

반응표면법과 유전자 알고리즘을 이용한 런플랫 타이어 최적화

Run-flat Tire Optimization Using Response Surface Method and Genetic Algorithm

최재형*·강남철†
Jaehyeong Choi and Namcheol Kang

(Received November 13, 2014 ; Revised March 19, 2015 ; Accepted March 19, 2015)

Key Words : Tire(타이어), Ride Comfort(승차감), Regression Model(회귀 모델), Optimization(최적화), Genetic Algorithm(유전자 알고리즘)

ABSTRACT

Ride comfort is one of the major factors in evaluating the performance of the vehicle. Tire is closely related to the ride comfort of the vehicle as the only parts in contact with the road surface directly. Vertical stiffness which is one of the parameters to evaluate the tire performance is great influence on the ride comfort. In general, the lower the vertical stiffness, the ride comfort is improved. Research for improving the ride comfort has been mainly carried out by optimizing the shape of the pneumatic tire. However, demand for safety of the vehicle has been increased recently such as a run-flat tire which is effective in safety improvement. But a run-flat tire have trouble in practical use because of poor ride comfort than general tire. Therefore, In this paper, the research was carried out for improving the ride comfort through the optimization of the SIR shape inside a run-flat tire. Meta-model was generated by using the design of experiment and it was able to reduce the time for the finite element analysis of optimization. In addition, Shape optimization for improving the ride comfort was performed by using the genetic algorithm which is one of the global optimization techniques.

1. 서론

타이어는 자동차에서 가장 중요한 부품 중의 하나로 지면과 직접적으로 접촉하는 유일한 부품이다. 노면으로부터 발생하는 충격과 진동에 가장 큰 영향을 받으며 연비나 승차감, 안정성에 큰 영향을 미치기 때문에 차량의 성능 향상에서 타이어는 중요한

문제 중 하나이다. 타이어 연구를 위해 이론 및 실험적 방법들이 많이 수행되어 왔으며 최근에는 유한요소 해석모델을 통한 연구가 많이 진행되고 있다. 초기에 타이어는 공기입과 비공기입으로 분류되었으나 공기입 타이어의 성능적 우위로 인해 공기입 타이어가 주류를 이루게 되었다. 하지만 공기입 타이어는 안전성에 위험이 존재하며 차량의 고속 주행 시 타이어에 펑크가 발생하게 되면 전복 등 큰 사고

† Corresponding Author ; Member, School of Mechanical Engineering, Kyungpook National University
E-mail : nckang@knu.ac.kr
Tel : +82-53-950-7545, Fax : +82-53-950-6550

* Member, School of Mechanical Engineering, Kyungpook National University

‡ Recommended by Editor Don Chool Lee

© The Korean Society for Noise and Vibration Engineering

가 발생할 가능성을 가지고 있다. 따라서 일반적인 공기압 타이어의 경우 펑크에 대비해서 차량에 예비 타이어가 있어야 하며 이에 따른 차량의 무게 증가로 인해 연비에 영향을 주게 된다. 공기압 타이어의 단점을 보완하기 위해 여러 가지 방안들이 고안되었으며 최근에 타이어 내부의 사이드월에 보강 고무를 삽입한 자기 지지방식(self support reinforcement)을 사용한 런플랫 타이어(run flat tire)가 주로 사용되고 있다.

사이드월을 보강한 런플랫 타이어는 1992년 굿이어에 의해 최초 개발되었으며 타이어 내부의 공기압이 없더라도 시속 80 km/h로 일정거리를 주행할 수 있다. 런플랫 타이어의 내부에는 펑크가 발생할 시 타이어가 처지지 않도록 하는 강화고무가 사이드월에 존재하며 이를 SIR이라 한다. 하지만 SIR의 추가로 인해 런플랫 타이어의 수직강성(vertical stiffness, KV)을 높이는 결과를 초래하여 일반 타이어에 비해 안전성은 우수한 반면 승차감이 저하되는 단점이 존재한다. 개발 초기에는 SIR에 의한 무게 증가 및 승차감 저하로 인해 고급 승용차에 사용되지 못했으나 최근 차량의 안전성에 대한 규제 및 운전자의 요구가 많아짐에 따라 런플랫 타이어의 보급이 증가되고 있다.

