

계수형 데이터에 대한 신뢰도 추정방법의 샘플 수와 샘플링 시점 수에 따른 민감도 분석

손영갑*, 류장희¹
¹안동대학교 기계자동차공학과

Sensitivity analysis of reliability estimation methods for attribute data to sample size and sampling points of time

Young Kap Son^{1*} and Jang-Hee Ryu¹

¹Dept. of Mechanical & Automotive Engineering, Andong National University

요 약 계수형 데이터를 이용하여 신뢰도를 추정하는 방법은 원자력 설비, 의약품, 우주발사체 등과 같은 다양한 시스템의 신뢰도 평가에 사용되고 있다. 본 논문은 모수 추정법을 포함하여 문헌에 공개된 신뢰도 추정방법에 대한 샘플 수 및 샘플링 시점 수 변화에 대한 정확성의 민감도를 분석하고 비교한 결과를 제시한다. 또한 민감도 분석 결과를 이용하여 각 추정 방법의 정확성을 향상시키기 위한 방안을 제시하였다.

Abstract Reliability estimation methods using attribute data are widely used in reliability evaluation of various systems such as nuclear energy plants, food and drug, and space launch vehicles. This paper shows sensitivity analysis and comparison results of reliability estimation methods including a parametric estimation method in open literature with respect to both sample size and sampling points of time. And ways to improve accuracy of each reliability estimation method were proposed from the sensitivity analysis results.

Key Words : Attribute data, One-shot System, Reliability Estimation, Sensitivity

1. 서론

일반적으로 부품 및 시스템의 신뢰성 평가 및 신뢰성 보증 시험에 이용되는 데이터는 계량형 데이터(variable data)와 계수형 데이터(attribute data)로 구분할 수 있다 [1]. 계량형 데이터는 길이 또는 질량, 고장시간과 같이 연속적으로 측정할 수 있는 데이터를 나타낸다. 계수형 데이터는 생산품의 불량 개수 및 비파괴 검사를 통해 얻어지는 결점 개수 등과 같이 검사(inspection)를 통해서 확보할 수 있는 성공 개수 및 실패 개수로 표현되는 데이터를 나타낸다[2]. 계수형 데이터는 검사 대상인 시스템에 대한 주기적인 비파괴적인 검사를 통해 얻을 수 있는 구간 데이터(interval data)와 단 한 번의 파괴적인 검사를 통해 얻게 되는 가부반응 데이터(quantal-response data)로

나눌 수 있다.

에어백과 미사일, 그리고 장기간의 대기 시간을 가지는 소화기나 원자력 설비에 이용되는 안전 시스템은 시스템 성능이 성공 혹은 실패로 나타나는 이진(binary) 특성을 가지며, 1회 사용 후 임무를 완수하는 일회성(one-shot) 시스템이다[3]. 일회성 시스템은 대상 시스템에 대한 주기적인 성능 평가가 불가능하기 때문에 가부반응 데이터를 이용하여 신뢰도를 평가한다[3-7]. 고장이 발생하면 수리를 통해서 다시 정상적으로 운용되는 일반적인 운용 시스템은 정확한 고장시간 또는 구간 데이터를 이용하여 신뢰도를 평가하고 있다. 그림 1의 (a)와 같이 4개의 동일한 운용시스템을 시점 t_1, t_2, t_3 에서 평가하는 경우, 각 운용시스템의 고장시간을 예측할 수 있다. 그러나 그림 1 (b)에 제시된 것처럼 4개의 동일한 일회성

본 논문은 2010년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국과학재단의 지원을 받아 수행되었음(No.2010-0015544).

*교신저자 : 손영갑(ykson@andong.ac.kr)

