

유전자 알고리즘을 이용한 타이어 공력소음의 저감

Reduction of Air-pumping Noise based on a Genetic Algorithm

김 의 열* · 황 성 욱* · 김 병 현* · 이 상 권†

Eui-Youl Kim, Sung-Wook Hwang, Byung-Hyun Kim and Sang-Kwon Lee

(2011년 10월 31일 접수 ; 2011년 12월 9일 심사완료)

Key Words : Tire Air-pumping Noise(타이어 공력소음), Image Signal Processing(이미지 신호처리), Genetic Algorithm(유전자 알고리즘), Shannon Entropy(샤넌 엔트로피)

ABSTRACT

The paper presents the novel approach to solve some problems occurred in application of the genetic algorithm to the determination of the optimal tire pattern sequence in order to reduce the tire air-pumping noise which is generated by the repeated compression and expansion of the air cavity between tire pattern and road surface. The genetic algorithm has been used to find the optimal tire pattern sequence having a low level of tire air-pumping noise using the image based air-pumping model. In the genetic algorithm used in the previous researches, there are some problems in the encoding structure and the selection of objective function. The paper proposed single encoding element with five integers, divergent objective function based on evolutionary process and the optimal evolutionary rate based on Shannon entropy to solve the problems. The results of the proposed genetic algorithm with evolutionary process are compared with those of the randomized algorithm without evolutionary process on the two-dimensional normal distribution. It is confirmed that the genetic algorithm is more effective to reduce the peak value of the predicted tire air-pumping noise and the consistency and cohesion of the obtained simulation results are also improved in terms of probability.

1. 서 론

내연 기관과 파워트레인은 자동차 실내소음 문제의 주요 소음원이며 운전자 또는 승객들로 하여금 심리 음향 측면에서 성가심 유발과 함께 감성 만족도를 저하시키기 때문에 자동차 실내소음의 음질 개선을 위한 NVH 기술의 연구 개발이 그 동안 꾸준히 수행되어왔다⁽¹⁻⁴⁾. 일반적으로 단일 소음원의 경우 사람의 청각 인지 특성은 소리의 다양한 특성 중에 전반적인 크기를 의미하는 dBA 또

는 Loudness의 변화에 민감하지만 자동차 실내소음과 같이 다수의 소음원이 조합되어 있는 경우에는 인접한 소음원 사이에 상대적인 관계가 인지 여부 및 성가심 유발에 대한 기여도에 영향을 줄 수 있다⁽⁵⁾. 그래서 NVH 기술의 연구 개발을 통해 성취된 문제 소음원의 개선이 반드시 실내소음의 전반적인 음질 개선으로 연결되는 것은 아니다. 특히, 내연 기관과 복잡한 구조의 파워트레인을 더 이상 사용하지 않는 전기 자동차에서는 다수의 소음원 사이에 상대적인 관계에 의해 마스킹이 되어 지금까지 주요 소음원으로 인식되지 않았던 타이어, 기어, 압축기 등의 회전체 소음들이 가까운 미래에 자동차 실내소음 중에 성가심 유발의 주요 원인으로 고려될 가능성이 존재한다⁽⁶⁻⁸⁾.

† 교신저자; 정회원, 인하대학교 기계공학과
E-mail : sangkwon@inha.ac.kr
Tel : (032)860-7305, Fax : (032)868-1716
* 정회원, 인하대학교 대학원 기계공학과

이 연구는 이러한 향후 전망에 연계하여 타이어 패턴과 노면 사이에 존재하는 공기 체적의 반복된 압축과 팽창 과정 중에 발생하는 타이어 air-pumping 소음 개선에 초점을 두고 이미지 포맷 기반의 소음 예측법과 개선된 소음 특성을 가지는 타이어 패턴의 최적 조합을 도출하기 위한 유전자 알고리즘의 활용 과정에 대해 다루고 있다.

2. 이미지 포맷 기반의 소음 예측 모델

타이어 air-pumping 소음은 타이어 패턴과 노면 사이에 존재하는 공기 체적의 반복적인 압축과 팽창 과정 중에 발생된다⁽⁹⁻¹¹⁾. Fig. 1에서 볼 수 있는 최적화 과정 중에 해석적으로 이러한 형태의 소음을 예측하기 위한 방법으로 결과의 정확성과 연산 부하 측면에서 다음과 같이 세 가지 형태의 방법들이 고려 될 수 있다.

첫 번째로, Kim et al.⁽¹²⁾은 computational fluid dynamics(CFD)와 Kirchhoff integral method가 조합된 방법으로 소음 예측 결과의 정확성과 신뢰성은 높지만 연산 소요 시간 및 노력이 많이 필요로 하며 타이어 패턴 형상의 변화에 따라 매번 FE 모델 수정 및 검증 과정이 필요로 하는 등 타이어 패턴 초기 개발 과정 중 잦은 패턴 형상 변경에 대응하는 과정에 다소 어려움이 존재한다. 두 번째로 M. Becker et al.^(13,14)는 사각과 형태의 타이어 패턴 조합 정보에 푸리에(fourier) 변환을 통해 타이어 air-pumping 소음을 연산 부하 측면에서 별다른 어려움 없이 손쉽게 예측 할 수 있으나 타이어 패턴 중 Groove 등의 크기가 큰 패턴 형상을 제외하고 나머지 작은 크기의 패턴 형상들은 소음 예측 과정에

고려하는 것이 어렵기 때문에 정확성이 다소 낮은 것이 단점이다. 세 번째로 R. Mundl et al.⁽¹⁵⁾은 이미지 포맷 기반의 air-pumping 소음 모델을 사용하였으며 타이어 패턴 이미지 형상으로부터 직접 소음 특성을 예측하는 방법으로 이미지 해상도와 aliasing 현상의 영향이 존재하지만 앞서 살펴본 두 가지 방법에 비교하여 충분한 정확성을 가지고 연산 부하 또한 크지 않으며 37개 타이어 모델에 대한 실험 결과와 약 0.83의 높은 상관도를 가지고 있음이 확인되었다. 게다가 타이어 패턴 형상 변경에 따라 FE 모델 수정 또는 검증 등의 추가적인 과정 없이 소음 예측이 바로 가능하기 때문에 타이어 패턴 개발 초기 단계에서 잦은 패턴 형상 변경에도 유용하다. 그리고 업무 효율성 측면에서도 패턴 디자인어와 엔지니어 사이에 업무 공조 관계를 보다 유기적으로 돈독히 하는데 도움이 된다. 이와 같이 세 가지 해석적 접근 방법의 장단점 비교를 토대로 업무 효율성 측면에서 여러 장점을 가진 이미지신호처리 기반의 소음 예측법이 선택되었다. 타이어 air-pumping 소음 모델은 하나의 monopole 소음원에 euler equation 을 사용하여 다음과 같은 wave equation 형태로 유도 될 수 있다⁽⁹⁾.

$$p'(r,t) = \frac{1}{4\pi r} \rho_0 \frac{\partial^2 V}{\partial t^2} \left(t - \frac{r-a}{c} \right) \quad (1)$$

