

비정규 분포의 잡음인자를 고려한 곱분해기법 기반의 통계 모멘트를 이용한 효율적인 강건 최적설계[§]

조수길* · 이민욱*,** · 임우철* · 최종수*,** · 김형우** · 홍 섭** · 이태희*†

* 한양대학교 자동차공학과, ** 한국해양과학기술원 해양시스템연구부

Efficient Robust Design Optimization Using Statistical Moment Based on Multiplicative Decomposition Considering Non-normal Noise Factors

Su-gil Cho*, Minuk Lee**, Woochul Lim*, Jong-Su Choi**, Hyung Woo Kim**, Sup Hong** and Tae Hee Lee*†

* Dept. of Automotive Engineering, Hanyang Univ.,

** Ocean System Engineering Research Division, Korea Institute of Ocean Science & Technology.

(Received December 21, 2011 ; Revised July 2, 2012 ; Accepted August 22, 2012)

Key Words: Robust Design Optimization(강건 최적설계), Deep-Sea Ocean Mining Vehicle(심해저 채광 차량), Multiplicative Decomposition Method(곱분해기법), Kriging Metamodel(크리깅 메타모델)

초록: 제품의 성능은 시스템에 작용하는 환경인자, 재료 물성치와 같은 잡음인자의 변동에 큰 영향을 받는다. 제품의 성능을 위해서, 이러한 잡음인자의 변동에 따른 영향을 줄이는 것이 필요한데 이를 강건설계라 한다. 하지만 기존의 강건설계는 잡음인자의 변동이 아닌 설계변수의 변동을 중요하게 생각했다. 또한 변수와 인자의 분포를 정규분포로 가정해야 하는데 이는 실제 잡음인자의 분포와 맞지 않는 경우가 많다. 본 논문에서는 비 정규분포의 잡음인자의 분포를 고려하는 강건최적설계 기법을 제안한다. 제안된 기법은 실험을 통해 추정된 잡음인자의 비 정규분포 변동을 고려할 수 있다. 제안된 기법의 유용성을 확인하기 위해 공학예제로 심해저 망간 채집장치의 강건설계를 수행하였다.

Abstract: The performance of a system can be affected by the variance of noise factors, which arise owing to uncertainties of the material properties and environmental factors acting on the system. For robust design optimization of the system performance, it is necessary to minimize the effect of the variance of the noise factors that are impossible to control. However, present robust design techniques consider the variation of design factors, and not the noise factors, as being important. Furthermore, it is necessary to assume a normal distribution; however, a normal distribution is often not suitable to estimate the variations. In this study, a robust design technique is proposed to consider the variation of noise factors that are estimated as non-normal distributions in a real experiment. As an example of an engineering problem, a deep-sea manganese nodule miner tracked vehicle is used to demonstrate the feasibility of the proposed method.

1. 서론

일반적인 최적설계 방법은 설계변수와 시스템 파라미터를 확정적인 변수라고 가정한다. 즉, 제품 생산 시 발생하는 제작 공차, 항복강도와 탄성계수와 같은 재료 물성치의 불확실성, 온도나 습도

와 같이 시스템에 작용하는 환경인자 등의 변동을 고려하지 않고 설계하기 때문에 실제 시스템의 응답과 일치하지 않을 수 있으며 이로 인해 전체 시스템의 강건성과 안전성에 큰 영향을 미칠 수 있다. 따라서 이런 변동을 고려하고 더 나아가 이러한 변동들이 시스템의 응답에 작용하는 영향을 줄일 수 있도록 설계하는 강건 최적설계 분야에 많은 연구가 진행되고 있다.

강건 최적설계 기법에 대한 연구는 목적함수를 선정하는 기법에 따라 두 가지 방법으로 분류할 수 있다. 첫 번째 방법으로는 잡음 대비 신호 비

§ 이 논문은 대한기계학회 2011년도 추계학술대회(2011. 11. 2.-4., EXCO) 발표논문임

† Corresponding Author, thlee@hanyang.ac.kr

© 2012 The Korean Society of Mechanical Engineers

라는 의미의 SN 비(signal to noise ratio)를 정의하여 잡음이 적고 신호가 큰 방향으로 설계를 수행하는 다구치 방법(Taguchi method)이다. 설계 파라미터를 잡음인자라 정의하고 속도, 힘과 같은 작동인자, 온도, 습도와 같은 환경인자로 분류하여 잡음인자가 응답에 미치는 영향을 최소화하는 설계정보를 제공하였다.⁽¹⁾ 하지만 이산화된 변수를 이용하기 때문에 최적해를 제공하기 보다는 설계 방향성을 제공하며 제한조건을 가진 문제, 비선형성이 강한 문제에는 적용이 어렵다는 단점이 있다.

