

## Combining data를 적용한 단일 표본화 방법론 연구

백승준<sup>1)</sup> · 손영갑<sup>\*,1)</sup> · 이승영<sup>2)</sup> · 안만기<sup>3)</sup> · 김형식<sup>3)</sup>

<sup>1)</sup> 국립안동대학교 기계자동차공학과

<sup>2)</sup> (주)비츠로밀텍 R&D팀

<sup>3)</sup> 국방기술품질원 대전센터

### Single Sample Grouping Methodology using Combining Data

Seungjun Back<sup>1)</sup> · Youngkap Son<sup>\*,1)</sup> · Seungyoung Lee<sup>2)</sup> · Mahnki Ahn<sup>3)</sup> · Cheongsig Kim<sup>3)</sup>

<sup>1)</sup> Department of Mechanical & Automotive Engineering, Andong National University, Korea

<sup>2)</sup> R&D Team, Vitzromiltech Co., Ltd., Korea

<sup>3)</sup> Daejeon Center, Defense Agency for Technology and Quality, Korea

(Received 23 April 2014 / Revised 10 July 2014 / Accepted 5 September 2014)

#### ABSTRACT

Combining similar data provides larger data sets through conducting test for homogeneity of several samples under various production processes or samples from different LOTs. The test for homogeneity has been applied to either variable or attribute data, and for variable data set physical homogeneity has been tested without consideration of the specification to the set. This paper proposes a method for test of homogeneity based on quality level through using both variable data and the specification. Quality-based test for homogeneity as a way of combining data is implemented by test for coefficient of variation in the proposed method. The method was verified through the application to the data set in open literature. And possibility to combine performance data for various types of thermal battery was discussed in order to estimate operation reliability.

Key Words : Combining Data(데이터 통합, 단일 표본화), Coefficient of Variation(변동계수), Test for Homogeneity(동질성 검증), Thermal Battery(열전지), Reliability(신뢰성)

#### 기 호 설 명

$Y_i$  : 성능의 특성치

$p_i$  : 규격대비 순응도

$Pr( )$  : ( )의 사건이 발생할 확률

$\Phi( )$  : 표준정규분포의 누적함수

$U_i$  : 규격 상한

$\eta_i$  : 특성치의 평균

$\sigma_i$  : 특성치의 표준편차

$X_i$  : 특성치의 규격대비 여유 수준

$\mu_i$  :  $X_i$ 의 평균

\* Corresponding author, E-mail: ykson@anu.ac.kr

Copyright © The Korea Institute of Military Science and Technology

- $\gamma_i$  : 모집단의 변동계수 ( $= \mu_i/\sigma_i$ )  
 $m_i$  : 샘플 특성치의 평균  
 $c_i$  : 샘플의 변동계수  
 $R$  : 우도비 검정 통계량

## 1. 서론

군수품의 시험평가 단계에서 운용 신뢰도를 확인하는 방법은 보증하고자 하는 신뢰도와 신뢰수준에 따라 필요한 수량의 시료를 샘플링하여 시험평가를 수행 후 허용 고장 수 이내로 고장이 발생하여야 함을 기본으로 한다. 예를 들어 유도탄용 열전지의 운용 신뢰도가 신뢰수준 90% 기준으로 0.998(99.8%)이라 가정하면 이는 해당 열전지의 모집단내에 정상 기동 안 되는 불량품이 0.2% 이내임을 90% 신뢰수준으로 보증함을 뜻한다. 따라서 이를 만족하기 위해서는 약 1,151개의 열전지를 샘플링하여 기폭 시 고장이 없어야 하는데 단일 모델로써 이를 평가하는 것은 소요비용 및 사업특성 등의 현실적인 문제로 불가능한 경우가 많다. 통계적 데이터 분석 관점에서 시료 수가 많은 경우에는 분포의 적합도 판단을 비롯하여 통계적 추론 결과에 대한 정확성을 높일 수 있다. 이러한 정확성에 대한 척도를 신뢰수준이라 하며 신뢰수준에 따른 통계적 추론 값의 기대 범위를 신뢰구간이라 한다<sup>[1]</sup>. 따라서 적은 시료수만으로도 요구되는 신뢰수준을 만족시킬 수 있는 방안으로, 베이지안 이론을 근거로 하여 설계 유사성(Design similarity)을 고려한 방법<sup>[2]</sup> 등이 수행되고 있으나 이러한 방법은 사전분포(Prior distribution)와 같이 경험적인 정보가 많은 경우에만 적용이 가능하다. 이러한 계수형 데이터(Attribute data) 분석에서 요구하는 수준의 시료 수를 확보하기 위하여 유사할 것으로 기대되는 여러 표본집단에 대해 계량형 데이터(Variable data) 분석을 적용해 볼 수 있다. 통계적 검정을 통해 여러 표본을 하나의 단일 표본화하여 샘플 수를 늘리는 기법이 종래의 Combining data 이론이다<sup>[3]</sup>. 이처럼 Combining data 이론은 다양한 생산 공정, 다수의 Lot 등에서 얻어진 데이터를 단일 표본으로써 활용하여 요구되는 신뢰도와 신뢰수준을 만족시킬 수 있는 시료 수의 확보를 가능케 한다.