접수일 10년 12월 24일

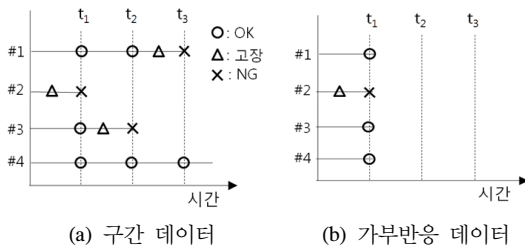
수정일 11년 02월 09일

재제확정일 11년 02월 10일

시스템의 경우, 시점 t_1 에서 평가를 수행한 후에는 시점 t_2 와 t_3 에서 시스템의 성공유무를 평가할 수 없기 때문에 일회성 시스템의 고장시간을 예측하기 어렵다[4]. 가부반응 데이터를 이용하여 신뢰도를 평가하는 기술은 자동차 분야, 의약품 분야, 항공우주분야, 소방분야, 원자력 설비 분야, 비파괴 검사 등과 같은 다양한 분야에 적용할 수 있으며, 사고방지 및 비용 절감 등의 차원에서 중요하게 대두되고 있다. 또한 의약품/식품 및 탄약과 화생방에 대한 저장 신뢰성(storage/shelf reliability) 평가에 이용될 수 있는 핵심기술이다[1].

문헌에 공개된 가부 반응 데이터를 이용하여 신뢰도를 추정하는 방법은 비모수 추정법(non-parametric estimation method), 모수 추정법(parametric estimation method), 베이저안 방법(Bayesian method)으로 나눌 수 있다[3]. 비모수 추정법은 수명분포를 고려하지 않고 각 시점에서 확보한 성공/실패 수를 이용하여 신뢰도를 추정하는 방법이다. 모수 추정법은 수명분포를 가정하고, 수명분포 특성을 나타내는 모수와 각 시점에서의 성공/실패 수의 합수로 표현되는 우도함수(likelihood function)를 최적화하여 모수를 추정함으로써 신뢰도를 추정하는 방법이다 [4-6]. 또한 베이저안 방법은 각 시점에서의 신뢰도에 대한 사전분포(prior distribution)를 가정하고 성공/실패 수와 사전분포로 표현되는 우도함수를 정의하고 베이즈 정리를 이용하여 사후분포를 평가하여 신뢰도를 추정하는 방법이다[3, 8].

Guikema는 시간에 따른 참값 신뢰도 profile을 3가지 경우(시간에 따라 크게 증가, 감소, 일정)로 구분하여 각 시점에서의 추출 샘플 수에 대한 모수 추정법을 제외한 각 방법의 정확성을 SSE(Sum of Squared Error)를 이용하여 비교한 결과를 제시하였다[3]. 고려된 신뢰도 profile은 시간에 따른 변화율이 매우 미소한 경우(예. 20년 동안, 신뢰도 변화가 0.9에서 0.8)에 제한되었으며, 샘플링 시점 수 변화에 따른 추정방법의 정확성 비교는 제시되지 않았다.



[그림 1] 계수형 데이터

가부반응 데이터를 이용하여 신뢰도를 추정하는 경우, 가부반응 데이터를 확보하는 샘플링 시점 수는 추정방법에 따라 추정 결과의 정확성에 영향을 미칠 수 있다. 또한 파괴적인 신뢰성 평가 시험이 요구되는 일회성 시스템은 샘플링 시점 수가 증가하면 시험평가에 많은 비용이 지출되기 때문에 경제성을 감안한 샘플링 시점 수를 결정해야 한다[3].

본 연구에서는 모수 추정법을 포함한 문헌에 공개된 6가지 신뢰도 추정방법을 계수형 데이터인 가부반응 데이터에 적용하여 신뢰도를 추정하고 각 추정방법의 샘플 수 변화 및 샘플링 시점 수 변화에 따른 정확성의 민감도(sensitivity)를 분석한다. 또한 각 추정방법의 민감도 분석을 통해 궁극적으로 각 방법의 정확성을 향상시키기 위한 방안을 제시하고자 한다. 신뢰도 추정방법에 대한 설명을 2.1절에, 샘플 수 변화 및 샘플링 시점 수 변화에 따른 정확성의 민감도 평가 방법을 2.2절에 제시하였다. 또한 본 연구에서 고려한 가부반응 데이터에 대한 설명을 3.1절에, 민감도 분석결과와 정확성을 향상시키기 위한 방안을 3.2와 3.3절에 각각 제시하였다.

2. 신뢰도 추정방법과 민감도

2.1 신뢰도 추정방법

일회성 시스템의 신뢰도 평가를 수행하기 위해 총 K개의 시점에서 각각 m개의 가부반응 데이터를 확보한 경우에 시점 t_i (여기서 $i = 1, 2, \dots, K$)에서 시험 평가하여 실패한 수를 $n(t_i)$ 라 정의하자. m과 $n(t_i)$ 를 이용하여 신뢰도 추정하는 방법들은 간략히 설명하면 다음과 같다.

