

크리깅과 타부탐색법을 이용한 운전석 에어백의 최적설계

김정환[†] · 이권희* · 주원식*

OPTIMIZATION OF A DRIVER-SIDE AIRBAG USING KRIGING AND TABU SEARCH METHODS

Jeung-Hwan Kim, Kwon-Hee Lee, Won-Sik Joo

Keywords : optimization, airbag, frontal crash, DACE(design and analysis of computer experiments), Kriging, tabu search, global optimum, Monte-Carlo simulation

Abstract

In the proto design stage of a new car, the performance of an occupant protection system is often evaluated by CAE instead of the real test. CAE predicts and recommends the appropriate design values hence reducing the number of the real tests. However, the existing researches using CAE in predicting the performances do not consider the uncertainties of parameters, in which inconsistency between the actual test results and CAE exists. In this research, the optimization procedure of a protection system such as airbag and load limiter is suggested for the frontal collision. The DACE modeling known as Kriging interpolation is introduced to obtain the meta model of the system followed by the tabu search method to determine a global optimum. Finally, the distribution of a suggested design is determined through the Monte-Carlo Simulation.

1. 서 론

차체 구조설계는 강성, 내구성, NVH(noise vibration and harshness), 충돌성능 등의 기준을 만족하면서 중량이 최소화되도록 설계변수를 결정하는 것이다. 이중 충돌성능은 시장에서의 판매량과 직결되므로 설계현장에서 중요한 설계 고려사항으로 포함되어 있다.

일반적으로, 충돌성능을 향상시키기 위해서는 2개의 CAE에 대한 접근이 필요하다. 하나는 차체와 충돌물체 사이의 충돌인 1차 충돌을 고려한 차체설계에 초점을 두는 것이다.⁽²⁾ 다른 하나는 차체와 승객 사이의 2차 충돌을 고려한 에어백과 안전벨트 같은 승객보호장구 설계에 초점을 두는 것이다.

초기 설계단계에서 신속한 설계를 하려면, 2차 충돌에서는 다물체 동역학을 이용하는 한편, 1차 충돌에서는 유한요소법을 이용하는 것이 바람직하다. 몇

몇 논문에서는 2차 다항식을 사용한 RSM(response surface modeling)으로 근사적 최적화를 이용한 최적설계를 제안했다. 그러나, 이 접근법은 국부적 최적해를 가지지만, 본 모델이 많은 국부적 최적해를 가진 문제에서는 정확하지 않다. 일부 연구자들은 직교배열표를 이용하는 방법을 이용하였으나, 그 방법은 특정 값 중 하나를 고르는 것으로 한정되어 있다. 그러므로 실제 최적해는 얻을 수 없다. 본 연구에서는 승객보호장구를 위하여 이런 단점들을 극복할 수 있는 최적화 방법을 제안한다.

첫째로 예상 모델은 DACE 방법을 근거로 구성한다. Sacks의 연구에 따르면, DACE로 알려진 크리깅은 컴퓨터 실험으로 결정되는 통계적으로 더 정확하고 일관된 근사화 방법 중 하나이다.⁽³⁾ RSM은 근사화 모델을 구성하기 전, 다항식의 차수를 가정해야 하지만 크리깅은 이 과정이 필요없다. 크리깅 모델로부터 최적의 매개 변수를 결정하기 위하여 타부 탐색법을 이용하였다.

둘째로, 종합상해 가능성을 최소화하는 제한조건이 없는 최적화 문제를 타부 탐색법을 이용하여 지역적 해를 구하였다. 타부 탐색법은 조합최적화 문제를 해결하기 위한 발견적 방법중 하나이다. 타부 탐색법의 기본 개념은 Glover에 의해서 정리되었다. 제안된 방법은 다양한 형태의 문제에 전역적 최적

[†] 동아대학교 기계공학과 대학원

E-mail : triprism@hanmail.net

TEL : (051)200-6981 FAX : (051)200-7656

* 동아대학교 기계공학과

해를 찾는다. 시뮬레이티드 어닐링과 유전 알고리즘 같은 다른 방법들이 타부 탐색법 대신에 사용할 수 있다. 그러나, 제안된 타부 탐색법은 알려진 방법들보다 적은 계산으로 능률 향상과 비용 절감의 결과를 얻을 수 있다.

