

指数分布场合步加应力试验下 混合数据的可靠性分析^{*}

吴 硕 思 吴 绍 敏

(华侨大学管理信息科学系, 泉州 362011)

摘要 在步加应力寿命试验下, 对指数分布的混合数据提出平均寿命点估计与区间估计的方法.

关键词 指数分布, 步加应力试验, 混合数据

分类号 O 213

1 假定与定理

1. 1 问题

由于科技的不断发展与进步, 产品的寿命越来越长, 为获得其失效数据, 常采用加速寿命试验方法. 步加应力寿命试验是常见的方法之一. 即选择比正常应力水平 s_0 较高的 m 个应力水平 $s_0 < s_1 < s_2 < \dots < s_m$, 在 s_1 水平下投放 n 件样品进行试验, 经过一段时间后, 有 r_1 件失效, $n - r_1$ 件未失效; 将应力水平提高到 s_2 对 $n - r_1$ 件未失效样品继续进行试验, 经过另一段时间后, 又有 r_2 件样品失效, 剩 $n - r_1 - r_2$ 件未失效. 按照这样的方式, 在不断提高的应力水平下重复进行试验. 当应力水平为 s_m 时, 有 $n - \sum_{i=1}^{m-1} r_i$ 件样品在试验之中. 如果产品质量高或应力水平 s_1 定得太低, 就会导致 $r_1 = 0$, 从而产生如表 1 所示的试验结果. 表中既含有无失效数据 (n, T_1^*), 又含有失效数据 $t_{i1}, t_{i2}, \dots, t_{ir_i}, (i = 2, 3, \dots, m)$. 这种试验数据称为混合数据. 那么对混合数据如何进行可靠性分析呢? 本文将就这个问题提出一种分析方法.

表 1 试验数据表

应力水平	样品数	失效个数	失效时间	截尾时间
s_1	n	$r_1 = 0$		T_1^*
s_2	n	r_2	$t_{21}, t_{22}, \dots, t_{2r_2}$	T_2^*
s_3	$n - r_2$	r_3	$t_{31}, t_{32}, \dots, t_{3r_3}$	T_3^*
s_m	$n - \sum_{j=2}^{m-1} r_j$	r_m	$t_{m1}, t_{m2}, \dots, t_{mr_m}$	T_m^*

1. 2 假定

步加应力试验模型的数据分析方法, 基于以下三个基本假定.

假定 1 在正常应力水平 s_0 及加速应力水平 s_1, s_2, \dots, s_m ($s_0 < s_1 < s_2 < \dots < s_m$) 下, 产品的寿命服从指数分布. 即在应力 s_1 下, 产品的寿命分布函数为

$$F_{s_i}(t) = 1 - e^{-\lambda t}, \quad (t \geq 0, i = 0, 1, 2, \dots, m), \quad (1)$$

其中 $\lambda > 0$ 是失效率, $\theta = \frac{1}{\lambda}$ 是平均寿命.

假定 2 产品的平均寿命 θ 与所加应力水平 s 之间有如下关系

$$\ln \theta = a + b\mathcal{Q}(s) \text{ 或 } \theta = \exp\{a + b\mathcal{Q}(s)\}, \quad (2)$$

其中 a, b 是未知参数, $\mathcal{Q}(s)$ 是应力水平 s 的已知函数. 当 s 为温度时, $\mathcal{Q}(s) = \frac{1}{s}$, 模型(2) 称为阿伦尼斯模型; 当 s 为电压时, 模型(2) 称为逆幂律模型.

假定 3^[1] 产品的寿命分布为 $F(t)$, 在应力 s_i 下工作 t_i 时间的失效概率, 相当于在应力 s_j 下工作 t_j 时间的失效概率, 即

$$F_{s_i}(t_i) = F_{s_j}(t_j) \text{ 或 } 1 - e^{-\lambda t_i} = 1 - e^{-\lambda t_j}, \text{ 从而 } t_j = \frac{\lambda}{\lambda_j} t_i. \quad (3)$$

意指在应力 s_i 下, 试验 t_i 时间相当于在应力 s_j 下试验 $\frac{\lambda_i}{\lambda_j} t_j$ 时间. 利用式(3) 可对步加应力试验数据进行时间折算.

