

TOPSIS 와 전산직교배열을 적용한 자동차 로워암의 다수준 형상최적설계

Multi-level Shape Optimization of Lower Arm by using TOPSIS and Computational Orthogonal Array

이광기¹, 한승호^{2,✉}
Kwang Ki Lee¹ and Seung Ho Han^{2,✉}

¹ 브이피코리아 정보기술팀 (Information Technology Team, VP Korea)

² 동아대학교 기계공학과 (Department of Mechanical Engineering, Donga Univ.)

✉ Corresponding author: shhan85@dau.ac.kr, Tel: 051-200-7655

Manuscript received: 2010.10.28 / Revised: 2011.1.11 / Accepted: 2011.1.27

In practical design process, designer needs to find an optimal solution by using full factorial discrete combination, rather than by using optimization algorithm considering continuous design variables. So, ANOVA(Analysis of Variance) based on an orthogonal array, i.e. Taguchi method, has been widely used in most parts of industry area. However, the Taguchi method is limited for the shape optimization by using CAE, because the multi-level and multi-objective optimization can't be carried out simultaneously. In this study, a combined method was proposed taking into account of multi-level computational orthogonal array and TOPSIS(Technique for Order preference by Similarity to Ideal Solution), which is known as a classical method of multiple attribute decision making and enables to solve various decision making or selection problems in an aspect of multi-objective optimization. The proposed method was applied to a case study of the multi-level shape optimization of lower arm used to automobile parts, and the design space was explored via an efficient application of the related CAE tools. The multi-level shape optimization was performed sequentially by applying both of the neural network model generated from seven-level four-factor computational orthogonal array and the TOPSIS. The weight and maximum stress of the lower arm, as the objective functions for the multi-level shape optimization, showed an improvement of 0.07% and 17.89%, respectively. In addition, the number of CAE carried out for the shape optimization was only 55 times in comparison to full factorial method necessary to 2,401 times.

Key Words: Multi-Level Optimization (다수준 최적설계), Multi-Objective Optimization (다중목적 최적설계), Lower Arm for Automobile (차량용 로워암), Computational Orthogonal Array (전산 직교배열), Taguchi Method (다구찌법)

1. 서론

최근에 빠르게 발전되는 CAE(Computer Aided Engineering) 기법의 도움으로 자동차 시제품(Prototype)의 제작 없이 가상설계 및 가상실험만으

로 결과를 예측하는 방법이 자동차 업계에서 다양하게 적용되고 있다. 차량 현가장치를 구성하는 로워암(Lower Arm)은 노면으로부터 발생하는 진동 및 충격을 흡수하여 안정된 승차감 및 주행 안정성을 유지시키는 역할을 하는 주요한 부품 중 하

나로서 주행 중 소성변형이나 파괴가 일어나지 않도록 형상최적설계가 이루어져야 한다. 관련 연구 동향을 살펴보면, 김종규 등¹은 주조로 제작된 전륜 현가장치의 로워암에 대하여 유한요소법을 적용하여, 차량주행 특성에 따라 각 부위의 응력분포를 해석적으로 구하고 이를 기초로 로워암의 형상 및 치수를 가장 경제적으로 최적화시키는 과정을 제시하였다. 박남신 등²은 유한요소법과 다구찌 직교배열을 이용하여 로워암의 무게, 변위 및 평균응력을 각각 1, 2, 3 순위의 목적함수로 정의하여 기존의 소재인 구조용 압연강판인 S45C 를 Al6061 로 교체하는 다목적 최적설계를 수행하였다. 한편, 송병철 등³은 3G Bumping 하중 조건에서 일차 중심합성법에 민감도분석을 통하여 설계변수를 줄인 후 이차 중심합성법을 적용하여 로워암의 경량화를 수행한 바 있다.

