

직교배열표를 이용한 이산공간에서의 최적화 알고리즘 개발

이정욱* · 박준성** · 이권희*** · 박경진†
 (2001년 2월 28일 접수, 2001년 7월 25일 심사완료)

Development of an Optimization Algorithm Using Orthogonal Arrays in Discrete Design Space

Jeong Wook Yi, Joon Seong Park, Kwon Hee Lee and Gyung Jin Park

Key Words : Discrete Design Space(이산설계공간), Orthogonal Arrays(직교배열표), Design of Experiments(실험계획법), Structural Optimization(구조최적설계)

Abstract

The structural optimization have been carried out in the continuous design space or in the discrete design space. Methods for discrete variables such as genetic algorithms are extremely expensive in computational cost. In this research, an iterative optimization algorithm using orthogonal arrays is developed for design in discrete space. An orthogonal array is selected on a discrete design space and levels are selected from candidate values. Matrix experiments with the orthogonal array are conducted. New results of matrix experiments are obtained with penalty functions for constraints. A new design is determined from analysis of means(ANOM). An orthogonal array is defined around the new values and matrix experiments are conducted. The final optimum design is found from iterative process. The suggested algorithm has been applied to various problems such as truss and frame type structures. The results are compared with those from a genetic algorithm and discussed.

1. 서론

최적설계에서 설계변수는 연속설계변수와 이산 설계변수로 분류할 수 있다. 현실적인 구조물의 최적설계에서는 설계변수가 어떤 특정한 값들 중에서 선정되거나 규격화 되어 있는 이산설계변수로 취급될 수 있다. 이러한 이산설계공간에서의 설계는 연속설계변수로 가정하여 최적화를 수행한 후 해를 구하는 경우가 대부분이다. 연속설계공간에서 구한 최적해를 실제 적용하기 위하여 이산값으로 대체할 때, 연속설계공간에서의 최적해보다 한 단계 높은 값을 선정하여 적용하고 있다. 하지만 이러한 방법은 제한조건을 위배할 가능성이 크

다. 따라서 설계 과정 중에 설계변수를 이산 값으로 취급하는 이산 설계법이 요구되고 있다.^(1,2)

이산설계공간의 최적설계를 위한 많은 방법들이 제안되고 있다. Arora 등⁽³⁾은 대화형 설계최적화를 통해 설계변수를 고정시키고자 하였지만 설계자동화 개념이 없어지고 설계자의 주관이 너무 작용한다는 단점이 있다. Salajegheh 등⁽⁴⁾은 분단탐색법(branch and bound method)을 정수계획법(integer programming)을 위해 전개하였고, Rajeev 등⁽⁵⁾은 유전알고리즘(genetic algorithms)을 이용하여 이산설계변수를 처리하였다. 최근에는 컴퓨터의 처리속도 증가에 따라 유전알고리즘이 많이 사용되고 있지만, 구조설계 문제의 경우 여전히 설계에 소요되는 시간이 증가하는 문제점이 있다. 본 논문에서는, 이산설계공간에서의 보다 효율적인 최적설계를 수행하기 위하여 직교배열표(orthogonal array)를 도입하게 되었다. 직교배열표를 사용하는 경우 설계변수의 조합에 대해 일부실험법을 사용하므로 최소한의 해석 횟수로 전조합 실시법과 유사한 설

* 한양대학교 대학원 기계설계학과
 ** 삼성 SDI
 *** 회원, 한양대학교 BK21 기계사업단
 † 회원, 한양대학교 공학대학 기계정보경영공학부
 E-mail : gjpark@hanyang.ac.kr
 TEL : (031)400-5246 FAX : (031)407-0755