1.3 定理

设某产品的寿命服从指数分布, 从一批产品中随机抽取 n 件作步加应力试验. 在 s_i 水平下试验到时刻 T_i^* 有 r_i 件失效, 其失效时间为 $t_{i1}, t_{i2}, \dots, t_{ir_i}$; 余下 $n - R_i$ 件未失效, 立即提高应力水平继续试验. 其中 $R_i = \sum_{j=1}^i r_j$, 记 $T_i = \sum_{j=1}^i t_{ij} + (n - R_i) T_i^*$ 为 s_i 下的试验总时间. 当试验是定时截尾试验时, T_i^* 是截尾时间. 当试验是定数试验时, $T_i^* = t_{ir_i}$, ($i = 1, 2, \dots, m$). 则

(1) 在水平 s_i 下的似然函数形式为

$$L(r_i, T_i, \lambda_i) = \frac{(n - R_i - 1)!}{(n - R_i)!} \lambda_i e^{-\lambda_i T_i}, \quad R = 0, (i = 1, 2, \dots, m).$$

上式意指在 s_1 下投试 n 件样品到时刻 T_1^* 时, r_1 件失效, $n - r_1$ 件未失效, 试验在 s_2 下继续进行到时刻 T_2^* 止. 由于指数分布的“无记忆性”, s_2 下的似然函数与 $n - r_1$ 件未试验的样品投放在应力水平 s_2 下所得的似然函数一样. 其余类推.

(2) 定数步加试验时, 还有 (r_i, T_i) , ($i = 1, 2, \dots, m$) 是相互独立的.

证 当 $m = 3$ 时成立. 记各应力水平的试验数据: 在 s_1 下为 $t_{11}, t_{12}, \dots, t_{1r_1}, T_1^*$; 在 s_2 下为 $t_{21}, t_{22}, \dots, t_{2r_2}, T_2^*$; 在 s_3 下为 $t_{31}, t_{32}, \dots, t_{3r_3}, T_3^*$. 由假定 3, 将 s_2 和 s_3 下的数据折算成 s_1 下的数据, 而 s_1 下的数据 $t_{11}, t_{12}, \dots, t_{1r_1}, T_1^*$ 保持不变. 则 $t_{1r_1+1} = T_1^* + \frac{\lambda_2}{\lambda_1} t_{21}, t_{1r_1+2} = T_1^* + \frac{\lambda_2}{\lambda_1} t_{22}, \dots, t_{1r_1+r_2} = T_1^* + \frac{\lambda_2}{\lambda_1} t_{2r_2}$, 是将 s_2 下 r_2 个试验数据折算为 s_1 下的数据. 同理, $t_{1r_1+r_2+1} = T_2^* + \frac{\lambda_3}{\lambda_2} t_{31} = T_1^* + \frac{\lambda_2}{\lambda_1} (T_2^* + \frac{\lambda_3}{\lambda_2} t_{31}) = T_1^* + \frac{\lambda_2}{\lambda_1} T_2^* + \frac{\lambda_3}{\lambda_1} t_{31}, t_{1r_1+r_2+2} = T_1^* + \frac{\lambda_2}{\lambda_1} T_2^* + \frac{\lambda_3}{\lambda_1} t_{32}, \dots, t_{1r_1+r_2+r_3} = T_1^* + \frac{\lambda_2}{\lambda_1} T_2^* + \frac{\lambda_3}{\lambda_1} t_{3r_3}$, 是 s_3 下的 r_3 个试验数据折算为 s_1 下的数据. 那么, $t_{11}, t_{12}, \dots, t_{1r_1}; t_{1r_1+1}, t_{1r_1+2}, \dots, t_{1r_1+r_2}; t_{1r_1+r_2+1}, t_{1r_1+r_2+2}, \dots, t_{1r_1+r_2+r_3}$ 为 $E(\lambda)$ 前的 n 个顺序统计量. $T = T_1^* + \frac{\lambda_2}{\lambda_1} T_2^* + \frac{\lambda_3}{\lambda_1} T_3^*$