비모수추정법은 크게 비누적법과 누적법으로 나눌 수 있으며 비누적법의 경우 시점 t_i 에서의 추정 신뢰도는 식 (1)로 정의된다[1, 3].

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

누적 방법은 과거의 데이터를 포함하여 현재시점까지 확보한 모든 데이터를 이용하며 식 (2)로 신뢰도를 추정한다[3].

$$\hat{R}(t_i) = 1 - \left[\left(\sum_{j=1}^i n(t_j) \right) / \left(\sum_{j=1}^i m \right) \right] \tag{2}$$

모수추정법의 경우, 가정한 수명분포의 모수가 θ , 수명분포의 신뢰도 함수가 $R(t, \theta)$ 일 때, 우도함수 $L(\theta)$ 은

$$L(\theta) = \prod_{i=1}^K \left[C(m, n(t_i)) \cdot \begin{matrix} \{1 - R(t_i, \theta)\}^{n(t_i)} \cdot \\ \{R(t_i, \theta)\}^{m - n(t_i)} \end{matrix} \right] \quad (3)$$

여기서 C 는 조합(combination)을 나타낸다.

따라서 $L(\theta)$ 를 최대로 하는 모수 θ^* 를 구하며, 각 시점에서 신뢰도를 $\hat{R}(\theta^*, t_i)$ 로 추정한다[6, 7]. 베이지안 추정법은 가부반응 데이터와 가정한 사전분포를 이용하여 베이즈 정리(Bayes' Theorem)를 적용하여 신뢰도를 추정한다[3, 8]. 추정할 신뢰도값에 대한 사전분포(prior distribution)가 $g(R(t_i))$ 일 때, m 과 $n(t_i)$, 그리고 $g(R(t_i))$ 로부터 우도함수를 $l(m, n(t_i)|R(t_i))$ 로 표현하면, 사후분포 $h(R(t_i)|m, n(t_i))$ 는 다음과 같이 정의된다.

$$h(R(t_i)|m, n(t_i)) = \frac{l(m, n(t_i)|R(t_i)) \cdot g(R(t_i))}{\int_{R(t_i)} l(m, n(t_i)|R(t_i)) \cdot g(R(t_i)) dR(t_i)} \quad (4)$$

따라서 베이즈 정리를 이용한 추정 신뢰도는 식 (5)로 정의할 수 있다.

$$\hat{R}(t_i) = E[h(R(t_i)|m, n(t_i))] \quad (5)$$

사전분포 $g(R(t_i))$ 는 (a_i, b_i) 를 모수로 하는 베타분포인 경우 식 (6), 평균 μ_i 와 표준편차 σ_i 를 따르는 정규분포는 식 (7)으로, 절측균일분포(truncated uniform distribution)는 식 (8)로 각각 표현된다.

$$B(a_i, b_i) = \frac{\Gamma(a_i + b_i)}{\Gamma(a_i)\Gamma(b_i)} R(t_i)^{a_i - 1} (1 - R(t_i))^{b_i - 1} \quad (6)$$

$$N(\mu_i, \sigma_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_i} \exp\left(-\frac{(R(t_i) - \mu_i)^2}{2\sigma_i^2}\right) \quad (7)$$

$$U(R(t_i), \hat{R}(t_{i-1})) = \begin{cases} \frac{1}{\hat{R}(t_{i-1})} & 0 \leq R(t_i) \leq \hat{R}(t_{i-1}) \\ 0 & otherwise \end{cases} \quad (8)$$

식 (6)에서 Γ 는 감마함수(gamma function)를, 식 (8)

에서 $\hat{R}(t_{i-1})$ 는 시점 t_{i-1} 에서 추정된 신뢰도를 나타낸다. 또한 사후분포를 도출하기 위한 우도함수는 식 (9)로 정의된다.

$$l(m, n(t_i)|R(t_i)) = C(m, n(t_i)) \cdot (1 - R(t_i))^{n(t_i)} R(t_i)^{m - n(t_i)} \quad (9)$$

식 (3)의 우도함수는 여러 시점에서 확보한 가부반응 데이터를 모두 고려한 수명분포 모수를 변수로 하는 함수를 나타낸다. 그러나 식 (9)의 우도함수는 한 시점에서 확보한 가부반응 데이터만을 고려한 신뢰도 값을 변수로 하는 함수를 나타낸다.

