

가부반응 데이터 특성을 가지는 탄약 체계의 신뢰도 추정방법 비교

Comparison of Reliability Estimation Methods for Ammunition Systems with Quantal-response Data

류 장 희* 백 승 준* 손 영 갑*
Jang-Hee Ryu Seung-Jun Back Young Kap Son

Abstract

This paper shows accuracy comparison results of reliability estimation methods for one-shot systems such as ammunitions. Quantal-response data, following a binomial distribution at each sampling time, characterizes lifetimes of one-shot systems. Various quantal-response data of different sample sizes are simulated using lifetime data randomly sampled from assumed weibull distributions with different shape parameters but the identical scale parameter in this paper. Then, reliability estimation methods in open literature are applied to the simulated quantal-response data to estimate true reliability over time. Rankings in estimation accuracy for different sample sizes are determined using t-test of SSE. Furthermore, MSE at each time, including both bias and variance of estimated reliability metrics for each method are analyzed to investigate how much both bias and variance contribute the SSE. From the MSE analysis, MSE provides reliability estimation trend for each method. Parametric estimation method provides more accurate reliability estimation results than the other methods for most of sample sizes.

Keywords : One-shot System(원샷 시스템), Quantal-response Data(가부반응 데이터), SSE(오차 제곱합), MSE(평균오차 제곱), Reliability Estimation(신뢰도 추정), ASRP(저장탄약 신뢰성평가)

1. 서론

탄약은 배치 후 장기 저장(Storage)되며, 1회 사용 후 임무를 완수하는 수명 주기(Life Cycle)를 가진다. 따라서 탄약은 차량, 전차, 무전기, 항공기 등과 같은 운용

시스템(Operating System)이 아니라 1회성 시스템(One-shot System)으로 분류된다. 운용 시스템과는 다르게, 탄약은 통상적으로 대기 또는 보관 상태에서 제품 수명의 대부분을 보내기 때문에 수명주기 동안 고장 데이터를 입수하기 어렵고 실제 사용될 시점을 정확하게 추정(Estimation) 할 수 없으며, 장기간 저장된다는 특성으로 인하여 실제 발사될 때 얼마나 정확한 성공확률을 가질 수 있는지에 대한 값이 신뢰도 척도로 사용된다. 따라서 DoD Guide에서 원샷 시스템의 신뢰도

† 2010년 8월 20일 접수~2010년 11월 19일 게재승인

* 안동대학교(Andong National University)

책임저자 : 손영갑(ykson@andong.ac.kr)

척도를 MTBF나 MTTF와 같은 시간척도가 아닌 임무 성공률(Probability of Success)로 정의하였다.

저장탄약에 대한 ASRP(Ammunition Stockpile Reliability Program) 시험 결과는 저장 기간별 시험 시료로 선정된 탄약의 발사 성공(Pass) 혹은 실패(Fail)로 표현되는 계수형 데이터와 탄약 성능 규격치의 충족 여부를 정량적으로 보여주는 계량형 데이터로 도출된다. 탄약의 신뢰도 분석을 위해 사용되는 계수형 데이터는 성공/실패로 표현되는 이항분포(Binomial Distribution)를 따르는 가부반응(Quantal-Response) 데이터 특성을 나타낸다^[1,2]. 따라서 해당 탄약에 대하여 저장 기간별로 샘플링을 통해 샘플을 추출하여 시험 결과를 바탕으로 추출 수에 대한 성공 수의 비율을 이용하여 전체 모집단의 신뢰도를 추정한다.

문헌에 공개된 가부반응 데이터를 이용하여 신뢰도를 추정하는 방법은 크게 비모수추정법, 모수추정법, 베이즈안법으로 나눌 수 있다. Guikema은 원샷 시스템인 우주발사체에 대하여 다양한 사전분포를 가정하고 성공/실패 수로 표현되는 수락시험 결과를 이용하여 베이즈안 추정법으로 수락시험 시점에서의 신뢰도를 추정하였다^[3]. 또한 Guikema는 일련의 시점들에서 시간에 따라 일정하게 증가, 감소, 그리고 일정한 3가지 경우에 대한 참값 신뢰도 profile을 정의하고, 정의한 참값 신뢰도로부터 성공/실패 수로 표현되는 가부반응 데이터를 추출하여 모수 추정법을 제외한 문헌에 공개된 원샷 시스템의 신뢰도 추정방법들을 적용하여 일련의 시점에서의 신뢰도를 추정하고 SSE(Sum of Squared Error)를 이용하여 각 방법의 정확성을 비교하였다^[4]. Son et al.은 모수 추정법을 이용하여 실제 ASRP 데이터에 대한 신뢰도 추정결과를 제시하였으며^[5], Park et al.은 가속수명시험결과와 ASRP 데이터에 모수 추정법을 적용하여 탄약 체계에 대한 저장 수명을 예측하였다^[6].