두 번째 기법으로 응답의 평균과 분산을 구하고 이를 정식화하여 최적설계를 수행하는 방법이다. 다구치 방법의 단점을 보완할 수 있기 때문에 많은 연구가 진행되었지만 설계변수의 분포를 주로 고려하였고 설계 파라미터를 고려한 연구는 활발히 진행되지 않았다.⁽²⁻⁴⁾ 하지만 기계공학 문제에서는 작동환경에 따라 설계변수의 분포보다 잡음인자의 분포가 응답에 더 큰 영향을 미치는 경우가 많다. 또한 설계기술이 발달함에 따라 설계변수의 공차는 설계 시 미리 고려할 수 있기 때문에 작동 시 잡음인자들의 분포에 의한 효과를 고려하는 것이 필요하다. 본 논문에서 설계예제로 사용된 심해저 망간단괴 시험집광기는 운행할 지역의 수심이 약 5,000m 로서 극한의 환경조건을 가지고 있다. 따라서 설계변수들 공차의 영향보다는 환경인자와 작동인자를 포함한 잡음인자들의 변화에 따른 영향이 매우 크고, 이러한 잡음인자의 분포를 고려한 강건설계기법의 도입이 필요하다.

본 논문에서는 잡음인자들의 분포를 고려한 강건설계 기법을 제안한다. 제안된 기법은 크리깅 메타모델을 기반으로 하는 곱분해 기법을 이용하여 응답의 평균과 분산을 정확히 계산할 수 있다. 곱분해 기법이란 다중적분 형태를 일 차원 적분의 곱으로 변환하여 구하는 기법으로 다중적분을 수치적 적분과정 없이 구할 수 있어 비선형성이 강한 응답의 통계적 모멘트를 정확히 구할 수 있다.⁽⁵⁾ 또한 확률분포에 대한 난수를 직접 생성하지 않고 크리깅 메타모델과 확률분포의 곱을 적분함으로써 통계적 모멘트를 구하기 때문에 강건 최적설계를 수행하는데 계산비용이 적고 비 정규 분포 형태의 잡음인자를 고려할 수 있다.

2 장에서 강건최적설계에 필요한 설계정식화를 수행하고 3 장에서 본 논문에 사용되는 크리깅 메타모델과 곱분해기법을 소개한다. 4 장에서는 제안

된 기법의 검증을 위해 공학예제로 심해저 망간단괴 채집장치의 강건설계를 수행하였다.

2. 강건 최적설계

외란이나 잡음이 있을 때 응답함수 $f(\mathbf{b})$ 및 제한조건 $g_i(\mathbf{b})$ 는 식 (1)과 같이 변형된다.

$$\begin{aligned} f(\mathbf{b}) &\rightarrow f(\mathbf{b}, \mathbf{P}) \\ g_i(\mathbf{b}) &\rightarrow g_i(\mathbf{b}, \mathbf{P}) \\ \mathbf{P} &\in \mathbf{R}^m \end{aligned} \quad (1)$$

여기서 \mathbf{b} 는 설계변수, \mathbf{P} 는 잡음인자라고 하며 분포로 존재하는 공차, 잡음, 외란 등을 의미한다. m 은 잡음인자의 수이다. 이러한 잡음인자의 변동에 의해 응답은 분포로 존재하고 응답의 평균과 분산은 분포가 존재하는 잡음인자의 다중적분의 형태로 식 (2)와 같이 정의된다.

$$\begin{aligned} \mu_f &= E[f(\mathbf{b}, \mathbf{P})] \\ &= \int \cdots \int f(\mathbf{b}, \mathbf{P}) v_1(\mathbf{P}_1) \cdots v_n(\mathbf{P}_m) dP_1 \cdots dP_m \\ \sigma_f^2 &= E\left[(f(\mathbf{b}, \mathbf{P}) - \mu_f)^2 \right] \\ &= \int \cdots \int [f(\mathbf{b}, \mathbf{P}) - \mu_f]^2 v_1(\mathbf{P}_1) \cdots v_n(\mathbf{P}_m) dP_1 \cdots dP_m \end{aligned} \quad (2)$$

$E[\bullet]$ 는 괄호 안의 함수의 기대값을 나타내며, $v_i(\mathbf{P}_i)$ 는 i 번째 잡음인자의 확률밀도 함수이다. 이들은 서로 독립인 것으로 가정한다.

