



저작자표시-비영리-변경금지 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:



저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.



비영리. 귀하는 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 없습니다.



변경금지. 귀하는 이 저작물을 개작, 변형 또는 가공할 수 없습니다.

- 귀하는, 이 저작물의 재이용이나 배포의 경우, 이 저작물에 적용된 이용허락조건을 명확하게 나타내어야 합니다.
- 저작권자로부터 별도의 허가를 받으면 이러한 조건들은 적용되지 않습니다.

저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 [이용허락규약\(Legal Code\)](#)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

[Disclaimer](#)

2022년 2월  
석사학위 논문

확률 효과를 고려한  
위너과정 가속열화모델에서  
신뢰성 입증시험의 설계

조선대학교 대학원

산업공학과

김 효 중

확률 효과를 고려한  
위너과정 가속열화모델에서  
신뢰성 입증시험의 설계

Design of Accelerated Degradation Reliability  
Demonstration Test Plan Under the Wiener Process  
Model Considering Random Effects

2022년 2월 25일

조선대학교 대학원

산업공학과

김 효 중

# 확률 효과를 고려한 위너과정 가속열화모델에서 신뢰성 입증시험의 설계

지도교수 김성준

이 논문을 산업공학 석사학위신청 논문으로 제출함

2021 년 10월

조선대학교 대학원

산업공학과

김효중

## 김효중의 석사학위논문을 인준함

위원장 조선대학교 교수 신 중 호 (吳中浩印)

위 원 조선대학교 교수 백 정 우 (白正宇印)

위 원 조선대학교 교수 김 성 준 (金성준인)

2021 년 12 월

조선대학교 대학원

## 목차

제 1장 서론.....	1
제 2장 가속열화모델 .....	5
제1절 일반경로모델에서 가속열화모델.....	5
제2절 확률과정모델의 가속열화모델.....	6
제 3장 가속열화 신뢰성 입증시험법 .....	10
제1절 기본가정 및 절차.....	10
제2절 가속열화 신뢰성 입증시험 방법 .....	11
제 4장 수치실험 및 적용사례.....	15
제1절 수치실험 개요.....	15
제2절 민감도 분석 및 OC-CURVE.....	15
1. 다양한 요인 변동 조건에서의 판정기준 변화 .....	15
2. 가속열화모형 모수에 대한 민감도 분석 .....	17
3. OC-curve.....	21
제3절 반도체 부품 적용사례 .....	24
제 5장 결론 및 향후연구 .....	29
참고문헌 .....	30

## 그림 목차

Figure 1. IRLED ADT data set에 대한 stochastic ADT model fitting(실선) & 90% 예측구간(점선) .....	9
Figure 2. IRLED ADT data set 스트레스 조건 170mA & 320mA에서의 판정 기준(검은색 실선) .....	1 4
Figure 3. 다양한 조건에서의 판정기준 (윗줄: 90%목표신뢰도, 가운데줄: 95% 목표신뢰도, 아래줄: 99%목표신뢰도) .....	1 6
Figure 4. 시료 수 변화 OC curve .....	2 3
Figure 5. 자동차 반도체 IC칩 ADT data에 대하여 stochastic ADT model fitting(실선) & 90% 예측구간(점선) .....	2 6
Figure 6. 자동차 반도체 IC칩 ADT data set 일 평균 3시간 운행시 스트레스 조건 115℃ & 140℃ 에서의 99.9%신뢰도를 만족하는 판정기준(검은색 실선) .....	2 7
Figure 7. 자동차 반도체 IC칩 ADT data set 일 평균 12시간 운행시 스트레스 조건 115℃ & 140℃ 에서의 99.9%신뢰도를 만족하는 판정기준(검은색 실선) .....	2 8

## 표 목차

Table 1. IRLED ADT data set의 확률과정 가속 열화 모델 추정치 .....	8
Table 2. IRLED ADT data set 스트레스 조건 170mA & 320mA 에서의 판정기준 (threshold).....	1 4
Table 3. 다양한 조건에서의 판정기준 $X_c$ 비교를 위해 고려한 요인과 수준 .....	1 6
Table 4. IRLED ADT data set 파라미터 변동 민감도 분석 실험계획 .....	1 7
Table 5. 파라미터 $\zeta$ 민감도 분석 .....	1 8
Table 6. 파라미터 $\kappa$ 민감도 분석.....	1 9
Table 7. 파라미터 $\beta$ 민감도 분석 .....	2 0
Table 8. OC-curve 목표신뢰도.....	2 2
Table 9. IRLED ADT data set OC curve 시료 수 변화 조건.....	2 2
Table 10. 시료 수 변화에 대한 ADRDT 통과 확률(OC-curve) .....	2 3
Table 11. 자동차 반도체 IC칩 ADT data set의 확률과정 가속 열화 모델 추정치... 2 6	
Table 12. 자동차 반도체 IC칩 ADT data set 일 평균 3시간 운행시 스트레스 조건 115℃와 140℃에서의 판정기준.....	2 7
Table 13. 자동차 반도체 IC칩 ADT data set 일 평균 12시간 운행시 스트레스 조건 115℃와 140℃에서의 판정기준.....	2 8



## ABSTRACT

### 확률 효과를 고려한 위너과정 가속열화모델에서 신뢰성 입증시험의 설계

Hyojung Kim

Advisor: Prof. Seongjoon Kim, Ph.D.

Department of Industrial Engineering  
Graduate School of Chosun University

Reliability demonstration tests (RDTs) have been widely adopted to verify the reliability requirements of manufacturing products. However, there is a lack of study regarding RDT plans in the case of a stochastic process model considering stress acceleration. In this study, we propose a reliability demonstration test plan based on the accelerated random-effects Wiener process model.

First, we present a motivating example to describe this study, and introduce the random-effects Wiener process model for the accelerated degradation data. Second, a reliability demonstration test plan is proposed to determine whether the product can meet the reliability requirement. The numerical study, sensitivity analysis, and OC-curve are presented to evaluate the proposed method.

Finally, we illustrated the proposed method using the vehicle ECU (Electronic Control Unit) IC chip ADT data.

## 국문 초록

신뢰성 입증 시험(Reliability Demonstration tests, RDTs)은 제품의 신뢰성 요구사항 달성 여부를 검증하기 위한 방법으로 널리 채택되고 있으며, 적기에 적절한 수량으로 제품의 신뢰성을 입증하는 동시에 의사결정오류를 최소화하는 것이 중요하다. 하지만, 가속 스트레스 조건에서 추계적 과정모형(stochastic process model)을 이용한 신뢰성 입증 시험(RDTs)계획에 대한 연구는 부족한 실정이다. 본 연구에서는 제품의 열화특성이 위너과정(Wiener process)을 따를 때 개체간 산포를 반영하는 확률효과와 가속 스트레스 조건을 고려한 가속 열화모델을 기반으로 신뢰성 입증 시험을 설계하는 방법을 제안한다. 본 연구의 신뢰성 입증 시험(RDTs) 계획은 사용조건인 설계 및 보증목표 신뢰도가 주어졌을 때, 신뢰수준, 샘플 수 그리고 시험시간에 대해서 신뢰성 입증을 위한 판정 열화 기준을 제시한다. 제안된 방법에 대해서 수치실험 및 민감도 분석, OC-curve 를 이용하여 성능을 평가하고 결과를 제공한다. 마지막으로 LED 가속 열화 데이터와 자동차 반도체 IC 부품의 가속 열화 데이터에 적용한 사례를 소개한다.

## 제 1장 서론

신뢰성 입증 시험(Reliability demonstration tests, RDTs)은 제품의 연구개발 단계에서 제품에서 요구되는 신뢰도 수준을 달성할 수 있는지 여부를 검증하기 위한 방법으로 널리 채택되었다[1]. 일반적으로 높은 신뢰성과 긴 수명을 갖도록 설계된 제품이나 고가의 제품들은 신뢰성 요구조건을 입증하기 위한 신뢰성 입증 시험을 실시할 때, 많은 시간과 비용이 소요된다. 따라서, 신뢰성 입증 시험을 통해 제품의 목표 신뢰도 달성여부를 결정하기 위한 신뢰성 입증 시험 계획은 실현 가능한 범위 내에서 신뢰성을 효과적으로 입증할 수 있도록 설계되어야 한다. 하지만 수명 시험(Lifetime test)을 이용한 전통적인 신뢰성 입증 시험은 정해진 시간안에 필요한 신뢰성 목표를 충족하는지 여부를 입증하는데 어려움이 많아 사용이 제한되는 경우가 많다. 따라서 신뢰성 입증 과정에서 제품의 고장 프로세스를 가속화하여 검사 시간을 단축하기 위해 가속 수명 시험(Accelerated life tests, ALTs)이나 제품의 성능 열화를 측정한 가속 열화 시험(Accelerated degradation tests, ADTs)을 사용한다.

본 논문에서는 제품의 열화특성이 위너과정(Wiener process)을 따를 때 개체간 산포를 반영하는 확률효과와 가속 스트레스 조건을 고려한 가속 열화모델을 기반으로 신뢰성 입증 시험을 설계하는 방법을 제안하고자 한다. 신뢰성 입증 시험에 대한 다양한 연구가 진행중이며, 크게 고장 기반 방법(failure based method)과 열화 기반 방법(degradation based method) 2가지 범주로 구분할 수 있으며, 각 범주안에서도 일반데이터를 사용한 연구와 가속데이터를 사용한 연구로 세분화하여 4가지 연구영역으로 구분할 수 있다.