본 논문에서는 Guikema의 연구를 확장하여 모수추정법을 포함한 6가지 신뢰도 추정방법의 추출 샘플 수에 따른 정확성을 비교한다. 각 방법들의 정확성을 비교하기 위하여 2-모수 와이블 수명분포를 가정하고, 척도모수는 동일하지만 형상모수를 3가지로 변화시켜 3가지의 수명분포로부터 가부반응 데이터를 모사한다. 다양한 추출 샘플 수에 따른 일련의 가부반응 데이터에 신뢰도 추정방법들을 적용하여 전체 시점에서의 SSE 크기를 비교하여 샘플 수에 따른 각 방법의 정확성을 상대적으로 비교한다. 각 샘플링 시점에서의 오

차를 MSE(Mean Squared Error)를 이용하여 비교함으로써, 추정량에 대한 편의와 표준편차가 SSE에 미치는 영향을 평가하고, 각 방법의 추정경향성을 파악하고자 한다. 본 논문에서 제시하는 ASRP 데이터를 활용하여 신뢰도를 추정하는 방법들에 대한 정확성 비교 결과는 탄약 고유의 저장 수명(Shelf-Life)을 평가하는데 적절한 신뢰도 평가방법 선정에 활용될 수 있다.

2. 가부반응 데이터 모사와 신뢰도 추정방법

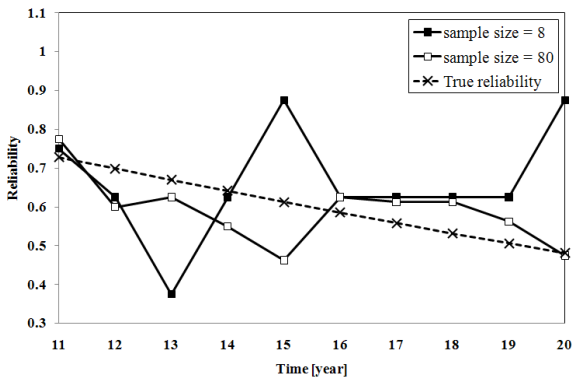
가. 가부반응 데이터 모사

Guikema은 신뢰도 추정방법들의 정확성 비교를 수행하기 위하여 참값 신뢰도 profile을 가정하고 profile을 이용하여 각 시점별 추출 샘플 수에 따른 성공/실패 수로 표현되는 가부반응 데이터를 모사하였다. 따라서 임의의 시점에서 S개의 원샷 시스템을 추출하는 경우, 균일분포(Uniform Distribution) $U(0,1)$ 로부터 S개의 샘플을 추출하여 추출한 값이 고려된 시점에서의 참값 신뢰도보다 작으면 성공으로 평가하여 원샷 시스템의 가부반응 데이터를 모사하였다^[4]. 또한 다양한 추출 샘플 수와 반복수를 고려하여 각 시점에서 다양한 성공/실패 수의 변화에 따른 신뢰도 추정방법들의 정확성을 비교하였다.

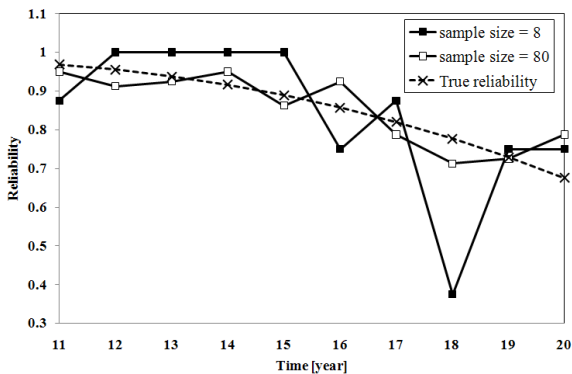
본 논문에서는 원샷 시스템의 수명분포를 가정하고, 가정한 수명분포로부터 가부반응 데이터를 모사한다. 수명분포의 특성을 나타내는 모수들을 가정하여 고장 시간을 랜덤으로 추출하고 정렬한 후에 샘플 수 S만큼 고장시간들을 그룹화하고, 그룹화된 고장시간이 샘플링 시점보다 크면 성공으로, 작으면 실패로 정의하여 원샷 시스템의 가부반응 데이터를 모사한다. 또한 샘플 수와 반복수 변화를 통해 다양한 가부반응 데이터를 추출한다. 가부반응 데이터 모사를 위해 2-모수 와이블 분포를 가정하고, 척도모수는 25 [year], 형상모수를 1.4(Case A), 2.8(Case B), 4.2(Case C)로 3가지 경우를 고려하였다. 각 시점별 추출 샘플 수 1, 4, 8, 10, 40, 80을 이용하여 추정할 시점 별 참값 신뢰도를 Table 1에 제시하였고 반복수는 1, 10, 100, 1000, 5000, 15000로 고려하였다. Fig. 1은 추출 샘플 수 8과 80에 대하여 모사한 가부반응 데이터를 이용하여 Case A와 C에 대한 (성공 수)/(추출 샘플 수)로 평가되는 추정 성공확률(신뢰도)과 가부반응 데이터로부터 추정해야 하는 참값 신뢰도를 나타낸다.

