

차량 현가 부품의 근사 다목적 설계 최적화에 대한 메타모델 영향도

송창용*, 최하영**, 변성광**,#

*목포대학교 조선해양공학과, **동양미래대학교 기계공학부

Meta-model Effects on Approximate Multi-objective Design Optimization of Vehicle Suspension Components

Chang Yong Song*, Ha-Young Choi**, Sung-Kwang Byon**,#

*Department of Naval Architecture & Ocean Engineering, Mokpo National University

**Department of Mechanical Engineering, Dongyang Mirae University

(Received 30 January 2019; received in revised form 1 February 2019; accepted 12 February 2019)

ABSTRACT

Herein, we performed a comparative study on approximate multi-objective design optimization, to realize a structural design to improve the weight and vibration performances of the knuckle—a car suspension component—considering various load conditions and vibration characteristics. In the approximate multi-objective optimization process, a regression meta-model was generated using the response surfaces method (RSM), while Kriging and back-propagation neural network (BPN) methods were applied for interpolation meta-modeling. The Pareto solutions, multi-objective optimal solutions, were derived using the non-dominated sorting genetic algorithm (NSGA-II). In terms of the knuckle design considered in this study, the characteristics and influence of the meta-model on multi-objective optimization were reviewed through a comparison of the approximate optimization results with the meta-models and the actual optimization.

Key Words : Approximation(근사화), Meta-model(메타모델), Multi-objective Design Optimization (다목적 설계 최적화), Knuckle(넉클)

1. 서 론

차량용 넉클(knuckle)은 자동차의 차체와 휠을 지지하면서 차량의 수직 및 Roll 방향 운동을 제어하고 주행 시에 탑승자의 안락성과 관련하여 중요한 역할을 하는 현가시스템의 중요 부품 중 하나

이다^[1]. 안전성, 주행성능, 연료소비율 등은 차량 개발 시 고려되어야 할 핵심 사항이며, 특히 연료소비율은 차량의 중량과 밀접한 관계를 가지고 있다. 넉클은 차량 주행 시 발생하는 하중과 토크에 안전하게 설계되도록 넉클의 구조 강성 및 강도 성능이 설계안전도를 만족하도록 설계되어야 할 뿐만 아니라 차량의 노면진동 특성을 고려할 수 있도록 진동 성능도 동시에 검토되어야 한다. 특히 차량의 상품성을 향상시킬 수 있도록 연료소비율 향상을 위한

Corresponding Author : skbyon@dongyang.ac.kr

Tel: +82-2-2610-1814, Fax: +82-2-2610-1852

최소 중량설계가 구현되어야 한다.

차량 및 차량부품의 시뮬레이션 기반의 성능평가에서 대형 자유도, 비선형 기하 및 물성 거동, 상세 유한요소 모델링 등이 포함된 경우, 유한요소해석을 이용한 다목적 설계 최적화는 높은 수치계산비용이 요구된다. 다목적 최적화 방법 적용 시 수치계산비용을 낮추기 위해 메타모델이 많이 응용되고 있다. 그러나 메타모델이 적용된 다목적 설계 최적화에서 공학적으로 유용한 해를 도출하기 위해서는 설계공간을 높은 정확도로 탐색할 수 있도록 합리적으로 생성되어야 한다^[2]. 메타모델 생성방법은 크게 회귀적 방법(regression method)과 보간적 방법(interpolation method)으로 구분되며, 회귀적 방법은 반응표면법(response surfaces method, RSM), 이동최소자승법(moving least squares method, MLSM) 등과 같이 다항식 형태로 생성되기 때문에 보간적 방법에 비해 계산량이 적고, 계수항의 상대적 크기로 변수의 민감도를 쉽게 파악할 수 있다^[3]. 보간적 방법의 대표적인 메타모델은 크리깅(Kriging), 역전파 신경회로망(back-propagation neural network, BPN) 등이 있으며 상대적으로 높은 비선형성을 갖는 설계공간의 탐색에 용이하다. 근사최적설계는 최적설계에 메타모델을 이용하는 방법으로 수치계산과 설계해 탐색의 효율성을 높이기 위한 다양한 기법들^[4~6]이 개발되어 오고 있다. Kim et al.^[7]은 비표준 접촉 베어링 설계문제를 풀기 위해 마이크로 유전자 알고리즘과 회귀적 순차 근사 최적기법을 이용하여 다목적 최적화하는 방법을 제시하였다. Korta and Mundo^[8]는 마이크로 기하 프로파일을 이용하여 최적화를 수행하기 위해 가우시안 프로세스, Shepard k-nearest, 회귀모델과 같은 다양한 근사모델을 응용하였다. Atthaphon et al.^[9]은 실제 설계문제에 적용하기 위해 크리깅 모델과 신경망모델을 혼합한 메타모델을 이용하여 전역최적화를 수행하였다.