为其试验终止时间. 故有

$$L(t_{11}, t_{12}, \dots, t_{1r_1}; t_{1r_1+1}, t_{1r_1+2}, \dots, t_{1r_1+r_2}; t_{1r_1+r_2+1}, t_{1r_1+r_2+2}, \dots, t_{1r_1+r_2+r_3}; \lambda_1) \\ = \frac{n!}{(n-r_1-r_2-r_3)!} \lambda_1^{r_1+r_2+r_3} \exp\{-\lambda_1[\sum_{j=1}^{r_1+r_2+r_3} t_{ij} + (n-r_1-r_2-r_3)T]\},$$

从而

$$L(t_{11}, t_{12}, \dots, t_{1r_1}, t_{21}, t_{22}, \dots, t_{2r_2}, t_{31}, t_{32}, \dots, t_{3r_3}; \lambda_1, \lambda_2, \lambda_3) \\ = \frac{n!}{(n-r_1)!} \lambda_1^{r_1} e^{-\lambda_1 T_1} \frac{(n-r_1)!}{(n-r_1-r_2)!} \lambda_2^{r_2} e^{-\lambda_2 T_2} \frac{(n-r_1-r_2)!}{(n-r_1-r_2-r_3)!} \lambda_3^{r_3} e^{-\lambda_3 T_3} \\ = L_1(r_1, T_1, \lambda_1) L_2(r_2, T_2, \lambda_2) L_3(r_3, T_3, \lambda_3). \quad (4)$$

当定数截尾时, r_i 是常数, T_i 是随机变量. 由式(4)可知 (r_1, T_1) , (r_2, T_2) 和 (r_3, T_3) 相互独立, 且有

$$L(r_i, T_i, \lambda_i) = \frac{(n-R_{i-1})!}{(n-R_i)!} \lambda_i^{r_i} e^{-\lambda_i T_i}, \quad (i = 1, 2, 3).$$

当定时截尾时, r_i 与 T_i 都是随机变量, 且 T_i 含有 r_i , 故 r_i 与 T_i 之间都不是独立的, 但是似然函数的形式一样. 同时可推得 m 个应力水平的情况. 证毕.

2 Bayes 估计

现在来解决表 1 所示混合数据的可靠性分析问题.

2.1 参数 $\lambda_i (i = 2, 3, \dots, m)$ 的点估计

由定理知, 在应力水平 s_i 下的似然函数为 $L(r_i, T_i, \lambda_i) = \lambda_i^{r_i} e^{-\lambda_i T_i}$, $(i = 2, 3, \dots, m)$. 取 λ_i 的无信息验前分布 $\pi(\lambda_i) = \frac{1}{\lambda_i}$. 则由 Bayes 定理知 λ_i 的后验密度为

$$f(\lambda_i | r_i, T_i) = \frac{\lambda_i^{r_i-1} e^{-\lambda_i T_i}}{\int_0^\infty \lambda_i^{r_i-1} e^{-\lambda_i T_i} d\lambda_i} = \frac{T_i^{r_i-1}}{\Gamma(r_i)} \lambda_i^{r_i-1} e^{-\lambda_i T_i}. \quad (5)$$

在二次损失下, λ_i 的 Bayes 估计为

$$\hat{\lambda}_i = \frac{r_i}{T_i} \text{ 或 } \hat{\theta}_i = \frac{T_i}{r_i}, \quad (i = 2, 3, \dots, m). \quad (6)$$

与最大似然估计一致, 它有如下的统计性质.