Table 1. True reliability value for each Case

Time [year]	Case A	Case B	Case C
11	0.73	0.90	0.97
12	0.70	0.88	0.96
13	0.67	0.85	0.94
14	0.64	0.82	0.92
15	0.61	0.79	0.89
16	0.59	0.75	0.86
17	0.56	0.71	0.82
18	0.53	0.67	0.78
19	0.51	0.63	0.73
20	0.48	0.59	0.68



(a) Case A



(b) Case C

Fig. 1. True reliability with estimated reliability for different sample size

나. 신뢰도 추정방법

비모수추정법은 가부반응 데이터에 대한 분포를 가정하지 않고 가부반응 데이터만을 이용하여 신뢰도를 추정하는 방법으로 크게 비누적방법과 누적방법으로 나눌 수 있다. 비누적 방법은 현재 시점에서 확보한 시험 결과로 신뢰도를 추정하는 방법으로, 시점 t_i 에서 $m(t_i)$ 개를 추출하여 시험 평가한 결과, $n(t_i)$ 개가 실패한 경우, 식 (1)로 신뢰도를 추정한다^[4].

$$\hat{R}(t_i) = 1 - \frac{n(t_i)}{m(t_i)} \tag{1}$$

식 (1)에서 $n(t_i)/m(t_i)$ 는 시점 t_i 에서의 불량률을 나타낸다. 누적 방법은 과거의 데이터를 포함하여 현재시점까지 확보한 모든 데이터를 이용하여 식 (2)로 신뢰도를 추정한다^[4].

$$\hat{R}(t_i) = 1 - \frac{\sum_{j=1}^i n(t_j)}{\sum_{j=1}^i m(t_j)} \tag{2}$$

모수추정법은 수명분포를 가정하고, 가정한 수명분포함수로부터 우도함수(Likelihood Function)를 정의하여 우도함수를 최대로 하는 수명분포함수의 특성을 나타내는 모수값들을 구하여 신뢰도를 추정한다^[1,5]. 수명분포가 형상모수 β 와 척도모수 α 를 가지는 2-모수 와이블 분포(Weibull Distribution)의 누적고장확률은 식 (3)으로 표현된다.

$$F(t_i, \theta) = 1 - \exp\left(-\left(\frac{t_i}{\alpha}\right)^\beta\right) \tag{3}$$

여기서 $\theta = [\alpha, \beta]$ 이다.

일련의 k 개의 샘플링 시점에서 확보한 이항분포 특성을 가지는 가부반응 데이터로부터 우도 함수는 식 (4)로 정의된다.

$$L(\theta) = \prod_{i=1}^k \left[m(t_i) C_{n(t_i)} \{F(t_i, \theta)\}^{n(t_i)} \times \{1 - F(t_i, \theta)\}^{m(t_i) - n(t_i)} \right] \tag{4}$$

식 (4)에서 정의된 우도함수에 자연로그를 취하여

$\Lambda = \ln[L(\Theta)]$ 를 최대화하는 파라미터 Θ 를 구하여 신뢰도를 추정하는데 이러한 방법을 최우추정법이라고 한다. Λ 를 최대화하는 $\hat{\alpha}$ 와 $\hat{\beta}$ 로부터 시간 t_i 에서 신뢰도는 식 (5)로 추정할 수 있다.

$$\hat{R}(t_i) = \exp\left(-\left(\frac{t_i}{\hat{\alpha}}\right)^\beta\right) \quad (5)$$

베이저안 추정법은 기본적으로 베이즈 정리(Bayes' Theorem)를 이용한다^[7]. 베이즈 정리는 추정하고자 하는 Θ 에 대한 사전분포(Prior Distribution), $g(\Theta)$ 를 가정하고 주어진 데이터 y 와 $g(\Theta)$ 로부터 우도함수(Likelihood Function) $l(y|\Theta)$ 를 이용하여 식 (6)으로 표현되는 사후분포(Posterior Distribution)를 구하고, 사후분포에 대한 기댓값을 구하여 Θ 를 추정하는 방법이다.

