

## 센터 필라트림의 FMH 충격성능 향상을 위한 순차적 실험계획법과 인공신경망 기반의 최적설계

이 정 환\* · 서 명 원\*\*†

\*(주)만도 연구개발본부, \*\* 성균관대학교 기계공학부

### Optimum Design Based on Sequential Design of Experiments and Artificial Neural Network for Enhancing Occupant Head Protection in B-Pillar Trim

Jung Hwan Lee \* and Myung Won Suh\*\*†

\* Global Research and Development Center, Mando Corporation

\*\* School of Mechanical Engineering, Sungkyunkwan Univ.

(Received July 9, 2013 ; Revised August 9, 2013 ; Accepted September 4, 2013)

**Key Words:** Sequential Design of Experiments(순차적 실험계획법), Artificial Neural Network(인공신경망), Free Motion Headform(자유운동 머리모형, FMH), FMVSS (미국연방 자동차 안전규격)

**초록:** 본 연구에서 탑승자 머리 보호를 위한 센터 필라 트림의 리브 패턴 최적설계는 두 가지 방법에 의해 수행된다. 첫째는 실험계획법과 반응표면법을 이용한 근사최적화 기법으로써, 상대적으로 큰 비중을 차지하는 해석비용 저감을 위하여 근사모델 구성에 필요한 최소한의 해석만을 수행하고 실제 최적화 과정에는 구성된 모델을 이용함으로써 근사적으로 최적 점을 찾아가는 방법이다. 하지만 이러한 방법은 시행착오적인 반복과정을 거쳐야 하는 단점이 있다. 따라서 저자들의 선행연구에서 제안한 순차적 실험 계획법과 인공신경망을 이용하여 인자의 상한 또는 하한에 걸리지 않는 근사최적 해를 체계적인 반복과정을 통해 도출하고자 하며, 이를 수학적인 예제와 구조물 문제에 적용함으로써 실용성을 확인하고자 한다.

**Abstract:** The optimal rib pattern design of B-pillar trim considering occupant head protection can be determined by two methods. One is the conventional approximate optimization method that uses the statistical design of experiments (DOE) and response surface method (RSM). Generally, approximated optimum results are obtained through the iterative process by trial-and-error. The quality of results strongly depends on the factors and levels assigned by a designer. The other is a methodology derived from previous work by the authors, called the sequential design of experiments (SDOE), to reduce the trial-and-error procedure and to find an appropriate condition for using artificial neural network (ANN) systematically. An appropriate condition is determined from the iterative process based on the analysis of means. With this new technique and ANN, it is possible to find an optimum design accurately and efficiently.

### 1. 서 론

자동차 내장용 플라스틱 부품은 교통사고 발생에 의한 충격으로부터 승객을 보호하기 위한 안전성 확보가 요구되며, 승객의 안전을 고려한 설계분야 중 내부 의장부품과의 머리 충격에 대한 연

구가 활발히 이루어졌다.<sup>(1~7)</sup> 이는 차량의 충돌에 의한 사고 발생 시 승객의 2 차 충돌에 의해 치명적인 상해가 발생할 가능성이 큰 부품이기 때문이다. 실제로 미국의 NHTSA(National Highway Traffic Safety Administration) 통계에 따르면 연간 3,000,000 명 이상이 교통사고에 의해 상해를 입으며, 이들 중 약 42,000 명이 사망하는 것으로 보고하고 있다. 이러한 교통사고 사상자 중 대부분의 상해가 필라 트림(pillar trim), 전후면 헤드라인(front & rear headline)과 같은 내부 의장부품과의

† Corresponding Author, [suhmw@skku.edu](mailto:suhmw@skku.edu)

머리 충격에 의해 발생한다고 추정하고 있다. 이는 측면충돌 사고 발생 시 1 차 충돌에 의한 충격보다 승객과 내부 의장부품 사이의 2 차 충돌에 의한 상해가 더욱 치명적이라는 것을 의미하며, 이의 원인으로 측면충돌은 정면충돌에 비해 에너지를 흡수할 수 있는 구조물과 공간이 적고, 승객과 차량 사이의 공간도 제한되어 있기 때문이다.

따라서 세계 각국은 이러한 내부 의장부품의 설계에 관한 법적인 규제를 강화하고 있으며, FMVSS(Federal Motor Vehicle Safety Standard) 201<sup>(8)</sup>에서는 FMH(Free Motion Headform)를 내장부품에 15 mph(24.1 km/h)의 속도로 충돌시켰을 때 머리 상해치(Head Injury Criteria; HIC) 값이 1,000 을 초과하지 못하도록 규정하고 있다. 국내의 자동차 업계도 승객보호를 위한 내부 의장부품 설계와 관련하여 많은 연구를 행하고 있지만, 실험에 의한 접근 혹은 단순 반복에 의한 해석기법에 의존하고 있는 실정이다.<sup>(1~7)</sup>

따라서 본 연구에서는 저자들의 선행연구<sup>(9,10)</sup>에서 제안한 순차적 실험계획법(sequential design of experiments, SDOE)과 인공신경망(artificial neural network)을 이용하여 FMH 충격성능 향상을 위한 센터 필라 트림의 리브 구조 최적설계를 수행하고 실용성을 확인하고자 한다.

