

# 가변적인 샘플링을 이용한 신뢰도 해석 기법

육순민<sup>†</sup> · 최동훈<sup>\*</sup>

## Reliability Analysis Method with Variable Sampling Points

Sunmin Yook and Dong-Hoon Choi

**Key Words :** Reliability Analysis(신뢰도 해석), Dimension Reduction Method (차원 감소법), Non-Linearity (비선형성), Variable Sampling (가변적 샘플링), Normal Distance (정규 거리)

### Abstract

This study provides how the Dimension Reduction (DR) method as an efficient technique for reliability analysis can acquire its increased efficiency when it is applied to highly nonlinear problems. In the highly nonlinear engineering systems,  $4N+1$  ( $N$ : number of random variables) sampling is generally recognized to be appropriate. However, there exists uncertainty concerning the standard for judgment of non-linearity of the system as well as possibility of diverse degrees of non-linearity according to each of the random variables. In this regard, this study judged the linearity individually on each random variable after  $2N+1$  sampling. If high non-linearity appeared, 2 additional sampling was administered on each random variable to apply the DR method. The applications of the proposed sampling to the examples produced the constant results with increased efficiency.

### 기호설명

$\mathbf{X}$	확률 변수 벡터
$Y(\cdot)$	시스템 응답 함수
$Y^*(\cdot)$	정규화된 시스템 응답 함수
$f(\cdot)$	결합 확률 밀도 함수
$\mu$	확률 변수에 대한 평균
$\sigma$	확률 변수에 대한 표준 편차
$w$	적분 가중치
$ND$	정규 거리

### 1. 서 론

기존에는 시스템의 거동을 해석함에 있어서 해석에 고려되는 여러 변수들이 일정한 불변의 값을

가지고 있다고 가정하는 확정론적인 방법(deterministic approach)을 사용하였다. 확정론적인 방법이 선호되는 이유는 첫째, 해석이 수월하며 둘째, 고정되는 값이 실제로는 평균값의 의미를 내포하고 있다는 타당성 때문이었다.

그러나 신뢰성이 매우 중요한 시스템이나, 각 변수들의 분포가 클 경우 확정론적인 해석은 잘못된 결과를 제시할 수 있다. 이를 보완하기 위해 설계자의 경험에 의존하는 안전 계수(safety factor)가 도입되었다. 그러나 안전 계수 역시 시스템의 불확실성(uncertainty)을 정확히 모사하지 못하는 한계가 존재한다. 이런 관점에서 시스템의 불확실성을 고려한 신뢰도 해석(reliability analysis) 기법은 다양하게 발전하였다<sup>(1)</sup>.

신뢰도 해석을 위해서는 시스템의 응답 함수와 각 확률 변수들에 대한 결합 확률 밀도 함수(joint Probability Density Function; joint PDF)를 신뢰 영역에서 다중 적분 해야 한다. 그러나 실제 공학 시스템에서의 다중 적분은 매우 어렵기 때문에 근사적으로 신뢰도를 구하는 여러 방법이 제시 되었다.

<sup>†</sup> 회원, 한양대학교 대학원 기계공학과  
E-mail : sixworlds@hotmail.com  
TEL : (02)2220-0478 FAX : (02)2291-4070

<sup>\*</sup> 교신 저자, 한양대학교 기계공학부

대표적인 방법으로 추출법 (sampling method), 전개 방법 (expansion method), 최대 가능 손상점 기반 방법 (MPP-based method), 그리고 근사 적분법 (approximate integration method) 등이 있다 <sup>(2)</sup>.

대표적인 추출법으로 몬테카를로 시뮬레이션 (Monte Carlo Simulation; MCS)과 라틴 방격 추출법 (Latin Hypercube Sampling; LHS)이 있다. 추출법은 무수한 추출점에서의 해석을 기반하기 때문에 비교적 정확하지만, 대단위의 해석을 요구하기 때문에 수치적인 비용이 매우 크다.

전개 방법으로는 테일러 전개 급수 (Taylor expansion method)와 뉴만 전개 급수 (Neumann expansion method) 등이 있다. 그러나 전개 방법은 고차 항의 민감도 정보 (high-order partial sensitivities)를 요구하기 때문에 민감도 정보를 구하기 힘든 여러 공학 시스템에는 적당하지 않다.

최대 가능 손상점 기반 방법은 표준 정규 분포 공간상에서 파괴 면상의 점에서 한계 상태를 근사화하여 신뢰도를 계산하는 방법이다. 대표적인 방법으로는 일차 신뢰도법 (First Order Reliability Method; FORM)과 이차 신뢰도법 (Second Order Reliability Method)이 있다.