$$h(\theta|y) = \frac{l(y|\theta) \cdot g(\theta)}{\int_{\theta} l(y|\theta) \cdot g(\theta) d\theta} \quad (6)$$

각 방법에서 사용되는 사전분포는 베타분포는 식 (7), 정규분포는 식 (8), 결측 균일 분포는 식 (9)로 정의되며, 우도함수는 이항분포로부터 식 (10)으로 표현된다.

$$B(a_i, b_i) = \frac{\Gamma(a_i + b_i)}{\Gamma(a_i)\Gamma(b_i)} \times (R(t_i))^{a_i - 1} \times (1 - R(t_i))^{b_i - 1} \quad (7)$$

여기서, Γ 는 감마함수(Gamma Function)를 나타낸다.

$$N(\mu_i, \sigma_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_i} \exp\left(-\frac{(R(t_i) - \mu_i)^2}{2\sigma_i^2}\right) \quad (8)$$

$$U(R(t_i), \hat{R}(t_{i-1})) = \begin{cases} \frac{1}{\hat{R}(t_{i-1})} & 0 \leq R(t_i) \leq \hat{R}(t_{i-1}) \\ 0 & otherwise \end{cases} \quad (9)$$

$$l(m(t_i), n(t_i)|R(t_i)) = {}_{m(t_i)}C_{m(t_i) - n(t_i)} \times R(t_i)^{m(t_i) - n(t_i)} \times (1 - R(t_i))^{n(t_i)} \quad (10)$$

각각의 사전분포와 식 (10)에 정의된 우도함수를 식 (6)에 대입하여 사후분포를 구하고 사후분포에 대한 기댓값을 평가하여, 각 시점에서 신뢰도를 추정한다. 식 (6)에 정의된 사후분포함수에 대한 기댓값은 $R(t_i)$ 에 대한 수치적인 근사화 적분을 이용한다^[8].

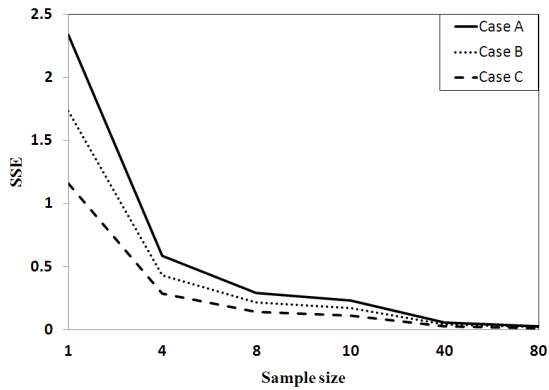
3. 신뢰도 추정방법의 정확성 비교

모사한 가부반응 데이터를 이용하여 비모수추정법인 비누적법("N"으로 표기)과 누적법("C"로 표기), 2-모수 와이블 분포를 가정한 모수추정법("P"로 표기), 베타분포 $B(1,1)$ 를 사전분포로 하는 베이저안법("B"로 표기), 정규분포 $N(0.8, 0.08^2)$ 를 사전분포로 하는 베이저안법("NB"로 표기)^[4], 결측균일분포를 사전분포로 하는 베이저안법("SB"로 표기)^[4], 총 6가지의 신뢰도 추정방법을 적용하여 신뢰도를 추정하였다. K개의 시점에서 모사한 가부반응 데이터를 이용하여 추정할 참값 신뢰도 값을 $R(t_i)$, 각각의 추정방법을 적용하여 추정한 신뢰도 값을 $\hat{R}(t_i)$ 라 두면, 식 (11)로 정의되는 반복수(r)에 대하여 평균화된 SSE를 이용하여 각 방법의 정확성을 비교하였다^[4,7].

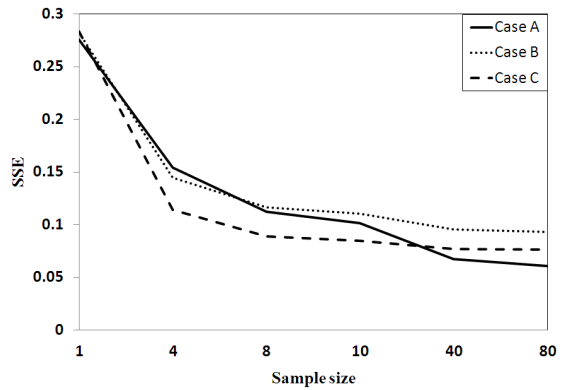
$$SSE = \left\{ \sum_{i=1}^K (R(t_i) - \hat{R}(t_i))^2 \right\} / r \quad (11)$$