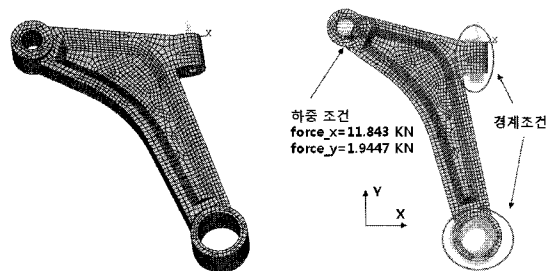
그러나, 로워암을 설계하는 현장에서는 연속형으로 정의한 형상설계인자의 최적해를 구하는 방법보다는 설계자의 경험에 의한 다양한 조합의 불연속형 형상설계인자 중에서 최적조합을 찾는 방법을 선호하고 있다. 이러한 이유로 아직도 다구찌가 제안한 직교배열 기반 분산분석이 산업계 전반에 걸쳐 광범위하게 적용되고 있다.⁴ 다구찌가 제안한 방법은 2 또는 3 수준의 직교배열을 기본으로 하여 분산분석에 의한 최적조합을 구하는 방법으로 설계자가 원하는 다수준 직교배열에 의한 최적설계에 적용되지 못한다.⁵ 또한, 다구찌 방법에서 다목적함수를 처리할 수 있는 SN(Signal-to-Noise)비는 무게와 응력과 같이 서로 상반된 특성을 갖는 목적함수를 정의하고 분석하는 데에 한계가 있다.⁶ 즉, 실험분석이 아닌 로워암 설계와 같은 확정론적 해석에서는 다구찌가 제시한 2, 3 수준을 적용하는 것보다 7 수준 이상의 다수준 직교배열을 적용하는 것이 관심이 있는 설계영역 전반에 걸친 정확한 정보를 설계자에게 줄 수가 있다. 이를 위하여 전산실험계획법 관점에서 Owen⁷이 제안한 다수준 직교배열 생성방법이 적용될 수 있다. 아울러, 무게와 작용응력을 최소로 하는 다중목적함수의 설정과 이들 함수의 모순관계를 확인하면서 다양한 설계 요구스펙을 만족시켜줄 수 있는 방안과 대안을 찾는 문제가 어려움으로 대두되었다.

본 연구에서는 자동차 로워암의 다수준 형상최적설계를 위하여, Owen 이 제시한 다수준 직교배열 생성방법으로 4 개의 형상설계변수에 대한 총 49 회의 시뮬레이션으로 7 수준 4 인자 직교배열인

$L_{49}7^4$ 를 생성하고, 이를 로워암의 무게와 최대응력을 동시에 최소화하는 설계 문제에 적용하였다. 한편, 무게와 최대응력과 같은 서로 상반된 다중목적함수에 대한 최적설계를 수행하면서, 목적함수 각각에 대한 분석이 가능한 다속성 의사결정법(MADM : Multi Attribute Decision Making)⁸ 중 하나인 TOPSIS (Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution)^{9,10}를 도입하였다. 49 회의 시뮬레이션으로 얻어진 다수준 직교배열에 신경망모형을 구성하고, TOPSIS 를 순차적으로 적용하여 다수준 형상최적설계를 수행하였다. 얻어진 최적 해를 2,401 회 해석의 7⁴ 완전요인배치법의 실제 결과와 비교하여 제안한 방법론의 적합성을 검증하였다.

2. CAE 기반 자동차 로워암의 응력해석

로워암의 유한요소 모델을 구성하기 위하여, CAD 로부터 얻어진 기하학적 형상 정보가 편집되고, 이 형상에 요소화 작업을 수행하여 유한요소 모델의 절점과 요소가 Fig. 1(a)와 같이 생성되었다.



(a) Finite element model (b) Boundary conditions

Fig. 1 Finite element model and boundary conditions for lower arm

로워암은 박판 구조이므로 유한요소 모델에 Shell 요소가 사용되었고, Shell 요소에 두께와 탄성계수 등과 같은 물성치가 입력되었다. 크로스 멤버, 캐리어와 결합되는 연결부 및 부시에는 Solid 요소가 사용되었으며, 부시의 탄성특성을 고려한 재료물성치가 입력되었다. 로워암에 작용응력을 산정하기 위하여, 상용 유한요소해석 프로그램인 ANSYS¹¹를 활용한 구조해석이 수행되었다. 이를 위한 하중 및 경계조건은 Fig. 1(b)와 같다. 하중은 캐리어 연결부의 볼조인트 중심에 인가되도록 모델링하였고, 이때 실차시험을 통해 얻어진 결과 중 force_x 와 force_y 는 x 및 y 방향으로 각각 11.8 및

1.9kN 이다. 경계조건은 크로스 멤버에 연결되는 두 곳의 부시에 부과되었다. 전술한 바와 같이 Solid 요소로 구성된 부시는 고정부 부근에서 구조적 잠금 현상을 구현하며, 부시 중심은 고정하였다.