본 연구에서는 재질과 공법이 유사한 여러 모델의 성능 데이터에 대한 통계적 분석을 통하여 단일 표본화하는 방법론을 제시한다. 먼저 규격이 동일한 모델

의 비교에 있어서는 종래의 Combining data 방법과 같이 비모수 검정방법을 적용할 수 있다. 그러나 규격이 다른 모델의 비교에 있어서는 종래의 이론을 적용할 수 없기 때문에 규격 대비 순응도(Conformance) 관점의 동질성 검정방법을 제시하고 기존 사례를 통해 방법론의 유효성을 검증한다. 규격 대비 순응도 관점의 동질성이란 각 모델의 규격을 기준으로 동일 수준의 불량률이 예측됨을 의미한다. 또한 제안한 방법론을 다품종 다로트 열전지를 대상으로 적용하여 단일 표본화 가능 여부를 평가한 결과를 제시한다.

## 2. 이론적 배경

### 2.1 동질성 검정을 통한 Combining data 방법

Combining data는 고려하는 2개의 표본 집단(예를 들어,  $n_1$ 인 표본 크기를 가지는 A집단과  $n_2$ 인 표본 크기를 가지는 B집단)이 통계적으로 동일한 모집단에 속하는가의 여부를 동질성 검정(Test of homogeneity) 혹은 동일 모집단 검정을 통하여 샘플 수를  $n_1+n_2$ 로 증가시키는 것이다<sup>[3]</sup>. 이러한 기법은 궁극적으로 경제적이고 제한된 시험을 수행할 때 효율적으로 적용할 수 있는 기법이다. 가장 일반적인 Combining data에 대한 방법론은 대상 제품 또는 부품의 성능 데이터에 대한 통계적 분석을 수행하는 것이다. 이는 시험 데이터에 대한 확률분포를 식별하고 모평균에 대한 검정과 분산분석을 실시하는 방식이다. RAC(Reliability Analysis Center)의 보고서<sup>[3]</sup>에는 이에 대한 방법론 및 사례를 소개하고 있다.

Combining data를 수행하기 위한 동질성 검정방법은 데이터 형태에 따라 분류될 수 있다. 계수형 데이터는 비교 모델에 따라 성공/실패 수 또는 비율에 차이가 있는지를 검정하여 동질성을 평가한다. 일반적으로 사용되는 분할표(Contingency table)를 이용한 동질성 검정은 2개의 표본 집단에 대한 확률 특성이 동일한가에 대한 여부를 검정하는 것이므로 베이지안 방법론을 이용한 신뢰도 추정방법과 통합하여 적용될 수 있다.

계량형 데이터에는 모수적(Parametric) 방법과 비모수적(Non-parametric) 방법이 적용될 수 있다. 모수적 방법에는 일반적인 t-test가 있는데, 이 방법은 비교 표본이 등분산 및 정규성(Normality) 조건을 만족시켜야 하는 제약이 있다<sup>[1]</sup>. 이러한 제약을 극복할 수 있는 비모수적 방법인 Kolmogorov-Smirnov test(K-S test),

Wilcoxon Rank Sum test는 비교 표본이 등분산 및 정규성 조건을 충족시킬 필요가 없다<sup>[4]</sup>. Zhao Wan 등<sup>[5]</sup>이 신관의 작동 시간에 대해 공정 시험 데이터와 야전 시험 데이터를 K-S test를 통하여 동질성 검정을 수행하였다. 또한 동질성을 검정한 후, 공정과 야전에서 확보한 데이터를 Combining 하여 표본의 개수를 40개에서 120개로 확대하여 신뢰도 추정을 수행하였다. 2개의 표본 집단에서 추출한 성능 데이터들에 대하여, 성능에 대한 규격이 동일한 경우에는 t-test나 K-S test를 사용하여 평균과 산포 등의 물리적인 측면에서 동질성을 검정할 수 있다. 그러나 규격이 상이하 여 데이터의 평균이 다른 표본에 대하여서는 각각의 규격대비 순응도에 대한 동질성을 검정하는 새로운 방법론의 적용이 필요하다.