Fig. 2는 반복수가 15000일 때, 샘플 수 증가에 따른 각 Case에 대한 각 방법의 SSE를 나타내며, SSE는 반복수에 무관하게 거의 동일하다. 모든 Case에 대하여 N과 P, 그리고 SB는 샘플 수가 1에서 80으로 증가함에 따라 SSE가 감소하였고, C와 B는 샘플 수가 1에서 40까지 증가할 때 SSE가 감소하지만 40에서 80으로 증가할 때 SSE 변화율이 매우 미소하였다. NB는 Case A에 대해서는 샘플 수 증가에 따라 SSE가 감소하지만, Case B와 C에 대해서는 샘플 수 증가에 따른 SSE 변화율이 매우 미소하였다. 또한 Fig. 2의 SSE는 신뢰도 profile을 이용하여 모사한 가부반응 데이터를 적용하여 추정한 신뢰도 값들에 대한 SSE와 동일하다. 따라서 신뢰도 profile을 이용하여 가부반응 데이터를 모사하는 방법과 수명분포를 이용하여 가부반응 데이터를 모사하는 방법에는 차이가 없다.

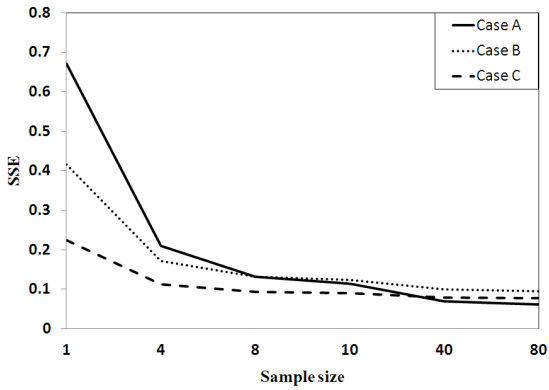
각 Case에 대하여, 6가지 추정 방법에 대한 SSE 크기를 비교하기 위하여 6가지 방법 중 두 가지를 각각



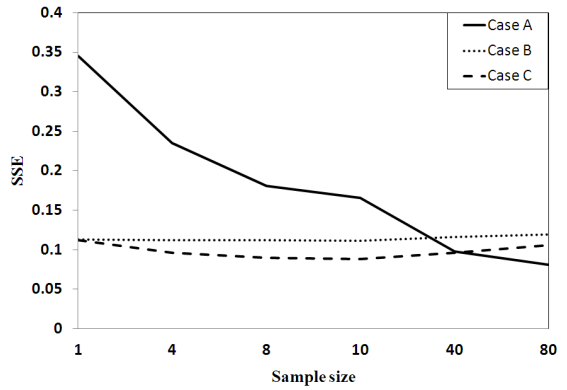
(a) N



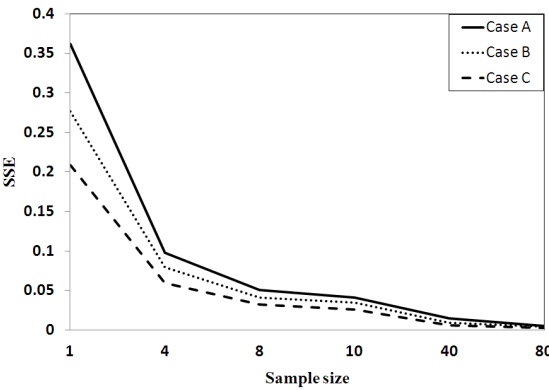
(d) B



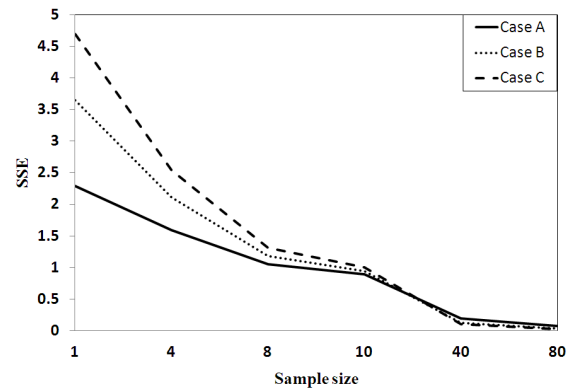
(b) C



(e) NB



(c) P



(f) SB

Fig. 2. SSE change over sample sizes for each estimation method

선택하여 총 15회 t-test를 수행하였다. Table 2는 Case A에 대한 신뢰수준 90%에서의 신뢰구간을 나타낸다. Table 2로 부터 샘플 수 1, 10, 80에 대한 신뢰구간에

