

Wiener Process 및 D-Optimality 조건 하에서 계단형 가속열화시험 설계*

김현길¹ · 박재훈² · 성시일^{3†}

¹국방기술품질원 대외협력부 대군지원실

²대구한의대학교 화장품공학부

³인제대학교 공과대학 산업경영공학과

Design of Step-Stress Accelerated Degradation Test based on the Wiener Process and D-Optimality Condition *

Heongil Kim¹ · Jaehun Park² · Si-Il Sung^{3†}

¹Defense Agency for Technology and Quality

²Daegu Haany University

³Department of Industrial and Management Engineering, Inje University

Purpose: This article provides step-stress accelerated degradation test (ADT) plans based on the Wiener process.

Method: Step-stress levels and the stress change times are determined based on the D-optimality criteria to develop test plans. Further, a simple grid search method is provided for obtaining the optimal test plan.

Results: Based on the solution procedure, ADT plans which include the stress levels and change times are developed for conducting the reliability test.

Conclusion: Optimal step-stress ADT plans are provided for the case where the number of measurements is small.

Keywords: Accelerated Degradation Test, D-optimality Criteria, Accelerated Model

1. 서론

과학 기술이 발달하고 시장의 경쟁이 치열해짐에 따라 제품의 개발 주기는 과거에 비해 더욱 짧아지고 있는 추세이다. 또한 스마트 공장과 3D 프린터의 등

장으로 더욱 다양한 제품이 빠른 시간 안에 시장에 출시되고 있다. 이러한 상황과 달리 제품의 신뢰성과 안전성을 평가하는 시험은 상당한 시험 시간이 필요하다. 현재 시장에 출시되고 있는 제품들은 과거에 비해 소재나 원부자재의 품질 수준 및 신뢰성이 향상되었기

* 이 성과는 2017년도 정부(미래창조과학부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(No. 2017R1C1B5015303).

† 교신저자 sisung@inje.ac.kr

2017년 5월 22일 접수; 2017년 6월 14일 수정본 접수; 2017년 6월 17일 게재 확정.

때문에 정상적인 사용 조건으로 제품의 수명을 추정할 경우 막대한 시간이 소요된다. 이에 따라 사용 조건보다 훨씬 가혹한 스트레스 조건에서 시험하여 상대적으로 빠른 시간에 신뢰성 정보를 획득할 수 있는 가속시험(accelerated test)이 자주 사용되고 있다. 이러한 가속시험은 제품의 수명을 추정하기 위해 관측하는 정보에 따라 가속수명시험(accelerated life test)과 가속열화시험(accelerated degradation test)으로 나눌 수 있다. 가속수명시험은 제품의 고장과 관측중단 시점을 바탕으로 신뢰성 정보를 획득하는 방법이며, 가속열화시험은 제품의 수명과 밀접한 관계가 있는 성능 특성치를 선정하여 이의 열화량을 관찰함으로써 수명을 추정하는 방법이다. 제품의 고장 유무 정보를 활용하는 가속수명시험의 경우 가혹한 조건임에도 불구하고 고장이 충분히 발생하지 않는 경우가 많기 때문에 제품의 수명 추정에 어려움이 발생하는 단점이 있는 반면 열화 정보를 사용하는 가속열화시험의 경우 제품의 성능 특성치와 연관된 자료를 습득하기 때문에 고장이 발생하지 않는 경우에도 정확한 수명 정보를 획득할 수 있는 장점이 있다.

이러한 가속열화시험 종류는 스트레스 인가 방법과 열화 경로 모형 그리고 최적화 기준 등으로 나누어 살펴볼 수 있다[1]. 스트레스 인가 방법으로는 일정형과 계단형 그리고 점진형이 자주 활용되고 있다. 일정형 스트레스 인가 방법은 시험 시작 시점부터 시험 종료 시점까지 시편에 스트레스를 일정하게 인가하는 방법이며, 계단형은 시험 중간에 시편에 인가되는 스트레스 수준을 증가시키는 방법이다. 마지막으로 점진형 스트레스 인가 방법은 시편에 인가되는 스트레스를 점진적으로 증가시키는 방법이다. 다음으로 열화 경로 모형으로는 일반 열화 경로 모형과 Wiener 혹은 감마(gamma) 확률과정과 같은 추계적 과정(stochastic process) 모형이 많이 이용된다. 다음으로 시험 계획을 도출하기 위해 채택하는 최적화 기준으로 제품의 사용 조건에서 q 분위수 최우 추정량의 점근 분산을 최소화하는 방법과 D-optimality 기준 등이 자주 사용된다. 이외에도 스트레스 수준과 열화증분과의 관계를 다루는 가속 모형과 누적 노출 모형과 같은 열화증분의 누적에 대해 가정하는 누적 효과 모형으로 나누어볼 수 있다.