### 2.2 규격이 상이한 계량형 데이터의 동질성 검정

규격이 상이한 표본의 성능 데이터에 대해서는 물리적인 동질성 검정을 수행할 수 없기 때문에 변동계수(COV : Coefficient Of Variation)에 대한 검정을 적용하는 방안을 제안하고자 한다. 이 방법론은 품질관리 분야에서 서로 다른 제품에 대한 품질수준에 대하여 통계적으로 검정하는 도구로써 널리 사용되고 있다<sup>[6]</sup>. 2개 표본이 품질 수준 측면에서 동일한 수준을 나타낸다면, 2개 표본을 한 개의 표본으로 고려하여 품질 수준을 평가할 수 있다. 이와 같이 품질 수준 측면에서 동질성을 고려하는 것은 베이지안법을 이용한 신뢰도 추정에서 일반적으로 사용되는 방법이다<sup>[7,8]</sup>.

2가지 모델 A와 B의 성능이 각각  $Y_1, Y_2$ 이며 성능에 대한 상한 규격(USL : Upper Specification Limit)이  $U_1, U_2$ 인 경우를 고려해보자. 각 모델에 대한 규격대비 성능의 순응도는 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$p_i = \Pr(Y_i < U_i), \quad i = 1, 2 \quad (1)$$

각 성능이 평균이  $\eta_i$ , 표준편차가  $\sigma_i$ 인 정규분포를 따른다면 순응도는 표준정규분포에 대한 누적함수,  $\Phi$ 를 이용하여 다음 식 (2)로 정의할 수 있다.

$$p_i = \Phi((U_i - \eta_i)/\sigma_i) \quad (2)$$

비교 대상 표본의 규격이 상이하므로 규격( $U_i$ ) 대비 특성치의 여유 수준(margin)을 의미하는 새로운 변수를  $X_i = U_i - Y_i$ 로 정의하면 새로운 변수의 평균  $\mu_i$

=  $U_i - \eta_i$  이고 표준편차는 동일하다고할 수 있다. 따라서, 식 (2)는 다음의 식 (3)과 같이 표현할 수 있다.

$$p_i = \Phi(\mu_i/\sigma_i) \quad (3)$$

하한 규격(LSL : Lower Specification Limit)  $L_i$ 을 갖는 경우에는 순응도가 식 (4)로 정의된다.

$$p_i = \Pr(Y_i > L_i) = \Phi((\eta_i - L_i)/\sigma_i) \quad (4)$$

식 (4)에서  $\mu_i = \eta_i - L_i$  라 두면 식 (4)는 식 (3)와 동일하다. 성능 데이터가 정규분포를 따르지 않는 경우에는 데이터에 Box-cox 변환(Transformation)<sup>[9]</sup> 또는 Johnson 변환<sup>[10]</sup>을 적용하여 성능 데이터가 정규 분포를 따르게 변환한 후, 식 (3)을 정의한다.

식 (3)으로부터 규격대비 순응도 관점에서 두 표본의 품질 수준에 차이가 있는지에 대한 동질성 검정 ( $H_0 : p_1 = p_2, H_1 : p_1 \neq p_2$ )은 특성치 여유수준의 평균과 이의 산포에 대한 비율인 변동계수  $\gamma_i = \mu_i/\sigma_i$ 를 이용한 검정 문제로써 식 (5)와 같이 정의할 수 있다.

$$H_0 : \gamma_1 = \gamma_2, \quad H_1 : \gamma_1 \neq \gamma_2 \quad (5)$$

상한 및 하한 규격에 대한 순응도가 식 (3)과 같이 동일하게 표현되기 때문에, 상한과 하한 규격을 동시에 갖는 경우에는 각 규격에 대하여 변동계수를 서로 비교한다.

식 (5)로 정의되는 검정문제를 평가하기 위해, 본 연구에서는 문헌에 공개된 총 5가지 방법인 Likelihood ratio test, Bennett test, Wald test, Score test, Miller's test를 적용한다. 각 방법에서 제안하는 검정통계량을 구하여 변동계수에 대한 검정을 수행하여 Combining data 가능 여부를 판단할 수 있다. 각각의 검정통계량에 간략한 정리를 다음에 제시하였다.