여기에서 ρ_0 는 공기 밀도, c 는 소리 속도, V 는 공기 체적을 의미하며 식 (1)은 공기 체적 V 변화에 대한 거리 r 과 시간 t 에서의 압력 p 의 변화를 의미한다. 이미지 포맷으로 이러한 관계를 연계시키기 위해 Fig. 2에서 볼 수 있듯이 가로 l , 세로 w , 높이 h 의 정육면체의 단면적을 단위 면적으로 가정하였고 다음과 같이 공기 체적의 변화량은 높이 h 의 변화량으로 단순화하여 표현할 수 있다.

$$\frac{\partial^2}{\partial t^2} V_{i,j}(l, w, h) = \frac{\partial^2 h_{i,j}}{\partial t^2} \quad (2)$$

그리고 식 (2)를 식 (1)에 대입하여 정리하면 다음의 관계식을 얻을 수 있다.

$$p'_{i,j}(r,t) = \frac{1}{4\pi r} \rho_0 \frac{\partial^2 h_{i,j}}{\partial t^2} \left(t - \frac{r-a}{c} \right) \quad (3)$$

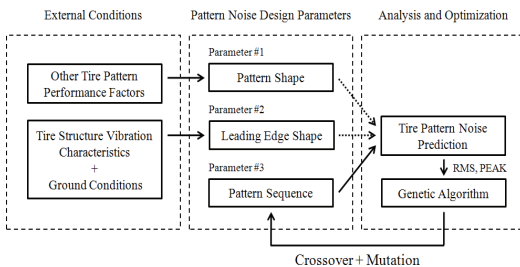


Fig. 1 The basic structure of the tire pattern sequence optimization process using a genetic algorithm

PGM(portable gray map) 기반의 이미지 포맷에서 각 픽셀 영역은 8 bit의 명암비 정보 공간을 가지며 단위 면적의 정육면체 높이 h 에 연계되어 256 단계로 타이어 패턴 이미지의 깊이 특성을 표현할 수 있다.

따라서, 소음원으로부터 거리 r 과 온도 조건이 일정하다면 Fig. 2에서 볼 수 있듯이 이미지 상에 임의의 픽셀 영역에서의 방사 소음 특성은 높이 h 의 변화로부터 손쉽게 예측이 가능하다. 물론, 예측된 소음은 비교정(uncalibrated) 상태이기에 절대값으로 비교하는 하는 것은 어렵지만 주파수 특성 정보를 충분히 얻을 수 있다. 타이어 air-pumping 소음은 일반적으로 타이어 패턴의 형상, 접지 선단부의 형상, 그리고 패턴 조합 순서에 영향을 받는다. 첫 번째 타이어 패턴 형상은 현재 단계가 수정이 아닌 대상의 평가 과정인 관계로 종속 변수로 고려하였다. 두 번째 접지 선단부는 타이어 구조 진동 특성 및 노면 조건에 영향을 받는 것으로 종속 변수이며 본 연구에서는 그 영향을 배제하였다. 세 번째는 패턴 조합 순서로서 소음 특성에 가장 높은 자유도를 가지는 독립 변수이며 관련 연구들 또한 이를 최적화 대상으로 고려하였다⁽¹³⁻¹⁸⁾. 이 연구에는 벡센타이어에서 제공된 패턴 이미지를 사용하였고 Fig. 3에서 볼 수 있듯이 기준 이미지를 기초로 진행 방향 길이에 대해 10% 간격으로 조정하여 80%에서

120% 사이에 10% 간격으로 총 5개의 패턴을 사용하였고 50개의 타이어 패턴이 조합된 하나의 모델을 기준으로 타이어 air-pumping 소음을 예측하였다. 이러한 과정을 통해 얻은 결과의 하모닉 스펙트럼에서 RMS값과 최고점값을 소음 특성을 나타내는 주요 특성 인자로 고려하였고 직선 형태의 접지 선단부(leading edge)를 사용하였다.

3. 유전자 알고리즘

타이어 air-pumping 모델은 다양한 변수들에 의해 영향을 받지만 Fig. 1에서 볼 수 있듯이 간단하게 패턴의 형상, 접지 선단부의 형상, 패턴 조합 순서에 크게 영향을 받는 것으로 모델링 할 수 있다. 이러한 세 가지 변수 중에 특히 패턴 조합 순서는 소음 저감의 가능성에 대해 높은 자유도를 가지는 변수로서 패턴 소음 저감에 유용한 것으로 관련 연구들에 의해 공통적으로 인식되어 연구 중 최적화 대상으로 고려되었다⁽¹³⁻¹⁸⁾. M. Becker et al.^(13,14)은 경험적 알고리즘(heuristic algorithm) 범주에 포함된 다양한 최적화 알고리즘 중에 유전자 알고리즘이 수렴 과정 중 비교적 적은 오류와 연산 부하를 가지고 유용한 결과를 도출하는데 적절함을 언급하였고 R. Mundl et al.⁽¹⁵⁾는 교배 과정(crossover process)이

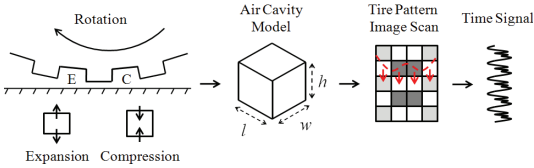


Fig. 2 Image-based tire air-pumping noise prediction methods using a simplified air cavity model

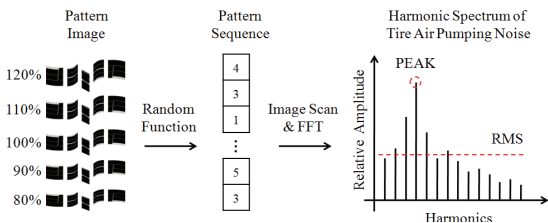


Fig. 3 The effects of tire pattern sequences on the harmonic spectrum of the tire air-pumping noise and the selected evaluation criteria

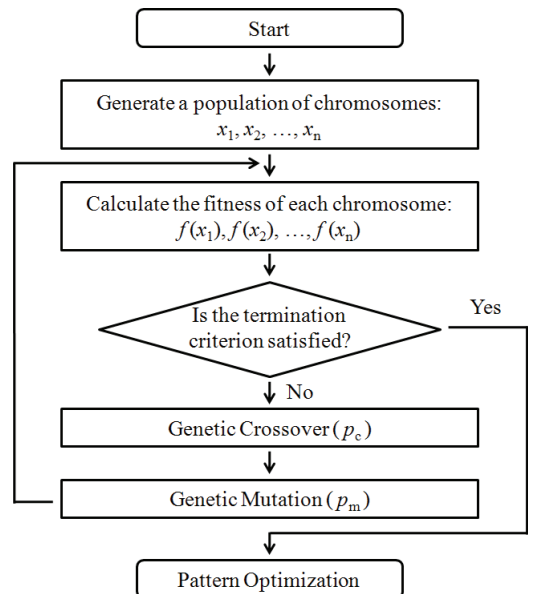


Fig. 4 A flowchart of a genetic algorithm

포함되지 않은 진화 전략 알고리즘(evolutionary strategy algorithm)을 타이어 패턴 최적화 연구에 활용하였다. 그리고 Xia Chen et al.⁽¹⁶⁾과 Che Yong et al.⁽¹⁷⁾은 유전자 알고리즘의 핵심인 교배 과정과 돌연변이 과정에 가변적 수렴 특성을 추가하여 수렴 속도와 안정성을 보완하였고 Xiao hui Li et al.⁽¹⁸⁾은 유전자 알고리즘과 퍼지 알고리즘의 조합을 통해 수렴 과정 중 오류 문제들을 개선하였다. 이와 같이 진화 알고리즘은 타이어 패턴의 최적 조합 순서를 도출하는 과정에서 공통적으로 선호되는 최적화 알고리즘으로 고려되었고 이 연구는 Fig. 4에서 볼 수 있는 과정 중에 세부 항목들의 수정 보완을 통해 유전자 알고리즘을 적용하였다.