0을 포함하는 구간이 없으므로 추정방법 6가지는 모두 SSE 크기에 차이가 있다. Table 3~5는 고려한 신뢰수준에서, 각 경우에 대한 샘플 수 변화에 따른 각

Table 2. Confidence intervals for 15000 repetitions

pairs	sample size					
	1		10		80	
N-C	1.6543	1.6774	0.1154	0.1203	-0.0330	-0.0319
N-P	1.9642	1.9870	0.1892	0.1931	0.0233	0.0238
N-B	2.0541	2.0704	0.1293	0.1339	-0.0320	-0.0310
N-NB	1.9844	2.0008	0.0648	0.0700	-0.0524	-0.0511
N-SB	0.0420	0.0501	-0.6637	-0.6540	-0.0442	-0.0430
C-P	0.3003	0.3192	0.0717	0.0748	0.0554	0.0564
C-B	0.3913	0.4015	0.0133	0.0141	0.0009	0.0009
C-NB	0.3170	0.3365	-0.0528	-0.0482	-0.0202	-0.0186
C-SB	-1.6298	-1.6098	-0.7829	-0.7705	-0.0123	-0.0101
P-B	0.0796	0.0938	-0.0609	-0.0582	-0.0555	-0.0545
P-NB	0.0090	0.0250	-0.1256	-0.1220	-0.0759	-0.0747
P-SB	-1.9404	-1.9187	-0.8553	-0.8446	-0.0678	-0.0664
B-NB	-0.0748	-0.0645	-0.0663	-0.0621	-0.0210	-0.0195
B-SB	-2.0227	-2.0097	-0.7964	-0.7845	-0.0131	-0.0110
NB-SB	-1.9534	-1.9397	-0.7317	-0.7207	0.0073	0.0091

Table 3. SSE for different sample sizes(Case A)

SSE	sample size					
	1	4	8	10	40	80
large	N	SB	SB	SB	SB	NB
↓	SB	N	N	N	NB	SB
	C	NB	NB	NB	C	C
	P	C	C	C	B	B
	NB	B	B	B	N	N
small	B	P	P	P	P	P

방법의 SSE 크기를 비교한 결과를 나타낸다. Table 3 ~5로부터 모든 Case에 대하여 P가 샘플 수가 4이상 일 때, 가장 작은 SSE 값을 가지므로 정확성이 가장 높다고 할 수 있다. 또한 N은 샘플 수가 40 이상일

Table 4. SSE for different sample sizes(Case B)

SSE	sample size					
	1	4	8	10	40	80
large	SB	SB	SB	SB	SB	NB
	N	N	N	N	NB	C
↓	C	C	C	C	C	B
	B	B	B	NB	B	SB
small	P	NB	NB	B	N	N
	NB	P	P	P	P	P

Table 5. SSE for different sample sizes(Case C)

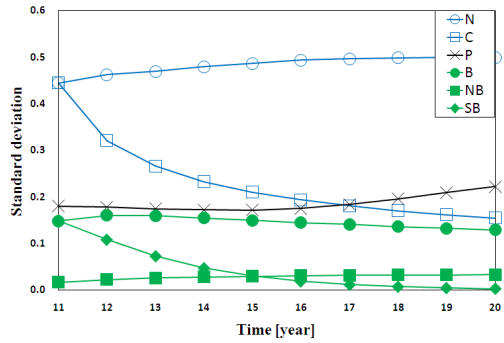
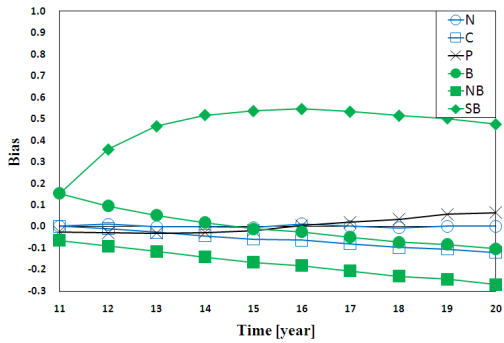
SSE	sample size					
	1	4	8	10	40	80
large	SB	SB	SB	SB	SB	NB
↓	N	N	N	N	NB	C
	B	C	C	C	C	B
	C	B	B	NB	B	SB
	P	NB	NB	B	N	N
small	NB	P	P	P	P	P

경우, 모든 Case에서 P 다음으로 정확성이 높다고 할 수 있다. NB는 샘플 수가 4이하일 때, 정확성이 높으나 샘플 수가 증가할수록 다른 방법에 비해 정확성이 떨어진다. 샘플 수가 적은 경우에는 베이지안 추정법인 NB와 B가 정확성이 높았다.