성능 데이터  $y_i$ 의 개수가  $n_i$ 이고 성능 데이터의 샘플 평균값과 샘플 변동계수가 식 (6)과 (7)로 정의될 때,

$$m_i = \frac{1}{n_i} \sum_{j=1}^{n_i} y_j \quad (6)$$

$$c_i = \frac{1}{m_i} \sqrt{\frac{1}{n_i - 1} \sum_{j=1}^{n_i} (y_j - m_i)^2} \quad (7)$$

우도비 검정(Likelihood ratio test)의 통계량 R은 식 (8)로 정의되며 검정 통계량은 자유도 1인 카이제곱 분포를 따른다<sup>[11]</sup>.

$$R = n_1 \log \left( \frac{(\hat{\gamma} \hat{\mu}_1)^2}{\left( \frac{n_1 - 1}{n_1} \right) c_1^2 m_1^2} \right) + n_2 \log \left( \frac{(\hat{\gamma} \hat{\mu}_2)^2}{\left( \frac{n_2 - 1}{n_2} \right) c_2^2 m_2^2} \right) \quad (8)$$

여기서,

$$p = (n_1 + n_2)c_1^2 + n_2,$$

$$q = -(2n_2c_1^2 + (2n_2 - n_1))m_2,$$

$$r = \frac{(n_2^2(c_1^2 + 1) - n_1^2(c_2^2 + 1))m_2^2}{n_1 + n_2},$$

$$\hat{\mu}_1 = \frac{n_1 m_1 \hat{\mu}_2}{(n_1 + n_2) \hat{\mu}_2 - n_2 m_2}, \quad \hat{\mu}_2 = -\frac{q}{2p} + \sqrt{\frac{q^2}{4p^2} - \frac{r}{p}}$$

$$\hat{\gamma} = \sqrt{\frac{\frac{n_2 - 1}{n^2} c_2^2 m_2^2 + m_2^2 - m_2 \hat{\mu}_2}{\hat{\mu}_2}}$$

Bennett 검정의 통계량<sup>[12]</sup>은 식 (9)로 정의되며, 자유도가 1인 카이제곱 분포를 따른다.

$$B = (n_1 + n_2 - 2) \log \left( \frac{T_1 + T_2}{n_1 + n_2 - 2} \right) - (n_1 - 1) \log \left( \frac{T_1}{n_1 - 1} \right) - (n_2 - 1) \log \left( \frac{T_2}{n_2 - 1} \right) \quad (9)$$

여기서  $\theta_i = (n_i - 1)/n_i$ ,  $T_i = \frac{n_i \theta_i c_i^2}{1 + \theta_i c_i^2}$

Wald 검정의 통계량<sup>[12]</sup>은 식 (10)으로 정의되며 검정 통계량은 자유도가 1인 카이제곱 분포를 따른다.

최대 우도 추정치를 기반으로 Score 검정의 통계량<sup>[12]</sup>은 식 (11)로 정의되며 자유도가 1인 카이제곱 분포를 따른다.

$$W = \frac{(c_1 - c_2)^2}{\frac{c_1^2}{2n_1} + \frac{c_1^4}{n_1} + \frac{c_2^2}{2n_2} + \frac{c_2^4}{n_2}} \quad (10)$$

$$S = \left( \frac{1}{2} (\hat{\gamma})^2 + (\hat{\gamma})^4 \right) \left( \frac{a_1^2}{n_1} + \frac{a_2^2}{n_2} \right) \quad (11)$$

여기서  $a_i = (\hat{\mu}_i)^{-2} (\hat{\gamma})^{-3} \sum_{j=1}^{n_i} (y_{ij} - \hat{\mu}_i)^2 - n_i (\hat{\gamma})^{-1}$

Miller's 검정의 통계량<sup>[12]</sup>은 식 (12)로 정의되며 표준정규분포를 따른다.

$$M = \frac{c_1 - c_2}{\sqrt{\frac{\gamma_W^2}{2(n_1 - 1)} + \frac{\gamma_W^4}{n_1 - 1} + \frac{\gamma_W^2}{2(n_2 - 1)} + \frac{\gamma_W^4}{n_2 - 1}}} \quad (12)$$

여기서  $\gamma_W = \frac{(n_1 - 1)c_1 + (n_2 - 1)c_2}{n_1 + n_2 - 2}$

### 2.3 신뢰 수준에 따른 신뢰도 산출

요구되는 신뢰 수준에 따른 신뢰도를 보증하기 위해서는 일반적으로 식 (13)과 같은 Fisher-Snedecor식을 사용한다<sup>[13]</sup>.

$$P \geq 1 - \frac{(r+1) \times F^{CL}(2(r+1), 2(N-r))}{(N-r) + (r+1) \times F^{CL}(2(r+1), 2(N-r))} \quad (13)$$

식 (13)에서 P는 아이템이 올바르게 동작하는 최소 확률을 의미하며 이를 얻기 위한 N은 총 필요 시험 수량, r은 허용 고장 수량, CL은 신뢰수준, F는 F-분포의 값을 의미한다. 앞서 기술한 통계적 검정 결과를 바탕으로 단일표본화 할 수 있는 모델들의 시험 수량을 합산하여 N으로, 발생한 고장을 r로 산정 한다면 동일한 신뢰도를 보증할 경우 높은 신뢰수준을 확보할 수 있을 것이며 동일한 신뢰수준에서 보다 높은 신뢰도를 보증할 수 있을 것이다.