본 연구에서는 각각의 추정방법을 나타내기 위하여 비모수 비누적법을 "N", 비모수 누적법을 "C", 모수추정법을 "P"로 표기하였다. 또한 베이지안법의 경우, 사전분포가 베타분포일 때 "B"로, 정규분포는 "NB", 절측균일분포는 "SB"로 표기하였다.

2.2 SSE를 이용한 민감도 평가 방법

K개의 시점에서 확보한 가부반응 데이터를 이용하여 신뢰도를 추정할 때, 신뢰도 추정방법의 정확성은 SSE를 평가하여 비교할 수 있다. K개의 시점에서 추정해야 하는 참값 신뢰도를 $R(t_i)$, 추정 신뢰도값을 $\hat{R}(t_i)$ 라 두면 SSE는 식 (10)으로 정의된다[9].

$$SSE = \sum_{i=1}^K (R(t_i) - \hat{R}(t_i))^2 \quad (10)$$

각 시점에서의 추출 샘플 수와 샘플링 시점 수 변화는 2.1절에서 설명한 각 추정 방법의 신뢰도 추정결과와 정확성에 영향을 미칠 수 있다. 따라서 SSE는 각 시점 t_i 에서의 추출 샘플 수 m 과 샘플링 시점 수 k 의 함수로 표현된다.

$$SSE = f(m, k) \quad (11)$$

추출 샘플수와 샘플링 시점 수 변화에 대한 신뢰도 추정방법의 정확성에 대한 영향도를 평가하기 위하여 추출 샘플수와 샘플링 시점 수에 대한 SSE의 민감도를 분석한다. 응답 y 에 영향을 미치는 x 에 대하여, x 의 변화에 대한 y 의 변화율(dy/dx)이 민감도로 정의되지만, x 와 y 의 크기에 따라 민감도가 차이가 날 수 있기 때문에 정확하게 x 의 변화에 대한 y 의 변화율을 구하기 위해서 식 (12)로

표현되는 정규화(normalized)된 민감도를 본 논문에서 사용한다.

$$S_x^y = \left(\frac{dy}{y} \right) / \left(\frac{dx}{x} \right) \quad (12)$$

K개의 샘플링 시점 수에 대하여, 추출 샘플 수가 m_l 와 m_r 로 변화될 때 각 샘플 수에 대한 SSE를 각각 $SSE(m_l)$ 와 $SSE(m_r)$ 로 정의하면 추출 샘플 수에 대한 민감도는 식 (12)로부터 $l \neq r$ 일 때, 식 (13)으로 표현할 수 있다.

$$S_{m_r}^{SSE} = \left(\frac{SSE(m_r) - SSE(m_l)}{SSE(m_l)} \right) / \left(\frac{m_r - m_l}{m_l} \right) \quad (13)$$

또한 추출 샘플수가 일정하고 추출 시점 수가 k_q 에서 k_s 로 변화될 때 각 샘플 수에 대한 SSE를 각각 $SSE(k_q)$ 와 $SSE(k_s)$ 로 정의하면 샘플링 시점 수에 대한 민감도는 $s \neq q$ 일 때, 식 (14)로 표현할 수 있다.

$$S_{k_s}^{SSE} = \left(\frac{SSE(k_s) - SSE(k_q)}{SSE(k_q)} \right) / \left(\frac{k_s - k_q}{k_q} \right) \quad (14)$$

식 (13)과 식 (14)에서 정의된 민감도를 이용하여 샘플 수와 샘플링 시점 수 변화에 따른 6가지 추정 방법의 민감도를 분석한다.