첫번째로 수명 데이터를 이용한 고장 기반 방법의 연구는, 기존의 전통적인 방법으로 다양한 분포와 관측 중단 유형에서의 연구가 수행되었다. 두번째로, 가속

수명 데이터를 이용한 고장 기반의 신뢰성 입증 시험 방법에서는 Bris[2]가 지수분포를 가정한 베이지안 방법으로 가속 수명 신뢰성 입증 시험(Accelerated life reliability demonstration tests, ALRDT)을 제안하였으며, Kim and Yum[3]은 와이블분포를 가정한 Type I 관측중단 데이터를 이용한 가속 수명 신뢰성 입증 시험(ALRDT)을 제안하였다. 또한 Seo et al.[4]는 와이블분포의 형상모수가 non-constant 일 때, Turner[5]은 가속 수명 신뢰성 입증 시험의 발전 시스템 응용 그리고 Luo et al.[6]은 적용 대상의 고장 모드에(failure mode) 대한 가속 수명 신뢰성 입증 시험(ALRDT) 방법을 제안하였다. 세번째로 열화 데이터를 이용한 열화 기반 방법의 연구에서는 Sohn and Jang[7]이 키보드 열화 데이터에 대해 선형 열화 모델을 이용한 합격 표본 추출 계획을 제안했다. 그리고 Yang[8]은 선형 열화 모델(linear degradation model)을 이용한 열화 기반 방법을 적용하여 신뢰성 대상이 표본 추출 및 열화 모형 적합에 따른 위험을 충분히 커버하는지 확인하기 위해 무고장 시험(bogey test)에 대한 최적 실험 계획 방법을 제안하였다. 이 후 Yang[9]은 열화 모델의 parameter의 불확실성에 강한 heuristic 기반의 실험 계획을 제안했다. Jin과 Matthews[10]는 위너 과정 모델(Wiener process model)을 기반으로 신뢰성이 높은 제품에 대해 고정된 샘플 크기로 일정 시점마다 순차적으로 시험 통과 여부를 결정하는 순차적 절차(sequential procedures)를 포함한 여러 신뢰성 입증 시험 계획을 제시했다. 마지막으로 가속 열화 데이터를 이용한 열화 기반 방법의 연구에서는 Baussaron et al.[11]이 위너 과정 모델을 이용한 가속 열화 시험(ADT) 설계 방법을

제안하였으며, Luo et al.[12]은 모델의 모수(parameter)를 알 수 없다고 가정한 선형 열화 모델에 기초하여 2단계 가속 신뢰성 입증 시험 방법을 제안했다. Zhang et al.[13]은 높은 신뢰도 수준에서 구조적 신뢰성을 입증하기 위해 가속 열화 감마 과정모델(gamma process model)을 이용한 신뢰성 입증 시험 방법에 대해 논의했다. 또한 검사 비용을 최소화 하기위해 스트레스 수준, 표본 크기, 검사 시간을 결정하는 최적 시험 계획방법을 개발하였다. Kim, Mun and Bae[14]은 확률계수를 고려한 비선형 가속 열화 모델을 이용하여 생산자 목표 신뢰도와 소비자 목표 신뢰도를 동시에 만족하는 가속 열화 신뢰성 입증 시험(Accelerated degradation reliability demonstration tests, ADRDT)설계 방법을 제안하였다.

일반적으로 제품 성능에 대한 열화데이터를 모델링 할 때, 널리 사용되는 열화모델에는 일반경로모델(general path model)과 확률과정모델(stochastic process model)이 있다. 먼저 일반경로모델은 선형 또는 비선형 특성을 가진 열화패턴을 모델링할 수 있으며, 대표적으로 선형모델(linear model), 지수모델(exponential model), 멱수모델(power model) 등을 이용하여 모델링한다. 이러한 일반경로모델들은 대체적으로 열화의 기울기나 패턴이 단조로운(monotone) 형태를 띄며, 제품의 물리적, 화학적 특성을 반영하기에 적합하다. 하지만 대부분의 전자제품의 경우 성능을 대표할 수 있는 전류나 전압 등의 값이 단조로운 형태가 아닌 매순간마다 다음의 값이 어떻게 될지 모르는 연속적 임의보행(continuous random walk)과 같은 움직임을 보인다. 이는 제품의 성능이 시간의 흐름에 따라 확률적인 변화를 가진다고 볼 수 있으며, 확률적인 움직임을 갖는 전자제품의 성능열화를 모델링하기위해 확률과정모델(stochastic process model)을 고려한다. 본 연구에서는 확률과정모델의 대표적인 모델 중 하나인 위너과정모델(wiener process model)을 이용하여 전자제품의 열화데이터를

모델링하는데 사용하였다. 4차 산업혁명이 도래하면서 반도체, 센서 등의 전자 제품에 대한 신뢰성 입증 관련된 수요가 점점 증가하고 있지만, 확률과정모델(stochastic process model)을 이용한 가속 열화 신뢰성 입증 시험(ADRDT)에 대한 연구가 부족한 실정이다. 따라서 본 연구를 통해 제품의 열화특성이 위너과정(Wiener process)을 따를 때 개체간 산포를 반영하는 확률효과와 가속 스트레스 조건을 고려한 가속 열화모델을 기반으로 신뢰성 입증 시험을 설계하는 방법을 제안하고자 한다.

본 논문의 나머지 부분은 다음과 같이 구성되어 있다. 2장에서는 일반경로모델과 확률과정모델에서의 배경이론과 두 열화모델을 가속열화모델로 확장하는 방법을 소개하고, IRLLED ADT data set을 이용하여 가속조건을 고려한 확률과정모델의 모수 추정 결과를 제시한다. 3장에서는 본 논문을 통해 제안하고자 하는 가속 열화 신뢰성 입증 시험법(ADRDT)을 소개한다. 4장에서는 제안한 방법의 성능을 평가하기 위해 민감도 분석과 OC-curve 등 다양한 수치실험 결과를 제공하고, 제안한 방법을 자동차 반도체 부품의 ADT data set에 적용한 사례를 소개한다. 마지막으로 5장에서 본 연구의 결론과 향후 연구 방향에 대해 논의한다.

## 제 2장 가속열화모델

제품 성능의 열화특성에 대한 의사결정을 하기 위한 기본적인 전제조건 중 하나는 올바른 열화모델을 선택하는 것이다. 이 때, 열화모델은 열화경로를 설명하는 방법에 따라서 일반경로모델(General Path Model)과 확률과정모델(Stochastic Process Model)로 구분된다. 본 장에서는 두 종류의 열화모델과 가속열화모델로 확장하고 모델의 모수를 추정하는 방법을 소개한다.

### 제1절 일반경로모델에서 가속열화모델

개체간 변동(between-individual)과 개체내 변동(within-individual)을 함께 표현하는 일반경로모델은 성능 열화 데이터를 분석하는데 가장 널리 사용되는 모델로서 Lu and Meeker [15]에 의해 소개되었다. 일반경로모델에서  $i$ 번째 샘플의 시간  $t$ 에서 관측값  $Y_i(t)$ 는 다음과 같이 표현된다.

$$Y_i(t) = \Lambda(t, \theta_i) + \varepsilon_i, \quad (1)$$

여기서  $\Lambda(t)$ 는 열화경로를 표현하는 시간  $t$ 에 대한 모델이며,  $\theta_i$ 는 샘플집단의 평균적인 특성을 설명하는 고정효과(Fixed-effects)와 개체간 변동을 설명하는 확률효과(Random-effects)가 포함된 열화모델의 모수벡터이다.  $\varepsilon_i$ 는  $\varepsilon \sim N(0, \sigma^2)$ 인 정규분포를 따르는 오차항이다. 이 때, 모수벡터는 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$\theta_i = \mathbf{A}_i \boldsymbol{\beta} + \mathbf{B}_i \mathbf{b}_i, \quad \mathbf{b}_i \sim MN(\mathbf{0}, \boldsymbol{\Sigma}), \quad (2)$$

여기서  $\boldsymbol{\beta}$ 와  $\mathbf{b}_i$ 는 각각 크기가  $(r \times 1)$ ,  $(s \times 1)$ 인 고정효과와 확률효과 벡터이고,  $\mathbf{A}_i$ 와  $\mathbf{B}_i$ 는 각각  $\boldsymbol{\beta}$ 와  $\mathbf{b}_i$ 에 대응되는 크기가  $(p \times r)$ ,  $(p \times s)$ 인 설계행렬이다.  $\boldsymbol{\Sigma}$ 는 크기가  $(s \times s)$ 인 확률효과에 대한 분산-공분산 행렬이다. 모델의 모수를 추정하는 방법에는 2-stage 방법 [15], First-order (FO) 방법 [25], Lindstrom and Bates' 방법 [26] 등이 있다.

가속열화데이터 분석을 위해 일반경로모델을 확장하는 것은 열화특성을 결정짓는 모델의 모수에 스트레스 요인의 효과를 모델에 반영함으로써 가능하다. Meeker et al.[16]는 스트레스 효과가 모델에 통합될 수 있도록 기본 모델 (1)을 확장했다. 예를 들어서, 온도에 대한 스트레스 요인이 열화율에 미치는 영향을 설명하는 아레니우스 모델(Arrhenius model)은 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned}
 R(\text{temp}) &= \gamma_0 \exp \left[ \frac{-E_a}{\kappa_B \times (\text{temp} + 273.15)} \right] \\
 &= \gamma_0 \exp \left( \frac{-E_a \times 11,605}{\text{temp} + 273.15} \right)
 \end{aligned}$$

여기서 temp는 섭씨 ℃ 단위로 측정된 온도이고,  $\kappa_B = 8.617 \times 10^{-5} \text{eV/K}$ 는 볼츠만 상수(Boltzmann constant),  $E_a$ 는 활성화 에너지이다. 사용온도를  $\text{temp}_U$ , 가속온도를  $\text{temp}$ 라고 나타낼 때, 가속계수(acceleration factor)는 다음과 같이 표현된다.

$$AF(\text{temp}, \text{temp}_U, E_a) = \frac{R(\text{temp})}{R(\text{temp}_U)} = \exp \left[ E_a \left( \frac{11,605}{\text{temp}_U + 273.15} - \frac{11,605}{\text{temp} + 273.15} \right) \right] \quad (3)$$

Meeker et al.[16]은 열화특성이 일반경로모델  $D_\infty \times \{1 - \exp[-R_U \times t]\}$ 에 의해서 표현될 때, 열화율을 나타내는 모수  $R_U$ 가 온도에 영향을 받는다고 가정하고  $D_\infty \times \{1 - \exp[-R_U \times AF(\text{temp}) \times t]\}$ 로 표현하여 가속열화모델로 확장하였다.