## 3. 연구 결과

국방규격에서 요구하는 열전지의 신뢰도 0.998을 신뢰수준 90%에서 보증하기 위해서는 식 (13)을 적용 시 1,151발을 기폭하여 활성화되어야 한다. 그러나 현실적으로 단일 모델의 열전지 1,151발을 기폭하여 신

되도를 충족시키는 일은 쉽지 않기에 Combining data 방법을 적용해 보고자 하였다. 즉, 열전지를 구성하는 부품의 화학적 재질과 공법이 동일하고 필요한 사양에 따라 적층 수 등의 차이만 존재하므로 앞서 기술한 이론을 적용하여 물리적인 동질성 또는 규격 대비 순응도 관점에서 동질성이 있는 것으로 검정되는 모델들을 Combining 하여 단일 표본화 하고자 하였다. 규격이 동일한 일부의 경우에는 기존에 널리 사용되는 비모수적 검정방법인 K-S test 등을 적용하였고, 규격이 상이한 대부분의 경우에 대해서는 COV 검정 방법론을 적용하였다. 열전지의 성능은 유효전압 발생까지 소요되는 활성화시간과 지속 작동시간 등 2가지로 선정하였다. 시험 데이터 중 시험 온도조건이 동일한 경우에 대해 비교 case를 추출하였으며 동질성에 대한 검정 결과를 동일 규격과 상이한 규격으로 나누어 기술하였다.

### 3.1 동일한 규격에 대한 동질성 검정

규격이 동일한 모델에 대한 동질성 검정은 Table 1과 2에 비교 대상 시험 데이터로 비모수적 검정방법인 Wilcoxon rank sum test와 K-S test를 적용하였다. Table 1과 2에 정리한 시험 데이터는, 열전지 모델 중 2가지 모델(A, B)에 대한 온도-40℃와 71℃ 환경에서의 방전 특성 시험 결과인 작동시간과 활성화 시간을 나타낸다. 작동시간의 규격은 100초 이상이고, 활성화시간의 규격은 0.6초 이하이다. 2가지 열전지 모델에 대한 비모수 검정을 수행한 결과를 Table 3에 p-value로 나타내었다. 검정 결과 모든 경우에 p-value가 유의수준 0.1보다 작은 값을 나타내어 동질성이 있다고 할 수 없다. 따라서, 두 모델의 열전지는 식 (13)을 이용한 신뢰도 산출에서 단일 모집단으로 Combining을 할 수 없다는 결론을 내릴 수 있었다. 또한, Table 1, 2의 데이터를 각 모델에서의 -40℃와 71℃ 온도 환경에서의 방전 특성 시험 결과에 대하여 검정을 수행하였으며 그 결과를 Table 4에 정리하였다. 검정 결과 모든 경우에 p-value가 유의수준 0.1보다 작은 값을 나타내어 동질성이 없는 것으로 판단할 수 있었다. 이는 온도가 낮은 경우 열전지의 특성이 나빠지는 경향이 반영된 것으로써 같은 모델이라 하더라도 온도 조건이 다른 경우의 특성치 데이터는 동질성이 없을 수 밖에 없다고 판단되었다.

Table 1. Performance data of thermal battery at -40℃

작동시간		활성화시간	
Model A LSL=100	Model B LSL=100	Model A USL=0.6	Model B USL=0.6
153	157.7	0.04	0.07
154	128	0.04	0.31
152	164	0.04	0.32
153	156	0.34	0.29
118.6	180	0.06	0.36
143.2	180	0.06	0.32
150.5	187	0.06	0.22
148.8	193	0.31	0.27
148	190	0.12	0.24
187		0.03	

Table 2. Performance data of thermal battery at 71℃

작동시간		활성화시간	
Model A LSL=100	Model B LSL=100	Model A USL=0.6	Model B USL=0.6
175	172	0.02	0.05
176	177	0.01	0.08
179	173	0.02	0.02
231	193	0.04	0.06
189	194	0.03	0.07
187	191	0.03	0.15
187.1	194	0.02	0.15
159	189	0.03	0.19
156	199	0.02	0.16
155	201	0.03	0.15
	199	0.05	0.14

Table 3. p-value in non-parametric test of models A and B for identical temperature conditions

	작동시간		활성화시간	
	-40[℃]	71[℃]	-40[℃]	71[℃]
Wilcoxon rank sum test	0.0107	0.057	0.0107	0.0006
Kolmogorov-Smirnov test	0.0021	0.0621	0.0091	0.0004

Table 4. p-value in non-parametric test of each model for different temperature conditions

	작동시간		활성화시간	
	Model A	Model B	Model A	Model B
Wilcoxon rank sum test	0.0011	0.0203	0.001	0.0016
Kolmogorov-Smirnov test	0.0002	0.0846	0.004	0.0002

