

## 이산정보의 아카이케 정보척도를 이용한 신뢰성 기반 최적설계

임 우 철\* · 이 태 희\*†

\* 한양대학교 공과대학 자동차공학과

### Reliability-Based Design Optimization Using Akaike Information Criterion for Discrete Information

Woochul Lim\* and Tae Hee Lee\*†

\* Dept. of Automotive Engineering, College of Engineering, Hanyang Univ.

(Received February 27, 2012 ; Revised June 8, 2012 ; Accepted June 9, 2012)

**Key Words** : Akaike Information Criterion(AIC: Akaike 정보척도), Maximum Likelihood Estimation(MLE: 최우량 추정법), Reliability Analysis(신뢰성해석), Reliability-based Design Optimization(신뢰성 기반 최적 설계), Monte Carlo Simulation(몬테카를로 시뮬레이션), Bogie Frame(대차 틀)

**초록**: 신뢰성 기반 최적설계는 설계변수들의 변동을 평균이나 분산 등의 통계적 특성으로 고려하여 설계자가 원하는 신뢰도를 만족하는 해를 구한다. 신뢰도를 구하기 위한 기존의 신뢰성해석 기법들은 변수들이 연속함수로 정의되는 특정 확률분포를 따른다는 가정을 하지만 실제 문제에서 변수들은 한정적인 이산정보의 형태인 경우가 많기 때문에 변수들에 대한 가정을 하지 않고 이산정보로부터 신뢰성해석을 수행하는 것은 매우 중요하다. 본 연구에서는 후보 분포들 중에서 이산정보를 가장 잘 추정하는 분포를 결정하는 기법인 Akaike 정보척도를 이용하여 신뢰성해석 및 신뢰성 기반 최적설계를 수행하는 기법을 제안한다. 수학예제를 통해 정확성을 검증하고 철도차량 용접대차의 신뢰성 기반 최적설계에 적용하여 제안한 기법의 유용성을 확인한다.

**Abstract**: Reliability-based design optimization (RBDO) can be used to determine the reliability of a system by means of probabilistic design criteria, i.e., the possibility of failure considering stochastic features of design variables and input parameters. To assure these criteria, various reliability analysis methods have been developed. Most of these methods assume that distribution functions are continuous. However, in real problems, because real data is often discrete in form, it is important to estimate the distributions for discrete information during reliability analysis. In this study, we employ the Akaike information criterion (AIC) method for reliability analysis to determine the best estimated distribution for discrete information and we suggest an RBDO method using AIC. Mathematical and engineering examples are illustrated to verify the proposed method.

### 1. 서론

최적설계는 제한조건을 만족하면서 목적함수를 최소화하는 설계변수의 값을 찾는 설계 기법이다. 확률론적 접근 방법의 최적설계에서는 설계변수가 평균과 같은 대표 값을 갖는다는 가정하에 최적설계를 수행하고 변수들의 변동에 의한 시스템의 불확실성을 고려하기 위해 안전계수와 같은 경험적인 방법을 이용하여 신뢰성을 확보한다. 반면에

확률론적 접근 방법의 최적설계는 시스템의 신뢰성을 확보하기 위해 설계변수와 환경변수의 통계적 특성을 고려한다. 신뢰성 기반 최적설계를 수행하기 위해서는 시스템의 신뢰도를 판단하는 신뢰성해석을 수행해야 한다. 실제 공학문제에서는 신뢰성해석에 사용되는 비용의 문제로 신뢰성 기반 최적설계를 적용하는데 어려움이 있으며 이를 해결하기 위해 많은 연구들이 수행되고 있다.

신뢰성해석을 수행하는 방법으로 추출법, 급속 확률적분법, 모멘트법 등이 제안되었다. 추출법을 제외한 기존의 연구들은 변수들의 통계적 특성을 고려하기 위해 변수의 분포를 연속함수로 정의되

† Corresponding Author, [thlee@hanyang.ac.kr](mailto:thlee@hanyang.ac.kr)  
© 2012 The Korean Society of Mechanical Engineers

는 특정 확률분포로 가정하여 신뢰성해석을 수행한다. 하지만 실제 공학문제에서 변수들의 분포는 알려져 있지 않거나 한정된 이산정보를 갖는 경우가 많기 때문에 변수의 분포를 특정 확률분포로 가정을 하지 않고 한정된 정보로부터 신뢰성해석을 수행할 수 있는 기법이 요구된다.

