

☒ 연구논문

가속수명시험에서의 수명데이터에 관한 진단

배석주 · 강창욱
한양대학교 산업공학과

The Diagnosis for Life Data in Accelerated Life Testing

Suk-Joo Bae · Chang-Wook Kang
Dept. of Industrial Engineering, Hanyang University

Abstract

This paper identifies these data by the data diagnosis in lognormal distribution and presents the method to obtain exact parameter estimates and confidence intervals of regression line.

The life-stress relationship uses Arrhenius model and life data generate Class-H insulation complete data by simulation. Also, the method to estimate parameters uses least squares estimation and externally Studentized residuals can be used as test statistics for identifying outliers. And influential cases are identified by Cook's distance.

This research is intended to obtain the useful information for the life of products and test method, to save time and costs, and to help optimum accelerated life test plans.

1. 서론

더욱 복잡해져가는 제조기술과, 날로 증가하는 소비자들의 기대, 그리고 소비자 보호운동의 영향으로 인해 제품의 수명에 대한 중요성이 계속적으로 증가하고 있다.

보통 제품의 수명은 설계공정이나 제조공정에서 결정되게 되는데, 수명시험의 자료를 분석하여 제품의 수명을 평가하게 된다. 수명데이터를 분석한 후에 제품고장 비용을 예측하여 전반적인 제품보증활동에 도움을 줄 수 있고, 또한 품질관리나 합격판정 샘플링(acceptance sampling)에 대한 유용한 정보를 얻을 수 있기 때문에, 오늘날 반

도체 산업을 포함한 많은 전자산업분야에서 그 중요성이 강조되고 있다.

그러나 수명시험을 수행하여 정보를 얻고자 할 때, 신뢰성이 매우 높은 제품을 일반적인 설계조건하에 시험하는 것은 짧은 시간동안 고장이 날 가능성이 없고, 설사 고장이 난다 하더라도 고장분포의 초기고장에 대한 정보를 주기 때문에 좋은 방법이라고 할 수 없다. 따라서 가속수명시험(Accelerated Life Testing: ALT)을 행하게 되는데, 가속수명시험이란 정상조건보다 더 높은 스트레스를 사용하여 빨리 고장데이터를 얻고, 그 고장데이터를 분석하여 다시 정상조건에서의 제품의 수명에 대한 정보를 얻는 시험방법을 말한다. 가속수명시험은 시간과 비용을 절약할 수 있기 때문에 수명시험에서 널리 사용되고 있다.

일반적으로 최적 가속수명시험 설계에서는 제품수명은 각각 독립적이며, 수명분포, 수명과 스트레스와의 관계등 모형이나 데이터에 대한 가정을 미리 하게 되는데, 최적 가속수명시험 설계의 최적수준의 스트레스나 제품수는 수명모델과 수명데이터에 대한 모든 가정이 적합하다는 전제하에서 구하게 된다. 그러나 “이상점(outlier)”이라고 하는 모형에 부합되지 않은 데이터가 발생한 경우에 추정한 수명과 실제 사용조건에서의 수명과는 큰 차이를 나타낼 수 있으며 또한 수명 - 스트레스 모형의 파라미터도 정확한 값이라고 할 수 없다.

회귀직선의 데이터에 관한 진단방법에 대하여, Little and Jebe(1969)는 평균은 스트레스의 단순선형회귀 함수이며 표준편차는 일정한 정규분포에서의 사용 스트레스하의 평균수명에 대한 최소제곱추정 문제를 고려하였으며, Cook and Weisberg(1982)와 Weisberg(1985)는 최소제곱추정방법으로 구한 회귀직선에서의 이상점 및 영향관측치를 판별하기 위하여 잔차(residual)를 이용한 여러가지 데이터 진단방법을 제시하였다. 또한 Beckman and Cook(1983)은 이상점의 정의 및 원인, 초기 역사 그리고 정규 선형모형에서의 이상점과 다른 여러분야에서의 이상점에 대한 문제를 심층적으로 다루었지만, 가속수명시험에서의 이상점에 대한 문제에 대하여 별다른 언급을 하지 않았으며, 또한 위모든 데이터에 대한 진단방법의 연구는 하나의 회귀모집단의 표본에 대하여 데이터 진단을 하는데 국한되었을뿐 중도절단 데이터나 여러 모집단에서의 표본에 대해서는 적용시키지 않았다.

