

승합차량의 액슬기어 음질의 평가를 위한 새로운 순음도 모델 개발과 응용

Tonality Design for Sound Quality Evaluation for Gear Whine Sound

김 의 열* · 장 지 욱* · 이 상 권†

Eui-Youl Kim, Ji-Uk Jang and Sang-Kwon Lee

(Received July 31, 2012 ; Revised November 13, 2012 ; Accepted November 13, 2012)

Key Words : Tonality(순음도), Prominence Ratio(부각비율), Artificial Neural Network(인공신경망 회로), Sound Metrics(음질요소)

ABSTRACT

Aure's tonality was considered as the sound metrics for the expression of the tonality of gear whine sound in a previous research. It was failed to use the Aure's tonality as a sound metric for the tonal impression. Thus Aure's tonality, was developed for tonal impression in previous research. However, this metric did not express well the tonality of gear whine sound since the whine sound is a non-stationary signal with frequency modulation and amplitude modulation. In this study, the new method for the tonality evaluation for a non-stationary signal is presented. It is developed based on the prominence ratio, tonality impression function, and lower threshold level. It improves the accuracy and reliability of the sound quality index being used for the sound quality evaluation of the axle-gear whine sound.

1. 서 론

최근 인간의 감각을 바탕으로 하는 승용차의 음질 평가에 대한 요구가 많아지면서, 사람의 청각기능을 바탕으로 최적화시키는 음질 분석 연구가 중요해지고 있다. 많은 자동차 회사들은 세계 시장에서의 경쟁력을 갖추기 위해서 고객들의 감성적 욕구를 만족하게 하는 연구를 시도 하고 있다. 무엇보다도 중요한 것은, 인식되는 소리에 대한 감성적 만족을 평가하기 위해 경쟁 차량의 기능과 비교하고, 개선을 위한 유용한 정보를 추출하는 것이다. 그러므로

승용차의 실내 음질은 소비자의 욕구를 만족하게 하기 위해서 많이 연구되어왔다⁽¹⁻⁴⁾.

음향심리학에 따르면, 청각기능으로부터 인식 되는 소리의 성향은 라우드니스(loudness), 샤프니스(sharpness), 러프니스(roughness), 변동 강도(fluctuation strength), 순음도(tonality)로 구성되는 음질요소와 불쾌함, 성가심으로 구성되는 특정한 소음원들은 그들의 자체적인 절대 레벨보다 근접한 소음원로부터의 상대적인 관계를 가지고 있다^(5,6). 이것은 잡음이 다른 소음원에 의해서 지배적인 소음원이 될 수 있다는 것을 의미한다. 이런 관점에서 내연기관과 변속시스템과 같은 지배적인 소음원으로부터 마스킹 되

† Corresponding Author ; Member, AVSP Lab, Department of Mechanical Engineering, Inha University
E-mail : sangkwon@inha.ac.kr
Tel : +82-32-860-7305, Fax : +82-32-868-1716

* Member, AVSP Lab, Department of Mechanical Engineering, Inha University

‡ Recommended by Editor Don Chool Lee

© The Korean Society for Noise and Vibration Engineering

어있었던 액슬기어의 화인 소음이 SUV 차량에서는 하나의 지배적인 소음원이 될 수 있다⁽⁷⁻⁹⁾. 실내 음질 향상에 있어서 적절한 레벨까지 낮추는 것이 필요하다. 이런 이유로, 이전 연구들에서는 인식되는 소리의 순음도를 어떻게 적절하게 평가하는 것과 액슬 화인 소음의 음질 인덱스 발전이라는 점에 주목해왔다^(10,11). Fig. 1은 액슬기어의 화인 인덱스의 생성 순서도를 나타낸다.

일반적으로 인간의 청각은 A-weight의 변화나 음질요소의 첫 번째 요소인 라우드니스와 관련이 있다. 그러나 다양한 소음이 존재하고 이들의 음압 변화만을 고려하여 모델링하는 것은 어려움이 있다. 즉, 실내소음의 음질을 개선하는데 A-weight의 음압 레벨과 라우드니스를 줄이는 것만으로는 달성되지 않는다. 따라서 추가적으로 사용되는 성가심의 두 번째 요소인 순음도는 액슬 시스템의 회전 운동시 발생하는 음의 성분의 피치 강도 양을 알아보기 위해 사용되는 음질 요소이다.

액슬기어의 화인 소음은 주파수 대역에서의 각 성분은 음향에너지 형식의 기어 맞물림 진동수로 구성이 되어있다. 순음도의 영향은 소리의 크기와 주파수 함수로서 다양하다는 것을 실험으로 확인했다. 그러므로 음 속성의 순음도로 사용되어 온 Aures의 순음도는 청음평가와 상관관계를 가지고, ANN(신경

회로망) 학습 과정에서의 라우드니스 입력데이터로 사용되어진다. 그러나 글로벌(global) 상관관계와는 달리, Aures의 순음도는 액슬기어 화인 소음의 비선형적인 특성에 의해서 로컬(local)오류와 선형성 문제를 가지고 있다. 이 의미는 인식되는 소리 사이에서의 순음도의 차이점은 Aures의 순음도 모델에서의 지역적 범위적으로 인식되지 못할 수 있다. 그것은 개발된 액슬 화인 인덱스의 불확실성이 원인일 수도 있다. 따라서 이 연구의 목적은 비선형적 신호의 순음도 평가를 통해 새로운 음질 요소 모델을 만들고, 액슬기어 화인 소음의 음질 지수의 정확성과 신뢰성을 향상 시키는 것을 목표로 하고 있다.

2. 합성 액슬기어 화인 소음 설계

SUV 차량의 액슬기어 화인 소음 음질 인덱스는 다중회계분석이나 인공 신경 회로망에 의한 음 특성과 인식되는 소리에 대한 청음평가와의 관계에 의해서 모델링 된다. 이 논문에서는 액슬기어 화인 소음에 대한 청각 기능에 대한 지각은 비선형적으로 가정되기 때문에 인공 신경 회로망에 적용했다. ANN 적용에서는 무엇보다 중요한 것은 관심 범위 내에서 주관적인 조건에 해당하는 입력데이터와 목표 데이터를 잘 조절해서 액슬기어 화인 소음의 다양한 평가 척도에 대한 오류를 줄이는 데 있다. 다양한 액슬기어 화인 소음은 절대적으로 ANN의 학습과정에 의해서 가능한 많이 고려되어야 한다. 그러나 실험을 통해서 모든 SUV 차량의 액슬기어 화인 소음을 직접 녹음을 하는 것은 어렵다. 따라서 앞선 연구에서⁽¹⁰⁾ 신호처리 기술을 이용하여 합성 신호를 제작하였다. 이 합성 신호를 이용하여 ANN을 학습하고 음질평가 모델을 개발하였다.