3. 민감도 분석 결과

3.1 계수형 데이터 모사 및 SSE 분석

추출 샘플 수 크기와 샘플링 시점 변화에 대한 각 방법들의 정확도는 추정할 참값 신뢰도의 변화에 따라 차이가 날 수 있다. 시간에 따른 신뢰도 변화는 시스템에 따라 다양하게 나타날 수 있기 때문에 본 연구에서는 급격히 신뢰도가 변화하는 경우와 미소한 신뢰도 변화가 있는 경우를 고려하게 크게 3가지로 신뢰도 변화율을 가정하였다. 따라서 동일한 초기 신뢰도 값을 기준으로 신뢰도 변화율을 Case (a)는 -0.005/년, Case (b)는 -0.015/년, Case (c)는 -0.025/년으로 가정하였다. 그러므로 초기 신뢰도를 1로 정의하면 20년 시점에서, Case (a)는 신뢰도가 0.9, Case (b)는 0.7, Case (c)는 0.5를 나타낸다, 표 1에 신뢰도 추정방법이 추정해야하는 참값 신뢰도를 제시하였다.

계수형 데이터인 가부반응 데이터 모사는 각각의 샘플

링 시점에서 균일분포 $U(0,1)$ 를 따르는 샘플들을 m 개 추출하여 각 시점에서의 참값 신뢰도와 비교하여 추출한 샘플 값이 적으면 성공, 크면 실패로 평가하여 모사하였다[3].

【표 1】 추정할 각 시점에서의 참값 신뢰도

Time [year]	Reliability		
	Case (a)	Case (b)	Case (c)
1	0.800	0.800	0.800
2	0.795	0.785	0.775
3	0.790	0.770	0.750
4	0.785	0.755	0.725
5	0.780	0.740	0.700
:	:	:	:
17	0.720	0.560	0.400
18	0.715	0.545	0.375
19	0.710	0.530	0.350
20	0.705	0.515	0.325

예를 들어, 각 샘플링 시점에서 4개의 샘플을 추출하여 표 1의 Case (c)와 비교하여 계수형 데이터를 모사한 결과를 표 2에 나타내었다.

계수형 데이터 특성을 가지는 시스템에 대한 신뢰도 추정시, 추출 샘플 수가 증가하면 신뢰도 추정결과의 정확성은 높아질 수 있지만, 추출된 샘플들은 시험평가를 통해 파괴되기 때문에 추출 샘플 수를 많게 하는 것은 현실적으로 어렵다. 따라서 본 연구에서는 이러한 점을 고려하여 추출 샘플 수를 80개 이하로 선정하였다. 또한 서론부에서 언급하였던 것처럼 경제성을 감안하여 샘플링 시점수를 20개 이하로 선정하였다. 본 연구에서는 신뢰도 변화율을 3가지 경우로, 추출 샘플수를 각각 1, 4, 20, 40, 80개로, 샘플링 시점 수를 각각 4, 10, 20회로 고려하였다. 각 경우의 조합에 대한 가부반응 데이터를 2000개 추출함으로써 총 90,000개의 가부반응 데이터를 모사하였다. 모사한 가부반응 데이터에 2.1절에서 설명한 신뢰도 추정방법들을 적용하여 SSE를 평가하고 민감도를 분석한다.

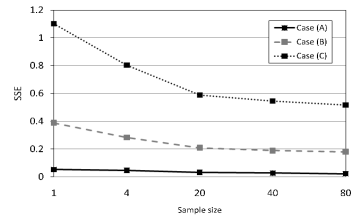
베이지안법에 사용되는 사전분포는, 베타분포는 $B(1, 1)$, 정규분포는 $N(0.8, 0.082)$ 이며, 결측균일분포는 $\hat{R}(t_0) = 0.8$ 로 가정하였다. 정규분포와 결측균일분포인 경우, 시점 t_{i-1} 에서 추정된 신뢰도 값에 대한 분포가 t_i 에서의 신뢰도 추정을 위한 사전분포로 사용되었다[3].

시점 수가 20, 추출 샘플 수 $m = [1, 4, 20, 40, 80]$ 에

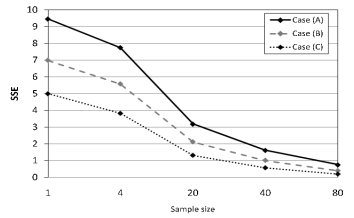
대한 SSE 결과를 그림 2에 제시하였다.

