

반응표면모델과 공정능력지수를 적용한 로워암 설계변수의 공차최적화

이광기¹ · 노윤철² · 한승호^{2†}

¹브이피코리아 컨설팅팀, ²동아대학교 기계공학과

Tolerance Optimization of Design Variables in Lower Arm by Using Response Surface Model and Process Capability Index

Kwang Ki Lee¹, Yun Cheol Ro², and Seung Ho Han^{2†}

¹Consulting Team, VP KOREA

²Department of Mechanical Engineering, Dong-A University

Received 22 March, 2013; received in revised form 23 July, 2013; accepted 25 July, 2013

ABSTRACT

In the lower arm design process, a tolerance optimization of the variance of design variables should be preceded before manufacturing process, since it is very cost-effective compared to a strict management of tolerance of products. In this study, a design of experiment (DOE) based on response surface model (RSM) was carried out to find optimized design variables of the lower arm, which can meet a given requirement of probability constraint for the process capability index (Cpk) of the weight and maximum stress. Then, the design space was explored by using the central composite design method, in which the 2nd order Taylor expansion was applied to predict a standard deviation of the responses. The optimal solutions satisfying the probability constraint of the Cpk were found by considering both of the mean value and the standard deviation of the design variables.

Key Words: Design of experiment, Desirability function, Finite element analysis, Lower arm, Process capability index, Response surface model, Tolerance optimization

1. 서 론

제한조건을 고려한 최적화는 설계변수의 확률적 특성을 고려하지 않는 확정론적 방법(Deterministic method)과 불확실성에 의한 변동을 고려하는 통계학적 방법(Stochastic method)으로 분류할 수 있다. 일반적으로 확정론적 방법에 의한 최적화는 설계 및 시스템 변수의 불확실성으로 야

기되는 목적함수와 제한조건의 변동을 고려할 수 없기 때문에, 현장에서 발생하는 변동성을 정확히 예측할 수가 없다. 하지만 통계학적 방법은 설계 및 시스템 변수의 변동이 목적함수와 제한조건에 미치는 영향을 고려하므로 현장에서 나타나는 공차와 같은 변동성을 고려할 수 있다. 설계자들은 일반적으로 제조공정 단계에서 엄밀한 공차관리를 수행한다. 그러나, 설계 및 시스템 변수의 변동이 목적함수에 미치는 효과를 줄이기 보다는 생산 라인에서 설계 및 시스템 변수의 변동 자체를 줄이는 것으로, 제조공정에서의 생산비용의 급격한 증

[†]Corresponding Author, shhan85@dau.ac.kr
©2013 Society of CAD/CAM Engineers

가를 야기시켜 왔다. 이러한 단점을 보완하기 위하여 최근 선진국에서는 설계 초기 단계부터 공차최적화 기법을 적용하여 제품설계를 진행하고 있다^[1].

제품설계 시 적용되는 공차최적화의 신뢰도를 높이기 위해서, 목적함수 및 제한조건이 공차와 같은 변동성에 대하여 강건성을 가져야 한다. 설계 및 시스템 변수의 변동에 따른 목적함수의 불확실성을 예측하는 공차최적화는 변동성의 분산이 정규분포를 추종한다는 가정 하에 근사적으로 예측한 분산으로부터 구축된 반응표면 모델의 분석을 통해 수행된다. 공차최적화의 정식화에서 주어진 확률제한조건은 위에 언급한 분산으로 표현이 가능하며 이를 통해 목적함수의 강건성이 평가되므로, 분산의 정확한 예측을 통한 확률제한조건의 처리가 공차최적화에서 가장 중요한 과정이 된다. 저자 등^[2,3]은 확률제한조건을 처리하기 위한 방법으로 강건 최적화에 공정능력지수 및 6시그마를 적용한 바 있다. 그러나, 주어진 목적함수와 제한조건의 설계 상한을 만족하는 공정능력지수를 선정하기 위하여, 설계변수의 평균과 표준편차(공차)를 동시에 설계변수로 적용한 공차최적화는 수행하지 못하였고, 관련된 연구도 전무한 실정이다.