이 과정의 첫 번째 단계로, Head Acoustics사의 artificial head를 조수석에 위치시켜 녹음하였다. 실내 소음은 가속 상태에서 프로펠러 축의 회전속도를 1000 RPM에서 3500 RPM에서 증가시키며 40초 동안 측정하였다. 다음 단계로, SUV 차량의 실내 소음을 측정하기 위해서 프로펠러 축의 회전 속도와 관련이 있을 때 사용하는 칼만 차수 적응 필터(Kalman order adaptive filter)⁽¹⁵⁾를 적용하여 액슬기어 화인 소음을 제거하였다. Fig. 2(a)는 실내 소음을 측정된 것이고, 특정한 시간에서의 크기가 증가되는

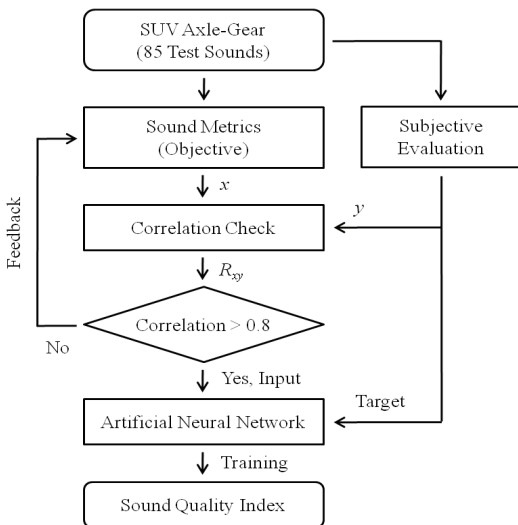


Fig. 1 Flowchart of sound quality analysis for the development of SUV axle-gear whine sounds using an artificial neural network(ANN)

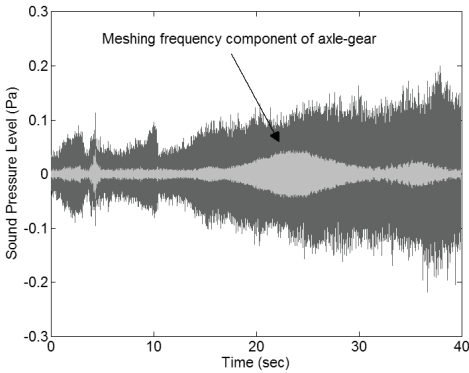
액슬기어 화인 소음을 제거한 것을 보여 준다. Fig. 2(b)는 Fig. 2(a)에서의 액슬기어 화인 소음을 제거한 신호의 특성을 통해서 네 단계로 나눈 후 각 조건에 따라서 80개의 합성 신호를 제작하였다 자세한 과정은 참고문헌⁽¹⁰⁾에 설명되어 있다.

결론적으로 80개의 합성 실내 소음들은 실제 차량에서 측정된 5대의 SUV 차량의 실내 소음과 함께 청음평가와 ANN의 학습 과정을 통해서 사용된다.

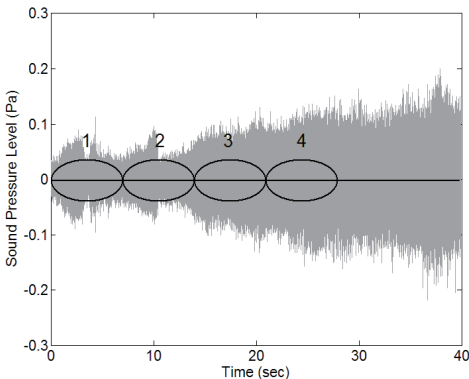
3. 주관적 평가

참가자들의 85개의 액슬기어 화인 소음에 대한 평균반응은 ANN의 목표 수치로써 사용된다. SUV 차량의 5곳에서 측정한 80개의 합성 소음과 5개의

측정 소음은 음향 심리학 측면에서 청각기능의 일반적인 성격에 대해서 규정하기 위해서 남자 17명 여자 4명으로 이루어진 참가자들에 의해서 평가되었다. 청음평가는 Head Acoustic사의 playback system과 헤드폰을 이용해서 실시되었다. 인식되는 소리는 레이팅(rating)방식을 사용하여 4점에서 9점까지 평가하도록 하였다. Fig. 3(a)는 참가들이 85개의 액슬화인 소음에 대한 주관적 반응의 분포이다. Fig. 3(b)는 오름차순 순서로 평균값과 95% 신뢰 구간을 나타낸다. 여기서 일부 참가자들의 비정상적인 우선순위 설정에 의한 것들은 ANN 학습 과정의 오류의 원인이 될 수 있다. 따라서 참가들의 일반성을 개선시키기 위해서는 각 소리에 대한 평균 응답을 계산하는 과정에 참가자들의 평균 반응이 표준편차 범위 안에 포함되어야 한다.

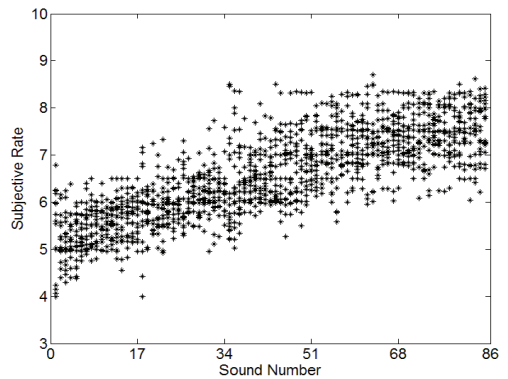


(a) Extracted meshing frequency components using Kalman order adaptive filter

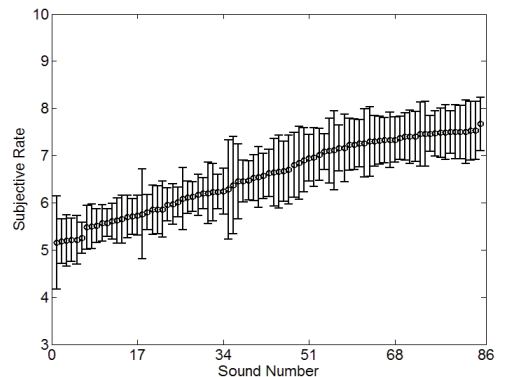


(b) Velocity profile of axle-gear whine sound

Fig. 2 Time variance of meshing frequency components extracted from the interior sound of a reference SUV in a state of acceleration



(a) Distribution of raw response rates



(b) Mean response and \pm standard deviation with 95% confidence in ascending order

Fig. 3 Mean response of 21 participants for 85 axle-gear whine sounds

4. 음질요소의 분석

선행 논문⁽¹⁰⁾에서는 액슬기어 화인 인덱스의 개발을 위해 참가들의 평균 응답이 크게 상관관계를 가지는 음질요소를 찾기 위해서 라우드니스, 샤프니스, 러프니스, 순음도 등을 사용하여 85개의 액슬기어 화인 소음이 조사되었다.