## 2. 직교배열표를 이용한 실험계획법

직교배열표를 이용한 실험은 일부실시법으로써, 기술적으로 없으리라 생각되는 2 인자 교호작용 및 고차의 교호작용에 관한 정보를 희생시켜 실험 횟수를 적게 할 수 있는 실험계획을 간단히 구성할 수 있도록 만들어 놓은 표이다.<sup>(11)</sup> 일부실시법 중에서 몇 가지 인자를 동시에 검토하기 위하여 여러 가지 형태의 행렬실험이 사용되는데, 직교배열표를 이용한 행렬실험은 요인 간에 직교성(orthogonality)을 갖도록 실험계획을 구성하여 같은 실험횟수에서 검출력이 좋은 검증을 할 수 있고, 정도가 좋은 추정을 할 수 있는 것으로 알려져 있다.<sup>(11)</sup>

이러한 직교배열표를 이용한 실험결과에 대한 분석방법으로는 분산분석(analysis of variance, ANOVA), 평균분석(analysis of means, ANOM) 등이 많이 활용되며, 본 연구에서는 실험결과에 대한 최적수준 선정에 위하여 평균분석을 적용하였다. 평균분석은 Table 1 과 같이 3 인자(A, B, C) 3 수준에 대한 최소 실험계획인  $L_9(3^4)$  을 가정하여 실험

을 수행하고, 각 인자의 수준에 대한 영향 파악을 위하여 식 (1)의 예처럼 A 인자의 1 수준에 대한 평균값( $\bar{A}_1$ )을 얻었다.

$$\bar{A}_1 = \frac{1}{3}(R_1 + R_2 + R_3) \tag{1}$$

현재의 실험계획에 대한 최적수준은 각 인자의 수준별 평균값을 계산하여 최소가 되는 인자들의 조합으로 구해진다.

## 3. 순차적 실험계획법과 인공신경망

### 3.1 순차적 실험계획법

다양한 공학문제에 대한 일반적인 실험계획법(DOE)과 반응표면법을 이용한 최적화 결과를 살펴보면 다음과 같은 문제점이 지적된다.

(1) 설계자에 의하여 선정된 인자들의 수준에 의해 최적화 결과가 크게 좌우된다.

(2) 구성된 근사모델의 적합도에 의존한 시행착오적인 반복과정에 의해 최종 해가 결정된다.

따라서 본 연구에서는 일반적인 실험계획법의 적용에 의하여 발생하는 시행착오적인 반복과정을 체계적인 규칙에 의한 최소실험 수행을 위하여 저자들의 선행연구<sup>(9)</sup>에서 제안한 순차적 실험계획법을 이용하여 인자의 하한 또는 상한에 걸리지 않는 근사 최적 해를 체계적인 반복과정에 의해 도출하고자 한다.

### 3.2 순차적 실험계획법을 이용한 신경망 적용

직교배열표를 이용한 실험계획법은 넓은 영역에

Table 1 An example of orthogonal array

Expt. No	Column number			Results
	A	B	C	
1	1	1	1	$R_1$
2	1	2	2	$R_2$
3	1	3	3	$R_3$
4	2	1	2	$R_4$
5	2	2	3	$R_5$
6	2	3	1	$R_6$
7	3	1	3	$R_7$
8	3	2	1	$R_8$
9	3	3	2	$R_9$

서 진행되는 영역 접근적 특성으로 인해 설계 초기 단계 혹은 인자의 초기 가정치가 최적 값으로부터 멀리 떨어져 있을 때 효과가 좋은 것으로 알려져 있으나 정밀한 최적 해를 구하기에는 부적합한 특성을 갖고 있다.<sup>(12)</sup> 또한, 인공신경망은 우수한 함수 근사(mapping) 능력에 의해 설계변수에 따른 특성치의 거동을 정확히 예측할 수 있지만, 전문가적인 경험과 설계지식을 통하여 설계변수의 적절한 값의 범위를 짐작할 수 있어야 하며, 학습을 위한 모델링에 상당한 시간이 걸리므로 값의 범위도 좁아야 한다.

따라서 이러한 실험계획법과 인공신경망이 가지는 단점을 보완하고 장점을 이용하기 위하여 순차적 실험계획법(SDOE)과 인공신경망(ANN)을 조합함으로써 체계적이며 효과적인 해 탐색을 달성하고자 한다.

3.3 수학 예제

선행연구<sup>(9)</sup>에서 제시한 새로운 최적화 알고리즘에 대한 초기조건의 영향을 검토하기 위하여 초기 설계영역을 4 수준으로 분할한 후 다음과 같이 최적화 과정을 수행하였다.