강건 최적설계 정식화는 식 (2)를 통해 계산되는 평균과 표준편차의 함수로 정의하며 본 논문에서는 식 (3)과 같이 정의한다.⁽⁶⁾

$$\begin{aligned} \text{Find } \mathbf{b} &\in \mathbf{R}^n \\ \text{minimize } F(\mathbf{b}, \mathbf{P}) &= w_1 \frac{\mu_Y(\mathbf{b}, \mathbf{P})}{\mu_Y^*} + w_2 \frac{\sigma_Y(\mathbf{b}, \mathbf{P})}{\sigma_Y^*} \\ \text{subject to } G_i(\mathbf{b}, \mathbf{P}) &= \mu_{G_i}(\mathbf{b}, \mathbf{P}) - k\sigma_{G_i}(\mathbf{b}, \mathbf{P}) \leq 0 \\ \mathbf{b}_L &\leq \mathbf{b} \leq \mathbf{b}_U, \quad i=1, 2, \dots, l \end{aligned} \quad (3)$$

여기서 w_1 과 w_2 는 평균과 분산의 가중치이고 μ_Y^* 와 σ_Y^* 는 각각 평균과 분산의 정규화 계수이다. k 는 사용자의 목적에 따라 정의되는 상수로서 응답이 조건에 만족하는 확률을 나타내는 값이다.

3. 크리깅 메타모델 기반 곱분해 기법

3.1 크리깅 메타모델

크리깅 메타모델은 채광학자인 Krige 의 연구를 바탕으로 공간분석 및 공간자료의 연관관계를 규

명하기 위해 지질통계학에서 처음으로 이용되었다.⁽⁷⁾ 1963년 Matheron 에 의해 수학적으로 정립되었고, 1989년 Sacks 에 의해 전산실험모델로서 공학분야에 적용되었다.⁽⁸⁾ 설계변수가 많고 비선형성이 강한 모델에 대해서 크리깅 메타모델의 우수한 예측능이 다양하게 확인되었다.⁽⁹⁾

크리깅 메타모델은 실제 함수를 전역모델(global model)과 편차항(deviation)의 합으로 가정한다.

$$Y(\mathbf{x}) = \mathbf{f}(\mathbf{x})^T \boldsymbol{\beta} + Z(\mathbf{x}) \quad (4)$$

이를 n 개의 표본점(pre-sampled points)에 대하여 얻는 응답값을 적용하면 다음과 같은 식이 성립한다.

$$\mathbf{Y}(\mathbf{x}) = \mathbf{F}\boldsymbol{\beta} + \mathbf{Z} \quad (5)$$

편차와 무작위오차가 독립적이라는 가정하에서 두 응답간의 공분산은 식 (6)으로 표현할 수 있다.

$$\text{Cov}[Y(\mathbf{x}^i), Y(\mathbf{x}^j)] = \text{Cov}[Z(\mathbf{x}^i), Z(\mathbf{x}^j)] + \text{Cov}[\varepsilon_r(\mathbf{x}^i), \varepsilon_r(\mathbf{x}^j)] \quad (6)$$

Z(x)의 공분산은 아래의 식과 같이 분산 σ_z^2 과 상관행렬(correlation matrix) $\mathbf{R}(\mathbf{x}^i, \mathbf{x}^j)$ 의 곱으로 표현할 수 있다.

$$\text{Cov}[Z(\mathbf{x}^i), Z(\mathbf{x}^j)] = \sigma_z^2 \mathbf{R}(\mathbf{x}^i, \mathbf{x}^j) \quad (7)$$

상관행렬은 데이터들의 공간적인 상관관계를 표현하는 상관함수 \mathbf{R} 로 정의하고 일반적으로 가우스(gauss) 상관함수를 사용한다.

$$R(\boldsymbol{\theta}, \mathbf{x}^i, \mathbf{x}^j) = \exp\left[-\sum_{k=1}^{n_d} \theta_k (\mathbf{x}^i - \mathbf{x}^j)^2\right] \quad (8)$$

여기서 $\boldsymbol{\theta}, \mathbf{x} \in R^{n_d}$ 이고, 상관행렬은 대각요소가 1 을 가지는 양정행렬(positive definite matrix)이다. 상관계수 θ_k 는 x_k 방향에 대한 응답값들의 상관관계를 나타내는 값으로 모델의 x_k 방향 곡률을 결정한다. 식 (8)에서 남은 미지수 θ_k 는, 최우량추정법(maximum likelihood estimation: MLE)에 의해서 구할 수 있다. 우량함수를 최대로 만든다는 것은 확률적으로 가능성이 높은 θ_k 값을 추정한다는 의미이다.