본 연구에서는 차량 주행 시 발생하는 다양한 하중조건과 진동특성을 고려하여 자동차 현가 부품인 너클의 중량감소와 진동성능을 향상시킬 수 있는 구조설계를 실현하기 위한 근사 다목적 최적화 방법의 비교 연구를 수행하였다. 다목적 근사 최적화 방법의 비교 연구를 위해 회귀 메타모델은 RSM을

이용하여 생성하였으며, 보간적 방법의 메타모델은 크리깅 및 BPN 방법을 이용하여 생성하였다. 다목적 최적해인 파레토 해(Pareto solution)는 비지배 분류 유전자 알고리즘(NSGA-II)를 이용하여 도출하였다. 본 연구에서 고려한 너클의 구조설계와 관련하여 메타모델이 적용된 다목적 최적해와 실제 다목적 최적해를 비교하여 메타모델의 특성과 영향도를 비교하였다.

2. 근사화 및 최적화 이론

다목적 근사최적화를 합리적으로 적용하기 위해서는 설계문제에 적합한 메타모델과 전역 최적화 알고리즘을 선정하는 것이 필요하다. 설계문제에 적합한 전역 최적화 알고리즘의 선택 후 적절한 메타모델을 선정하여야 한다. 설계영역을 탐색을 위한 메타모델링은 전역 최적화 과정에서 수렴과 계산속도에 영향을 미치기 때문에, 근사최적화가 실제 설계문제에 적용되기 위해서는 메타모델이 목적함수와 제한조건 함수의 특성을 정확하게 모사할 수 있어야한다. 메타모델을 생성하기 위해서는 먼저 설계영역을 탐색할 수 있는 데이터가 필요하다. 본 연구에서는 메타모델 생성에 사용되는 데이터를 획득하기 위해 중심합성계획법(central composite design, CCD), 라틴 방격 샘플링(latin hypercube sampling, LHS), 직교배열법(orthogonal array, OA)과 같은 실험계획법을 이용하였다. 또한 다목적 근사 최적화를 위해 RSM, 크리깅, BPN의 메타모델을 적용하였다.

2.1 실험계획법과 메타모델

CCD는 2^k 요인배치법에 중심점을 기준으로 축점과 특정인자 수준을 추가를 통해 실험계획을 하는 실험계획법으로 적은 실험횟수로 반응표면을 추정할 수 있고, 2차 회귀모형으로 비선형성을 추정할 수 있다^[10]. LHS는 전체 표본공간에서 표본이 추출되도록 각 확률 변수의 범위를 N개로 나눈 후 중복되지 않게 하나씩 추출하는 실험계획법이며, 비교적 적은 비용으로 전체 실험 영역을 고려할 수 있는 데이터를 얻을 수 있다^[11]. OA는 직교배열된

리를 이용하여 조합의 수를 줄일 수 있기 때문에 공학분야에서 많이 사용되고 있고, 실험 데이터로부터 요인변동의 계산과 분산분석표 작성이 비교적 용이하다^[10].