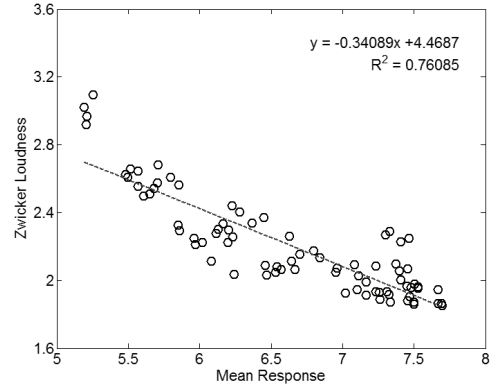
Fig. 4와 Table 1은 음질요소와 평균 응답 사이에서 상관관계를 나타낸다. 라우드니스는 인식되는 소리의 크기를 나타내고 음향심리학에서 첫 번째 중요한 인자로 고려된다.

여러 가지 모델 사이에서 Zwicker 모델⁽¹⁷⁾은 85개의 실내 소음의 라우드니스 계산하는데 사용된다. Fig. 4(a)에 보이는 것처럼, 참가자들의 평균 응답의 상관 계수(correlation coefficient) (R)가 -87.5%가 된다. 상관 계수의 제곱인 R²은 0.76이다. Aure의 순음도⁽¹⁸⁾는 순음도로 인식되는 소리에 대한 pitch strength를 표현하는데 사용되어 왔고, Fig. 4(c)에서 살펴보면 -74.1%의 비교적 좋은 상관관계를 가지고 있다. 이 연구의 첫 번째 섹션에서 언급했듯이 라우드니스와 Aure의 순음도는 참가자들의 평균 응답이 높은 상관관계를 가졌고, ANN의 학습 과정에서의 입력 데이터로 사용될 것이다. 그러나 로컬 상관관계 오류와 Aure의 순음도 적용에 있어서 선형적인 문제가 있어서, 두 번째 인자인 성가심의 대응으로 articulation index(AI)⁽¹⁹⁾을 사용해 왔고, 이것은 연설의 음성이해도로도 사용되어 왔다. Fig. 4(b)를 보면 85.5%로 두 번째로 높은 상관관계를 가지고 있다. 이런 종류의 결과인 음질 인덱스 개발은 인지되는 소리 특성인 tonal impression을 음질요소를 포함하는 것이 아니기 때문에 승용차에서의 실내소음의 액슬기어 화인 소음의 부정적인 영향을 고려하지 못한다. Tonal impression의 객관적인 지표가 참가자의 평균 응답과 ANN의 학습 과정에서의 라우드니스

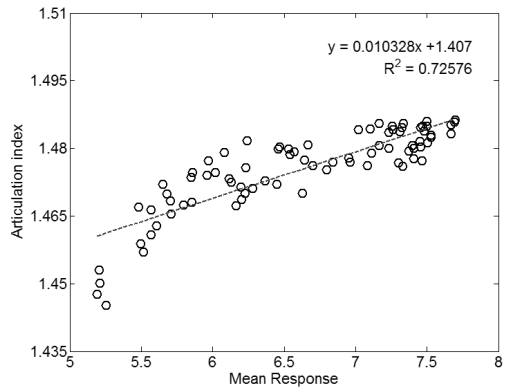
Table 1 Correlation coefficients between the existing sound metrics and the mean response of participants for 85 axle-gear whine sounds

Zwicker loudness	Articulation index	Aures tonality
-0.875	0.855	-0.741

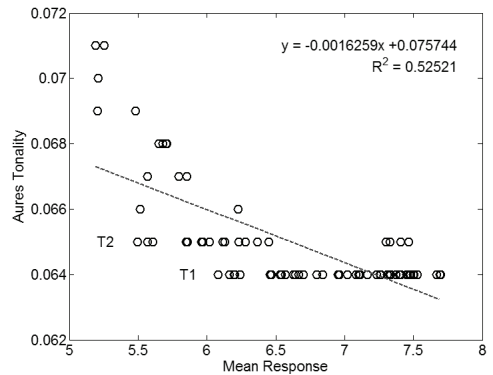
입력데이터로 고려됨으로써 충분한 상관관계가 있음에도 불구하고, 로컬 상관관계 오류와 선형성 문제가 weighted SNR index의 적용에 있어서 여전히 존재하는 것을 알 수 있다.



(a) Loudness



(b) Articulation index



(c) Aures tonality

Fig. 4 Correlation between the existing sound metrics and the mean response of participants

따라서 이 연구에서는 Aure의 순음도에 어떤 로컬 오류와 선형성 문제가 있는지 자세하게 연구하였다.

첫 번째로, Fig. 4(c)의 Aure의 순음도의 객관적 지수는 Table 2에 나열된 것처럼 두 그룹으로 나눌 수 있다. 라우드니스와 articulation index(AI)는 각 그룹과 높은 상관관계를 가지고 있지만, Aure의 순음도는 Table 3에 열거된 것의 글로벌 상관관계에서의 -74.1%와 다르게 낮은 로컬 상관관계를 가진다. 그 이유는 액슬기어 화인 소음 크기와 주파수가 비록 시간에 관련하여 계속적으로 다르지만, Aure 순음도는 non-stationary 신호의 크기와 주파수에 대한 음의 특성을 적절하게 반영하지 못한다.