로워암의 다수준 형상최적설계를 위한 설계변수는 Fig. 2 와 같이 반경 R(mm), 단면 형상에 관련된 높이 D(mm), 폭 W(mm) 및 두께 T(mm)의 4 가지로 하여 매개변수화하였으며, 다중목적함수에는 이에 대한 응답으로서 무게(kg)과 최대응력(MPa)으로 선정하였다. Fig. 3 은 로워암 초기설계안에 대한 형상설계변수인 R, D, W 및 T가 각각 320, 25, 6 및 4mm 인 경우, 상기한 유한요소해석 절차를 통해 얻어진 해석결과이다. 이때, CAE 무게는 3.27kg 이고, 최대응력은 하중이 가해지는 케리어 연결부 지지부에서 발생하고, 크기는 214.5MPa 이다.

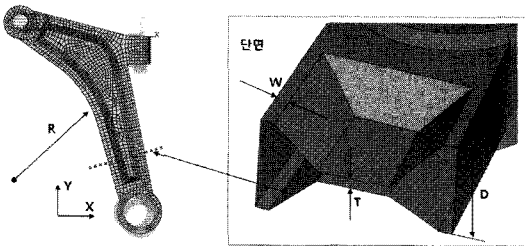


Fig. 2 Shape design variables for parametric study

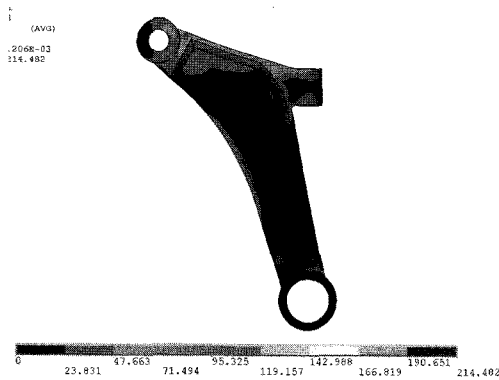


Fig. 3 Stress distribution at initial design stage

3. 다수준 직교배열 및 TOPSIS 를 적용한 신경망 기반 근사모델의 구축

3.1 다수준 직교배열의 구성

일반적으로 다구짜가 제한한 2 또는 3 수준 직교배열도 실험계획법의 관점에서 살펴보면 통계학에서 언급하는 선별(Screening)의 한 방법인 일부실

시법(Fractional Factorial Design)으로 볼 수가 있다. Fig. 2 와 같이 설계 인자가 4 개인 경우에는 다구짜가 제한한 표준배열 중 $L_{18}(2^13^7)$ 및 $L_{27}(3^{13})$ 등과 같은 3 수준 직교배열을 사용할 수 있다. 그러나, 직접적인 실험이 아닌 CAE 기반 설계에서는 설계자가 7 수준 이상의 다수준 직교배열을 적용할 수 있고, 이를 통해 관심있는 설계 영역 전반에 걸친 정확한 조합의 정보가 얻어질 수 있다. 본 연구에서는 Owen이 제시한 Galois Field Design 기법⁷을 적용하여 총 49 회의 7 수준 4 인자 직교배열인 $L_{49}(7^4)$ 을 생성하였다. 이 경우 총 2,401 개의 설계인자 조합이 생성되는데, 전산직교배열을 적용하면 직교성과 균형을 만족하는 49 회의 해석점만 생성할 수 있고, 이를 통해 최적조합을 순차적으로 예측할 수 있다. 생성된 7 수준 4 인자 직교배열은 Table 1 과 같이 정리할 수 있다. 또한, 설계변수간의 상관계수는 0 으로 얻어지는데, 이를 통해 각 인자의 직교성(Orthogonality)이 보장된다는 것을 확인하였다.