타이어의 최적화 문제는 대부분 형상 최적화이며 타이어의 주요 성능 향상을 위한 연구가 진행되고 있다. 주로 일반 타이어의 형상 최적화가 수행되어 왔으며 주요 부품들 중에서 트레드(tread)나 비드(bead) 또는 카카스(carcase) 등의 형상 최적화가 주로 연구되었다. 조정성과 내구성을 향상시키기 위해 타이어의 카카스 내의 코드 장력 분포와 변형에너지 분포를 STOM(satisficing trade-off method)를 이용한 연구가 수행되었다⁽¹⁾. 마모감소 및 내구성 향상을 위해 퍼지(fuzzy) 이론과 진화 알고리즘(evolutionary algorithm)을 타이어에 적용한 연구 사례⁽²⁾와 유전자 알고리즘(genetic algorithm)을 이용한 타이어 성능의 최적화를 수행한 연구들^(3,4)이 진행되었다. 또한 최적화를 위한 메타 모델(meta model)을 이용한 타이어의 근사모델 이용한 일반 타이어의 형상 최적화가 연구되고 있지만⁽⁵⁻⁸⁾ 오늘날 주목 받는 런플랫 타이어에 대한 연구는 많이 이루어져 있지 않고 있으며 최근에 ANN(artificial neural network)을 이용하여 목적함수를 구성한 후

MOGA(multi objective genetic algorithm)을 통한 런플랫 타이어의 형상 최적화가 수행되었다⁽⁹⁾.

이 논문은 런플랫 타이어의 승차감 저하의 원인인 SIR의 형상 최적화를 통해 수직강성을 감소시키기 위한 연구를 수행하였다. 실험계획법을 이용한 회귀모델을 구성하여 수직강성 도출에 필요한 시간 소모를 줄였으며 회귀모델과 유전자 알고리즘을 통해 SIR의 형상 최적화를 수행하였다.

2. 수치해석 방법

런플랫 타이어의 SIR 형상 최적화 과정은 Fig. 1과 같다. 타이어의 수직강성을 최소화하기 위해 SIR의 설계변수 및 구속 조건을 결정한 후 실험에 적합한 직교배열표를 채택하여 유한요소 해석을 수행하였다. 유한요소 해석에 사용된 런플랫 타이어 모델은 SIR 이외에 카카스, 벨트(belt) 등 타이어의 주요 부품들을 포함하는 모델이다. 그리고 실제 타이어의 경우 트레드에 복잡한 패턴이 존재하지만 이 실험에서는 4개의 원주방향 그루브(groove)를 가지는 유한요소모델을 이용하였다. 유한요소 해석에 사용된 상용프로그램은 ABAQUS/Standard이며 정적 해석을 통해 런플랫 타이어의 수직 강성을 추정하는 회귀모델을 구성하였다. 또한 회귀 모델에 유전자 알고리즘을 적용하여 수직강성 최소화를 수행하였다.

2.1 수직강성

타이어의 수직강성은 승차감에 큰 영향을 미치는 변수이기 때문에 런플랫 타이어의 수직 강성의 예측이 필요하며 유한요소 모델에 수직방향의 하중을 가하여 수직강성을 계산하였다.

실제 타이어는 내부의 공기압으로 인해 팽창된 타이어가 지면과 접촉하고 있을 때 타이어는 차량의 하중으로 인한 눌림으로 변형이 일어나게 된다. 따라서 수직강성 추출을 위해 유한요소 해석모델의 2차원 해석 후 3차원 해석을 수행하였다. 2차원 해석을 통해 공기압의 작용으로 인한 변형된 타이어의 형상을 구현하였다. 2차원 해석은 두 단계로 진행되며 첫 단계로 공기압을 적용하기 전에 림(rim)을 타이어의 비드(bead)부에 접촉시켜 실제 타이어가 장착되었을 때의 형상을 생성하였다. 다음 단계로 2.2 kgf/cm²의 공기압을 타이어 내부에 균일하게 적용하