[표 2] Case (c)의 신뢰도 프로파일을 이용하여 모사한 계수형(가부반응) 데이터

Time (t _i)	True reliability	Sampled value	State	n(t _i), m
1	0.800	0.7442	success	0, 4
		0.3686	success	
		0.4423	success	
		0.2740	success	
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
16	0.425	0.7029	failure	3, 4
		0.5293	failure	
		0.3515	success	
		0.4964	failure	
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮



(e) NB



(f) SB

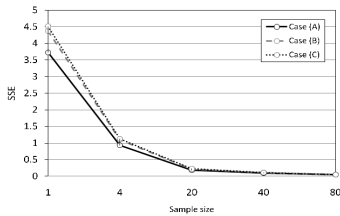
[그림 2] 샘플 수 변화에 따른 각 추정방법의 SSE

그림 2로부터 샘플 수가 증가함에 따라 모든 추정방법의 SSE가 감소하는 경향을 나타내었다. 또한 SB를 제외하고 신뢰도 변화율이 클수록 각 추정방법에 대한 SSE가 증가하였고, SB는 신뢰도 변화율이 클수록 SSE가 감소하는 경향을 나타내었다.

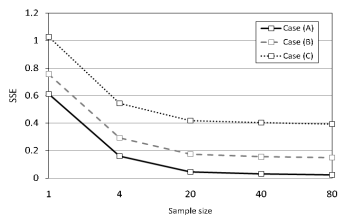
샘플링 시점 수 변화에 따른 SSE를 비교하기 위하여 추출 샘플 수 $m = [1, 4, 20, 40, 80]$ 에 대하여 샘플링 시점 수를 4, 10, 20회로 변경하였다. 10개의 샘플링 시점과 참값 신뢰도는 표 1에서 [2, 4, 6, 8, ..., 18, 20]과 각 시점에서의 신뢰도 값으로, 4개의 샘플링 시점은 [5, 10, 15, 20]이며 10회 시점과 동일한 방법으로 참값 신뢰도를 정의하였다. 샘플링 시점 수가 변화함에 따라 SSE 값이 서로 다른 크기를 나타내기 때문에 각 방법에 의한 SSE를 샘플링 시점 수로 나누어 SSE를 평가하였으며, N, P, B에 대한 SSE를 표 3에 제시하였다.

3.2 샘플 수에 대한 민감도 분석

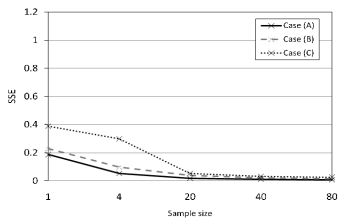
3가지 Case에 대하여, 그림 2에 나타난 샘플 수에 따른 SSE에 식 (13)을 적용하여 각 샘플 수에 대한 민감도를 그림 3에 제시하였다. 그림 3에서 가로축의 4는 샘플 수가 1에서 4로, 20은 4에서 20, 40은 20에서 40, 80은 40에서 80으로 변화가 되는 것을 나타낸다. 그림 3으로부터 6가지 추정방법이 샘플 수 증가에 따라 민감도가 음의 값을 나타내기 때문에 샘플 수가 증가하면 정확도가 증가함을 확인할 수 있다. N과 SB는 샘플 수 증가에 따라 민감도의 절대값이 크기 때문에 샘플 수 증가를 통해 다른 방법에 비해 정확성을 높게 향상시킬 수 있다.



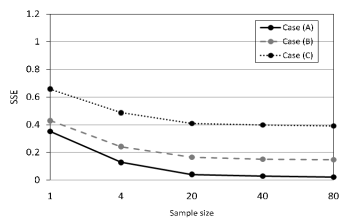
(a) N



(b) C



(c) P



(d) B

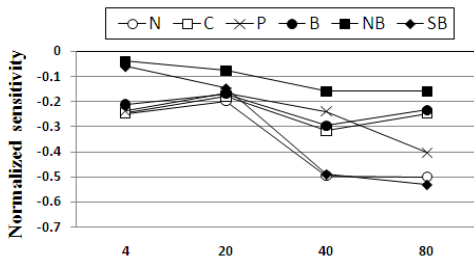
[표 3] 샘플링 시점 수 변화에 따른 SSE

N	sampling points of time	Sample size		
		1	20	80
CASE (a)	4	0.1883	0.0095	0.0024
	10	0.1876	0.0095	0.0023
	20	0.1863	0.0093	0.0023
CASE (b)	4	0.2279	0.0111	0.0028
	10	0.2200	0.0108	0.0027
	20	0.2189	0.0108	0.0027
CASE (c)	4	0.2300	0.0118	0.0029
	10	0.2283	0.0113	0.0029
	20	0.2256	0.0112	0.0028