Table 1 Orthogonal arrays of $L_{49}(7^4)$ (unit in mm)

No.	R	D	W	T	No.	R	D	W	T
1	200	27	6	8	26	220	37	6	5
2	200	33	4	4	27	220	29	4	7
3	200	35	14	10	28	220	25	14	6
4	200	31	12	5	29	240	27	8	4
5	200	37	8	7	30	240	33	10	10
6	200	29	10	6	31	240	35	16	5
7	200	25	16	9	32	240	31	6	7
8	320	27	4	10	33	240	37	4	6
9	320	33	14	5	34	240	29	14	9
10	320	35	12	7	35	240	25	12	8
11	320	31	8	6	36	260	27	10	5
12	320	37	10	9	37	260	33	16	7
13	320	29	16	8	38	260	35	6	6
14	320	25	6	4	39	260	31	4	9
15	280	27	14	7	40	260	37	14	8
16	280	33	12	6	41	260	29	12	4
17	280	35	8	9	42	260	25	8	10
18	280	31	10	8	43	300	27	16	6
19	280	37	16	4	44	300	33	6	9
20	280	29	6	10	45	300	35	4	8
21	280	25	4	5	46	300	31	14	4
22	220	27	12	9	47	300	37	12	10
23	220	33	8	8	48	300	29	8	5
24	220	35	10	4	49	300	25	10	7
25	220	31	16	10					

3.2 TOPSIS 기법

TOPSIS(Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution)는 Fig. 4 와 같이 이상적인 해(+)에 가장 가까우며 반이상적인 해(-)로부터 가장 먼 대안을 선택하는 방법이다.^{9,10} 최선의 대안은 이상적인 해로부터 거리가 가장 가까워야 하며, 또한 반이상적인 해로부터는 거리가 가장 멀어야 한다. 즉, 대안을 이상적 해와 반이상적인 해의 거리로 변환하여 상대적인 근접 대안을 최적으로 선정하는 것이 TOPSIS 의 알고리즘이다.

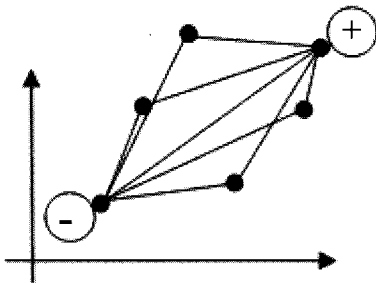


Fig. 4 Concept of TOPSIS

상세 알고리즘은 의사결정행렬(Decision Matrix)의 정규화, 가중 의사결정행렬 구성, 이상적 및 반이상적 해의 계산, 이상적인 해와 가중 의사결정행렬간의 거리 계산 및 상대적 근접도 설정 등 총 5 단계의 절차로 구성된다.^{9,10,12} 여기서 의사결정행렬은 설계자가 의사결정을 내리고자 하는 대안을 열에 위치시키고, 각 대안에 대한 판단기준을 행에 위치시켜 모든 판단기준에 대한 대안의 값들을 행렬로 표시한 것이다. TOPSIS 의 가장 큰 장점은 목적함수간의 단위 및 크기가 다른 경우에도 의사결정행렬의 정규화를 통하여 상호 비교가 가능하며, 가중 의사결정행렬 구성을 통하여 설계자가 원하는 가중치를 손쉽게 목적함수에 부여할 수 있다는 것이다.

최종적으로 얻어지는 이상해로부터의 상대적 근접도 C_i 는 다음과 같이 정의된다. C_i 는 이상적인 해에 가까울수록 1 에 가까운 값을 보이며, 반대로 반이상적인 해에 가까울수록 0 에 가까운 값을 갖는다.

$$C_i = \frac{D_i^-}{D_i^+ + D_i^-}, \quad 0 \leq C_i \leq 1, \quad i = 1, 2, 3, \dots, M \quad (1)$$

여기서, D_i^+ , D_i^- 는 이상해 S_j^+ 와 반이상해 S_j^- 와의 거리를 의미하며 다음과 같이 표현된다.

$$D_i^+ = \sqrt{\sum_{j=1}^N (S_j^+ - w_j y_{ij})^2}, \quad i = 1, 2, \dots, M$$

$$D_i^- = \sqrt{\sum_{j=1}^N (w_j y_{ij} - S_j^-)^2}, \quad j = 1, 2, \dots, N \quad (2)$$

여기서, y_{ij} 는 의사결정행렬이며, w_j 는 가중치(Weight)이다.

상대적 근접도 C_i 와 3.1 절의 다수준 직교배열을 적용하면 다목적 함수에 대한 이상해와 반이상해를 하나의 성능지표로 정의할 수 있다. 따라서, 로워암의 다수준 형상최적설계에 C_i 를 적용하여 최적조합을 선정하고자 한다.