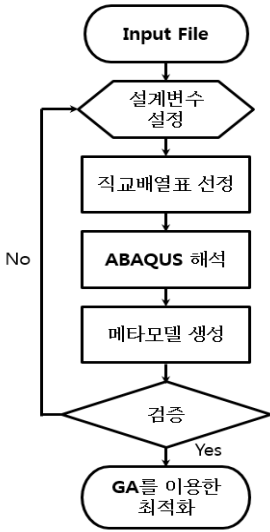


Fig. 1 Flowchart of the optimization process

여 3차원 해석을 위한 결과를 추출하였다. 3차원 해석에서는 2차원 해석 결과를 바탕으로 3차원 모델을 형성하였다. 타이어와 접촉하는 지면은 강체 (rigid body)로 설정하였으며 Fig. 2와 같이 타이어와 강체를 접촉시킨 후 하중을 가해 해석을 실시하였다. 타이어의 3차원 모델 해석 시 하중 370 kgf를 10단계로 나누어 각 단계별로 하중을 적용하였고 후처리 과정을 통해 단계별 타이어의 변형량을 추출하여 하중과 변형량에 대해 Fig. 3과 같이 1차식으로 근사하였다. 타이어의 수직강성은 1차 근사함수의 기울기로 표현되며 실험계획법에 의해 수행된 실험들의 1차 근사함수의 R2 범위는 0.97~0.99이다. 이 실험에서 사용된 런플랫 타이어의 초기 수직강성은 242.06 N/mm이며 동일한 규격의 일반 타이어는 수직강성이 221.4 N/mm로 런플랫 타이어가 일반 타이어에 비해 높은 수직강성을 가진다.

2.2 SIR 형상 최적화를 위한 설계변수

런플랫 타이어의 수직강성을 최소화하기 위해 SIR의 안쪽 곡면을 설계영역으로 설정하였다. 일반적으로 런플랫 타이어와 일반 타이어의 승차감 차이에 큰 영향을 미치는 것은 SIR의 존재 유무이다. 일반 타이어에는 SIR이 존재하지 않기 때문에 수직강성이 낮으나 런플랫 타이어의 경우 펑크가 나더라도 주행이 가능하도록 하는 기본적인 성능을 위해서

Table 1 Design variable range of SIR

	L_1	L_2	L_3	L_4
Levels	3	3	3	2
Lower(mm)	93.62	102.59	100.72	97.57
Upper(mm)	95.08	107.30	105.35	97.86

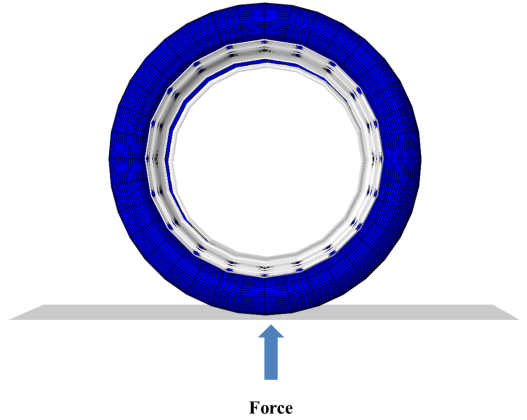


Fig. 2 3D tire contact model with rigid road surface and applied force

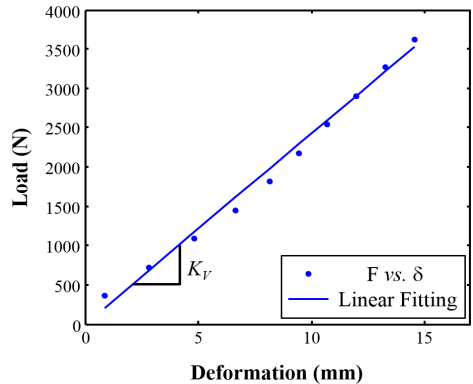


Fig. 3 Applied forces with respect to tire deflections and the definition of tire vertical stiffness

SIR이 필수적이다. 따라서 SIR의 형상 최적화로 인한 수직강성의 감소를 목표로 설정하였다. SIR의 안쪽 곡면 형상이 변경되면 SIR의 두께가 변하게 되어 런플랫 타이어의 수직강성에 영향을 미치게 된다. 두께에 영향을 미치는 요인으로 설계영역에서 임의의 절점과 원점과의 거리를 이용하였다. 원점은 런플랫 타이어의 2차원 형상에서 기하학적 중심을