최적설계는 DACE 모델에 의한 근사화 모델을 이용하여 수행된다. 동시에, 제안된 설계의 분포 특성은 몬테카를로 시뮬레이션을 통해서 얻는다. 본 연구에서는, 불확실성은 설계변수의 제작 공차와 마디 펄스 곡선의 오차라고 가정한다.

상용 프로그램인 MADYMO를 종합상해 가능성을 예측하는데 사용하였다. 본 연구에서 사용된 차량모델은 소프트웨어에서 제공되는 임의의 모델이다.

2. 최적화 과정

2.1 DACE 모델

DACE 모델에서, 다음과 같은 전역적 근사화 모델을 나타내었다.

$$y(x) = f(x) + z(x), \quad (1)$$

$f(x)$ 는 x 의 함수이고, $z(x)$ 는 가우스 분포를 따르는 0점 평균과 편차를 가지는 확률론적인 방법을 이용한다. 대부분의 연구에서는 $f(x)$ 를 상수 β 처럼 둔다. 그러므로, 식(1)을 다음과 같이 된다.

$$y(x) = \beta + z(x). \quad (2)$$

$\hat{y}(x)$ 를 근사 모델이라고 하자. $y(x)$ 와 $\hat{y}(x)$ 사이의 불편분산의 에러가 최소화될 때 $\hat{y}(x)$ 는 다음과 같이 된다.

$$\hat{y}(x) = \hat{\beta} + \mathbf{r}^T(x) \mathbf{R}^{-1} (\mathbf{y} - \hat{\beta} \mathbf{f}) \quad (3)$$

$\hat{\beta}$ 는 β 의 추정치이고, \mathbf{R}^{-1} 는 상관행렬 \mathbf{R} 의 역수이다. \mathbf{r} 은 상관벡터이고, \mathbf{y} 는 n_s 샘플 데이터를 가진 관측 데이터이다. \mathbf{f} 는 이것들의 n_s 성분을 포함하는 벡터이다. 상관벡터는 다음과 같이 정의된다.

$$R(x^j, x^k) = \text{Exp} \left[- \sum_{i=0}^n \theta_i |x_i^j - x_i^k|^2 \right], \quad (4)$$

n 은 설계변수의 수이고, θ_i 는 i 번째 설계변수에 상응하는 i 번째 매개변수이다. 하나의 상관 매개변수는 몇몇 경우에 좋은 결과를 나타낸 보고가 있다. 본 연구에서는 하나의 매개변수를 다섯 개의 매개변수들을 승객보호장구 설계에 사용하는 동안 수학

적인 문제에 사용한다. 그러므로 상관벡터는 다음과 같이 된다.

$$\mathbf{r}(x) = [\mathbf{R}(x, x^{(1)}), \mathbf{R}(x, x^{(2)}), \dots, \mathbf{R}(x, x^{(n_s)})]^T \quad (5)$$

n_s 는 표본점의 수이다. 우도함수 L 은 다음과 같이 정의된다.

$$L(y, \theta, \beta, \sigma^2) = - \frac{(2\pi\sigma^2)^{-n_s/2}}{\sqrt{|\mathbf{R}|}} \cdot \text{Exp} \left[- \frac{(y - \beta \mathbf{f})^T \mathbf{R}^{-1} (y - \beta \mathbf{f})}{2\sigma^2} \right] \quad (6)$$

미분한 로그 우도함수는 β 와 σ 가 포함된 식 (6)으로부터 정의되고, 그들을 0과 같게 둔다. β 와 σ^2 의 최대 우도치는 식 (7)과 (8)에 정의되어 있다.

$$\hat{\beta} = (\mathbf{f}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{f})^{-1} \mathbf{f}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{y}, \quad (7)$$

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{(y - \hat{\beta} \mathbf{f})^T \mathbf{R}^{-1} (y - \hat{\beta} \mathbf{f})}{n_s}. \quad (8)$$

상관 행렬 $\hat{\beta}$ 와 상관 벡터 $\hat{\sigma}^2$ 은 매개변수의 함수이다. 매개변수가 결정되었을 때, 근사화 모델은 구성된다. $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n$ 의 알 수 없는 매개변수들은 다음과 같은 식으로부터 구할 수 있다.

$$\text{maximize} - \frac{[n_s \ln(\hat{\sigma}^2) + \ln |\mathbf{R}|]}{2}, \quad (9)$$

$$\theta_i \quad (i=1, 2, \dots, n) > 0$$

본 연구에서는, 최적의 매개변수들을 구하는데 타부 탐색법을 이용하였다.

