

# 한국형 고속전철의 현가장치 최적설계를 위한 반응표면모델과 유전자 알고리즘 모델에 관한 연구

## A study on the response surface model and the neural network model to optimize the suspension characteristics for Korean High Speed Train

박찬경\*                      김영국\*                      김기환\*                      배대성\*\*  
Chankyong Park      Youngguk Kim      Kiwhan Kim      Daesung Bae

### ABSTRACT

In design of suspension system for KHST, it was applied the approximated optimization method using meta-models which called Response Surface Model and Neural Network Model for 29 design variables and 46 performance index. These models was coded using correlation between design variables and performance indices that is made by the 66 times iterative execution through the design of experimental table consisted orthogonal array L32 and D-Optimal design table. The results show that the optimization process is very efficient and simply applicable for complex mechanical system such as railway vehicle system. Also it was compared with the sensitivity of some design variables in order to know the characteristics of two models. This paper describes the general method for dynamic analysis and design process of railway vehicle system applied to KHST development, and proposed the efficient methods for vibration mode analysis process dealing with test data and the function based approximation method using meta-model applicable for a complex mechanical system. This method will be able to apply to the other railway vehicle system in order to systematize and generalize the design process of railway vehicle dynamic system.

### 1. 서론

철도차량은 동적 질량요소로서 차체, 대차 및 휠 셀으로 크게 고려되고, 이를 연결하는 현가장치로서 차체와 대차간에 1차 현가장치와 대차와 휠 셀간에 2차 현가장치로 구성되며 이들 현가장치들은 탄성 및 댐핑요소들로 구성된다. 이러한 탄성요소들은 철도차량의 안전성과 승차감에 중요한 영향을 미치는 인자들이다. 하지만 철도차량의 현가장치는 초기 설계단계에서 원하는 성능을 얻기 위한 기준 설계 값의 선정이 어려우며, 특히 여러 가지의 성능을 동시에 만족시키는 설계를 하기 위해서는 무수히 많은 설계변수가 있을 수 있으므로 주어진 짧은 시간 내에 정확하고 효과적인 설계를 위해서는 새로운 설계방향의 제시가 필요하며 이에 대한 연구가 이루어져야 한다. 이론해석과 최적설계 알고리즘을 직접 결합하여 최적설계를 수행하는 경우에는 많은 이론해석을 반복적으로 수행해야 하기 때문에 많은 시간과 노력이 요구될 뿐만 아니라 최적화 알고리즘에 의한 수렴성을 보장할 수 없다. 따라서 철도차량 현가장치의 설계와 같이 만족해야 할 설계변수와 성능들이 많이 존재하는 경우 통합 최적설계 방법론으로 최근에 빠르게 적용되고 있는 함수를 근간으로 하는 근사 최적화 모델이 있으며 그동안 적용한 사례를 살펴보면 박찬경, 김영국 등이 통계적 방법론인 반응표면 모델<sup>(1)</sup>, 신경회로망 이론을 적용한 근사모델<sup>(2)</sup> 및 지형분석 모델로 시작된 Kriging 모델<sup>(3)</sup> 등을 연구한 바 있다. 이러한 모델들은 많은 설계변수와 성능지수의 복잡성을 단

\*. 정회원, 한국철도기술연구원 고속철도기술개발사업단

\*\* 정회원, 한양대학교 기계공학부

순한 방정식의 관계로 규명하기 때문에 최적설계 알고리즘 적용 시 전산화가 용이하며 매우 빠르게 수립할 뿐만 아니라 최적설계 수행자가 여러 가지 방법론을 적용하여 다루기가 편리하다. 근사 최적화의 또 다른 방법론으로는 Gradient Based Approximation이 있으며 설계에 대한 방향성이 주어졌을 때 유용하게 사용될 수 있으며 국부 최적해를 구하는데 유용하게 사용될 수 있다<sup>(4)</sup>. 본 논문에서는 한국형 고속전철의 현가장치 특성의 최적화를 위하여 근사모형을 적용한 최적화 방법을 반응표면 모델 및 신경회로망 모델을 적용하여 최적화를 수행하였고 본 논문의 예에서 발견된 두 방법의 장단점을 비교토록 하였다.