3.3.1 설계변수가 2개인 경우

식 (2)와 같이 Fenton 과 Eason 이 제안한 함수에 대하여 최적화를 수행하였다.<sup>(13)</sup> 이때, 수학적인 엄밀 해는  $x_1 = 1.743, x_2 = 2.030$  이며, 최소화된 목적함수 값은 17.44 이다.

$$f(x_1, x_2) = 12 + x_1^2 + \frac{1 + x_2^2}{x_1^2} + \frac{x_1^2 x_2^2 + 100}{(x_1 x_2)^4} \quad (2)$$

Subject to

$$1 \leq x_1 \leq 5, \quad 1 \leq x_2 \leq 5$$

식 (2)에 대하여 Table 2 의 step 1 과 같이 초기 설계영역을 4 수준으로 분할하여 다수의 실험점 (design point)에 대한 함수 값을 이용한 최적화가 수행될 수 있도록 하였다. 즉, Table 2 는 이러한 조건이 반영된 순차적 실험계획법(SDOE)에 의한 결과를 나타낸 것이며, 최종적으로 얻어진 설계영역 (Table 2 의 step 4)에 대하여 Fig. 1 과 같이 인공신경망(ANN)을 이용하여 학습하였다. 이와 같이 구성된 인공신경망을 이용한 설계변수 탐색을 위하여  $x_1$  은 1.5~1.8 을 7 등분,  $x_2$  는 1.85~2.15 를 7 등분으로 각각 분할하여 총 49 개의 실험데이터를 구성하였고, 인공신경망에 적용한 결과를 Fig. 2 에 나타내었다.

Table 2 Results of example 1 by SDOE (different initial condition)

step	D.V.	Levels				Optimum
		1	2	3	4	
1	$x_1$	1	<u>2.333</u>	3.666	5	2.333
	$x_2$	1	<u>2.333</u>	3.666	5	2.333
2	$x_1$	<u>1.666</u>	2.333	3	-	1.666
	$x_2$	1.666	<u>2.333</u>	3	-	2.333
3	$x_1$	1.333	<u>1.666</u>	2	-	1.666
	$x_2$	<u>2</u>	2.333	2.666	-	2
4	$x_1$	1.5	1.666	<u>1.833</u>	-	1.833
	$x_2$	1.833	<u>2</u>	2.166	-	2

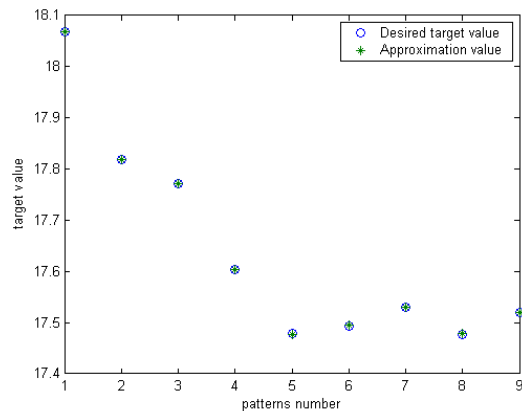


Fig. 1 Comparison target value with network output value (example 1; different initial condition)

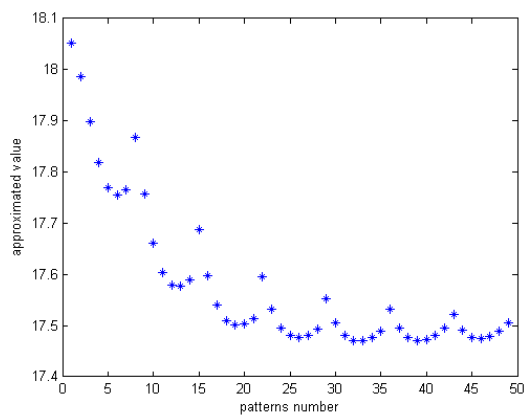


Fig. 2 Output of ANN using test data (example 1; different initial condition)

최적화 수행결과  $x_1 = 1.75, x_2 = 2.0$  이 얻어졌으며, 이는 선행연구에서 3 수준의 초기영역을 이용

한 방법과 동일한 결과이다. 따라서 제시된 알고리즘은 설계영역의 초기조건에 대하여 독립적인 기법임을 확인하였다.

3.3.2 설계변수가 3 개인 경우

식 (3)과 같이 목적함수가 비선형이고 교호작용을 포함하고 있는 문제에 대하여 최적화를 수행하였다.<sup>(14)</sup> 이때, 수학적인 엄밀 해는  $x_1 = 50.0$ ,  $x_2 = 25.0$ ,  $x_3 = 1.5$  이며, 최소화된 목적함수 값은 0 이다.

$$f(x_1, x_2, x_3) = \sum_{i=1}^{99} (f_i(x))^2$$

$$f_i(x) = -0.01i + \exp\left(-\frac{1}{x_1}(u_i - x_2)^{x_3}\right) \quad (3)$$

$$u_i = 25 + (-50 \ln(0.01i))^{2/3} \quad i = 1, \dots, 99$$

Subject to

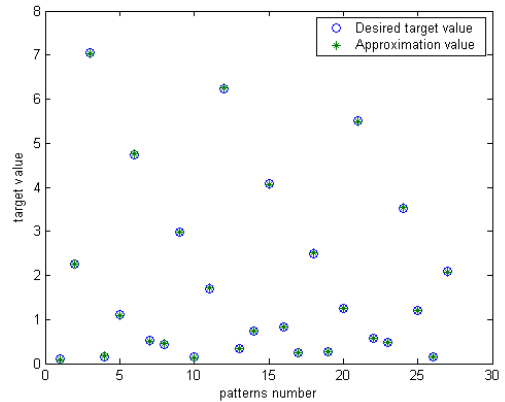
$$0.1 \leq x_1 \leq 100, \quad 0 \leq x_2 \leq 25.6, \quad 0 \leq x_3 \leq 5$$