## 제2절 확률과정모델의 가속열화모델

확률과정모델 중에 위너과정(Wiener process)은 가장 널리 채택되는 모델이다. 기본적인 위너과정모델은 시간에 따른 관측값의 변화량은 정규분포를 따름을 가정하여 다음과 같이 표현된다.

$$X(t) = vt + \kappa B(t), \quad (4)$$



여기서  $v(> 0)$ 는 확률과정의 열화율(degradation rate),  $\kappa(> 0)$ 는 확률과정의 변동성을 나타내는 확산계수(diffusion coefficient),  $B(\cdot)$ 는 standard Brownian motion이다. 기본 위너과정모델 (4)에서 개체간 변동을 표현하기 위해서 열화율  $v$  에 분포를 가정함으로써 일반경로모델처럼 개체간 변동을 나타낼 수 있다. 일반적으로 열화율에 정규분포를 가정하지만, 정규분포는 실수공간에서 정의되므로 열화데이터를 표현하는데 있어서 실용적으로 적절하지 않은 경우가 있다. 또한 좌우대칭을 가정하므로 개체간 변동의 비동질성을 표현하는데 있어서 단점으로 작용할 수 있다. 따라서 본 연구에서는 Zhai et al.[19]가 열화율에 역가우시안 분포(Inverse-Gaussian distribution)을 가정한 확률과정모델을 소개하였으며, 역가우시안 확률효과를 고려한 위너과정 모델은 다음과 같이 표현된다.

$$X(t) = v\Lambda(t) + \kappa B(v\Lambda(t)), \quad (5)$$

여기서  $\Lambda(t) = \Lambda(t; \theta)$  는 모수  $\theta$  에 의해 선형 또는 비선형 열화추세를 나타내는 단조증가 함수이다. 예를 들어서  $\Lambda(t) = t$  인 경우는 선형열화추세를 나타내고,  $\Lambda(t; \theta) = t^\theta$ 는 멱함수 형태를 갖는 비선형 열화추세를 나타낸다.

상기 위너과정 모델을 일정형 가속열화모델로 확장하기 위해서 다음을 가정한다.  $K$ 개의 스트레스 수준이  $\xi_1, \dots, \xi_K$  로 표현되고, 각 스트레스 수준에는  $n_1, \dots, n_K$  개의 제품이 각각 할당된다. 위의 위너과정 모델 (5)을 확장하여,  $i$ 번째 스트레스 수준의  $j$ 번째 개체의 열화율  $v_{ij}$ 은 다음의 역가우시안 분포를 따른다고 하자.

$$v_{ij} \equiv \mu r_{ij} h(\xi_i) \sim IG(\mu h(\xi_i), \zeta h(\xi_i)), \quad (6)$$

여기서  $\mu$ 는 모집단의 평균 열화율이고,  $r_{ij}$ 은 확률계수 인자, 그리고  $h(\cdot)$ 은  $\exp(\beta \xi_i)$  으로 표현되는 가속모델 [20]이다. 이 때, 스트레스 수준  $\xi_i$ 는 가장 낮은 수준일때  $\xi_0 = 0$ , 그리고 가장 높은 수준일 때  $\xi_h = 1$ 로 표현되는 표준화된 값이다.

예를 들어,  $\xi_0$  과  $\xi_h$  에 대응되는 실제 스트레스 수준을 각각  $S_0$ ,  $S_h$  라고 하면, 임의의 스트레스 수준  $S_0 \leq S_i \leq S_h$  은  $\xi_i = (S_i - S_0)/(S_h - S_0)$  으로 표현된다. 그러면, 확률효과를 고려한 위너과정 가속열화모델에서 추정해야할 모수는  $\theta = \{\mu, \zeta, \kappa, \beta, \theta\}$  가 되며, Zhai et al. [19] 이 제안한 EM 알고리즘을 통해서 최우추정치를 구할 수 있다.

### IRLED ADT 사례

확률효과를 고려한 위너과정 가속열화모델의 추정결과를 예시하기 위해서 G. Yang [1] 에 소개된 IRLED에 대한 2수준 일정형 가속열화시험 데이터를 분석한다. 여기서 소개되는 IRLED의 사용조건은 50mA이고, 전류를 가속인자로 한 스트레스 수준과 시료수는 각각 170mA에서 25개, 320mA에서 15개 열화데이터가 주어져있다. 제품의 고장 판정기준은 성능열화 10%이다. 각 스트레스 조건에서의 열화경로와 적합된 모델의 평균열화경로 및 90% 예측구간이 Figure 1에 표시되어 있다. EM 알고리즘을 이용하여 추정한 최우추정치는 Table 1에 나타나있다.

Table 1. IRLED ADT data set의 확률과정 가속 열화 모델 추정치

$\mu$	$\zeta$	$\kappa$	$\beta$	$\theta$	Log-likelihood
0.0005472611	0.0015009095	1.2034902251	6.5890070640	0.7412834	-794.9148

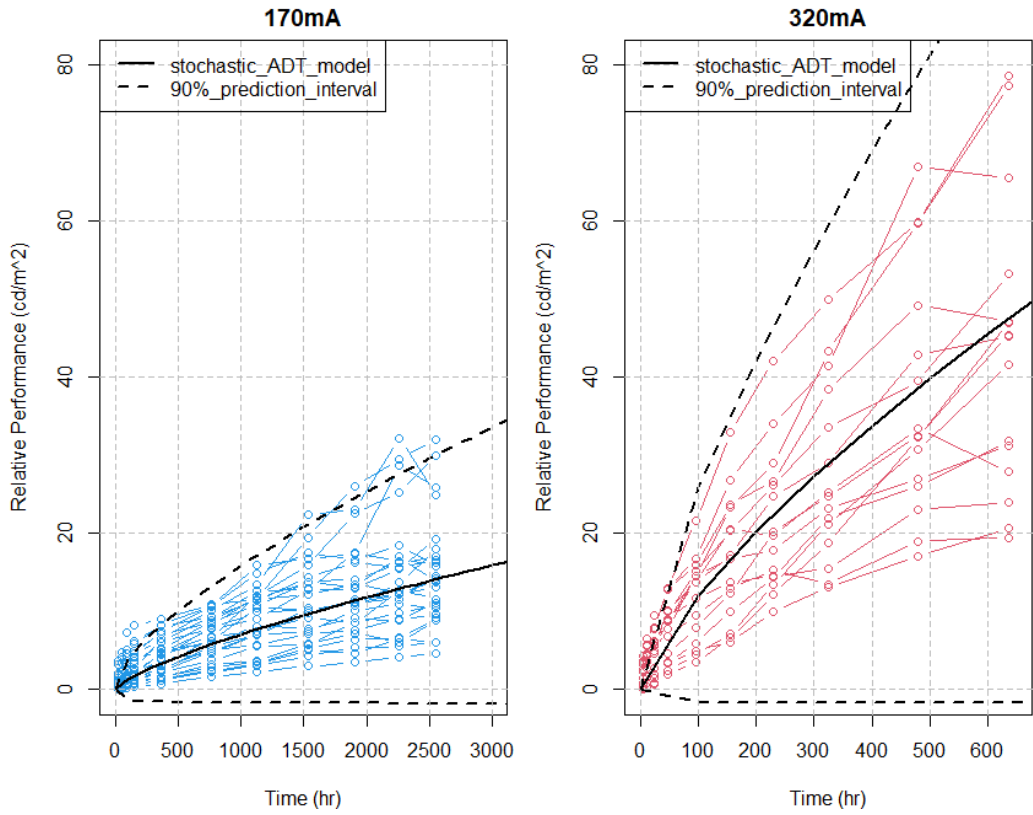


Figure 1. IRLLED ADT data set에 대한 stochastic ADT model fitting(실선) & 90% 예측구간(점선)

## 제 3장 가속열화 신뢰성 입증시험법

### 제1절 기본가정 및 절차

본 연구는 가속 열화 시험(ADT) 기반의 확률효과를 고려한 위너과정 열화모델을 사용한 가속 열화 신뢰성 입증 시험(ADRDT) 설계방법을 제안한다. 본 연구에서 제안하는 ADRDT는 고정표본 절차(fixed sample procedure)로서 평가 시료 개수( $n_D$ )와 판정 시간( $t_D$ ), 그리고 가속조건( $S_D$ )이 주어진 조건에서 열화 판정기준( $X_C$ )을 결정한다. 먼저, 판정기준을 정하기 위해서 신뢰성 요구사항을 설정한다. 요구사항은 4가지로 구성되며 사용조건( $S_U$ ), 목표시간( $t_U$ ), 목표 신뢰도( $0 < R_U < 1$ ), 그리고 신뢰수준( $0 < CL < 1$ )이다. 일반적으로 생산자 목표 신뢰도는 소비자 목표 신뢰도 보다 보수적으로 적용되므로 본 연구에서는 생산자 목표 신뢰도만을 고려한다. 이 때, 설정되는 신뢰성 요구사항은 제품이 갖추어야 할 최소한의 기준으로써 신뢰성 입증은 이 기준을 초과하는지 여부로 판단한다.

제품의 신뢰성 요구사항이 결정되면, 주어진 스트레스 조건( $S_D$ )에서 ( $n_D$ )개의 평가 시료를 시험하여 판정시간( $t_D$ )에서의 신뢰성 요구사항을 달성하는지 여부를 판단하기 위한 판정기준( $\bar{X}_C$ )을 도출한다. 열화가 진행됨에 따라 열화수준  $X(t)$ 는 증가한다고 할 때, 입증시험법을 설계하기 위한 귀무가설과 대립가설은 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$H_0: \bar{X}(n_D, t_D, S_D) \geq \bar{X}_C \text{ (평가제품은 신뢰성 요구사항을 초과하지 않는다.)}$$

vs.

$$H_1: \bar{X}(n_D, t_D, S_D) < \bar{X}_C \text{ (평가제품은 신뢰성 요구사항을 초과한다.)}$$

위 가설검정에서 판정은 평가 스트레스 조건( $S_D$ )과 평가 판정 시간( $t_D$ )에서 평가 시료 개수( $n_D$ )에 대한 열화량을 측정하고, 평균값( $\bar{X}$ )을 판정기준( $X_C$ )과 비교함으로써 이루어진다. 귀무가설의 기각여부를 판단할 때, 대상제품은

기본적으로 목표 신뢰도를 만족하지 못한 상태로 가정한다. 제품의 평균 열화량( $\bar{X}$ )이 판정기준( $X_c$ ) 미만이면 귀무가설을 기각하고 제품의 신뢰성이 입증되었다고 판단하고, 반대의 경우에는 귀무가설 채택으로 신뢰성 입증 실패라고 판정한다.