Table 2 Comparison of local correlation coefficients between Aures tonality and the mean response of participants

Group No.	Zwicker loudness	Articulation index	Aures tonality
T1	0.89659	-0.83823	0.00000
T2	0.67304	-0.97148	-0.42772

Table 3 Optimal values of control parameters of proposed tonality model and its maximum correlation coefficient with the mean response of participants for 85 axle-gear whine sounds

Parameter - I, α (lower threshold level)	Parameter - II, β (frequency weight function)	Correlation coefficient
8.875	7.188	-0.948

결과적으로, 신호의 크기와 주파수의 변화는 Aure의 순음도 계산 과정에서 인식되지 못했고, stationary 신호로 만들어진 음 특성의 순간적인 변화는 Aure의 순음도의 평균값을 사용하여 무시되었다. Fig. 4(c)에서 보이는 것처럼, 다른 의미의 응답을 가짐에도 불구하고, Aure의 순음도의 T1과 T2는 거의 같은 값을 가지고 있다. 이 의미는 Aure의 순음도를 사용하여 액슬기어 화인 소음의 음 특성의 차이를 구분하기 어려워 보인다. 따라서 높은 로컬 상관관계와 선형성을 가진 새로운 음질요소 모델을 신뢰성을 가지도록 음질 인덱스를 개발해야 한다.

5. 순음도 평가에 의한 새로운 음질요소 모델의 설계 및 응용

5.1 순음도 평가에 의한 새로운 음질요소 모델의 설계

이전 연구에서 음질요소의 로컬 상관관계 오류와 선형성 문제를 해결하고 non stationary에서의 음 특성에 대한 반응을 해결하기 위해서는 새로운 음질요소는 다양한 분야에서 음 요소의 특성으로 평가되는 prominence ratio의 원리에 의해 제안되어야 한다. 배경소음⁽⁸⁾과 관련하여 관심이 있는 소음요소의 power ratio만 초점을 맞추고 있는 Weighted SNR index는와는 달리, Fig. 5에서의 prominence ratio는 중심 임계 대역 X_M 과 임계 대역의 양 끝단인 X_L 과 X_U 사이에서 power ratio로 사용하고, 주파수 대역에서 인지되는 tonal impression을 분석하는 것이 가능하다.

그것의 방정식은 다음 식 (1)과 같다.

$$PR_i(f) = 10 \cdot \log_{10} \left(\frac{X_M(f)}{(X_L(f) + X_U(f)) \times 0.5} \right) \text{dB} \tag{1}$$

여기서 f 는 관심 소음요소의 주파수이다. 제안하는 음질요소는 prominence ratio와 Fig. 6에서의 두 가지 유형의 함수를 결합하여 디자인되고, prominence ratio 스펙트럼의 N 에 의해서 적용된다. 그것의 방정식은 다음과 같다.

$$T = C \times \sum_i^N (PR_i(f) - w_1(\alpha)) \times w_2(f, \beta) \tag{2}$$

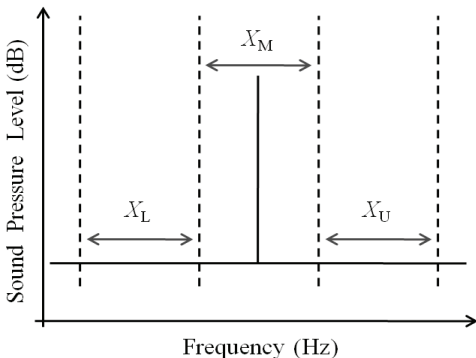


Fig. 5 Theoretical concept of prominence ratio on the frequency axis

여기서 C 는 reference 신호에 따라 비 보정 값을 조정하는데 사용되는 보정 상수이다. 여기서 제안되는 음질요소의 reference 단위는 60 dB 크기의 1 kHz 정현파에 속한다. $w_1(\alpha)$ 낮은 임계값이고, $w_2(f, \beta)$ 는 주파수 가중 함수이다. Non-stationary 음향 신호일 때, 인간의 청각기능의 특성은 정상 상태보다 순간적인 변화일 경우에 크기와 주파수면에서 더 민감하다. 따라서 프로펠러 회전축의 속도의 변화에 따른 크기의 변화를 고려하기 위해서는 낮은 임계값으로 정의된 순간적인 변화는 제안되는 음질요소의 계산에서 유효한 크기로 간주되어지고, 미리 정의 내린 낮은 임계값 $w_1(\alpha)$ 는 다음과 같이 정의된다.

$$w_1(\alpha) = \alpha \tag{3}$$

국제 규격으로 정해진 낮은 임계값은 상수이고, stationary signal⁽²¹⁻²³⁾일 때 사용된다. 이 논문에서의 낮은 임계값은 신호 특성의 변화에 따라 적절하게 변화되도록 설계되었다. 또한, 주파수 가중치 함수인 w_2 는 W. Aure에 의해 제안된 순음도의 주파수 의존 특성을 고려하여 적용되었다. 그 방정식의 형태는 Aure의 순음도 형태와 동일하다.

$$w_2(f, \beta) = \left(\frac{1}{1 + 0.2 \times (f/700 + (700/f)^\beta)} \right)^{0.5} \tag{4}$$

순음도 표현의 지배 매개변수 값인 β 는 Aure의 순음도에서 1이다. 그러나 이 논문에서의 Aure의 순음도 모델인 식 (4)에서 순음도의 매개변수 β 가 추가되었다. 따라서, 순음도 표현 β 의 매개변수를 사용하여 700 Hz 저주파수 대역에서의 인지되는 소리의 순음도 감도 정도를 조절할 수 있다. 액슬기어 화인 소음은 700 Hz 아래의 저주파수 범위에서 발생한다.

5.2 적용

제안되는 음질요소는 Fig. 6에서의 과정에 의해서 계산된다. 첫째, 85개의 실내 소음은 50% overlap에 1초 간격으로 나눈다. 주파수 스펙트럼은 나뉜 신호 블록에 푸리에 변환으로 얻어진다. Prominence ratio는 50 Hz에서 1024 Hz까지 사이를 resolution 1로 하여 각 신호 블록의 주파수 스펙트럼으로 계산된다.