계단형 스트레스 인가 방법을 적용한 가속열화시험 계획 문헌 중 열화 경로 모형으로 Wiener process를 적용한 연구들을 살펴보면 다음과 같다. Liao and

Tseng[2]과 Li and Jiang[3] 그리고 Zhang *et al.*[4]의 경우 제품의 사용 조건에서 q 분위수 최우 추정량의 점근 분산을 최소화하는 최적화 기준을 통해 샘플 크기와 관측횟수 그리고 시험 종료 시점을 결정하였다. 반면 Ge *et al.*[5]은 점근분산을 최소화하는 최적 기준을 통해 인가하는 스트레스 수준과 스트레스 변경 시점을 결정하였으며 Tang *et al.*[6]은 총 시험 비용과 점근 분산을 최소화하는 최적 기준을 통해 샘플 크기와 관측횟수 그리고 시험 종료 시점을 제시하였다. Ge *et al.*[7]은 D-optimality 기준을 적용하여 스트레스 수준과 스트레스 변경 시점, 샘플 크기 그리고 시험 종료 시점을 제시하였다. 또한 Sung and Yum[8]은 점근 분산을 최소화하는 최적 기준을 통해 인가하는 스트레스 수준과 스트레스 변경 시점을 결정하였는데, 특히 스트레스 변경 시점을 연속된 관측 시점 사이에서도 가능하게 하는 아주 유연한 시험 모형을 제시하였다. 지금까지 조사한 문헌을 토대로 살펴보았을 때 관측 시점 사이에서 스트레스 수준의 변화를 허용하는 경우에 시험 환경에 대해 D-optimality 기준을 적용한 가속열화시험 계획에 관한 문헌은 찾아볼 수 없었다.

따라서 이 연구에서는 Sung and Yum[8]이 제시한 모형을 활용하여 연속하는 두 관측 시점 사이에서 스트레스 변화를 허용하는 조건 하에서 D-optimality 기준을 적용한 가속열화시험 계획을 제안하고자 한다.

2. 연구 배경

제1장에서 소개한 바와 같이 계단형 스트레스 인가 방법을 적용하고 열화 경로 모형으로 Wiener process를 채택한 가속열화시험에 대한 최적 계획 문헌은 다수 존재한다. 하지만 이러한 문헌들 중에서 Sung and Yum[8]의 연구를 제외하면 관측 시점 사이에서 스트레스 증가를 허용한 문헌은 찾아볼 수 없다. 다시 말하면 시편에 인가하는 스트레스의 변경 시점은 여러 관측 시점 중 하나와 일치한다는 것이다. 스트레스 관측 시점을 $t_i (i = 1, \dots, m)$ 이라 정의하고 인가하는 스트레스 수준을 s_1' 과 s_2' 라 가정하자. 앞서 언급한 Sung and Yum[8]의 연구를 제외한 나머지 문헌들 [2~7]은 아래의 <Fig. 1>처럼 스트레스가 변화하는 시점을 어느 하나의 관측 시점과 일치하는 것으로 가정하고 있다.

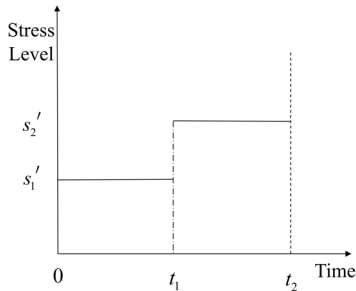


Fig. 1 Stress change time

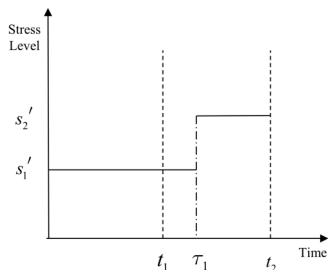


Fig. 2 Stress change time located between successive measurement times

하지만 <Fig. 2>와 같이 연속된 관측 시점(t_1, t_2) 사이의 한 시점(τ_1)에서 시편에 인가되는 스트레스 수준의 증가를 허용하려면 열화중분 모형에서 스트레스 수준 증가를 표현할 수 있는 항이 추가적으로 필요하다.