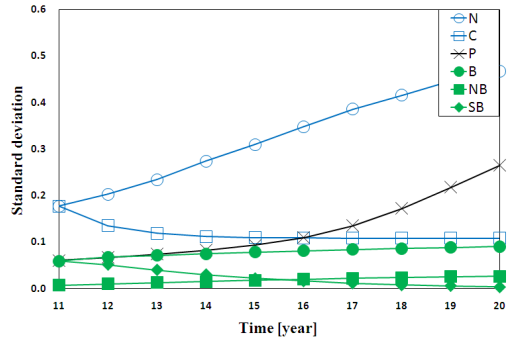
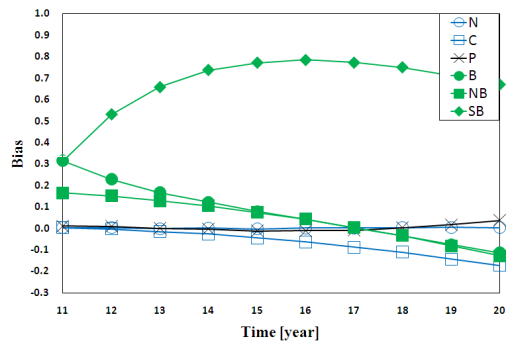
식 (11)로 정의되는 반복수에 대한 평균화된 SSE는 일련의 시점에서 평가된 오차들의 제곱합을 나타내기 때문에 각 시점에서의 오차가 참값에 대한 편의(Bias)에 의하여 발생하는 것인지, 또는 추정량의 분산에 의한 것인지를 판별하기 어렵다. 따라서 식 (11)로 표현되는 각 시점에서 오차의 제곱에 대한 기댓값을 나타내는 MSE^[7]를 분석하였다.

$$MSE(\hat{R}(t_i)) = E[(R(t_i) - \hat{R}(t_i))^2] = V(\hat{R}(t_i)) + (bias)^2 \quad (12)$$

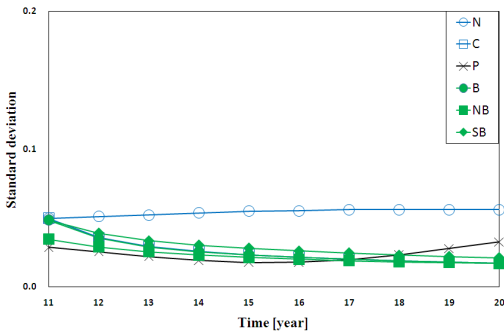
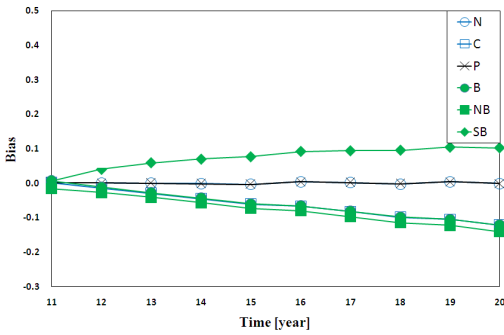
여기서 $V(\hat{R}(t_i))$ 는 추정한 신뢰도 값의 분산을, bias



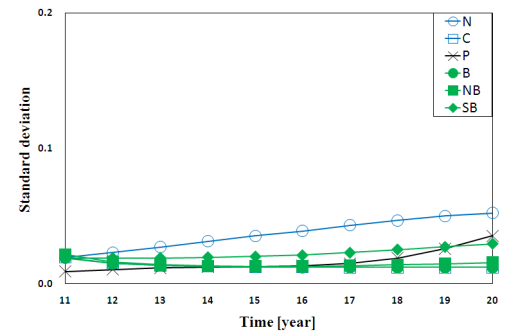
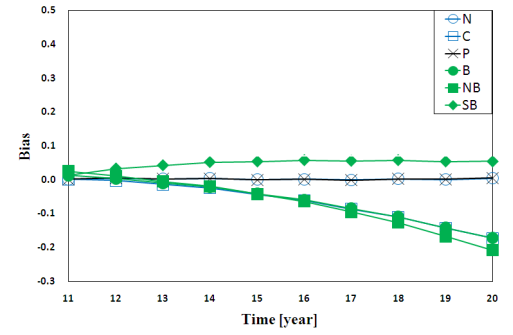
(a) Sample size = 1



(a) Sample size = 1



(b) Sample size = 80



(b) Sample size = 80

Fig. 3. Bias and standard deviation for six estimation methods(Case A)

Fig. 4. Bias and standard deviation for six estimation methods(Case C)