RSM^[12]은 데이터로부터 독립변수들과 종속변수 간의 함수관계를 추정하여 독립변수들의 변화에 대한 반응량을 예측하는 메타모델이며, 이차 다항식 형태의 회귀모델은 식 (1)과 같이 최소 자승 방법을 이용하여 정의된다.

$$g = A_0 + \sum_{i=1}^k A_i Z_i + \sum_{i=1}^k A_{ii} Z_i^2 + \sum_{i < j}^k A_{ij} Z_i Z_j + e \quad (1)$$

추출된 데이터로부터 실제 응답벡터 g 와 k 개의 기저 변수로 표현되는 행렬 Z 의 관계는 식 (2)와 같다.

$$g = ZA_R + e \quad (2)$$

최소 자승 함수의 랜덤오차 벡터 e 를 최소화하여 식 (3)과 같이 RSM의 근사계수 벡터 A_R 을 추정한다.

$$A_R = (Z^T Z)^{-1} Z^T g \quad (3)$$

추정된 근사계수를 적용하여 식 (4)와 같이 이차 회귀 근사모델이 표현된다.

$$\tilde{g}(x)_R = a_0^r + \sum_{i=1}^k a_i^r x_i + \sum_{i=1}^k a_{ii}^r x_i^2 + \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k a_{ij}^r x_i x_j \quad (4)$$

크리깅^[13]은 보간적 방법 중 하나로 확률 함수 모델에 기반으로 공간적인 상호관계에 대한 확률 변수의 가중치를 선형 조합하여 근사관계를 추정하며 전역근사모델과 편차를 이용하여 다음과 같이 정의된다.

$$y(x) = f(x)^T \beta + z(x) \quad (5)$$

여기서 $f(x)^T \beta$ 는 전역모델이고 $z(x)$ 는 편차이

다. 식 (5)는 통계적 개념을 이용하여 다음과 같이 정리된다.

$$\hat{y}(x) = f(x)^T \hat{\beta} + r(x)^T R^{-1} (Y - F\hat{\beta}) \quad (6)$$

여기서 $f(x)$ 는 예측점의 응답, $r(x)$ 는 예측점과 해석점 간의 상관벡터, R 은 실험점 간의 상관관계에 대한 상관행렬을 나타낸다.

신경회로망^[14,15]은 신경망을 단순화하여 수학적 모델로 만든 것으로 공학문제 뿐만 아니라 다양한 학문 분야에 응용되고 있다. 신경회로망의 노드는 뇌 신경망의 뉴런에 해당하고 각각의 노드에는 입출력 강도를 나타내는 가중치와 이에 대해 결정되는 출력값이 있다. 신경회로망 중 BPN은 입력값에 대한 출력값과 관측값의 오차를 반복적으로 신경회로망에 전달하여 최소화하도록 하는 알고리즘이다^[15]. BPN은 학습에 의해 입출력 데이터에 대한 가중치가 결정된다. 각 노드에서의 활성화 함수와 가중치의 관계는 식 (7)과 식 (8)과 같다.

$$a_i = \sum_j w_{ij} x_j \quad (7)$$

$$x_i = f(a_i) = \frac{1}{1 + e^{-a_i}} \quad (8)$$

여기서 a_i 는 활성화값, w_{ij} 는 시냅스의 가중치, x_j 는 노드의 입력, f 는 활성화 함수이고 x_i 는 해당 노드의 출력이다. 다층 퍼셉트론은 다수의 층 구조를 가진 신경망으로 입력층, 은닉층, 출력층으로 구성된 신경망으로 식 (9)와 같이 표현된다.

$$y_k = \bar{g} \left(\sum_{j=0}^m w_{kj}^2 g \left(\sum_{i=0}^D w_{ji} x_i \right) \right) \quad (9)$$

여기서 x 는 입력, y 는 출력, w 는 시냅스의 가중치, g 는 은닉층의 활성화 함수, \bar{g} 는 출력층의 활성화 함수이다.