## 제2절 가속열화 신뢰성 입증시험 방법

앞서 제안한 추계적 과정 모형 하에서의 가속열화 신뢰성 입증시험법의 설계 아이디어를 통한 가속 열화 신뢰성 입증 시험(ADRDT) 설계와 적용절차는 다음과 같다.

1. 주어진 모델 모수  $\Theta = \{\mu, \zeta, \kappa, \beta, \theta\}$  에 대해서 사용조건  $S_U$  와 목표시간  $t_U$  에서 고장 판정기준이  $X_F$  일 때, 열화량  $X(t)$  에 대한 누적확률분포(CDF)를 이용하여 사용조건에서 목표 신뢰도를 달성하는  $\mu^*$  계산
2. 주어진 평가 스트레스 조건( $S_D$ )과 평가 판정 시간( $t_D$ )에서 평가 시료 개수( $n_D$ )와 파라미터( $\mu^*, \zeta, \kappa, \beta, \theta$ )를 사용하여  $100 \times CL\%$  신뢰하한을 계산하여 판정기준( $\bar{X}_c$ ) 도출 판정기준( $X_c$ )을 이용하여 제품의 신뢰성 입증 가설검정 실시 및 신뢰성 입증 여부 판정

첫 번째 단계에서 열화량의 신뢰성 입증 기준을 설정하기 위해서 주어진 가속열화 위너 과정모델 모수  $\{\mu, \zeta, \kappa, \beta, \theta\}$ 에서 열화모델의 고유특성과 가속관계를 결정하는  $(\zeta, \kappa, \beta, \theta)$ 는 고정된 값으로 가정하고, 열화과정의 기울기를 결정하는  $\mu$ 를 변화시키면서 사용조건 신뢰성 요구사항을 만족하는  $\mu^*$ 를 수치적으로 탐색한다. 이 때,  $\mu^*$ 를 결정하기 위한 사용조건  $\xi_U$ 과 시간  $t$ 에서의 위너 열화모델의 열화량  $X(t)$ 에 대한 누적확률분포(CDF)는 다음과 같다.

$$F_{X(t_U)}(x|\xi_U, \mu, \zeta, \kappa, \beta, \theta) = \int_{-\infty}^x \left( \frac{\sqrt{\zeta}}{\pi\kappa\sqrt{\Lambda(t)}} \exp\left(\frac{x}{\kappa^2} + \frac{\zeta}{\mu}\right) \mathcal{K}_{-1}\left(\sqrt{a(t)b(t)}\right) \sqrt{\frac{a(t)}{b(t)}} \right) dx,$$

where  $a(t) = \frac{\zeta}{\mu^2} + \frac{\Lambda(t)}{\kappa^2}$ ,  $b(t) = \zeta + \frac{x^2}{\Lambda(t)\kappa^2}$ , and  $\mathcal{K}_p(z) = \frac{1}{2} \int_0^\infty y^{p-1} \exp\left(-\frac{z}{2}(y + y^{-1})\right) dy$ ,

여기서  $\mathcal{K}_p$ 는 수정된 2종 Bessel 함수이다[24]. 목표신뢰도  $R_U$ 를 달성하는  $\mu$ 를 탐색하기 위해 위의 누적확률분포를  $\mu$  대한 함수로 표현하면  $F_{X(t_U)}(\mu|X_F, \xi_U, \mu, \zeta, \kappa, \beta, \theta) = R_U$  으로 쓸 수 있고, 누적확률분포가 단조함수임을 이용하여  $\mu^* = F_{X(t_U)}^{-1}(R_U|X_F, \xi_U, \mu, \zeta, \kappa, \beta, \theta)$  을 계산한다. 예를 들어, IRLED예제에서 사용조건  $S_U = 50\text{mA}$ , 목표시간  $t_u = 90,000$ 시간에서 목표신뢰도  $R_U = 0.9$  (90%)을 신뢰성 요구사항으로 설정하고, 이를 만족하는  $\mu$ 를 탐색하면  $\mu^* = 9.6209 \times 10^{-4}$ 를 얻는다.

두 번째 단계에서 목표 신뢰도를 만족하는 열화율  $\mu^*$ 가 주어져 있을 때, 판정기준  $\bar{X}_C$ 을 도출하기 위한 가속스트레스 수준  $\xi_D$ 에서 열화량  $X(t)$ 의 기대값과 분산은 다음과 같다.

$$E[X(t)] = \mu^* h(\xi_D) \Lambda(t) \text{ and } \text{Var}[X(t)] = \mu^* h(\xi_D) \kappa^2 \Lambda(t) + \frac{(\mu^* h(\xi_D))^3}{\zeta h(\xi_D)} \Lambda(t)^2.$$

이 때, 판정기준은 스트레스 조건( $S_D$ )과 판정 시간( $t_D$ )에서  $n_D$ 개의 시료의 평균 열화량을 기준으로 계산되므로, 평균 열화량  $\bar{X}(t)$ 에 대한 분포는 근사적으로  $\bar{X}(t) \sim N\left(\mu^* h(\xi_D) \Lambda(t), \left(\mu^* h(\xi_D) \kappa^2 \Lambda(t) + \frac{(\mu^* h(\xi_D))^3}{\zeta h(\xi_D)} \Lambda(t)^2\right) \times \frac{1}{n_d}\right)$  을 따른다. 이를 활용하여, 귀무가설( $H_0$ )을 기각하기 위한 100CL% 단측 신뢰하한을 다음과 같이 구한다.

$$\bar{X}_C = \mu^* h(\xi_D) \Lambda(t) + \Phi^{-1}(1 - CL) \sqrt{\left(\mu^* h(\xi_D) \kappa^2 \Lambda(t) + \frac{(\mu^* h(\xi_D))^3}{\zeta h(\xi_D)} \Lambda(t)^2\right) \times \frac{1}{n_d}},$$

여기서  $\Phi(\cdot)$ 은 표준정규분포의 누적분포함수(CDF)이다. 그러면, 평가 판정 시간( $t_D$ )에서의  $n_D$ 개의 대상제품의 평균 열화량  $\bar{X}$ 이 계산된 신뢰하한(판정기준,  $\bar{X}_C$ )보다 작으면 목표 신뢰도를 유의수준  $100(1 - CL)\%$ 에서

기각(신뢰성 목표 입증)한다. IRLED ADT data set에 대하여 가속열화 신뢰성 입증 시험 방법을 적용한 결과는 Figure2과 Table2에 나와있다. Figure2에서 검은색 점선은 목표 보증시간 90,000시간에서 목표신뢰도 90%를 만족하는  $\mu^*$ 를 추정하여 가속 위너 과정 모델에 적합한 평균 열화 경로이며, 검은색 실선은 ADRDT 판정기준이다. IRLED ADT data set의 마지막 시점에서 신뢰성 입증 여부를 판정하면, 먼저 170mA 데이터의 마지막 시점인 2550시간에서 평균 열화량은 검은색 점으로 표현된  $\bar{X}(2550) = 14.952$  이고, 제안한 방법으로 계산된 신뢰하한(판정기준,  $\bar{X}_c$ ) 값은  $\bar{X}_c = 17.99724$ 이다. 즉, 관측된 평균 열화량의 값이 판정기준보다 작기 때문에 귀무가설을 기각하여 목표신뢰성을 입증한다고 판정한다. 다음으로 320mA 데이터의 마지막 시점인 635시간에서의 평균 열화량은  $\bar{X}(635) = 43.76667$  이고, 판정기준  $\bar{X}_c = 54.82106$  으로 320mA 데이터도 170mA와 마찬가지로 귀무가설을 기각하여 목표신뢰성을 입증한다고 판정한다.

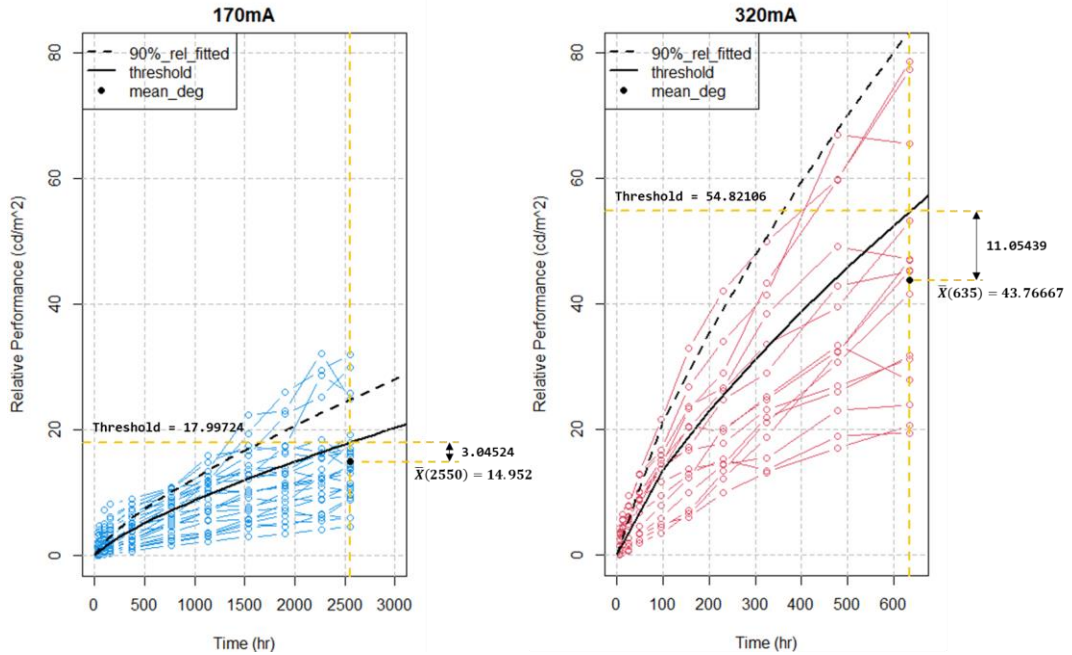


Figure 2. IRLED ADT data set 스트레스 조건 170mA & 320mA에서의 판정기준(검은색 실선)

Table 2. IRLED ADT data set 스트레스 조건 170mA & 320mA 에서의 판정기준(threshold)