3.2 상이한 규격에 대한 동질성 검정

규격이 다른 경우에는 종래의 Combining data 기법을 적용할 수가 없기 때문에 앞서 기술한 바와 같이 COV 검정을 수행하여 각 모델의 규격 대비 순응도에 대한 동질성을 판단하고자 하였다. 검정 통계량을 구하기 위하여 앞에서 기술한 Likelihood ratio test, Modified Bennett's test, Wald test, Score test, Miller's test 등 5가지 검정을 적용하였고 임계값은 유의수준 0.1을 기준으로 산출하였다. 열전지에 대해 방법론을 적용하기 이전에 기존의 연구 사례를 통하여 방법론의 타당성을 먼저 검증하였다.

3.2.1 기존 사례를 통한 방법론 검증

Zhao Wan 등<sup>[5]</sup>이 신관의 작동 시간에 대하여 Combining을 수행한 데이터를 Table 5에 나타내었다. 당시의 연구 결과 모든 데이터 set은 비모수 검정을 통하여 Combining이 가능하다는 결론을 얻었다. 본 연구에서는 COV 검정을 통하여 신관 작동시간의 규격 0.225~0.720초에 대한 각 Data set의 규격대비 순응도의 동질성을 평가하여 Combining 가능 여부를 판단하고자 하였다.

5가지 방법론에 의한 검정 결과(p-value)를 Table 6에 정리하였으며 P는 Plant test를, A는 Army test를 의미한다. 또한 LT는 Likelihood ratio test, BT는 Bennett test, WT는 Wald test, ST는 Score test, MT는 Miller's test를 나타낸다.

규격대비 순응도에 대한 동질성을 변동계수를 이용하여 검정하므로 하한규격 LSL = 0.225초, 상한규격 USL = 0.72초에 대하여 모든 경우의 조합에 대한 검정통계량을 계산하였다. 유의수준 0.1에 대한 임계값은 표준정규분포를 기준으로 하는 Miller's test의 경우 1.64 이며 나머지는 자유도 1인 카이제곱분포를 기반으로 3.84 이다. 따라서 모든 경우의 비교 조합에서

검정통계량이 임계값보다 작으므로 각 비교 조합의 COV가 다르다고 할 수 없으며 이는 규격대비 순응도에 있어 동질성이 검증된 것이라 할 수 있다. 본 결과는 비모수 검정을 적용한 기존의 연구결과와 일치하여 Table 5의 Data는 Combining 가능하다는 동일한 결론을 내릴 수 있다.

Table 5. Arming time data of a fuze

Arming time(03-1 tested by plant)				
0.4555	0.42	0.356	0.3817	0.3803
0.4724	0.39	0.4	0.4421	0.4027
0.454	0.5	0.485	0.5336	0.5336
0.4977	0.4654	0.5306	0.5023	0.5128
Arming time(03-1 tested by army)				
0.389	0.4554	0.3652	0.4214	0.4668
0.401	0.465	0.28	0.4	0.466
0.4335	0.54	0.566	0.565	0.545
0.465	0.4697	0.52	0.472	0.588
Arming time(03-2 tested by plant)				
0.3817	0.442	0.355	0.39	0.5902
0.4595	0.496	0.4111	0.3803	0.5622
0.455	0.48	0.4	0.4044	0.4588
0.525	0.565	0.42	0.446	0.5057
0.485	0.456	0.4554	0.465	0.566
0.456	0.511	0.4668	0.498	0.52
0.496	0.465	0.466	0.54	0.588
0.4221	0.4655	0.486	0.5002	0.545
Arming time(03-2 tested by army)				
0.584	0.2827	0.3303	0.5094	0.3801
0.6072	0.4634	0.4866	0.4834	0.52
0.3076	0.4684	0.3763	0.3876	0.5077
0.584	0.4401	0.3974	0.46	0.5147
0.4109	0.465	0.5402	0.4456	0.5128
0.4969	0.4383	0.52	0.4749	0.4435
0.3802	0.557	0.5135	0.4914	0.4333
0.4609	0.501	0.5219	0.4355	0.3411