3.3 신경망 기반 근사모델의 구축

최적조합의 선정을 위해서 49 회의 다수준 직교배열에 대한 근사모델을 구축하고, 이를 이용해 최적해를 찾아야 한다. 불연속형 데이터의 근사모델을 만드는 방법에는 반응표면모델, 신경망모델 및 크리깅모델 등과 같은 다양한 방법이 존재하지만, 본 연구의 경우, 7 수준에 의한 응답특성이 비선형성을 나타낼 가능성이 크므로 신경망모델을 적용하여 최적조합을 선정하고자 한다. 신경망모델¹³ 은 인간의 신경망과 유사하게 입력층, 은닉층 및 출력층으로 이루어진 다층 피드백 구조를 수학적으로 모델링한 것이다. 특히, 은닉층은 신경망의 신경세포인 뉴런(Neuron)을 모델링한 것으로, 뉴런의 반응 여부를 결정하기 위하여 일반적으로 계단함수(Step Function)와 같은 활성화 함수(Activation Function)가 적용된다. 신경회로망을 구성하기 위해서는 신경망모델의 학습이 필요하다. 신경회로망 구조는 생성하려는 신경망의 복잡성, 학습 데이터의 크기, 분포상황 및 학습에 필요한 시간에 따라 결정되며, 신경망 학습은 일반적으로 역전파 학습 알고리즘에 의하여 이루어진다.¹⁴

Fig. 5 는 본 연구에서 구축한 신경회로망으로 입력층은 반경 R, 높이 D, 폭 W 및 두께 T 의 4 가지 설계변수로 구성되며, 은닉층은 49 회의 해석점 결과를 가장 잘 모델링해줄 수 있는 7 개 (H1~H7)를 적용하였으며, 마지막으로 출력층은 다중목적함수인 무게(kg)와 최대응력(MPa)을 TOPSIS

의 상대적 근접도 C 로 정의하여 다수준 직교배열을 이용한 다목적 함수의 최적해를 찾는 근사모델이 구축된다.

Fig. 6 은 신경망 기반 근사모델로 구한 상대적 근접도 C 의 주효과를 보여주는 결과이다. 여기서, 설계변수인 반경 R , 높이 D , 폭 W 및 두께 T 가 각각 200mm, 25mm, 10mm 및 10mm 인 경우, C 는 0.498 이다.

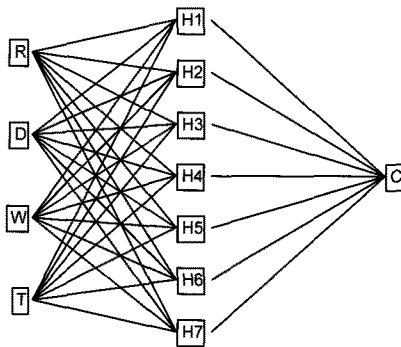


Fig. 5 Structure of 3-Tier neural network

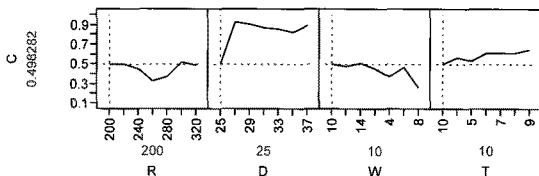


Fig. 6 Main effect predicted by approximated model from neural network

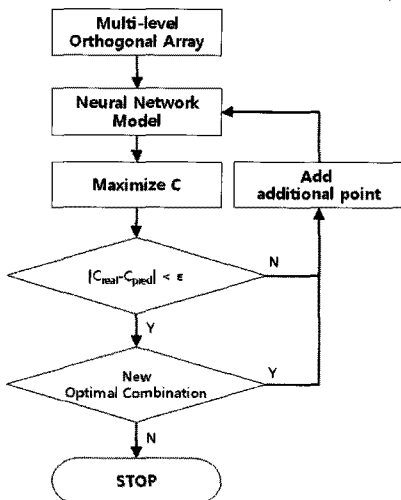


Fig. 7 Sequential procedure for shape optimization

Table 2 Definition of optimal design

Given	R [200 220 240 260 280 300 320]
	D [25 27 29 31 33 35 37]
	W [4 6 8 10 12 14 16]
	T [4 5 6 7 8 9 10]
Find	R, D, W, T
Maximize	C_i
Constraints	$C_i > C_{initial}$