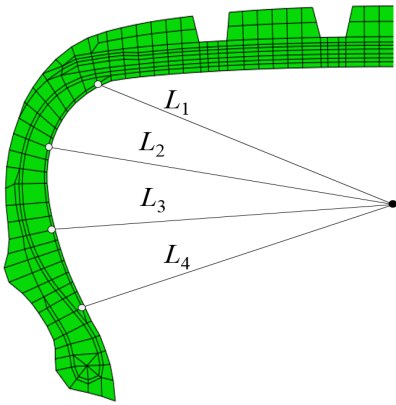


Fig. 4 Design variable for optimum shape on SIR

의미한다. 각 설계변수의 위치를 Fig. 4에 정의하였으며 SIR의 양 끝 지점은 고정된 절점으로 좌표가 변하지 않는다. 설계범위는 유한요소 해석 시 유한요소의 형태가 크게 변하지 않는 범위로 설정하였으며 각 변수들의 범위를 Table 1에 나타내었다.

설계변수들의 값이 정해지면 SIR의 안쪽 곡면에 위치한 나머지 절점들의 좌표를 결정해야 전체 SIR의 안쪽 곡면의 형상을 표현할 수 있다. 곡면의 형상을 표현하기 위해 다항식 근사를 통해 절점들의 좌표를 생성하였다. SIR 안쪽 곡면의 고정된 양 끝 절점들과 4개의 설계변수들의 좌표를 기준으로 SIR 내부 곡면을 표현하는 5차 다항식을 구성하여 내부 절점들의 좌표를 생성하였다.

2.3 회귀 모델

최적화 문제에서 회귀 모델을 사용하면 유한요소 해석 모델만을 이용할 때 보다 시간 및 비용의 소모를 줄일 수 있다. 일반적으로 유한요소 해석 시간은 상당한 시간이 소요되는데 최적화를 위해 모든 경우의 수를 해석하는 것은 시간 및 비용의 소모가 크다. 또한 설계변수들간의 상호작용 및 비선형성으로 인해 설계변수들과 최적화 대상의 관계를 명확히 정의하여 목적함수를 구성하는 것은 매우 어렵다. 이러한 문제를 해결하기 위해 복잡한 최적화 문제를 수식적으로 근사화하는 메타 모델이 제안되었다. 다양한 메타 모델에 대한 연구가 있으며 그 중에서도 반응표면법(response surface method)는 산업계에서 주로 사용되는 방법 중 하나이다. 통계적 데이터를 기반으로 한 근사 모델을 생성하는 반응표면법은 여

러 설계변수들이 복합적으로 설계대상에 작용할 때 이에 따른 응답 특성과 설계변수들의 관계를 근사식으로 표현하여 최적화를 수행하는 방법이다. 이 때 근사식은 다항식으로 구성된 회귀 모델(regression model)로 표현할 수 있으며 유한요소 해석을 수행하지 않고 회귀 모델의 분석을 통해 결과값을 예측할 수 있다.

설계변수에 따른 런플랫 타이어의 수직강성을 회귀 모델로 구현하여 SIR 형상 최적화를 위한 목적함수로 이용하였다. 회귀 모델을 사용하면 런플랫 타이어의 수직강성 계산에 따른 시간이 줄어들어 최적화 과정에 소모되는 시간을 절약할 수 있다. 하지만 변수의 개수 및 회귀 모델의 차수에 따라 실험 횟수가 달라지기 때문에 회귀 모델을 구성하기 위한 시간적 비용을 고려해야 한다.

실험계획법을 통하여 얻은 정보를 이용하여 회귀 모델을 생성할 수 있다. 모델 생성에는 최소자승법(least square method)가 사용되며 회귀 모델의 행렬 형태는 다음과 같다.

$$y = \beta X + \epsilon \tag{1}$$

식(1)에서 y 는 추정된 함수 값, X 는 변수, β 는 회귀 계수, ϵ 는 오차를 의미한다. 오차를 최소화하기 위해 아래와 같은 식을 통해 회귀 계수를 결정한다.

$$L = \sum_{i=1}^n \epsilon_i^2 = \epsilon^T \epsilon = (y - X\beta)^T (y - X\beta) \tag{2}$$

여기서 추정된 회귀 계수는 다음 식을 만족해야 한다.