본 연구에서는 자동차 로워암의 설계 시 고려할 수 있는 품질 관련 성능지표인 공정능력지수를 확률제한조건에 적용한 공차최적화가 수행되었다. 이때, 각 설계변수의 변동성의 분산을 정확히 예측하고, 이를 확률제한조건으로 처리하여 공정능력지수가 최소로 되는 설계치를 결정하였다. 분산의 표준편차는 2차 테일러 전개를 통해 구하여 수치적인 정확도를 향상시켰고, 공차최적화는 공정능력지수 기반 최적화를 일차적으로 수행한 후에 설계영역탐색을 통하여 민감도가 크다고 입증된 설계변수의 평균과 표준편차를 모두 고려한 기하 평균 기반 만족도함수(Desirability function)^[4]를 적용하여 확률제한조건을 만족하는 최적해를 구하였다.

2. 모델링 및 공차최적화 수식화

2.1 자동차용 로워암 모델링

로워암은 Fig. 1과 같이 자동차 현가장치에서 차륜으로부터 들어오는 하중을 분담하는 중요한 요소부품이다. 로워암의 형상설계는 Fig. 2와 같이 강관의 두께를 제외한 반경 R (mm), 높이 D (mm), 폭 W (mm) 및 두께 T (mm) 등 모두 네 가지의 설

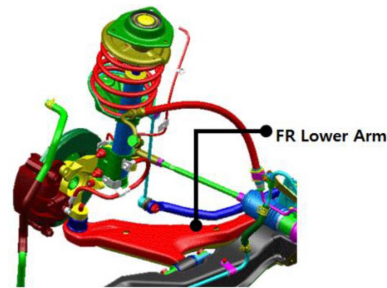


Fig. 1 Feature of lower arm in front suspension

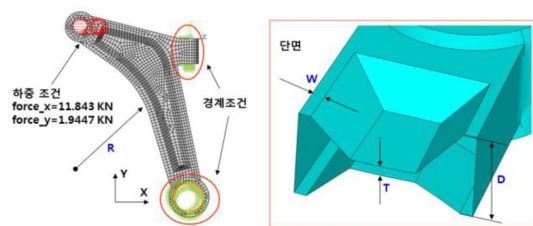


Fig. 2 Design variables of lower arm

계변수를 고려하여 무게(Mass)와 최대응력(Smax)을 최소로 하는 값을 결정하는 것이다. 최적화의 관점에서 목적함수 및 제한조건의 응답특성은 Mass 및 Smax로 하여 정식화를 할 수 있으며, 응답특성을 Mass 및 Smax만을 고려하였기 때문에 중요한 곡면을 제외하고는 유한요소모델링을 직선으로 단순화하였다. 로워암의 유한요소 해석을 위한 경계조건은 서브프레임과 고정되는 두 곳에 부시 요소로 구현하고, 하중조건은 캐리어 연결부에 볼조인트를 구현하여 Fig. 2와 같이 인가하였다. 이때, 하중의 크기는 X 및 Y축 방향으로 각각 11.8 kN 및 1.9 kN이다^[5]. 초기설계 단계에서 강관의 두께가 4 mm이고 R, D, W 및 T가 각각 250, 30, 10 및 8 mm이므로, 목적함수의 응답특성인 Mass와 Smax는 유한요소해석을 통해 각각 3.33 kg 및 181.82 MPa이다.

2.2 공정능력지수 기반 확률 제한조건 정식화

생산공정에서의 불량률 최소화하는 방법론으로 현재 6시그마가 널리 적용되고 있으며^[6], 특히, 품질 척도인 불량률 표현하기 위한 평가지표로서 Table 1과 같이 공정능력지수(Process capability index) Cpk, 불량률(Percent defective) P, 단기 및 장기 PPM(Parts per Million) 등이 있다. 장기 PPM은 공정에서 발생하는 변동을 단기 PPM 보다 최

Table 1 Index of defects related to sigma levels

$\sigma(Z)$	Cpk	P	PPM (short-term)	PPM (long-term)
1	0.33	32	320,000	>500,000
2	0.67	4.7	47,000	309,000
3	1.0	0.27	2,700	67,000
4	1.33	0.0063	63	6,200
5	1.67	0.000057	1	230
6	2.0	0.0000002	0	3.4

대 1.5 σ 만큼 고려한 값을 의미한다. 공정능력지수 Cpk는 제품의 분포중심과 규격중심이 일치하지 않는 경우에 적용하며 상한규격(USL)과 하한규격(LSL) 범위 내에서 평균 μ 가 요구한계($\pm 3\sigma$)를 만족하는 품질을 나타내는 척도이다.