앞의 예제와 같이 다수의 실험점에 대한 함수 값을 이용한 최적화가 수행될 수 있도록 초기 설계 영역을 4 수준으로 분할하고(Table 3 의 step 1) 최적화를 수행하였다.

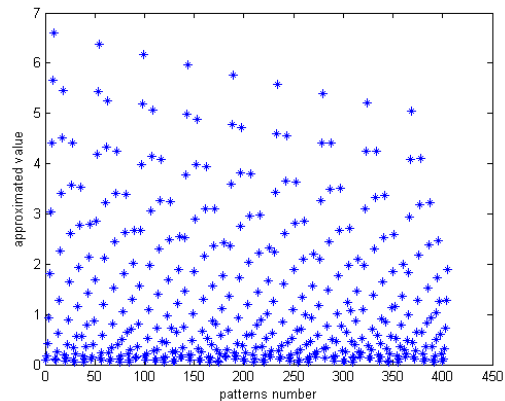
**Table 3** Results of example 2 by SDOE (different initial condition)

step	D.V.	Levels				Optimum
		1	2	3	4	
1	$x_1$	0.1	33.4	66.7	<b>100</b>	100
	$x_2$	0	8.53	17.06	<b>25.6</b>	25.6
	$x_3$	0	<b>1.666</b>	3.33	5	1.666
2	$x_1$	<b>66.7</b>	83.35	100	-	66.7
	$x_2$	17.06	21.33	<b>25.6</b>	-	25.6
	$x_3$	0.833	<b>1.666</b>	2.5	-	1.666
3	$x_1$	<b>58.37</b>	66.7	75.02	-	58.37
	$x_2$	21.33	23.46	<b>25.6</b>	-	25.6
	$x_3$	1.250	<b>1.666</b>	2.083	-	1.666
4	$x_1$	<b>54.21</b>	58.37	62.53	-	54.21
	$x_2$	23.467	24.533	<b>25.6</b>	-	25.6
	$x_3$	<b>1.458</b>	1.666	1.874	-	1.458

즉, Table 3 은 순차적 실험계획법에 의한 결과이며, step 1 의  $x_1$ ,  $x_2$  와 같이 도출된 최적수준이 초기 설계영역의 최대값과 같으면, step 2 의 실험수행을 위한 3 수준의 값으로 사용하게 된다. 따라서, 순차적 실험계획법(SDOE)에 의해 최종적으로 얻어진 설계영역(Table 3 의 step 4)에 대하여 Fig. 3 과 같이 인공신경망(ANN)을 이용하여 학습하였으며, 구성된 인공신경망을 이용한 설계변수 탐색을 위하여  $x_1$  은 54.5~62.5 를 9 등분,  $x_2$  는 23.5~25.5 를 5 등분,  $x_3$  는 1.45~1.85 를 9 등분으로 각각 분할하여 실험데이터를 구성하고 인공신경망에 적용한 결과를 Fig. 4 에 나타내었다. 적용결과  $x_1 = 57.5$ ,  $x_2 = 25.0$ ,  $x_3 = 1.55$  가 얻어졌으며, 이때의 목적함수는 0.005 이다. 이는 선행연구에서 얻어진 목적함수 값인 0.003 과 매우 유사한 값이고, 변수 자체가 가지는 제한조건(side constraint)에 걸리지 않는 근사 최적해임을 확인할 수 있다. 따라서 앞의 예제에서와 같이 제시된 알고리즘은 설계영역



**Fig. 3** Comparison target value with network output value (example 2; different initial condition)



**Fig. 4** Output of ANN using test data (example 2; different initial condition)

의 초기조건에 독립적인 기법임을 알 수 있다.

#### 4. 실험계획법(DOE)과 반응표면법(RSM)을 이용한 최적설계

제안된 알고리즘의 공학문제에 대한 적용성 검토를 위하여 기존의 실험계획법(DOE)과 반응표면법(RSM)을 이용한 최적설계를 수행하였으며, 자동요소망 생성 프로그램 개발을 통해 설계변수를 최적화 과정에서 고려할 수 있도록 하였다.