4. 로워암의 다수준 형상최적설계

4.1 TOPSIS 에 의한 순차적 다수준 형상최적 설계 절차

로워암의 다수준 형상최적설계를 수행하기 위한 문제 정의는 Table 2 와 같다. 설계변수인 반경 R , 높이 D , 폭 W 및 두께 T 는 모두 7 수준으로 정의하였으며, 상대적 근접도 C_i 는 이를 최대화하는 망대특성으로 정의하였고 최소한 현재의 상대적 근접도 $C_{initial}$ 보다는 커야 하는 제약조건을 부여하였다. 초기에 로워암 형상을 정의한 유한요소 모델에 49 회의 다수준 직교배열을 실시하여 구축된 신경망 기반 근사모델에 형상최적설계를 수행하여 최적조합을 예측한 후, 유한요소해석을 통한 검증 실시하여야 한다. 만약 예측된 최적조합의 결과가 실제 유한요소해석 값과 차이가 발생하거나 혹은 더 나은 최적조합이 찾아졌다면, Fig. 7 과 같이 예측된 최적조합의 유한요소해석 결과를 기존의 해석점에 추가하여 신경망 기반 근사모델을 반복적으로 생성하여 순차적 형상최적화 작업을 수행하였다.

4.2 로워암의 다수준 형상최적설계

로워암의 다수준 형상최적설계를 Fig. 7 의 순차적 형상최적설계 절차에 따라 수행한 결과, 6 회의 해석점이 추가된 총 55 회의 데이터로부터 최적조합을 구성할 수 있었다. Table 3 은 총 55 회 해석점 중에서 초기값인 14 번 조합과 6 회의 추가 해석점인 총 7 회의 해석점에 대한 이상해와 반 이상해와의 거리 D^+ , D^- 및 이를 통해 구해지는 상대적 근접도 C 를 나타낸 결과이다. 여기서 무게와 최대 응력인 경우에 이상해는 총 55 회 해석점 중에서 가장 적은 값을 갖는 해석점을 의미하며 반이상해는 반대로 가장 큰 값을 갖는 해석점을 의미한다. 최적조합 근방의 값을 찾아 이를 지속적으로 신경망 모델에 순차적으로 추가하기 때문에 최적해 근

방에서 해의 정확도가 높아지고, 추가된 6 회 조합 결과가 최적해로 접근함을 알 수 있다. 최대응력 (S_{max})의 개선이 무게(Mass)의 개선보다 크게 나타나기 때문에 최적조합인 55 번 해석점이 가장 낮은 최대응력을 갖게 된다. 한편, 55 번 해석점의 무게는 가장 작게 나타나지는 않지만 상대적으로 무게가 작은 그룹에 속하여, 최대응력의 개선을 최우선으로 하면서 무게도 작은 해가 구해짐을 알 수 있다. 이는 최대응력과 무게에 대하여 TOPSIS의 속성인 이상해와 반이상해의 거리 D^+ 와 D^- 를 계산하여 상대적 근접도 C_i 가 최대로 되는 최적점을 판단하기 때문이다. 즉, TOPSIS 관점에서 설명하면 최대응력의 이상해와 반이상해의 거리가 무게의 거리보다 멀다는 것을 의미한다.

Table 3 Optimization of lower arm at initial and additional points

No.	Mass [kg]	S_{max} [MPa]	D^+	D^-	C
14	3.266	214.35	0.014	0.017	0.548
50	3.245	182.51	0.003	0.028	0.914
51	3.260	178.89	0.002	0.029	0.941
52	3.257	177.75	0.002	0.030	0.950
53	3.235	180.61	0.002	0.029	0.937
54	3.232	179.70	0.002	0.029	0.947
55	3.263	176.00	0.002	0.030	0.951

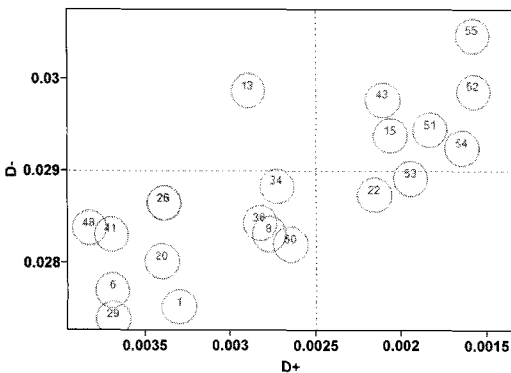


Fig. 8 Optimal solutions in aspect of D^+ and D^-

Fig. 8 은 총 55 회 해석점들의 D^+ 와 D^- 를 도식적으로 나타낸 결과이다. 그래프에서 오른쪽 상단에 있는 55 번 해석점은 TOPSIS의 관점에서 이상해와의 거리가 가장 가깝고 반이상해와의 거리가 가장 먼 최적해를 의미한다.