3.1 인코드 모델의 재정의

유전자 알고리즘을 적용하는 과정에서 개별 객체가 가지고 있는 유전자 정보의 최소 단위로서 가능한 정보 공간의 낭비 없이 직관적인 형태로 모델링하는 것이 적절하며 일반적으로 Fig. 5(a)에서 볼 수 있듯이 0과 1을 사용하는 바이너리 타입의 인코드 모델이 유전자 정보를 표현하는데 널리 활용되고 있다. 하지만, 5개의 타이어 패턴 종류에 바이너리 타입의 인코드를 대응 시키는 과정에서 하나의 타이어 패턴 정보를 표현하기 위해서 최소 세 개의 이상의 인코드가 조합되어 사용될 필요가 있으며 대응 과정에서의 모호성과 인접한 패턴 사이에 제약 조건의 적용 과정 중 발생하는 직관성 부재 문제가 존재함을 확인하였다. 그래서 이 연구에서는 Fig. 5 (b)와 같이 1에서 5사이에 5개 정수값을 사용하는 형태의 인코드 모델로 재정의 하였다. 앞서 언급한 두 가지 문제에 대해 좀 더 세부적으로 살펴보면 첫 번째 대응 과정에서의 모호성은 세 개의 바이너리

타입의 인코드 조합으로 총 8가지 경우의 수를 표현할 수 있으나 실제로 5개만 사용이 되며 50~70 개 가량의 타이어 패턴 정보로 조합되어 있는 하나의 객체를 유전자 알고리즘 적용 과정 중 동시에 객체 10개를 반복적으로 다루어야 하는 상황을 고려하면 인코드 모델의 정보 공간의 낭비가 발생하며 타이어 패턴 종류와 인코드 모델 사이에 변환 과정으로 인해 최적화 과정 중 불필요한 연산 부하 증가의 원인이 된다.

두 번째 문제는 직관성 부재에 관한 것이다. 타이어 air-pumping 소음을 줄이는 과정에서 인접한 타이어 패턴 사이에 제약 조건이 존재하며 유전자 알고리즘의 핵심인 교배 과정 및 돌연변이 과정에서 매번 신규 생성된 자식 객체들의 유전자 정보 조합의 적합성 여부에 대한 확인이 필요하다. 하지만, 바이너리 타입의 인코드 모델을 사용하는 경우 추가적인 변환 과정이 필요하고 개발자 시각에서 제약 조건의 직관적인 비교가 어렵다. 이러한 문제로 인해 제안된 인코드 모델은 10진수 형태로 1과 5 사이에 5개 정수값을 사용하는 형태로 재정의하였다. 그리고 추가적으로 두 가지 인코드 모델의 차이는 복잡성 측면에서 식 (4)를 사용하여 Shannon entropy 개념을 통해 정량적으로 비교가 가능하다.

$$E = -\sum_{i=1}^N p_i \log_2(p_i) \tag{4}$$

여기에서 p 는 하나의 경우에 대한 발생 확률을 의미하며 N 가지 경우의 수에 대한 발생 확률의 합은 인코드 모델의 복잡성을 의미한다. Table 1에서 볼 수 있듯이 인코드 모델의 재정의를 통해 3 bit에서 2.322 bit로 인코드 모델의 복잡성이 약 77.4 % 수준으로 감소되었고 인코드 모델의 정보 공간 낭비 또한 0.9544 bit에서 0 bit로 감소되었다. 이러한 결과들을 근거로 재정의된 인코드 모델은 타이어 패턴

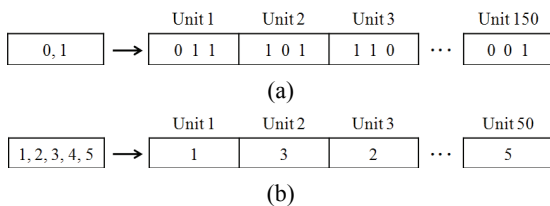


Fig. 5 The structural difference between the binary encoding model and the proposed encoding model: (a) Binary encoding model, (b) Proposed encoding model

Table 1 Comparison of the Shannon entropy and the entropy waste between the binary encoding model and the proposed encoding model

Encoding type	Shannon entropy	Entropy waste
Binary encoding (0,1)	3.0000 bit	0.9544 bit
Proposed encoding (1,2,3,4,5)	2.3219 bit	0.0000 bit

조합 최적화 과정 중 유전자 정보의 최소 단위로 적합하다고 볼 수 있다.

3.2 발산형 목적 함수

진화 과정 중 객체 사이에 우열을 균집 내에서 적절히 평가하기 위해서 목적 함수의 정의 과정은 중요하다. 진화 알고리즘 기반의 기존 관련 연구들은 공통적으로 절대값 기준에 기초한 수렴형 목적 함수를 사용하였다⁽¹³⁻¹⁸⁾. 반면에 이 연구는 랜덤 알고리즘을 통해 얻은 다수 객체들의 타이어 air-pumping 소음의 하모닉 스펙트럼에서 RMS값과 최고점값을 기초로 식(5) 통해 정규화 하였고 Fig. 6에서 볼 수 있는 2차원 정규 분포를 기준으로 음의 방향에 위치한 특이 객체의 유전자 정보가 소음 저감에 유용한 타이어 패턴 조합이라는 가정을 근거로 기존 연구들과 다르게 절대값 기준을 사용하지 않는 발산형 목적 함수를 정의하였다.

$$p(x_i) = (\sigma_i \sqrt{2\pi})^{-1} \exp\left[-\frac{(x_i - \mu_i)^2}{2\sigma_i^2}\right] \quad (5)$$

여기에서 $y_1(k)$ 와 $y_2(k)$ 는 유전자 알고리즘이 아닌 랜덤 알고리즘을 기초로 생성된 객체 1000개의 소음 특성의 RMS값과 최고점값을 의미하며 발산형 목적 함수의 평가 기준으로 활용되었다.