따라서 본 논문에서는 가속수명시험에서 여러 모집단의 표본으로부터 이상점을 감지할 수 있는 데이터 진단 방법을 제시하고, 수명 - 스트레스 회귀직선의 정확한 파라미터 추정치와 신뢰구간을 구하고자 한다. 본 논문의 구성으로서, 2장에서는 시험방법에 대한 가정과 모형에 대한 가정을 설명하고 또한 파라미터 추정방법을 설명하며, 3장에서는 데이터 진단방법에 대하여 다룬다. 4장에서는 시뮬레이션을 통해 데이터를 발생시켜 실험하고 그 결과를 비교분석하며 5장에서는 결론 및 추후연구과제에 대해 논하기로 한다.

2. Arrhenius - Lognormal 모형

이 장에서는 온도 - 가속수명시험의 대표적인 모형인 Arrhenius-Lognormal 모형에 대해서 자세히 알아보기로 한다.

2.1 시험방법에 대한 가정

이러한 가속수명시험을 하기 위하여 필요한 가정들은 다음과 같다.

1. 시험데이터는 complete 데이터이다. 즉, 모든 제품이 고장날때까지 시험하기로 한다.
2. 스트레스는 constant 스트레스로 한다.
3. 각 스트레스 수준은 미리 명시하기로 한다.
4. 시험스트레스는 사용조건에서의 스트레스보다 낮아야 한다.
5. 시험은 각 제품에 대하여 동시에 실시하고, 개개의 수명은 연속적으로 관측된다.

2.2 수명모형에 대한 가정

Arrhenius-Lognormal 모형에 대한 가정은 다음과 같다.

1. 제품수명 각각은 서로 독립적이다.
2. 어떠한 스트레스 수준에서든지 제품수명은 대수정규분포(lognormal distribution)를 따른다.
3. 수명분포의 표준편차 s 는 어떠한 스트레스 수준에서도 일정하다.
4. 평균수명과 (변환된)스트레스 $x(1/T)$ 는 서로 선형관계이다(T : 시험온도).
즉, $\mu(x) = \gamma_0 - \gamma_1 x$ 로서 이와 같은 모형을 Arrhenius 모형이라고 하며, 이때 γ_0 , γ_1 , s 는 시험데이터로부터 추정해야만 한다.

2.2.1 Arrhenius 모형에 대한 기호 및 용어 정의

본 논문에서 사용되는 기호와 용어들은 다음과 같다.

x_j	j 스트레스 수준
y_{ij}	j 스트레스 수준에서 i 제품의 (대수)고장시간
n_j	j 스트레스 수준에서의 시험데이터의 수
s_j	j 스트레스 수준에서의 표준편차
v_j	j 스트레스 수준의 자유도
γ_0	회귀직선의 절편
γ_1	회귀직선의 기울기
s	σ 에 대한 pooled estimate

2.2.2 Arrhenius 모형의 파라미터 추정

Arrhenius 모형의 파라미터 μ , γ_0 , γ_1 를 최소제곱추정법으로 구하면

$$\hat{\mu}(x) = \hat{\gamma}_0 + \hat{\gamma}_1 x \quad (1)$$

으로서, $\hat{\gamma}_0$, $\hat{\gamma}_1$ 는 회귀직선의 절편 및 기울기이며

$$\hat{\gamma}_1 = S_{xy} / S_{xx} \quad (2)$$

$$\hat{\gamma}_0 = \bar{y} - \hat{\gamma}_1 \bar{x} \quad (3)$$

이다. 그리고 표준편차 σ 에 대한 pooled estimate는

$$s = [(v_1 s_1^2 + \dots + v_j s_j^2) / v]^{1/2} \quad (4)$$

이 된다. 이때

$$v = v_1 + \dots + v_j = n - J$$

로서 이때 J 는 스트레스 수준수이다. 그리고 (변환된) 정상 스트레스 수준 x_0 에 대하여 정규분포의 100P% percentile은

$$\eta_p(x_0) = \mu(x_0) + Z_p \sigma = \gamma_0 + \gamma_1 x_0 + Z_p \sigma$$

이며 이에 대한 추정치는

$$\hat{\eta}_p(x_0) = \hat{\gamma}_0 + \hat{\gamma}_1 x_0 + Z_p s \quad (5)$$

이다.

3. 수명데이터에 관한 진단

3.1 이상점(Outlier)의 정의 및 진단

이상점이란 관측한 데이터들과 정상범위 밖으로 아주 동떨어진 관측치를 말하며, 이상점 그 자체가 관심의 대상일 뿐 아니라 파라미터 추정치를 오염시키는 것을 방지하기 위하여 이상점을 판별하는 것이 중요하다.