##### 4.1 문제의 정의

Fig. 5는 FMH 충돌해석을 위한 센터 필라 트림 구조이며, 충돌해석의 상세 과정은 저자들의 선행 연구<sup>(10)</sup>를 통해 제시하였다. 따라서, 충격 성능 향상을 위한 리브 구조 최적설계를 수행한 것이며, 이를 위한 최적화 문제 정의는 식 (4)와 같다.

$$\begin{aligned} &\text{find } x \\ &\text{to minimize } f(x) \\ &\text{subject to} \\ &x_k^{lower} < x_k < x_k^{upper}, \quad k=1, \dots, 3 \end{aligned} \quad (4)$$

여기서  $x$ 는 설계변수로서 Fig. 5에 나타낸 것처럼 횡방향 리브간격( $A$ ), 횡방향 리브두께( $B$ ), 종방향 리브두께( $C$ )이며,  $f(x)$ 는 최소화하기 위한 목적함수로서  $HIC(d)$ 로 선정하였다. 또한  $lower$ 와  $upper$ 는 설계변수가 존재할 수 있는 설계영역의 하한과 상한을 의미한다.

##### 4.2 최적화 결과

###### 단계 1

본 연구에서는 리브두께와 달리 비교적 넓은 설

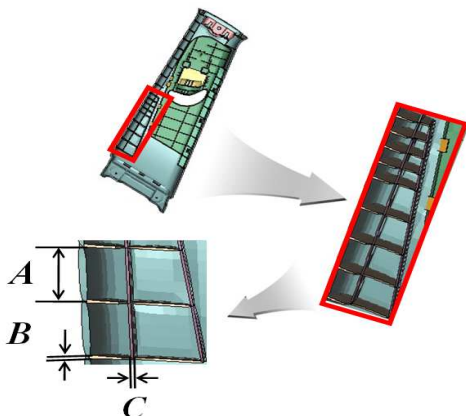


Fig. 5 Design variables for rib pattern optimization

계영역을 갖는 횡방향 리브간격( $A$ )의 수렴성 향상을 위하여 Table 4에 나타낸 것처럼 좁은 영역으로 설정하고 최적화를 수행하였으며, 일반적으로 시간과 비용을 절감할 수 있다고 알려진 중심합성법(central composite method, CCM)을 이용하여 실험을 수행하였다. 즉, 3인자 3수준에 대하여 전체실험의 경우  $3^3=27$ 회의 실험을 수행해야 하지만, 중심합성계획의 경우  $2^3+2 \times 3+1=15$ 회의 실험만으로 반응표면을 구성할 수 있는 장점을 갖는 실험계획법이다. 따라서 이를 이용하여 직교배열표를 구성하고, 유한요소해석에 의한 행렬실험 결과는 Table 5와 같다.

이러한 결과를 이용하여 스케일링 된 설계변수  $x_1$ ,  $x_2$  및  $x_3$ 와  $HIC(d)$  사이의 관계를 적절히 표현할 수 있는 회귀함수 도출을 위하여 최소자승법을 적용하면 식 (5)와 같은 2차식의 회귀함수가 얻어진다.

Table 4 Factors and levels (B-pillar trim by DOE)

Factor	Level 1	Level 2	Level 3
$A$ (mm)	15	20	25
$B$ (mm)	0.8	1.0	1.2
$C$ (mm)	0.8	1.0	1.2

Table 5 Experimental design and response values (FMH, step 1)

Expt. No	$x_1$	$x_2$	$x_3$	$HIC(d)$
1	-1	-1	-1	445.2
2	-1	-1	1	465.5
3	-1	1	-1	490.1
4	-1	1	1	560.6
5	0	0	0	444.7
6	1	-1	-1	465.4
7	1	-1	1	464.8
8	1	1	-1	448.7
9	1	1	1	487.4
10	$\sqrt{3}$	0	0	441.7
11	$-\sqrt{3}$	0	0	555.7
12	0	$\sqrt{3}$	0	491.0
13	0	$-\sqrt{3}$	0	455.6
14	0	0	$\sqrt{3}$	463.4
15	0	0	$-\sqrt{3}$	462.4

$$\begin{aligned}
 HIC(d) = & 444.72 - 36.19x_1 + 25.65x_2 + 16.17x_3 \\
 & + 54.07x_1^2 + 28.68x_2^2 + 18.27x_3^2 - 50.25x_1x_2 \\
 & - 19.75x_1x_3 + 33.61x_2x_3
 \end{aligned} \quad (5)$$

식 (5)의 회귀함수에 대한 신뢰도인  $R^2$  및  $R^2_{adj}$  값은 각각 0.616 와 0.583 이었다. 이는 구성된 반응표면이 실제 반응량과 큰 오차를 가진다는 것을 의미한다. 따라서 실험점을 추가하고 상기의 과정을 반복하였다.