근사 모델에서 오차 제곱의 평균과 최대 오차는 설계영역을 초과한 근사 모델로 정의한다. RMSE(root mean squared error)와 MAXAE(maximum absolute error)는 다음과 같이 정의된다.

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n_t} \sum_{i=1}^{n_t} (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (10)$$

$$\text{MAXAE} = \text{MAX} [|y_i - \hat{y}_i|, \quad i=1, 2, \dots, n_t] \quad (11)$$

n_t 는 수학적 문제와 에어백 설계에서 각각 500, 300으로 둔 근사 모델을 확인하는 시험 점들이다.

2.2 타부탐색법

유전 알고리즘과, 시뮬레이티드 어닐링과 타부 탐색법등은 전역적 최적해를 산출할 수 있는 방법들

이다. 전역적 최적화 방법들 중에서 발견적 접근법으로 알려져 있는 타부 탐색법을 본 연구에서 사용하였다. 본 연구에서 사용한 타부 탐색법의 알고리즘은 다음과 같다.

설계변수 n 에 대하여 설계점의 근방에 발생하는 스텝 h 는 다음과 같이 정의된다.

$$h_{i1}=b_i-a_i, h_{i2}=h_{i1}/rstep, \dots, h_{ir}=h_{i(r-1)}/rstep \quad (i=1, \dots, p, \dots, n), \quad (12)$$

여기서 $rstep$ 은 상수이다. 그러므로 설계변수 n 에 대한 스텝행렬 H 는 다음과 같이 표현된다.

$$H = [H_1 H_2 \dots H_p \dots H_n] \quad (13)$$

$H_p = [h_{p1} h_{p2} \dots h_{pr}]^T$, $h_{p1} = b_p - a_p$, $h_{p2} = h_{p1}/rstep$, ..., $h_{pr} = h_{p(r-1)}/rstep$ 이고, a_p 와 b_p 는 P 번째 설계변수의 상한과 하한 값이다. 설계변수의 근방은 다음과 같다.

$$N_{ij}(x_i, h_{ij}) = \{y_{ij} : |x_i - y_{ij}| \leq h_{ij}\}, \quad (j=1, \dots, r), \quad (i=1, \dots, n), \quad (14)$$

x_i 를 i 번째 설계변수, y_{ij} 를 랜덤하게 결정한다고 하자. x_i 와 y_{ij} 사이 차이의 절대값은 h_{ij} 보다 적게 되도록 y_{ij} 를 결정한다.

r 개의 step에 대하여 y_{ij} 의 함수값은 최소값을 결정하기 위해 계산된다. \mathbf{x}_0 를 최소함수 값을 갖는 설계점이라고 하자. 최소 함수값에 대응하는 설계점을 \mathbf{x}_c 라고 한다. $f(\mathbf{x}_0) \leq f(\mathbf{x}_c)$ 가 되면 \mathbf{x}_0 에 대응하는 스텝을 타부 목록 T 에 추가하고 $\mathbf{x}_g = \mathbf{x}_0$ 로 한다. 여기서 \mathbf{x}_g 는 지금까지 찾아진 전역적 최적해이다. 이러한 스텝은 비 활성화 스텝이라고 한다. 그렇지 않다면, $f(\mathbf{x}_0) \leq f(\mathbf{x}_g)$ 가 되거나 $k=k_{max}$ 될 때까지, y_{ij} 를 생성시킨다. $k=k_{max}$ 가 되면 $f(\mathbf{x}_0) \leq f(\mathbf{x}_g)$ 가 성립되지 않아도 \mathbf{x}_0 에 대응하는 스텝은 타부 목록 T 에 추가한다.

타부탐색 알고리즘은 다음 스텝들로 구성된다.

step 1. 문제 정의와 스텝 행렬의 초기치

최적화 문제는 설계변수와 목적함수들의 증명에 의해서 정의된다.