(1) 定数试验时, r_i 是非随机变量, T_i 是随机变量, 且 T_i 服从 $\Gamma(r_i, \lambda_i)$, $ET_i = \frac{r_i}{\lambda_i} = r_i \theta_i$, $(i = 2, 3, \dots, m)$, 故 $\hat{\theta}_i = \frac{T_i}{r_i}$ 是 θ_i 的无偏估计量, $D(\hat{\theta}_i) = \frac{\theta_i^2}{r_i}$.

(2) 定时截尾时, r_i 与 T_i 都是随机变量, 且 T_i 中含有 r_i , 故 r_i 与 T_i 不独立. 但是, Cox 证明下述结论^[2,4].

$\frac{2r_i \hat{\theta}_i}{\theta_i}$ 渐近服从 $\chi^2(2r_i+1)$. 因为 $E\hat{\theta}_i = (1 + \frac{1}{2r_i})\theta_i$ 以及 $D(\hat{\theta}_i) = \frac{2r_i+1}{2r_i^2} \theta_i^2$, 因此推得 $\frac{2r_i \hat{\theta}_i}{\theta_i}$ 渐近服从 $\chi^2(2r_i+1)$, 即 $\frac{2T_i}{\theta_i}$ 渐近服从 $\chi^2(2r_i+1)$, 从而 T_i 渐近服从 $\Gamma(r_i+1/2, \lambda_i)$. 并且

$E(\frac{T_i}{r_i+1/2}) = \theta_i$ 及 $D(\frac{T_i}{r_i+1/2}) = \frac{\theta_i^2}{r_i+1/2}$, 故 $\hat{\theta}_i = \frac{T_i}{r_i+1/2}$ 是 θ_i 的近似无偏估计 $(i = 2, 3, \dots, m)$.

因此,当定数截尾试验时, $\hat{\lambda}_i = \frac{r_i}{T_i}$ 或 $\hat{\theta}_i = \frac{r_i}{T_i}$; 当定时截尾试验时, 则

$$\hat{\lambda}_i = \frac{r_i + 1/2}{T_i} \text{ 或 } \hat{\theta}_i = \frac{T_i}{r_i + 1/2}. \quad (7)$$

2.2 $\theta_i (i=2, 3, \dots, m)$ 的置信下限估计

由式(5)知, λ 服从 $f(\lambda r, T) = \frac{T^r}{\Gamma(r)} \lambda^{r-1} e^{-\lambda T}$. 令 $Y = 2\lambda T$, 则 Y 服从 $\chi^2(2r)$. 故对给定的置

信水平 α 有 $P(Y > \chi^2_{\alpha}(2r)) = 1 - \alpha$ 则可得 $\lambda_L(\alpha) = \frac{\chi^2_{\alpha}(2r)}{2T}$, 从而得 θ 的置信下限估计

$$\hat{\theta}_L(\alpha) = \frac{2T}{\chi^2_{\alpha}(2r)}. \quad (8)$$

因此,当定数截尾试验时, $E(\hat{\theta}_L(\alpha)) = E(\frac{2T}{\chi^2_{\alpha}(2r)}) = \frac{2r\theta}{\chi^2_{\alpha}(2r)}$; 当定时截尾试验时, $E(\hat{\theta}_L(\alpha)) = E(\frac{2T}{\chi^2_{\alpha}(2r)}) = \frac{2(r_i + 1/2)\theta}{\chi^2_{\alpha}(2r)}$. 可见平均寿命 θ 的 α 置信下限 $\theta_L(\alpha)$ 总是存在的. 因此可规定: 当定数截尾试验时, $\theta_L(\alpha) = \frac{2r\theta}{\chi^2_{\alpha}(2r)}$; 当定时截尾试验时 $\theta_L(\alpha) = \frac{2(r_i + 1/2)\theta}{\chi^2_{\alpha}(2r)}$.