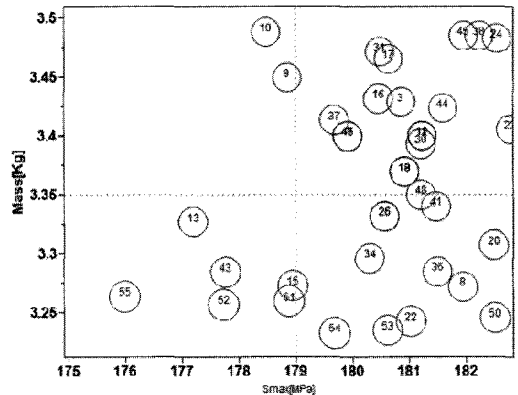


Fig. 9 Optimal solutions in respect of mass and maximal stress

D^+ 및 D^- 를 실제 목적함수인 무게(Mass)와 최대응력(S_{max})으로 환산하여 도식적으로 나타내면 Fig. 9와 같다. Fig. 9를 통하여 TOPSIS의 최적해로 얻어진 55 번 해석점은 최대응력의 관점에서 가장 낮은 값을 보이지만, 무게의 관점에서는 가장 작은 값은 아니고, 작은 값을 보이는 그룹에 속함을 확인 할 수 있다. 즉, 55 번 해석점은 최대응력과 무게의 목적함수를 최소화하는 최적조합임을 의미한다. 이때, 무게는 3.263kg 이고, 최대응력은 176MPa 을 나타낸다. 이는 초기설계치인 무게 3.266kg 과 최대응력 214.48MPa 보다 0.07% 및 17.94% 향상된 값을 보여준다.

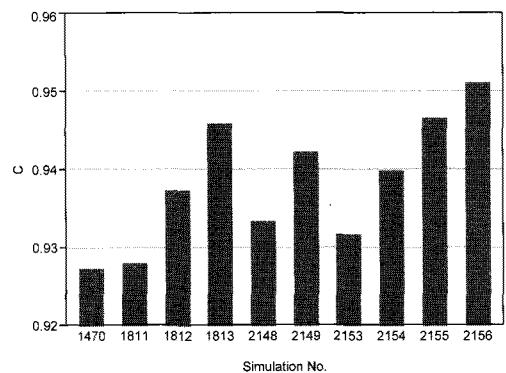


Fig. 10 Results of C according to 2,401 full simulations

한편, TOPSIS 와 전산직교배열에 신경망모델을 구축한 순차적 다수준 형상최적설계를 적용하여 구한 55 회 최적조합의 적합성을 검증하기 위하여 총 2,401 회의 완전요인 해석을 실시하였다. 총 2,401 회 중에서 TOPSIS 를 적용하여 상대적 근접

도를 계산해본 결과 Fig. 10 과 같이 2,156 번 해석 점이 최적조합으로 선정되었고, 이 해석점의 C 값은 0.951 로서, Table 3 의 55 번 해석점의 C 와 동일하다는 것을 확인하였다. 본 연구에서 제시한 순차적 다수준 형상최적설계를 적용하면 55 회의 해석만으로도 2,401 회의 해석을 수행하지 않고도 최적조합을 찾을 수 있음을 입증하였다.

5. 결론

현장에서 설계자의 오랜 경험에 의하여 정해지 는 불연속형의 설계인자의 최적조합을 찾는 방법으로 다수준 전산직교배열과 의사결정 방법론인 TOPSIS 를 제안하여 자동차 로워암의 다수준 형상 최적설계를 수행하였다. 얻어진 결과는 다음과 같다.