$$\frac{\partial L}{\partial \beta} = -2X^T y + 2X^T X \hat{\beta} = 0 \tag{3}$$

식(3)을 정리하면 회귀 계수를 결정할 수 있다.

$$\hat{\beta} = (X^T X)^{-1} X^T y \tag{4}$$

생성된 회귀 모델의 적합성을 판단하기 위해서 R_{adj}^2 을 이용하였다. 일반적으로 R^2 는 설계인자의 개수가 증가할수록 값이 커지기 때문에 회귀 모델의 적합성을 판단하는 기준으로 적절하지 않다. 하지만 회귀 모델의 유효성 검증에 사용되는 R_{adj}^2 는 설계인

자가 추가될 때 마다 값이 항상 커지지 않으며 불필요한 설계인자가 포함될 시 값이 작아진다. R_{adj}^2 는 0과 1사이의 값을 가지며 1에 가까울수록 회귀 모델의 적합성이 뛰어나다 할 수 있다⁽¹⁰⁾.

$$R_{adj}^2 = 1 - \frac{SS_E / (n - p)}{SS_T / (n - 1)} \tag{5}$$

식 (5)에서 n 은 실험 횟수, p 는 β 의 개수와 같으며 SS_E 와 SS_T 는 다음과 같다.

$$SS_E = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \tag{6}$$

$$SS_T = \mathbf{y}^T \mathbf{y} - \frac{\left(\sum_{i=1}^n y_i \right)^2}{n} \tag{7}$$

2.4 유전자 알고리즘

유전자 알고리즘은 1970년대 초 John Holland에 의해 본격적인 연구가 시작되었으며 자연의 유전과 도태의 원리를 이용한 전역 최적화 알고리즘이다. 자연계의 생물 유전을 기반으로 한 유전자 알고리즘은 적자 생존의 원리를 이용하여 주어진 환경에 적합한 개체가 자손을 남길 확률을 높게 설정하고 세대 교체를 시행하여 집단을 진화시킨다. 이 유전자 알고리즘은 함수의 계산과정에 상관없이 계산결과만을 사용하며 목적함수의 연속성 및 미분가능성을 고려하지 않아도 되기 때문에 많은 최적화 문제에 적용될 수 있다. 또한 기존의 다른 최적화 알고리즘은 목적함수의 미분을 이용하며 국부적인 최적해(local minimum)을 찾을 가능성이 높은 반면 유전자 알고리즘은 전역적인 최적해(global minimum)을 얻을 확률이 높다⁽¹¹⁾.

유전자 알고리즘을 이용한 개체의 진화에 사용되는 기본적인 연산에는 재생산(reproduction), 교배(crossover), 돌연변이(mutation)이 존재한다. 재생산은 자연의 적자생존 또는 자연도태를 모방하기 위한 유전자 알고리즘의 연산 과정이다. 이 연산을 통해 적합도를 기반으로 현재 세대 내 개체 중에서 다음 세대에 유전될 개체를 선택한다. 즉 환경에 적합하지 않은 개체들을 집단에서 제외하고 적합성이 높은 개체들이 다음 세대에 널리 퍼지도록 하며 그 종류

로는 룰렛휠 선택(roulette wheel selection), 순위에 기초한 선택(ranking based selection), 토너먼트 선택(tournament selection) 등이 존재한다. 유전자 알고리즘의 성능에 큰 영향을 미치는 연산이므로 선택에 주의를 기울여야 한다. 교배는 새로운 유전자의 형태를 만들기 위한 과정으로 기존의 2개 유전자를 부분적으로 결합하여 생성한다. 결합 과정의 예로 일점교배(one point crossover)와 이점교배(two point crossover)가 존재한다. 교배는 교배된 자손의 수가 이전 세대 집단의 크기와 같아질 때까지 반복한다. 돌연변이는 하나의 유전자가 직접적으로 변이를 일으켜 유전자 내부의 유전 인자가 임의로 변경되거나 순서가 바뀌는 경우를 의미한다. 진화가 계속 될수록 재생산과 교배로 인해 개체 집단의 유전자들은 서로 유사해진다. 이 현상은 유전자들이 최적해에 해당하는 유전자와 비슷하다면 올바른 현상일 수 있으나 만약 이 현상이 초기에 발생하게 되면 유전자들의 다양성이 결핍되어 최적해를 찾기 못하게 되는 요인이 된다. 따라서 돌연변이를 통해 전체 세대의 값이 국부적인 최적해로 수렴할 가능성을 방지하여 결과값의 다양성을 높여줄 수 있다⁽¹²⁾. 이진법의 표현 형태를 가지는 유전자를 사용하는 경우 돌연변이로 인한 유전 인자의 값은 0과 1이 서로 바뀌게 된다. 이때 돌연변이가 발생하는 유전 인자의 위치는 임의로 선택된다.