본 연구에서는 추출법이 가지고 있는 비용의 문제와 급속확률적분법, 모멘트법이 가지고 있는 변수의 분포를 연속함수로 정의되는 특정 확률분포로 가정하는 문제를 극복하여 신뢰성해석을 수행하는 방법을 제안한다. 실제 공학문제에서 변수의 분포가 알려져 있지 않거나 변수의 이산정보가 제한적일 때 변수의 분포를 가정하지 않고 응답의 연속확률분포를 추정하여 신뢰성해석과 신뢰성 기반 최적설계를 수행하는 방법으로 Akaike 정보척도 기반 신뢰성해석 기법과 이를 이용한 신뢰성 기반 최적설계 기법을 제안한다. 제안한 Akaike 정보척도 기반 신뢰성해석 기법을 수학예제를 이용하여 정확성을 검증하고 Akaike 정보척도 기반 신뢰성해석 기법과 신뢰성 기반 최적설계를 공학예제에 적용하여 제안한 기법의 유용성을 확인한다.

## 2. 신뢰성해석

시스템의 신뢰도는 시스템이 설계자가 원하는 성능에 얼마나 만족하는지 수치적으로 평가한 것이다. 신뢰도를 평가하는 과정을 신뢰성해석이라고 한다.

시스템의 유용영역을  $Y(\mathbf{X}) \leq 0$  로 정의하면 시스템의 신뢰도  $R$  은 식 (1)과 같이 정의할 수 있다.

$$R = \Pr\{Y(\mathbf{X}) \leq 0\} = \int_{Y(\mathbf{X}) \leq 0} f_Y(\mathbf{x}) d\mathbf{x} \quad (1)$$

여기서  $\mathbf{X}$ ,  $f_Y(\mathbf{x})$  는 각각 확률변수, 결합확률밀도함수를 의미한다.

### 2.1 신뢰성해석

신뢰성해석 기법은 실제 공학문제의 신뢰성 기반 최적설계에 적용하기 위해 비용과 정확성을 개선하기 위한 많은 연구들이 진행되었다. 가장 널리 사용되는 추출법 중 몬테카를로시뮬레이션 (Monte Carlo simulation) 기법<sup>(1)</sup>은 시뮬레이션 모델을 반복적으로 계산하여 신뢰도를 구하는 기법으로 사용하기 쉽고 정확한 신뢰도를 구해주는 반면 많은 비용이 든다.

급속확률적분법은 제한조건을 근사화하여 신뢰도를 계산한다. 급속확률적분법에는 일차신뢰도법 (first order reliability method)<sup>(2)</sup>과 이차신뢰도법 (second order reliability method)<sup>(3)</sup>이 있다. 이는 제한조건을 일차 또는 이차까지 테일러 급수 전개하여 신뢰도를 구하는 방법으로 제한조건을 비선형성이 클 때 정확도가 떨어지는 단점이 있다. 또한 시스템의 설계변수의 분포를 정규분포로 가정하기 때문에 실제 변수가 정규분포가 아닌 경우에는 적용이 어렵다는 단점도 있다.

모멘트법에는 실험계획법을 이용하여 통계적 모멘트를 구하여 신뢰도를 계산하는 전조함모멘트법 (full factorial moment method)<sup>(4)</sup>, 제한조건을 반응표면모델로 근사화하고 통계적 모멘트를 구하여 신뢰도를 계산하는 반응표면모멘트법(response surface augmented moment method)<sup>(5)</sup>, 통계적 모멘트를 계산하는 과정에서의 다중 적분을 일차원 적분의 합으로 구하는 차원감소법(dimension reduction method)<sup>(6)</sup>, 다중 적분을 일차원 적분의 곱으로 표현하여 계산하는 곱분해기법(multiplicative decomposition method)<sup>(7)</sup> 등이 있다. 모멘트법은 급속확률적분법보다 정확하게 신뢰도를 구할 수 있지만 강한 비선형성이나 교호작용이 존재하는 시스템에서는 부정확한 모멘트를 구하는 단점과 변수의 분포를 연속함수로 정의되는 특정 확률분포로 가정해야 하는 단점이 있다.

### 2.2 Akaike 정보척도 기반 신뢰성해석

실제 문제에서 설계자가 설계에 고려하는 정보가 불연속적이며 연속함수로 정의되는 특정 확률분포로 가정할 수 없을 때 설계변수의 분포를 정규분포로 가정하는 급속확률적분법 또는 설계변수의 분포를 연속함수로 정의되는 특정 확률분포로 가정하는 모멘트법을 신뢰성해석에 사용하는데 한계가 있다. 또한 분포의 가정 없이 신뢰성해석이 가능한 추출법은 비용의 관점에서 비효율적이다. 본 연구에서 제안하는 Akaike 정보척도 기반 신뢰성해석은 한정된 이산정보로부터 얻어진 시스템의 통계적 특성을 가장 잘 나타내는 분포를 추정하기 위해 Akaike 정보척도를 이용하며 추정한 분포를 통해 신뢰성해석을 수행한다.