## 2. 근사 최적화 접근방법

### 2.1 근사최적화 개요

본 연구에서 수행한 근사 최적설계는 설계변수는 29개, 성능지수는 46개를 설정하여 Fig. 1과 같은 절차를 통하여 수행하였다. 이론해석 모델은 철도차량 동역학 전용 프로그램인 Vampire를

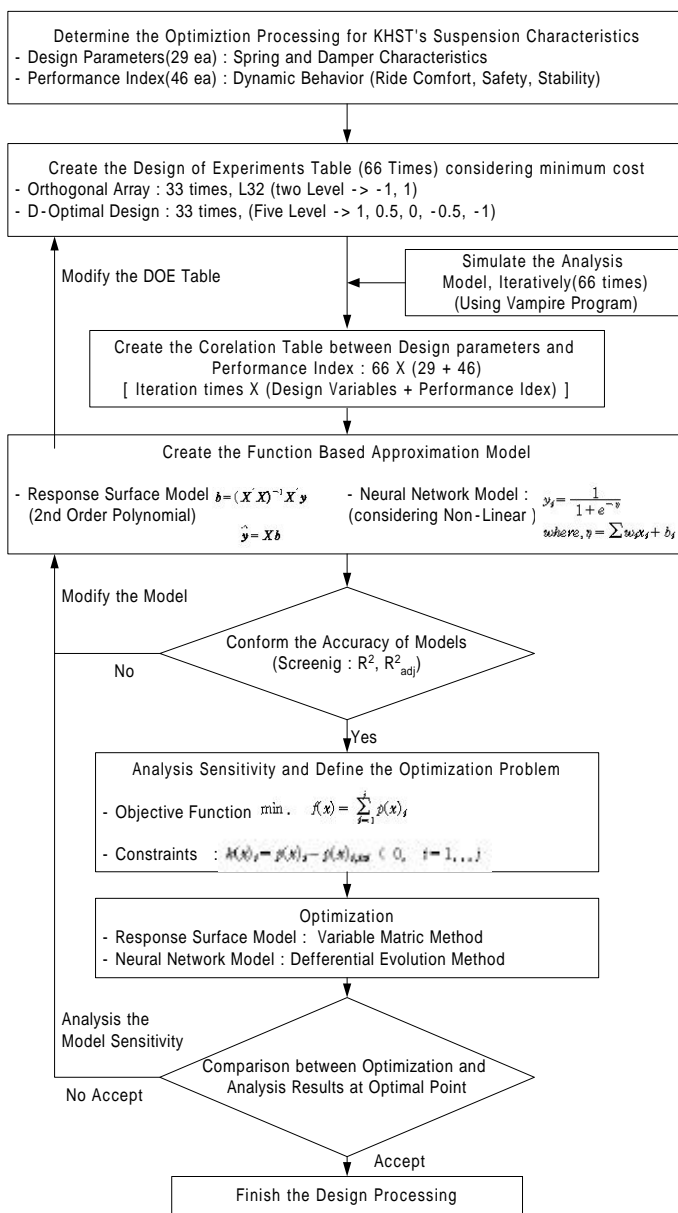


Fig. 1 Schematic diagram of approximated optimization flow

이용하였고 입력조건인 설계변수 29개와 해석 결과에 의한 성능지수 46개에 대한 실험계획을 2수준의 직교배열표와 5수준의 D-optimal design<sup>(5),(6)</sup>을 기본으로 생성하여 총 66회의 반복해석을 수행하였고 이를 통하여 생성된 설계변수와 성능지수의 관계를 이용하여 근사 함수관계가 설정된 모델을 개발하였다. 이러한 모델은 실제 이론해석 모델 대신에 최적화에 적용하였으며 최적화에서 수행된 결과를 실제 이론해석과 비교를 통하여 확인하였다. 이러한 과정에서 screening을 통한 모델의 정확성을 검증하였고 최적 지점에서 해석결과와 모델 결과를 비교하여 검증하였다.