2.3 λ_1 的点估计及置信上限估计

因为 λ_1 的似然函数为 $L(0, T_i^*, \lambda_1) = e^{-n\lambda_1 T_1^*} = e^{-\lambda_1 T_1}$, 所以无法得到 λ_1 的最大似然估计与 Bayes 估计. 因此须作特殊处理. 记 s_1 水平下产品的寿命为 X_1 , $R_1 = P(X_1 > T_1^*)$. 已知 n 件样品在 s_1 水平下试验到 T_1^* 都不失效的概率为

$$L(R_1, n) = R_1^n, \quad 0 < R_1 < 1, \quad (9)$$

其中 R_1 为待估参数; n 为投试样品件数, 是非随机变量. 但可视为随机变量的特例. 故 $L(R_1, n)$ 可看成 n 的似然函数. 按 Bayes 假设, 若视 R_1 为随机变量, 其密度函数为 $\pi(R_1) = U(0, 1)$, 则 (R_1, n) 的联合似然函数为 $L(R_1, n) = R_1^n \pi(R_1) = R_1^n, 0 < R_1 < 1$. 则 R_1 的后验密度为

$$f(R_1 | n) = \frac{R_1^n}{\int_0^1 R_1^n dR_1} = (n+1)R_1^n, \quad 0 < R_1 < 1. \quad (10)$$

在二次损失下 R_1 的 Bayes 估计为 $\hat{R}_1 = E(R_1 | n) = \int_0^1 R_1 f(R_1 | n) dR_1 = \int_0^1 (n+1)R_1^{n+1} dR_1 = \frac{n+1}{n+2}$. 因为 $R_1 = P(X_1 > T_1^*) = e^{-\lambda_1 T_1^*}$, 所以 $\hat{R}_1 = e^{-\hat{\lambda}_1 T_1^*}$. 即 $\frac{n+1}{n+2} = e^{-\hat{\lambda}_1 T_1^*}$, 从而解得 λ_1 与 θ_1 的点估计为

$$\hat{\lambda}_1 = -\frac{1}{T_1^*} \ln\left(\frac{n+1}{n+2}\right) \text{ 及 } \hat{\theta}_1 = -T_1^* / \ln\left(\frac{n+1}{n+2}\right). \quad (11)$$

再求 λ_1 的 $(1-\alpha)$ 置信上限 $\lambda_{1U}(\alpha)$ 的估计. 记 R_1 的 $(1-\alpha)$ 置信下限为 $R_{1L}(\alpha)$, 则由式(10)得

$$P(R_1 > R_{1L}(\alpha)) = \int_{R_{1L}(\alpha)}^1 f(R_1 | n) dR_1 = \int_{R_{1L}(\alpha)}^1 (n+1)R_1^n dR_1 = 1 - R_{1L}^{n+1}(\alpha) = 1 - \alpha,$$

从而 $\hat{R}_{1L}(\alpha) = \alpha^{1/(n+1)}$. 因为 $R_{1L}(\alpha) = e^{-\lambda_{1U} T_1^*}$, 所以 $\hat{R}_{1L}(\alpha) = e^{-\hat{\lambda}_{1U} T_1^*}$. 即 $e^{-\hat{\lambda}_{1U} T_1^*} = \alpha^{1/(n+1)}$, 故有

$$\left. \begin{aligned} \hat{\lambda}_{1U}(\alpha) &= -\frac{\ln \alpha}{(n+1)T_1^*}, \\ \hat{\theta}_{1U}(\alpha) &= \frac{(n+1)T_1^*}{\ln \alpha} \end{aligned} \right\} \quad (12)$$