랜덤하게 $\mathbf{x}_c = \mathbf{x}_0$, $\mathbf{x}_g = \mathbf{x}_0$ 지정하는 것으로 초기 설계를 시작한다. 그리고 $f(\mathbf{x}_0)$ 를 계산한다.

식(13)처럼 행렬단계를 구성한다.

설계주기 수 $ic=1$ 그리고 변수 $iv=1$ 이라 두자.

Step 2. 타부목록의 초기치.

iv 번째 변수 $T_{iv} = \{\}$ 를 위한 타부 목록을 초기화하고, $k=0$ 으로 두자.

Step 3. H'_{iv} 의 결정

$$H'_{iv} = H_{iv} - T_{iv} \text{이고, } H'_{iv} = \{\} \text{라면, } iv=iv+1 \text{라 두고,}$$

step5로 가라.

만약 그렇지 않으면 step4로 가라.

Step 4: 활성화 단계에서 최소함수 값의 결정

r step에서 구한 iv 번째 설계변수의 상한 하한 범위를 계산하여라. 활성화 단계에서 랜덤하게 구한 후보 점을 식(14)으로부터 y_{ij} 를 설계한다. 지금의 설계변수 \mathbf{x}_0 를 동시에 \mathbf{x}_0 로 바꾸는 동안 최소 함수 값인 \mathbf{x}_0 를 결정할 $f(\mathbf{x})$ 를 계산하여라. $f(\mathbf{x}_0)$ 가 $f(\mathbf{x}_g)$ 보다 적다면, $\mathbf{x}_g = \mathbf{x}_0$, $k=0$ 이라 하자. 그리고 타부 목록 T_{iv} 로 상응하는 단계를 두고 step 3으로 가라. 만약 그렇지 않으면 $k=k+1$ 이라 두고, k 가 k_{max} 에 이르는지 그렇지 않은지 결정하여라. 만약 $k=k_{max}$ 이면, T_{iv} 로 상응하는 단계를 두고, $k=0$ 으로 놓고, step 3로 가라. 만약 k 가 k_{max} 보다 적다면, 그때는 y_{ij} 활성화 단계로 다시 구하고 \mathbf{x}_0 를 결정한다.

Step 5. 설계변수의 수를 고려한 주기, n

$iv=n$ 이면, step 6으로 가고, 아니면 step 2로 가라.

Step 6. 수렴성 확인

식(15), (16)으로 결정한 수렴 기준을 확인하여라. 기준을 만족하면 멈추고, 아니면 $ic=ic+1$, $iv=1$ 이라 두고 step 2로 가라. 수렴 기준을 다음과 같이 나타낸다.

$$|f_{ic}^* - f_{ic-q}^*| \leq \epsilon, \quad (q=1, 2, \dots, n_q) \quad (15)$$

$$f_{ic}^* - f_{cpl} \leq \epsilon \quad (16)$$

ic 는 설계를 반복한 수이고, n_q 는 정해진 정수이고, f_{opt} 는 전역적 최적해의 함수 값이고, ϵ 은 아주 작은 수이다.

타부 탐색법은 최적의 매개변수와 최적의 설계변수를 정하는데 적용된다.

2.3 Monte-Carlo simulation

승객거동 해석 시 설계변수와 하중 등의 불확실성이 실제 상황에서 존재하기 때문에 결정론적 방법에 의한 반응치의 예측은 오류를 범할 가능성이 크다. 그러므로 확률론적 예측을 강력히 추천한다. 불확실성을 고려하여 반응치를 예측하는 방법을 크게 세가지 방법을 이용할 수 있다.