### 2.2 실험계획의 설정

본 논문에서 설정한 29개의 설계변수를 위하여 직교배열표는 L32를 사용하였으며 29개의 설계변수로 실행할 수 있는 최소한의 실험횟수를 갖고 있는 반면 2수준으로서 설계변수의 선형 민감도만을 갖게 되어 최적값이 극한값을 갖게 될 가능성이 많은 단점을 갖고 있다. 따라서 L32의 직교배열표를 이용하여 중간점 (-0.5, 0.5)을 고려한 5수준의 D-Optimal 실험계획을 수행하여 33개의 실험횟수를 추가하여 완성하였으며, 이로 인하여 L32만을 사용하였을 때의 선형정보를 2차항의 정보까지 얻을 수 있도록 하여 유효한 최적값을 찾는 데 사용할 수 있도록 하였다. 설계변수는 Table 1과 같이 한국형 고속전철의 동력객차 대차와 관절대

Table 1 Design variables

No	Type of suspension for bogie	Design variables	
X1	Primary Suspension of MTB and ATB	Elastic joint Kx, Kz	
X2		Elastic joint Ky	
X3		Elastic joint Kt, Kw	
X4		Elastic joint Kp	
X5	Primary suspension of MTB	Double coil spring Kz	
X6		Vertical oil damper Cz	
X7	Secondary suspension of MTB	Air spring Kx, Ky	
X8		Air spring Kz	
X9		Vertical oil damper Cz	
X10		Vertical oil damper Cx	
X11		Anti-yaw oil damper g1	
X12		Anti-yaw oil damper g2	
X13		Anti-yaw oil damper g3	
X14		Anti-yaw oil damper g4	
X15	Primary suspension of ATB	Double coil spring Kz	
X16		Vertical oil damper Cz	
X17	Secondary suspension of ATB	Air spring Kx, Ky	
X18		Air spring Kz	
X19		Anti-yaw oil damper g1	
X20		Anti-yaw oil damper g2	
X21		Anti-yaw oil damper g3	
X22		Anti-yaw oil damper g4	
X23		Fixed and carrier ring	Fixed and carrier ring Kx
X24			Fixed and carrier ring Ky
X25	Fixed and carrier ring Kz		
X26	Fixed and carrier ring Kt		
X27	Fixed and carrier ring Kw		
X28	Secondary suspension of MTB	Anti-roll bar Kt	
X29	Secondary suspension of ATB	Anti-roll bar Kt	

Table 2 Performance index

Performance Group	Index	Description
Ride Comfort	r1~r5	Lateral acceleration of trailer
	r6~r10	Vertical acceleration of trailer
Safety	d1~d12	Drailment Ratio of right wheel
	w1~w12	Dynamic vertical wheel force
Stability	s1~s12	Lateral displacement

개가 된다.

$$\min. f(x) = \sum_{i=1}^j p(x)_i, \text{ subject to } h(x)_i = p(x)_i - p(x)_{i,ini} < 0, \quad i=1, \dots, j \quad (1)$$

여기서  $h(x)_i$  는 제한조건식으로서 매 단계별 최적설계 시에 각 성능지수에 대하여 적용되며  $p(x)_{i,ini}$ 는 각 성능지수의 초기값이다.

차에 대하여 1,2차 현가장치의 특성치를 설정하였으며, 성능지수는 철도차량의 동적거동에 따라 나타낼 수 있는 승차감, 안전성 및 안정성에 대하여 Table 2와 같이 설정하였다. 설계변수에는 비선형성을 갖고 있는 요댐퍼의 경우 그 특성이 급격히 변하는 지점을 고려하여 그 특성이 나타날 수 있도록 4개의 변수로 분리하여 설계점을 갖도록 하였으며 종속적인 설계변수나 동일사용 설계변수는 최소로 줄여 사용하였다. 성능지수는 승차감의 경우 객차에서의 Y 및 Z 방향의 진동가속도 10개, 안전성의 경우 각 휠의 탈선계수 12개, 윤중감소 12개로 총 24개, 안정성은 각 휠의 Y방향 변위로서 12개를 설정할 수 있다. 승차감은 철도차량에 적용하는 규격인 UIC513 및 ISO 2631에 의하여 차체 가속도 r.m.s(root mean square)값을 설정하였으며, 안전성은 UIC 518에 의해 설정된 값을 이용하여 각 휠에서 계산되는 탈선계수와 윤중감소의 r.m.s. 값을 사용하였다. 또한 안정성은 휠의 궤도에 대한 상대 횡 변위를 계산하여 역시 r.m.s. 값을 사용하였다.