Akaike 정보척도는 1973년 Akaike<sup>(8)</sup>에 의해 소개되었으며 Akaike 정보척도를 적용한 연구들은 확률, 통계, 경제, 환경, 공학 등 여러 분야에서 적용되었다. 확률 및 통계 분야에서는 1980년대 이후로 활발하게 연구가 진행되고 있으며 주로 Akaike 정보척도의 정확성을 높이는 연구 또는 모

집단의 분포를 추정하는 연구들이 진행되었다.<sup>(9,10)</sup> 자연 환경을 대표하는 변수들이 많은 환경 분야에서는 1990 년대 이후로 연구가 진행되었으며 Akaike 정보척도를 이용하여 조류의 생존률을 모델링하는 연구가 진행되었다.<sup>(11)</sup> 또한 전기, 전자 분야에서는 1980 년대 이후, 기계 공학 분야에서는 2000 년대 이후 변수의 확률분포를 결정하는 방법, 응답을 모델링하는 기법으로 적용되었다.<sup>(12,13)</sup> Akaike 정보척도를 공학 분야에 적용한 연구들은 주로 응답을 수학적으로 표현하는 방법으로 활용되었다.

Akaike 정보척도는 설계자가 정한 후보 확률분포들의 최대수우량함수(maximum log likelihood function)와 모수의 개수를 이용하여 데이터를 가장 잘 추정하는 확률분포를 결정하는 척도이며 식 (2)와 같이 정의된다.<sup>(14)</sup>

$$\varphi = -2(f_{ml} - n_{free})$$

$$\text{where } f_{ml} = L(\theta | \mathbf{x}) = \sum_{i=1}^N \log(p(x_i | \theta)) \quad (2)$$

$f_{ml}$  은 후보 확률분포의 최대수우량함수이며  $n_{free}$  는 후보 확률분포의 모수의 개수이다.  $N$  개의 이산정보  $\mathbf{x}$  가 주어졌을 때, 확률분포  $p$  의 대수를 취한 값의 합을 최대화시키는 모수  $\theta$  를 찾는 최적화문제로부터 최대수우량함수를 구한다.

우량함수(likelihood function)는 확률분포의 확률밀도함수로 표현할 수 있으며 우량함수의 값이 최대가 되는 최우량함수(maximum likelihood function) 일 때 확률분포를 가장 잘 추정한다고 알려져 있다. 계산의 편의성을 위해 우량함수에 대수를 취한 대수우량함수(log likelihood function)를 주로 이용한다. 확률분포를 표현하는 모수의 개수가 많을수록 과추정하는 경향이 있기 때문에 같은 수준의 최우량함수에서는 더 적은 개수의 모수를 가진 후보 확률분포의  $\varphi$  가 더 작은 값을 갖는다.

Akaike 정보척도는 시스템의 통계적 특성을 결정하는 설계변수의 분포 및 환경변수의 분포를 가정하지 않고 후보 확률분포들의 최대수우량함수와 모수의 개수로부터 시스템의 통계적 특성을 가장 잘 표현하는 연속확률분포를 결정한다. 식 (2)에 따라  $\varphi$  가 가장 작은 연속확률분포가 시스템의 통계적 특성을 가장 잘 표현한 연속확률분포며, Akaike 정보척도로부터 결정된 연속확률분포를 이용하여 시스템의 신뢰도를 구한다.

### 3. 수학예제

Akaike 정보척도 기반 신뢰성해석을 수행하기 위해 응답의 분포를 추정해야 하며 본 연구에서 사용한 후보 연속확률분포의 종류와 확률밀도함수는 Table 1 과 같다. 총 5 개의 후보 연속확률분포의 Akaike 정보척도를 이용하여 응답의 통계적 특성을 가장 잘 추정한 연속확률분포를 선택하여 신뢰성해석을 수행한다.

해석적 분포가 존재하는 예제와 비선형성이 강한 예제에 대해 변수 하나 당 무작위 추출한 30 개씩의 이산정보로부터 얻은 응답에 대한 신뢰성 해석을 수행하여 제안한 기법의 정확성을 검증한다.