스트레스 수준의 증가를 연속된 관측 시점에서 허용하기 위해서 Sung and Yum[8]은 다음과 같은 두 종류의 지시 함수 I 와 J 를 도입하였다. 여기서 i 는 스트레스 수준을 의미한다.

$$I_{ik} = \begin{cases} 1, & \text{관측 기간 내 시작되는 스트레스 수준이 } s'_i \text{ 일 경우,} \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases}$$

$$J_{ik} = \begin{cases} 1, & \text{관측 기간 내에 스트레스 수준이 } s'_i \text{에서 } s'_{i+1} \text{로 증가하는 경우,} \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (1)$$

여기서 $k = 1, \dots, m$.

우선 식 (1)의 지시 함수 J 는 관측기간 (t_1, t_2) 내에 시작하는 스트레스 수준을 표현하기 위해 사용되었으며 J 는 (t_1, t_2) 안에서 스트레스 수준이 변경하는지 표현하기 위해 도입되었다. 이해를 돕기 위해 <Fig. 2>의 경우 I 와 J 가 갖는 값은 <Table 1>에 나타나 있다.

Table 1 Values of indicator variables

indicator function	interval(t_k, t_{k+1}), $k = 0, 1$	
	$k = 0(0, t_1)$	$k = 1(t_1, t_2)$
I_{1k}	1	1
I_{2k}	0	0
J_{1k}	0	1
J_{2k}	0	0

지금까지 살펴본 것처럼 관측 기간 내에 스트레스 수준의 증가를 허용하기 위해 모형에 지시 함수가 도입되어야 하며 이로 인해 모형의 복잡도가 증가함을 알 수 있다. 일반적으로 간단한 모형이 선호되지만 위와 같은 모형은 다음과 같은 현실적 어려움을 해결하기 위해 필요하다. 문헌[2~7]에서 제시하고 있는 방법은 일반적으로 많은 반복 관측횟수를 가정하고 있으나 현장에서는 적은 수의 반복 관측을 수행하는 경우가 많다. 즉, 열화중분을 관측하기 위해서 많은 비용이 소모되는 경우나 열화중분을 측정하기 위해 시험 장비에서 시편을 탈거하여 측정한 후 다시 시험 장비에 투입해야 하는 경우가 있다. 특히 후자의 경우 시편에 인가되는 스트레스 수준이 급격하게 변화하므로 예상치 못한 스트레스 쇼크가 발생할 수 있으며 이는 곧 제품 수명의 추정치에 영향을 미치게 된다. 이에 따라 현실적으로 적은 수의 반복 관측 횟수를 가지는 동시에 스트레스 변경 시점이 자유로운 시험 방법의 개발이 필요한 상황이다. 따라서 이 연구는 관측 시점 사이에서 스트레스 수준의 변경을 허용하고 성능 특성치의 열화 경로 모형으로 Wiener process를 가정한 상황에서 D-optimality를 최적화 기준으로 적용한 계단형 가속열화 시험계획의 최적 계획을 제시하고자 한다.

3. 가정 및 모형

이 연구는 Sung and Yum[8]이 제안한 모형을 활용하여 D-optimality 최적화 기준 아래 적은 수의 반복 관측 횟수를 가지는 시험 계획을 다루고 있다. 따라서 이 장에서는 Sung and Yum[8]이 제안한 모형을 간단하게 살펴보고 이 모형을 토대로 D-optimality 조건을 도출한다.