3 参数 λ_0 与 λ_{0v} 的估计

3.1 λ_0 的估计

由数据组 $\hat{\theta} = -T_i^* / (\ln \frac{n+1}{n+2})$, $\hat{\theta} = \frac{T_i}{r_i}$ (或 $\hat{\theta} = \frac{T_i}{r_i + 1/2}$), ($i = 1, 2, 3, \dots, m$) 及 $\varphi = \varphi_{s_i}$, ($i = 2, 3, \dots, m$). 根据假定 2 的式(2)按最小二乘法建立回归方程 $\ln \hat{\theta} = \hat{a} + \hat{b}\varphi_{s_i}$, 其中

$$\hat{a} = \overline{\ln \theta} - \hat{b}\overline{\varphi}, \quad \hat{b} = \frac{\sum_{i=1}^m \varphi_{i\ln \theta} - m\overline{\varphi}\overline{\ln \theta}}{\sum_{i=1}^m (\varphi_i - \overline{\varphi})^2}, \quad \overline{\ln \theta} = \frac{\sum_{i=1}^m \ln \hat{\theta}}{m}, \quad \overline{\varphi} = \frac{\sum_{i=1}^m \varphi}{m}. \quad (13)$$

对给定的 s_0 , 可得 θ 的预测值 $\hat{\theta}_0 = \exp\{a + b\varphi_{s_0}\}$, λ_0 的点估计 $\hat{\lambda} = 1/\hat{\theta}_0$, 以及 $F_0(t) = 1 - e^{-\hat{\lambda}t}$ 和 $R(t) = e^{-\hat{\lambda}t}$. 因此, 可求得所有的可靠特征值.

3.2 $\lambda_{0v}(\alpha)$ $\theta_{0L}(\alpha)$ 的估计

由 $\hat{\theta}_{0L}(\alpha) = -\frac{(n+1)T_i^*}{\ln \alpha}$ 及由 $\hat{\theta}_L = \frac{2T_i}{\chi_{\alpha}^2(2r_i)}$, ($i = 2, 3, \dots, m$), 同样可建立 $\theta_L(\alpha)$ 的预测方程 $\theta_L(\alpha) = \exp\{\hat{a} + \hat{b}\varphi_{s_i}\}$, 则 θ 的 $(1-\alpha)$ 置信下限的预测值为 $\hat{\theta}_{0L} = \exp\{\hat{a} + \hat{b}\varphi_{s_0}\}$, λ_0 的 $(1-\alpha)$ 置信上限的预测值为 $\hat{\lambda}_{0L} = 1/\hat{\theta}_{0L}$.

4 举例

某电阻器的寿命服从指数分布, 取四个加速温度水平并投入 15 件样品, 作定时截尾步加应力寿命试验. 加速模型为阿伦尼斯模型 $\varphi(s) = \frac{1}{k_0 s}$, ($k_0 = 0.8617 \times 10^4$). 试验结果列于表 2. 试估计该电阻器在正常应力 $s_0 = 350K$ 下的平均寿命 θ , 以及置信度 $\alpha = 0.05$ 的置信下界 θ_{0L} .

表 2 试验数据表(h)

应力水平	样品数	失效数	失效时间	截尾时间
$s_1 = 400 K$	$n_1 = 15$	$r_1 = 0$		$T_1^* = 300$
$s_2 = 450 K$	$n_2 = 15$	$r_2 = 4$	150, 188, 199, 210	$T_2^* = 250$
$s_3 = 500 K$	$n_3 = 11$	$r_3 = 5$	99, 110, 165, 185, 196	$T_3^* = 200$
$s_4 = 550 K$	$n_4 = 6$	$r_4 = 4$	70, 81, 92, 98	$T_4^* = 150$

4.1 λ_0 与 θ 的估计值

因是定时截尾试验, 故取 $\hat{\theta}_1 = -\frac{T_1^*}{\ln[(n+1)/(n+2)]}$, $\hat{\theta}_i = \frac{T_i}{r_i + 1/2}$, ($i = 2, 3, 4$). 算得 $\eta_1 = \ln \hat{\theta}_1 = 8.5068$; $\eta_2 = \ln \hat{\theta}_2 = 6.6556$; $\eta_3 = \ln \hat{\theta}_3 = 5.5860$; $\eta_4 = \ln \hat{\theta}_4 = 4.9590$;

$\varphi = 29.0124$; $\varphi_2 = 25.7888$; $\varphi_3 = 23.2099$; $\varphi_4 = 21.0999$.