Table 6. Test statistic in COV tests for Arming time

LSL = 0.225					
Case	Method				
	LT	BT	WT	ST	MT
P#1-P#2	0.7659	1.1786	1.1984	1.2227	1.0831
P#1-A#1	0.6254	0.0587	0.0577	0.0328	0.2397
P#1-A#2	1.6924	1.303	1.5451	1.3345	1.119
P#2-A#1	3.3105	2.3994	1.989	2.3848	1.5851
P#2-A#2	0.5423	0.008	0.0072	0.003	0.0837
A#1-A#2	2.5953	3.0271	2.9882	3.0206	1.7381
USL = 0.72					
Case	Method				
	LT	BT	WT	ST	MT
P#1-P#2	1.3426	1.8432	1.8487	1.8921	1.3536
P#1-A#1	0.6744	0.2331	0.2601	0.2994	0.4815
P#1-A#2	2.2692	1.8943	2.2793	1.8392	1.3429
P#2-A#1	0.6744	0.2331	0.2601	0.2994	0.4815
P#2-A#2	0.5734	0.0253	0.0243	0.0101	0.1545
A#1-A#2	1.027	1.3413	1.3538	1.3616	1.1579

3.2.2 열전지에 대한 방법론 적용 결과

기존 사례를 통하여 COV 검정 방법론의 타당성을 확인하였으므로 Table 7에 나타난 일부 열전지 시험 데이터를 대상으로 검정을 수행하여 규격대비 순응도의 동질성 여부를 평가하였다.

시험 데이터가 정규분포를 따르지 않는 경우에는 Box-cox transformation 또는 Johnson transformation을 이용하여 정규화를 수행한 후 검정을 실시하였다.

C 열전지를 기준으로 규격대비 순응도의 동질성 여부 검정 결과인 검정통계량을 Table 8에 정리하였다. 유의수준 0.1에 대한 임계값은 표준정규분포를 기준으로 하는 Miller's test의 경우 1.64 이며 나머지는 자유도 1인 카이제곱분포를 기반으로 3.84 이다. 검정 결과 C 열전지는 작동시간에서 A, B, E 모델과 규격대비 순응도에서 동질성 있으며, 활성화시간에서는 E 모델과 동질성이 있음이 확인되었다. 또한, D 열전지를 기준으로 검정한 경우를 비롯하여 규격이 동일한 경우를 제외한 모든 경우에서 동질성이 없는 것으로 분석되었다. 규격이 동일한 경우는 비모수 검정을 이

용함이 타당하므로 COV 검정은 수행하지 않았다. 동일한 방법으로 총 8개 모델 열전지의 온도별 시험 데이터에 대하여 검정을 수행하였다. 작동시간 45 Case, 활성화시간 52 Case 비교 군에 대한 검정을 수행한 결과 모든 온도 조건에서, 그리고 작동시간 및 활성화시간 모두에서 규격대비 순응도가 동일한 Case는 없었다. 따라서, 본 방법론을 열전지에 적용한 결과 단일 표본집단으로 Combining이 가능한 모델군은 없다고 판단되었다.

Table 7. Performance data of thermal battery at -40°C

작동시간				
Model				
A	B	C	D	E
LSL=100	LSL=100	LSL=45	LSL=50	LSL=100
153	157.7	125.7	87.6	131
154	128	65.4	87.1	134.4
152	164	90.3	85.6	122.8
153	156	86.1	86.7	127.3
118.6	180	102.7	86.2	136.6
143.2	180	95.9	84.5	118
150.5	187	105.1	86.9	117.2
148.8	193	103	86.3	106.3
148	190	105.4	82.8	123.6
활성화 시간				
Model				
A	B	C	D	E
USL=0.6	USL=0.6	USL=0.5	USL=0.6	USL=0.7
0.04	0.07	0.31	0.53	0.17
0.04	0.31	0.2	0.54	0.67
0.04	0.32	0.4	0.54	0.62
0.34	0.29	0.37	0.54	0.63
0.06	0.36	0.44	0.51	0.32
0.06	0.32	0.41	0.51	0.6
0.06	0.22	0.43	0.52	0.55
0.31	0.27	0.45	0.51	0.64
0.12	0.24	0.41	0.56	0.65

Table 8. Test statistic in COV tests for thermal battery

작동시간					
Case	Method				
	LT	BT	WT	ST	MT
C-D	37.7247	33.0791	32.9673	8.3323	4.4076
C-B	0.0636	0.8515	1.25	1.0885	0.8841
C-A	2.9148	1.849	1.8154	1.6865	1.3262
C-E	2.6004	2.8526	2.7433	2.8957	1.6945
활성화시간					
Case	Method				
	LT	BT	WT	ST	MT
C-D	8.9856	7.22	8.3684	4.9001	2.2496
C-B	11.14	8.6102	12.0337	4.3199	2.176
C-A	0.3163	2.7422	0.8551	4.0532	2.3655
C-E	1.0427	0.6856	0.7282	0.7408	0.8611

#### 4. 결론 및 고찰

제질과 공법이 유사한 여러 모델의 Performance 데이터에 대한 통계적 분석을 통하여 단일 표본화하는 방법론에 대하여 논하였다. 규격이 동일한 모델의 비교에 있어서는 종래의 Combining data 방식과 같이 평균과 산포 등 물리적 동질성을 확인하는 비모수 검정 방식을 적용할 수 있으나 규격이 다른 경우에는 새로운 방법론의 도입이 필요하였다. 규격이 상이한 모델의 비교를 위하여 COV 검정방법을 제시하고 기존 사례를 통해 방법론의 유효성을 검증하였다.