$$C_{pk} = \text{Min} \left[\frac{USL - \mu}{3\sigma}, \frac{\mu - LSL}{3\sigma} \right] \quad (1)$$

그러나, 0.27%의 불량률 의미하는 3 σ ($Z=3$)는 공정능력지수 Cpk가 1인 경우로서 불량률 P는 0.27, 단기 PPM은 2,700 그리고 장기 PPM은 67,000으로 다양하게 표현되기 때문에 품질을 정의하는 설계자 입장에서는 어떤 평가지표를 사용할 지에 대한 혼란을 야기시켜 왔다. 따라서, 본 연구에서는 누구나 쉽게 이해할 수 있는 공정능력지수 Cpk를 불량률 표현하기 위한 평가지표로 선정하여 확률제한조건을 정의하고자 한다.

확률제한조건으로 일반적으로 고려하는 설계변수 변동에 대한 최악의 조건(Worst-Case)은 실제 발생 가능한 변동을 너무 과다하게 예측하는 경향을 가지고 있다⁷⁾. 따라서 본 연구에서는 최악의 조건이 아닌 프로세스의 변동을 대별해줄 수 있는 공정능력지수 Cpk를 확률제한조건으로 적용한 공차최적화 정식화를 다음과 같이 제안한다.

- Given $x_i(x), \sigma_i(x), i = 1, 2, \dots, n$
- Objective functions $y_j(x), j = 1, 2, \dots, l$
- Constraints $g_k(x), k = 1, 2, \dots, m$ (3)
- Find x_i
- To maximize $C_{pk_{jk}}$
- Subject to constraints $C_{pk_{jk}} \geq 2$
- $j = 1, 2, \dots, l, k = 1, 2, \dots, m$
- where $x_{i_L} + \Delta x_i \leq x_i \leq x_{i_U} - \Delta x_i$

여기서, x 는 설계변수의 평균, σ 는 설계변수의 변동인 표준편차, y 는 목적함수 그리고 g 는 제한조건을 의미한다. $C_{pk_{jk}}$ 와 $C_{pk_{jk}} \geq 2$ 는 주어진 목적함수와 제한조건 설계상한을 초과하는 경우의 불량률을 표현하는 공정능력지수를 나타낸다. 설계변수 반경 R, 높이 D, 폭 W 및 두께 T의 설계 가능한 범위는 각각 200~300 mm, 25~35 mm, 5~15 mm 및 4~12 mm이고, 각 설계변수의 표준편차는 일반적인 설계공차가 불량률 0.27%를 정의하는 3 σ 인 점을 고려하여 설계변수의 표준편차 σ 는 각각의 설계공차의 1/3을 고려하여 $\sigma_R = 10, \sigma_D = 1.5, \sigma_W = 0.5, \sigma_T = 0.4$ 로 선정하였다.

2.3 반응표면모델

로위암의 유한요소 모델에 Fig. 2와 같은 R, D,

Table 2 Central composite design of lower arm

No	R	D	W	T
1	200	25	5	4
2	300	25	5	4
3	200	35	5	4
4	300	35	5	4
5	200	25	15	4
6	300	25	15	4
7	200	35	15	4
8	300	35	15	4
9	200	25	5	12
10	300	25	5	12
11	200	35	5	12
12	300	35	5	12
13	200	25	15	12
14	300	25	15	12
15	200	35	15	12
16	300	35	15	12
17	250	30	10	8
18	200	30	10	8
19	300	30	10	8
20	250	25	10	8
21	250	35	10	8
22	250	30	5	8
23	250	30	15	8
24	250	30	10	4
25	250	30	10	12

W 및 T의 4개 설계변수와 Mass와 Smax의 2개 목적함수를 고려하여, 중심합성법⁸⁾에 의하여 Table 2와 같이 총 25회의 실험점을 생성하였다.