첫째, 함수를 알고 비선형성이 높지 않으며 민감도를 구할 수 있을 때, 테일러 급수 전개법이 유리하다. 둘째로, 내측 배열과 외측 배열로 구성되어 있는 직교배열표를 이용한 방법이다. 이 방법의 비용은 아주 적다. 그러나, 비선형성이 높은 함수에서는 좋은 접근법이 아니다. 마지막으로, Monte-Carlo 시뮬레이션은 이러한 분포 예측에 사용할 수 있다. 이 방법은 정확한 통계치를 구 하는데 매우 비싸지만 승객거동에서는 50-100회의 실험점으로 충분한 정확도를 가질 수 있다는 보고가 있다. 그러므로, 분포

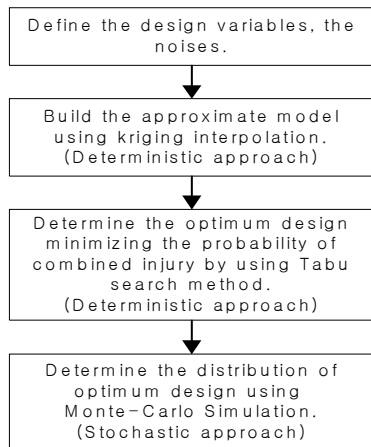


Fig. 1 The Overall Design Process

또는 최적 설계는 Monte-Carlo 시뮬레이션으로 결정하였다.

전체 설계과정은 Fig 1.에 나타내었다.

3. 시험 상태와 해석 모델

미국의 경우, FMVSS 208에 차량 충돌시 승객의 보호를 위한 기준을 명기하였다. 1997년 이후, 승용차에 운전석과 조수석의 에어백 설치 의무사항이 되고 있다. 이에 따르면, 안전벨트를 미 착용한 50th % 성인 남자 더미를 30mph로 벽면에 정면 충돌했을 시, 관련 법규를 만족해야한다. 예를들면, 최대 HIC(머리상해치)가 식(17)에 나타나있고, 1000 보다 적어야된다. 식(17)에서 t_1 과 t_2 는 시간 간격이고, $a(t)$ 는 가속도이다.

$$HIC = \left[\frac{1}{t_2 - t_1} \int_{t_1}^{t_2} a(t) dt \right]^{2.5} (t_2 - t_1) \quad (17)$$

충돌관련 성능을 평가하는 시험은 법규이외에도 NCAP이 있는데, 미국도로교통안전국의 NCAP이 가장 널리 알려져 있다. 이는 안전띠를 착용시킨 더미를 실차에 태우고 35mph로 고정벽에 충돌시켰을 때, 머리부와 가슴부의 상해 가능성을 계량화해 별

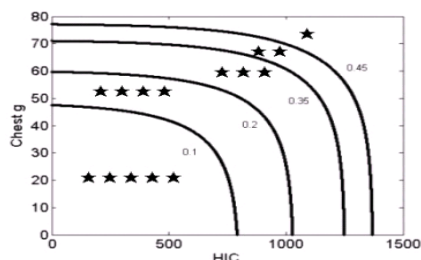
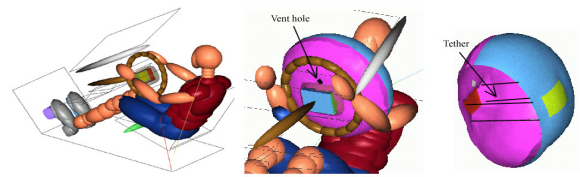


Fig. 2 Star Rating of US-NCAP



(a) Multibody (b) Design Variables

Fig. 3 Simulation Model for the Frontal Crash

표시로써 등급을 부여한다. 등급과 머리상해치와 흉부가속도와의 관계는 Fig. 2와 같다.

여기서 각 곡선은 등급 구분을 표시하며 머리상해치, HIC와 흉부가속도 a_{chest} 로부터 종합상해 가능성 P_{com} 은 다음 식(18)~(20)로 계산되었다.

$$F_{com} = F_{head} + F_{chest} - (F_{head} \times F_{chest}) \quad (18)$$

$$F_{head} = [1 + \exp(5.02 - 0.00351 \times HIC)]^{-1} \quad (19)$$

$$F_{chest} = [1 + \exp(5.55 - 0.0033 \times a_{chest})]^{-1} \quad (20)$$

본 연구에서 사용된 차량 모델은 MADYMO에서 제공하는 모델이다. 여기서 에어백은 유한요소로 나머지 구조물은 매스, 스프링, 댐퍼로 모델링되었다. 승객해석 모델은 Fig3에 나타내었다.