그리고 정규화 과정에서 평균값과 표준 오차 특성은 다음 관계식들을 통해 계산되었다.

$$\mu_i = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N y_i(k) \quad (6)$$

$$\sigma_i^2 = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N [y_i(k) - \mu_i]^2 \quad (7)$$

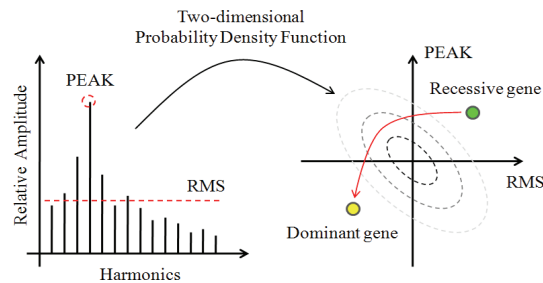


Fig. 6 The two-dimensional normal distribution using the two types of evaluation criteria

그리고 $x_1(k)$ 와 $x_2(k)$ 는 유전자 알고리즘을 통해 도출된 개선된 유전 객체들의 소음 특성에서 RMS값과 최고점값을 의미하며 식(8)을 통해 2차원 정규 분포 상에서 랜덤 알고리즘의 결과를 기준으로 상대적인 위치 특성을 표현하였다.

$$z_i(k) = \frac{x_i(k) - \mu_i}{\sigma_i} \quad (8)$$

여기에서 식(8)을 식(5)에 대입하여 정리하면 다음과 같은 관계식을 얻을 수 있다.

$$p(z_i) = (\sqrt{2\pi})^{-1} \exp\left[-\frac{z_i^2}{2}\right] \quad (9)$$

그리고 유전자 알고리즘을 통해 얻은 개별 객체들의 적합성은 Fig. 7에서 볼 수 있듯이 다음 관계식을 사용하여 2차원 정규 분포 상에 $y = -x$ 에 대한 상대적인 거리에 따라 균집 내에서 해당 객체의 우열이 정량적으로 비교되었다.

$$d^2(k) = z_1^2(k) + z_2^2(k) \quad (10)$$

정규 분포 상에서 RMS값과 최고점값이 음의 방향으로 큰 값을 가지는 경우 보다 우성의 유전자 객체로 고려되었고 진화 과정 중 고려된 객체 10개의 적합성은 다음 관계식과 같이 정규화된 형태로 표현되었다.

$$P = \left(\sum_{k=1}^{10} d^2(k) \right)^{-1} \times [d^2(1) \ d^2(2) \ \dots \ d^2(k) \ \dots \ d^2(10)] \quad (11)$$

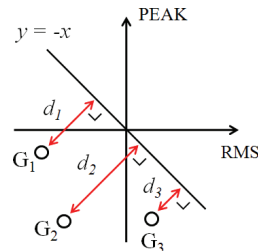


Fig. 7 The evaluation of each individual chromosome based on the distance from the reference line on the two-dimensional normal distribution

여기에서 높은 적합성을 가진 유전자 객체는 진화 단계에서 Fig. 8에서 볼 수 있듯이 Roulette wheel의 원리에 따라 이후 교배 과정을 위한 우성 부모 객체로 선택될 확률이 높아지며 자식 객체로 해당 객체의 유전자 정보를 이어 나갈 수 있는 보다 많은 기회가 존재함을 의미한다^(19,20).

Fig. 9는 발산형 목적 함수의 평가 기준으로 활용된 랜덤 함수의 기반의 도출 결과의 정규 분포 특성을 보여주며 Table 2는 정규 분포 특성을 보여준다.

이러한 결과를 기초로 RMS값과 최고점값 사이에 반비례 관계가 존재함을 보여주며 RMS값에서 큰 변화는 없지만 최고점값에서 큰 변화가 있는 것으로 보아 유전자 알고리즘을 통해 얻을 수 있는 결과에서 peak값에서 많은 개선이 가능한 패턴 조합의 도출이 가능하지만 동시에 두 변수를 모두 개선

시키는 것은 어려운 것으로 보인다. 이와 같이 정규 분포 상에서 정의된 발산형 목적 함수의 장점은 최적화 대상에 대한 명확한 수렴 정보 없이 최적화 알고리즘의 역량 내에서 최대의 개선된 결과를 얻을 수 있다는 것이다.

3.3 진화 과정

다른 최적화 알고리즘에 비교하여 유전자 알고리즘의 가장 큰 특징은 우성 부모 객체들의 유전자 정보를 중심으로 보다 우성의 유전자 정보를 얻을 수 있다는 가능성이 있다. 진화 과정은 Fig. 10에서 볼 수 있듯이 유전자 정보의 교배 과정과 돌연변이 과정으로 구성되어 있다.

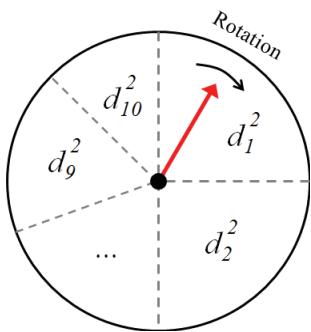


Fig. 8 Roulette wheel selection method for selecting a pair of dominant chromosomes in the crossover process

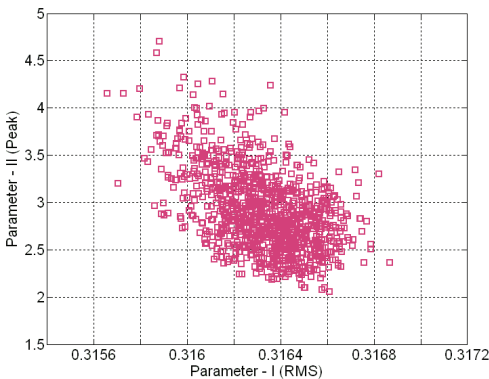


Fig. 9 The two-dimensional normal distribution of the reference chromosomes generated by the randomized algorithm

Table 2 The characteristics of the reference chromosomes generated by the randomized algorithm in the two-dimensional normal distribution

Parameter type	Mean	Standard deviation
Parameter - I (RMS)	0.3163	1.9276e-04
Parameter - II (Peak)	2.9102	0.4212

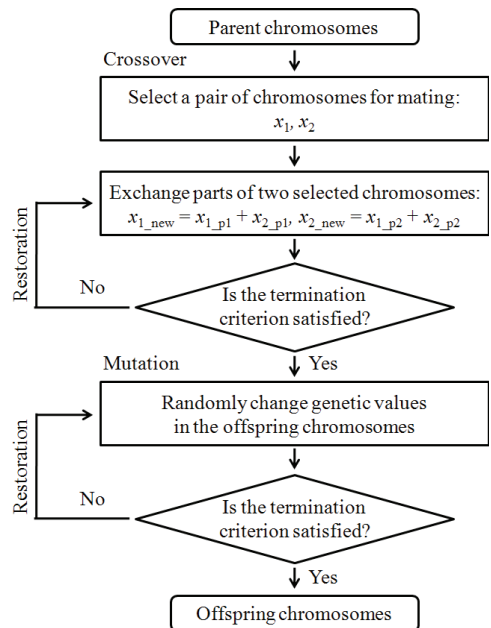


Fig. 10 A flowchart of the crossover process and the mutation process with constraints between adjacent patterns