계결과를 얻을 수 있다.⁽⁶⁻¹⁰⁾

본 연구에서는 이산설계공간에서 구조물 설계 시 직교배열표를 반복 사용하여 최적화를 수행하는 알고리즘을 개발하여 제시하고자 한다. 먼저 설계변수와 수준수를 고려한 적절한 직교배열표를 선택하고 설계변수의 후보값들 중에서 초기 설계값을 기준으로 수준값을 선정하여 행렬실험을 실시한다. 이때 원래 목적함수 및 유용성(feasibility) 고려를 위해 새로운 반응치를 정의하였다. 새로운 반응치의 평균분석⁽⁷⁾(analysis of means: ANOM)을 통해 최적해를 구하고 행렬실험의 각 행의 결과와 비교하여 우수한 해를 최적해로 선정한다. 최적수준값을 기준으로 새로운 수준값을 선정하여 행렬실험과 평균분석의 과정을 반복진행(iteration)하도록 하였다. 제안된 알고리즘은 적절한 벌칙함수를 도입하여 제한조건이 있는 문제에 대해서도 적용할 수 있도록 하였다.

개발한 알고리즘을 검토하기 위하여 10 부재 트러스(ten bar truss), 2칸 6층 프레임(two bay six story frames), 전기자동차 프레임⁽¹¹⁾의 설계문제에 알고리즘을 적용하였고 결과를 유전알고리즘과 비교하였다.⁽¹²⁾ 유전알고리즘은 상용 최적화 소프트웨어인 iSIGHT ver 5.0⁽¹³⁾의 알고리즘을 이용하였다.

2. 직교배열표를 이용한 실험계획법

직교배열표 실험은 일부실시법으로써, 불필요한 교호작용이나 고차의 교호작용은 구하지 않고 각 인자의 조합 중에서 일부만 선택하여 실험을 실시하는 방법이다.⁽⁹⁾ 일부실시법 중에서 몇 가지 인자들을 동시에 연구하기 위하여 여러 가지 형태의 행렬실험이 사용되는데 직교배열표를 이용하여 행렬실험을 할 경우 요인간에 직교성을 갖도록 실험을 계획하여 데이터를 구하면 같은 실험횟수라도 검출력이 더 좋은 검증을 할 수 있고, 정도가 더 좋은 추정을 할 수 있는 것으로 밝혀져 있다.⁽⁹⁾

다음은 직교배열표를 이용하여 특성치에 대한 평균분석을 수행하는 과정을 설명한다. Table 1에서와 같이 4개의 3수준 인자를 A, B, C, D라 하고 각 수준에서의 값을 결정한 후 $L_9(3^4)$ 를 이용하여 행렬실험을 수행한다. 인자 수준에 의해 정의되는 실험 영역에 대한 η 의 전체평균은 다음과 같이 주어진다.

$$m = \frac{1}{9} \sum_{i=1}^9 \eta_i \tag{1}$$

각 인자의 수준에 대한 실험치 영향을 파악하기

Table 1 An example of orthogonal array, $L_9(3^4)$

Expt. No	Column number and factor assigned				Results (η)
	1 A	2 B	3 C	4 D	
1	1	1	1	1	η_1
2	1	2	2	2	η_2
3	1	3	3	3	η_3
4	2	1	2	3	η_4
5	2	2	3	1	η_5
6	2	3	1	2	η_6
7	3	1	3	2	η_7
8	3	2	1	3	η_8
9	3	3	2	1	η_9

Table 2 Average η by design variable levels in experiments

Design Variables	Levels		
	1	2	3
A	$m_{A1} = \frac{\eta_1 + \eta_2 + \eta_3}{3}$	$m_{A2} = \frac{\eta_4 + \eta_5 + \eta_6}{3}$	$m_{A3} = \frac{\eta_7 + \eta_8 + \eta_9}{3}$
B	$m_{B1} = \frac{\eta_1 + \eta_4 + \eta_7}{3}$	$m_{B2} = \frac{\eta_2 + \eta_5 + \eta_8}{3}$	$m_{B3} = \frac{\eta_3 + \eta_6 + \eta_9}{3}$
C	$m_{C1} = \frac{\eta_1 + \eta_6 + \eta_8}{3}$	$m_{C2} = \frac{\eta_2 + \eta_4 + \eta_9}{3}$	$m_{C3} = \frac{\eta_3 + \eta_5 + \eta_7}{3}$
D	$m_{D1} = \frac{\eta_1 + \eta_5 + \eta_9}{3}$	$m_{D2} = \frac{\eta_2 + \eta_6 + \eta_7}{3}$	$m_{D3} = \frac{\eta_3 + \eta_4 + \eta_8}{3}$