4. 수학적인 문제

이 문제는 식 (21)~(22)로 표시되며 전역적 최적해를 찾는 문제이다.

$$f(x_1, x_2) = 4x_1^2 - 2.1x_1^4 + \frac{1}{3}x_1^6 + x_1x_2 - 4x_2^2 + 4x_2^4 \quad (21)$$

$$-2 \leq x_1 \leq 2, -2 \leq x_2 \leq 2 \quad (22)$$

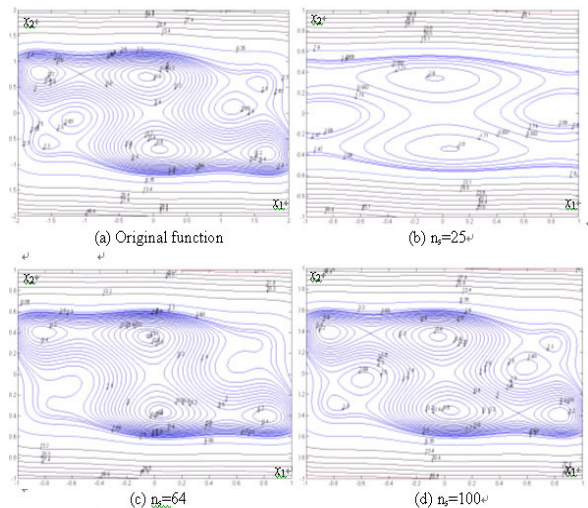


Fig.4 Contours of mathematical problem

Table1 Local optima of mathematical problem

No.	x_1, x_2	Function value
1	0.090, -0.713	-1.030
2	-0.090, 0.713	-1.030
3	1.704, -0.796	-0.215
4	-1.704, 0.796	-0.215
5	1.607, 0.569	2.104
6	-1.607, -0.569	2.104

원래 함수의 등고선을 Fig 4(a)에 표시하였고, 6개의 국부적 최적해와 2개의 전역적 최적해를 가진다. Table 1에서 국부적 최적점들과 함수 값이 요약되어 있다. DACE 모델 생성시 $n_s=25, 64, 100$ 을 이용하였으며 각각 $5 \times 5, 8 \times 8, 10 \times 10$ 등의 등간격으로 분할된 시험점을 이용하였다. 그 다음에, 실제 함수들은 근사 모델을 세워 계산한다. DACE 모델들은 이 함수 값들로 구성되어진다. 이 과정에서 타부 탐색법과 관련된 상수는 $rstep=10.0, r=30, k_{max}=50, n_q=3, \epsilon=1.0 \times 10^{-5}$ 로 정한다. 계산된 DACE 모델들은 [-1, 1] 범위에서 Figs. 4(b), (c), (d)에 나타내었다.

다음으로 전역적 최적해를 찾기 위해서 실행한다. Table 2에 결과를 요약하였다. 이들 Fig들과 Table 2로부터 알 수 있듯이, 표본점이 많으면 많을수록 근사 모델은 본래 함수에 가까워진다.

5. 운전석 에어백과 로드리미터의 설계

5.1 설계변수와 최적 정식화

본 연구에서 설계변수는 안전 벨트 부품인 로드리미터 하중(x_1), 에어백의 벤트홀 지름(x_2), 에어백 압력 조절 온도(x_3), 에어백 테더길이(x_4), 에어백 전개시간(x_5)으로 총 5개이다. 벤트홀 지름 및 테더길이를 Fig 3에 나타내었다. 최적 정식화는 다음과 같다.

$$\text{minimize } F_{com}(x_1, x_2, x_3, x_4, x_5) \quad (23)$$

$$3000N \leq x_1 \leq 6000N \quad (24)$$

$$20mm \leq x_2 \leq 40mm \quad (25)$$

$$400K \leq x_3 \leq 600K \quad (26)$$

$$250mm \leq x_4 \leq 300mm \quad (27)$$

$$15msec \leq x_5 \leq 25msec. \quad (28)$$

5.2 불확실한 매개변수의 정의

불확실성은 에어백과 로드리미터와 바디펄스 곡선과 관련 있는 설계변수들의 공차로 가정한다. 설계변수들의 공차는 $\Delta x_1=225N, \Delta x_2=1.5mm, \Delta x_3=25K,$