#### 3.1 해석적 분포가 존재하는 예제

첫 번째 예제의 응답  $Y_1$  은 해석적으로 분포가 존재하는 식 (3)의 문제로 Akaike 정보척도 기반 신뢰성해석의 결과와 해석적으로 구한 분포를 이용한 신뢰성해석의 결과를 비교한다.

$$Y_1(\mathbf{X}) = X_1^2 + X_2^2$$

$$X_1 \sim N(0, 1^2), X_2 \sim N(0, 1^2) \quad (3)$$

각 변수가 표준정규분포를 따를 때 응답의 확률분포는 자유도 2 를 갖는 카이제곱 분포이다.

상대적으로 응답을 잘 추정한 5 개의 후보 분포의  $\varphi$  와 분포의 모수를 Table 2 에 나타내었다.

**Table 1** Probability density function of each distribution

Distribution	Probability density function
Normal	$y = \frac{1}{\sqrt{2\pi\beta^2}} e^{-\frac{(x-\alpha)^2}{2\beta^2}}$
Gamma	$y = \frac{1}{\beta^\alpha \Gamma(\alpha)} x^{\alpha-1} e^{-\frac{x}{\beta}}$
Log-normal	$y = \frac{1}{x\sqrt{2\pi\beta^2}} e^{-\frac{(\ln x - \alpha)^2}{2\beta^2}}$
Weibull	$y = \beta\alpha^{-1} (x/\alpha)^{\beta-1} e^{-\left(\frac{x}{\alpha}\right)^\beta}$
GEV	$y = \left(\frac{1}{\beta}\right) \exp\left[-\left(1 + \gamma \frac{(x-\alpha)}{\beta}\right)^{\frac{1}{\gamma}}\right] \left(1 + \gamma \frac{(x-\alpha)}{\beta}\right)^{-1-\frac{1}{\gamma}}$

**Table 2**  $\varphi$  and parameters of each distribution for  $Y_1$

Distribution	$\varphi$	Parameters		
		$\alpha$	$\beta$	$\gamma$
Gamma	109.0949	1.0528	2.0157	
Weibull	109.1198	2.1425	1.0230	
Log-normal	111.4758	1.0528	2.0157	
GEV	114.7292	0.5127	0.9516	0.9528
Normal	132.6873	2.1221	2.1012	

**Table 3** Parameters of Gamma distribution for  $Y_1$  and relative error as increasing number of function calls

Number of function calls	$\alpha$	$\beta$	Error norm
Exact	1.0000	2.0000	0.0000
10	0.9225	1.8336	0.1836
100	0.9508	2.1174	0.1273
1,000	1.0415	1.9807	0.0458
10,000	0.9862	2.0148	0.0203

**Table 4** Reliability of each distribution for  $Y_1$

Distribution	Reliability	
	AIC	Exact
Gamma	0.9951609	
Weibull	0.9951597	
Log-normal	0.9661317	0.995193
GEV	0.9736904	
Normal	0.9999881	
Number of function calls	30	

**Table 5**  $\varphi$  and parameters of each distribution for  $Y_2$

Distribution	$\varphi$	parameters		
		$\alpha$	$\beta$	$\gamma$
GEV	-80.9811	-0.0001	0.0005	0.0064
Log-normal	-80.3144	0.0070	0.0077	
Gamma	-79.6076	1.2403	0.0001	
Normal	-77.8785	0.0067	0.0006	
Weibull	-68.7222	0.0070	0.0964	

**Table 6** Reliability of each distribution for  $Y_2$

Distribution	Reliability	
	AIC	MCS
GEV	0.998575	
Log-normal	0.984266	
Gamma	0.982501	0.992889
Normal	0.972583	
Weibull	0.907259	
Number of function calls	30	1,000,000

감마(Gamma)분포가 가장 작은  $\varphi$  를 갖고 와이블(Weibull)분포, 대수정규(log-normal)분포, 일반화극치(generalized extreme value: GEV)분포, 정규(normal)분포의 순서로 작은 값을 갖는다.

감마분포의 모수가  $\alpha=1, \beta=2$  일 때 해석적 분포와 같은 분포이며 추정된 분포가 해석적 분포에 근사한 것을 확인할 수 있다. 또한 이산정보의 개수가 많아질수록 해석적 분포에 가까워 지는 것을 확인할 수 있으며 Table 3 에 추정된 모수와 오차를 나타내었다.  $Y \leq 11$ 에 대한 신뢰도 값을 Table 4 와 같고 해석적 분포를 이용하여 구한 신뢰도 값과 제안한 기법을 이용하여 구한 신뢰도 값이 유사한 것을 확인할 수 있다.