이를 통해 Mass와 Smax에 대한 반응표면모델(Response surface model)⁹⁾을 구축한다. 이때, 설계변수는 [-1, 1]의 영역으로 정규화하여 다음과 같이 표현된다.

$$X_i = \frac{x_i - \bar{x}_i}{c_i}, \quad c_i = \text{constant} \quad (2)$$

여기서, \bar{x}_i 는 설계변수 x_i 의 평균값을 의미한다. 4개 설계변수 x_i 에 대한 2개 응답함수 y_i 의 반응표면모델은 식 (3)과 같은 다항식의 반응표면모델로 구성할 수 있다.

$$Y = X^T \beta + \varepsilon \quad (3)$$

여기서, $Y = [y_1 \ y_2]^T$, $X = [1 \ x_i \ X_i X_j]^T$ 그리고 ε 은 오차항이며, 식 (3)의 반응표면모델의 미지계수항인 $\beta = [\beta_i]$ 는 최소제곱법(least squares method)에 의하여 오차항의 놈(norm)의 최소화를 통해 다음과 같이 구한다.

$$\beta = (X^T X)^{-1} X^T Y \quad (4)$$

따라서, 식 (3)은 Mass와 Smax의 2개 응답함수(목적함수)를 의미하는 Y_0 를 이용하여 다음과 같이 표현된다.

$$Y = X^T \beta + \varepsilon = X^T [(X^T X)^{-1} X^T Y_0] \quad (5)$$

반응표면모델을 구성하는 목적은 설계영역 탐색(Design space exploration)을 통한 중요한 설계변수의 선정(주효과 및 선별), 3차원도를 통한 경향파악(그래픽 지원) 그리고 설계영역 선정(등고선도)등이다. 특히, 실험계획법과 결합된 반응표면모델은 6시그마에서 설계의 표준으로 정립되어 왔다¹⁰⁾.

2.4 2차 테일러 전개에 의한 확률제한조건 예측

확률 제한조건 처리를 위하여 Mass와 Smax에 대한 표준편차(분산)의 예측이 반드시 필요하다. 일반적으로 테일러 전개에 의한 근사예측법과 몬테카를로 시뮬레이션을 통한 직접 예측법을 적용하여 분산을 추정하고 이 값으로 공정능력지수를 예측한다. 본 연구에서는 구축된 반응표면 모델에 2차 테일러 전개에 의한 근사예측법을 적용하였

다. 일반적으로 적용되는 1차 테일러 전개 보다는 2차 반응표면모델에는 2차 미분값을 고려해야 표준편차를 정확하게 예측할 수 있다¹¹⁾. 2차 테일러 전개로부터 공정능력지수 계산을 위하여 표준편차(분산)를 예측하는 수식은 다음과 같다.

$$\sigma_y^2 = \sum_{i=1}^n \left(\frac{\partial y}{\partial x_i} \right)^2 \sigma_{x_i}^2 + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \left(\frac{\partial^2 y}{\partial x_i^2} \right)^2 \sigma_{x_i}^4 + \sum_{i=1}^n \sum_{j>i}^n \left(\frac{\partial^2 y}{\partial x_i \partial x_j} \right)^2 \sigma_{x_i}^2 \sigma_{x_j}^2 \quad (5)$$

여기서, $(\partial y / \partial x_i)$ 는 설계변수 X에 대한 반응표면모델 Y의 미분값을 의미하며, 설계변수의 표준편차 σ_x 에 대한 초기값은 2.2절과 같이 각각 $\sigma_R = 10$, $\sigma_D = 1.5$, $\sigma_W = 0.5$, $\sigma_T = 0.4$ 로 적용하였다.

2.5 만족도 함수

만족도 함수는 반응표면모델에 의해 생성된 반응변수(목적함수 및 제한조건)를 최대 혹은 최소화하는 설계변수의 조합을 찾는 방법이다. 특히, 여러 가지의 반응변수의 기하평균을 고려하여 하나의 의사결정 척도로 변환한 후에 최적화를 수행하는 방법이다¹²⁾. Fig. 3은 만족도 함수의 일례로 최대화할수록 좋은 반응변수에 대한 개별만족도 d를 보여준다. 즉, 반응변수가 최대값에 가까울수록 개별만족도는 1이 되고 반응변수가 최소값에 가까울수록 개별만족도가 0이 된다. 실험계획법을 기반으로 한 만족도 함수의 장점은 설계변수의 최대-최소 조합인 실험계획법을 통하여 예측된 반응변수도 역시 최대값과 최소값을 가질 가능성이 높다는 점이며 반응변수의 최대값과 최소값을 알면 손쉽게 개별 만족도 함수를 계산할 수 있다. 이런 장점 때문에 대부분의 통계 소프트웨어의 최적화는 만족도함수를 적용하고 있다¹⁴⁾.