근사 적분법은 신뢰 영역에서 실험점 (experiment point)을 선정하여 근사 함수를 만들고, 이에 대하여 수치 적분을 실시한 뒤 직접 확률 밀도 함수나 통계적 모멘트 (statistical moments)를 구하는 방법이다. 실험점을 선택하는 방법에 따라서 전조합 모멘트법 (Full Factorial Moment Method; FFMM), 반응표면 모멘트법 (Response Surface Moment Method; RSMM), 개선된 반응표면 모멘트법 (enhanced Response Surface Moment Method; RSMM+)으로 나눌 수 있다 <sup>(3)</sup>. 최근에는 가법 분해법 (additive decomposition)을 사용하여 다중 적분식을 다변수 일차 적분으로 바꾸는 차원 감소법 (Dimension Reduction method; DR)이 개발되어 정확성과 효율성을 향상시켰다 <sup>(2)</sup>.

차원 감소법은  $2N+1$ , 또는  $4N+1$  ( $N$ : number of random variables)의 샘플링을 활용한다 <sup>(4)</sup>. 비선형성이 강한 많은 공학 시스템에서  $4N+1$ 의 샘플링이 적당하다고 알려져 있지만 <sup>(4,5)</sup>, 아직까지  $2N+1$  이나  $4N+1$ 의 샘플링을 수행해야 할 비선형성의 근거가 명확히 확립되어 있지 않다. 또한 지금까지 시스템의 여러 변수에 대하여 차등적인 샘플링이 시도되지 않았다.

본 연구에서는 신뢰 영역에서 응답 함수의 비선형성 정도를 새로 제안한 정규 거리 (Normalized Distance; ND)를 통해 각 확률 변수에 대하여 개별적으로 판단하였다. 비선형성이 작게 나타나는 확률 변수에 대해서는  $2N+1$ 의 샘플링을, 비선형성이 큰 확률 변수에 대해서는  $4N+1$ 의 샘플링을 차등적으로 적용하여 차원 감소법을 이용한 신뢰도 해석을 수행하였다. 본 연구에서 제안한 샘플링 기법은 기존  $4N+1$ 의 샘플링 기법과 동일한 신뢰도 해석 결과를 주면서 전체 샘플링 횟수를 줄여 효율성을 증가시킬 수 있었다.

정규 거리에 대한 아이디어는 3 절에서 자세히 다룰 것이다. 다음절에서는 기존의 신뢰도 해석 기법에 대한 설명을 포함할 것이며, 4 절에는 제안한 새로운 샘플링 기법에 대하여 설명 할 것이다. 또한 5 절에는 잘 알려진 예제에 대하여 제안된 기법을 적용하여 그 효율성을 보이고, 마지막 6 절에는 전체 내용에 대한 결론을 내릴 것이다.

## 2. 차원 감소법을 이용한 신뢰도 해석

확률 변수 벡터,  $\mathbf{X} = \{X_1, \dots, X_N\}^T \in \mathcal{R}^N$  에 대하여 시스템의 응답은  $Y(\mathbf{X})$  로 나타낸다. 시스템의 응답에 대한  $m$  번째 통계적 모멘트는 일반적으로 다음과 같이 표현된다 <sup>(6)</sup>.

$$E\{Y^m(\mathbf{X})\} = \int_{-\infty}^{+\infty} \dots \int_{-\infty}^{+\infty} Y^m(\mathbf{x}) \cdot f_{\mathbf{X}}(\mathbf{x}) \cdot d\mathbf{x}. \quad (1)$$

$f_{\mathbf{X}}(\mathbf{X}) = f_{X_1, \dots, X_N}(X_1, \dots, X_N)$  은  $\mathbf{X}$  에 대한 결합 확률 밀도 함수를 뜻하며,  $E$  는 기대값을 나타내는 기호이다. 그러나 각 확률 변수에 대하여 식 (1)을 적분하는 일은 쉽지 않다. 이런 어려움을 해결하기 위하여 차원 감소법은 가법 분해법을 이용하여 다중 적분식을 여러 개의 일차 적분으로 변환한다. 가법 분해법에 의한  $Y_a$  는 다음과 같이 정의할 수 있다 <sup>(6)</sup>.

$$Y(X_1, \dots, X_N) \cong Y_a(X_1, \dots, X_N) = \sum_{j=1}^N Y(\mu_1, \dots, \mu_{j-1}, X_j, \mu_{j+1}, \dots, \mu_N) - (N-1)Y(\mu_1, \dots, \mu_N). \quad (2)$$