### 3. 최적설계 결과

먼저 반응표면모델을 이용한 최적화결과를 살펴보면 생성한 반응표면모델을 이용하여 (-1,1)의 구간으로 정규화 시킨 성능지수의 합이 최소가 되도록 식 (1)과 같이 목적함수와 제한조건(Constraint)을 설정하여 단계별 최적화를 수행하였다. 여기서,  $f(x)$ 는 전체 목적함수이며  $p(x)_i$ 는  $i$  번째 성능지수이며  $i$ 는 각 성능지수로서 1부터  $j$  까지로서 본 연구에서는 총 46

목적함수를 성능지수의 합으로 설정한 이유는 모든 성능지수는 차량의 동적거동 성능에 관련된 사항이며 어떤 성능도 무시하거나 경시되어선 안되는 조건들이다. 따라서 이들의 성능지수들의 합을 최소화시킴으로서 이러한 최적화를 쉽게 성취할 수 있다. 그러나 이러한 성능지수들의 합은 각 성능지수별 민감도에 합조건에 많은 영향을 미칠수 있는 성능지수가 있으며 이로 인하여 그렇지 못한 성능지수가 악화되는 우려가 있다. 따라서 이를 방지하기 위하여 제한조건을 적용하여 초기 성능지수 보다는 항상 작은 값을 갖도록 하였다. 본 연구는 5번의 단계별 최적화를 Variable Matric Method<sup>(7)</sup>를 이용하여 수행하였다.

진화알고리즘을 이용한 최적화 문제의 경우는 목적함수와 제약조건을 결합하여 사용하여야 한다. 현가장치 설계변수의 최적화에 사용될 최소화 목적함수와 제한조건 식은 식(1)과 동일하게 사용토록 하였다. 또 다른 고려할 사항은 성능평가 지수별로 가중치를 두는 것이며, 가중치를 달리 하면 최적화 과정에서 탐색결과도 달라지게 된다. 따라서, 최종적인 목적함수는 식(2)와 같은 형태를 갖게 된다.

$$f(x) = \left[ \begin{array}{ll} \sum_{i=1}^j w_i \times p(x)_i & \text{if } (h(x)_i < 0) \\ \sum_{i=1}^j p_f & \text{otherwise} \end{array} \right] \quad (2)$$

여기서,  $w_i$ 은 식(1)의 제약조건을 위반하는 경우에 곱해지는 벌칙계수이다.

반응표면 모델과 유전자 알고리즘을 이용한 모델에 대한 최적화 결과는 Fig. 2 및 3과 같이 나타낼 수 있다.

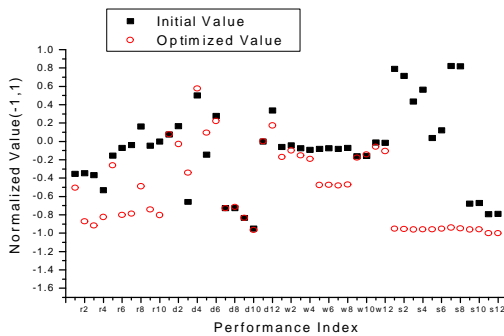


Fig. 2 Results of performance index of true model after optimizing using the response surface model

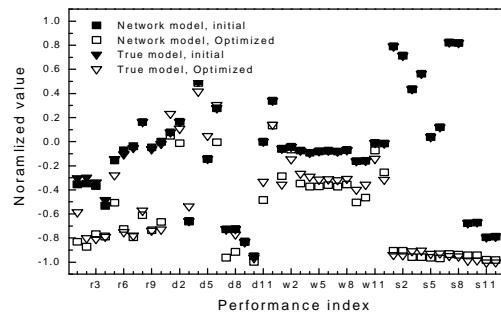


Fig. 3 Performance index of initial state and optimized state for the neural network and the true model

Fig. 2에서 보듯이 2차항까지 고려된 반응표면모델에 의한 최적화는 전체적으로 실제 대상인 전산 시뮬레이션에 의한 성능지수의 합으로 볼 때 -3.73에서 -24.01로 최소화됨을 나타내고 있다. Fig. 3의 신경회로망 모델은 실제 모델(VAMPIRE 해석결과)의 경우는 초기상태의 목적함수가 -3.87이었는데, 최적화가 완료된 후에 -24.72로 20.85가 감소되었다.

#### 4. 최적설계 고찰

앞에서 수행된 반응표면 모델과 유전자 알고리즘을 이용한 최적설계결과에 대한 고찰은 일반적인 특성차이는 이미 많은 문헌에서 찾을 수 있으므로 본 논문에서는 수행된 결과에 대한 고찰로 국한하여 수행된 내용의 정량적인 형태로 살펴보면 우선 최적설계 목적함수 값은 Table 3과 같으며 이에 대한 최적 설계변수 값은 Table 4와 같다.