만족도 함수는 만족도(desirability)와 효용성(utility) 개념을 기반으로 하는 최적화 방법을 가장

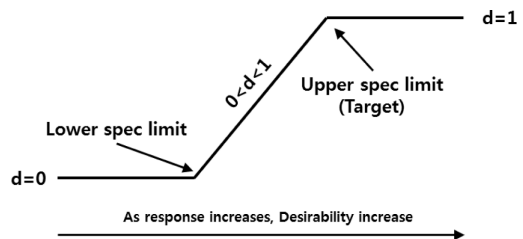


Fig. 3 Individual desirability for maximization

많이 적용하고 있다^[13]. 2.3절에서 구한 반응표면 모델을 적용하여 n 개의 반응변수 Y 와 k 개의 설계 변수 X 를 구축했다고 가정하면, i 번째 반응변수 Y_i 의 가장 바람직한 값을 Y_{Ti} , 하한값을 Y_{Li} , 상한값을 Y_{Ui} 라고 할 때, 만족도 d_i 는 추정된 반응변수 Y_i 에 대하여 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$d_i = \begin{cases} \left[\frac{Y_i - Y_{Li}}{Y_{Ti} - Y_{Li}} \right]^S, & Y_{Li} \leq Y_i \leq Y_{Ti} \\ \left[\frac{Y_{Ui} - Y_i}{Y_{Ui} - Y_{Ti}} \right]^T, & Y_{Ti} \leq Y_i \leq Y_{Ui} \\ 0, & Y_{Ui} \leq Y_i \text{ or } Y_i \leq Y_{Li} \end{cases} \quad (6)$$

여기서, S 와 T 는 설계자가 결정하는 가중치를 의미하며 반응변수의 값을 목표치에 근접해지도록 하기 위해서 높은 값을 부여한다. 만족도 함수를 이용한 방법은 아래 식 (7)과 같이 계산된 만족도들의 기하평균을 구하여 최대 또는 최소로 하는 설계변수의 조합을 찾는 것이다.

$$D = (d_1 \times d_1 \times \dots \times d_{n1})^{1/n} \quad (7)$$

여기서, D 는 전체 만족도함수이고 n 은 반응변수의 개수이다.

3. 로워암 공차 최적화

3.1 반응표면 모델 구축

Mass와 Smax의 반응표면모델을 구축하기 위하여 실험계획법 중에서 2인자 완전요인 배치법과 중심합성법을 적용하여 총 25회의 유한요소해석이 수행되었다. 반응표면모델의 정확도를 나타내는 결정계수(RSquare)와 수정결정계수(RSquareAdj)는 Table 3과 같으며 결정계수는 Mass인 경우에 0.9999, Smax인 경우에 0.9986을 나타내어 최소 99.86%의 모델예측도를 나타낸다. 즉, Mass와 Smax는 2차 반응표면모델로 충분히 예측이 가능하다는 것을 의미한다.

Table 3 Summary of fit for response surface model

Summary of fit	Mass	Smax
RSquare	0.999999	0.998576
RSquareAdj	0.999996	0.996583

3.2 설계영역 탐색

Fig. 4는 각 설계변수가 Mass의 평균값(Mean), 표준편차(SD) 및 공정능력지수(Cpk)에 미치는 주요 효과를 나타낸 결과이다. D 는 평균과 공정능력지수에 큰 영향을 미치고 W 는 표준편차에 영향을 미친다. 무게의 평균을 최소화하고 공정능력지수를 최대로 하려면 D 가 작으면 되고, Mass의 표준편차를 최소로 하려면 W 를 작게 하면 된다. Fig. 5는 각 설계변수가 Smax의 Mean, SD 및 Cpk에 미치는 주요 효과를 나타낸 결과이다. D 만이 Mean, SD 및 Cpk에 큰 영향을 미친다. Smax의 Mean과 SD를 최소화하고 Cpk를 최대로 하는 D 의 최적해가 존재한다는 것을 알 수 있다.

Mass와 Smax의 주요 효과를 분석한 결과 D 가 가장 큰 영향을 주며, Mass인 경우에는 최소값을 가지지만 Smax인 경우에는 반대로 최대값에 가까운 해를 갖는 음의 상관관계(Trade-off)가 존재하기 때문에 최적해의 선정이 필요하다.