Fig. 1 은 응답에 대한 히스토그램, 해석적 분포, 그리고 응답을 가장 잘 추정한 분포인 감마분포를 나타내며 감마분포가 응답에 대한 해석적 분포를 잘 표현하는 것을 확인할 수 있다. Fig. 1 의 x 축은 응답  $Y$  를 나타내며, y 축은 확률모델에서의 확률과 히스토그램에 대한 상대빈도수밀도를 나타낸다.

3.2 비선형성이 강한 예제

두 번째 응답  $Y_2$  는 비선형성이 강한 식 (4)의 예제로서 Akaike 정보최소도 기반 신뢰성해석을 이용한 신뢰도와 몬테카를로시뮬레이션을 이용한 신뢰도를 비교한다.

$$Y_2(\mathbf{X}) = X_1 \sin(4X_1) + 1.1X_2 \sin(2X_2) \tag{4}$$

$$X_1 \sim N(3.0, 0.1^2), X_2 \sim Wbl(1, 2)$$

Fig. 2 는 30 개의 응답에 대한 히스토그램과  $\varphi$  가 작은 값을 갖는 순서의 연속확률분포를 나타낸다.

5 개의 연속확률분포의  $\varphi$  를 Table 5 에 비교하였으며 일반화극치분포의  $\varphi$  가 가장 작고 대수정규분포, 감마분포, 정규분포, 와이블분포 순서대로 작은  $\varphi$  를 갖는다.

가장 작은  $\varphi$  를 갖는 일반화극치분포와 몬테카를로시뮬레이션의 히스토그램을 Fig. 3 에 나타내었다. Table 6 은 추정된 분포들로부터 구한  $Y(\mathbf{x}) \geq 0.55$  에 대한 신뢰도를 나타낸다. 몬테카를로시뮬레이션으로 구한 신뢰도와 비교하였으며 와이블분포를 제외한 연속확률분포의  $\varphi$  가 유사한 분포들은 신뢰도가 몬테카를로시뮬레이션으로 구한 신뢰도와 유사한 수준으로 나타나는 것을 볼 수 있다. 반면에 상대적으로 큰  $\varphi$  를 갖는 와이블분

또는 신뢰도가 몬테카를로시뮬레이션을 이용한 신뢰도와 다르게 나타나는 것을 볼 수 있다.

비선형성이 강한 수학예제에서도 적은 수의 이산정보에 대하여 Akaike 정보척도를 이용한 신뢰성해석 결과가 몬테카를로시뮬레이션의 신뢰성해석 결과와 유사함을 확인할 수 있다.