Stress	time	24	48	96	155	368	768	1130	1536	1905	2263	2250
	Threshold	0.375	0.738	1.363	2.037	4.081	7.231	9.718	12.27	14.44	16.44	17.99
Stress	time	6	12	24	48	96	156	230	324	479	635	
	Threshold	1.417	2.568	4.510	7.771	13.23	19.12	25.62	33.14	44.41	54.82	



## 제 4장 수치실험 및 적용사례

### 제1절 수치실험 개요

본 연구에서 제안한 가속 열화 신뢰성 입증 시험(ADRDT)방법의 객관적인 평가를 위해 다양한 수치실험 결과를 제공한다. 첫 번째로 다양한 조건에서의 판정기준 변화를 비교하기 위해 목표 신뢰도와 목표 보증시간, 판정 시간 $t_D$ 과 평가 시료 개수 $n_D$  등 네 가지 요인의 수준변화에 따른 판정기준 $X_c$ 의 변화를 확인한다. 두 번째로 본 연구에서 고려한 가속열화 위너 과정 모델의 민감도 분석을 위해 고정된 상수(참값)이라고 가정한 파라미터  $(\zeta, \kappa, \beta)$  에서  $-30\%$ 에서  $+30\%$ 까지 다양한 수준으로 변동이 발생할 때 변동 수준에 따라 가속조건 170mA와 320mA에서 판정기준  $\bar{X}_c$ 의 변화를 통해 파라미터의 민감도를 확인하고, 마지막으로 OC-curve를 이용하여 목표 신뢰도 조건 하에서 제품의 신뢰도가 변할 때 제품의 가속 열화 신뢰성 입증 시험(ADRDT)의 통과 확률을 계산하여 비교한다.

### 제2절 민감도 분석 및 OC-Curve

#### 1. 다양한 요인 변동 조건에서의 판정기준 변화

본 연구에서 고려한 IRLED ADT data set의 요인변동 실험조건은 사용조건에서의 목표 신뢰도가 90%, 95%, 99% 일 때 3수준, 목표 보증시간이 70,000, 90,000, 110,000, 130,000, 150,000시간 일 때 5수준, 스트레스 조건에서의 평가 판정시간 $t_D$ 가 300, 600, 900, 1200, 1500시간 일 때 5수준, 평가 시료 개수 $n_D$ 가 15, 30, 45, 60, 75개 일 때 5수준으로 구성되어 있으며, 각 조건들을 반영하여 계산한 가속조건 320mA에서의 판정기준 변화를 비교하고자 한다. 자세한 요인 변동 조건은 Table3에 제시 되어있다.

Table 3. 다양한 조건에서의 판정기준  $X_c$  비교를 위해 고려한 요인과 수준

요인	level				
목표 신뢰도(사용조건 50mA)	90%	95%	99%		
목표 보증시간(사용조건 50mA)	70,000	90,000	110,000	130,000	150,000
Time(stress조건 예서의 time)	300	600	900	1,200	1,500
n(시료 수)	15	30	45	60	75

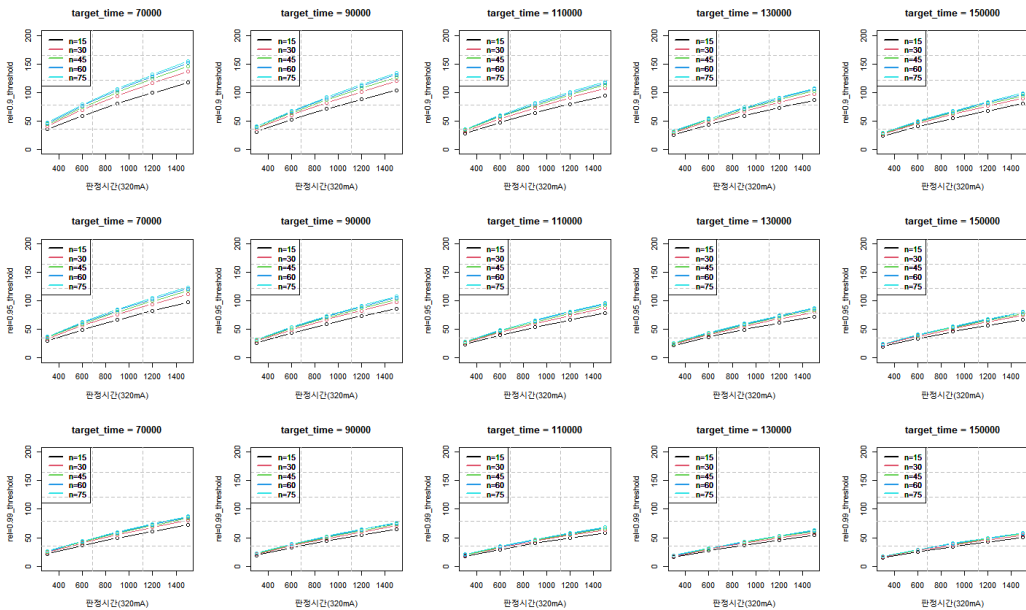


Figure 3. 다양한 조건에서의 판정기준 (윗줄: 90%목표신뢰도, 가운데줄: 95%목표신뢰도, 아래줄: 99%목표신뢰도)

Figure3의 다양한 조건에서의 판정기준 변화를 보면, 1행의 그림 목표신뢰도 90%이며, 순서대로 2행 95%, 3행 99%의 목표신뢰도를 만족하는 판정기준 그림이다. 먼저 목표신뢰도와 목표 보증시간의 수준이 증가할수록 판정기준은 낮아지는 것을 확인할 수 있으며, 두 요인의 수준이 높아지면, 제품의 신뢰성 요구조건을 달성하기 어렵도록 보수적인 기준이 적용되기 때문에 판정기준이 낮아지게 된다. 다음으로 판정시간과 시료 개수가 증가할수록 판정기준은 높아지는

것을 볼 수 있는데, 이는 판정기준인 가속 위너 과정 모델의 95%신뢰하한의 산포가 작아지면서 좀 더 정확한 판정기준을 추정하게 되면서 판정기준이 점점 높아지는 현상을 보이게 된다.

## 2. 가속열화모형 모수에 대한 민감도 분석

참값으로 가정한 가속 위너 과정 모델의 파라미터에 변동이 발생했을 때 170mA와 320mA가속조건에서 판정기준  $\bar{X}_C$  의 변화를 확인하기 위한 민감도 분석을 실시한다. 모든 파라미터에 대해 기준값 대비  $\pm 10\% \sim \pm 30\%$ 까지 변동을 반영하여, 판정기준  $\bar{X}_C$ 의 변화를 비교한다. Table4에 실험계획 조건에 대한 자세한 내용이 나와있다. 모델 파라미터에 변동을 반영하지 않고 계산한 판정기준을 1이라고 했을 때, 파라미터 변동에 따라 판정기준  $\bar{X}_C$ 을 계산했으며 자세한 결과는 Table5, 6, 7에 제공된다.

Table 4. IRLED ADT data set 파라미터 변동 민감도 분석 실험계획

stress	parameter	level		
170mA	$\zeta$	$\pm 10\%$	$\pm 20\%$	$\pm 30\%$
	$\kappa$	$\pm 10\%$	$\pm 20\%$	$\pm 30\%$
	$\beta$	$\pm 10\%$	$\pm 20\%$	$\pm 30\%$
320mA	$\zeta$	$\pm 10\%$	$\pm 20\%$	$\pm 30\%$
	$\kappa$	$\pm 10\%$	$\pm 20\%$	$\pm 30\%$
	$\beta$	$\pm 10\%$	$\pm 20\%$	$\pm 30\%$

Table 5. 파라미터  $\zeta$  민감도 분석

$\zeta$	Stress	300hr	600hr	900hr	1200hr	1500hr	평균
+10%	170mA	1.0221	1.0227	1.0229	1.0231	1.0232	1.0228
+20%	170mA	1.0411	1.0422	1.0428	1.0431	1.0434	1.04252
+30%	170mA	1.0576	1.0593	1.0602	1.0607	1.061	1.05976
-10%	170mA	0.9739	0.9734	0.9731	0.973	0.9728	0.97324
-20%	170mA	0.9426	0.9416	0.9411	0.9408	0.9406	0.94134
-30%	170mA	0.9041	0.9027	0.902	0.9016	0.9013	0.90234
+10%	320mA	1.0237	1.0238	1.0238	1.0239	1.0239	1.02382
+20%	320mA	1.0443	1.0445	1.0446	1.0447	1.0447	1.04456
+30%	320mA	1.0625	1.0628	1.0629	1.063	1.0631	1.06286
-10%	320mA	0.9724	0.9723	0.9723	0.9722	0.9722	0.97228
-20%	320mA	0.9397	0.9395	0.9394	0.9394	0.9394	0.93948
-30%	320mA	0.9001	0.8999	0.8997	0.8997	0.8996	0.8998

Table 6. 파라미터  $\kappa$  민감도 분석

$\kappa$	Stress	300hr	600hr	900hr	1200hr	1500hr	평균
+10%	170mA	0.978	0.9865	0.9899	0.9917	0.993	0.98782
+20%	170mA	0.9547	0.972	0.9789	0.9828	0.9853	0.97474
+30%	170mA	0.9301	0.9566	0.9673	0.9733	0.9772	0.9609
-10%	170mA	1.0205	1.0125	1.0093	1.0076	1.0064	1.01126
-20%	170mA	1.0394	1.0239	1.0178	1.0145	1.0123	1.02158
-30%	170mA	1.0566	1.0341	1.0254	1.0206	1.0175	1.03084
+10%	320mA	0.9975	0.9985	0.9989	0.9991	0.9992	0.99864
+20%	320mA	0.9947	0.9968	0.9977	0.9981	0.9984	0.99714
+30%	320mA	0.9918	0.995	0.9963	0.997	0.9975	0.99552
-10%	320mA	1.0023	1.0014	1.001	1.0008	1.0007	1.00124
-20%	320mA	1.0043	1.0026	1.0019	1.0016	1.0013	1.00234
-30%	320mA	1.0062	1.0037	1.0027	1.0022	1.0019	1.00334