우선, 교배 과정은 객체 군집 내에서 상대적으로 우성으로 고려된 부모 객체들의 유전자 정보가 조합되어 신규 자식 객체를 생성하는 과정이다. 부모 객체 사이에 유전자 조합 비율은 랜덤 알고리즘에 기반하여 확률적으로 임의로 선택되며 교배 과정 또한 발생 확률에 근거하여 유전자 정보의 교배 과정 없이 부모 객체의 유전자 정보가 그대로 자식 객체로 전달 될 수 있다. 이 연구에서는 객체 10개 중에 앞서 다루었던 목적 함수의 결과를 기초로 도출된 객체 개별 적합성에 따라 우성 객체로 고려된 5 쌍의 부모 객체가 선택되고 교배 과정이 발생 확률에 따라 수행되었다. 그리고 돌연변이 과정은 교배 과정을 통해 얻은 신규 자식 객체 내에서 부모 객체에서 존재하지 않는 예측 불가능한 유전자 정보의 변이가 발생하는 과정으로 발생 확률에 따라 과정의 유무가 결정되고 유전자 정보 내 임의 위치에서 변이가 발생한다. 그리고 유전자 정보의 다양성 측면에서 교배 과정에 비교하여 보다 밀접한 관계를 가지고 있으며 R. Mundl et al.⁽¹⁵⁾는 타이어 패턴 형상 최적화 과정에서 돌연변이 과정만을 포함하고 있는 진화 전략 알고리즘(evolutionary strategy algorithm)을 활용하기도 하였다. 이와 같이 우성 객체의 유전자 정보를 중심으로 하는 교배 과정과 유전자 정보의 다양성 근원인 돌연 변이 과정은 유전자 알고리즘의 핵심 과정이며 이 연구에서 보다 개선된 타이어 air-pumping 소음 특성을 가진 최적의 타이어 패턴 조합을 얻기 위한 과정의 중심에 위치한다. 이와 같은 중요성으로 인해 두 과정의 발생 확률을 적절히 선정하는 것은 중요하다. 즉, 새로운 경우의 수에 대한 다양성과 기회는 반대로 최적화 알고리즘의 수렴 과정에서 연산 부하와 소요 시간의 증가로 연결되기 때문이다. 그래서 4장에서는 진화 과정의 최적 발생 확률값을 도출하기 위한 적합성 분석 과정을 추가적으로 수행하였다. 이 밖에 타이어 소음 및 내구성 측면에서의 문제로 인해 동일한 종류의 패턴이 과도하게 반복이 되거나 급격한 패턴 변화를 억제하는 형태로 인접한 타이어 패턴 사이에 제약 조건이 고려되었다. 그리고 교배 과정과 돌연변이 과정 이후에 패턴 조합의 변화에 따라 매번 제약 조건에 부합하는지 여부가 확인이 되었다. 만약, 이러한 제약 조건에 부적합한 타이어 패턴 조합이 진화 과정을 통해 도출된 경우 Fig. 10

에서 볼 수 있듯이 해당 결과는 무효로 처리하고 이전 상태로 유전자 정보를 복귀 후 제약 조건을 만족할 때 까지 반복하여 재계산을 수행하였다.

3.4 종료 조건

유전자 알고리즘에 국한되지 않고 최적화 알고리즘의 적용 과정에서 과도한 최적화 사이클의 반복은 비정상적인 결과에 수렴하는 원인 중에 하나가 된다. 기존 관련 연구들의 진화 과정의 종료 조건과 달리 유전자 객체 사이에 유전자 정보의 다양성을 식(4)의 Shannon entropy 개념을 사용하여 정량적으로 표현하고 이를 기준으로 종료 시점을 선정하였다. Fig. 11에서 볼 수 있듯이 개별 객체 당 50개 타이어 패턴으로 구성되어 있으며 다섯 가지 패턴 종류가 존재할 확률이 모든 정보 공간 영역에서 동일하다면 최대 2.323 bit의 유전자 정보 다양성을 가질 수 있다. 그리고 반복된 진화 과정을 통해 우성 부모 객체를 중심으로 유전자 정보가 유사해지며 다양성이 점차 감소한다. 이러한 과정을 통해 객체 10개 사이에 유전자 정보가 유사하여 더 이상 다양성이 존재하지 않는 상태 즉, Shannon entropy가 0에 가까운 값을 가지게 되며 다양성 부재로 더 이상의 유전자 진화 과정은 무의미하다. 유전자 정보의 다양성과 Shannon entropy 사이에 연관성을 활용하여 종료 시점 결정에 활용을 하였다. 우선, 0에 가까운 기준값에 근접한 경우 진화 과정은 종료되며 만약, 100회 이상 진화 과정이 반복되는 경우

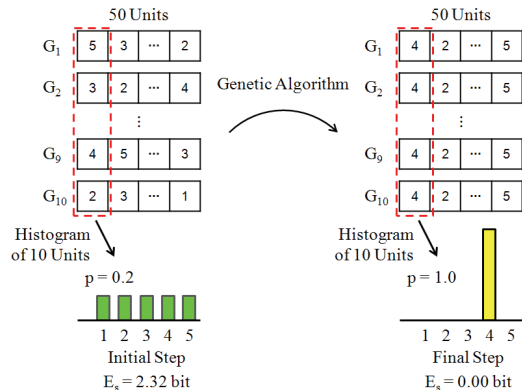


Fig. 11 The relationship between the Shannon entropy and the diversity of the genetic information in the evolutionary convergence process

에는 과도한 진화 과정의 반복으로 고려하고 다양성과 관련 없이 강제 종료되도록 하였다.

4. 진화 과정의 최적 발생 확률 선정

유전자 정보의 다양성은 진화 과정의 핵심인 교배 과정과 돌연변이 과정에 의해 직접적으로 영향을 받으며 유전자 알고리즘 적용을 통해 도출 가능한 소음 저감 특성과 밀접한 관련을 가지고 있다. 확률적으로 보다 많은 경우의 수에 대한 기회와 다양성은 보다 나은 소음 저감 특성을 가지고 있지만 반면에 최적화 과정에 소요되는 연산 시간 및 부하 측면에서는 다소 부정적이며 균형을 이룰 수 있는 진화 과정의 최적 발생 확률을 선정하는 것은 중요하다. 하지만 관련 연구들의 경우 유전자 알고리즘 적용 과정 중 진화 과정의 발생 확률 선정 과정에 대한 자세한 언급이 되지 않았다. 그래서 이

연구에서는 네 가지 항목에 대한 경향성 분석을 수행하고 이를 토대로 적합성 분석 후 진화 과정의 최적 발생 확률을 선정하였다. 우선, 교배 과정의 발생 확률은 0%에서 100% 사이에 10% 간격으로 11단계로 나누어지고 돌연변이 과정의 발생 확률은 0%에서 20% 사이에 1% 간격으로 21단계로 나누어졌다. 총 231개 경우의 수에 대해 100회 반복하여 시뮬레이션이 수행되었고 결과의 확률 분포 특성 측면에서 경향성은 다음과 같다. Fig. 12(a)는 알고리즘 수렴에 필요한 평균 사이클 횟수가 발생 확률의 증가에 따라 공통적으로 증가함을 보여주며 교배 과정 보다는 돌연변이 과정에 보다 민감한 경향성을 보여준다. Fig. 12(b) 진화 과정 중 유전자 객체 사이에 유전자 정보 다양성의 감소하지 않고 증가하는 역전 현상의 횟수를 보여주며 Fig. 12(a)와 동일하게 돌연변이 과정에 보다 민감하다. Fig. 12(c)와 (d)는 발생 확률의 변화에 대한 하모닉 스펙트럼의 RMS값과 최고점값의 경향성을 보여준