$N$  는 전체 확률 변수의 개수를 뜻하며,  $\mu_j$  는  $j$  번째 확률 변수  $X_j$  에 대한 평균을 의미한다. 식 (1)에 식 (2)를 대입하면 통계적 모멘트는 다음과

같이 표현될 수 있다.

$$\begin{aligned}
 & E\{Y^m(\mathbf{X})\} \\
 &= E\left\{\left[\sum_{j=1}^N Y(\mu_1, \dots, \mu_{j-1}, X_j, \mu_{j+1}, \dots, \mu_N) - (N-1)Y(\mu_1, \dots, \mu_N)\right]^m\right\} \\
 &= \int_{-\infty}^{\infty} \left[\sum_{j=1}^N Y(\mu_1, \dots, \mu_{j-1}, X_j, \mu_{j+1}, \dots, \mu_N) - (N-1)Y(\mu_1, \dots, \mu_N)\right]^m \\
 &\quad \cdot f_{\mathbf{X}_j}(X_j) \cdot dX_j. \quad (3)
 \end{aligned}$$

이항 공식 (binomial formula)를 사용하여 식 (3)은 순차적으로 계산할 수 있다. 일차 적분 형태로 표현된 식 (3)은 수치 적분을 위한 적분 가중치 (integration weights,  $w_{j,i}$ )와 적분점 (integration points,  $x_{j,i}$ )을 포함하여 식 (4)와 같이 표현 된다<sup>(7)</sup>.

$$\begin{aligned}
 & E\left\{\sum_{j=1}^N Y^m(\mu_1, \dots, \mu_{j-1}, X_j, \mu_{j+1}, \dots, \mu_N)\right\} \quad (4) \\
 & \cong \sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^n w_{j,i} Y^m(\mu_1, \dots, \mu_{j-1}, x_{j,i}, \mu_{j+1}, \dots, \mu_N).
 \end{aligned}$$

근사 모델을 만들기 위한 실험점의 수는 차원 감소법의 효율성을 결정한다. 차원 감소법은  $kN+1$ 의 실험점을 샘플링 하여 사용한다.  $N$ 은 확률 변수의 수를 나타내고,  $k$ 는 각 확률 변수에 대하여 중앙점 (nominal point)을 제외한 샘플링 하는 실험점의 수를 뜻한다. 일반적으로  $k$ 는 2가 제안되었으며, 비선형성이 큰 공학 문제에서는  $k$ 의 값으로 4가 권장되었다<sup>(4,5)</sup>.

이런 형태의 샘플링을 축-실험 계획법이라 한다. Fig. 1과 같이  $2N+1$ 의 샘플링은  $\mu_j$ 와  $\mu_j \pm 3\sigma_j$ 에서 샘플링을 수행하며,  $4N+1$ 의 샘플링의 경우 추가적으로  $\mu_j \pm 1.5\sigma_j$ 에서 샘플링 한다<sup>(4)</sup>.

식 (4)의 일차 적분을 수행하기 위하여 차원 감소법은 모멘트 기반 구적법 (moment based quadrature rule)을 이용한다<sup>(7)</sup>. 최근에 제안된 개선된 차원 감소법 (enhanced Dimension Reduction; eDR)은 수치 적분 방법으로 적응 심슨법 (adaptive simpson rule)을 사용하여 다양한 분포나 비선형성을 가지는 응답 함수에 대한 효과를 증대시켰다<sup>(4)</sup>.

수치 적분을 통해 구해진 통계적 모멘트를 피어슨 시스템 (Pearson System)을 이용해서 확률 밀도 함수를 구하고 신뢰도를 계산할 수 있다. 피어슨 시스템은 4차까지의 통계적 모멘트 - 평균 (mean), 표준 편차 (standard deviation), 외도 (skewness), 첨도 (kurtosis)를 이용하여 확률 밀도 함수를 식 (5)와 같은 미분 방정식의 형태로 표현 한다.

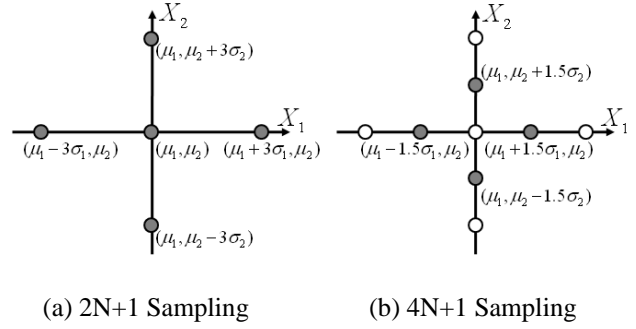


Fig. 1 Axial - Design of Experiments

$$\frac{1}{f(x)} \frac{dp(x)}{dx} = -\frac{\bar{x} + a}{c_0 + c_1\bar{x} + c_2\bar{x}^2}. \quad (5)$$

$\bar{x}$ 는  $x - \mu$ 를 의미하며, 계수  $a, c_0, c_1, c_2$ 는 통계적 모멘트를 이용하여 나타낸다<sup>(5)</sup>.