우선 성능 특성치의 확률적 열화 과정을 모형화하기 위해 Wiener 확률 과정을 활용한다. 추세(drift)가 η

이고 확산 계수(diffusion constant)가 σ^2 인 Wiener 확률 과정 $W(t)$ 를 활용하면 특정한 시점 t_1 과 t_2 사이의 열화증분 $\Delta W = W(t_2) - W(t_1)$ 는 평균이 $\eta(t_2 - t_1)$ 이고 분산이 $\sigma^2(t_2 - t_1)$ 인 정규분포를 따른다. 이제 $Y(t)$ 를 t 시점에서의 성능 특성치의 열화량이라 하고 $y(t)$ 를 $Y(t) - Y(0)$ 라고 정의하자. 식 (1)을 활용하여 연속된 관측 시점 (t_{k-1}, t_k) 에서 스트레스 변경(변경 시점은 τ_i)이 가능할 때 열화증분 ΔW_k 와 $\Delta W'_k$ 의 평균 및 분산은 다음과 같다.

$$\begin{aligned}\Delta W_k &= W(\tau_i - t_{k-1} | s'_i) + W(t_k - \tau_i | s_{i+1}') \\ E(\Delta W_k) &= \eta(s'_i)(\tau_i - t_{k-1}) + \eta(s_{i+1}')(t_k - \tau_i) \\ V(\Delta W_k) &= \sigma^2(t_k - t_{k-1})\end{aligned}$$

이제 Wiener process의 특성을 활용해 ΔW_k 의 확률 밀도함수를 유도하면 다음과 같다.

$$f(\Delta W_k) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2(t_k - t_{k-1})}} \exp\left(-\frac{(\Delta W_k - [\eta(s'_i)(\tau_i - t_{k-1}) + \eta(s_{i+1}')(t_k - \tau_i)])^2}{2\sigma^2(t_k - t_{k-1})}\right)$$

이제 실험을 구체화하기 위한 가정을 살펴보면 다음과 같다.

가정 1: 2수준 계단형 스트레스가 인가된다. 시점 τ_i 에서 스트레스 수준이 s'_i 에서 s_{i+1}' 로 증가한다.

가정 2: $Y_j(t)$ 를 t 시점에서 j 번째 시편의 성능 특성치라 하자. 스트레스 수준이 s'_i 일 때 $y_j(t)$ 는 추세가 $\eta(s'_i)$ 이고 확산 계수가 σ^2 인 Wiener 확률 과정을 따른다.

가정 3: 총 시편의 수는 N 이고 시험 종료 시점은 t_{\max} , 사용 조건과 최대 스트레스 수준은 각각 s'_0 과 s'_M 이고 주어져 있다.

가정 4: 시험 시작 시점에서 성능 특성치는 측정되어 주어져있으며, 시편은 임계치 ω 를 초과하면 고장으로 간주한다.

가정 5: 관측횟수는 계단의 수보다 많거나 같다. 관측 시점들($t_k, k=1, \dots, m$)은 사전에 결정되어 있으며 동일한 간격을 가진다. 즉 관측기간은 동일하기 때문에 관측 시점 간 간격($t_k - t_{k-1}$)은 Δt 로 동일하다.

가정 6: 스트레스 수준의 증가는 각 관측기간 동안 최대 1회 발생한다.

가정 7: 추세 $\eta(s'_i)$ 와 스트레스 수준에 대한 변수 s' 의 관계, 즉 가속 모형의 모수와 스트레스 수준 간의 관계식은 다음의 3가지 관계를 가정한다.

아레니우스(Arrhenius)

$$\text{모형: } \eta(s') = \delta_0' \exp(-\delta_1' / s')$$

(역)거듭(inverse power)

$$\text{모형: } \eta(s') = \delta_0'(s')^{\delta_1'}$$

지수(exponential)

$$\text{모형: } \eta(s') = \delta_0' \exp(\delta_1' s')$$

여기서 δ_0' 과 δ_1' 는 미지의 양의 상수다. 또한 스트레스 수준 s'_i 은 표준화되지 않은 값으로 정형화된 시험계획의 유도를 위해 표준화할 필요가 있다. 표준화 과정은 Sung and Yum[8]의 논문에서 제안한 방법과 동일하며 이에 따라 각 스트레스 수준은 s_i 로 표준화할 수 있으며 0과 1 사이의 값을 가진다.