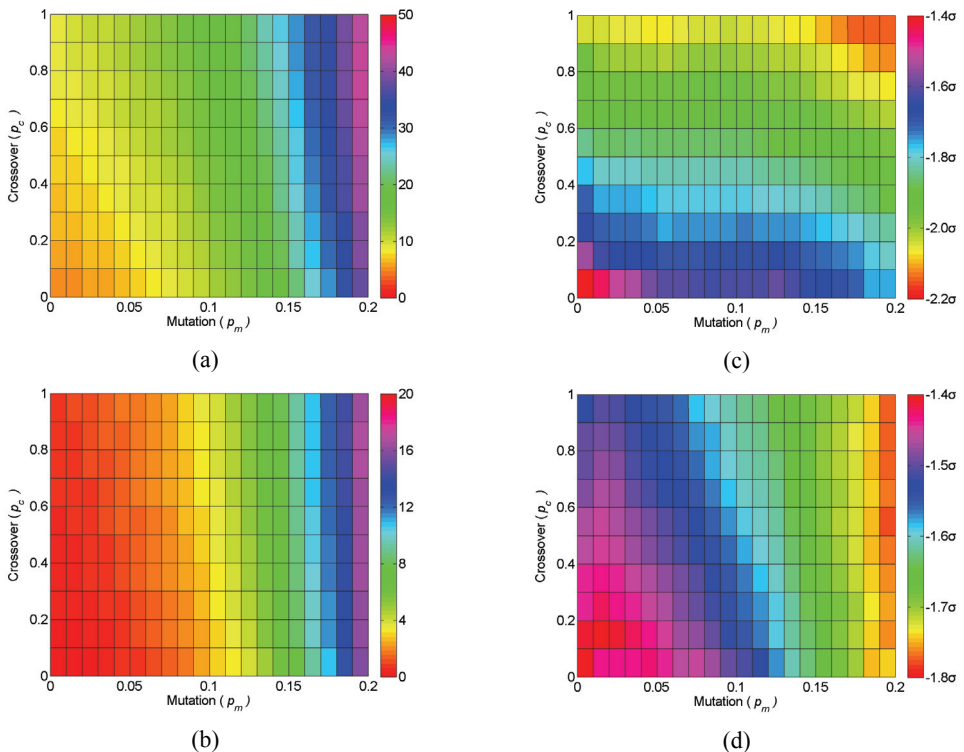


Fig. 12 The effects of the crossover rate and the mutation rate: (a) N of required evolutionary cycles, (b) N of reversal phenomenon in Shannon entropy, (c) Parameter - I(RMS), (d) Parameter - II(peak)

다. 즉, 타이어 air-pumping 소음의 RMS값의 경우 교배 과정에 민감하지만 peak값의 경우 돌연변이 과정에 보다 민감하다. 이와 같이 네 가지 항목의 경향성을 토대로 진화 과정 중 교배 과정 보다는 돌연변이 과정이 보다 밀접한 관련을 가지고 있음을 알 수 있다. 이는 돌연변이 과정의 경우 기존 부모 객체가 가지고 있는 유전자 정보가 아닌 예측 불가능한 새로운 정보가 나타나는 과정이기 때문에 유전자 정보의 다양성 변화에 교배 과정 보다 밀접한 관련을 가지고 있으며 돌연변이 과정의 높은 발생 확률은 소음 저감 특성에 보다 개선된 타이어 패턴 조합을 얻는데 유용하다는 것을 이 결과를 통해 알 수 있다. 앞서 살펴본 네 가지 항목에 대한 진화 과정의 발생 확률 변화에 따른 영향은 다음 계산 식 (16)을 사용하여 231개 경우의 수에 대한 선형 평균을 통해 Fig. 13의 결과를 도출하였다.

$$S = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \hat{s}_i \quad (12)$$

여기에서 각 항목별 적합성은 다음과 같이 정규화 과정 형태로 표현되었다.

$$\hat{s}_i = \frac{s_i}{\|s_i\|} \quad \text{for } i = 1, 2, 3, 4 \quad (13)$$

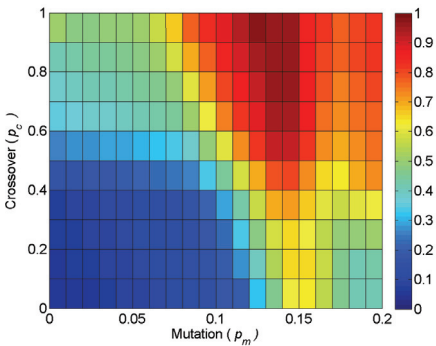


Fig. 13 The suitability assessment to determine the optimal evolutionary rates

Table 3 The selected crossover rate and mutation rate for the optimal evolutionary process

Crossover	Mutation
$p_c = 0.70$	$p_m = 0.14$

그리고 Fig. 13의 적합성 결과를 토대로 Table 3에서 볼 수 있듯이 교배 과정은 70% 그리고 돌연변이 과정은 14%의 발생 확률을 각각 최적값으로 선정하였다.

5. 시뮬레이션 결과

기존 랜덤 알고리즘에 대한 유전자 알고리즘의 유용성은 Fig. 14에서 볼 수 있듯이 이미지 포맷 기반의 소음 예측법을 통해 얻은 하모닉 스펙트럼의 RMS값과 최고점값에 대한 2차원 정규 분포 상에서 각 군집의 객체 1000개의 확률 분포 특성 비교를 통해 확인되었다. 여기에서 x축은 정규화된 RMS값이며 y축은 정규화된 peak값이다. 그리고 2차원 정규 분포 상에서 음의 방향으로 보다 큰 값을 가지는 경우 보다 나은 소음 특성을 가진 우성 유전자

Table 4 Comparison of the characteristics of the chromosomes generated using different algorithms in the two-dimensional normal distribution

	Randomized algorithm		Genetic algorithm	
	Mean	Standard deviation	Mean	Standard deviation
Parameter - I (RMS)	0.3163	1.9276 e-04	0.3161	3.1476 e-06
Parameter - II (peak)	2.9102	0.4212	2.5022	1.6168e-02

Table 5 Comparison of the probability density in the two-dimensional normal distribution generated using different algorithms(RA : randomized algorithm, GA : genetic algorithm)

	Parameter - I		Parameter - II		Parameter - I & II	
	RA	GA	RA	GA	RA	GA
3σ	0.0020	0.0000	0.0150	0.0000	0.0150	0.0000
2σ	0.0510	0.0000	0.0630	0.0013	0.0630	0.0000
σ	0.2760	0.0126	0.2020	0.0239	0.2020	0.0000
0	0.3760	0.2290	0.3710	0.1893	0.3710	0.0074
$-\sigma$	0.2200	0.4580	0.3150	0.5729	0.3150	0.5443
-2σ	0.0670	0.2509	0.0320	0.2125	0.0320	0.4384
-3σ	0.0080	0.0466	0.0000	0.0001	0.0000	0.0099