3.2 곱분해기법

시스템의 통계적 모멘트 m_1, m_2 는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} m_1 &= \int_{\Omega} Y(\mathbf{x}) f_X(\mathbf{x}) d\mathbf{x} \\ m_2 &= \int_{\Omega} Y(\mathbf{x})^2 f_X(\mathbf{x}) d\mathbf{x} \end{aligned} \quad (9)$$

여기서 $f_X(\mathbf{x})$ 는 랜덤변수 \mathbf{x} 의 확률밀도함수를 의미하며 식 (9)를 이용하면 시스템의 평균과 분산을 식 (10)과 같이 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} \mu &= m_1 \\ \sigma^2 &= m_2 - m_1^2 \end{aligned} \quad (10)$$

여기서 모멘트를 계산할 때 식 (9)에서 Y(x) 를 실제모델을 이용하여 구하면 많은 수치적 비용과 계산이 필요하기 때문에 효율성이 떨어지고 또 설계변수가 증가하면 계산비용이 급격히 상승하게 된다. 이러한 문제를 해결하기 위해서 실제 모델을 크리깅 메타모델로 근사화하여 구한다.

$$\begin{aligned} m_1 &= \int_{\Omega} Y(\mathbf{x}) f_X(\mathbf{x}) d\mathbf{x} \cong \int_{\Omega} \hat{Y}(\mathbf{x}) f_X(\mathbf{x}) d\mathbf{x} \\ m_2 &= \int_{\Omega} Y(\mathbf{x})^2 f_X(\mathbf{x}) d\mathbf{x} \cong \int_{\Omega} \hat{Y}(\mathbf{x}) \hat{Y}(\mathbf{x}) f_X(\mathbf{x}) d\mathbf{x} \end{aligned} \quad (11)$$

크리깅 메타모델의 전역모델을 상수로 가정하면 1, 2 차 모멘트를 구하는 것은 각각 식 (12), (13)과 같이 유도된다.

$$\begin{aligned} m_1 &\cong \int_{\Omega} \hat{Y}(\mathbf{x}) f_X(\mathbf{x}) d\mathbf{x} \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} \dots \int_{-\infty}^{\infty} \{\hat{\boldsymbol{\beta}} + \mathbf{r}(\mathbf{x})^T \mathbf{R}^{-1}(\mathbf{Y} - \mathbf{F}\hat{\boldsymbol{\beta}})\} \prod_{k=1}^D \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_k} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x_k - \mu_k}{\sigma_k}\right)^2} dx_1 \dots dx_D \\ &= \hat{\boldsymbol{\beta}} + \mathbf{J}^T \mathbf{R}^{-1}(\mathbf{Y} - \mathbf{F}\hat{\boldsymbol{\beta}}) \end{aligned} \quad (12)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{J} &= \int_{-\infty}^{\infty} \dots \int_{-\infty}^{\infty} \mathbf{r}(\mathbf{x}) \prod_{k=1}^D \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_k} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x_k - \mu_k}{\sigma_k}\right)^2} dx_1 \dots dx_D \\ m_2 &= \int_{\Omega} Y(\mathbf{x})^2 f_X(\mathbf{x}) d\mathbf{x} \cong \int_{\Omega} \hat{Y}(\mathbf{x}) \hat{Y}(\mathbf{x}) f_X(\mathbf{x}) d\mathbf{x} \\ &= \hat{\boldsymbol{\beta}} \hat{\boldsymbol{\beta}}^T + 2\hat{\boldsymbol{\beta}}^T \boldsymbol{\alpha} + \boldsymbol{\alpha}^T \mathbf{Q} \boldsymbol{\alpha} \end{aligned} \quad (13)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{Q} &= \int_{I_D} \dots \int_{I_D} \mathbf{r}(\mathbf{x}) \mathbf{r}(\mathbf{x})^T \prod_{k=1}^D \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{dk}} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x_k - \mu_k}{\sigma_{dk}}\right)^2} dx_1 \dots dx_D \\ \boldsymbol{\alpha} &= \mathbf{R}^{-1}(\mathbf{Y} - \mathbf{F}\hat{\boldsymbol{\beta}}) \end{aligned}$$