Table 7. 파라미터  $\beta$  민감도 분석

$\beta$	Stress	300hr	600hr	900hr	1200hr	1500hr	평균
+10%	170mA	1.6035	1.5801	1.5709	1.5658	1.5626	1.57658
+20%	170mA	2.5384	2.477	2.4531	2.44	2.4315	2.468
+30%	170mA	3.9841	3.8627	3.8157	3.79	3.7734	3.84518
-10%	170mA	0.6116	0.6253	0.6309	0.6339	0.636	0.62754
-20%	170mA	0.3632	0.3841	0.3926	0.3975	0.4006	0.3876
-30%	170mA	0.2058	0.2295	0.2394	0.2451	0.2488	0.23372
+10%	320mA	1.9439	1.9394	1.9377	1.9367	1.9361	1.93876
+20%	320mA	3.7683	3.7550	3.7499	3.7471	3.7453	3.75310
+30%	320mA	7.2943	7.2640	7.2523	7.2459	7.2418	7.25964
-10%	320mA	0.5117	0.5140	0.5149	0.5153	0.5157	0.51430
-20%	320mA	0.2592	0.2625	0.2639	0.2646	0.2651	0.26305
-30%	320mA	0.1288	0.1326	0.1341	0.1349	0.1354	0.13315

민감도 분석 결과 첫번째로 파라미터  $\zeta$  의 변동이  $\pm 10\% \sim \pm 30\%$  까지 발생했을 때 판정기준  $\bar{X}_c$  의 변화 Table5를 보면, 가속조건 170mA와 320mA에서의 판정기준은 미세한 차이를 보이며,  $\zeta$  가 +30%일 때 원래 판정기준 대비 평균적으로, 6%상승한 값을 보이고 -30%일 때 10%하락한 값을 보인다. 이는  $\zeta$  파라미터에 변동이 발생해도 판정기준의 변화는 작다고 볼 수 있으며, 판정기준을 결정하는데  $\zeta$  의 영향이 작다는 것을 의미한다. 두 번째로 파라미터  $\kappa$  의 변동이  $\pm 10\% \sim \pm 30\%$  까지 발생했을 때 판정기준  $X_c$  의 변화 Table6을 보면,  $\kappa$  는 가속조건 변화에 따른 판정기준의 차이는 320mA보다 170mA조건에서 판정기준이 민감한 변화가 발생하는 것으로 판단된다.  $\kappa$  가 +30%일 때

170mA에서는 원래 판정기준 대비 평균적으로, 4%하락 320mA에서는 0.5% 하락하였으며, -30%일 때 170mA에서 원래 판정기준 대비 판정기준이 3%상승 320mA에서 0.3% 상승한 것을 볼 수 있다. 이는  $\kappa$ 의 변동이 판정기준을 결정하는데 거의 영향을 미치지 않는다는 것을 알 수 있다. 마지막으로 파라미터  $\beta$ 의 변동이  $\pm 10\% \sim \pm 30\%$ 까지 발생했을 때 판정기준  $X_c$ 의 변화 Table7을 보면,  $\beta$ 는 가속조건 320mA에서의 판정기준이 170mA에서의 판정기준보다 더 민감하게 반응하는 것으로 판단된다.  $\beta$ 가 +30%일 때 170mA 조건에서는 원래 판정기준 대비 평균적으로, 약384% 상승했으며, 320mA 조건에서는 약725% 상승하였다. -30%일 때 170mA에서는 평균적으로 약77% 하락 320mA에서 약87% 하락한 판정기준을 얻을 수 있었다.  $\beta$ 는 변동이 발생할 때 다른 변수에 비해 판정기준  $X_c$ 의 변화가 크며  $\beta$ 는 가속계수와 관련된 파라미터이기 때문에  $\beta$ 값이 흔들릴 때 판정기준의 변동이 큰 것은 당연한 현상으로 판단된다.

### 3. OC-curve

마지막 수치실험으로 시료 수 변화에 따른 ADRDT 통과 확률을 OC curve로 표현하였다. 먼저 통과확률을 계산하기 위한 판정기준의 목표신뢰도 조건은 사용조건 50mA에서 목표 보증 시간 90,000시간에 90% 신뢰도를 만족하고 유의수준은 5%로 설정하였다. 목표신뢰도를 만족하는 판정기준  $\bar{X}_c$ 를 기준으로 실제 제품의 신뢰도가 목표신뢰도를 만족하지 못하거나 초과 달성할 때, ADRDT설계에서 시료 수 변화에 따른 통과 확률을 계산하였다. 시료 수 변화에 대한 제품 신뢰도 조건은 가속조건 320mA에서 시료 개수가 15,30,45,60,75,90,105,120로 증가할 때 판정시간 900시간에서 제품의 신뢰성 입증여부를 판정하여 ADRDT 통과 확률을 계산하였다. 목표 신뢰도와 제품 신뢰도 조건에 대한 자세한 내용은 Table8을 참조하고 시료 수 변화 조건은

Table9를 참조한다.

Table10과 Figure4의 시료 수 변화에 대한 OC curve 결과를 보면 목표 신뢰도는 90% 이고 실제 제품의 신뢰도가 70% 수준이라면, 시료 개수가 45개 이하일 때, 판정기준의 산포가 넓어서 아주 작은 확률로 통과확률이 존재하게 되지만, 시료 개수가 60개 이상으로 커지게 되면 통과확률이 존재하지 않는 것을 확인 할 수 있다. 제품 신뢰도가 75%, 80%, 85% 모두 마찬가지로 일정 시료 개수 전까지는 아주 작은 확률의 통과 확률이 존재함을 볼 수 있다. 다음으로 제품 신뢰도가 90%수준이라면, 목표 신뢰도가 90%였기 때문에 평가 시료 개수가 증가하더라도 제품이 판정기준을 통과할 확률이 유의수준인 5%로 동일한 확률을 가지며, 실제 제품의 신뢰도가 90% 이상이 되면서부터 시료 개수가 증가할수록 ADRDT 통과확률이 증가하는 것을 볼 수 있다.

Table 8. OC-curve 목표신뢰도

구분	목표 신뢰도	제품 신뢰도
신뢰도	90%	70% ~ 99.9%
유의수준	5%	5%
목표 보증 시간	90,000hr	90,000hr
사용조건	50mA	50mA

Table 9. IRLED ADT data set OC curve 시료 수 변화 조건

parameter	시료 수 변화 OC curve
$t_D$ : 판정시간	900
$n_D$ : 시료 수	15,30,45,60,75,90,105,120
$S_D$ : 가속시험조건	320mA
$X_c$ : 판정기준	$X_c(n_D, t_D, S_D)$ 계산



Table 10. 시료 수 변화에 대한 ADRDT 통과 확률(OC-curve)

시료 수(n)	15	30	45	60	75	90	105	120	
제품 신뢰도 (%)	0.7	0.011	0.0013	0.0002	0	0	0	0	0
	0.75	0.0116	0.0019	0.0004	0.0001	0	0	0	0
	0.8	0.0146	0.0036	0.0011	0.0003	0.0001	0	0	0
	0.85	0.0231	0.0106	0.0055	0.003	0.0018	0.001	0.0006	0.0004
	0.9	0.05	0.05	0.05	0.05	0.05	0.05	0.05	0.05
	0.95	0.1842	0.3799	0.5596	0.7034	0.8085	0.8807	0.9278	0.9574
	0.99	0.8932	0.9997	1	1	1	1	1	1
	0.999	1	1	1	1	1	1	1	1

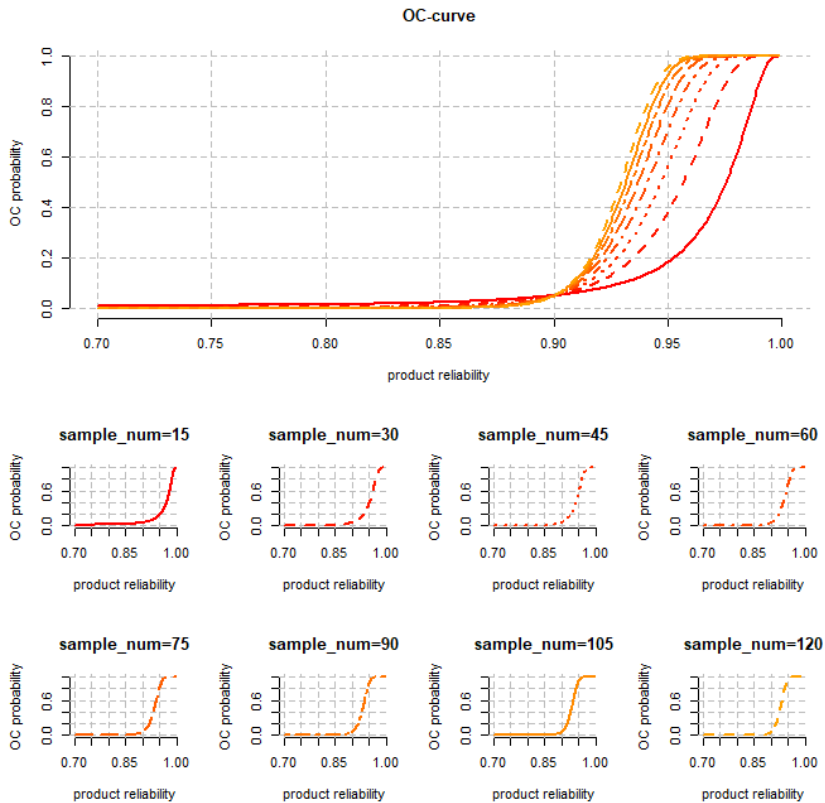


Figure 4. 시료 수 변화 OC curve

### 제3절 반도체 부품 적용사례

3절에서는 앞서 제안한 가속 열화 신뢰성 입증 시험(ADRDT)방법의 응용으로 자동차 반도체 IC칩의 ADT data set에 적용한 사례를 소개한다. 사용된 데이터는 2수준 가속 열화 시험 데이터로 사용조건은 80℃ 이고, 온도를 가속인자로 하고 스트레스 수준과 시료수는 각각 115℃ 에서 15개, 140℃에서 15개의 열화 데이터로 구성되어 있다. 사용된 반도체 제품의 고장 판정기준은 1000mV(1V)로 각 스트레스 조건에서의 열화경로와 가속 위너 과정 모델의 평균열화경로 및 90%예측구간이 Figure 6에 표시되어 있으며, EM알고리즘을 이용하여 추정된 최우추정치는 Table11에 나타나있다.