이러한 과정을 통해 식 (2) j 번째 시편의 k 번째 관측 시점에서의 성능 특성치의 열화 증분 Δy_{jk} 에 대한 확률밀도함수는 다음과 같이 유도된다[8].

$$f(\Delta y_{jk}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2\Delta t}} \exp\left(-\frac{(\Delta y_{jk} - E(\Delta y_{jk}))^2}{2\sigma^2\Delta t}\right) \quad (2)$$

이제 식 (1)의 지시함수에 대한 정의와 식 (2)에 대해 시편 N 개에 대한 대수 우도 함수를 유도하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned}\ln L &= -\sum_{j=1}^N \sum_{k=1}^m \left[\frac{1}{2} (\ln 2\pi + \ln \Delta t + \ln \sigma^2) \right] \\ &\quad - \sum_{j=1}^N \sum_{k=1}^m \left\{ J_k \left[\frac{\Delta y_{jk} - \exp(\delta_0 + \delta_1 s_j) \Delta t - \exp(\delta_0 + \delta_1 s_{j+1}) (1 - \beta) \Delta t}{2\sigma^2 \Delta t} \right]^2 \right. \\ &\quad \left. + (1 - J_k) \left[\frac{\Delta y_{jk} - \exp(\delta_0 + \delta_1 s_j) \Delta t}{2\sigma^2 \Delta t} \right]^2 \right\} \quad (3)\end{aligned}$$

모수 δ_0, δ_1 그리고 σ 는 식 (3)을 1계 편미분한 후 도출되는 3개의 방정식, $\partial \ln L / \partial \delta_0 = 0, \partial \ln L / \partial \delta_1 = 0, \partial \ln L / \partial \sigma = 0$ 을 동시에 만족시키는 값을 산출하여 추정한다. 다음으로 피셔 정보 행렬(Fisher information matrix)을 도출하기 위해 식 (3)에 대해 2계 편미분 값의 음의 기댓값을 유도한다. 유도과정은 Sung and Yum[8] 논문의 부록과 유사하기 때문에 이 연구에서는 생략하였다. 유도된 피셔 정보 행렬 \mathbf{F} 는 다음과 같다.

$$F = \frac{\exp(2\delta_0)N\Delta t}{\sigma^2} \begin{pmatrix} f_{11} & f_{12} & 0 \\ \text{symmetric} & f_{22} & 0 \\ & & f_{33} \end{pmatrix}.$$

여기서,

$$f_{11} = \sum_{i=1}^l \alpha_i \exp(2\delta_1 s_i) + \sum_{i=1}^l \gamma_i (\beta_i \exp(\delta_1 s_i) + (1 - \beta_i) \exp(\delta_1 s_{i+1}))^2,$$

$$f_{22} = \sum_{i=1}^l \alpha_i \exp(2\delta_1 s_i) s_i^2 + \sum_{i=1}^l \gamma_i (\beta_i \exp(\delta_1 s_i) s_i + (1 - \beta_i)$$

$$\exp(\delta_1 s_{i+1}) s_{i+1})^2$$

$$f_{12} = \sum_{i=1}^l \alpha_i \exp(2\delta_1 s_i) s_i + \sum_{i=1}^l \gamma_i (\beta_i \exp(\delta_1 s_i) s_i + (1 - \beta_i) \exp(\delta_1 s_{i+1}) s_{i+1}) (\beta_i \exp(\delta_1 s_i) + (1 - \beta_i) \exp(\delta_1 s_{i+1})),$$

$$f_{33} = \frac{2m}{\exp(2\delta_0)\Delta t} \text{이다.}$$

이 식에서 α_i 는 관측 구간 내에서 스트레스 수준의 증가가 없는 구간의 수이며, γ_i 는 관측 구간 내에서 스트레스가 증가하는 경우를 나타낸다. 그리고 β_i 는 관측 구간 내에서 스트레스 수준이 증가할 때 해당 구간에서 낮은 스트레스 수준이 인가되는 비율을 의미한다. 이러한 $\alpha_i, \beta_i, \gamma_i$ 항이 필요한 이유는 앞서 제 2장에서 언급하였듯이 관측 구간 내에서 스트레스 수준을 자유롭게 증가시키는 모형을 구성하기 위해 필요하다.