이러한 다중적분식을 식 (14~15)와 같은 일차원 적분의 곱을 통해서 1, 2 차 모멘트를 구하는 방법이 곱분해 기법이다.

$$\begin{aligned} J_i &= \int_{-\infty}^{\infty} \dots \int_{-\infty}^{\infty} \prod_{k=1}^D e^{-\theta_k (x_k - \mu_k)^2} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_k} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x_k - \mu_k}{\sigma_k}\right)^2} dx_1 \dots dx_D \\ &= \left(\int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_1} e^{-\theta_1 (x_1 - \mu_1)^2 - \theta_1 (x_1 - \mu_1)^2} dx_1 \right) \dots \left(\int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_D} e^{-\theta_D (x_D - \mu_D)^2 - \theta_D (x_D - \mu_D)^2} dx_D \right) \end{aligned} \quad (14)$$

$$\begin{aligned} Q_{ij} &= \int_{I_D} \dots \int_{I_D} \prod_{k=1}^D e^{-\theta_k (x_k - \mu_k)^2} e^{-\theta'_k (x_k - \mu'_k)^2} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_k} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x_k - \mu_k}{\sigma_k}\right)^2} dx_1 \dots dx_D \\ \theta'_k &= 1/2\sigma_k^2 \end{aligned} \quad (15)$$

여기서 i 는 크리깅 모델을 만들 때 사용된 샘플링점, j 는 응답을 제공한 크리깅 모델을 생성할 때의 샘플링점, D 는 설계변수의 개수,

θ_k^* 는 응답을 제공한 크리깅 모델을 생성할 때 사용되는 상관계수를 의미한다.

본 논문에서 사용하는 환경변수는 비정규분포 형태이다. 그래서 본 논문에서는 비정규분포를 따르는 변수를 Table 1 과 같이 정규분포 형태로 변환하여 통계 모멘트를 구한다. 비정규분포 형태의 설계변수를 표준정규분포표로 변환하면 식 (16), (17)과 같이 통계 모멘트를 구할 수 있다.

$$m_1 \equiv \int_{\Omega} \hat{Y}(\mathbf{u}) f_X(\mathbf{u}) d\mathbf{u} \tag{16}$$

$$= \int_{-6}^6 \dots \int_{-6}^6 \{\hat{\beta} + \mathbf{r}(\mathbf{u})^T \mathbf{R}^{-1}(\mathbf{Y} - \mathbf{F}\hat{\beta})\} \prod_{k=1}^D \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}\mu_k^2} du_1 \dots du_D$$

$$m_2 \equiv \int_{\Omega} \hat{Y}^2(\mathbf{u}) f_X(\mathbf{u}) d\mathbf{u} \tag{17}$$

$$= \int_{-6}^6 \dots \int_{-6}^6 \{\hat{\beta} + \mathbf{r}(\mathbf{u})^T \mathbf{R}^{-1}(\mathbf{Y} - \mathbf{F}\hat{\beta})\}^2 \prod_{k=1}^D \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}\mu_k^2} du_1 \dots du_D$$

4. 심해저 잠음인자를 고려한 시험집광기의 강건최적설계

4.1 심해저 망간단괴 시스템

심해저 망간단괴 집광시스템은 수심 5000m 해저에 부존하는 망간단괴를 채집하는 장치로서 채집장치, 파쇄기, 주행장치, 송출장치 등으로 구성된다. 주행장치는 해저 연약지반에서 운용되는 집광시스템에 부양성능과 견인성능을 확보하는 기능을 수행하는 장치로서, 무한궤도 방식의 자항식 시스템으로 운행된다.⁽¹⁰⁾ 이러한 무한궤도 주행장치의 성능은 해저면의 지형특성, 지반강도, 저층해류 등 환경조건에 큰 영향을 받는다. 따라서 주행장치의 설계사양 결정시 이러한 환경조건에 대한 영향을 줄이는 강건설계 기법의 도입이 필요하다.