잘 알려진 것처럼, 최소제곱추정 회귀직선은 몇몇 데이터에 의해 크게 영향을 받을 수 있고, 파라미터 추정을 하여 구한 모형이 변수들간의 전반적인 관계를 나타내기 보다는 그런 몇몇 데이터의 이상한 특징을 더욱 더 반영할 수 있다.

이상점은 눈으로 판단하여 이상한 데이터가 있다면, 그 데이터를 제거하고 분석하였을 때 회귀직선에 변화가 있으면 이상점이라고 판단할 수 있다. 그러나 그러한 방법은 객관적인 방법이라고 할수 없으므로 객관적이고 체계적으로 이상점을 판별할 수 있는 방법이 필요하다. 따라서 이상점을 판별할 수 있는 outlier test방법을 소개하고자 한다.

Outlier Test

outlier test방법은 mean shift outlier model을 사용한다.

만약 i 번째 case가 이상점이라고 가정하였을때, 모든 case에 대한 모형은

$$y_i = \mathbf{x}_i^T \beta + e_j \quad j \neq i \tag{6}$$

라 하고 i 번째 case에 대한 모형을

$$y_i = \mathbf{x}_i^T \beta + \delta + e_i$$

라고 나타낸다. 여기서 δ 는 shift양을 의미하며 $H_0 : \delta = 0$ 에 대한 outlier test절차는 다음과 같다.

- 1) 데이터로부터 i 번째 case를 제거한다. 따라서 나머지 $n-1$ case가 회귀직선을 구하는데 사용된다
- 2) $n-1$ case를 가지고 β 와 σ_2 을 추정한다. 이 추정치를 모든 case를 가지고 추정 한 값들과 구별하기 위해 $\hat{\beta}_{(i)}$ 와 $\hat{\sigma}_{(i)}^2$ 라고 한다.
- 3) 제거한 case에 대하여 fitted value $\hat{y}_i = \mathbf{x}_i^T \hat{\beta}_{(i)}$ 를 계산한다.

이때 i 번째 case가 추정에 사용되지 않았기 때문에 y_i 와 \hat{y}_i 는 서로 독립이다.

$(y_i - \hat{y}_i)$ 의 분산은

$$var(y_i - \hat{y}_i) = \sigma^2 + \sigma^2 \mathbf{x}_i^T (\mathbf{X}_{(i)}^T \mathbf{X}_{(i)})^{-1} \mathbf{x}_i \tag{7}$$

이며, 이때 $\mathbf{X}_{(i)}$ 는 i 번째 행(row)을 제거한 행렬 \mathbf{X} 이다.

- 4) 만약 y_i 가 이상점이 아니라면 $E(y_i - \hat{y}_i) = 0$ 이 된다.

가설 $E(y_i - \hat{y}_i) = 0$ 에 대한 Student's t-test는

$$t_i = \frac{y_i - \hat{y}_i}{\hat{\sigma}_{(i)} [1 + \mathbf{x}_i^T (\mathbf{X}_{(i)}^T \mathbf{X}_{(i)})^{-1} \mathbf{x}_i]^{1/2}} \quad (8)$$

이며 이 test에 대한 자유도는 $n - p' - 1$ 로서, p' 는 독립변수의 수이다.

이때 t_i 를 externally studentized residual이라고 하며

$$t_i = \frac{\hat{e}_i}{\hat{\sigma}_{(i)} \sqrt{1 - h_{ii}}} \quad (9)$$

와 같이 나타낼 수 있다. (h_{ii} 는 $\mathbf{x}_i^T (\mathbf{X}_{(i)}^T \mathbf{X}_{(i)})^{-1} \mathbf{x}_i$ 이다.)

위와 같이 t_i 를 구하였다면 이 통계량을 토대로 outlier test를 수행하면, t_i 는 $t(n - p' - 1)$ 분포를 따르므로 유의수준을 α 라고 하면 $t(\alpha/n, n - p' - 1)$ 값과 비교하여 t_i 값이 크면 이상점이라고 판단하게 된다.

3.2 영향관측치(Influential Case)의 정의 및 진단

영향관측치란 어떤 관측치가 파라미터 추정을 위한 통계량의 값에 큰 영향을 주어서 모수의 추정량에 큰 차이를 나타내도록 하는 데이터를 말한다.

각 데이터들의 영향(influence)을 나타내는 척도로서 Cook's distance를 사용한다.