3.3 공정능력기반 최적화

Mass와 Smax의 Cpk를 계산하기 위해서 각각의 상한값(USL)이 필요하며 25회 중심합성법을 적용

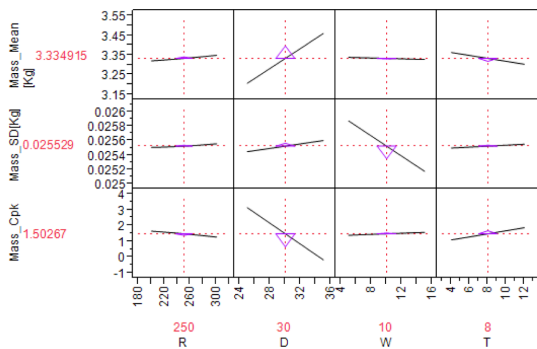


Fig. 4 Main effects of design variables on Mass

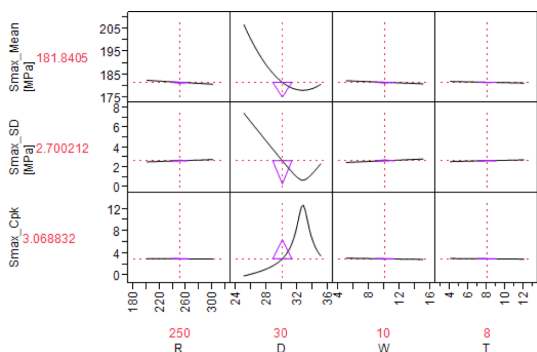


Fig. 5 Main effects of design variables on Smax

하여 계산된 Mass와 Smax의 분포를 고려하여 분포의 75% 상한값으로 Fig. 6과 같이 정의한다. Cpk의 초기값은 Fig. 7과 같으며 D가 Mass와 Smax의 Cpk에 대하여 음의 상관관계를 가지며 Mass는 1.01, Smax는 1.97의 값을 나타낸다. Mass와 Smax의 Cpk 최적화를 위한 설계변수로는 R, D, W 및 T의 Mean만을 고려하며 SD는 상수로 정의한다. Mass와 Smax의 Cpk를 모두 최대화로 하는 만족도 함수를 적용하여 Mean만을 고려하여 최적화를 진행한 결과는 Fig. 8과 같다. 만족도 함수를 적용한 최적화 결과 Mass는 1.386, Smax는 2.043이며

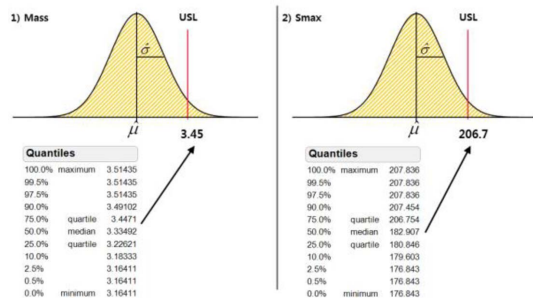


Fig. 6 USL of Mass and Smax

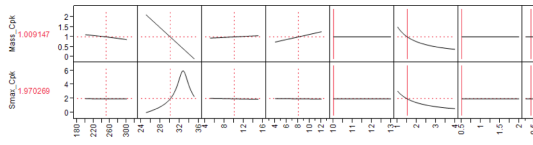


Fig. 7 Initial values of capability index for Mass and Smax

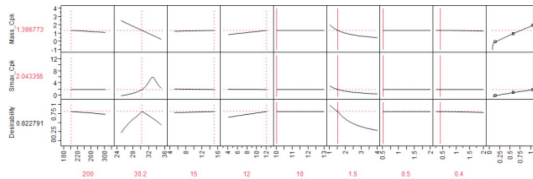


Fig. 8 Optimal values of capability index and desirability for Mass and Smax

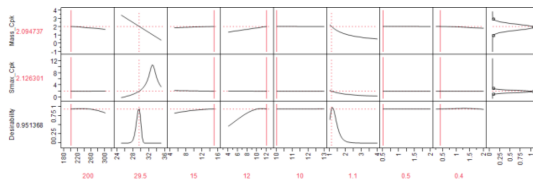


Fig. 9 Tolerance optimization of capability index for Mass and Smax

Mass의 Cpk가 확률제한조건인 2이상을 만족하지 못한다. 따라서, 상수로 설정했던 공차를 상수가 아닌 설계변수로 고려하여 확률제한조건을 만족시켜야 하며 Fig. 8을 통하여 R은 최소값, W 및 T는 최대값으로 고정시키고 D의 Mean과 SD의 2개를 설계변수로 설정하여 공차최적화를 Fig. 9와 같이 진행한다.