이제 이 연구에서 관심 있게 다루고자 하는 D-optimality 조건을 유도하도록 하겠다. 이를 위해 유도된 피서 정보 행렬의 행렬식을 유도하면 다음과 같다.

$$|F| = \frac{\exp(2\delta_0)N\Delta t}{\sigma^2} f_{33} (f_{11}f_{22} - f_{12}^2) \quad (4)$$

$$= \frac{2Nm}{\sigma^2} (f_{11}f_{22} - f_{12}^2)$$

4. 해법 절차 및 최적 시험계획

유도된 피서 정보 행렬의 행렬 식 (4)를 살펴보면 최적의 시험 계획을 결정하기 위해서 고려해야 할 변수로는 $\alpha_i, \beta_i, \gamma_i$ 로 구성되어 있는 스트레스 변경 시점 ($\tau_i = \alpha_i + \gamma_i \beta_i$)과 스트레스 수준 s_i 이 있다. 반면, δ_1 과 N, m 그리고 σ 는 주어진 상수이기 때문에 시험 계획에 영향을 주지 않는다. 이 중에서 N, m 그리고 σ 는 상수항으로써 피서 정보 행렬의 행렬식을 최대화하는데 영향을 주지 않으므로 이 변수들을 제외하고 $f_{11}f_{22} - f_{12}^2$ 를 최대화해야 함을 알 수 있다. 여기서 $f_{11}f_{22} - f_{12}^2$ 를 최대화하는 수리 모형을 구성하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \text{Max } & f_{11}f_{22} - f_{12}^2 \\ \text{s.t. } & \alpha_i \text{ is integer.} \\ & \gamma_i \text{ is binary.} \\ & 0 \leq \beta_i, s_i \leq 1. \end{aligned}$$

시험 계획을 결정하기 위한 수리 모형을 살펴보면 혼합 정수 계획법임을 알 수 있다. 스트레스 변경 시점을 구성하는 변수 중 α_i 와 γ_i 가 각각 정수 변수, 이진 변수이기 때문이다. 따라서 다음과 같은 전역적 탐색 절차를 활용하여 수리 모형의 최적해를 도출하였다.

절차 1: 반복 관측 횟수와 δ_1 값을 입력받는다.

절차 2: 스트레스 수준 s_1 과 s_2 에 각각 0을 입력하고 스트레스 변경 시점의 값을 0.01로 설정하고 이에 맞도록 $\alpha_i, \beta_i, \gamma_i$ 를 결정한다.

절차 3: s_2 가 1이 될 때까지 0.01 만큼 증가시키면서 $f_{11}f_{22} - f_{12}^2$ 의 값을 계산한다. s_2 가 1이 되면 절차 4로 이동한다.

절차 4: s_1 을 0.01 만큼 증가시키고 절차 3으로 이동한다. s_1 이 1이 되면 절차 5로 이동한다.

절차 5: τ_i 이 총 관측횟수 m 이 될 때까지 0.01 만큼 증가시키고 절차 3으로 이동한다. τ_i 이 m 이 되면 기록된 $f_{11}f_{22} - f_{12}^2$ 의 값 중 가장 큰 값을 가지는 시험 계획을 선택한다.

이 과정을 통해서 스트레스 수준이 2개인 계단형 가속열화시험의 최적 설계를 구한 결과는 <Table 2>에 나타나 있다.

Table 2 ADT plans($s_2^* = 1$)