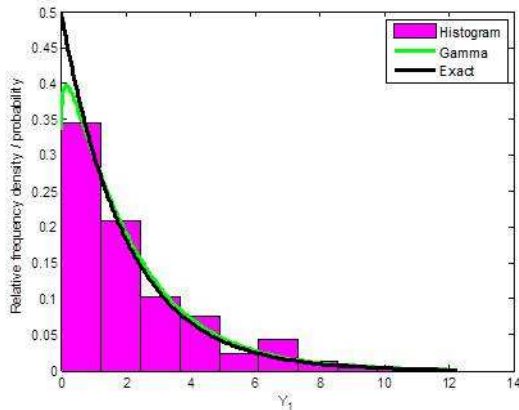


Fig. 1 Comparison of estimated distribution with exact solution to  $Y_1$

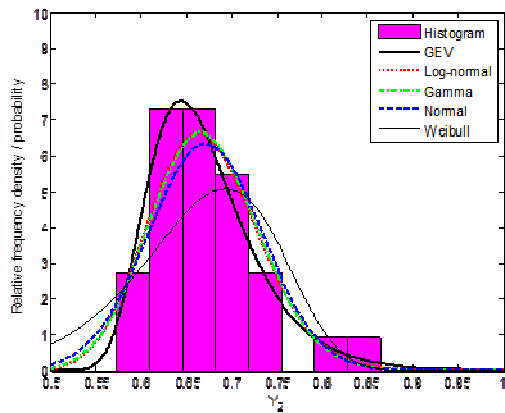


Fig. 2 Histogram and estimated distributions for  $Y_2$

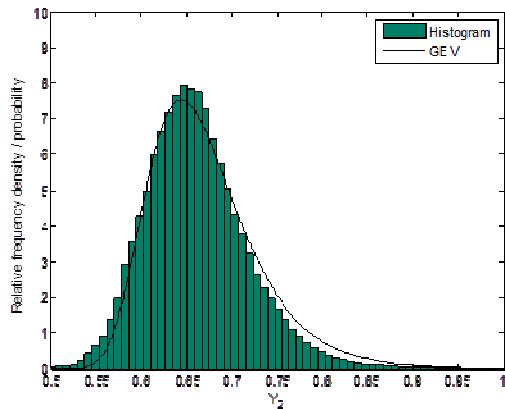


Fig. 3 MCS and the best estimated distribution for  $Y_2$

#### 4. Akaike 정보척도를 이용한 용접대차의 신뢰성 기반 최적설계

신뢰성 기반 최적설계는 목적함수  $f(\mathbf{x})$  를 최소화 하면서 제한조건  $G(\mathbf{X})$  를 만족할 확률인 신뢰도  $R^{target}$  을 만족하는 설계변수  $\mathbf{x}$  를 찾는 설계로 식 (5) 와 같이 정식화할 수 있다.

$$\begin{aligned} &\text{Find} && \mathbf{x} \\ &\text{To minimize} && f(\mathbf{x}) \\ &\text{Subject to} && \Pr\{G(\mathbf{X}) \leq 0\} \geq R^{target} \end{aligned} \quad (5)$$

철도차량 용접대차는 철도차량 차체중량을 지지 하며 주행 안내를 하기 위한 장치로 차체와 레일 사이에 위치한다. 용접대차의 재료는 항복강도 315MPa 인 용접구조용 압연강재이다.

Fig. 4 와 같이 셸 요소를 사용하여 용접대차의 유한요소모델을 구성하였다. 시스템의 신뢰도를 결정하는 변수는 설계변수인 압연강재의 두께와 환경변수인 용접대차에 가해지는 차체중량에 의한 수직하중이며 설계변수에 해당하는 두께는 Fig. 5 와 같다. 설계변수인 압연강재 두께의 변동은 한국산업표준(KS D 3500: 열간압연 강판 및 강대의 모양, 치수, 무게 및 그 허용차)인  $\pm 0.55mm$  를 만족한다. 환경변수인 수직 하중은 용접대차가 지지 하는 차체 중량이며 수직 하중의 변동은 정규분포,  $N(513.62, 2.23^2)$  에서 추출한 이산정보로 가정하였다. 설계변수와 환경변수의 이산정보는 Table 7 과 같다.

공학예제의 신뢰성 기반 최적설계는 용접대차의 질량을 최소화하는 목적함수를 갖는다. 또한 주어진 하중조건에서 용접대차의 최대 본 미세스 응력이 허용응력인 315MPa 보다 작을 확률이 0.95 이상 만족해야 하는 제한조건을 갖는다. 목적함수를 최소화하고 제한조건을 만족하는 설계변수  $\mathbf{t}$  를 찾는 문제이며, 이를 식 (6)과 같이 정리할 수 있다.

$$\begin{aligned} &\text{Find} && t_1, t_2, t_3 \\ &\text{To minimize} && \text{Mass} \\ &\text{Subject to} && R(G(\mathbf{t}) \leq 0) \geq R^{target}, R^{target} = 0.95 \quad (6) \\ &&& 6 \leq t_i \leq 25, i=1,2,3 \\ &&& \text{where } G(\mathbf{t}) = \sigma_{\max} - 315 \text{ [MPa]} \end{aligned}$$

총 네 개 변수의 한정된 이산정보를 이용하여 Akaike 정보척도를 이용한 신뢰성 기반 최적설계

**Table 7** Sampled thickness and load for bogie frame example

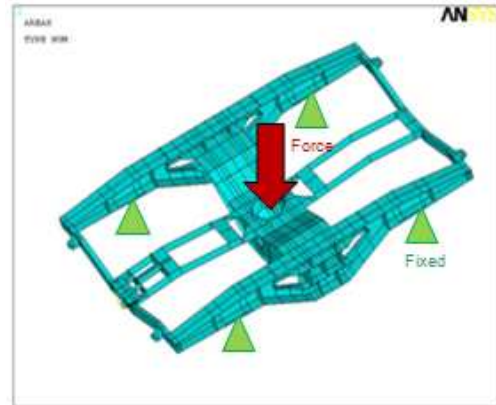
No.	$t_1$ (mm)	$t_2$ (mm)	$t_3$ (mm)	$F$ (kN)
1	15.03	14.99	14.96	512.58
2	14.98	14.93	14.86	513.37
3	14.88	14.98	15.04	512.66
4	14.92	14.99	14.95	513.12
5	14.96	14.78	14.98	513.30
6	15.07	15.01	14.92	512.90
7	14.96	14.98	14.89	511.33
8	14.99	14.84	15.02	514.17
9	15.02	14.72	14.85	517.30
10	14.99	15.00	14.91	517.84
11	15.11	15.25	15.03	514.29
12	14.88	14.99	14.96	513.04
13	14.87	15.01	15.13	514.21
14	14.93	14.83	14.97	514.71
15	14.94	15.03	15.09	512.85
16	15.10	15.14	14.97	512.75
17	14.88	14.98	15.20	510.42
18	14.88	14.74	15.04	513.70
19	15.16	14.82	15.14	510.33
20	14.95	14.99	15.11	516.27
21	15.06	15.03	14.88	512.20
22	15.03	15.11	15.18	513.56
23	15.23	14.86	15.28	516.76
24	15.03	14.89	15.06	516.65
25	14.74	14.98	14.72	509.39
26	15.11	15.03	15.14	509.12
27	14.90	15.00	15.06	513.67
28	14.78	15.03	14.90	511.56
29	14.92	15.10	14.90	513.65
30	15.17	14.90	15.10	515.09