4.2 연약지반 차량의 전산모델

관심 심해저 지역인 KODOS 지역은 현재까지의 심해 유전 개발수심의 약 2 배에 달하며, 오랜 세월 동안 형성된 퇴적지반은 매우 연약하고 점착성이 높은 특징이 있어 이에 대한 충분한 고려가 필요하다. 하지만 실제 주행실험을 수행하기에 매우 어려운 조건이므로 시뮬레이션 모델을 기반으로 성능 실험을 수행한다. 본 연구의 주행차량 시뮬레이션 기법은 해저 연약지반 강도, 저층 해류, 지반 경사도 등의 환경조건을 고려할 수 있는 3 차원 비선형 해석 수학모델(TRACSIM)을 사용하였다.⁽¹¹⁾

Table 1 Transformation functions between X-and U-space of non-normal distributions

	Parameters	Transformation
Log-normal	$\bar{\sigma} = \ln[1 + (\sigma/\mu)^2]$ $\bar{\mu} = \ln(\mu) - 0.5\bar{\sigma}^2$	$X = e^{\bar{\mu} + \bar{\sigma}U}$ $\Phi(U) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^U e^{-t^2/2} dt$
Weibull	$\mu = v\Gamma(1+1/k)$ $\sigma^2 = v^2[\Gamma(1+2/k) - \Gamma^2(1+1/k)]$	$X = v[-\ln(\Phi(-U))]^{1/k}$ $\Phi(U) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^U e^{-t^2/2} dt$
Uniform	$\mu = (a+b)/2$ $\sigma^2 = (b-a)/\sqrt{12}$	$X = a + (b-a)\Phi(U)$ $\Phi(U) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^U e^{-t^2/2} dt$

Table 2 Selected design variables and noise factors by screening technique

No.	Design variable	Noise factor
1	Weight of track	Track velocity
2	Position ratio of CG(X)	Oceanic current
3	Aspect ratio of track	Ground slop angle
4	Weight of buoyancy	Shear stress of deep-sea bed

Table 3 Parameters for estimated distributions of operating factor and environmental factors in KODOS

Factor	Distribution	Parameter
Oceanic current	Weibull	$k = 0.8434$
		$\lambda = 3.8293$
Ground slop angle	Log-normal	$\mu = 0.7612$ $\sigma = 0.8337$
Shear stress of deep-sea bed	Weibull	$k = 2.4859$
		$\lambda = 6.2455$
Track velocity	Uniform	$a = 0.25, b = 0.5$

4.3 유의인자 선정 및 환경인자의 분포 모델링

심해저 집광기 주행모델은 많은 설계변수와 잡음인자가 존재한다. 효율적인 강건설계를 위하여 스크리닝 기법을 통해 유의한 설계변수와 잡음인자를 선정하였다. 선정된 설계변수와 잡음인자는 Table 2 와 같다. 작동인자인 차량속도와 해저면 전단강도, 경사도 그리고 저층 해류가 잡음인자로

선정되었다. 이러한 인자들은 기존의 환경과는 매우 다른 심해저의 환경이기 때문에 정확한 모델링이 필요하다. 본 연구에서는 KODOS 지역에서 수년간 탐사를 통해 수집된 자료를 이용하여 최적의 분포를 추정하였다.^(12,13) Table 3 은 각 환경인자별 추정된 분포와 그 모수를 나타내었다.

4.4 크리깅 메타모델링

크리깅 메타모델을 생성하기 위해 총 8 개의 변수에 대하여 최적 라틴방격법(optimal Latin hypercube)를 사용하였다.⁽¹⁴⁾ 1,000 번의 해석을 실시하였고 크리깅 메타모델의 정확도를 검증하기 위하여 최소거리 최대화법 샘플링을 통해 1,000 개의 실험점에서 가장 멀리 떨어진 50 개의 실험점을 선택하여 검증하였다. 50 개의 검증점을 이용하여 전체 변동량과 크리깅 메타모델이 설명할 수 있는 변동의 비율을 나타내는 R² 을 구한 결과 85% 이상의 예측성능이 나타남을 확인하였다.

4.5 강건 최적설계 정식화

심해저 시험집광기 주행장치는 4 개의 응답을 동시에 고려해야 한다. 따라서 각 응답마다 응답의 통계적 모멘트를 곱분해기법을 이용하여 계산하고 계산된 통계적 모멘트를 응답의 중요도를 따라 가중 합하여 식 (18)과 같이 정식화 하였다.