**단계 2**

단계 1 에서 0.9 보다 낮은 회귀함수 신뢰도 값이 얻어졌으므로 많은 실험점을 추출할 수 있는 전체실험법(full factorial design)을 적용하여 직교배열표를 구성하고, 유한요소해석에 의한 행렬실험을 수행한 결과는 Table 6 과 같다. 따라서, 이를 통해 얻어진 2 차 회귀함수는 식 (6)과 같다.

$$\begin{aligned}
 HIC(d) = & 447.35 - 17.83x_1 + 17.65x_2 + 11.59x_3 \\
 & + 20.99x_1^2 + 9.23x_2^2 + 2.79x_3^2 - 18.73x_1x_2 \\
 & - 7.12x_1x_3 + 9.55x_2x_3
 \end{aligned} \quad (6)$$

식 (6)의 회귀함수에 대한 신뢰도  $R^2$  및  $R^2_{adj}$  는 0.89 및 0.86 으로써 비교적 양호한 값이 얻어졌으며, 수학적인 최적화 알고리즘을 적용하여 해를 구하면  $x_1=0.108$ ,  $x_2=-0.328$ ,  $x_3=-1$  이 얻어진다. 이는 중방향 리브두께( $x_3$ )가 설계영역의 경계 값에 수렴하는 것을 의미하기 때문에 근사 최적해로 볼 수 없다.

**단계 3**

단계 2 에서 비교적 양호한 수준의  $R^2$  값이 얻어졌으나, 근사 최적 해를 도출하지 못하였다. 따라서 상기의 과정을 보완하기 위해 넓은 설계영역에서 다수의 실험데이터를 이용하기 위한 방안으로 Table 7 과 같이 중심합성계획(CCD)과 전체실험법을 혼합한 직교배열표를 구성하고, 이를 통하여 얻어진 3 차식의 회귀함수는 식 (7)과 같다.

$$\begin{aligned}
 HIC(d) = & 447.94 - 17.81x_1 + 37x_2 + 29.87x_3 \\
 & + 54.48x_1^2 + 26.6x_2^2 + 13.98x_3^2 - 56.19x_1x_2 \\
 & - 21.37x_1x_3 + 28.65x_2x_3 - 39.18x_1^3 - 19.3x_2^3 \\
 & - 29.37x_3^3
 \end{aligned} \quad (7)$$

**Table 6** Experimental design and response values (FMH, step 2)

Expt. No	$x_1$	$x_2$	$x_3$	$HIC(d)$
1	-1	-1	-1	445.2
2	-1	-1	0	458.5
3	-1	-1	1	465.5
4	-1	0	-1	485.5
5	-1	0	0	490.5
6	-1	0	1	507.0
7	-1	1	-1	490.1
8	-1	1	0	544.8
9	-1	1	1	560.6
10	0	-1	-1	437.0
11	0	-1	0	441.5
12	0	-1	1	451.5
13	0	0	-1	441.1
14	0	0	0	444.7
15	0	0	1	459.6
16	0	1	-1	453.0
17	0	1	0	474.3
18	0	1	1	492.6
19	1	-1	-1	465.4
20	1	-1	0	463.7
21	1	-1	1	464.8
22	1	0	-1	459.3
23	1	0	0	430.2
24	1	0	1	448.0
25	1	1	-1	448.7
26	1	1	0	459.3
27	1	1	1	487.4

식 (7)의 회귀함수에 대한 신뢰도  $R^2$  및  $R^2_{adj}$  는 0.91 및 0.90 이었다. 따라서 이를 이용한 최적화 결과  $x_1=-0.111$ ,  $x_2=-0.429$ ,  $x_3=-0.343$  가 얻어졌고, 이때의 회귀함수의 반응량은 434.5 이다. 이러한 값은 스케일 된 값이므로 식 (8)을 이용하여 도출된 값을 실제의 값으로 환산하면  $A=19.04$ (횡방향 리브간격),  $B=0.85$ (횡방향 리브두께),  $C=0.88$ (중방향 리브두께)가 된다.

$$\begin{aligned}
 A &= 8.66x_1 + 20 \\
 B &= 0.3464x_2 + 1 \\
 C &= 0.3464x_3 + 1
 \end{aligned} \quad (8)$$

**Table 7** Experimental design and response values (FMH, step 3)

Expt. No	$x_1$	$x_2$	$x_3$	HIC(d)
1	-1	-1	-1	445.2
2	-1	-1	0	458.5
3	-1	-1	1	465.5
4	-1	0	-1	485.5
5	-1	0	0	490.5
6	-1	0	1	507.0
7	-1	1	-1	490.1
8	-1	1	0	544.8
9	-1	1	1	560.6
10	0	-1	-1	437.0
11	0	-1	0	441.5
12	0	-1	1	451.5
13	0	0	-1	441.1
14	0	0	0	444.7
15	0	0	1	459.6
16	0	1	-1	453.0
17	0	1	0	474.3
18	0	1	1	492.6
19	1	-1	-1	465.4
20	1	-1	0	463.7
21	1	-1	1	464.8
22	1	0	-1	459.3
23	1	0	0	430.2
24	1	0	1	448.0
25	1	1	-1	448.7
26	1	1	0	459.3
27	1	1	1	487.4
28	$\sqrt{3}$	0	0	441.7
29	$-\sqrt{3}$	0	0	555.7
30	0	$\sqrt{3}$	0	491.0
31	0	$-\sqrt{3}$	0	455.6
32	0	0	$\sqrt{3}$	463.4
33	0	0	$-\sqrt{3}$	462.4