δ_1	$m = 3$		$m = 4$		$m = 5$	
	s_1^*	τ_i^*/t_{\max}	s_1^*	τ_i^*/t_{\max}	s_1^*	τ_i^*/t_{\max}
≤1.0	0.00	0.34	0.00	0.50	0.00	0.40
1.1	0.09	0.34	0.09	0.50	0.09	0.40
1.3	0.23	0.34	0.23	0.50	0.23	0.40
1.5	0.33	0.34	0.33	0.50	0.33	0.40
1.7	0.41	0.34	0.41	0.50	0.41	0.40
2.0	0.50	0.34	0.50	0.50	0.50	0.40
2.5	0.60	0.34	0.60	0.50	0.60	0.40
3.0	0.67	0.34	0.67	0.50	0.67	0.40
4.0	0.75	0.34	0.75	0.50	0.75	0.40
5.0	0.80	0.34	0.80	0.50	0.80	0.40
6.0	0.83	0.34	0.83	0.50	0.83	0.40
7.0	0.86	0.34	0.86	0.50	0.86	0.40
10.0	0.90	0.34	0.90	0.50	0.90	0.40
δ_1	$m = 7$		$m = 9$		$m = 10$	
	s_1^*	τ_i^*/t_{\max}	s_1^*	τ_i^*/t_{\max}	s_1^*	τ_i^*/t_{\max}
≤1.0	0.00	0.43	0.00	0.55	0.00	0.50
1.1	0.09	0.43	0.09	0.55	0.09	0.50
1.3	0.23	0.43	0.23	0.55	0.23	0.50
1.5	0.33	0.43	0.33	0.55	0.33	0.50
1.7	0.41	0.43	0.41	0.55	0.41	0.50
2.0	0.50	0.43	0.50	0.55	0.50	0.50
2.5	0.60	0.43	0.60	0.55	0.60	0.50
3.0	0.67	0.43	0.67	0.55	0.67	0.50
4.0	0.75	0.43	0.75	0.55	0.75	0.50
5.0	0.80	0.43	0.80	0.55	0.80	0.50
6.0	0.83	0.43	0.83	0.55	0.83	0.50
7.0	0.86	0.43	0.86	0.55	0.86	0.50
10.0	0.90	0.43	0.90	0.55	0.90	0.50

<Table 2>에 나타난 최적 계획의 특성을 살펴보기에 앞서 δ_1 에 대해서 살펴보면 다음과 같다. Lim *et al.*[9]의 연구에 따르면 $\exp(\delta_1)$ 은 열화증분의 정상 사용 조건 대비 최대 가속 수준 하에서의 평균적인 증가량의 배율이라고 언급하고 있다. 즉, 예를 들어 δ_1 이 1.5라는 값을 가지는 시험 계획의 특징은 수명 평가의 대상이 되는 제품에 최대 스트레스 수준을 인가하였을 때 정상 사용 조건 대비 4.48(= $\exp(1.5)$)배 열화증분이 증가한다는 뜻이다. 이제 <Table 2>에 나타난 최적 계획의 특성을 살펴보면 다음과 같다. 서론에서 언급하였듯이 반복 관측 횟수가 상대적으로 적은 현실적인 상황을 대상으로 최적 시험계획 도출을 수행하

였다. 우선 높은 스트레스 수준 s_2^* 는 모든 시험 조건에서 최대 스트레스 수준으로 고정된 결과를 얻을 수 있었다. 다음으로 δ_1 의 값이 증가할수록 s_1^* 수준도 증가하는 것을 관찰할 수 있었다. 즉 최대 스트레스 수준 하에서 열화증분 증가율의 배율이 큰 시험 대상일수록 높은 스트레스 수준에서 시험하는 것이 효율적이며, 반대인 경우에는 최대한 정상 사용 조건에 가까운 조건이 효율적인 시험 결과임을 보여주고 있다. 다음으로 관측횟수의 증가는 시험계획의 최적 스트레스 수준에 영향을 미치지 않음을 알 수 있다. 즉 관측 횟수와 상관없이 스트레스 수준은 δ_1 의 값에 따라 결정된다. 마지막으로 작은 반복 관측 횟수에서 발생하

는 문제에 대해 살펴보면 다음과 같다. 반복 관측 횟수가 홀수이면서 상대적으로 작은 경우인 3, 5, 7, 9의 경우 결정된 스트레스 변경 시점은 0.5에서 가장 가까운 정수해로 나타났다. 즉 연속적인 관측 간격 안에서 스트레스 수준의 변경을 허용하지 않고 관측 시점에 맞추어 스트레스 수준을 증가시키는 것이 D-optimality 조건 하에서도 효율적인 시험 계획이라는 결론이 도출되었다. 특히 사항으로는 0.5를 기준으로 양쪽에서의 $f_{11}f_{22} - f_{12}^2$ 값이 매우 유사하다는 점이다. 즉 5번 관측할 경우 2번째 혹은 3번째 관측 시점에서 스트레스 수준을 증가시키더라도 D-optimality 기준 하에서 시험의 효율성을 동일하다고 볼 수 있다는 점이다.