**Table 8** Results of RBDO in the bogie frame example

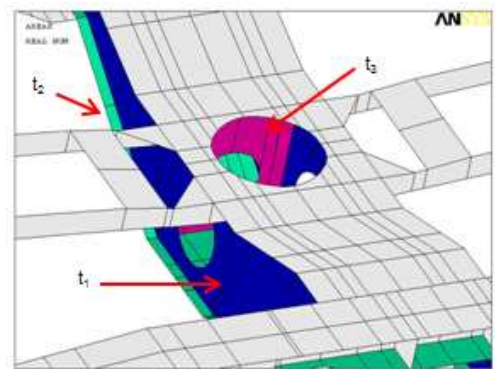
	$t_1$	$t_2$	$t_3$	Mass (kg)	Reliability (%)
Initial Design	15	15	15	544.25	NA
Optimum Design	6.00	9.04	8.85	471.41	50.0
RBDO	6.00	8.66	13.92	473.37	95.0

를 수행하였다.

식 (6)의 신뢰성 기반 최적설계는 Matlab 의 민감도 기반 알고리즘인 fmincon 을 사용하여 해를 찾았고, 제한조건에서의 응력은 유한요소 해석 소프트웨어인 Ansys 를 사용하여 계산하였다. 제한한 신뢰성해석 기법을 본 문제의 제한조건인 응력의 신뢰도를 평가하는데 사용하였다. 초기 설계에



**Fig. 4** Bogie frame model for reliability analysis



**Fig. 5** Design variables of the bogie frame model

대한 30 개의 이산정보를 이용하여 30 개의 응력을 계산한다. 제한조건인 응력의 신뢰도를 계산하기 위해 Akaike 정보척도를 이용하여 응력의 분포를 추정하였다. 후보분포들 중 가장 잘 추정한 분포를 이용하여 허용응력보다 작을 확률을 계산하여 제한조건을 만족하는지 판단한다.

변수의 분포를 고려하지 않은 일반적인 최적설계의 결과와 제안하는 신뢰성해석 기법을 적용한 신뢰성 기반 최적설계의 결과를 Table 8 에 비교하였다. 일반적인 최적설계는 초기 질량보다 13% 가벼운 설계를 제안할 수 있지만 설계변수의 변동에 대한 시스템의 신뢰도는 50%이다. 반면에 신뢰성 기반 최적설계는 일반적인 최적설계의 해보다 목적함수는 조금 나쁜 결과를 얻지만 시스템의 신뢰도를 95% 이상 만족하는 설계를 제안할 수 있다.

### 5. 결 론

본 연구에서는 이산정보의 Akaike 정보척도를 이용한 신뢰성 기반 최적설계 기법을 제안하였다.

기존 신뢰성해석 기법인 급속확률적분법, 모멘트 법은 변수의 분포를 연속함수로 정의되는 특정 확률분포로 가정하기 때문에 변수의 분포를 모르는 실제 문제에 적용하기 힘든 한계가 있다. 본 연구에서 제안하는 기법은 변수에 대한 정보가 제한적이고 이산적이거나 변수의 분포가 알려져 있지 않을 때 설계자가 지닌 변수의 한정된 이산정보만으로 신뢰성해석을 수행할 수 있기 때문에 기존 신뢰성해석 기법들의 한계를 극복할 수 있다.

