu_c - \mu_{r_1} t, (\sigma_t^{(1)})^2 = \sigma_c^2 + \sigma_{r_1}^2 t^2,$$

$$\mu_t^{(2)} = \mu_c - \mu_{r_2} t, (\sigma_t^{(2)})^2 = \sigma_c^2 + \sigma_{r_2}^2 t^2,$$

于是, 筛选成品率的要求可表示为

$$\begin{aligned} & \frac{(1-w) \cdot \left[1 - \Phi\left(\frac{y^* - \mu_{t_p}^{(2)}}{\sigma_{t_p}^{(2)}}\right) \right]}{w \cdot \left[1 - \Phi\left(\frac{y^* - \mu_{t_p}^{(1)}}{\sigma_{t_p}^{(1)}}\right) \right] + (1-w) \cdot \left[1 - \Phi\left(\frac{y^* - \mu_{t_p}^{(2)}}{\sigma_{t_p}^{(2)}}\right) \right]} \geq \alpha \end{aligned} \quad (3)$$

因此, (t_p, y^*) 的选取问题可以等价于: 求解满足式(2)、(3)两个约束条件下, t_p 的最小值.

5 实例分析

将本文提出的方法用于解决某型金属化膜自愈式高储能密度电容器的可靠性筛选问题. 该型电容器是很多大型科学工程试验装置电源系统的重要部件. 在电容器装入电源系统之前, 都要进行 100% 的可靠性筛选, 确保其充放电 4 万次后的可靠度达到 90% 以上. 筛选成品率要求达到 90%. 假设有一批(共 400 台)电容器, 对该型电容器的设计额定电容值为 100 μF , 随着充放电次数的增加, 电容值会逐渐下降, 当下降幅度超过 8% 时, 电容器失效.

首先抽取 8 台电容器进行充放电试验. 每台电容器试验之前, 首先记录电容初值, 然后每隔 1000 次充放电试验记录一次电容值, 共计进行 10000 次充放电试验, 得到电容数据. 设电容器的电容为 $y(t)$, 失效阈值为 $y_0 = 100 \times (1 - 8\%) = 92 \mu\text{F}$, 当 $y \leq y_0$ 时产品失效, $\alpha = 0.85$, $T_0 = 40000$, $R_0 = 0.9$. 由随机加权方法, 得到 $\hat{\mu}_c = 110.8675$, $\hat{\sigma}_c = 0.0085$, 由极大似然估计方法, 得到 $\hat{\mu}_{r_1} = 110.8675$, $\hat{\sigma}_{r_1}^2 = 0.0085$, $\hat{\mu}_{r_2} = 110.8675$, $\hat{\sigma}_{r_2}^2 = 0.0085$, $\hat{w} = 0.25$. 根据优化问题的解, 得到 $t_p = 450$, $y^* = 96 \mu\text{F}$, 即对剩下的 392 台电容器进行 t_p 次充放电试验, 在 t_p 次充放电后, 电容值小于 y^* 的电容器被淘汰.

若采用传统的失效阈值 y_0 , 在 t_p 次充放电后, 最多只能使筛选成品率达到 80%. 若要达到相同的 α , 则至少需要进行 1000 次($> t_p$)的充放电试验, 此时, 若这批产品投入工作, 再充放电 40000 次后的可靠度为 $R(40000) = 0.85 < R_0$. 可见, 根据本文的性能退化筛选试验方案, 在保证可靠度和筛选成品率的前提下, 缩短了筛选时间, 又减少了筛选应力对合格品的不良影响.

6 结论

待筛选的产品由合格品和不合格品组成, 本文提出了一种性能退化筛选试验方法, 从理论分析和实例计算结果可见, 该筛选方案在保证可靠度和筛选成品率的前提下, 既可以缩短试验时间, 又可以减轻筛选应力对合格品的破坏. 需要注意的是, 本文所提出的筛选方案的优化思想对于退化失效型产品具有普遍的适用性, 但具体优化方法的实现是在混合线性随机退化轨道模型的基础上建立的, 今后还需在退化轨道建模方面作进一步的研究, 以期使该方法具有更广阔的应用前景.

参考文献:

[1] 余碧辉主编, 系统可靠性工程[M]. 北京: 国防工业出版社

社, 2004.

- [2] R K Reddy, D L Dietrich. A 2 level environmental stress screening(ESS) model: a mixed distribution approach[J]. IEEE Transactions on Reliability, 1994, 43(1): 85- 90.
- [3] Edward A Pohl, Duane L Dietrich. Environmental stress screening strategies for multi component systems with Weibull failure times and impert failure detection[A]. 1995 Proceedings Annual Reliability and Maintainability Symposium[C]. USA: Institute of Electrical & Electronics Engineers Inc. 1995. 223- 232.
- [4] Edward A Pohl, Duane L Dietrich. Environmental stress screening strategies for complex systems: a 3 level mixed distribution model[J]. Microelectronic Reliability, 1995, 35(4): 637- 656.
- [5] 任占勇, 王欣, 汪启华. 利用定量筛选进行电子产品可靠性验收的可行性分析[J]. 航空标准化与质量, 2003, 6: 27- 32.
- [6] 梁惠敏, 王世成, 瞿国富. 航空继电器在可靠性筛选试验中寿命预测技术的研究[J]. 低压电器, 2004, 7: 3- 7.
- [7] Guangbin Yang. Environmental stress screening using degradation measurements[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2002, 51(3): 288- 293.

- [8] Hong Fwu Yu. Designing a screening experiment with a reciprocal weibull degradation rate[J]. Computer & Industrial Engineering, 2007, 52: 175- 191.
- [9] D Perlstein, R Welch. A Bayesian approach to the analysis of burn in of mixed populations[A]. 1993 Proceedings Annual Reliability and Maintainability Symposium[C]. USA: Institute of Electrical & Electronics Engineers Inc., 1993. 417- 421.
- [10] 张金槐, 唐雪梅. Bayes 方法[M]. 长沙: 国防科技大学出版社, 1992.

作者简介:



冯 静 女, 1975 年生于安徽芜湖. 2001 年毕业于国防科技大学信息系统与管理学院, 获博士学位, 现为国防科技大学信息系统与管理学院讲师, 在国内外学术刊物上发表论文三十余篇, 目前主要研究方向为可靠性试验设计与信息融合.

E-mail: new-fengjing@sohu.com

周经伦 男, 1955 年出生于湖南长沙. 现为国防科技大学信息系统与管理学院博士生导师, 教授, 研究方向为装备可靠性与综合保障.