위하여 평균분석을 수행한다. A 인자의 A_1 에 대한 평균을 구하면 다음과 같다.

$$m_{A1} = \frac{1}{3}(\eta_1 + \eta_2 + \eta_3) \tag{2}$$

어떤 인자수준의 효과는 전체 평균으로부터 그 인자수준에 의한 결과의 편차로 정의되므로 수준 A_1 에서 인자의 효과는 식 (1)과 (2)로부터 $(m_{A1} - m)$ 으로 정의된다. 그리고 특성치에 대한 최적수준은 Table 2와 같이 각 인자의 수준별 평균값을 계산하여 최소가 되는 인자들의 조합으로 구해진다. 만약 $m_{A1}, m_{B1}, m_{C2}, m_{D3}$ 가 인자에 대한 최소값이면, A_1, B_1, C_2, D_3 가 인자의 최적수준이 된다.

3. 직교배열표를 반복 사용한 최적화 알고리즘

1. 단계: 문제 설정

최적설계를 위한 목적함수와 설계변수를 설정하여야 하고 설계변수가 가질 수 있는 후보값들이 설정되어야 한다. 행렬실험의 특성치는 목적함수에 해당하고 인자는 설계변수에 해당하며, 행렬실험의 수준값은 설계변수가 가지는 이산화 된 후보값들 중에서 선택된다. 행렬실험에서 수준수는 보통 3수준이 많이 사용된다. 3수준은 비선형성 즉 곡률효과와 최대값이나 최소값을 탐색하는데 많이 쓰인다. 제시된 알고리즘에서는 최대값이나 최소값을 탐색하는데 용이한 3수준을 사용하였다.⁽⁷⁾

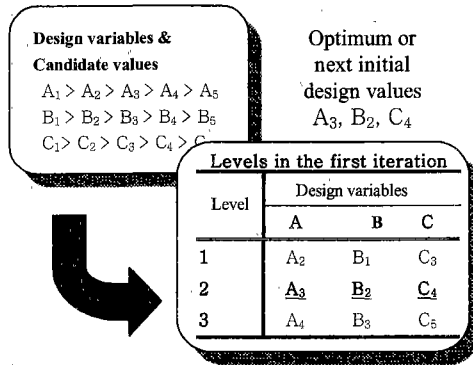


Fig. 1 An example of selection of level values

2 단계: 직교배열표 선택

행렬실험에서 사용할 직교배열표는 설계변수의 수, 각 설계변수의 수준수를 고려하여 적절하게 선택한다. 하지만 여기서 수준수는 3 으로 고정하였으므로 설계변수의 수만 고려하여 직교배열표를 선택한다.

3 단계: 설계변수의 수준값 결정

행렬실험을 위해 직교배열표에 명시된 수준에 대응되는 각 설계변수의 이산값을 직교배열표에 배치해야 한다. 수준값들은 설계변수의 후보값들 중에서 선택하여야 한다. 초기 설계값은 3 개의 수준수 중 두번째 수준으로 설정하고, 초기 설계값과 인접한 한 단계 높거나 낮은 후보값은 각각 첫번째, 수준과 세번째 수준으로 설정한다. 이것은 다음 반복과정에서 초기 설계값보다 크거나 작은 범위로 탐색이 가능하도록 해 준다. 한 번의 반복 과정이 끝나는 7 단계까지 모두 거친 후 최적해가 선정되면 설계변수의 최적 조건을 두번째 수준으로 선정하고 인접한 한 단계 높거나 낮은 후보값들을 첫번째 수준과 세번째 수준으로 선정하여 다음 반복과정을 실시한다. Fig. 1 은 설계변수의 수준값 결정에 대한 예를 보여준다.