### 3. 정규 거리와 비선형성의 판단

$2N+1$ 의 샘플링은 비선형성이 작은 시스템을 잘 묘사하지만, 비선형성이 커지면  $4N+1$  이상의 샘플링이 적당하다고 알려져 있다<sup>(4,5)</sup>. 그러나 복잡한 공학 시스템에서 비선형성을 판별하는 방법이 모호하며, 전체 시스템이 비선형이기 때문에 적분 영역에서도 비선형성이 강할 것이라는 가정 하에 주로  $4N+1$ 의 샘플링을 수행되었다.

무엇보다 기존의  $2N+1$  또는  $4N+1$ 의 샘플링은 시스템에 고려되는 모든 확률 변수에 대하여 동일한 샘플링 기법을 적용하였다. 본 연구에서는 비선형성이 강한 시스템일지라도 신뢰 영역 안에서는 선형적인 응답을 보이는 확률 변수가 존재함을 밝히고 차등적인 샘플링을 제시하였다.

비선형성 여부를 판단하기 위하여 초기  $2N+1$ 의 샘플링을 수행한다.  $j$ 번째 확률 변수에 대하여  $\mu_j - 3\sigma_j, \mu_j, \mu_j + 3\sigma_j$ 에서 샘플링을 수행하여 응답값을 구하고 식 (7)과 같이 응답값을 정규화 하였다.

$$\begin{aligned}
 Y_j^*(X_j) &= \frac{1}{Y_j(\mu_j + 3\sigma_j) - Y_j(\mu_j - 3\sigma_j)} (Y_j(X_j) - Y_j(\mu_j - 3\sigma_j)) \quad (7) \\
 &\text{where, } Y_j = Y_j(X_j) = Y(\mu_1, \dots, \mu_{j-1}, X_j, \mu_{j+1}, \dots, \mu_N).
 \end{aligned}$$

식 (7)에 의해  $Y_j(\mu_j - 3\sigma_j)$ 는 0, 그리고  $Y_j(\mu_j + 3\sigma_j)$ 는 1로 정규화 된다. 정규 거리 (Normalized Distance; ND)는 이들의 평균값인 0.5와  $Y_j(\mu_j)$ 를 정규화한 값과의 차이로 정의하였다..

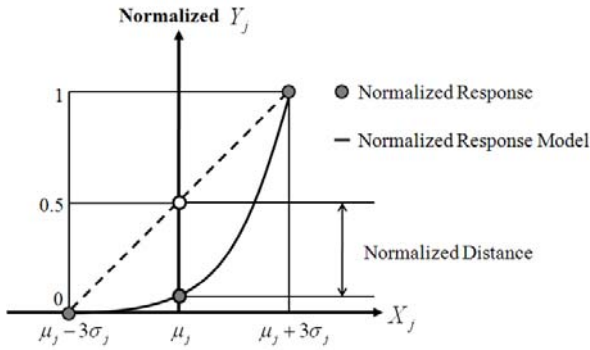


Fig. 2 Normalized Distance

$$ND_j = \left| 0.5 - \frac{Y_j(\mu_j) - Y_j(\mu_j - 3\sigma_j)}{Y_j(\mu_j + 3\sigma_j) - Y_j(\mu_j - 3\sigma_j)} \right|. \quad (8)$$

실제 공학 시스템에서는 각 확률 변수의 변동이 작고, 변동 범위 내의 응답의 변화가 단봉 (unimodal), 또는 단조 (monotonic) 증가나 감소의 형태라고 가정하였다. 이런 관점에서 정규 거리가 0 에 가까울수록 선형성이 강하고, 멀어질수록 비선형성이 강하다고 할 수 있다. 본 연구에서는 그 기준을 0.01 으로 선택하였다.

#### 4. 가변적 샘플링 기법

각 확률 변수에 대하여 동일한 중앙점 (nominal point),  $\mu = \{\mu_1, \dots, \mu_j, \dots, \mu_N\}^T$  에서 우선 샘플링을 수행한다. 그런 후에  $j$  번째 확률 변수에 대하여  $Y_j(\mu_j - 3\sigma_j)$ ,  $Y_j(\mu_j + 3\sigma_j)$  의 값을 구하면 정규 거리의 값을 구할 수 있다.