본 연구에서 사용한 자동차 반도체 IC칩은 안전부품류로 제품에 요구되는 신뢰성은 보증기간 15년 99.9%신뢰도 달성을 목표로 한다. 하지만, 보증기간 15년을 만족하기 위해 차량이 운행되는 시간은 직업이나 사람에 따라 크게 달라지기 때문에 첫번째로 일반적인 차량 운행조건으로 하루 평균 3시간을 운행하는 경우와 두번째로 운전을 직업으로 하는 택시 운행조건으로 하루평균 12시간 운행하는 경우로 각각 고려하여 가속 열화 신뢰성 입증 시험(ADRDT)을 설계하였다. 따라서 일반 차량운행 조건으로 입증 시험을 설계하여 하루평균 3시간을 15년동안 운행한다고 가정하면, 제품의 신뢰성 요구사항은 사용조건  $S_U = 80^\circ\text{C}$ , 목표시간  $t_u = 16,425$ 시간에서 목표신뢰도  $R_U = 0.999$  (99.9%)가 되며, 이를 만족하는  $\mu$  를 탐색하면  $\mu^* = 2.9664 \times 10^{-2}$  를 얻는다. 다음으로 평가 스트레스 조건 ( $S_D$ )과 평가 판정 시간 ( $t_D$ )에서 평가 시료 개수 ( $n_D$ )와 파라미터 ( $\mu^*, \zeta, \kappa, \beta, \theta$ )를 사용하여  $100 \times \text{CL}\%$  신뢰하한을 계산하여 판정기준 ( $\bar{X}_C$ )을 계산한다. 일반 차량 운행 조건의 판정기준 결과는 figure7과 Table12에 나와있다. 반도체 IC칩 ADT data set의 마지막 시점에서 신뢰성 입증 여부를 판정하면, 먼저

115℃ 데이터에서의 마지막 시점인 288시간에서 평균 열화량은 Figure 7의 검은색 점으로 표현된  $\bar{X}(288) = 11.70788$  이고 ADRDT방법으로 계산된 판정기준 값  $\bar{X}_C = 15.07356$  이다. 즉, 관측된 평균 열화량의 값이 판정기준보다 작기 때문에 귀무가설을 기각하여 목표신뢰성을 입증한다고 판정한다. 140℃에서도 마찬가지로 마지막 시점의 평균 열화량은  $\bar{X}(288) = 29.25893$ , 판정기준  $\bar{X}_C = 46.29752$  로 평균 열화량의 값이 판정기준보다 작기 때문에 귀무가설을 기각하여 목표신뢰성을 입증한다고 판정한다.

두번째로 차량을 오랫동안 운행하는 택시를 기준으로 일 평균 12시간을 운행하는 택시 운행 조건을 고려한다. 택시 운행 조건으로 입증 시험을 설계하면 하루평균 12시간을 15년동안 운행한다고 가정하여 제품의 신뢰성 요구사항은 사용조건  $S_U = 80^\circ\text{C}$ , 목표시간  $t_u = 65,700$ 시간에서 목표신뢰도  $R_U = 0.999$  (99.9%)가 되며, 이를 만족하는  $\mu$  를 탐색하면  $\mu^* = 1.4051 \times 10^{-2}$  를 얻는다. 다음으로 ADRDT를 설계한 택시 운행 조건의 판정기준 결과는  $\bar{X}(288) = 11.70788$  이고 판정기준  $\bar{X}_C = 7.508049$  로 관측된 평균 열화량이 판정기준보다 크기 때문에 귀무가설을 채택하고 신뢰성 입증 실패로 판정한다. 140℃에서도  $\bar{X}(288) = 29.25893$  이고, 판정기준  $\bar{X}_C = 25.02501$  로 귀무가설을 채택하고 신뢰성 입증 실패로 판정한다.

따라서, 본 연구에서 사용한 자동차 반도체 IC칩 제품은 일반 운행 조건인 일 평균 3시간으로 운행한다고 했을 때는 목표 보증시간 15년에 목표 신뢰도 99.9%를 만족하여 신뢰성을 입증할 수 있지만, 택시 운행 조건으로 일 평균 12시간 운행한다고 하면 목표 보증시간 15년에 목표 신뢰도 99.9%를 만족하지 못해 신뢰성 입증 실패로 판정할 수 있다.

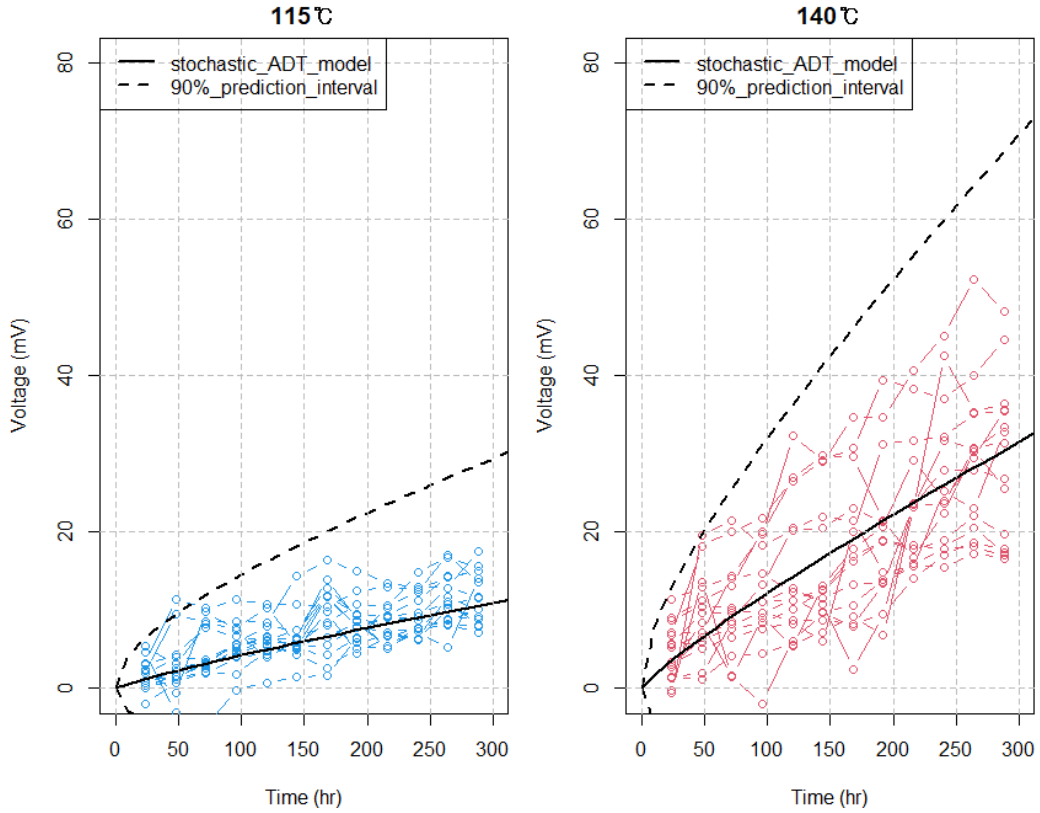


Figure 5. 자동차 반도체 IC칩 ADT data에 대하여 stochastic ADT model fitting(실선) & 90% 예측구간(점선)

Table 11. 자동차 반도체 IC칩 ADT data set의 확률과정 가속 열화 모델 추정치

$\mu$	$\zeta$	$\kappa$	$\beta$	$\theta$	Log-likelihood
0.01139180	0.03454723	2.79590492	2.99959843	0.863571	-944.8141

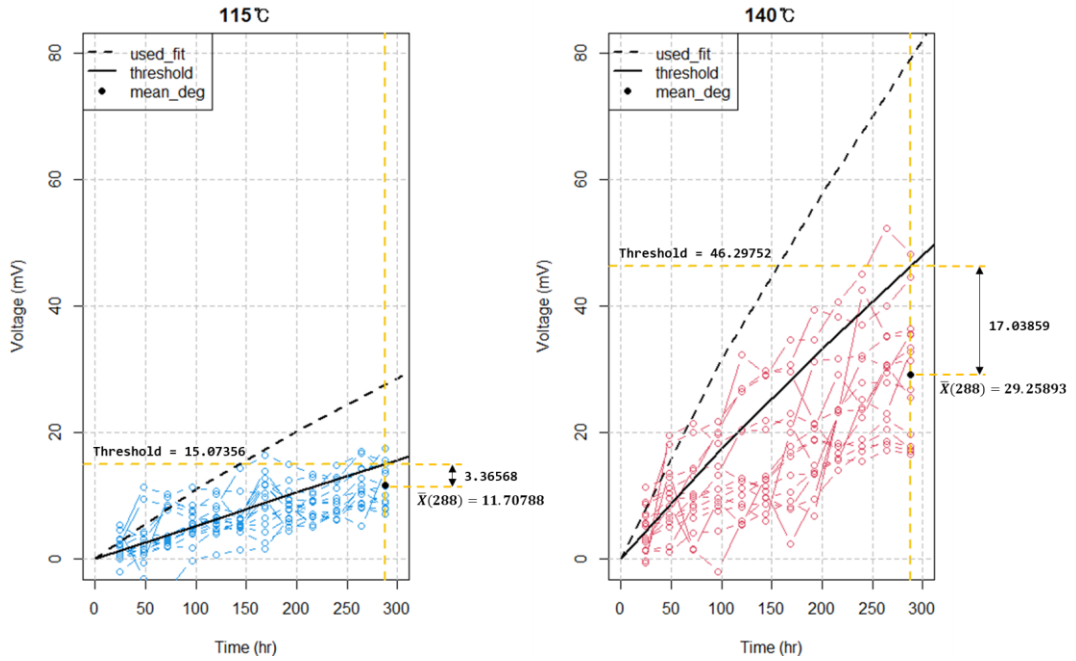


Figure 6. 자동차 반도체 IC칩 ADT data set 일 평균 3시간 운행시 스트레스 조건 115°C & 140°C 에서의 99.9%신뢰도를 만족하는 판정기준(검은색 실선)