4 단계: 행렬실험 실시

지금까지는 행렬실험을 위한 준비 단계였으므로 여기서는 준비된 행렬에 대하여 각 행마다 목적함수와 제한조건 함수를 계산한다. 이 과정에서 직교배열표의 실험횟수 만큼의 유한요소 해석이 이루어진다.

5 단계: 새로운 반응치, R_{new} 의 정의

제한조건이 있는 문제의 경우 제한조건을 고려하기 위하여 식(3)과 같이 원래 반응치 및 벌칙함수로 구성되는 새로운 반응치를 정의한다. 식 (4)는 벌칙함수로서, 제한조건의 위배정도에 따라 계

산되는 값이다.

$$R_{new} = R + P(x) \tag{3}$$

$$P(x) = s \times \sum_{i=1}^m \max[0, v_i] \tag{4}$$

여기서 R 은 원래의 반응치, $P(x)$ 는 벌칙함수, v_i 는 i 번째 제한조건의 최대위배량(maximum violation) 및 s 는 조절계수(scale factor)이다. 3 단계에서 설정된 설계변수의 수준에 대하여 직교배열표 실험을 수행하면, 식 (3)을 구성하는 R 과 제한조건의 최대위배량이 계산된다. 이때, s 는 식 (3)에서 R 과 $\sum_{i=1}^m \max[0, v_i]$ 의 절대크기에 따라 결정한다.

이 값이 너무 크게 되면 반응치의 최소화가 의미가 없어지며, 반대로 너무 작게 되면 구한 최적수준이 불용영역에 있을 확률이 높다. 본 논문에서는 신뢰성 있는 최적수준을 결정하기 위해, 경험에 의해서 벌칙함수의 차수(order)가 반응치의 차수보다 한 차수 높도록 조절계수를 선정하였다.

6 단계: 결과 분석

앞선 단계에서 구한 제한조건의 위배량이 반영된 새로운 반응치를 가지고 평균분석을 실시한다. Table 2 와 같이 작성된 표로부터 구한 수준별 평균(level mean)값을 사용하여 각 설계변수에 대하여 최적조건을 구한다. 평균분석을 통한 최적조건으로 확인실험을 통해 목적함수와 제한조건 함수를 계산한다. 본 논문에서의 직교배열표에 의한 최적수준 결정은 항상 좋은 해만을 제공하지 않는다. 이것은 직교배열표에 설계변수를 배치할 때, 교호작용을 무시하였기 때문에 평균분석을 통한 분석에 오차가 발생할 수 있다. 따라서 직교배열표상의 조합에 의한 경우와 평균분석으로 구한 최적해를 비교하여, 직교배열표상의 조합에 의한 해가 더 우수하다면 그 결과를 최적해로 결정한다.

7 단계: 종료 조건

이번 단계는 알고리즘의 종료여부를 검토하기 위한 단계로써, 제시한 알고리즘에 적용한 종료조건은 다음과 같다.

(1) 해의 개선이 이루어지지 않고 진행된 반복횟수가 5 회 이상일 때

(2) 제한조건을 위배하는 해가 연속적으로 구해지는 반복횟수가 5 회 이상일 때

이산공간의 특성상 연속공간에서 설계 알고리즘의 종료조건인 수렴정도로 해를 판단할 수는 없다 따라서 한 번의 반복과정에서 최적해를 구하고, 다음 반복과정에서 최적해를 구해 이 두 해를 비교하게 된다. 두 해의 개선여부를 판단하여 일정