정규 거리가 0.01 보다 작은 확률 변수에 대해서는 그 응답값이 충분히 선형적이기 때문에 추가 샘플링 없이 수치 적분을 수행할 수 있다. 근사 모델을 만들기 위한 실험점 (experiment point)으로  $Y_j(\mu_j - 3\sigma_j)$ ,  $Y_j(\mu_j)$ ,  $Y_j(\mu_j + 3\sigma_j)$  를 이용하였으며, 근사화 기법으로는 효과적인 회귀 근사 모델 기법으로 알려진 이동 최소 자승법 (Moving Least Square; MLS)을 이용하였다<sup>(8)</sup>.

정규 거리가 0.01 보다 크면 그 변수에 대해서는 비선형성이 존재한다고 판단하여  $\mu_j \pm 1.5\sigma_j$  에서 추가 샘플링 하고  $Y_j(\mu_j - 1.5\sigma_j)$  와  $Y_j(\mu_j + 1.5\sigma_j)$  의 값을 구할 수 있다. 즉, 그 확률 변수에 대해서는  $4N+1$  의 샘플링을 완전하게 수행하여 수치 적분을 하게 된다.

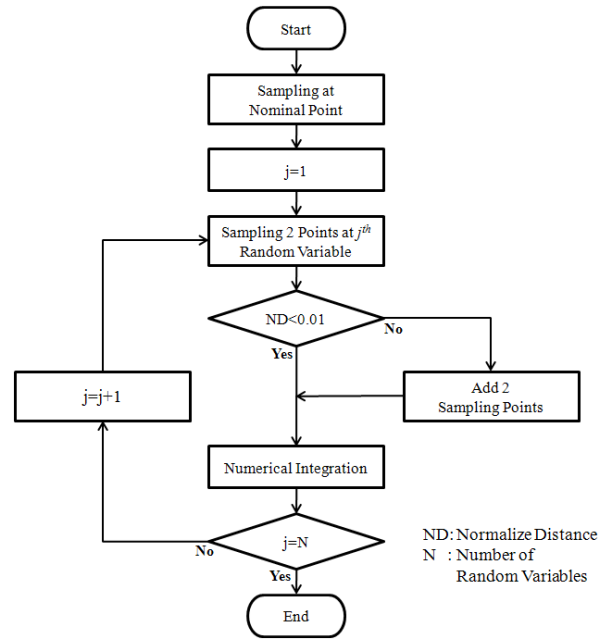


Fig. 3 Flowchart of Variable Sampling

Fig. 3 에는 가변적 샘플링의 과정을 순서도로 나타내었다. 이런 과정을 반복적으로 수행하면서 각 확률 변수에 대하여 차등적으로 샘플링을 하게 된다.

#### 5. 예 제

이번 절에는 2 개의 잘 알려진 신뢰도 해석에 관한 문제를 선정하여 제안한 샘플링 기법을 검증하였다.

##### 5.1 예제 1

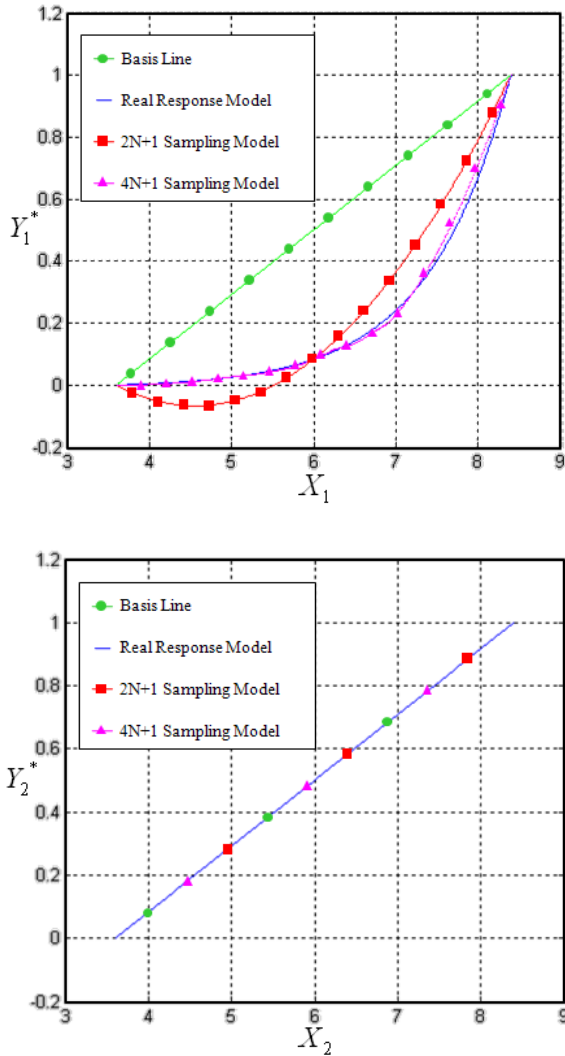
예제 1 은 이변수 절면 형태 (convex type)의 함수이다<sup>(9)</sup>. 함수는 식 (10)와 같이 표현되며 각 확률 변수에 대한 정보는 Table 1 에 나타내었다.