Find $\mathbf{b} \in R^n$

To minimize $F(\mathbf{b}, \mathbf{P}) = \sum_{i=1}^4 w_i F_i(\mathbf{b}, \mathbf{P})$

$$F_i(\mathbf{b}, \mathbf{P}) = \frac{\mu_{Y_i}(\mathbf{b}, \mathbf{P})}{\mu_{Y_i}^*} + \frac{\sigma_{Y_i}(\mathbf{b}, \mathbf{P})}{\sigma_{Y_i}^*} \quad (18)$$

$w = [0.5, 1, 1, 0.7]$

F_1 : pitch, F_2 : sinkage, F_3 : slip, F_4 : torque

$\mathbf{b}_L \leq \mathbf{b} \leq \mathbf{b}_U, j = 1, 2, 3, 4$

4.6 강건 최적설계 결과

최적화는 민감도 정보를 이용한 최적화 기법인 SQP(sequential quadratic programming) 기법을 사용하였고 최적화 결과는 Table 4 에 나타냈다. 수행 결과 차량 질량은 가볍고 무게중심의 위치가 앞쪽에 존재하고 폭보다는 차량의 길이가 긴, 그리고 부력재가 큰 경우 응답의 평균과 분산이 최소화 되는 강건 최적해를 얻었다.

기존의 설계는 시험집광기 주행장치의 제원으로 본 논문에서 얻은 강건 최적해와 비교하였다.

Table 4 Robust optimal design results of test miner tracked vehicle on collecting operation

	Present design	Optimum design
b	[0, 1, 0.5, 1]	[0.08, 1, 0.24, 0.91]
F(b, P)	6.887	6.394
Pitch	$\mu = -0.177, \sigma = 0.0271$	$\mu = -0.241, \sigma = 0.012$
Sinkage	$\mu = 0.021, \sigma = 7.6E-5$	$\mu = 0.020, \sigma = 0.72E-5$
Slip	$\mu = 0.0042, \sigma = 6.2E-5$	$\mu = 0.0031, \sigma = 8.4E-5$
Torque	$\mu = 0.411, \sigma = 0.06$	$\mu = 0.402, \sigma = 0.0571$

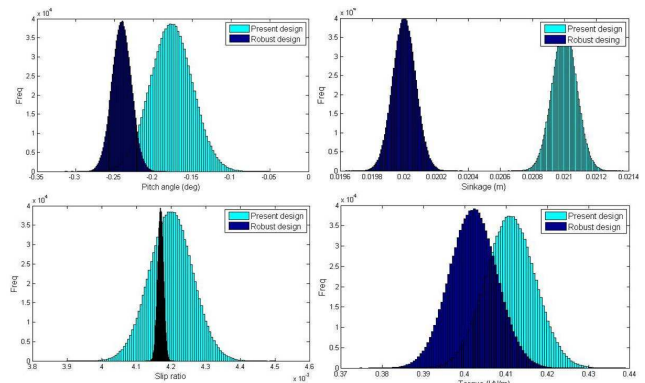


Fig. 1 Comparison of the PDF at present design and optimum design using mean and variance

목적함수는 약 7% 개선되었고 4 개 응답의 평균과 분산이 전체적으로 개선된 것을 확인할 수 있었다. Fig. 1 은 개선된 응답을 기존의 설계와 비교한 그림이다. 진한 파란색의 분포가 최적 해에서의 응답이고 침하량의 경우는 평균이, 슬립의 경우는 분산이 크게 감소한 것을 볼 수 있다.

5. 결론

기계시스템은 작동환경에 따라 설계변수의 분포보다 잡음인자의 분포가 큰 영향을 끼치는 경우가 많기 때문에 환경인자와 작동인자를 포함한 잡음인자의 분포에 대한 강건최적설계의 설계방법론 정립이 필요하다.

본 논문에서는 잡음인자의 분포에 대한 강건 최적설계가 가능하며, 잡음인자의 비정규적인 분포 특성도 고려할 수 있는 강건최적설계 기법을 제안하였다. 제안된 기법은 설계영역을 크리깅 메타모

델로 근사하여 곱분해 기법에 적용함으로써 통계적 모멘트를 구하여 강건 최적설계를 수행한다. 곱분해기법은 설계영역을 근사한 크리깅 메타모델과 잡음인자의 확률분포함수의 곱에 대한 다중적분을 일차원 적분의 곱으로 변형하여 수치적 적분을 하지 않고 비선형성이 강한 시스템의 통계적 모멘트를 정확히 구할 수 있는 방법이다. 또한 정규분포가 아닌 확률분포함수에 대해서도 적용이 가능하다.