Cook's distance

Cook's distance D_i 는 $\hat{\mathbf{Y}} = \mathbf{X}\beta$, $\hat{\mathbf{Y}}_{(i)} = \mathbf{X}\hat{\beta}_{(i)}$ 라 하면

$$D_i = \frac{(\hat{\mathbf{Y}}_{(i)} - \hat{\mathbf{Y}})^T (\hat{\mathbf{Y}}_{(i)} - \hat{\mathbf{Y}})}{p' \hat{\sigma}_2^2} \quad (10)$$

와 같이 정의되며 달리 표현하면

$$D_i = \frac{1}{p'} r_i^2 \left(\frac{h_{ii}}{1 - h_{ii}} \right) \quad (11)$$

로서, 이때

$$r_i = \frac{\hat{e}_i}{\hat{\sigma} \sqrt{1 - h_{ii}}}$$

이고 internally studentized residual이라고 한다.

영향관측치에 대한 진단방법으로는, case중에서 가장 큰 D_i 값을 가진 case를 우선

적으로 영향관측치라고 판단할 수 있다. 만약 $D_i > 1$ 이면 영향 관측치라 할 수 있고, $D_i < 1$ 이다 하더라도 다른 값들에 비해 D_i 가 크면 영향관측치라고 판단할 수 있다. 따라서 영향관측치를 보다 면밀히 검토하기 위해 큰 D_i 값을 갖는 case를 제거하고 나서, 파라미터에 어떤 변화가 있는지를 살펴보고 분석을 다시 수행해야만 한다.

4. 수치예제

4.1 시험의 개요

새로운 Class-H insulation 방법으로 80 motolette를 200도, 220도, 240도, 260도에서 시험상의 시간, 비용적인 측면을 고려하여 각각 20개씩 같은 수만큼 가속수명시험하였다.

시험데이터는 complete 데이터로써 시뮬레이션을 통해 구하였으며, 각각의 온도에서 시험데이터는 Arrhenius-lognormal 모형을 따르며, 서로 독립적이다. 그리고 스트레스를 추가하는 방법으로는 constant 스트레스 방법을 사용하였다.

이 시험의 목적은 정상온도(180도)에서 insulation의 파라미터를 추정하는 것이다.

4.2 시험 데이터 및 진단

각각의 온도에서 고장시간의 대수를 취한 값과 그 데이터들의 플롯위치를 <Table 1>에 나타내었다. 아래의 데이터에 대하여 그래픽 방법과 분석적 방법(Least Squares Estimation)을 적용하여 분석하고자 한다.

위의 데이터들을 그림으로 나타내면 <Figure 3>과 같다.

이때 플롯위치 8는

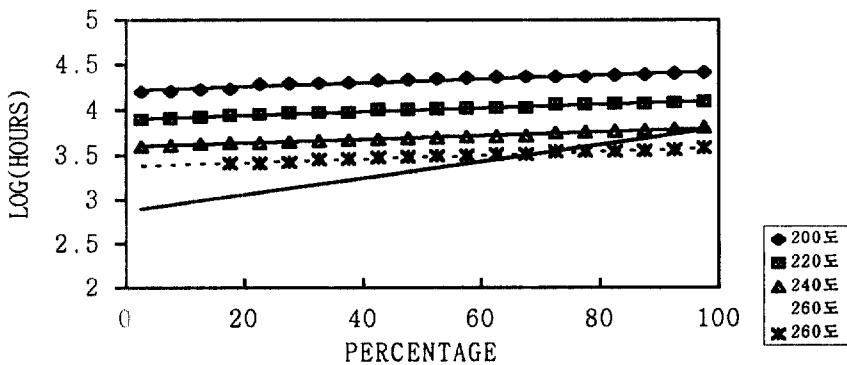
$$F_i = 100(i-0.5)/n \quad (12)$$

와 같으며, i 는 순위이고 n 은 각 온도에서의 시험데이터의 갯수로서 위의 경우에는 20이 된다. <Figure 3>에서 각 온도에서의 기울기는 표준편차 σ 에 해당되며 σ 가 일정하다고 가정하였기 때문에 각 온도에서의 기울기는 같아야만 한다.

그러나 260도에서의 데이터들은 다른 온도수준에서의 기울기와 다르다. 이와 같은 현상이 발생한 원인이 260도에서의 첫 3개의 데이터 때문이라 판단하고 3개의 데이터를 제거한 후에 구한 회귀직선은 점선으로 나타내었다. 그때의 기울기는 각 온도에서의 기울기와 거의 비슷한 것을 알 수 있다.