3.4 로워임 공차 최적화

D의 Mean과 SD를 고려한 공차최적화의 결과는 Fig. 9와 같이 Mean은 29.5 mm, SD는 1.1를 나타내며 Mass와 Smax의 Cpk는 각각 2.095 및 2.126으로 확률제한조건을 만족하는 최적해를 얻었다. 반응표면모형을 통하여 얻어진 근사최적해의 타당성을 검증하기 위하여, 구해진 근사최적해의 설계변수를 적용한 유한요소해석의 결과 중 한가지인 Smax를 Fig. 10에 표시하였으며 해석 결과는 180.76 MPa를 나타낸다. Table 4는 공정능력지수 최대화를 통한 최적값의 반응표면모형 결과와 유한요소해석 결과를 비교한 내용이다. Mass와 Smax의 오차는 각각 0.003% 및 1.43%로 반응표면모형을 통하여 얻은 최적해가 실제 유한요소해석 결과와 매우 유사하여 유한요소해석 대신에 반응표면모형을 적용하여 공차최적화를 수행할 수 있음을 확인하였다. 공정능력지수 최대화에 의한 Mass와

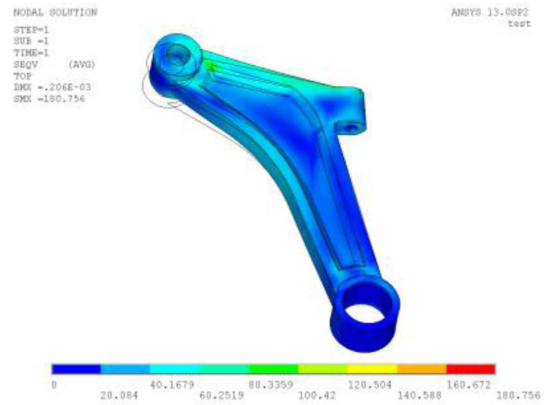


Fig. 10 Finite element analysis of lower arm

Table 4 Verification between RSM and FEA

Object function	RSM	FEA	Difference
Mass (kgf)	3.2763	3.2762	0.003%
Smax (MPa)	183.3375	180.7558	1.43%

Table 5 Capability index at each design process

Object function	Initial value	Optimal value	Tolerance value	Improvement
Mass	1.033	1.386	2.086	1.062
Smax	1.983	2.043	2.126	0.143
D_SD	1.5	1.5	1.1	-0.4

Smax의 개선 결과를 Table 5에 표시했다. Mass인 경우에는 Cpk가 1.033에서 2.086으로 1.062개선이 이루어지며, Smax는 1.983에서 2.126로 0.143개선이 이루어졌다. 즉, 1차적으로 평균만을 고려한 최적화를 통하여 확률제한조건을 만족시키지 못한 경우에는 2차적으로 공차최적화를 적용하여 D의 표준편차를 1.5에서 1.1로 조절함으로써 확률제한조건을 모두 만족하는 최적해를 얻을 수 있다.

4. 결 론

본 연구에서는 자동차 로워암에 대하여 설계변수의 평균과 표준편차를 모두 고려한 공정능력지수의 확률제한조건을 만족하는 공차최적화를 수행하였다. 얻어진 결과는 다음과 같다.

1) Mass와 Smax에 D가 가장 큰 영향을 주며, 이때 Mass는 최소값을 가지지만 Smax은 반대로 최대값을 보이는 음의 상관관계가 존재하였다.

2) 설계변수의 Mean만을 고려한 공정능력지수 기반 최적해의 경우, Cpk가 Mass는 1.386 그리고 Smax는 2.043으로서 Mass의 Cpk가 확률제한조건인 2이상을 만족하지 못하였다.