2.2 다목적 최적설계 알고리즘

단일 최적해를 찾기 위해 경사도 벡터를 사용하는 기존의 국부 최적화 기법들에 비해 유전자알고

리즘은 다수의 국부 최적해가 존재할 경우에 안정적으로 전역적 최적해를 찾을 수 있는 장점이 있다. 다목적 최적화에서 목적함수들은 함수간의 종속적 영향을 미칠 수 있기 때문에 다목적 최적화에 대한 해는 하나로 도출해 내기 어렵다. 따라서 다목적 최적화의 최적해는 파레토 최적해로 나타내며, 파레토 최적해는 여러 개의 최적해를 하나의 집합으로 나타낸 것이다. 다른 해로부터 지배되지 않는 파레토 최적해를 탐색하는 알고리즘인 NSGA-II^[16]는 다목적 최적화 수행에 가장 효율적인 것으로 알려져 있다. NSGA-II 알고리즘은 유전자 알고리즘과 유사하게 교배와 돌연변이 과정을 적용하며, 파레토 경계와의 근접성을 기준으로 해들을 평가하여 비지배 순위와 과밀 거리를 사용하여 유전자 개체를 정렬한다. 개체에 비지배 순위를 부여하고 동일 순위에 대해 높은 과밀거리 순서로 정렬한다.

3. 너클의 구조해석 및 최적설계 정식화

본 연구에서는 차량용 너클의 구조설계를 최적화하고자 하였으며, Fig. 1과 같이 다양한 메타모델을 이용하여 다목적 근사 최적화를 수행하고 메타모델의 영향도를 비교하였다. Fig. 1에 나타난 바와 같이 너클의 다목적 근사 최적설계를 위해 우선 목적 함수, 제한조건 및 설계변수를 정식화를 수행하고, 근사화에 필요한 설계 영역 데이터는 CCD, LHS, OA로 실험을 계획하고 각 실험에 대한 유한요소해석을 수행하여 취득하였다. 취득된 설계 영역 데이터를 RSM, 크리깅 및 BPN 알고리즘에 적용하여 메타모델을 생성한 후, 공학설계에 검증된 다목적 최적설계 알고리즘 중 하나인 NSGA-II를 이용하여 최적해를 찾아내어 비교하였다. 본 연구에서는 NSGA-II를 이용하여 차량용 너클의 중량과 고유진동 주파수를 다중 목적함수로 고려하여 중량은 최소화하고, 고유진동 주파수는 최대가 되도록 다목적 최적설계를 진행하였다. NSGA-II의 유전 특성치는 세대수 100, 인구수 50, 교배율 90%, 변이율 100%로 고려하였다.

3.1 너클 구조해석 모델

다목적 최적설계에서 고려된 차량용 너클은 전륜 자동차의 독립현가 장치에 사용되는 위시본 타입이다. 차량용 너클의 주행시 구조성능에 영향도가 높은 응력, 변형, 고유진동 주파수, 중량을 성능함수로 고려하였다. 성능함수의 데이터는 상용 유한요소해석 프로그램인 ABAQUS를 이용하여 취득하였다. 유한요소 해석모델은 Fig. 2와 같이 너클과 관련 부품이 포함되어 실제 차량용 너클의 구조성능 시험조건과 동일하게 모델링하였다.

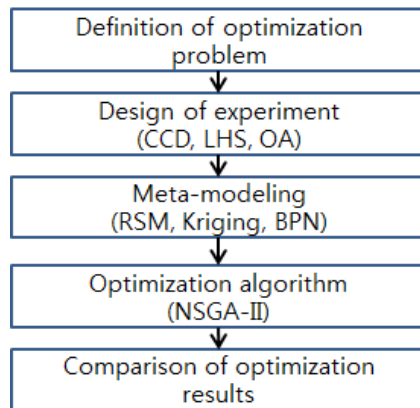


Fig. 1 Optimization process

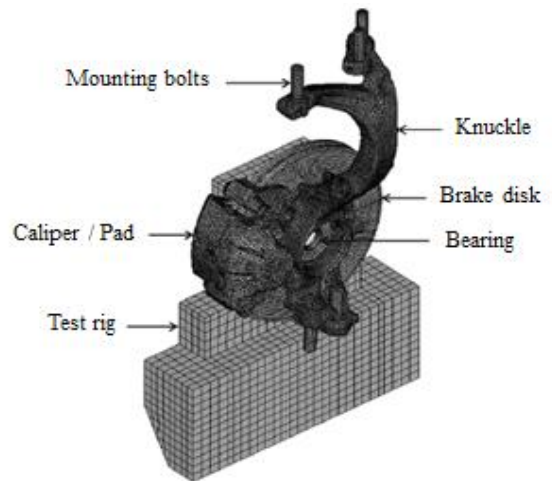


Fig. 2 Model for finite element analysis (FEA)