Table 12. 자동차 반도체 IC칩 ADT data set 일 평균 3시간 운행시 스트레스 조건 115°C와 140°C에서의 판정기준

Temp	time	24	48	72	96	120	144	168	192	216	240	264	288
115°C	판정기준	0.74	2.18	3.59	4.96	6.30	7.61	8.90	10.1	11.4	12.6	13.8	15.0
	time	24	48	72	96	120	144	168	192	216	240	264	288
140°C	판정기준	4.13	8.62	12.8	16.9	20.8	24.6	28.4	32.1	35.7	39.3	42.8	46.2
	time	24	48	72	96	120	144	168	192	216	240	264	288

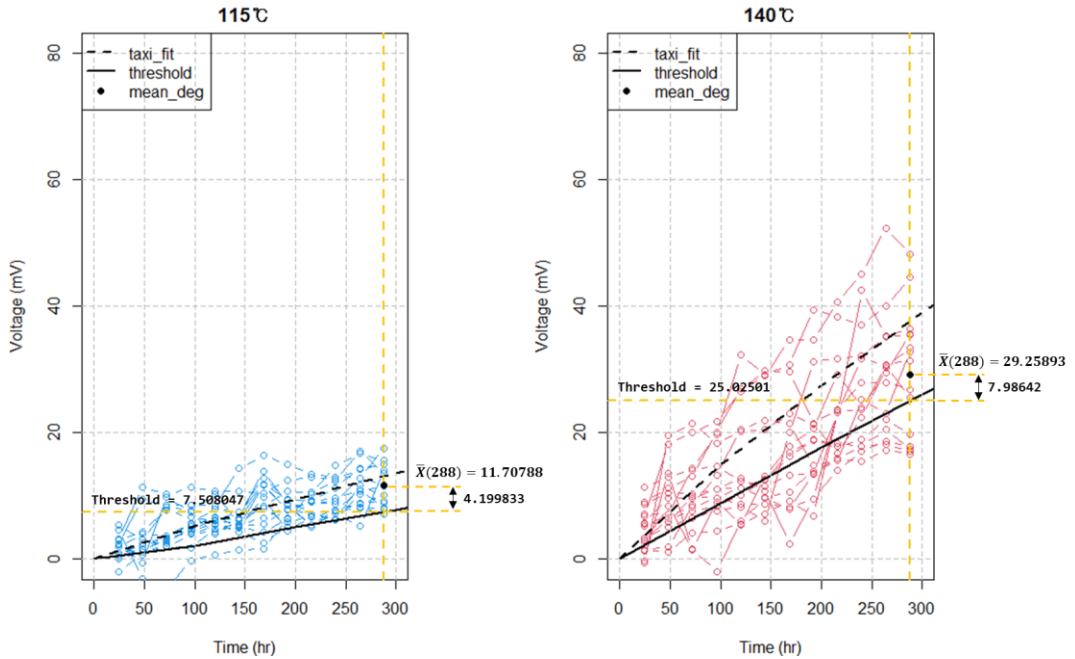


Figure 7. 자동차 반도체 IC칩 ADT data set 일 평균 12시간 운행시 스트레스 조건 115°C & 140°C 에서의 99.9%신뢰도를 만족하는 판정기준(검은색 실선)

Table 13. 자동차 반도체 IC칩 ADT data set 일 평균 12시간 운행시 스트레스 조건 115°C와 140°C에서의 판정기준

Temp	time	24	48	72	96	120	144	168	192	216	240	264	288
115°C	판정기준	0.003	0.663	1.35	2.05	2.75	3.45	4.14	4.82	5.50	6.17	6.84	7.50
	time	24	48	72	96	120	144	168	192	216	240	264	288
140°C	판정기준	1.632	3.993	6.29	8.53	10.7	12.8	14.9	17.0	19.0	21.0	23.0	25.0
	time	24	48	72	96	120	144	168	192	216	240	264	288

## 제 5장 결론 및 향후연구

본 연구에서는 가속 열화 시험 기반의 확률 과정 모델을 추정하기 위해 확률 효과를 고려한 위너 과정 모델을 이용하여 가속 열화 모델을 추정하였으며, 가속 열화 신뢰성 입증 시험(ADRDT)을 설계하기 위해 가속 조건  $S_D$ 에서  $n_D$ 개의 평가 시료가 판정시간( $t_D$ )에서의 제품의 목표 신뢰도를 만족하는 판정기준  $X_c(S_D, n_D, t_D)$ 을 결정하기 위한 방법을 제안하였다. 그리고 제안한 방법의 객관적인 평가를 위해 다양한 수치실험을 실시하였다. 먼저 목표신뢰도, 목표보증시간, 평가판정시간, 시료 수 등의 요인의 다양한 수준을 고려한 상황에서의 판정기준  $\bar{X}_c$ 의 변화를 확인하였다. 그리고 상수(참값)이라고 가정한 가속 위너 과정 모델의 파라미터에 변동이 발생했을 때 판정기준에 미치는 영향을 비교하기 위한 민감도분석을 실시하였으며, 마지막으로 시료 수 변화와 판정시간 변화에 따른 가속 열화 신뢰성 입증 시험(ADRDT) 통과 확률을 계산한 OC curve를 도출함으로써 제안한 방법의 객관적인 성능 평가를 위한 수치실험 결과를 검토하였다.

향후 연구 계획으로는 본 연구에서는 목표 신뢰도를 고려할 때 생산자 오류( $\alpha$ )만을 고려하고 있으나 추후 생산자 오류와 소비자 오류( $\beta$ )를 모두 고려한 방법과 본 연구의 열화 모델은 Soft-failure만을 고려하고 있으나, 전자 제품의 경우 Soft-failure와 Hard-failure가 동시에 혼재되어 있는 경우가 많기 때문에 이를 동시에 고려한 방법을 향후 연구를 통해 제안하고자 한다.

## 참고문헌

- [1] G.Yang. (2007). Life Cycle Reliability Engineering. USA: Wiley
- [2] R.Bris. (2000). Bayes approach in RDT using accelerated and long-term life data. Reliability Engineering & System Safety, 67(1), 9-16.
- [3] M.Kim, B.J.Yum. (2009). Reliability acceptance sampling plans for the Weibull distribution under accelerated Type-I censoring. Journal of Applied Statistics, 36(1), 11-20.
- [4] J.H.Seo, M.Jung, C.M.Kim. (2009). Design of accelerated life test sampling plans with a nonconstant shape parameter. European Journal of Operational Research, 197(2), 659-666.
- [5] M.D.Turner. (2010). A Practical Application of Quantitative Accelerated Life Testing in Power Systems Engineering. IEEE Transactions on Reliability, 59(1), 91-101.
- [6] W.Luo, C.Zhang, X.Chen, Y.Tan. (2015). Accelerated reliability demonstration under competing failure modes. Reliability Engineering & System Safety, 136, 75-84.
- [7] S.Y.Sohn, J.S.Jang. (2001). Acceptance sampling based on reliability degradation data. Reliability Engineering & System Safety, 73(1), 67-72
- [8] G.Yang. (2009). Reliability demonstration through degradation bogey testing. IEEE Transactions on Reliability, 58(4), 604-610.
- [9] G.Yang. (2013). Heuristic degradation test plans for reliability demonstration. IEEE Transactions on Reliability, 62(1), 305-311.
- [10] G.Jin, D.Matthews. (2014). Reliability demonstration for long-life products based on degradation testing and a wiener process model. IEEE Transactions on Reliability, 63(3), 781-797.
- [11] J.Baussaron, M.Barreau Guerin, L.Gerville Reache, P.Schimmerling. (2011). Degradation test plan for Wiener degradation processes. IEEE Annual Reliability and Maintainability Symposium, 24-27.
- [12] W.Luo, C.Zhang, X.Chen, Y.Tan. (2013). Reliability demonstration based on accelerated degradation testing for unknown model parameters. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part O: Journal of Risk and Reliability, 227,162-72.
- [13] J.Zhang, X.Ma, Y.Zhao. (2017). Reliability demonstration for long-life products based on hardened testing method and gamma process. IEEE Access, 5,19322-19332.
- [14] S.J.Kim, B.M.Mun, S.J.Bae. (2019). A cost-driven reliability



demonstration plan based on accelerated degradation tests. *Reliability Engineering & System Safety*, 183, 226–239.

[15] C.J.Lu, W.O. Meeker. (1993). Using degradation measures to estimate a time-to-failure distribution. *Technometrics*, 35(2), 161–174.

[16] W.O. Meeker, L.A.Escobar, C.J.Lu. (1998). Accelerated degradation tests: modeling and analysis. *Technometrics*, 40(2), 89–99.

[17] W.Peng, Y.F.Li, Y.J.Yang, J.Mi, H.Z.Huang. (2017). Bayesian degradation analysis with inverse gaussian process models under time-varying degradation rates. *IEEE Transactions on Reliability*, 66(1), 84–96.

[18] G.A.Whitmore, F.Schenkelberg. (1997). Modelling accelerated degradation data using Wiener diffusion with a time scale transformation. *Lifetime Data Analysis*, 3, 27–45.

[19] Q.Zhai, P.Chen, L.Hong, L.Shen. (2018). A random-effects Wiener degradation model based on accelerated failure time. *Reliability Engineering & System Safety*, 180, 94–103.

[20] H.Lim, B.J.Yum. (2011). Optimal design of accelerated degradation tests based on wiener process models. *Journal of Applied Statistics*, 38(2), 309–325.

[21] M.Handbook. (1987). *Reliability Test Methods; Plans, and Environmenrs for Engineering Development, Qualification, and Production*. USA: Washington, DC

[22] I.Abou-Amara, G.W.Evans, J.S.Usher. (1993). A multi-objective approach to reliability demonstration testing. *IIE Transactions*, 25(3), 52–58.

[23] O.Tal, C.McCollin, T.Bendell. (2001). Reliability demonstration for safety-critical systems. *IEEE Transactions on Reliability*. 50(2). 194–203.

[24] M. Abramowitz, I.A. Stegun. (1972). *Handbook of mathematical functions with formulas, graphs, and mathematical tables*, chap. 9.6 Modified Bessel Functions I and K(pp.374–377). USA: New York.

[25] L.B. Sheiner, B. Rosenberg, and K.L. Melmon. (1972). Modelling of individual pharmacokinetics for computer-aided drug dosage. *Computers and Biomedical Research*, 5, 441–59.

[26] M.J. Lindstrom and D.M. Bates. (1990). Nonlinear mixed effects models for repeated measures data. *Biometrics*, 46, 673–87.