또한 회귀함수의 타당성 검증을 위하여 단계 3에서 도출된 근사최적 해에 대한 실제 해석을 수행하여 얻은 반응량은 445.6 이며 회귀함수의 반응량과의 오차는 2.5%이다. 이를 통해 회귀함수는 허용할 수 있는 오차범위에서 실제 반응량을 잘

**Table 8** Factors and levels (B-pillar trim by SDOE)

Factor	Level 1	Level 2	Level 3
A (mm)	10	30	50
B (mm)	0.8	1.0	1.2
C (mm)	0.8	1.0	1.2

**Table 9** Results of FMH problem by SDOE

Step	D.V.	Levels			Optimum
		1	2	3	
1	$x_1$	10	<b>30</b>	50	30
	$x_2$	0.8	1.0	<b>1.2</b>	1.2
	$x_3$	0.8	1.0	<b>1.2</b>	1.2
2	$x_1$	<b>20</b>	30	40	20
	$x_2$	0.8	1.0	<b>1.2</b>	1.2
	$x_3$	0.8	1.0	<b>1.2</b>	1.2
3	$x_1$	15	<b>20</b>	25	20
	$x_2$	<b>0.8</b>	1.0	1.2	0.8
	$x_3$	<b>0.8</b>	1.0	1.2	0.8

추종하고 있음을 알 수 있었으며, 실험계획법과 반응표면법을 이용한 리브패턴 최적설계를 통하여 초기의 상해치 465.5 는 445.6 으로 4.3% 감소되는 것을 확인하였다.

### 5. 순차적 실험계획법(SDOE)과 인공신경망(ANN)을 이용한 최적설계

#### 5.1 문제의 정의

최적화 수행을 위한 문제정의는 식 (4)와 같으며, 순차적 실험계획법을 적용하기 위한 설계영역은 기존 연구결과 및 최대 허용 가능한 설계범위를 고려하여 Table 8 과 같이 설정하였다.

#### 5.2 최적화 결과

행렬실험과 평균분석을 반복 적용하는 개념인 순차적 실험계획법을 적용한 결과를 Table 9 에 나타내었다. 이때,  $x_2$  및  $x_3$  에 대한 설계영역은 인공신경망에 바로 적용 할 수 있는 좁은 범위의 값이므로 횡방향 리브간격( $x_1$ )에 대해서만 순차적 실험계획법을 적용하였다.

상기의 과정을 통하여 얻어진 최종 영역(Table 9

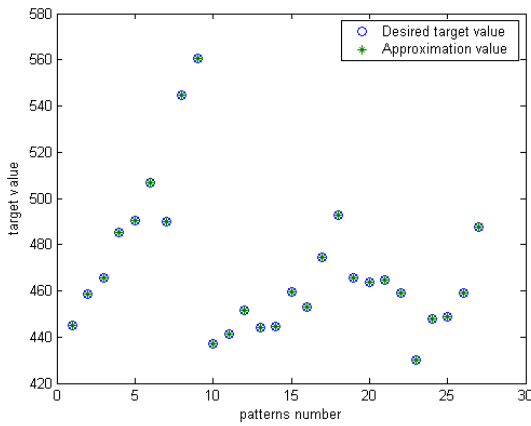


Fig. 6 Comparison target value with network output value (B-pillar trim)

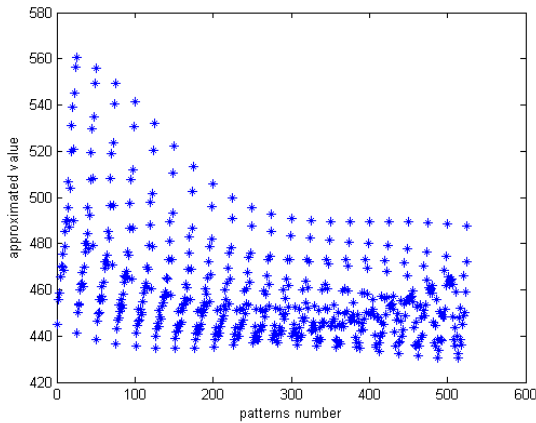


Fig. 7 Output of ANN using test data (B-pillar trim)

의 step 3)에 대하여 Fig. 6 과 같이 인공지능망을 이용하여 학습하였다. 또한, 구성된 인공지능망을 이용하여 목적함수를 최소로 하는 설계변수 탐색을 위하여  $x_1$ 은 15~25 를 21 등분,  $x_2$ 는 0.8~1.2 를 5 등분,  $x_3$ 는 0.8~1.2 를 5 등분으로 분할하여 실험데이터를 구성하였다.

Fig. 7 은 구성된 실험데이터를 인공지능망에 적용한 결과이며, 최적화된 설계변수 값은  $x_1=25.0$ ,  $x_2=1.0$ ,  $x_3=1.0$  이 얻어졌다. 이는 설계변수 자체의 제한조건(side constraint)에 걸리지 않는 근사 최적해이며, 이때의 목적함수 값은 430.2 이었다.

마지막으로 Table 10 은 시행착오에 의한 실험계획법을 반복 적용한 4 장의 결과와 본 연구에서 제안한 방법의 근사모델 구성에 필요한 함수비용 및 목적함수를 비교한 것으로써, 시간비용의 대부분을 차지하는 해석횟수는 체계적인 반복과정을 적용한 본 연구결과가 적음을 알 수 있다. 또한, 목적함수도 3.5% 개선되는 것을 확인하였다.