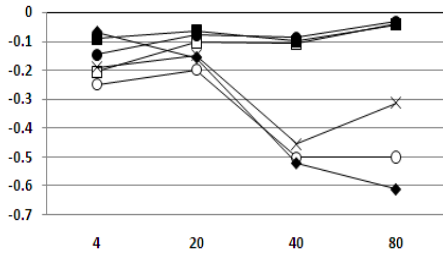
때문에 시간에 따른 신뢰도가 급격히 변화하는 경우에 다른 방법에 비해 적합하게 사용될 수 있는 방법이다. N, P, SB는 샘플 수가 20 이상인 경우에 샘플 수 증가에 따라 정확성을 다른 방법에 비해 효과적으로 증가시킬 수 있다.

3.3 샘플링 시점 수 변화에 따른 비교

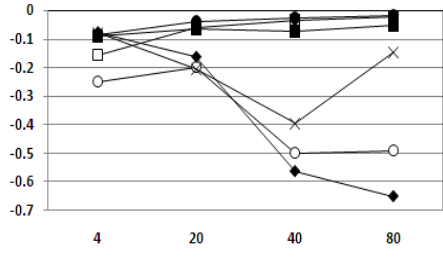
3가지 Case에 대하여, 샘플링 시점 수 변화에 따른 SSE에 식 (14)를 적용하여 샘플링 시점 수 변화에 대한 민감도를 평가하였고, 각 Case 별 민감도가 모두 비슷하기 때문에 Case (a)에 대한 샘플링 시점 수에 따른 민감도를 그림 4에 나타내었다. 그림 4에서 가로축의 10은 샘플링 시점 수가 4에서 10으로, 20은 10에서 20으로 변화가 되는 것을 나타낸다. 그림 4로부터 샘플링 시점 수 증가에 따라 SB를 제외한 방법들의 민감도는 음의 값을 나타내었지만 SB는 민감도가 양의 값을 나타내었다. 민감도가 양의 값을 가지는 것은 샘플링 시점 수가 증가할 때, 정확성이 감소함을 의미하며 이것은 SB가 결측균일 분포를 사전분포로 사용하기 때문이다. SB를 제외하고 민감도의 절대값을 비교할 때, 샘플링 시점 수 변화에 둔감한 것은 $N > B, C, NB > P$ 순이다. 따라서 N이 샘플링 시점 수 변화에 대한 정확성이 영향을 받지 않는다고 판단할 수 있다. 이러한 특성은 N은 고려된 시점까지 확보한 데이터를 모두 사용하지 않고 고려된 시점에서의 데이터만을 이용하여 신뢰도를 추정하기 때문이다.



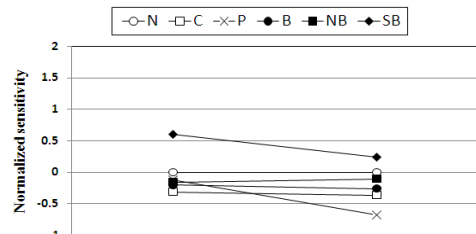
(a) Case (a)



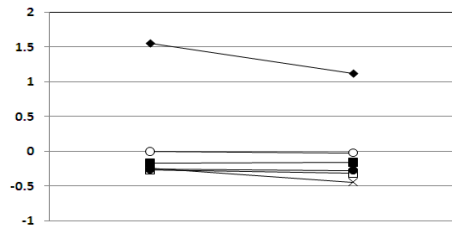
(b) Case (b)



(c) Case (c)



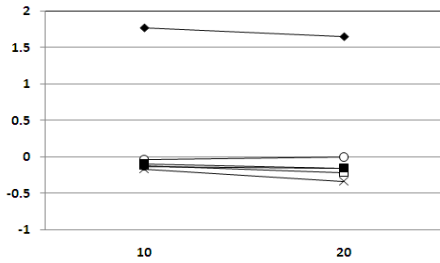
(a) 샘플 수 = 1



(b) 샘플 수 = 20

[그림 3] 샘플 수 변화에 대한 민감도 분석결과

또한 SB는 다른 방법에 비해 신뢰도 변화율이 증가할 경우 샘플 수 증가에 따른 정확성이 가장 높게 증가하기



(c) 샘플 수 = 80

[그림 4] 샘플링 시점 수 변화에 대한 민감도 분석 결과 (Case (a))