제안한 기법의 정확성을 검증하기 위해 두 개의 수학예제에 대한 Akaike 정보척도 기반 신뢰성해석을 수행하였다. 해석적 분포가 존재하는 수학예제의 결과와 비선형성이 강한 수학예제의 결과를 각각 해석적 분포를 이용한 신뢰도, 몬테카를로시뮬레이션을 이용한 신뢰도와 비교하여 정확성을 검증하였다. 실제 문제에서 접할 수 있는 설계 변수와 환경변수의 한정된 이산정보를 이용하여 시스템의 응답에 대한 Akaike 정보척도를 이용한 신뢰성 기반 최적설계를 용접대차에 적용하여 제안한 기법의 유용성을 확인하였다.

본 연구에서 제안한 기법은 시스템의 응답을 한 개의 모드를 갖는 확률분포로 추정하는 한계가 있다. 변수의 변동으로 인해 여러 개의 모드를 갖는 시스템의 응답에 대한 신뢰성해석을 수행할 수 있는 기법이 필요하며 여러 개의 모드를 갖는 확률분포를 이용한 신뢰성해석 기법에 대한 연구를 진행하고 있다.

## 후 기

본 연구는 한국연구재단의 일반연구자 지원사업으로 수행된 “공간-시간 통계적 모형 기반 최적설계 기법 연구 (과제번호 2010-0023257)”의 결과 중 일부임을 밝히며, 연구비 지원에 감사 드립니다.

## 참고문헌

- (1) Buslenko, N.P., Golenko, D.I., Shreider, Y.A., Sobol, I.M. and Sragowich, V.G., 1994, *The Monte Carlo Method*, Pergamon Press.
- (2) Cornell, C.A., 1969, "A Probability-based Structural Code," *Journal of the American Concrete Institute*, Vol.66, No.12, pp.974~985.
- (3) Breitung, K., 1984, "Asymptotic Approximations for Multinormal Integrals," *Journal of Engineering Mechanics Division, ASCE*, Vol. 110, No. 3, pp. 357~366.
- (4) Seo, H.S. and Kwak, B.M., 2002, "Efficient Statistical Tolerance Analysis for General Distributions Using Three-Point Information," *International Journal of Production Research*, Vol. 40, No. 4, pp. 931~944.
- (5) Lee, S.H. and Kwak, B.M., 2005, "Reliability-based Design Optimization Using Response Surface Augmented Moment Method," *Proceedings of the 6th World Congress on Structural and Multidisciplinary Optimization*, Reo de Janeiro, 30 May-3 June, 2005.
- (6) Rahman, S. and Xu, H., 2004, "A Univariate Dimension-Reduction Method for Multi-Dimensional Integration in Stochastic Mechanics," *Probabilistic Engineering Mechanics*, Vol. 19, No. 4, pp. 393~408.
- (7) Jung, J.J., 2007, *Multiplicative Decomposition Method for Accurate Moment-Based Reliability Analysis*, Ph.D. thesis, Hanyang University.
- (8) Akaike, H., 1973, "Information theory and an extension of the maximum likelihood principle," *Proceedings of the Second International Symposium on Information Theory*, pp. 267~281.
- (9) Hurvich, C.M., Simonoff, J.S. and Tsai, C.L., 1998, "Smoothing Parameter Selection in Nonparametric Regression using an Improved Akaike Informaion Criterion," *Journal of the Royal Statistical Society Series B-Statistical Methodology*, Vol.60, pp. 271~293.
- (10) Pan, W., 2001, "Akaike's Information Criterion in Generalized Estimating Equations," *Biometrics*, Vol. 57, pp. 120~125.
- (11) Spendelov, J.A., Nichols, J.D., Nisbet, I.C.T., Hays, H., Cormons, G.D., Burger, J., Safina, C., Hines, J.E. and Gochfeld, M., 1995, "Estimating Annual Survival and Movement Rates of Adults within a Metapopulation of Roseate Terns," *Ecology*, Vol. 76, No. 8, pp. 2415~2428.
- (12) Al-Rubaie, K.S., Godefroid L.B. and Lopes J.A.M., 2007, "Statistical Modeling of Fatigue Crack Growth Rate in Inconel Alloy 600," *International Journal of Fatigue*, Vol. 29, pp. 931~940.
- (13) Go, S.J., Lee, M.C. and Park, M.K., 2001, "Fuzzy Sliding Mode Control of a Polishing Robot based on Genetic Algorithm," *Journal of Mechanical Science and Technology*, Vol. 15, No. 5, pp. 580~591.
- (14) Sakamoto, Y., Ishiguro, M. and Kitagawa, G., 1986, *Akaike Information Criterion Statistics*, KTK Scientific Publishers.