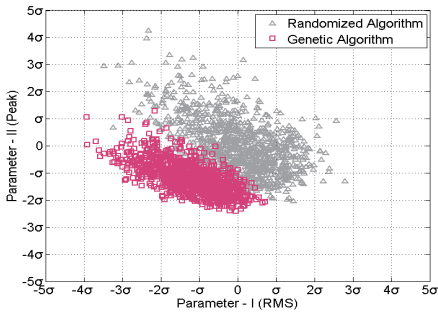
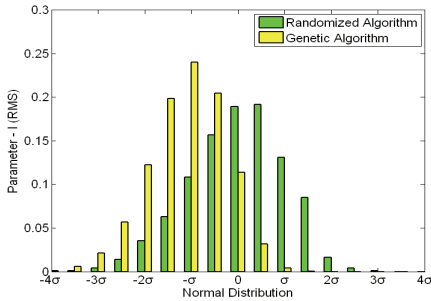
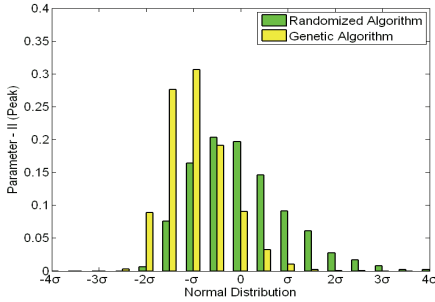


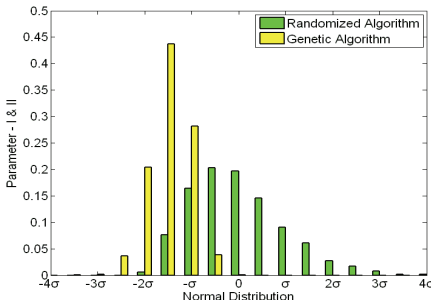
Fig. 14 Comparison of the two-dimensional normal distribution generated by different algorithms



(a)



(b)



(c)

Fig. 15 Comparison of the probability density in the normal distribution : (a) Parameter - I(RMS), (b) Parameter - II(peak), (c) Parameter - I & II

Table 6 The change in the Shannon entropy in the process of the evolutionary convergence

Generation	#01	#05	#09	#13
Shannon entropy	1.9634	0.8868	0.2228	0.0000

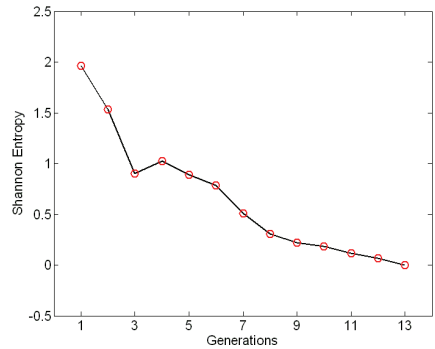


Fig. 16 The change in the Shannon entropy in the process of the evolutionary convergence

객체로 고려되었다. 결과적으로 유전자 알고리즘의 적용을 통해 Table 4와 5에서 볼 수 있듯이 정규 분포의 중심이 원점에서 음의 방향으로 $-\sigma$ 정도 이동하였고 응집성 또한 개선되었다.

Fig. 15는 정규 분포 상에서 확률 밀도를 보여준다. 이러한 결과를 기초로 유전자 알고리즘이 타이어 air-pumping 소음을 줄이는데 효과적인 방법임을 의미한다. 물론, RMS와 최고점사이에 상관관계로 인해 두 특성을 모두 개선하는 것은 쉽지는 않다.

Fig. 16은 진화 과정을 따라 유전자 정보의 다양성을 의미하는 Shannon entropy의 변화를 보여준다. 첫 번째 진화 사이클에서 객체 간에 유전자 정보의 다양성이 Table 6에서 볼 수 있듯이 최대값 2.329 bit에 근접한 1.963 bit를 가지며 진화 사이클의 반복에 따라 단계적으로 감소되어 13번째 진화 사이클에서는 0에 근사한 값을 가지게 되며 진화 과정을 위한 더 이상의 유전자 다양성이 존재하지 않음을 의미한다.

이러한 결과는 Shannon entropy를 기반으로 객체 간에 유전자 정보의 다양성이 진화 과정의 진행 정도를 표현하고 종료 시점을 표현하는데 적절한 정량적 지표임을 보여준다. 그리고 4번째 진화 사이클에서 일시적으로 다양성이 증가하는데 이는 돌연변이 과정에 의한 것이며 적절한 발생 확률 선정은 보다

Table 7 The comparison of the characteristics in the predicted tire air-pumping noise generated using different algorithms

Algorithm type	Parameter - I (RMS)	Parameter - II (peak)
Randomized algorithm	0.3166	3.4588
Genetic algorithm	0.3159(99.78 %)	1.7239(49.84 %)

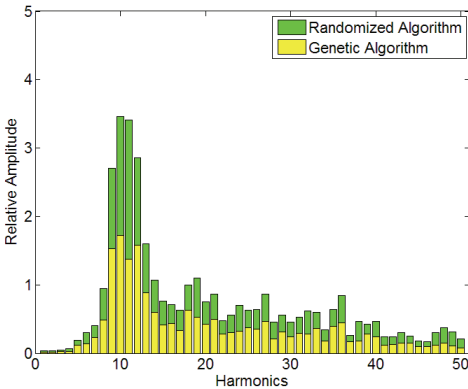


Fig. 17 Comparison of the tire air-pumping noise spectrums

나은 소음 저감 특성을 가진 패턴 조합을 도출하는데 도움이 된다. Fig. 17과 Table 7은 유전자 알고리즘 적용 전후에 이미지 포맷 기반의 소음 예측법을 통해 얻은 소음 특성의 개선 차이를 보여준다. 비록 하모닉 스펙트럼 상에서 RMS값은 0.3166에서 0.3159로 99.78 % 수준으로 저감 되었지만 peak값은 3.4588에서 1.7239로 약 49.84 % 수준으로 저감되었다. 이러한 결과는 앞서 기준 데이터에서의 결과 기초로 언급하였던 예측대로 peak 소음 저감에 효과적임을 보여준다.