5. 결론 및 향후 연구 방향

2016년 발생한 갤럭시 노트 7의 발화 문제는 대표적인 신뢰성 문제로 간주할 수 있다. 갤럭시 노트 7의 발화와 관련하여 사망 사고는 발생하지 않았지만 충분히 인명 피해를 발생시킬 수 있었던 사고였던 만큼 제품의 신뢰성에 대한 연구 및 사회적 요구는 계속 증대되고 있으며 점점 더 중요해지고 있음을 알 수 있다. 이 연구는 Sung and Yum[8]이 제시한 모형을 바탕으로 두고 최적화 기준으로 D-optimality 조건을 적용하여 시험 계획 결정 해법 및 절차를 제안하였다. 또한 제안한 해법 절차를 활용하여 적은 수의 반복 관측횟수를 가지는 가속열화 시험계획을 제시하였다. 제시된 시험계획의 특징을 간략히 요약하면 모든 시험 조건에서 높은 스트레스 수준은 최대 스트레스 수준으로 고정되어 있음을 알 수 있었으며, δ_1 의 값이 증가할수록 s_1^* 도 증가하는 것을 관찰할 수 있었다. 즉 최대 스트레스 수준 하에서 열화증분 증가율의 배율이 큰 시험 대상일수록 높은 스트레스 수준에서 시험하는 것이 효율적임을 보여주고 있다. 다음으로 관측횟수의 증가는 스트레스 수준에 영향을 미치지 않음을 알 수 있다.

향후 연구 방향은 다음과 같다. 열화 경로 모형이 같아 과정이나 다른 추계적 과정을 가정한 가속열화 시험 계획에 관한 연구가 필요한 실정이다. 다음으로 점근분산 혹은 총 시험 비용의 최소화를 최적화 기준으로 적용한 연구에 비해 D-optimality를 최적화 기준으로 적용한 시험계획이 매우 드물기 때문에 이와 관련

된 시험계획의 개발이 필요한 실정이다. 마지막으로 정상 사용조건을 의무적으로 포함하여 시험하는 부분적 가속시험계획에 대한 연구도 필요한 실정이다.

References

- [1] Sung, S. I. (2015). "A Review on the accelerated life test plan: 2006~2015". *Journal of Applied Reliability*, Vol. 15, No. 2, pp. 84-89.
- [2] Li, X. and Jiang, T. (2009). "Optimal design for step-stress accelerated degradation testing with competing failure modes". *Proceedings of Annual Reliability and Maintainability Symposium*.
- [3] Liao, C. M. and Tseng, S. T. (2006). "Optimal design for step-stress accelerated degradation tests". *IEEE Transactions on Reliability*, Vol. 55, No. 1, pp. 59-66.
- [4] Zhang, H., Chen, Y. and Kang, R. (2010). "Optimal design of step stress accelerated degradation test and reliability assessment for quartz flexible accelerometers". *Proceedings of Annual Reliability and Maintainability Symposium*.
- [5] Ge, Z., Li, X., Zhang, J. and Jiang, T. (2010). "Planning of step-stress accelerated degradation test with stress optimization". *Advanced Materials Research*, Vol. 118-120, pp. 404-408.
- [6] Tang, L. C., Yang, G. Y. and Xie, M. (2004). "Planning of step-stress accelerated degradation test". *Proceedings of Annual Reliability and Maintainability Symposium*, pp. 287-292.
- [7] Ge, Z., Li, X., Jiang, T. and Huang, T. (2011). "Optimal design for step-stress accelerated degradation testing based on D-optimality". *Proceedings of Annual Reliability and Maintainability Symposium*.
- [8] Sung, S. I. and Yum, B. J. (2016). "Optimal design of step-stress accelerated degradation tests based on the Wiener degradation process". *Quality Technology and Quantitative Management*, Vol. 13, No. 4, pp. 367-393.
- [9] Lim, H., Kim, Y. S., Bae, S. J. and Sung, S-I. "Partial accelerated degradation test plans for Wiener degradation processes". *Quality Technology and Quantitative Management*, submitted to publication.