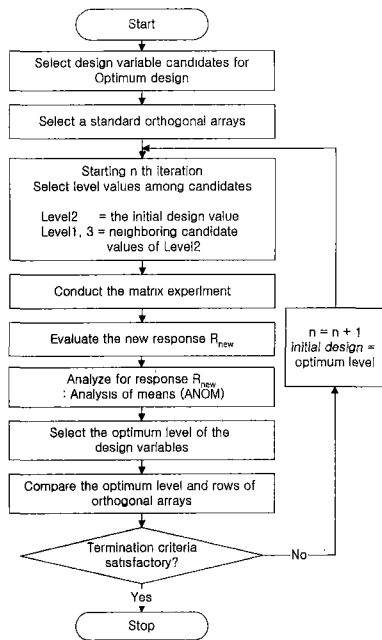


Fig. 2 The flow of an iterative optimization algorithm using orthogonal arrays

한 횟수의 반복과정 동안 해의 개선이 이루어지지 않거나 연속적으로 제한조건을 위배할 경우 개선의 여지가 없는 것으로 판단하여 알고리즘을 종료하도록 하였다. 만일, 두 조건 중 어느 하나라도 만족시키지 못한다면 다시 3 단계로 되돌아가 종료조건이 만족될 때 까지 7 단계까지의 과정을 반복하여 최적값을 산출한다. 이상의 과정은 Fig. 2 와 같이 순서대로 나타낼 수 있다.

4. 예제 적용 및 고찰

제시된 알고리즘의 효용성을 검증하기 위해 다음의 3 가지 예제에 적용하였으며, 유전알고리즘⁽¹³⁾ 결과와 비교하였다. 이때 모집단의 크기는 50, 교배율은 0.6, 돌연변이율은 0.01 을 사용하였고, 종료조건은 해의 개선이 이루어지지 않는 세대수가 20 이상일 때 종료하도록 하였다.

4.1 10 부재 트러스

Fig. 3 과 같이 10 부재 트러스 구조물의 단면적을 결정하는 문제이다. 물성치는 탄성계수(E) 68.9GPa, 포아송비(ν) 0.33, 밀도(ρ) 2770 kg/m³ 을 사용하였고, 문제의 정식화는 다음과 같다.

find design variables A_i
to minimize mass

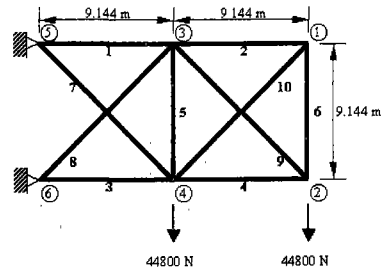


Fig. 3 Ten bar truss

Table 3 Results of example 1

D.V.($\times 10^{-5}m^2$)	L_{27} iteration	Genetic Algorithm
A ₁	542	542
A ₂	97	97
A ₃	542	97
A ₄	323	542
A ₅	465	465
A ₆	97	6
A ₇	400	97
A ₈	400	465
A ₉	465	465
A ₁₀	97	6
Mass (kg)	996.84	931.46
No. of fn. evaluations	532	5369

subject to

$$-172.4MPa \leq \sigma_i \leq 172.4MPa \quad (5)$$

candidate values

$$A_i (\times 10^{-5} m^2) \in \{6, 97, 194, 323, 400, 465, 542, 645, 729, 813\} \quad (i=1, 2, \dots, 10)$$

$$\text{initial values} : [A_1, A_2, \dots, A_{10}]^T = [729, 729, 729, 465, 465, 465, 465, 465, 465, 465]^T (\times 10^{-5} m^2)$$

여기서 σ_i 는 각 부재에 작용하는 응력을 의미한다. $L_{27}(3^{13})$ 표준 직교배열표를 선택하여 행렬실험을 실시하고 반복과정을 실시하여 해를 찾았다. 유전알고리즘에도 적용하여 그 결과를 Table 3 에 수록하였다.