回归系数 $\hat{a} = -4.7423$, $\hat{b} = 0.4508$; 相关系数 $r_{\eta\varphi} = 0.9903$, 故预测方程 $\ln \hat{\theta} = -4.7423 + 0.4508\varphi_{s_i}$ 可靠. 以 $\varphi = \varphi_{s_0} = 33.157$ 代入预测方程, 得 $\ln \hat{\theta} = 10.2049$, $\hat{\theta} = 3.699 \times 10^{-5}$.

4.2 λ_{0v} 与 θ_{0L} 的估计

应用 $\hat{\theta}_{0L} = -\frac{(n+1)T_1^*}{\ln \alpha}$, $\hat{\theta}_{iL} = \frac{2T_i}{\chi_{\alpha}^2(2r_i)}$, ($i = 2, 3, 4$), $\alpha = 0.05$, 算得以下的数值. $\eta_{1L} = \ln \hat{\theta}_{1L} = 8.0723$, $\eta_{2L} = \ln \hat{\theta}_{2L} = 6.1115$, $\eta_{3L} = \ln \hat{\theta}_{3L} = 5.3640$, $\eta_{4L} = \ln \hat{\theta}_{4L} = 4.4149$; $\hat{a} = -5.1513$, $\hat{b} = 0.4497$; $r_{\eta\varphi} = 0.9890$. 因此, 预测方程 $\ln \hat{\theta} = -5.1513 + 0.4497\varphi_{s_i}$ 可靠. 以 $\varphi = \varphi_{s_0} =$

33. 157 0 代入预测方程, 得 $\ln \hat{\theta}_{0L} = 9.754\ 4$, $\hat{\theta}_{0L} = 17\ 316.29$, $\hat{\lambda}_{0U} = 5.775 \times 10^{-5}$. 所以, 有 95% 的把握断定 $\theta_0 > \hat{\theta}_{0L}$ 及 $\lambda_0 < \hat{\lambda}_{0U}$.

5 结束语

(1) 对指数分布在恒加应力寿命试验的混合数据, 本方法也适用. 应用时, 只须将 n 换成各个应力水平下的样品数 n_i , 将 R_i 换成各应力水平下的失效数 r_i , 则 $T_i = \sum_{j=2}^{r_i} t_{ij} + (n - R_i) T_i^*$ 变成 $T_i = \sum_{j=2}^{r_i} t_{ij} + (n_i - r_i) T_i^*$, 其它计算照旧.

(2) 由定理的证明可知, 当 s_1 水平下有失效数据时, 本文的方法同样适用, 且不必对 λ_1 作特殊处理.

(3) 事实上, 本文的方法可以处理两种试验(恒加应力寿命试验与步加应力寿命试验)和两种数据(失效数据和混合数据)的可靠性分析问题^[6].

参 考 文 献

- 1 Nelson W. Accelerated life testing step-stress model and data analysis. IEEE Trans. on Reliability, 1980, (R-29): 103
- 2 Cox D R. Some simple approximate tests for poisson variates. London: Biometrika, 1953, (4): 354~360
- 3 茆诗松. 指数分布场合下步进应力加速寿命试验的统计分析. 应用数学学报, 1985, (3): 311~316
- 4 仲崇新, 张志华. 指数分布场合定时和定数截尾步进应力加速寿命试验的统计分析. 应用概率统计, 1992, 7(1): 52~59
- 5 程细玉. 正态-极值型可靠度的 Bayes 方法. 华侨大学学报(自然科学版), 1991, 10(4): 428~432

Reliability Analysis on the Exponentially Distributed Mixed Data from Life Test under Stepwise Accelerating Stress

Wu Shuosi Wu Shaomin

(Dept. of Manag. Info. Sci., Huaqiao Univ., 362011, Quanzhou)

Abstract To deal with the mixed data distributed exponentially from life test under stepwise accelerating stress, a new method is advanced for point estimate and interval estimate of average life.

Keywords exponential distribution, life test under stepwise accelerating stress