3) 민감도가 가장 큰 D의 Mean과 SD를 모두 설계변수로 고려한 공차최적화를 수행한 결과, Mass인 경우에는 Cpk가 1.033에서 2.086으로 Smax는 1.983에서 2.126로 개선되어 Cpk의 확률제한조건을 만족하는 공차최적해를 얻었다.

감사의 글

본 연구는 2011년도 지식경제부의 재원으로 한국에너지 기술평가원(KETEP)의 지원을 받아 수행한 연구과제(No.20114010203060)입니다.

References

1. Lee, R.W., Chung, H.S., Jee, H.S. and Yim,

- H.J., 2012, Tolerance Design for Parts of a Sliding-Type Mobile Phone to Improve Variational Quality of Its Side Gap, *Transactions of CAD/CAM Engineers*, 17(6), pp.398-408.
2. Lee, K.K., Park, C.K. and Han, S.H., 2010, Robust Design of Railway Vehicle Suspension Using a Process Capability Index, *Journal of Mechanical Science and Technology*, 24(1), pp.215-218.
3. Lee, K.K. and Han, S.H., 2010, Development of Computational Orthogonal Array Based Fatigue Life Prediction Model for Shape Optimization of Turbine Blade, *Trans. of the KSME(A)*, 34(5), pp.611-617.
4. Ribardo, C. and Allen, T.T., 2003, An Alternative Desirability Function for Achieving Six Sigma Quality, *Quality and Reliability Engineering International*, 19(3), pp.1-14.
5. Lee, K.K. and Han, S.H., 2011, Multi-level Shape Optimization of Lower Arm by Using TOPSIS and Computational Orthogonal Array, *Journal of the Korean Society of Precision Engineering*, 28(4), pp.482-489.
6. Shina, S.G., 2002, *Six Sigma for Electronics Design and Manufacturing*, McGraw-Hill.
7. Chen, W., Allen, J.K., Tsui, K.L. and Mistree, F., 1996, A Procedure for Robust Design: Minimizing Variations Caused by Noise Factors and Control Factors, *Transactions of the ASME*, 118, pp.478-485.
8. Mason, R.L., Gunst, R.F. and Hess, J.L., 2003, *Statistical Design and Analysis of Experiments*, John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, New Jersey, pp.582-585.
9. Myers, R.H. and Montgomery, D.C., 1995, *Response Surface Methodology - Process and Product Optimization Using Designed Experiments*, John Wiley & Sons, New York.
10. Rasem, E.H. and Raid, A.A., 2006, *Simulation-based Lean Six-sigma and Design for Six-sigma*, John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, New Jersey.
11. Taylor, W.A., 1992, *Optimization & Variation Reduction in Quality*, McGraw-Hill.
12. Derringer, G.C., 1994, A Balancing Act: Optimizing a Product's Properties, *Quality Progress*, 27(6), pp.51-58.
13. Derringer, D. and Suich, R., 1980, Simultaneous Optimization of Several Response Variables, *Journal of Quality Technology*, 12(4), pp.214-219.
14. SAS Institute Inc., 2012, JMP 10 Modeling and Multivariate Methods, <http://www.sas.com>.



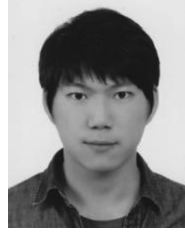
이 광 기

1986년 한양대학교 기계설계학과
학사

1988년 한양대학교 기계설계학과
석사

현재, 동 대학에서 박사과정을 이수
중이며, 브이피코리아 컨설팅팀
에서 이사로 재직 중.

관심분야: 실험계획법, 다중목적 형
상최적설계 및 불량률 최소화를
통한 강건최적설계 등이다.



노 윤 철

2012년 동아대학교 기계공학과 학사
현재, 동 대학에서 석사과정을 이수
중.

관심연구: 풍력발전기 기계요소설
계 및 형상최적설계 등이다.



한 승 호

1989년 한양대학교 기계설계학과
학사

1991년 한양대학교 기계설계학과
석사

1996년 독일 아헨공대 공학박사

1997년~2009년 한국기계연구원
구조시스템연구부 책임연구원

2009년~현재 동아대학교 기계공학
과 부교수 재직 중.

관심연구: 용접구조물 피로수명평
가, 다중목적 형상최적설계 및 신
뢰성 기반 최적설계기술 등이다.