결과를 비교해보면, 최적설계값은 유사하지만 함수계산 횟수에 있어서 직교배열표를 반복사용한 알고리즘이 월등히 적음을 알 수 있다. 이는 상대적으로 유전알고리즘이 제안된 알고리즘에 비해 많은 횟수의 함수계산을 통해 해를 찾는 발견적 기법의 특성을 잘 보여준 결과로 볼 수 있다.

4.2 2 칸 6 층 프레임

Fig. 4 와 같이 분포하중이 작용하는 2 칸 6 층 프레임 구조물의 최적화 문제이다. 설계변수로는 구조물의 부재인 사각형 중공 빔의 두께를 $t_1, t_3, t_6, t_8, t_{11}, t_{13}, t_{16}, t_{18}, t_{21}, t_{23}, t_{26}, t_{28}$ 으로 같은 높이의 부재들은 모두 연계(linking)하여 12 개로 설정하였다. 물성치는 탄성계수(E) 206GPa, 포아송비(ν) 0.33, 밀도(ρ) 7850 kg/m³ 를 사용하였다. 문제의 정식화

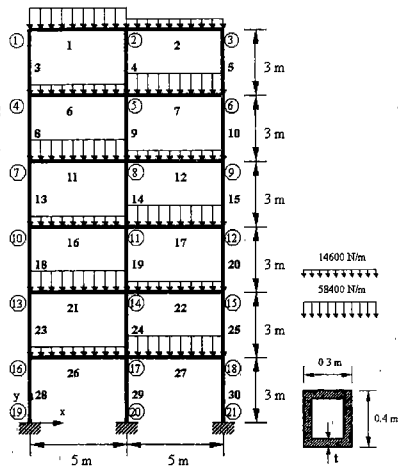


Fig. 4 Two bay six story frames

Table 4 Results of example 2

D.V. (mm)	L ₂₇ iteration	Genetic Algorithm
t ₁	14	14
t ₃	34	34
t ₆	18	18
t ₈	26	18
t ₁₁	10	10
t ₁₃	26	18
t ₁₆	22	14
t ₁₈	26	18
t ₂₁	42	38
t ₂₃	26	14
t ₂₆	18	18
t ₂₈	38	26
Mass (kg)	27875.66	23027.50
No. of fn. evaluations	252	7034

는 다음과 같다.

find design variables

$$t_1, t_3, t_6, t_8, t_{11}, t_{13}, t_{16}, t_{18}, t_{21}, t_{23}, t_{26}, t_{28}$$

to minimize mass

subject to

$$X - \text{displacements} \quad -0.0025m \leq u_i \leq 0.0025m \quad (6)$$

$$Y - \text{displacements} \quad -0.0025m \leq v_i \leq 0.0025m$$

$$\text{stress} \quad -2.5MPa \leq \sigma_j \leq 2.5MPa$$

$$1st \text{ natural frequency} \quad f \geq 3Hz$$

candidate values

$$t_i \text{ (mm)} \in \{10, 14, 18, 22, 26, 30, 34, 38, 42, 46, 50\}$$

$$(i = 1, 3, 6, 8, 11, 13, 16, 18, 21, 23, 26, 28) \quad (j = 1, 2, \dots, 30)$$

$$\text{initial values} : [t_1, t_3, t_6, t_8, t_{11}, t_{13}, t_{16}, t_{18}, t_{21}, t_{23}, t_{26}, t_{28}]^T = [18, 46, 26, 18, 18, 26, 26, 22, 42, 18, 26, 26]^T$$

설계변수의 수가 12 개이고, 수준 수는 3 이므로 L₂₇(3¹³) 표준 직교배열표를 선택하여 알고리즘에 적용시켰다. 유전알고리즘에도 적용하였으며 그

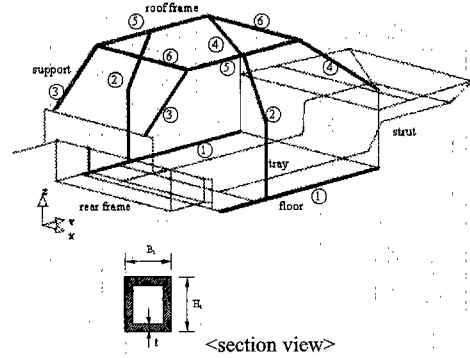


Fig. 5 Space frames of an electrical vehicle

결과는 Table 4 와 같다.