$$Y = -\exp(X_1 - 7) - X_2 + 9. \quad (10)$$

Fig. 4 와 같이 각 확률 변수에 대하여 정규화된 신뢰 영역 안에서 경향을 보면,  $X_1$  의 응답은 비선형성이 강한 반면  $X_2$  는 선형적임을 알 수 있다.

Table 1 Property of Random Variables for Example 1

	Distribution	Mean	Standard Deviation
$X_1$	Normal	6.0	0.8
$X_2$	Normal	6.0	0.8



**Fig. 4 Normalized Response for each Random Variables in Reliable Design Space**

이 때 두 확률 변수에 대하여 정규 거리를 구하면, 비선형성이 큰  $X_1$ 은 정규 거리의 값이 0.4168 인 반면  $X_2$ 는 0.0 이다. 제안한 방법은  $X_1$ 에 대하여 추가 2 점에서 샘플링 하게 된다. Fig. 4 와 같이  $X_1$ 의 응답은  $4N+1$ 의 샘플링을 수행하여 근사화 했을 때, 실제 시스템을 잘 모사 할 수 있다.

제안한 샘플링 기법의 효율성을 판단하기 위하여 기존의 샘플링 기법과 MCS 결과를 비교해 보았다. MCS 는 총 1,000,000 번 수행하여 통계적 모멘트의 결과를 비교 하였다. Table 2 와 Table 3 에서와 같이  $2N+1$ 의 샘플링 보다  $4N+1$ 의 샘플링 결과가 더 정확했으며, 제안된 샘플링 기법은  $4N+1$ 의 샘플링과 같은 결과를 주었다. 그러나 제안한 방법으로 샘플링을 수행했을 때 총 샘플링 횟수는 7 번으로,  $4N+1$  샘플링을 수행했을 때의 9 번 보다 28% 감소함을 알 수 있다.

**Table 2 Statistical Moments for each Sampling Method**

Method	Mean	Std. Dev. <sup>b</sup>	Skewness	Kurtosis
MCS <sup>a</sup>	2.4934	0.9324	-0.4949	5.0370
2N+1	2.4459	1.0764	-0.4441	3.6004
4N+1	2.5016	0.9363	-0.4747	4.3335
Proposed	2.5016	0.9363	-0.4747	4.3335

<sup>a</sup> Results are from 1,000,000 Sampling Using MATLAB<sup>TM</sup>

<sup>b</sup> Standard Deviation

**Table 3 Statistical Moments Error (%) with MCS**

Method	Mean	Std. Dev.	Skewness	Kurtosis
2N+1	1.906	15.448	10.271	28.522
4N+1	0.331	0.424	4.083	13.966
Proposed	0.331	0.424	4.083	13.966

## 5.2 예제 2

예제 2 는 비선형성이 강한 다변수 함수이다 <sup>(10)</sup>. 또한 각 확률 변수가 정규 분포 (normal distribution) 가 아닌 다양한 형태를 갖는다. 예제에 대한 함수는 식 (11)와 같이 표현되며, 각 확률 변수에 대한 정보는 Table 4 에 나타내었다.

$$Y = 1 + 1.5X_1X_4^5 - 2X_2X_5^4 + X_3X_6^6. \quad (11)$$

예제 2 의 6 개 확률 변수에 대하여 정규 거리를 구하면 Table 5 와 같다.  $X_1, X_2, X_3$ 는 정규 거리의 값이 0 이며 그 응답이 선형적임을 예상할 수 있다. 실제로 3 개의 확률 변수에 대하여  $\pm 3\sigma_j$ 의 신뢰 영역에서 경향을 보면 Fig. 5 와 같이 선형성이 강하다. 그러나 정규 거리가 비교적 큰  $X_4, X_5, X_6$ 은 비선형성이 존재함을 알 수 있다.