그런 다음 낮은 임계값과 주파수 가중치 함수는 주파수 함수의 N의 순서대로 적용된다. 최선의 제어 매개 변수 값을 찾기 위하여, 여러 가지 조합을 위해 제안된 음질요소 모델의 objective rate는 상관계수가 최대화될 때까지 참가자들의 평균 응답과 비교하였다. 낮은 임계값 α 는 0~20까지 단위간격으로 21경우로 나누었고, 순음도 표현의 제어 매개 변수 β 는

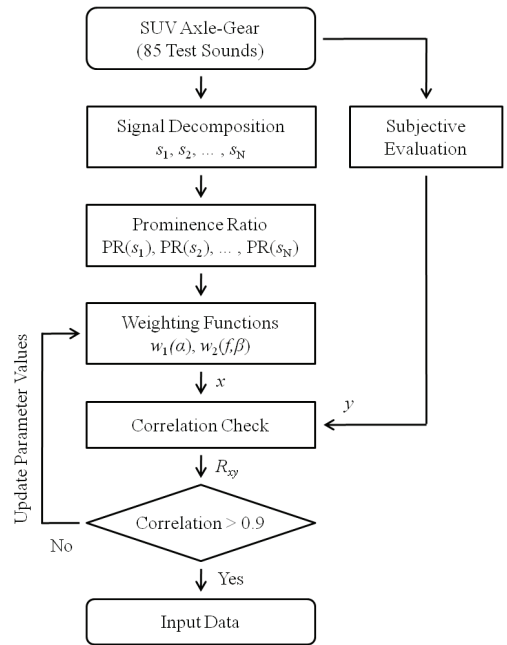


Fig. 6 Flowchart of proposed sound metric model for tonality evaluation

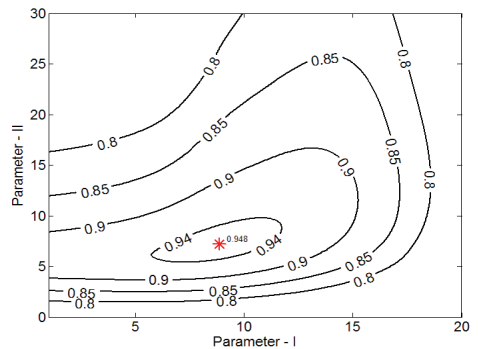


Fig. 7 Contour map of correlation coefficients of the proposed tonality model for various parameter combinations (parameter - I: lower threshold level, α , Parameter-II: frequency weighing function, β)

0~30까지의 단위 간격으로 31가지 경우로 나누었다. 따라서 651가지 경우로 최적의 매개변수 값을 찾기 위해 조사되었다. 결론적으로, Table 3에 나열된 α 인 8.875 dB와 β 가 7.188일 때 -94.8%의 최대 상관 계수를 얻었다. Fig. 7은 651가지 경우에 대한 상관 매트릭스의 등고선 지도이다. 최적의 낮은 임계값은 7.188 dB이다. 낮은 임계값 이상의 prominence ratio는 인지되는 소리의 순음도 특성 분석과정에서 효과적인 수준이다. 이 결과는 낮은 임계값의 음 요소들은 실내 소음에 부정적인 영향을 끼치지 않는다.

Fig. 8은 순음도 값들을 식 (1)에 의해서 계산된

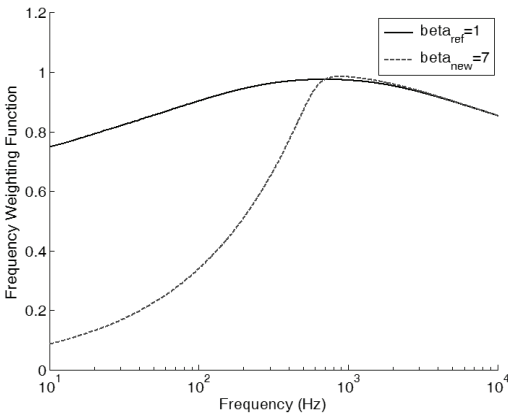


Fig. 8 Optimized frequency weighting function for maximizing the correlation coefficient of proposed tonality model with the mean response of participants

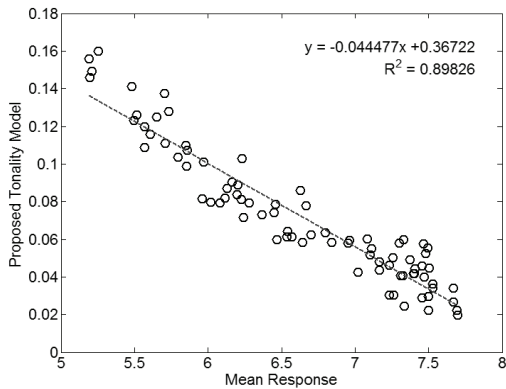
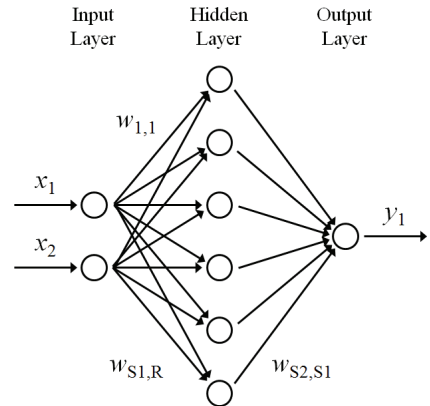


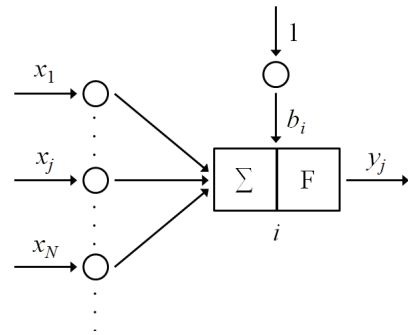
Fig. 9 Correlation between the proposed tonality model and the mean response of participants for 85 axle-gear whine sounds

것이다. 이 계산 과정에서 보면, $\alpha=8.875$ dB가 사용되고, β 의 두 가지 다른 값들이 사용되었다. β 의 한 가지 값은 1이고, 다른 값은 7이다. 결론적으로 Aure의 순음도 모델에서의 $\beta=1$ 인 제어 매개변수는 순음도 표현으로 제시되었고, 제어 매개변수 $\beta=7.18$ 은 평균응답과 순음도 사이에서의 상관관계 최적의 값이다.

따라서, 이 논문 Fig. 9에서처럼 700 Hz의 저주파수 대역에서의 순음도 표현의 민감함이 증가하는 것으로 결론지어졌다. 이런 결과로부터, 제안된 음질 요소는 선형적인 로컬 상관관계 오류와 현존하는 음질 요소의 선형적인 문제점을 해결하는 것이라고 결론 지을 수 있다. 제안된 음질 요소는 prominence ratio와 두 가지 최적함수를 사용함으로써 얻어진다. 마지막으로, 제안되는 음질 요소 모델과 라우트리스는 ANN의 학습 과정을 통해서 입력데이터로 사용되어진다.