Table 1 Material properties of an analysis model

Material	Density (kg/m ³)	Young's modulus (N/m ²)	Poisson ratio
Knuckle	7.20	1.687×10 ¹¹	0.30
Brake dis	7.05	1.128×10 ¹¹	0.26
Caliper	3.89	1.667×10 ¹¹	0.30
Pad	2.70	7.257×10 ¹⁰	0.33
Bearing	7.85	2.059×10 ¹¹	0.29
Mounting bolt	7.85	2.059×10 ¹¹	0.29
Upper test rig	7.80	2.099×10 ¹¹	0.29
Lower test rig	2.70	6.865×10 ¹⁰	0.33

Fig. 2의 유한요소모델은 너클 구성부품의 모든 접촉부의 접촉면과 특성을 고려하여 수치계산으로 산출된 구조성능을 실제 현상과 유사하게 모사할 수 있도록 구성하였다. 유한요소모델의 유한요소 수는 97,975개이며, 각 부품의 재료 특성치는 Table 1과 같다.

너클의 응력과 변형을 검토하기 위해 자동차의 범프와 브레이크 하중조건을 고려하였으며, 고유 진동주파수는 너클 자체에 대해서만 고유모드 해석을 수행하여 산출하였다. 범프와 브레이크 하중조건은 차량운행 조건을 구현할 수 있는 3축 하중인가 장치로부터 측정된 값을 사용하였다. 차체와 너클의 연결부는 모든 운동자유도를 제한하는 완전구속 경계조건을 적용하였다.

3.2 다목적 최적설계 정식화

차량용 너클의 다목적 최적설계 정식화는 목적함수로 중량은 최소화하고 고유 진동주파수는 최대화되도록 하였으며, 제한조건은 범프와 브레이크 하중조건으로부터 산출된 구조변형 및 응력의 성능치를 고려하여 다음과 같이 정의하였다.

$$\text{Minimize } F_{weight} = F(x_1, x_2, x_3, x_4)$$

$$\text{Maximize } F_{frequency} = F(x_1, x_2, x_3, x_4)$$

Subject to

- $g_1 = 1\text{st normal mode frequency} \geq 134\text{Hz}$
- $g_2 = \text{bump deformation} \leq 0.3\text{mm}$
- $g_3 = \text{bump stress} \leq 1.373 \times 10^8 \text{N/m}^2$
- $g_4 = \text{brake deformation} \leq 0.3\text{mm}$
- $g_5 = \text{brake stress} \leq 1.373 \times 10^8 \text{N/m}^2$

Design variables

- $3.0\text{mm} \leq x_1 \leq 6.0\text{mm}$
- $2.5\text{mm} \leq x_2 \leq 5.0\text{mm}$
- $3.5\text{mm} \leq x_3 \leq 6.5\text{mm}$
- $4.5\text{mm} \leq x_4 \leq 7.5\text{mm}$

설계변수는 Fig. 3에 나타난 바와 같이 너클의 단면치수 x_1, x_2, x_3 및 x_4 로 설정하였다. 설계변수 x_1, x_2, x_3 및 x_4 의 초기 설계치수는 각각 4.5mm, 4.0mm, 5.0mm, 6.0mm이며, 초기 설계치수가 적용된 응력, 변형, 고유 진동주파수, 중량의 성능함수에 대한 유한요소해석 결과는 Table 2에 정리하여 나타내었다.