Table 10 Comparison of function evaluation between methods (FMH problem)

Method	Function evaluation	Objective Function values
DOE+RSM	93	445.6
SDOE+ANN	81	430.2

### 6. 결 론

본 연구에서는 순차적 실험계획법과 인공지능망을 이용한 최적화 알고리즘을 센터 필라 트림의 충격성능 향상을 위하여 적용하였으며, 기존 연구결과와 비교를 통해 다음과 같은 결론을 얻었다.

(1) 실험계획법과 반응표면법을 반복 적용한 기존의 연구결과는 인자 자체가 가지는 제한 조건에 걸리는 경우가 발생하였으며 (단계 2), 횡방향 리브간격 인자의 경우 상대적으로 넓은 영역에서 탐색이 필요하므로 수렴성 향상을 위해 좁은 구간을 설계영역으로 설정하고 최적화를 수행하였다. 따라서 설계자의 경험적 지식이 필요한 방법임을 확인하였다.

(2) 순차적 실험계획법과 인공지능망을 이용한 새로운 알고리즘을 적용하면 인자 자체가 가지는 제한조건에 걸리지 않는 근사 최적해가 체계적인 방법에 의하여 얻어지며, 각 인자의 초기 설계영역도 최대 허용 가능한 범위를 바로 적용할 수 있는 방법임을 확인하였다.

(3) 새로운 알고리즘은 수학예제를 통해 설계영역의 초기조건에 대하여 독립적인 기법임을 확인하였다.

### 참고문헌

- (1) Lee, S. W., Hong, S. G., Han, K. H., Yang, T. G., Suh, M. W., 1998, "Experimental Research on the Analysis and Improvement of Impact Performances in FMH Impact Test of Passenger Car," *Transaction of the KSAE*, Vol. 7, No. 4, pp. 276~286.
- (2) Lorenzo, L., Mirdamadi, M. and Fennessy-Ketola, K., 1996, "A Methodology for Developing Interior Trim Panels to Comply with the New FMVSS201 Legislation," *International Congress and Exposition*, SAE paper 960152, pp. 1~9.
- (3) Lorenzo, L., Burr, S. and Fennessy-Ketola, K., 1996, "Integrated Inner Door Panel/Energy Absorber Design for Side Impact Occupation Protection," *SAE International Congress and Exposition*, SAE technical paper 960151.



- (4) Ha, W. P., Ha, D. Y., Kim, J. H., Park, S. J., 2003, "FMH Impact Analysis Using Equivalent Model in the Vehicle with Curtain Airbag," *Spring Conference Proceedings of KSAE*, pp. 716~720.
- (5) Youn, Y. H., Kim, Y. K., Park, H. G., An, H. S., Kim, H. O., 2005, "Analytical Studies on the Pillar Trim Impact Test Using FMH," *Spring Conference Proceedings of the KSAE*, pp. 1491~1495.
- (6) Park, K. O., Lee, Y. H., Beom, H. K., Kwon, O. S., 2005, "Numerical Implementation for Effect of Forehead Impact Zone in FMH Impact," *Spring Conference Proceedings of the KSAE*, pp. 645~649.
- (7) Youn, Y. H., Na, H. H., Han, Y. H., Lee, H. S., 2005, "A Study of Relationship Between Side FMH Test and Side Sled Test," *Autumn Conference Proceedings of the KSAE*, pp. 1510~1514.
- (8) Federal Motor Vehicle Safety Standard: 49CFR PART 571) "FMVSS 201-Occupant Protection in Interior impact," June 5, 2002.
- (9) Lee, J. H. and Suh, M. W., 2008, "Development of Optimization Algorithm for Unconstrained Problems Using the Sequential Design of Experiments and Artificial Neural Network," *Trans. Soc. Mech. Eng. A*, Vol. 32, No. 3, pp.258~266.
- (10) Kim, J. M., Lee, J. H., Chun, J. H., Bae, C. H., Hong, H. S., Suh, M. W., 2007, "Optimal Rib Structure Design of a B-pillar Trim for Occupant Head Protection," *Spring Conference Proceedings of the KSAE*, pp. 1332~1337.
- (11) Park S. H., "Design of Experiments," Min Young Inc., Seoul, 2006.
- (12) Baek, S. H., Lee, D. W., Lee, K. Y., Cho, S. S., Joo, W. S., 2002, "Application of Sequential Quadratic Programming on Multi-Objective Optimization Using the Stochastic Method," *Spring Conference Proceedings of the KSAE*, pp.954~961.
- (13) Reklaitis, G. V., Ravindran, A., and Ragsdell, K. M., 1983, *Engineering Optimization Methods and Applications*, John Wiley & Sons, Inc., New York, pp. 123~124.
- (14) Hock W. and Schittkowski K., 1981, "Lecture Notes in Economics and Mathematical Systems," Springer-Verlag, New York.