(a) Three-layer, back-propagation network



(b) Single neuron i

Fig. 10 Structure of artificial neural network for axle-gear whine index

6. 인공 신경망 회로를 이용한 액슬기어 화인 소음 인덱스

6.1 인공 신경망 회로(ANN)이론

ANN은 생물학적 신경 시스템을 상사하여 만들어진 모델이다⁽²⁴⁾. 이번 논문에 사용되는 Fig. 10(a)의 multiple-layer feed-forward network는 청음평가 참가자들의 평균응답과 음질요소 사이에서 비선형 입력 출력 관계로서 음질 인덱스를 개발하고자 한다. 역전파(back-propagation) 알고리즘은 신경망 회로⁽²⁵⁾의 학습모델로 사용되었고, 이것은 입력벡터 $x \in R$ 과 출력벡터 $y \in RN$ 사이의 관계를 함수화 시키기 위해서 식 (5)와 같이 표현되며,

$$x_{N \times 1} \rightarrow y_{M \times 1} \tag{5a}$$

일반식으로 나타내면,

$$x^{(p)} \rightarrow x^{(p)} \text{ for } p=1,2,\dots,k \tag{5b}$$

Fig. 10(b)는 I 번째 뉴런이다. 입력 신호의 N 번째 인, x_i 는 뉴런 블록 속에 쌓이고, 함수 F 에 의해서 실행된다.

$$y_i = F(z_i), \quad z_i = \sum_{j=1}^N w_{ij} x_j + b_i \tag{6}$$

z_i 는 active potential, w_{ij} 는 결합의 가중치이고, b_i 는 임계값 매개변수이다. 다양한 함수들 사이에서, sigmoid function은 주로 사용되고, 그것의 방정식 표현은 다음과 같다.

$$F(z) = \frac{1}{1 + e^{-\mu z}} \in (0,1) \text{ for } \mu > 0 \tag{7}$$

Standard multi-layer feed-forward network은 입력층, 은닉층, 출력층으로 각각 구성된다. Fig. 10(a)는 ANN의 2-6-1 구조이다; $N=2, H=6, M=1$ 이다. 은닉층의 가중치 개수는 6개이다.

수학적으로, 액슬기어 화인 인덱스는

$$\begin{aligned} &\text{Axle-gear whine index} \\ &= F^2(LW^2 F^1(IW^1 x + b^1) + b^2) \end{aligned} \tag{8}$$

로 사용된다. 식 (8)에서 나온 함수 F , 입력층의 가중치 매트릭스 IW^1 , 은닉층의 가중치 매트릭스 LW^2 가 사용된다. 학습된 ANN의 출력은 액슬기어 화인 인덱스이다.

일반적으로, 음질요소의 objective rate는 입력 데이터로 사용되고 참가자들의 실제 평균 응답은 목표 데이터로 사용된다. 네트워크 매개 변수의 최적화된 값은 ANN의 학습과정에 의해서 얻어진다. 무엇보다도, 정확성과 신뢰성 문제와 관련된 참가자들의 실제 평균 응답과 비교하여 ANN의 학습 과정의 오류가 최소화되고, 이것을 증명하는 것이 중요하다.

6.2 액슬기어 화인 소음 인덱스의 개발

이 부분의 목적은 뉴런의 결합과 임계값 변수의 최적의 가중치 값을 찾기 위해서 사용된다. 정확하고 예상 반응에 대한 신뢰성을 가지는 액슬기어 화인 인덱스의 각 층을 개발하기 위해서 사용된다. 이전 연구⁽¹⁰⁾에서는 Aure의 순음도를 이용하여 액슬기어 화인 인덱스의 음질 인덱스를 개발하기 위한 음 표현의 입력 데이터를 개발하기 위해서 사용되어왔다. 그러나 크기와 주파수의 변화로부터 적절하게 인식되지 않는 것이 발견되었고, 순음도 평가의 새로운 음질요소 모델은 이전 섹션에서 언급된 것처럼 설계되었고, tonal impression의 함수와 예상 반응의 신뢰성과 정확성을 개선하기 위한 액슬기어 화인 인덱스 모델에 적용되었다.

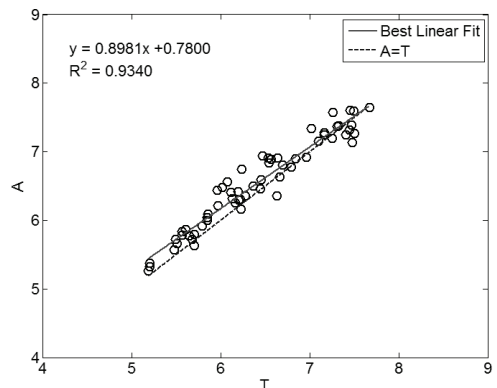


Fig. 11 Correlation between the actual mean response and the predicted response of the trained ANN for 60 synthetic axle-gear whine sounds used in the ANN training process(T: actual mean response, A: predicted response)

첫 번째로, 60개의 합성음은 무작위로 선택되었고, ANN의 학습 과정으로서 사용 되어졌다. Fig. 11은 실제 응답 반응과 학습과정으로 사용된 합성 신호의 예상 반응 사이의 상관관계를 보여주는 것이고, 96.4 %의 높은 상관관계를 가진다. 수평 축에서의 T는 참가자들의 실제 평균 응답이고, 수직 축 A는 ANN 과정을 통한 예상 반응이다. 나머지 20개의 합성 신호는 ANN 학습 과정을 증명하기 위해서 사용되었다. Fig. 12는 실제 평균 응답과 증명을 위한 나머지 합성 신호의 예상 반응 사이의 상관관계이고, 95.4 %의 높은 상관관계를 가진다. Table 4는

ANN 학습 과정의 뉴런 결합의 최적 가중치 값을 나타낸다. 증명과정의 마지막 단계로서, 5대의 SUV 차량의 실제 소리의 결과는 ANN 학습 과정의 소리와 비교하여 실제 소리와 정확하고 신뢰성이 있는지를 알아본다. 이것의 결과는 Fig. 12의 증명 과정을 통해서 보여진다. 5대의 SUV 차량의 예상 반응은 참가자들의 실제 평균 응답과 비교해서 약간의 과대 평가와 과소평가 된 것이 있다. 실제 평균 응답과 H1을 제외한 예상 반응의 유사한 차이가 있음에도 불구하고, 이 종류의 오류는 실제 소리 적용에서의 예상 반응의 정확성과 신뢰성을 증가시키기 위해서 최소화 되어야 한다. 이 오류의 원인은 다른 소리 특성의 변화를 고려하지 않고 meshing 주파수 변화로부터 모든 합성 실내 소음의 라우드니스 변화에