Table 3 Cost function values for each models

Methods		initial	optimum	improvement
Response Surface Model	Analysis	-3.73	-24.01	20.28
	Model	-4.36	-27.7	23.34
Neural Network Model	Analysis	-3.87	-24.72	20.85
	Model	-3.97	-26.84	22.87

Table 4 Optimized design variables

design variable	initial value	optimum value		design variable	initial value	optimum value	
		rsm	nmm			rsm	nmm
X1	49.45	49.01998	46.55	X16	0.006	0.006151	0.007
X2	14.405	13.35625	13.822	X17	0.187	0.169196	0.201
X3	0.0653	0.071375	0.0524	X18	0.26	0.273661	0.21
X4	0.0072	0.007365	0.0077	X19	8.712	9.453	10.379
X5	1.3453	1.404092	1.6122	X20	3.318	3.722113	3.159
X6	0.007	0.007998	0.006	X21	2.4	2.618226	2.3
X7	0.154	0.158716	0.152	X22	3.6	4.315748	4.1
X8	0.29632	0.249891	0.27008	X23	45.0	40.93969	36.3
X9	0.014	0.011836	0.011	X24	111.5	89.21068	89.2
X10	0.0237	0.023025	0.0198	X25	76.63	63.92095	63.84
X11	7.7007	8.752762	8.3444	X26	1.61	1.45391	1.80
X12	0.6	0.558188	0.53	X27	0.026	0.029852	0.030
X13	0.4	0.425571	0.48	X28	3.8	4.054746	3.90
X14	7.0	7.43085	7.21	X29	3.3	3.590684	3.59
X15	0.62964	0.713033	0.62951				

여기서, 목적함수 값은 매우 유사한 최적화 정도를 나타내고 있으며 이에 따른 최적 설계변수도 전체 적으로는 유사한 값을 보인다. 또한, 두 방법에 의한 모델의 경우 설계변수의 민감도 정보가 일치하지 않는 경우가 발생 할 수 있으며, 이러한 요인을 살펴보기 위하여 임의의 설계변수 x11과 x26의 구간[-1,1] 변화에 대한 성능지수들의 변화를 분석하면 Fig. 4 및 Fig. 5와 같다.

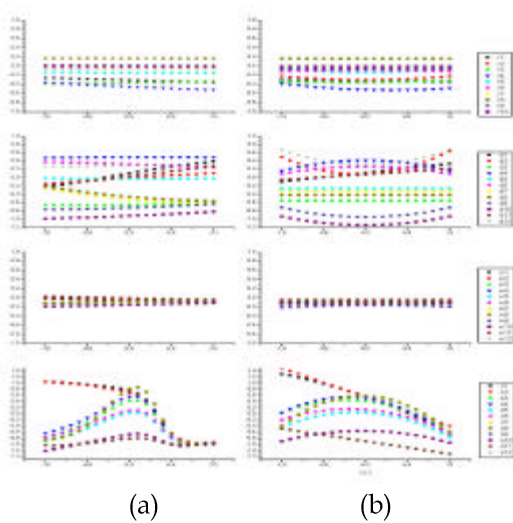


Fig. 4 Variation of design variable x11 vs. performance index  
(a) neural network model, (b) response surface model

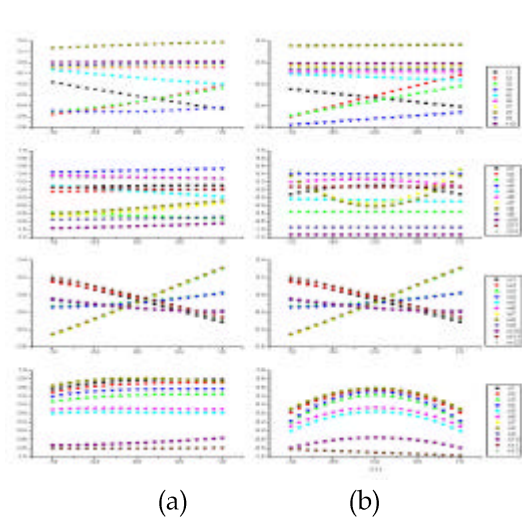


Fig. 5 Variation of design variable x26 vs. performance index  
(a) neural network model, (b) response surface model