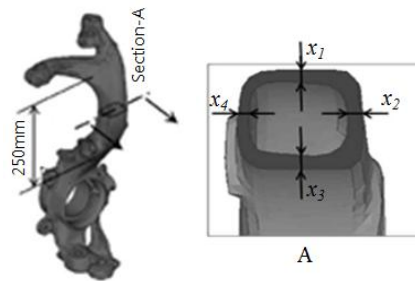


Fig. 3 Design variables of knuckle section

Table 2 FEA results for initial design

Specification	Value
Weight	6.787kg
Frequency	158.59Hz
Deformation of bump	0.179mm
von Mises stress of bump	1.184×10 ⁸ N/m ²
Deformation of brake	0.118mm
von Mises stress of brake	1.251×10 ⁸ N/m ²

4. 다목적 근사 최적화 결과 및 고찰

4.1 근사화 결과

다목적 근사최적화 수행을 위해 RSM, 크리깅, BPN 알고리즘을 이용하여 메타모델을 생성하였고, 다크클의 목적함수와 제한조건함수에 대한 메타모델의 근사화 성능을 비교하기 위해 RMSE(root mean squares error) 값을 이용하여 정확도를 검토하였다. 메타모델은 CCD, OA, LHS의 실험계획법을 이용하여 실험계획법렬의 설계변수 변동에 따른 다크클의 유한요소해석을 수행하고 이에 대한 목적함수와 제한조건함수의 성능특성을 반영하여 생성하였다. RSM에 사용된 데이터는 실험계획법 중 하나인 CCD를 통해 25회 실험을 수행하여 취득하였다. 크리깅에 사용된 데이터는 OA를 통해 81회 실험을 수행하여 취득하였다. BPN에 사용된 데이터는 LHS를 이용하여 얻었으며 실험횟수는 300회를 적용하였다. 별도의 LHS 실험을 수행하여 유한요소 해석에 의해 얻은 50개의 테스트 데이터에 대해 각각의 메타모델 오차를 비교하여 Table 3에 나타내었다.

Table 3에 나타난 바와 같이, 다크클에 관한 메타모델의 정확도는 중량, 고유 진동주파수, 범프변형, 범프응력에 대해서 RSM, BPN, 크리깅의 순으로 실제 유한요소해석 결과와 더 잘 일치하였다. 한편, 브레이크 변형과 브레이크 응력에 대해서는 BPN, RSM, 크리깅의 순으로 메타모델의 정확도가 높게 나타났다.

Table 3 Comparison for RMSE of meta-model

Specification	RSM	Kriging	BPN
Weight	1.26E-01	7.99E-01	2.81E-01
Frequency	5.35E-04	1.11E-02	2.62E-03
Deformation of bump	2.57E-04	9.79E-04	3.89E-04
Stress of bump	2.31E-01	3.17E-01	5.40E-02
Deformation of brake	2.85E-04	1.32E-03	1.93E-04
Stress of brake	1.09E-01	3.10E-01	6.58E-02

4.2 다크클의 다목적 근사최적설계 결과

본 연구에서 고려한 다크클의 중량과 고유 진동주파수의 다목적 최적설계 상에 메타모델 영향도를 평가하기 위해 RSM, 크리깅, BPN 알고리즘으로 생성된 메타모델을 NSGA-II에 적용하여 제약 다목적 근사 최적화를 수행하였다. 각각의 다목적 최적설계 결과는 유한요소해석을 직접 연동하여 NSGA-II로 다목적 최적화한 결과(Direct)와 비교하여 Fig. 4에 나타내었다. Fig. 4에 나타난 파레토 해의 결과에서 알 수 있듯이 메타모델의 정확도가 가장 낮은 크리깅 모델로 근사 최적설계한 경우 파레토 해의 분포가 다른 메타모델의 해의 분포보다 더 좁은 범위에 분포하고 있다. 즉 다크클의 다목적 최적설계에서 크리깅 모델을 적용할 경우 파레토 해의 다양성을 확보하는데 불리한 측면이 있음을 알 수 있다. 한편 RSM과 BPN을 이용한 경우의 파레토 해의 분포 형태가 Direct의 해의 분포와 유사하게 나타났다. Direct의 파레토 해를 기준으로 RSM보다 BPN의 경우에 좀 더 보수적인 다목적 최적설계해의 분포를 나타내었다.