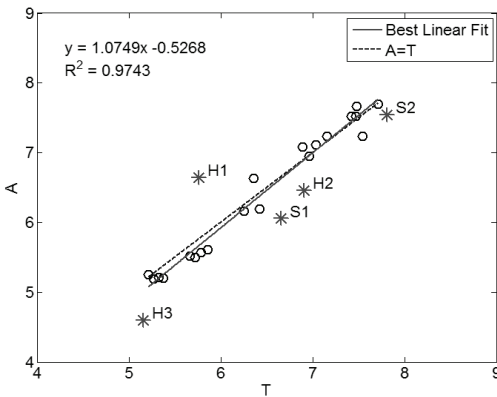


Fig. 12 Correlation between the actual mean response and the predicted response of the trained ANN for 20 synthetic axle-gear whine sounds used in the verification of ANN and the results of 5 original axle-gear whine sounds(T: actual mean response, A: predicted response)

Table 4 Optimal weights of connections of neurons in the trained ANN for the development of SUV axle-gear whine index

Weights of input layer IW^1		Weights of hidden layer LW^2	
-0.1377	-0.8495	-1.7024	-0.3772
-1.3814	0.9746	0.813	1.3513
1.0029	-1.4136	-0.7466	0.5466
1.2872	1.5981	-0.5906	1.4302
-2.4618	0.9091	0.3518	-2.2676
-1.6365	-3.909	0.2779	-4.288

Table 5 Comparison of mean responses and sound metrics among five sport utility vehicles(S1 : Rexton(old), S2 : Rexton(new), H1 : Tucsan, H2 : Santa Fe, H3 : Starex)

Model No.	Mean response	SPL (dBA)	Loudness (Sone)	Proposed tonality
S1	6.658	47.721	2.7702	0.08538
S2	7.81	44.795	2.7165	0.01239
H1	5.76	49.243	3.6305	0.02444
H2	6.906	48.3	3.5354	0.03675
H3	5.155	62.234	5.4353	0.2921

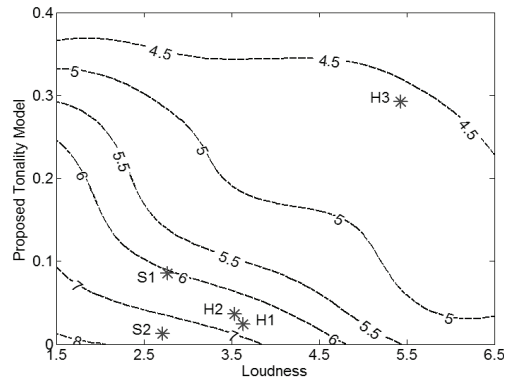


Fig. 13 Contour map of developed sound quality index for SUV axle-gear whine sounds(S1: Rexton(old), S2: Rexton(new), H1: Tucsan, H2: Santa Fe, H3: Starex)

의해서 생기는 것이다. 이 의미는 존재하는 합성 실내 소음은 라우드니스 조건 하에서 5대 SUV 차량의 실제 실내 소리에 적절하게 반응하지 않는다는 뜻이다.

다음 연구에서, 다른 SUV 차량의 배경 소음 사이에서의 차이는 소리 합성의 과정에서 SUV 차량의 참조로 사용 된다. Fig. 13은 액슬기어 화인 소음 음질인덱스 개발에 등고선 지도를 보여진다. 예상되는 반응의 크기는 3.5의 낮은 라우드니스의 영역보다 tonal impression의 변화에 의해서 결정되고, 다른 영역의 라우드니스 변화에 의해서 결정된다. Table 5는 5대의 SUV 차량의 평균응답과 음질요소의 객관적 비율이다. SUV 모델 중에서 H3은 가장 낮은 반응의 크기이고, S1, H1, H2는 6과 7의 비슷한 반응이다. S2는 S1의 renewal version이고, 이것은 변경된 구조와 액슬 시스템의 기어^(26,27)로부터 얻어진다. 이것의 반응은 6.658부터 7.810까지 증가한다. Fig. 13에서 보이는 것처럼 S1과 S2사이의 라우드니스의 차이가 매우 작기 때문에, 실내 음질의 향상은 tonal impression의 절감에 의해서 주로 달성된다. Table 5에 열거된 S1보다 H1과 H2의 순음도가 확실히 작다. 음압과 H1과 H2의 라우드니스가 감소한다면, 그들의 tonal impression은 음 요소와 배경 소음 사이의 조건에 따라서 증가하게 된다. 이런 결과를 바탕으로, renewal version의 실내 음질인 S2는 다른 SUV 모델과 비교하면 충분한 경쟁력이 있다.

7. 결 론

이 연구의 목표는 순음도 평가에 대한 음질요소에서 존재하는 로컬 오류와 선형성 문제를 해결하는 것이고, 음질 인덱스의 정확성과 신뢰성을 증가시키는 것이다. 첫 번째로, Aure's tonality의 문제점들이 조사되었다. 높은 글로벌 상관관계와는 달리, 로컬 상관관계는 0에 가까운 값을 가지고 있다. 따라서, 현존하는 음질요소의 objective rate와 참가자들의 평균 응답값 사이의 성향은 아니다. 따라서, 순음도 평가의 새로운 음질요소는 prominence ratio와 가중치 함수의 두 가지 종류의 결합으로 디자인되었고, 서로 다른 결합의 음질요소의 objective rate는 높은 상관관계 계수를 얻기 전까지 참가자들의 평균

응답과 계속 비교한다. 결과적으로, α 는 8.875 dB이고 β 는 7.188일 때, 상관관계 계수는 -94.8%이다. 이 결과가 의미하는 것은 8.875 dB의 낮은 임계값 이상의 prominence ratio는 제안된 음질요소 모델의 계산에서의 영향 있는 레벨로 간주되고, 어느 순간의 분산에 바탕을 둔 새로운 순음도(tonality)모델은 tonal impression하기에 적절하다. 인지되는 액슬기어 화인 소음의 주파수 영향은 W. Aures에 의해서 제안된 본래의 순음도 impression 함수보다 더 민감한 것처럼 보인다. 지배 매개변수의 최적화를 통해서, 로컬 상관관계 오류와 선형성 문제점은 해결 되었다. 60개의 합성 소음은 ANN의 학습 과정에서 사용되고, 나머지 20개의 합성 소음은 ANN 학습 과정의 증명에 사용된다. 참가자들의 예상되는 반응과 실제 평균 응답 사이에서 95% 이상이면 높은 상관관계 계수를 가지는 것으로 간주한다. 실험을 통해 측정된 다섯 대 SUV 차량의 실제 소음은 예상반응에 일부분에 오류가 있지만, 액슬기어 화인 인덱스는 충분히 유용하다. 실제 소음에 대한 ANN 학습 과정의 오류를 최소화하기 위해서는 ANN 학습 과정의 라우드니스 조건에서 더 다양한 합성 소음이 필요하다. 그 결과로서, 이 논문의 결론을 바탕으로, 변경된 액슬기어 화인 인덱스는 정확한 음질요소의 가이드라인을 디자인하기에 용이하고, 변경된 구조의 과정과 감정적 만족감을 상승시키는 액슬기어 시스템으로서 신뢰성 있다.