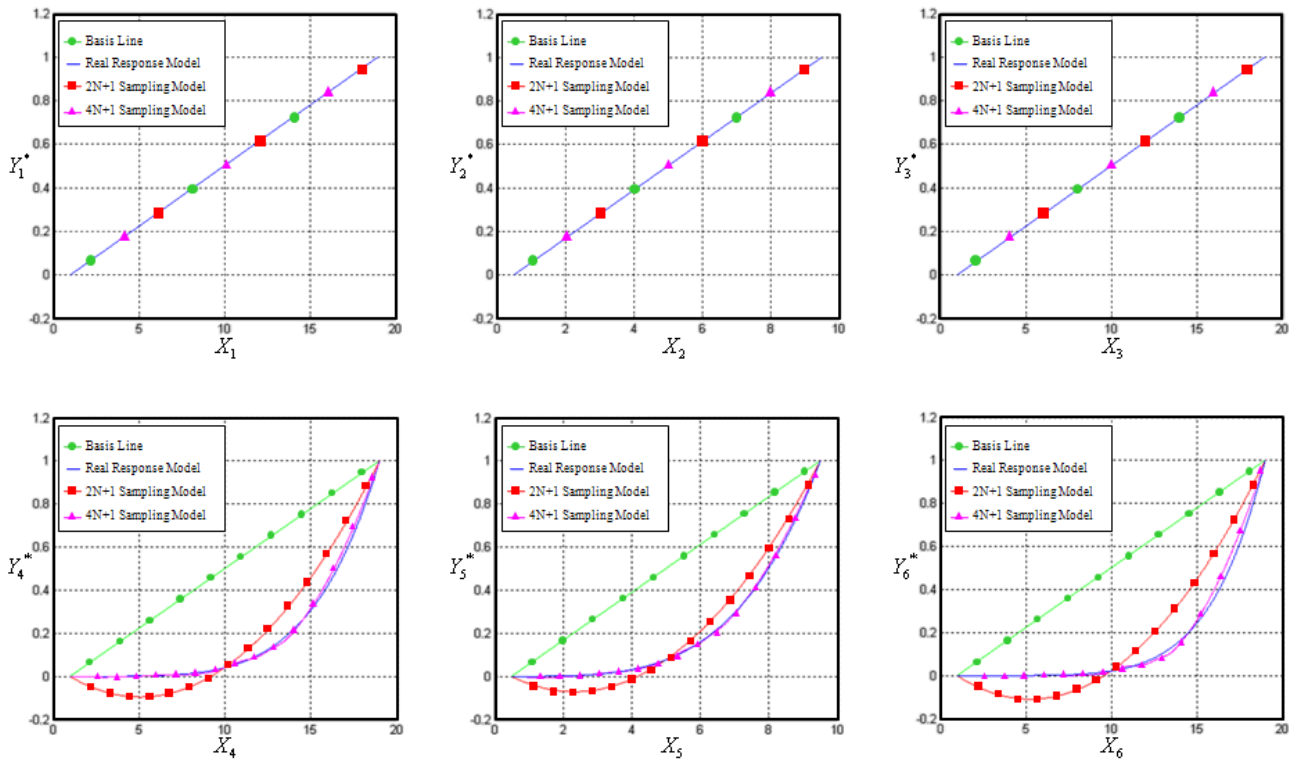
**Table 4 Property of Random Variables for Example 2**

	Distribution	Mean	Standard Deviation
$X_1$	Weibull	10.0	3.0
$X_2$	EVD <sup>a</sup>	5.0	1.5
$X_3$	Lognormal	10.0	3.0
$X_4$	EVD	10.0	3.0
$X_5$	Lognormal	5.0	1.5
$X_6$	Weibull	10.0	3.0

<sup>a</sup>Type I Extreme Value Distribution

**Table 5 Normalized Distance for each Random Variables**

	$X_1$	$X_2$	$X_3$	$X_4$	$X_5$	$X_6$
ND	0.0000	0.0000	0.00000	0.4596	0.4233	0.4787



**Fig. 5 Normalized Response for each Random Variables in Reliable Design Space**

예제 2 에 대하여 기존의 샘플링 기법과 제안한 샘플링 기법을 적용하여 그 결과를 Table 6, Table 7 와 같이 비교하였다.  $4N+1$  의 샘플링을 수행했을 때의 결과가  $2N+1$  의 샘플링 보다 더 정확했으며, 제안된 샘플링 기법은  $4N+1$  의 샘플링과 같은 결과를 주었다. 그러나 확률 변수에 대하여 가변적으로 샘플링을 수행했을 때의 총 샘플링 횟수는 19 번으로,  $4N+1$  샘플링을 수행했을 때의 25 번 보다 31% 감소함을 알 수 있다.