P, C, NB, B는 동일한 샘플 수에 대하여 샘플링 시점 수를 증가시키면 정확성이 향상된다. 그러나 P, C, NB, B는 추출 샘플 수가 증가할 때 샘플링 시점 수 변화에 대한 민감도의 절대값이 감소하기 때문에 샘플링 시점 수가 증가할 때 샘플 수 증가에 따른 효율적인 정확성 증가를 제공하지 못할 것으로 판단된다. P는 샘플 수 증가에 따라 샘플링 시점 수 변화에 대한 민감도의 절대값이 C, NB, B보다 크기 때문에 다른 방법에 비해 샘플 수 증가와 샘플링 시점 수 증가에 따른 높은 정확성 증가를 기대할 수 있다.

4. 결론

본 연구에서는 다양한 신뢰도 변화율에 대한 샘플링 시점 수와 추출 샘플 수에 따른 모수 추정법을 포함한 문헌에 공개된 6가지 신뢰도 추정방법에 대한 정확성을 SSE를 이용하여 비교한 결과를 제시하였다. 또한 신뢰도 추정방법의 SSE로부터 식 (13)과 (14)로 표현되는 민감도를 정의하였다. 정의한 민감도를 이용하여 샘플링 시점 수 및 추출 샘플 수가 추정방법의 정확성에 미치는 영향도를 평가하여 추정방법의 정확성 향상을 위한 방안을 제시하였다.

본 연구에서는 각 시점에서의 추출 샘플 수가 동일한 경우를 고려하였지만 향후 연구에서는 추출 샘플 수가 일정하지 않고 시간에 따라 증가 및 감소하는 경우에 대한 민감도를 분석할 예정이다. 또한 샘플링 시점 간격이 일정하지 않은 경우에 대한 연구를 향후 수행할 예정이다.

참고문헌

[1] W. B. Nelson, Applied life data analysis, Wiley, 1982.
 [2] 최재만, 권영한, 최환서, 양승효, 이상욱, 조순미, 이승주, "균열발생시기 결정을 위한 항공기 엔진 구성품의 비파괴검사 결과에 대한 통계적 분석" KSME-A,

Vol.33, pp 1482-1487, 2009.

[3] S.D. Guikema, "A comparison of reliability estimation methods for binary systems", Reliability Engineering and System safety, Vol. 87, pp. 365-376, 2005.
 [4] 손영갑, 김재중, 백승준, 장석원, "원샷 시스템의 신뢰도 추정", 제16회 지상무기학술대회, 2008.
 [5] 손영갑, 백승준, 류장희, "원샷 시스템의 신뢰도 추정방법 비교", 제 17회 지상무기학술대회, 2009
 [6] W. W. Hines and D. C. Montgomery, Probability and statistics in engineering and management science, Wiley, 1990.
 [7] C.-P. Hwang and H.-Y. Ke, "A reliability analysis technique for quantal-response data", Reliability Engineering and System safety, Vol. 41, pp. 365-376, 1993.
 [8] B. Zheng, F. Cai F. and J. Xu, Evaluation of system storage reliability, International Journal of Systems & Cybernetics, 33(2), pp. 438-445, 2004.
 [9] M. S. Hamada, A. G. Wilson, C. S. Reese, and H. F. Martz, Bayesian Reliability. Springer, 2008

손 영 갑(Young Kap Son)

[정회원]



- 1995년 8월 : 한양대학교 기전공학과 (석사)
- 2006년 8월 : Univ. of Waterloo, Canada, Dept. of Systems Design Engineering (박사)
- 2008년 2월 ~ 현재 : 안동대학교 기계자동차공학과 조교수

<관심분야>

신뢰성 평가, 신뢰성 향상 설계

류 장 희(Jang-Hee Ryu)

[준회원]



- 2010년 2월 : 안동대학교 기계공학부 (학사)
- 2010년 3월 ~ 현재 : 안동대학교 기계공학과 석사과정

<관심분야>

신뢰성 평가, 강건 설계