후 기

이 논문은 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 Mid-career Researcher Program의 지원을 받아 수행된 연구임(No.2010-0014260).

참 고 문 헌

- (1) 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.
- (2) Alfred, Z. and Peter, Z., 2006, Psychoacoustic

Modeling of Sound Attributes, SAE Paper No. 2006-01-009.

(3) Ishihama, M., Sakai, Y., Katano, I. and Nakamura, K., 2003, Effect of Basic Design Parameters of Automotive Engines on Their Sound Characteristics, SAE Paper No. 2003-01-1507.

(4) Yoshida, J. and Igata, T., 2011, Influence of Impression of Vehicle Styling on Loudness of Acceleration Sounds in Cabin, Journal of the Acoustical Society of America, Vol. 130, No. 1, pp. 19~24.

(5) Fastl, H. and Zwicker, E., 2007, Psychoacoustics: Facts and Models, Springer-Verlag, Berlin, Germany.

(6) Stevens, S. S. and Hallowell, M. D., 1983, Hearing Its Psychology and Physiology, American Institute of Physics, New York, USA.

(7) Lee, S.-K., 2005, Identification and Reduction of Gear Whine Noise of the Axle System in a Passenger Van, SAE Paper No. 2005-01-2302.

(8) Becker, S. B. and Yu, S., 1999, Objective Noise Rating of Gear Whine, SAE Paper No. 1999-01-1720.

(9) Becker, S. B. and Yu, S., 1999, Gear Noise Rating Prediction Based on Objective Measurement, SAE Paper No. 1999-10-1721.

(10) Lee, S.-K., Kim, T.-G. and Lim, J.-T., 2008, Characterization of an Axle-gear Whine Sound in a Sports Utility Vehicle and Its Objective Evaluation based on Synthetic Sound Technology and an Artificial Neural Network, Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part D: Journal of Automobile Engineering, Vol. 222, No. 3, pp. 383~396.

(11) 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.

(12) 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.

(13) 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.

(14) Lee, S.-K., Kim, B.-S. and Park, D.-C., 2005, Objective Evaluation of the Rumbling Sound in Passenger Cars based on an Artificial Neural Network, Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part D: Journal of Automobile Engineering, Vol. 219, No. 4, pp. 457~469.

(15) Herlufsen, G. H., Hansen, H. K. and Vold, H., 1998, Characteristics of the Vold-Kalman Order Tracking Filter. Bruel & Kjaer Technical Review, pp. 1~50.

(16) Lee, S. K., 1998, Adaptive Signal Processing and Higher Order Time Frequency Analysis for Acoustic and Vibration Signatures in Condition Monitoring, Ph.D. thesis, ISVR, University of Southampton.

(17) Moore, B. C. J. and Glasberg, B. R., 1996, A Revision of Zwicker's Loudness Model, Acta Acustica united with Acustica, Vol. 82, No. 2, pp. 335~345.

(18) Aures, W., 1985, The Sensory Euphony as a Function of Auditory Sensations, Acta Acustica united with Acustica, Vol. 58, No. 5, pp. 282~290.

(19) Mueller, H. G. and Killion, M. C., 1990, An easy Method for Calculating the Articulation Index, The Hearing Journal, Vol. 43, No. 9, pp. 14~17

(20) Nobile, M. A., 1994, Prominence Ratio Method for Discrete Tones in Noise: Computation of Adjacent Bands, Proceeding of Noise-Con 94, pp. 729~734.

(21) ISO 7779, 2010, 2010 Acoustics - Measurement of Airborne Noise Emitted by Information Technology and Telecommunications Equipment.

(22) ECMA 74, 2010, Measurement of Airborne Noise emitted by Information Technology and Telecommunications Equipment, 11th edition.

(23) ANSI S1.13, 2005 - Measurement of Sound Pressure Levels in Air.

(24) Bishop, C. M., 1995, Neural Networks for Pattern Recognition, Oxford University Press, Oxford, UK.

(25) Matrn, H., 1996, Neural Network Design, PWS Publishing Company, Boston, USA.

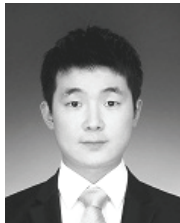
(26) Lee, S.-K., Go, S.-K., Yu, D. J., Lee, J.-Y., Kim, S.-J., Jo, Y.-K. and Choi, B.-J., 2005, Identification

and Reduction of Gear Whine Noise of the Axle System in a Passenger Van, SAE Paper No. 2005-01-2302.

(27) Kim, S.-J., Lee, J.-Y. and Lee, S.-K., 2007, Noise Refinement of a Vehicle by Reduction of the Axle Gear Whine Noise Based on Structural Modification, International Journal of Automotive Technology, Vol. 8, No. 5, pp. 605-614.



Eui-Youl Kim is a graduate student in Department of Mechanical Engineering at Inha University. He has studied for the application of signal processing to acoustics and vibration in automotive sound quality.



Ji-Uk Jang is a graduate student in Department of Mechanical Engineering at Inha University. He has studied for the application of signal processing to acoustics and vibration in automotive sound identification.



Sang-Kwon Lee was born in Pusan, Korea, in 1959, He studied mechanical engineering at the Pusan National University, Pusan, Korea for a bachelor's degree In 1998 he received a Ph.D. degree in signal processing at the ISVR (Institute of Sound and Vibration Research) of the University of Southampton in U.K. He has 11 years' experience in automotive noise control by working in Hyundai Motor co. and the Renault-Samsung Motor Company in Korea. In 1999, he moved to Inha University, Inchon, Korea, where he became a professor and continued research on the acoustics and vibration signal processing in the Department of Mechanical Engineering.