런플랫 타이어의 SIR 최적화 문제를 유전자 알고리즘에 적용하기 위해서 목적함수와 구속조건을 설정하였다. 런플랫 타이어의 수직강성 최소화를 위한 문제를 정식화하면 아래와 같다. 목적함수는 런플랫 타이어의 수직강성 예측을 위한 회귀 모델이며 구속조건은 각 설계변수의 범위로 지정하였다.

- 설계변수 $L_i(\text{mm}) \quad (i=1,2,3,4)$
- 목적함수 Minimize $\hat{K}_V \quad (\text{N/mm})$
- 구속조건 $L_L \leq L_i \leq L_U \quad (i=1,2,3,4)$

3. 해석 결과

3.1 회귀 모델 구성

이 실험에서는 3수준계 인자 3개와 2수준계 인자 1개로 구성된 실험계획법을 사용하여 함수의 형태가

Table 2 Orthogonal array used in the optimization

Experiment	L_1	L_2	L_3	L_4
1	1	1	1	1
2	1	2	2	1
3	1	3	3	1
4	2	1	1	1
5	2	2	2	1
6	2	3	3	1
7	3	1	2	1
8	3	2	3	1
9	3	3	1	1
10	1	1	3	2
11	1	2	1	2
12	1	3	2	2
13	2	1	2	2
14	2	2	3	2
15	2	3	1	2
16	3	1	3	2
17	3	2	1	2
18	3	3	2	2

1차식 이상인 다중 회귀 모델(multiple regression model)을 이용하였다. 사용된 실험계획법의 직교배열표를 Table 2에 나타내었다. 충분한 실험 정보가 주어지지 않는다면 적합한 회귀 모델을 구현할 수 없기 때문에 실험계획법을 통해 최소의 실험횟수로부터 최대의 정보를 얻을 수 있도록 계획해야 한다. 실험에 영향을 미치는 모든 인자를 선택할 시에는 실험 비용이 많이 소모되기 때문에 적절한 개수의 인자를 선택하는 것이 중요하다. 인자의 범위를 수준이라고 하며 인자의 수준은 현재 사용되고 있는 값과 최적이라고 판단되는 범위를 포함하는 것이 적당하다. 이때 수준 수는 2~5수준이 적절하다고 알려져 있다⁽¹³⁾. 실험계획법에 따라 생성할 수 있는 회귀 모델의 차수가 달라지기 때문에 적절한 수준의 수 및 실험 횟수를 결정하는 것이 중요하다. 2수준계의 실험계획법은 회귀 모델이 선형으로 구성되기 때문에 실제 타이어의 비선형성을 잘 표현할 수 없다. 따라서 런플랫 타이어의 수직강성 예측을 위한 회귀 모델에 다중 회귀 모델이 사용되었다.

최적화를 위한 목적함수를 실험계획법을 통해 다중 회귀 모델로 표현하고 R_{adj}^2 를 계산하여 회귀 모

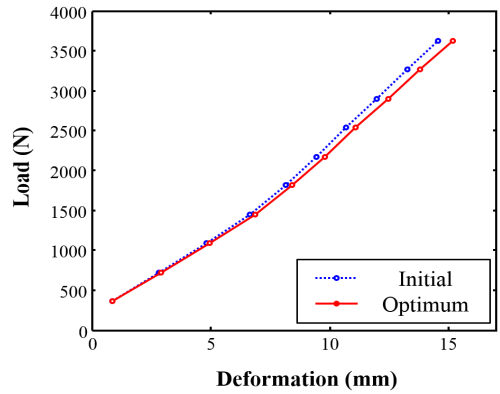


Fig. 5 Comparison of vertical stiffness between initial and optimum design

델의 적합성은 판단하였다. 아래의 식과 같은 다중 회귀모델의 회귀 계수는 11개이며 R_{adj}^2 의 값은 0.979로 런플랫 타이어의 수직강성을 적절히 예측하고 있다.