< Table 1 > Simulated Data : Log(Failure Hours) at Each Stress Levels

200도	220도	240도	260도	플롯위치
4.2	3.894	3.594	2.356	2.5
4.209	3.902	3.605	2.538	7.5
4.225	3.913	3.624	2.477	12.5
4.228	3.94	3.634	3.41	17.5
4.286	3.95	3.637	3.41	22.5
4.294	3.968	3.647	3.42	27.5
4.298	3.971	3.659	3.457	32.5
4.301	3.974	3.67	3.461	37.5
4.331	4.003	3.672	3.478	42.5
4.338	4.007	3.686	3.483	47.5
4.35	4.011	3.69	3.493	52.5
4.361	4.019	3.702	3.499	57.5
4.366	4.025	3.707	3.509	62.5
4.368	4.025	3.714	3.511	67.5
4.368	4.06	3.75	3.539	72.5
4.373	4.063	3.758	3.542	77.5
4.386	4.065	3.766	3.542	82.5
4.392	4.068	3.774	3.55	87.5
4.412	4.078	3.792	3.564	92.5
4.415	4.089	3.806	3.586	97.5



< Figure 3 > Lognormal Plot of Simulated Data from Each Temperature

<Figure 4>는 각 온도에서의 평균수명을 나타낸 것으로써, 점선은 260도에서 모든 데이터를 가지고 추정한 직선이며 실선은 260도에서 세개의 데이터를 제거한 후에 구

한 회귀직선으로서, 위에서 260도에서 초기고장 3개의 데이터를 제거한 것이 더 타당함을 알 수 있다.

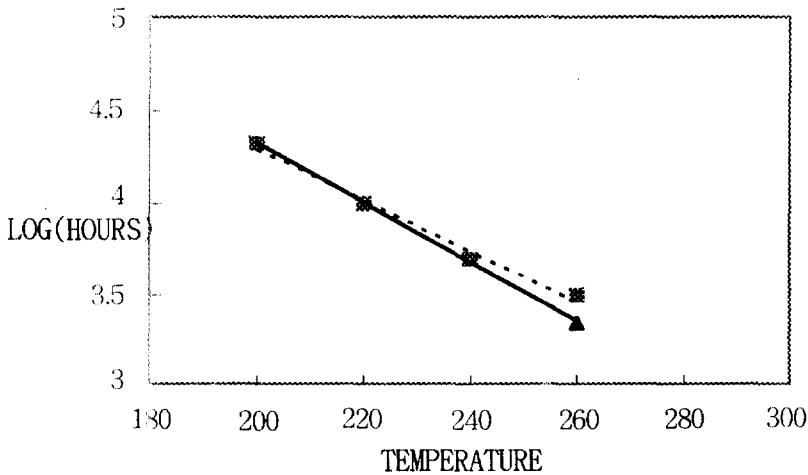
다음으로 위의 2가지 경우에 대하여 각각 회귀분석을 실시하기로 한다.

260도에서 모든 데이터를 가지고 평균수명을추정한 회귀직선은

$$\mu(x) = -4.3271 + 4.100x$$

이며, 결정계수(R-square)의 값은 0.7741이다.

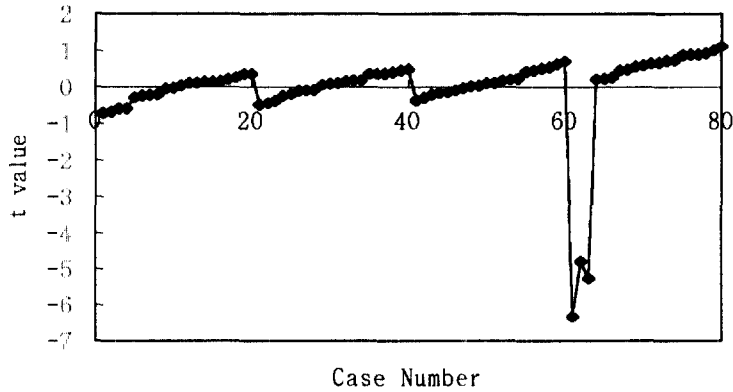
다음은 260도에서의 세개의 초기고장 데이터가 회귀직선에 큰 영향을 준다고 판단하고 데이터에 대한 진단을 실시하기로 한다.