두 알고리즘의 결과를 비교하여 보면 직교배열표를 반복사용한 알고리즘의 함수계산 횟수가 월등히 적지만 최적설계값에서는 차이가 있음을 알 수 있다. 이는 유전알고리즘은 많은 함수계산을 통해 전역해(global minimum)를 구하지만 직교배열표를 반복사용한 알고리즘의 경우 적은 함수계산을 통해 국부해(local minimum) 찾는데 더 유리함을 보여준다.

4.3 전기자동차 프레임

Fig. 5 와 같이 전기자동차의 스페이스 프레임의 제 1 차 고유진동수를 고려한 최적설계 문제이다. 설계변수로는 구조물의 부재인 사각형 중공 빔의 두께를 t₁, t₂, t₃, t₄, t₅, t₆ 으로 6 개로 설정하였다. 나머지 단면의 B_i 와 H_i 는 Table 5 와 같이 고정하였다. 물성치는 탄성계수(E) 206GPa, 포아송비(ν) 0.33, 밀도(ρ) 7850 kg/m³ 를 사용하였다. 문제의 정식화는 다음과 같다.

find design variables t₁, t₂, t₃, t₄, t₅, t₆

to minimize mass

subject to

$$1st \text{ natural frequency} \quad f \geq 29Hz \quad (7)$$

candidate values

$$t_1 \text{ (mm)} \in \{4.2, 4.5, 4.7, 5.0, 5.2, 5.5, 5.7, 6.0, 6.2, 6.5, 6.7, 7.0\}$$

$$t_1, t_2, t_3, t_4, t_5, t_6 \text{ (mm)} \in \{3.2, 3.5, 3.7, 4.0, 4.2, 4.5, 4.7, 5.0, 5.2, 5.5, 5.7, 6.0\}$$

$$\text{initial values} : [t_1, t_2, t_3, t_4, t_5, t_6]^T = [6.7, 5.7, 5.7, 5.7, 5.7, 5.7]^T$$

설계변수가 가질 수 있는 후보값들은 임의로 12 개의 이산값으로 선정하였다. 설계변수의 수가 6 이므로 L₁₈(2¹×3⁷) 표준 직교배열표를 사용하여 반복과정을 통해 해를 찾았다.

최적화 수행 결과는 Table 6 과 같다. 결과를 보

Table 5 Fixed design variables

Design variables	(mm)	Design variables	(mm)
B ₁	58.671	B ₄	49.373
H ₁	88.981	H ₄	31.867
B ₂	54.109	B ₅	49.140
H ₂	30.698	H ₅	50.000
B ₃	27.080	B ₆	43.727
H ₃	31.290	H ₆	50.000

Table 6 Results of example 3

Design variables(mm)	L ₁₈ iteration	Genetic Algorithm
t ₁	5.0	5.2
t ₂	4.2	3.7
t ₃	3.2	4.7
t ₄	3.7	3.2
t ₅	4.0	3.5
t ₆	4.5	5.2
Mass (kg)	171.78	171.68
No. of fn. evaluations	418	2901

면 앞에서 나온 10 부재 트러스 문제와 마찬가지로 최적설계값은 유전알고리즘과 유사한 결과를 얻었지만 직교배열표를 반복사용한 알고리즘의 함수계산 횟수가 유전알고리즘에 비해 월등히 적었음을 알 수 있다.

5. 결론

이산공간에서 최적설계시 직교배열표를 반복 사용하는 알고리즘 개발을 통하여 다음과 같은 결론을 얻었다.