$$\hat{K}_v = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 L_1 + \dots + \hat{\beta}_4 L_4 + \hat{\beta}_{12} L_1 L_2 + \dots + \hat{\beta}_{34} L_3 L_4 \tag{8}$$

회귀 모델의 추정치와 유한요소 해석 값의 차이는 최대 0.28%로 실제 유한요소 해석 모델과 큰 차이가 없음을 알 수 있다.

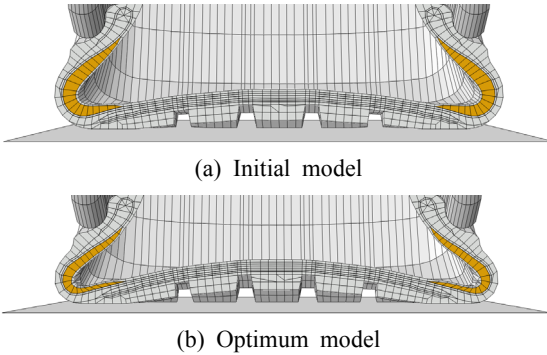
3.2 형상 최적화 수행

실험계획법을 통해 생성된 다중 회귀 모델을 목적함수로 유전자 알고리즘을 이용하여 형상 최적화를 수행하였다. 런플랫 타이어의 기본적인 성능이 크게 저하되지 않는 범위에서 수직강성을 최소화하기 위해 SIR의 설계변수들의 상한값과 하한값들을 구속조건으로 설정하였다. 유전자 알고리즘의 선택 및 교배 연산자는 일반적으로 널리 사용되고 있는 룰렛휠 선택과 일점교배 연산을 사용하였다. 최적화 수행 결과 51번째 세대에서 종료가 되었으며 최적화에 대한 결과와 초기 런플랫 타이어 모델과의 비교를 위해 각 변수들의 값과 수직강성을 Table 3과 Fig. 5에 나타내었다.

런플랫 타이어의 수직강성은 4.2% 감소하였으며 설계변수 L_1, L_2, L_3 는 초기보다 원점에서의 거리가 늘어난 것을 볼 수 있으며 L_4 는 초기보다 거리가 짧아진 결과를 보여준다. 이러한 현상이 발생한 이유는

Table 3 Vertical stiffness of initial and final results

	L_1 (mm)	L_2 (mm)	L_3 (mm)	L_4 (mm)	K_V (N/mm)
Initial	93.91	104.68	102.78	97.72	242.06
Optimum	95.08	107.30	105.35	97.57	231.89

**Fig. 6** Comparison of deformed shape at zero pressure between initial and optimum design of run-flat tire models

SIR의 곡면을 표현하기 위한 다항식의 영향이 클 것으로 판단된다.

최적화 모델의 런플랫 타이어의 기본 성능을 확인하기 위해 공기압이 없는 상태에서 하중 370 kgf를 인가하여 유한요소 해석을 수행 하였다. 하중 370 kgf이 작용할 때 기본 모델의 경우 28.92 mm, 최적화 모델의 경우 36.33 mm로 7.41 mm가 증가한 것을 확인할 수 있다(Fig. 6 참조). 이는 런플랫 타이어의 SIR의 형상 변화로 인한 수직강성의 감소 때문으로 판단할 수 있다.

4. 결 론

런플랫 타이어의 형상 최적화를 위해 타이어의 여러 주요 성능 중에서 승차감에 큰 영향을 미치는 인자 가운데 하나인 수직강성의 최소화를 목적함수로 설정하였다. 이 논문에서는 런플랫 타이어의 SIR 형상 최적화를 통한 수직강성 감소를 위해 실험계획법에 의거한 실험을 수행하였으며 이 실험을 바탕으로 구성된 회귀 모델을 전역 최적화 알고리즘의 하나인 유전자 알고리즘을 이용하여 최적화를 수행하

였다. 런플랫 타이어의 유한요소 해석 모델은 1회 해석 시 30분 이상의 시간이 소모되기 때문에 최적화 과정에서 발생하는 반복 횟수에 따라서 최적화 시간이 기하급수적으로 증가할 가능성이 존재한다. 따라서 시간의 소모를 줄이고 설계의 효율성을 높이기 위해 실험계획법을 통해 런플랫 타이어의 수직강성 예측을 위한 회귀 모델을 생성하였다. 이를 통해 상용 유한요소 해석 프로그램을 사용하지 않고 런플랫 타이어의 수직강성을 예측하였으며 회귀 모델이 실제 유한요소 해석 결과와 큰 차이가 없음을 확인하였다.