는 참값 신뢰도와 추정한 신뢰도 값의 평균과의 차를 나타낸다. Fig. 3과 4는 Case A와 C에 대한 시점에 따른 편의와 표준편차 변화를 나타내며, Case B는 Case C와 유사한 변화를 나타내었다. Fig. 3과 4로부터 샘플 수 1과 80에 대하여 모든 시점에서 N은 편의가 0에 가깝기 때문에 무시할 수 있지만 표준편차가 다른 방법들 보다 크다. 따라서 가부반응 데이터에 따라 신뢰도 추정에 많은 오차를 포함할 수 있다. 샘플 수가 1일 때, B와 NB, SB와 같은 베이저안법은 N, P, C에 비해 표준편차가 작지만 편의가 크기 때문에 편의량이 SSE 크기에 영향을 미친다. 샘플 수가 80일 경우에 대부분 시점에서의 표준편차가 편의에 비해 매우 작기 때문에 편의가 SSE 크기를 결정한다. 따라서 시점 변화에 따른 편의량 변화로 각 방법의 추정경향성을 평가하였다. Fig. 3과 4에서 샘플 수가 80일 때, N과 P의 편의는 일정한 경향성이 없지만, SB는 전체 시점에서 편의가 양의 값을 가지므로 참값 신뢰도 보다 낮게 추정하는 경향을 나타낸다. 또한 C와 B, 그리고 NB는 편의가 음의 값을 가지므로 참값 신뢰도 보다 높게 추정하는 경향을 나타낸다. 이러한 경향성은 샘플 수가 10이상인 경우 동일하였다.

4. 결론

본 논문에서는 가부반응 데이터 특성을 가지는 원샷 시스템에 대한 신뢰도 추정방법들의 정확성을 비교하였다. 가부반응 데이터모사를 위해 신뢰도 profile을 이용하는 방법과는 다르게 수명 분포를 이용하여 가부반응 데이터를 모사하였다. 모사한 가부반응 데이터를 이용하여, 기존의 5가지 추정방법에 모수추정법을 추가하여 6가지의 추정방법을 각 시점에서의 추출 샘플 수 변화에 따른 정확성을 SSE를 이용하여 비교하였다. 또한 각 방법의 신뢰도 추정량에 대한 편의와 표준편차가 SSE에 미치는 영향을 분석하여 각 방법의 추정경향성을 제시하였다.

모수 추정법을 고려하지 않았던 기존 연구에서는 신뢰도 변화율이 매우 미소한 경우에 정규분포를 사전 분포로 하는 베이저안 추정법이 다른 방법들에 비해 정확성이 높았지만, 본 연구를 통해 신뢰도 변화가 큰 경우에는 샘플 수가 적은 경우를 제외하고 다른 방법에 비해 정확성이 높지 않음을 확인할 수 있었다. 최종적으로 정확성은 모수 추정법이 샘플 수가 매우 적

을 경우를 제외하고 가장 높다. 따라서 ASRP 평가를 위한 계수형 데이터 분석에 모수 추정법을 적용하면 정확성이 높은 신뢰도 추정이 가능할 것으로 평가할 수 있다.

후 기

이 논문은 2009년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국과학재단의 지원을 받아 수행된 연구임(No. 2009-0064353)

References

- [1] Zheng B., Cai F., and Xu J., "Evaluation of System Storage Reliability", International Journal of Systems & Cybernetics, Vol. 33, No. 2, pp. 438~445, 2004.
- [2] Nelson, W. B., Applied Life Data Analysis, Wiley Series in Probability and Statistics, Wiley & Sons, NJ, 1982.
- [3] Guikema, S. D., "Bayesian Analysis of Launch Vehicle Success Rates", Journal of Spacecraft and Rockets. Vol. 41, No. 1, January-February, 2004.
- [4] Guikema, S. D., "A Comparison of Reliability Estimation Methods for Binary Systems", Reliability Engineering and System Safety, Vol. 87, pp. 365~376, 2005.
- [5] Son, Young K., Kim, J.-J. Back, S.-J., and Chang S.-W., "Reliability Estimation of One-shot Device", 16th Conference of Grounded Weapons System, in Daejeon, Korea, 2008.
- [6] Park, B.-C., Change, Back, S.-J., Son, Y. K. Son, Jung, E.-J., Hwang, T.-S., "Storage Lifetime Prediction of Zr-Ni Delay System in Fuze K510 for High Explosive Shell", Journal of the Korea Institute of Military Science and Technology, Vol. 12, No. 6, pp. 719~726, 2009.
- [7] Hines, W. W. and Montgomery, D. C., Probability and Statistics in Engineering and Management Science, Wiley, 1990.
- [8] Chapra, S. C. and Canale, R. P., Numerical Methods for Engineers, McGraw Hill, 2008.