< Figure 4 > Arrhenius-Life Relationships

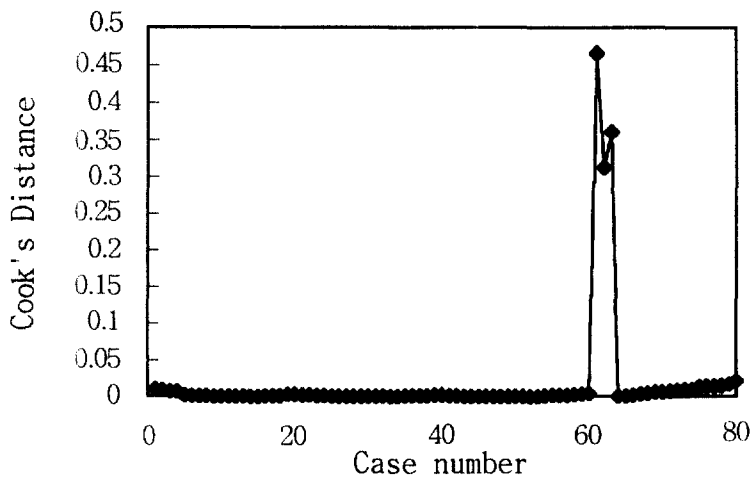
다음 <Figure 5>는 수명데이터들에 대한 잔차분석을 실시한 후에, 각 case들의 outlier test t-value에 대한 Index Plot를 나타낸 것이다. 이때 case number 1-20까지는 200도에서 시험한 데이터이며, 21-40까지는 220도, 그리고 41-60까지는 240도, 61-80까지는 260도에서 시험한 데이터이다. 그러나 260도에서의 초기의 3개의 데이터(Case number 61, 62, 63)의 t-value가 다른 값에 비해 상당히 크다는 것을 알 수 있다. 이때 이 case들에 대한 t-value들은 각각 -6.32, -4.79, -5.26으로 나타난다. 위의 데이터들에 대한 outlier test에서 n=80이고 p'는 4이며 α=0.05일때, t(0.05 / 80, 80-4-1)의 값은 3.57로서, 위의 세개의 초기고장 데이터들에 대한 studentized residual 값의 절댓값이 3.57보다 크므로 이 세개의 고장데이터들은 이상점이라고 판단할 수 있다.

4.3 영향관측치 진단



< Figure 5 > Index Plot of t-value for Each Case

<Figure 6>에서 보면, 260도에서의 세개의 초기고장 데이터들의 Cook's Distance의 값은 0.4657, 0.3125, 0.3606로서 다른 데이터들의 Distance보다 월등히 큰 것을 알 수 있다. 따라서 이 세개의 데이터들은 영향관측치로서 회귀직선에 큰 영향을 준다고 볼 수 있다.



< Figure 6 > Index Plot of Cook's Distance for Each Case

이때 260도에서의 세개의 초기고장 데이터들은 이상점인 동시에 영향관측치로서 이 세개의 데이터들을 제거한 후에 회귀직선을 다시 구해보면 다음과 같다.

260도에서 초기고장 3개의 데이터를 제거한 후에 회귀직선을 구하면

$$\mu(x) = -3.178685 + 3.5431x$$

이며 이때의 결정계수의 값은 0.9588로써, 이전보다 결정계수의 값이 훨씬 높아졌음을 알 수 있다.

따라서 평균수명에 대한 이 회귀직선이 정확하다고 판단하고, 이 회귀직선에서 정상온도(180도)에서의 평균수명과 percentile등을 예측하기로 한다.

4.4 시험 결과 및 비교

다음은 스트레스 수준을 2수준, 3수준, 4수준으로 하였을 때의 정상온도(180도)에서의 파라미터 추정치 및 신뢰구간, 그리고 데이터 진단을 통해 이상점이라고 판단되면 제거한 후의 파라미터 추정치 및 신뢰구간을 비교하였다.

4.4.1 스트레스 수준수를 2수준(200도, 260도)으로 할때

스트레스 수준수를 2수준으로 할때의 결과는 <Table 2>와 같다. 이때 위의 *는 점 추정치이며 ()의 값은 95% 신뢰구간이다.

<Table 2>에서 보면, 이상점의 갯수가 많으면 많을수록 평균수명, 10 percentile, 1 percentile값들은 계속 커지고, 표준편차의 값도 증가한다. 그리고 각 값들의 신뢰구간의 폭도 넓어지게 된다. 그러나 이상점을 제거한 후의 파라미터 값들은 모두 비슷하게 나오는 것을 알 수 있다.