제안된 기법의 효용성을 보이기 위해 심해저 잡음인자를 고려한 시험집광기의 강건최적설계를 수행하였다. 강건최적화 수행 결과 시험집광기의 체원과 상당 부분 일치하면서도 목적함수가 7% 정도 개선된 결과를 얻을 수 있었다. 이를 통해 본 논문에서 제시한 강건 최적설계의 유용성을 확인할 수 있었다.

후 기

본 논문은 국토해양부 특정연구과제인 “파일럿 집광시스템의 신뢰성 기반 최적설계 연구” 과제의 지원으로 수행되었습니다. 본 연구에 대해 전폭적으로 지원해 주신 국토해양부 관계자들에게 감사 드립니다.

참고문헌

- (1) Taguchi, G. and Wu, Y., 1980, *Introduction to Off-Line Quality Control*, Central Japan Quality Control Association.
- (2) Phadke, M. S., 1989, *Quality Engineering Using Robust Design*, Prentice Hall, Englewood Cliffs.
- (3) Jung, D.H. and Lee, B.C., 2000, “Development of an Efficient Optimization Technique for Robust Design by Approximating Probability Constraints,” *Trans. of KSME (A)*, Vol. 24, No. 12, pp. 3053~3060.
- (4) Lee, K.H. and Park, G.J., 2001, “Robust Optimization Considering Tolerances of Design Variables,” *Computers and Structures*, Vol. 79, pp.77~86.
- (5) Jung, J. J., 2007, *Multiplicative Decomposition Method for Accurate Moment-based Reliability Method*, Ph. D. thesis, Hanyang University.
- (6) Park, G.J., Lee, T.H., Lee, K.H. and Hwang, K.H., 2006, “Robust Design : An Overview,” *AIAA*, Vol. 44, No. 1, pp. 181~191.
- (7) Matheron, G., 1963, “Principles of Geostatistics,” *Economic Geology*, Vol. 58, pp. 1246~1266.
- (8) Sacks, J., Welch, W.J., Mitchell, T.J. and Wynn, H.P., 1989, “Design and Analysis of Computer Experiments,” *Statistical Science*, Vol. 4, No.4, pp. 409~435.
- (9) Simpson, T.W., Mauery, T.M., Korte, J.J. and Mistree, F., 2001, “Kriging Models for Global Approximation in Simulation-Based Multidisciplinary Design Optimization,” *AIAA Journal*, Vol. 39, No. 12, pp. 2234~2241.
- (10) Choi, J.S., Hong, S., Kim, H.W., Yeu, T.K. and Lee, T.H., 2008, “Applying Axiomatic Design to Design Evaluation of Deep-sea Manganese Nodule Miner,” *KSOE*, Vol. 13, No. 3, pp. 246~251.
- (11) Hong, S., Kim, H.W. and Choi, J.S., 2002, “Transient Dynamic Analysis of Tracked Vehicles on Extremely Soft Cohesive Soil,” *Proc5th ISOPE Pacific/Asia Offshore Mechanics Sym. PACOMS-2002*, Daejeon, Korea, ISOPE, pp. 100~107.
- (12) Choi, J.S., Lee, T.H., Hong S., Ko, Y.T., Chi, S.B., Shin, H.R., Kim, H.W. and Yeu, T.K., 2008, "Statistical Analysis of Environmental Factor in KODOS area of Northeastern Equatorial Pacific for Robust Design Optimization of Tracked Vehicle of Deep sea Manganese Nodule Miner," *KSOE Autumn conference*, pp. 283~286.
- (13) Chi, S.B., Jung, H.S., Kim, H.S. and Moon, J.W., 1999, "Comparison of Vane-Shear Strength Measured by Different Methods in Deep-Sea Sediments from KODOS Area, NE Equatorial Pacific," *KSOE*, Vol. 4, No. 4, pp. 390~399.
- (14) Park, J.S., 1994, "Optimal Latin-hypercube Designs for Computer Experiments," *Journal of Statistical Planning and Inference*, Vol. 39, No. 1, pp. 95~111.