대부분의 성능지수 변화는 반응표면모델이나 유전자 모델이 유사하게 나타나고 있으나 반응표면 모델의 경우 유전자 모델과는 상이하게 2차 함수로 적합시킨 결과가 반영되어 표현되고 있으며 특히 탈선계수 성능지수(d)들의 일부에서 2차 함수로 적합시킨 형태의 결과를 뚜렷하게 나타내고 있고 있다. 또한 x11의 안정성 성능지수(s)중 일부의 경우 유전자 모델에서는 2차 이상의 변곡을 갖는 형태로 나타나고 있다. 이는 반응표면모델에서는 안정성의 분포가 고르게 분포되어 있지 않아 발생하는 비선형성의 표현이 어려운 반면 신경망 회로 근사모델은 잘 추종하고 있는 것으로 판단된다. 따라서 이러한 모델구성에 대한 방법의 차이 때문에 모델이 표현할 수 있는 성능지수의 정도가 상이하므로 이로 인한 오차가 발생될 수 있음을 알 수 있다.

#### 4. 결론

한국형 고속전철의 현가장치 최적설계를 위하여 효율적인 근사 최적설계 방법론을 반응표면 모델과 신경망 회로 이론을 이용한 모델로 구성하여 적용 가능토록 하였다. 이러한 방법론은 철도 차량과 같이 다 설계변수 다 성능지수의 경우 매우 효율적인 방법론이라는 것을 규명하였으며 한국형 고속전철의 현가장치 문제의 경우 29개의 설계변수와 46개의 성능지수에 대한 최적설계 문제를 정식화하여 매우 적은 66번의 실험횟수만을 이용하여 그 결과를 도출할 수 있었다. 최적화 정도는 두 방법이 유사한 결과를 보임을 통하여 볼 때 신뢰성이 있는 것으로 판단되었다.

근사 최적화를 위한 반응표면 모델과 신경망 회로이론을 이용한 모델의 특성을 동일한 목적함수와 제한 조건식을 이용하여 한국형 고속전철의 현가장치 최적설계 수행결과를 통하여 살펴보았다. 그 결과 모델의 추종성에서는 반응표면모델이 적합식에 따라 그 민감도의 전체적인 형상특성이 결정되는 반면 신경 회로망 모델은 실제 모델의 특성을 상대적으로 잘 표현하는 것을 확인할 수 있었다. 모델이 주는 정보에 대해서는 반응표면 모델은 설계변수 민감도 정보를 적합식에서 직접 찾아볼 수 있는 반면 신경회로망 모델은 모델 적합 후 출력을 통하여 알 수 있는 단점을 갖고 있었다. 모델 구성은 반응 표면모델이 보다 단순한 노력을 통하여 상대적으로 쉽게 접근할 수 있었으며 최적지점에 대한 추종성은 반응표면 모델이 일정한 경향을 보이는 반면 신경회로망 모델은 초기치 변화에 따라 최적지점이 변화되었다. 그러나 최적화 정도는 매우 유사하며 이를 통하여 한국형 고속전철의 현가장치 최적설계 유사지점은 여러 지점에 분포되는 것을 알 수 있었다.

#### 후기

본 내용은 건설교통부에서 시행하는 고속철도기술개발사업의 기술결과임을 밝힌다.

#### 참고문헌

1. 박찬경, 이광기, "반응표면모델에 의한 철도차량 대차의 탄성조인트 최적설계", 대한기계학회 논문집 A권, 제24권 제3호, pp661~666, 2000.
2. Y. G. Kim, C. K. Park et al, "Design Optimization for suspension system of High speed train using neural network", JSME International journal, Series C, Vol.46, No.2, 2003
3. 박찬경 등, "크리징 모델에 의한 철도차량 현수장치 최적설계", 대한기계학회논문집 A권, 제27권, 제6호, pp.864~870, 2003.
4. 최동훈 등, "최적설계기술의 이론 및 응용", 최적설계 신기술센터, 2001.
5. 박성현, "현대실험계획법", 민영사, 1999.
6. Douglas C. Montgomery, " Design and Analysis of Experiments", 4th Edition, JOHN WILEY & SONS, Inc, 1997.
7. Garret N. Vanderplaats, " Numerical Optimization Techniques for Engineering Design", McGraw-Hill Book Co., 1984