Table 4에는 다크클 설계에 대한 다목적 최적해의 성능을 정량적으로 산출하여 초기 설계 대비 성능 변화율을 비교하여 나타내었고, Direct를 기준으로 각 메타모델의 편차도 같이 나타내었다. Table 4에 나타난 것처럼, Direct의 다목적 최적해를 기준으로 RSM과 BPN의 성능이 유사한 것으로 나타났으며, RSM이 좀 더 높은 정확도를 보였다. 반면 크리깅

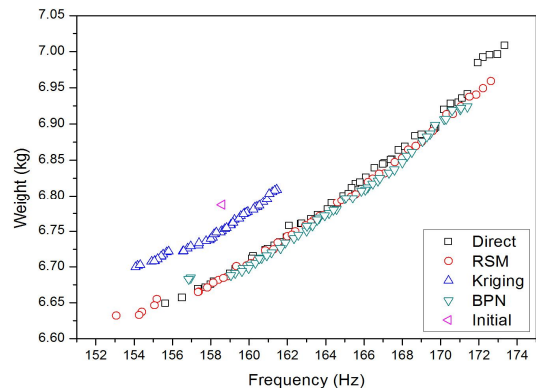


Fig. 4 Comparison of Pareto solutions

Table 4 Comparison of objective solutions

Specification	objective functions	
	Frequency (difference)	Weight (difference)
Direct	9.3% (-)	-2.0% (-)
RSM	8.9% (0.4%)	-2.3% (0.3%)
Kriging	1.8% (7.5%)	-1.3% (0.7%)
BPN	8.1% (1.2%)	-1.5% (0.5%)

의 성능편차는 크게 나타났다. 또한 BPN을 적용한 경우에 근사 다목적 최적화의 결과가 RSM보다 보수적인 경향을 보였다.

각각의 메타모델의 다목적 최적화 과정에 소요되는 수치계산량을 비교하기 위해 동일한 사양의 컴퓨터에서 산출된 계산시간을 비교하였다. NSGA-II를 기준으로 다목적 최적화하는데 소요된 시간은 Direct 385,246초, BPN 2,755초, RSM 2,529초, 크리깅 2,183초 순으로 산출되었다. 직접 유한요소해석을 이용하는 경우보다 메타모델을 이용하여 다목적 최적화를 수행하는 경우 수치계산량이 급격히 향상되는 반면, 메타모델 간의 수치계산량은 큰 차이를 나타내지 않았다. 또한 제약 다목적 최적화 과정에서 발생하는 제한조건의 위배특성을 파악하기 위해 전체 최적화 과정에서 비가역 해의 개수를 각각의 방법 별로 산출하였다. 전체 NSGA-II 최적화 과정 동안 발생한 비가역 해의 개수는 BPN 74개, 크리깅 55개, RSM 51개, Direct 39개 순으로 나타났다. 제한조건의 위배특성에서 전체적으로 메타모델을 적용한 경우에 비가역의 해가 증가되는 것으로 나타났으며, RSM을 적용한 경우가 녀클의 다목적 최적화에서 가장 우수한 성능을 나타내었다.

4. 결 론

본 연구에서는 차량용 녀클에 대한 다목적 최적 설계를 위해 NSGA-II 최적화 알고리즘을 적용하였으며, 다목적 근사최적화 과정에서 메타모델의 영

향도를 평가하기 위해 RSM, 크리깅, BPN 모델을 적용하여 최적화 성능을 비교하였다. 다목적 최적화해, 수치계산비용 및 비가역해의 최적화 성능을 전체적으로 고찰한 결과 본 연구에서 고려한 녀클 설계에 대해서 CCD와 RSM으로 생성한 메타모델이 가장 우수한 것으로 나타났다. RSM 메타모델에 의한 차량용 녀클의 근사 다목적 최적설계 방법은 직접 유한요소해석을 통한 다목적 최적 설계 대비 150배의 수치계산시간 비용의 절감과 더불어 높은 정확도의 최적해를 얻을 수 있는 효율적인 기법임을 확인하였다. 이와 같이 메타모델의 합리적인 선정을 통해 다목적 설계 최적화의 효율성을 극대화할 수 있음을 알 수 있다. 저자들은 향후 메타모델을 이용하여 근사 신뢰성 최적화, 근사 강건성 최적화에 대한 응용연구를 수행할 예정이다.