이러한 방법론을 국산화 예정인 多품종 多로트 열전지를 대상으로 적용하여 단일 표본화 가능 여부를 검정하였다. 적용 결과 총 9개 모델에 대해 가능한 모든 검정을 실시하였으나 규격대비 순응도가 작동시간과 활성화시간 모두에 대해 동일한 모델은 확인되지 못하였다. 이는 규격만족 시점에서 작동시간 측정을 중단함으로써 인하여 데이터가 부족하였고, 여러 온도조건 시험결과와 노화시험 후 결과 등이 혼합되어 있었던 점 등 때문으로 판단되었다. 따라서 향후에 동일한 시험조건에서 생산 직후의 시료를 대상으로 정밀한 작동시간과 활성화시간이 측정될 수 있다면 Combining

data를 통한 단일 표본화가 가능할 수 있을 것으로 판단된다.

본 연구를 통하여 규격대비 순응도 관점에서의 동질성을 검정함으로써 Combining data가 가능함을 기존 연구결과와 비교하여 확인하였다. 그러나 이러한 경우에도 평균과 산포 등 물리적인 동질성을 보장하는 것은 아니며 향후에는 이에 대한 연구도 필요할 것으로 판단된다. 또한 多품종 多로트 열전지의 핵심구성품(착화기 등) 단위로 Combining data를 통한 동질성을 검정할 필요성이 있다. 방위산업 분야는 그 특성 상 매우 높은 신뢰도와 신뢰수준을 요구하므로 이를 충족하기 위해 요구되는 시료 수가 과다한 부분이 있어 베이지안법 등을 도입한 시료 수 축소 연구도 필요할 것으로 사료된다.

#### 후 기

본 연구는 (주)비츠로밀텍의 “열전지 국산화개발” 사업의 수행성과로써 사업관리 및 데이터 통계분석에 협조해주신 국방기술품질원에 감사드립니다.

#### References

- [1] Montgomery, D. C., “Design and Analysis of Experiments”, John Wiley and Sons Inc., USA, 2005.
- [2] Kleyner, A., Bhagath, S., Gasparini, M., Robinson, J., Bender, M., “Bayesian Techniques to Reduce the Sample size in Automotive Electronics Attribute Testing,” Microelectronics Reliability, Vol. 37, No. 6, pp. 879-883, 1997.
- [3] Luis, J., “Combining Data,” START(Selected Topic in Assurance Related Technologies), Vol. 11, No. 1, Reliability Analysis Center, 2004.
- [4] Myles Hollander, M., Douglas, A., Nonparametric Statistical Methods, Wiley, 1999.
- [5] Wan, Z, Tianlong, H., Shu, D., “Reliability Assessment Method Making Full Use of Metric Data for Fuze,” 978-1-4244-4905-7, IEEE, 2009.
- [6] Chou, Y.-M., Owen, D. B., “A Likelihood Ratio Test for the Equality of Proportions of Two Normal Populations,” Communications in Statistics - Theory



- and Methods, Vol. 20, No. 8, pp. 2357-2374, 1991.
- [7] Martz, H. F, Waller, R. A, Bayesian Reliability Analysis, Wiley, 1982.
- [8] Guikema, S., Pate-Cornell, M., "Bayesian Analysis of Launch Vehicle Success Rates," Journal of Spacecraft and Rockets, Vol. 41, No. 1, pp. 93-102, 2004.
- [9] Van Albada, S. J., Robinson, P. A., "Transformation of Arbitrary Distributions to the Normal Distribution with Application to EEG Test-Retest Reliability," Journal of Neuroscience Methods, Vol. 161, pp. 205-211, 2007.
- [10] Chou, Y.-M., Polansky, A., Mason, R., "Transforming Non-Normal Data to Normality in Statistical Process Control," Journal of Quality Technology, Vol. 30, No. 2, pp. 133-141, 1998.
- [11] Gerig, T. M., Sen, A. R., "MLE in Two Normal Samples With Equal but Unknown Population Coefficients of Variation," Journal of the American Statistical Association, Vol. 75, pp. 704-708, 1980.
- [12] Forkman, F. J., "Coefficients of Variation : an Approximate F-test," Swedish University of Agricultural Sciences, 2005.
- [13] Sherwin, E. R., "Analysis of One-Shot Devices," Selected Topics in Assurance Related Technologies, Reliability Analysis Center(RAC), Vol. 7, #4.