실험 결과 런플랫 타이어의 수직강성을 감소시킬 수 있었다. 이를 통해 런플랫 타이어의 노면으로부터 전달되는 충격을 완화시켜 승차감 향상을 기대할 수 있을 것으로 판단된다.

References

- (1) Cho, J. R., Jeong, H. S., Kim, H. W. and Kim, K. W., 2001, Optimal Design of Tire Sidewall Contour for Improving Maneuverability and Durability, Transactions of KSME, Vol. 25, No. 10, pp. 1636~1643.
- (2) Serafinska, A., Kaliske, M., Zopf, C. and Graf, W., 2013, A Multi-objective Optimization Approach with Consideration of Fuzzy Variables Applied to Structural Tire Design, Computers and Structures, Vol. 116, pp. 7~19.
- (3) Kim, E. Y., Hwang, S. W., Kim, B. H. and Lee, S. K., 2012, Reduction of Air-pumping Noise Based on Genetic Algorithm, Transactions of the Korean Society for Noise and Vibration Engineering, Vol. 22, No. 1, pp. 61~73.
- (4) Abe, A., Kamegawa, T. and Nakajima, Y., 2004, Optimization of Construction of Tire Reinforcement by Genetic Algorithm, Optimization and Engineering, Vol. 5, pp. 77~92.
- (5) Miranda, M., Pinto, F., Gulyurtlu, I., Cabrita, I., Nogueira, C. A. and Matos, A., 2010, Response Surface Methodology Optimization Applied to Rubber Tyre and Plastic Wastes Thermal Conversion, Fuel, Vol. 89, pp. 2217~2229.
- (6) Lee, J. H., Song, B. C., Lim, J. H., Kim, S. R.

and Sung, K. D., 2011, A Study on the Development of FEA Automation and Design Optimization Process for Tire Performance, KSAE Annual Conference, pp. 1089~1095.

(7) Hwang, S. W., 2011, Tire Optimization using Performance Evaluation According to Design Factor, Master Thesis, Pusan National University.

(8) Lee, D. W., Kim, S. R. and Cho, S. S., 2011, Optimization of Tire Contour by using GA and DOE, The Korea Academia-Industrial Cooperation Society, Vol. 12, No. 3, pp. 1063~1069.

(9) Cho, J. R., Lee, J. H., Jeong, K. M. and Kim, K. W., 2012, Optimum Design of Run-flat Tire Insert Rubber by Genetic Algorithm, Finite Element in Analysis and Design, Vol. 52, pp. 60~70.

(10) Montgomery, D. C., 2012, Statistical Quality Control: A Modern Introduction, 7th ed., John Wiley & Sons, Singapore.

(11) Arora, J. S., 2012, Introduction to Optimum Design, 3rd ed., Elsevier, Waltham, MA.

(12) Jin, G. G., 2000, Genetic Algorithm and Their Applications, Kyowoo, Seoul.

(13) Kim, H. C., 2007, Introduction to Design of Experiments, Hanol, Seoul.



Jaehyeong Choi received his B.S. in the school of mechanical engineering from Kyungpook National University. He is pursuing M.S. in the school of mechanical engineering from Kyungpook National University.

Currently his research interests are vibration and vehicle dynamics.



Namcheol Kang received his B.S. degree in Mechanical Engineering from KAIST in 1992, M.S. in Mechanical Design and Production Engineering from Seoul National University in 1994, and Ph.D. in Mechanical Engineering from

Purdue University in 2004. Currently he is a professor in the School of Mechanical Engineering at Kyungpook National University, Korea. His primary research interests are dynamics, vibration and stability analysis of structures.