(1) 유전알고리즘에 비해 월등히 적은 횟수의 FEM 함수 계산으로 최적값을 찾을 수 있었다. 10 부재 트러스 및 전기자동차 프레임설계 예제는 모두 유전알고리즘에 비해 직교배열표를 반복 사용하는 알고리즘을 적용하여 적은 함수계산횟수로 우수한 해를 찾을 수 있었다. 이는 유전알고리즘은 발견적 기법으로 많은 탐색을 요구하지만 직교배열표를 반복 사용한 알고리즘은 통계적 기법을 이용하여 적은 횟수로 전체의 경향을 예측한다는 차이점 때문인 것으로 판단된다.

(2) 제시된 방법은 이산공간에서의 최적설계시 국부해를 구하는데 유리한 알고리즘이다. 2 칸 6 층 프레임 예제를 통해 유전알고리즘은 많은 함수계산과 시간을 소요하며 전역해를 찾지만 직교배열표를 반복 사용하는 알고리즘은 적은 함수계산으로 짧은 시간에 국부해를 찾는 데 유리한 알고리즘임을 알 수 있다. 따라서, 제시된 방법은 초기치에 따라 다른 최적해가 산출될 가능성이 있다.

(3) 본 연구에서는 기존의 직교배열표를 이용한 최적설계의 문제점이었던 설계변수의 수준수의 제한을 반복 사용함으로써 극복할 수 있었다.

후 기

이 연구는 교육부 지원 BK21 사업 연구비 지원, 한국과학재단지정 최적설계신기술센터의 연구비 지원 및 한양대학교 교내 연구비 지원으로 수행되었습니다.

참고문헌

- (1) 이권희, 박경진, 1998, "제한조건이 있는 문제의 이산설계공간에서의 강건최적설계," 대한기계학회 대한기계학회논문집(A), 제 22 권, 제 5 호, pp. 728~737.
- (2) Park, Y. S., Lee, S. H., and Park, G. J., 1995, "A Study of Direct vs Approximation Methods in Structural Optimization," *Structural Optimization*, Vol. 10, No. 1, pp. 64~66.
- (3) Park, G. J. and Arora, J. S., 1987, "Role of Database Management in Design Optimization System," *Journal of Aircraft*, Vol. 24, No. 11, pp. 745~750.
- (4) Salajegheh, E. and Vanderplaats, G.N., 1993, "Optimum Design of Structures with Discrete Sizing and Shape Variables," *Structural Optimization*, Vol. 6, No.2, pp. 79~85.
- (5) Rajeev, S., and Krishnamoorthy, C. S., 1992, "Discrete Optimization of Structures Using Genetic Algorithms," *Journal of Structural Engineering, ASCE*, Vol. 118, pp. 1233~1250.
- (6) Ku, J. K., Rao, S. S. and Chen, L., 1998, "Taguchi-aided Search Method for Design Optimization of Engineering Systems," *Engineering Optimization*, Vol. 30, pp. 1~23.
- (7) Phadke, M. S., 1989, *Quality Engineering Using Robust Design*, Prentice Hall, New Jersey.
- (8) 이권희, 박경진, 1996, "직교배열표를 이용한 제한조건이 있는 최적화문제의 불연속설계," 대한기계학회 추계학술대회논문집(A), pp. 980~985.
- (9) 박성현 1990, 응용실험 계획법, 영지문화사, 서울.
- (10) Peace, G. S., 1995, *Taguchi Methods: A hands-On Approach*, Addison Wesley, Massachusetts.
- (11) Lee, K. H. and Park, G. J., 2001, "Robust Optimization Considering Tolerances of Design Variables," *Computers & Structures*, Vol. 79, pp. 77~86.
- (12) Goldberg, D. E., 1989, *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*, Addison Wesley, Massachusetts.
- (13) Engineous Software, Inc., 2000, *iSIGHT Designer's Guide*, Ver. 5.0.