- 1) 자동차 로워암의 다수준 형상최적설계를 위한 다수준 직교배열 생성방법으로 7 수준 4 인자 직교배열인 $L_{49}7^4$ 이 생성되었다.
- 2) TOPSIS 기법의 적용을 통해, 로워암의 무게와 최대응력을 이상해로부터의 근접도 C_i 로 표현 하므로서, 다목적 함수에 대한 이상해와 반이상해를 하나의 성능지표로 정하였다.
- 3) 4 개의 설계변수와 각각의 7 수준 정보 및 상대적 근접도로 구성된 3-Tier 신경망 기반 근사 모델을 구축하여 순차적 다수준 형상최적설계 절차를 구성하였다.
- 4) TOPSIS 와 전산직교배열을 적용한 로워암의 다수준 형상최적설계를 실시하여 무게는 3.263kg, 최대응력은 176MPa 로 얻어졌다. 이는 초기 설계 치인 무게 3.266kg 과 최대응력 214.48MPa 보다 0.07%, 17.89% 향상된 값을 보여준다.
- 5) 본 연구에서 제시한 순차적 다수준 형상최적설계를 적용하면, 55 회의 해석만으로도 완전요인 해석에서 요구되는 2,401 회의 해석을 수행하지 않고도 최적조합을 찾을 수 있다.

후 기

본 논문은 동아대학교 학술연구비 지원에 의하여 연구되었으며, 연구수행에 지원을 주신 관계자 여러분께 감사드립니다.

참고문헌

1. Kim, J. K., Park, Y. C., Kim, Y. J. and Lee, K. H.,

“Structural Optimization of a Control Arm with Consideration of Durability Criteria,” Transaction of KSME A, Vol. 33, No. 11, pp. 1225-1232, 2009.

2. Park, N. S., Lee, D. H., Lee, K. Y. and Park, Y. C., “A study on Multi Objective Optimization application of the Lower Control ARM of the Vehicle Suspension,” Donga Industrial Technology Research Center, Vol. 7, No. 2, pp. 39-49, 2002

3. Song, B. C., Kang, D. H., Park, Y. C. and Lee, K. H., “Structure Optimization for a Lower Control Arm Using Finite Element Method,” Proceedings of the Korean Society for Precision Engineering Autumn Conference, pp. 385-386, 2007.

4. Phadke, M. S., “Quality Engineering Using Robust Design,” Prentice Hall, 1989.

5. Taguchi, G and Konishi, S., “Taguchi Methods Orthogonal Arrays and Linear Graphs: Tools for Quality Engineering,” Amer. Supplier Inst., 1987.

6. Nair, V. N., “Taguchi’s Parameter Design: a Panel Discussion,” Technometrics, Vol. 34, No. 2, pp. 127-161, 1992.

7. Owen, A., “Orthogonal Arrays for Computer Experiments, Integration, and Visualization,” Statistica Sinica, Vol. 2, pp. 439-452, 1992.

8. Kim, Y. H., Seo, J. H., Cho, Y. W. and Park, M. K., “A Case Study of MADM using Taguchi Techniques and LAM,” Proc. of Korea Safety Management & Science Annual Fall Conferences, pp. 399-449, 2005.

9. Li, D. F., “TOPSIS-based Nonlinear-Programming Methodology for Multiattribute Decision Making with Interval-Valued Intuitionistic Fuzzy Sets,” IEEE Transactions on Fuzzy Systems, Vol. 18, No. 2, pp. 299-311, 2010.

10. Mahdavi, I., Mahdavi-Amiri, N., Heidarzade, A. and Nourifar, R., “Designing a Model of Fuzzy TOPSIS in Multiple Criteria Decision Making,” Applied Mathematics and Computation, Vol. 206, pp. 607-617, 2008.

11. ANSYS Inc., “ANSYS User’s Guide ver. 11,” 2009.

12. Chakladar, N. D. and Charaborty, S., “A Combined TOPSIS-AHP-method-based approach for non-traditional machining process selection,” Proc. of the Institution of Mechanical Engineers, Part B: Journal of Engineering Manufacture, Vol. 222, No. 12, pp. 1613-1623, 2008.

13. Chen, S., Billings, S. A. and Grant, P. M., "Non-linear System Identification using Neural Networks," *Int. J. Control*, Vol. 51, No. 6, pp. 1191-1214, 1990.
14. The Math Works Inc., "Neural Network Toolbox User's Guide," 1998.