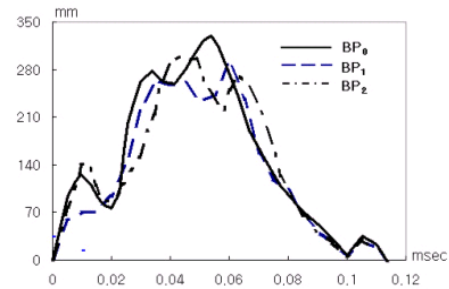


Fig. 5 Body Pulse Curves

$\Delta x_4=250mm, \Delta x_5=1.0 msec$ 이다. 설계변수 x_i 에서 한계 공차(Δx_i)와 표준편차(σ_{x_i})사이의 관계는 $\Delta x_i=3 \sigma_{x_i}$ 라 가정한다. 바디 펄스 곡선은 차체의 1차 충돌로 결정되어지는 힘-변위 같이 나타내어진다. 몇몇 경우에는는 최초의 설계단계에서 상대적으로 정확한 바디 펄스를 가진다. 그러나, 대부분의 경우에는는 최초의 설계단계에서 상대적으로 정확한 바디 펄스를 못 가진다. 이번 경우는, 바디 펄스 곡선은 불확실한 매개변수처럼 고려해야 한다. Fig 5.에 나타난 BPO, BP1 and BP2 3개의 곡선은 불확실성을 고려한 것이다.

5.3 DACE 모델과 최적화 결과

첫째로, DACE에 모델을 구성하였다. 머리 상해치, 흉부 가속도 또는 종합상해 가능성 같은 응답은 설계변수의 비선형성이 매우 크므로, 많은 표본점이 필요하다. 게다가 설계변수의 수가 증가할 때는 더 많은 표본점이 추가된다. 효과적으로 표본점을 줄이기 위해서, 직교배열표와 라틴 하이퍼큐브 설계와 같은 space-filling 방법들을 이용할 수 있다. 본 연구에서, 라틴 하이퍼큐브 설계(wang, 2003)보다 더 space-filling을 효과적으로 할 수 있는 직교배열표를 이용하였다. L25, L64, L144 직교배열표는 설계변수의 수와 적절한 수준을 고려하여 선택하였다. 이 직교배열표에 대한 특성들은 Table 3에 요약하였다.

설계변수의 각 조합을 위해, MADYMO를 사용한 분석은 종합상해 가능성으로 정의되는 응답을 얻기

Table 3 Properties of orthogonal arrays

OA	Strength	levels No.	rows No.	columns No.
L25	2	5	25	6
L64	3	4	64	5
L144	2	12	144	5

Table 2 Predicted global optimum and validations of DACE models(math. problem)

n_s	x_1, x_2	(θ_1, θ_2)	RMSE	MAXAE	$\hat{y}(x)$	$y(x)$	%Error
25	0.111, -0.683	0.308, 1.675	4.517	10.307	-2.856	-1.026	179.25
64	-0.075, 0.727	0.888, 0.907	0.238	0.815	-1.025	-1.029	0.38
100	-0.089, 0.685	1.822, 2.487	0.212	0.704	-1.014	-1.025	1.12

Table 5 Predicted global optimum and validations of DACE models(airbag problem)

OA	$x_1(N), x_2(mm), x_3(K), x_4(mm), x_5(msec)$	RMSE ($\times 10^{-5}$)	MAXAE	$\hat{y}(x)$	$y(x)$	%Error
L25	3734.07, 38.09, 400.00, 0.287, 0.025	7.788	0.0361	0.054	0.065	16.35
L64	3791.61, 37.41, 582.41, 0.226, 0.023	2.302	0.0167	0.058	0.070	17.97
L144	3570.61, 39.97, 600.00, 0.300, 0.025	1.789	0.0164	0.058	0.059	2 .37

Table4 Optimum parameters(airbag problem)

OA	θ_1	θ_2	θ_3	θ_4	θ_5
L25	0.103	0.324	0.0001	0.361	0.008
L64	0.173	0.811	0.055	0.223	0.012
L144	0.571	3.298	0.029	1.067	0.014

위해서 실행하였다. 이번 단계에서, 설계변수의 공칭값과 3개의 바디필스의 평균값을 이용하였다. 이런 표본점을 가진 DACE 모델들은 Table 4의 θ 에 대한 최적의 매개변수를 이용함으로써 구성된다.