< Table 2 > Parameter Estimate in 2 Stress Levels

no. of outlier	평균수명	10 percentile	1 percentile	표준편차
1개	47570 * (39336,57520)	27182 (22294,33143)	17233 (13822,21484)	0.141 (0.121,0.167)
after removal	44389 (40738,48365)	25364 (23192,27740)	16080 (14557,17762)	0.063 (0.054,0.075)
2개	50155 (38117,65993)	28659 (22480,36536)	18169 (13869,23803)	0.172 (0.149,0.205)
after removal	44157 (39919,48842)	25232 (23075,27590)	15996 (14485,17665)	0.062 (0.053,0.074)
3개	52024 (37834,71536)	29727 (22427,39404)	18846 (13775,25784)	0.200 (0.173,0.238)
after removal	43935 (39719,48591)	25105 (22961,27449)	15916 (14415,17573)	0.061 (0.053,0.073)

4.4.2 스트레스 수준수를 3수준(200도, 240도, 260도)으로 할때

스트레스 수준수를 3수준으로 할때의 결과는 <Table 3>과 같다.

< Table 3 > Parameter Estimate in 3 Stress Levels

no. of outlier	평균수명	10 percentile	1 percentile	표준편차
1개	47377 (37411,59995)	27071 (21153,34646)	17162 (13012,22637)	0.159 (0.134,0.194)
after removal	44671 (40588,49164)	25525 (23094,28212)	16182 (14463,18105)	0.063 (0.053,0.078)
2개	49554 (37025,66328)	28316 (20881,38397)	17951 (12754,25267)	0.196 (0.166,0.240)
after removal	44471 (40428,48918)	25411 (23005,28068)	16110 (14408,18012)	0.062 (0.053,0.077)
3개	52024 (37126,73071)	29727 (20846,42391)	18846 (12654,28067)	0.228 (0.193,0.280)
after removal	44279 (39627,49478)	25301 (22981,27856)	16040 (14390,17879)	0.062 (0.052,0.076)

스트레스 수준을 3수준으로 했을때의 결과는 2수준일 경우와 같이 평균수명이나 percentile의 추정치가 커지며 그에 따른 신뢰구간도 넓어지는 것을 알 수 있다.

4.4.3 스트레스 수준수를 4수준(200도, 220도, 240도, 260도)으로 할때

스트레스 수준수를 4수준으로 할때의 결과는 <Table 4>와 같다.

< Table 4 > Parameter Estimate in 4 Stress Levels

no. of outlier	평균수명	10 percentile	1 percentile	표준편차
1개	47468 (35661,63182)	27123 (20011,36765)	17195 (12054,24529)	0.189 (0.154,0.244)
after removal	45164 (40935,49829)	25807 (23247,28649)	16361 (14482,18484)	0.064 (0.052,0.083)
2개	49317 (34530,70435)	28180 (19289,41168)	17865 (11474,27815)	0.236 (0.193,0.304)
after removal	44935 (40764,49532)	25676 (23153,28474)	16278 (14426,18368)	0.062 (0.051,0.081)
3개	51475 (33915,78126)	29413 (18872,45842)	18647 (11105,31311)	0.276 (0.226,0.356)
after removal	44700 (40588,49164)	25542 (23055,28297)	16193 (14367,18250)	0.061 (0.049,0.081)

4.4 결과 비교

위의 결과들을 모두 비교해 보면, 이상점들이 많으면 많을수록 표준편차가 커지고 정상 온도에서의 평균수명이나 percentile의 추정치는 커지게 되며 그에 따른 신뢰구간도 넓어지게 된다.

이상점들을 제거한 후의 결과들을 비교해 보면, 표준편차는 거의 같고 평균수명과 percentile은 거의 항상 비슷하다. 따라서 이상점들을 제거한 후에 수명을 추정하는 것이 타당하다고 볼 수 있다.

그리고 스트레스 수준수가 많으면 많을수록, 이상점이 있는 경우에는 수명이 작아지고 이상점을 제거한 경우에는 수명이 커지는 경향이 있다. 따라서 스트레스 수준수는 정상온도에서의 수명추정에 영향을 주지 않으므로 시간과 비용측면을 고려하여 스트레스 수준수를 결정해야 할 것이다.

5. 결론 및 추후 연구과제

정상 스트레스에서의 평균수명과 percentile등은 소수의 이상데이터들에 의해 크게 영향을 받을 수 있다는 것을 입증하였다. 따라서 최적 가속수명시험 설계도 중요하지만 시험후의 결과데이터들에 대한 진단도 그에 못지 않게 중요하다고 할 수 있다.