**Table 6 Statistical Moments for each Sampling Method**

Method	Mean	Std. Dev.	Skewness	Kurtosis
MCS <sup>a</sup>	5663874	12802320	25.7790	1859.7160
2N+1	7433599	14554450	4.3605	42.6002
4N+1	5609734	11490150	14.4557	570.0973
Proposed	5609734	11490150	14.4557	570.0973

<sup>a</sup> Results are form 1,000,000 Sampling Using MATLAB™

**Table 7 Statistical Moments Error (%) with MCS**

Method	Mean	Std. Dev.	Skewness	Kurtosis
2N+1	31.2458	13.6860	83.0850	97.7093
4N+1	0.9559	10.2495	43.9244	69.3449
Proposed	0.9559	10.2495	43.9244	69.3449

## 6. 결론

본 연구에서는 효과적인 신뢰도 해석 기법으로 알려진 차원 감소법을 이용함에 있어서 새로운 샘플링 기법을 적용하였다. 제안한 샘플링 기법은 정규 거리의 개념을 도입하여 차등적인 샘플링을 통해 신뢰도 해석을 수행하였다. 차등적인 샘플링은 기존의  $4N+1$  의 샘플링 기법과 동일한 결과를 주면서 샘플링 횟수를 줄여 전체 효율성을 증가 시킬 수 있었다.

제안한 방법은 설계 변수의 수가 많을수록, 그리고 시스템 안에 선형성과 비선형성이 혼재될수록 더욱 효과적으로 사용할 수 있다. 비선형성의 판단과 가변적인 샘플링 기법은 신뢰도 해석에 있어서 좀 더 효율적으로 접근할 수는 있는 근거를 제시하였다.

본 연구에서는  $2N+1$  의 샘플링 후 응답의 비선형성을 판단하고 비선형성이 클 때는  $4N+1$  의 샘플링을 택했지만, 향후 연구에서는 변형된  $3N+1$  또는  $6N+1$  의 샘플링이 가능할 것이다. 또한, 정규 거리 이외에 효과적으로 선형성을 판단하는 기준을 연구하고자 한다.

## 후 기

본 연구는 최적설계신기술연구센터 (iDOT)와 두뇌 한국 21 (BK 21) 사업에 의하여 지원 받았습니다.

(10) Wu, Y. -T, 1987, "Demonstration of a New, Fast Probability Integration Method for Reliability Analysis", *Journal of Engineering for Industry*, Vol. 109, pp. 24-28

## 참고문헌

- (1) Wu, Y. -T, 1994, "Computational Methods for Efficient Structural Reliability and Reliability Sensitivity Analysis", *AIAA Journal*, Vol. 32, No. 8
- (2) K. S. Choi, 2007, "Reliability-Based Design Optimization Using Kriging Metamodel with Latin Hypercube Sampling", M. S. thesis, Hanyang University
- (3) D. H. Kim, 2006, "Reliability Analysis Using Enhanced Response Surface Augmented Moment Method (RSMM+)", M. S. thesis, Hanyang University
- (4) B. D. Youn, X. Zhimin, L. Wells, and D. Lamb, 2006, "The Enhanced Dimension-Reduction (eDR) Method for Reliability-Based Robust Design Optimization", Submitted, *International Journal of Numerical Methods in Engineering*, and AIAA-MAO, AIAA-2006-6977, Portsmouth, Virginia, Sept. 6-8
- (5) B. D. Youn, X. Zhimin, L. Wells, Wang. Pingfeng, 2006, "Enhanced Dimension-Reduction (eDR) Method for Sensitivity-Free Uncertainty Quantification", 11th AIAA /ISSMO 6~8 Sept. 2006, Portsmouth, Virginia
- (6) H. Xu and S. Rahman, 2005, "Decomposition methods for structural reliability analysis", *Prob. Eng. Mech.*, Vol, 20, Issue 3, pp. 239-250
- (7) S. Rahman and H. Xu, 2004, "A Univariate Dimension-Reduction Method for Multi-Dimensional Integration in Stochastic Mechanics", *Probabilistic Engineering Mechanics*, Vol. 19, Issue 4, October 2004, pp.393-408
- (8) B. S. Kim, Y. B. Lee, and D. H. Choi, 2007, "Comparison Study on the Accuracy of Metamodeling Techniques for Non-Convex Functions", *Proceeding of KSME 2007*, pp. 979-984
- (9) Choi, Youn and Park, 2003, "Hybrid Analysis Method for Reliability-based Design Optimization" , *journal of mechanical design*, ASME