6. 요약 및 결론

이 연구는 타이어 air-pumping 소음을 해석적으로 예측하고 저감을 위한 최적 패턴 조합을 도출하는 과정에서 이미지 포맷 기반의 소음 예측법과 유전자 알고리즘의 유용성을 살펴보았다. 우선, 이미지 포맷 기반의 소음 예측법은 타이어 패턴의 초기 개발 과정 중에 잦은 패턴 형상의 변경에도 복잡한 선처리 과정없이 비교적 적은 연산 시간과

노력으로 타이어 패턴 이미지로부터 직접적으로 충분한 정확성을 가지는 소음 정보를 도출하는데 용이함을 확인하였고 타이어 패턴 디자이너와 엔지니어 사이에 업무 공조 관계를 향상 시키는데 도움이 된다. 그리고 타이어 air-pumping 소음 저감에 연관된 다양한 설계 변수 중에 관련 연구들에 의해 주요 최적화 대상으로 고려되었던 독립 변수인 타이어 패턴 조합 순서의 최적화를 위해 기존 랜덤 알고리즘 대신에 유전자 알고리즘이 적용되었다. 인코드 모델의 재정의, 패턴 인접 제약 조건, 정규 분포 기반의 발산형 목적 함수 등의 내용이 새롭게 다루어졌으며 진화 과정 중 소음 및 연산 부하에 대한 교배 및 돌연 변이 과정의 발생 확률의 변화에 따른 영향을 기초로 적합성 분석을 수행하고 이를 기준으로 발생 확률의 최적값을 선정하였다. 이 밖에 유전자 알고리즘의 진화 사이클의 종료 시점은 기존 연구들과 달리 유전자 정보 내부의 다양성에 근거하여 결정되었다. 만약 다양성이 존재하지 않는다면 더 이상의 진화 사이클은 무의미하다. 여기에서 유전자 정보의 다양성은 Shannon entropy를 통해 정량적으로 표현되었고 0에 근사한 값을 가지는 경우 진화 사이클은 종료되었다. 그리고 기존 랜덤 알고리즘에 대한 유전자 알고리즘의 유용성은 하모닉 스펙트럼의 RMS 값과 peak값에 대한 2차원 정규 분포 상에서 각 군집의 객체 1000개의 확률 분포 특성 비교를 통해 확인되었다. RMS값의 경우 초기값 대비하여 99.78 % 저감 되었지만 최고 점값의 경우 49.84 % 수준으로 현저히 저감되었다. 물론, RMS값과 peak값 사이에 상반 관계가 존재하지만 유전자 알고리즘을 적용을 통해 peak값 저감에 유용한 타이어 패턴 조합 정보를 도출하는데 유용함을 이미지 포맷 기반의 소음 예측법을 기초로 확인하였다. 이러한 연구 결과는 심리 음향 측면에서 타이어 air-pumping 소음에 의한 성가심 유발의 가능성을 줄이는데 도움이 될 것으로 본다.

후 기

이 논문은 2010년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (No. 2010-0014260).

참 고 문 헌

(1) Kim, H.-W., Lee, S.-K. and Na, E.-W., 2010, Sound Quality Evaluation of the Impact Noise Induced by Road Courses Having an Impact Bar and Speed Bumps in a Passenger Car, Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part D: Journal of Automobile Engineering, Vol. 224, No. 6, pp. 735~747.

(2) Lee, H.-H. and Lee, S.-K., 2009, Objective Evaluation of Interior Noise Booming in a Passenger Car Based on Sound Metrics and Artificial Neural Networks, Applied Ergonomics, Vol. 40, No. 5, pp. 860~869.

(3) Lee, H.-H., Kim, S.-J. and Lee, S.-K., 2009, Design of New Sound Metric and Its Application for Quantification of an Axle Gear Whine Sound by Utilizing Artificial Neural Network, Journal of Mechanical Science and Technology, Vol. 23, No. 4, pp. 1182~1193.

(4) Kim, T.-G., Lee, S.-K. and Lee, H.-H., 2009, Characterization and Quantification of Luxury Sound Quality in Premium-class Passenger Cars, Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part D: Journal of Automobile Engineering, Vol. 223, No. 3, pp. 343~353.

(5) Zwicker, E. and Fastl, H., 1999, Psychoacoustics: Facts and Models 2nd Edition, Springer-Verlag, Berlin, Germany.

(6) Marco Poggi, C. L., Murphy, P. and Zitko, O., 2011, NVH Considerations for Zero Emissions Vehicle Driveline Design, SAE 2011 Noise and Vibration Conference, MI, USA, SAE Paper No. 2011-01-1545.

(7) Rust, A. and Graf, B. J., 2010, NVH of Electric Vehicles with Range Extender, 6th International Styrian Noise, Vibration & Harshness Congress - Sustainable NVH Solutions Inspired by Ecology and Economy, ASTRI, SAE Paper No. 2010-01-1404.

(8) Klaus Genuit, 2010, The Future of NVH

Research - A Challenge by New Powertrains, SAE Paper No. 2010-36-0515.

(9) Hayden, R. E., 1971, Roadside Noise from the Interaction of a Rolling Tire with Road Surface, Proceedings of the Purdue Noise Control Conference, Purdue University, West Lafayette, IN, pp. 62~67.

(10) Ejsmont, J. A., Sandberg, U. and Taryma, S., 1984, Influence of Tread Pattern on Tire/road Noise, Society of Automotive Engineers, Warrendale, PA, USA, SAE Paper No. 841238.

(11) Jennewein, M. and Bergmann, M., 1985, Investigations Concerning Tyre/road Noise Sources and Possibilities of Noise Reduction, Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part D: Transport Engineering, Vol. 199, pp. 199~206.

(12) Kim, S.-T., Jeong, W.-T., Park, Y.-H. and Lee, S.-G., 2006, Prediction Method for Tire Air-pumping Noise Using a Hybrid Technique, Journal of Acoustical Society of America, Vol. 119, No. 6, pp. 3799~3812.

(13) Becker, M., 2006, Genetic Algorithms for Noise Reduction in Tire Design, 2006 IEEE International Conference on Systems, SMC'06, Vol. 6.

(14) Becker, M., Jaschke, S. and Szczerbicka, H., 2009, Tread Profile Optimization for Tires with Multiple Pitch Tracks, INES'09 Proceedings of the IEEE 13th international Conference on Intelligent Engineering Systems.

(15) Mundl, R., Fischer, M., Wiese, K., Wies, B., Zinken, K. H. and Strache, W., 2008, Virtual Pattern Optimization Based on Performance Prediction Tools, Tire Science & Technology, Vol. 36, No. 3, pp. 192~211.

(16) Chen, X., Chen, L., Chen, Y. and Xiao, W., 2009, Adaptive Immune Genetic Algorithm for Tire Tread Pattern Pitch Parameters Optimization, 2009 3th International Symposium of Intelligent Information Technology Application.

(17) Che, Y. and Chen, L., 2009, Method of Summation and Intelligent Optimization for Tire Tread Noise Based on Adaptive Immune Genetic Algorithm, 2009 International Conference on Energy

and Environment Technology.

(18) Li, X.-H., Guo, B. and Yang, H.-Y., 2009, Application of Tread Patterns Noise-reduction Based on Fuzzy Genetic Algorithm, Fuzzy Information and Engineering, Vol. 62, AISC 62, pp. 1141~1148.

(19) Davis, L., 1991, Handbook on Genetic Algorithm, Van Nostrand Reinhold, NewYork.

(20) Goldberg, D. E., 1989, Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning, Addison-Wesley Pub. Co.

(21) Coifman, R. R. and Wickerhauser, M. V., 1992, Entropy-based Algorithms for Best Basis Selection, IEEE Transactions on Information Theory, Vol. 38, No. 2, pp. 712~728.