후 기

“이 논문은 동양미래대학교의 2018 학술연구비 지원에 의하여 연구되었음.”

REFERENCES

1. Crouse, H. W. and Anglin, L. D., *Automotive Mechanics*, McGraw-Hill, New York, 1993.
2. Simpson, T. W., Peplinski, J., Koch, P. N. and Allen, J. K., "Metamodels for Computer Based Engineering Design: Survey and Recommendations," *Engineering with Computers*, Vol. 17, No. 2, pp. 129-150, 2001.
3. Lee, K. H. and Kang, D. H., "A robust optimization using the statistics based on kriging metamodel," *Journal of mechanical science and technology*, Vol. 20, No. 8, pp. 1169-1182, 2006.
4. Haftka, R. T. and Gürdal, Z., *Elements of Structural Optimization*, Kluwer Academic Publishers, Dordrecht, 1991.
5. Park, Y. S. and Park, G. J., "A Development of Move Limit Strategy Based on the Accuracy of Approximation for Structural Optimization," *Transactions of the Korean Society of Mechanical*

- Engineers A, Vol. 21, No. 8, pp. 1218-1228, 1997.
6. Jacobs, J. H., Etman, L. F. P., van Keulen, F. and Rooda, J. E., "Framework for Sequential Approximate Optimization," Structural and Multidisciplinary Optimization, Vol. 27, No. 5, pp. 384-400, 2004.
 7. Kim, S. W., Kang, K., Yoon, K and Choi, D. H., "Design Optimization of an Angular Contact Ball Bearing for the Main Shaft of a Grinder," Mechanism and Machine Theory, Vol. 104, pp. 287-302, 2016.
 8. Korta, J. A., and Mundo, D., "Multi-objective Micro-geometry Optimization of Gear Tooth Supported by Response Surface Methodology," Mechanism and Machine Theory, Vol. 109, pp. 278-295, 2017.
 9. Atthaphon, A., Masahiko, S., Yasutada, T. and Masahiro, K., "Hybrid Surrogate model based Multi-fidelity Efficient Global Optimization Applied to Helicopter Blade Design," Engineering Optimization, Vol. 50, No. 6, pp. 1016-1040, 2018.
 10. Park, S. H., Design of Experiments, Minyoung-Sa, Korea, 2009.
 11. McKay, M. D., Beckman, R. J. and Conover, W. J., "Comparison of Three Methods for Selecting Values of Input Variables in The Analysis of Output from a Computer Code," Technometrics, Vol. 21, pp. 239-245, 1979.
 12. Hong, K. J., Jeon, K. K., Cho. Y. S., Choi, D. H. and Lee, S. J., "A Study on the Construction of Response Surface for Design Optimization," Transactions of the Korean Society of Mechanical Engineers A, Vol. 24, No. 6, pp. 1408-1418, 2000.
 13. Lee, T. H., Seong, J. Y., and Jung, J. J., "Sequential Feasible Domain Sampling of Kriging Metamodel by Using Penalty Function," Transactions of the Korean Society of Mechanical Engineers A, Vol. 30, No. 6, pp. 691-697, 2006.
 14. Bishop, C., Neural networks for pattern recognition, Oxford Press, 1995.
 15. Mitchell, T. M., Machine Learning, McGraw-Hill, 1997.
 16. Deb, K., Pratap, A., Agarwal, S., and Meyarivan, T., "A Fast and Elitist Multiobjective Genetic Algorithm: NSGA-II," IEEE Transactions on Evolutionary Computation, Vol. 6, No. 2, pp. 182-197, 2002.