둘째로, 근사 모델에 기초를 둔 전역적 최적해를 찾는 최적화 과정을 수행한다. 식 (23)~(28)을 고려해보면, 최적의 설계변수는 표 5처럼 계산된다. 이전의 수학적 문제와 유사한 L144 표본점의 RMSE와 MAXAV가 L25와 L64의 표본점보다 더 적다. 더군다나, 표 5는 L144의 최적조건에서 예상치가 거의 정확하다는 것을 보여준다. 따라서, L144 표본점을 사용한 근사 모델이 승객 응답을 예측하기에 적당한 것으로 보여진다. 최적의 매개변수와 최적의 설계변수를 찾는 최적화 과정에서, 타부탐색법과 관계 있는 상수들은 $rstep=10.0$, $r=40$, $kmax=50$, $nq=3$, $\epsilon = 1.0 \times 10^{-5}$ 로 주어진다.

5.4 Monte-Carlo 시뮬레이션

승객 거동은 많은 불확실한 요인들이 있다. 불확실한 재료의 특성과 바디필스 곡선은 설계변수의 공차이다. 본 연구에서는, 설계변수의 공차와 바디필스의 불확실성은 불확실한 것들로 간주한다. 불확실성 때문에, 예측한 종합상해 가능성은 분포를 가진다. 그러므로, 결정된 방법은 CAE와 시험 사이의 불일치를 가져다준다.

설계변수의 공차는 $\Delta x_1=225N$, $\Delta x_2=1.5mm$, $\Delta x_3=25K$, $\Delta x_4=250mm$, and $\Delta x_5=1.0 msec$ 이다. 설계변수 x_i 의 분포를 정규분포라 가정하면 x_i 의 분포의 99.7%는 $(\mu_{x_i}-3\sigma_{x_i})$ 와 $(\mu_{x_i}+3\sigma_{x_i})$ 사이에서 존재하게 된다. 불확실한 바디 필스 곡선들의 경우에는 Fig 4처럼 3개의 불확실한 곡선들이 마음대로 정해진다.

L144 직교배열표로부터 결정된 최적 설계를 위해 Monte-Carlo 시뮬레이션을 사용한다. 이 방법에 따르면, 평균, 표준편차와 최적의 비대칭도는 각각 0.0614, 0.00214, 0.035를 가진다. 표본점의 수를 50으로 둔다. 그러므로, 가우스 분포를 따르는 종합상

해 가능성이라면, 종합상해 가능성의 99.7%는 0.0550와 0.0678사이에서 존재한다.

6. 결론

(1) 에어백이나 로르리미터같은 보호장구를 위한 최적화 과정은 DACE 접근법, 타부탐색법, Monte-Carlo 시뮬레이션에 의해서 전개되었다. 결정론적인 접근법에 의해서 얻어진 최적해에 근거하여, 분포는 확률론적인 접근법에 의해 제안하였다.

(2) 수학적 문제를 통해서, 제안된 최적화 과정의 타당성을 검증하였다.

(3) 본 연구의 방법은 에어백뿐만 아니라 안전벨트, 시트의 설계에 적용할 수 있고, 초기 설계단계에서 개선된 설계를 하는데 유용할 것이다. 게다가 강건 설계방법은 테일러 급수전개와 식 (3)의 정확한 근사 모델 사용에 의해서 효과적으로 발전될 수 있다.

참고문헌

1. Suh N.P., *The Principle of design*, New York: Oxford University Press, 1990.
2. Albano L.D. and Suh N.P., "Axiomatic Approach to Structural Design." *Research in Engineering Design*, Springer-Verlag, New York, 1992, pp. 171-183
3. Arora J.S., *Introduction to optimum design*, McGraw-Hill, New York, 1989.
4. Haug E.J. and Arora J.S., *Applied Optimal Design*, John Wiley & Sons, New York, 1979.
5. Haftka R.T and Zafer G., *Elements of Structural Optimization*, Kluwer Academic Publishes, 1992.
6. Taguchi G., *Systems of Experimental Design*, Kraus International Publications, New York, 1987.