추후 연구 과제로는 중도절단 데이터들에 대한 진단방법도 고려해 보아야 할 것이며, 와이블(또는 극난값)분포, 감마분포의 데이터에 대해서도 위의 방법을 적용할 수 있으리라 판단된다. 그리고 수명-스트레스 관계모형이 inverse power law 모형의 데이터 진단방법도 고려할 수 있을 것이다.

참고문헌

- [1] Barton, R.R.(1991), "Optimal Accelerated Life-Time Plans that Minimize the Maximum Test-Stress," *IEEE Trans. Reliability*, Vol. 40, pp. 166-172.
- [2] Beckman, R.J. and Cook, R.D.(1983), "Outlier.....s.," *Technometrics*, Vol. 25, pp. 119-149.
- [3] Cook, R.D. and Weisberg, S.(1982), *Residuals and Influence in Regression*, Chapman and Hall.
- [4] Escobar, L.A.(1986). "Planning Accelerated Life Tests with Type II Censored Data.," *J. Statis. Comput. Simul.*, Vol. 23, pp. 273-297.
- [5] Flack, V.F. and Flores, R.A.(1989), "Using Simulated Envelopes in the Evaluation

- of Normal Probability Plots of Regression Residuals," *Technometrics*, Vol. 31, pp. 219-225.
- [6] Hadi, A.S. and Simonoff, J.S.(1993), "Procedures for the Identification of Multiple Outliers in Linear Models," *J. Amer. Statist. Assoc.*, Vol. 88, pp. 1264-1272.
- [7] Hahn, G.J. and Meeker, Jr. W.Q.(1982), "Pitfalls and Practical Considerations in Product Life Analysis-Part I: Basic Concepts and Dangers of Extrapolation," *Journals of Quality Technology*, Vol. 14, pp. 144-152.
- [8] Hahn, G.J. and Nelson, W.(1974), "A Comparison of Methods for Analyzing Censored Life Data to Estimate Relationships Between Stress and Product Life," *IEEE Trans. Reliability*, Vol. 23, pp. 2-10.
- [9] Hartler, G.(1986), "Parameter Estimation for the Arrhenius Model," *IEEE Trans. Reliability*, Vol. 35, pp. 414-418.
- [10] Kielpinski, T.J. and Nelson, W.(1975), "Optimum Censored Accelerated Life Tests for Normal and Lognormal Life Distributions," *IEEE Trans. Reliability*, Vol. 24, pp. 310-332.
- [11] Lawless, J.F.(1981), *Statistical Models and Methods for Lifetime Data*, Wiley, New York.
- [12] Little, R.E. and Jebe, E.H.(1969), "A Note on the Gain in Precision for Optimal Allocation in Regression as Applied to Extrapolation in S-N Fatigue Testing," *Technometrics*, Vol. 11, pp. 389-92.
- [13] Mann, N.R., Schafer, R.E., and Singpurwalla, N.D.(1974), *Methods for Statistical Analysis of Reliability and Life Data*, Wiley, New York.
- [14] Meeker, Jr. W. Q.(1984), "A Comparison of Accelerated Life Test Plans for Weibull and Lognormal Distributions and Type I Censoring," *Technometrics*, Vol. 26, pp. 157-171.
- [15] Meeker, W.Q. and Hahn, G.J.(1986), "How to Plan an Accelerated Life Test-Some Practical Guidelines," *ASQC Basic References in Quality Control: Statistical Techniques*, 10.
- [16] Meeter, C.A. and Meeker, Jr. W.Q.(1994), "Optimum Accelerated Life Tests With a Nonconstant Scale Parameter," *Technometrics*, Vol. 36, pp. 71-83.
- [17] Nelson, W. and Meeker, W.Q.(1987), "Theory for Optimum Accelerated Censored Life Tests for Weibull and Extreme Value Distributions," *Technometrics*, Vol. 20, pp. 171-177.
- [18] Nelson, W. and Kielpinski, T.J.(1976), "Theory for Optimum Censored Accelerated Life Tests for Normal and Lognormal Life Distributions," *Technometrics*, Vol. 18, pp. 105-114.
- [19] Nelson, W.(1990), *Accelerated Testing-Statistical Models, Test Plans, and Data Analyses*, Wiley, New York.

- [20] Rajogopal, A.K and Teitler, S.(1990), "Parameter Compatability for Accelerated Testing," *IEEF Trans. Reliability*, Vol. 39, pp. 110-113.
- [21] Weisberg, S.(1985), *Applied Linear Regression*, 2nd Ed., Wiley, New York.