

# 신경회로망 다중 LMS 기법을 이용한 고속철도의 실내소음저감을 위한 ANC 시스템

논문

58P-4-4

## A Neural Multiple LMS Based ANC System for Reducing Acoustic Noise of High-Speed Trains

조현철\* · 이권순<sup>†</sup> · 남현도\*\*

(Hyun-Cheol Cho · Kwon-Soon Lee · Hyun-Do Nam)

**Abstract** - This paper presents a novel active noise control (ANC) system using least mean square (LMS) algorithm and neural network approach for decreasing acoustic noise signals inside high-speed trains. We construct a LMS framework as a nominal ANC system and additionally design an artificial single-layered perceptron model as an auxiliary ANC which is aimed to reduce real-time residuary noise due to its nonstationary and uncertain nature. Parameter vector of the hybrid ANC is determined through online estimation to realize an adaptive ANC configuration by means of the steepest descent algorithm. We achieve simulation experiment to demonstrate the proposed ANC system employing realistic acoustic noise signals measured in Korea Train eXpress (KTX).

**Key Words** : Active Noise Control(ANC), Least Mean Square(LMS), Neural Network, Online Parameter Estimation, KTX

### 1. 서 론

고속철도의 실내소음은 승객의 질적 서비스와 밀접한 연관이 있으며 이를 저감하기 위한 기술개발이 우리나라를 비롯하여 철도 선진국에서 활발하게 진행되고 있다. 철도소음 저감을 위한 기존의 방식으로는 주 소음발생원을 파악하여 이를 기구물인 차음제 또는 방음제를 설치하여 소음원을 저감하는 방법들이 주로 많이 개발되었다[1]. 이러한 수동적 기술들은 시스템 환경에 따른 소음의 변화에 적응적으로 대처하기 어려우며 특히 철도의 실내소음과 같은 차폐된 공간에서는 적용하기가 매우 힘든 단점이 있다.

최근에 능동형 소음저감방식인 ANC 기법을 이용한 차량의 실내소음 저감기술에 적용하는 사례가 많이 보고되고 있다. 이는 주로 차량의 실내에 ANC를 설치하여 저주파 대역폭의 소음을 감소하는 것을 목적으로 하고 있다. 또한 차량의 머플러나 블로워 모터의 소음에 대하여 ANC를 장착하여 차량 전체의 소음을 어느 정도 저감하는 기술도 연구되고 있다[2]. 그 외에도 음향시스템의 헤드폰에 ANC 시스템을 부착하여 주변 소음을 저감하여 음질을 향상시키는 기술도 발표되었으며[3] 헬기나 항해선 등의 엔진 소음을 감소시키기 위한 ANC 기술도 개발되고 있다[4].

이렇듯 다양한 산업기에 ANC 시스템이 응용되어 좋은 결과를 보이고 있지만, 고속철도 시스템에 ANC를 적용한 사례는 거의 전무한 실정이다. 이러한 시스템은 소음원에 대한 해석적 모델링이 어려울 뿐만 아니라 소음원에 대한 주파수 스펙트럼 분석이 힘들기 때문이다. 또한 철도소음은 주로 저주파와 고주파 성분을 모두 포함하고 있으므로 기존의 ANC 기법으로는 기술적 가치에 대하여 그 성능이 매우 만족스럽지 않은 것으로 보고되고 있다[5].

본 논문은 고속철도의 실내소음을 위한 지능형 기법을 이용하여 새로운 ANC 시스템을 제안한다. 우선 기존의 LMS 알고리즘을 구성하여 소음을 모델링하여 공칭 ANC 입력을 연산한다. 다음으로 신경회로망 기술을 이용하여 온라인 ANC 시스템을 설계한다. 신경망 기반 ANC는 실시간에서 발생하는 잔여오차를 최대한 감소하기 위하여 보조제어기로써 추가로 구성된다. 본 논문은 구조가 간단하고 실시간 연산이 용이하도록 단층 구조의 퍼셉트론 모델을 이용하였다. 한편 LMS 기반 ANC의 파라미터를 온라인으로 추정하여 비정치(nonstationary) 및 시변(time-varying) 특성의 철도소음을 적응형 방식으로 모델링한다. 또한 신경회로망의 파라미터 또한 온라인 연산을 통해 이러한 특성들로 인해 발생하는 실시간 제어오차를 매우 효과적으로 감소할 수 있는 메커니즘을 구성한다. 본 논문에서 구성한 ANC 시스템의 타당성을 검증하기 위하여 컴퓨터 시뮬레이션을 실시하였다. 철도실내소음은 실제 KTX에 탑승하여 관측한 파형을 이용하였다.

\* 정회원 : 울산과학기술대학교 전기전자학부 조교수 · 공박

\*\* 시니어회원 : 단국대학교 전자전기공학부 교수 · 공박

<sup>†</sup> 교신저자 시니어회원 : 동아대학교 전기공학과 교수 · 공박

E-mail: kslee@dau.ac.kr

접수일자 : 2009년 8월 22일

최종완료 : 2009년 9월 3일

<본 논문은 본 학회 2009년도 하계학술대회에서 우수논문으로 선정되어 편집위원회에서 심사 후 본 논문지에 게재 되었음>

### 2. 고속철도의 ANC 시스템 모델

본 논문에서 구현하는 고속철도의 ANC 시스템에 대한 기구학적 모델은 그림 1과 같다. 실내에는 각 지점의 소음을 관측하는  $N_M$ 개의 마이크로폰이 공중에 설치되어 있으

며, 이를 바탕으로 제어음향을 발생시키는  $N_S$ 개의 스피커 시스템이 천장에 부착되어 있다고 설정한다. 여기서  $N_S$ 와  $N_M$ 은 동일하거나 다른 값일 수도 있다. 각 지점의 마이크로폰은 소음신호  $x$ 를 관측하여 ANC 시스템 모듈로 전달하며, 관측한 소음을 제어오차로 간주하여 ANC 알고리즘을 통해 제어입력  $u$ 를 산출한다. 연산된 제어입력신호에 의하여 스피커는 2차 음향을 발생하여 소음을 저감하는 액츄에이터(actuator)로 구성된다. 이러한 구조의 ANC는 일반적인 피드백 제어시스템의 형태로 간주할 수 있으며 그림 2의 블록선도와 같이 표현된다. 여기서 제어오차는  $e = -x$ 로 정의된다. 철도시스템의 실내소음에 대한 동특성을 다음의 이산변수를 갖는 차분방정식으로 표현한다.

$$x(k+1) = f(x, u, k) \tag{1}$$

여기서  $k$ 는 이산시간,  $f(\cdot)$ 는 미지의 시스템 함수로 주어진다. 일반적으로 이 함수가 설계단계에서 정의되어지면 제어시스템을 보다 용이하게 설계할 수 있지만, 본 논문의 철도소음은 기존에 정의된 함수가 없으므로 추정알고리즘을 통해 시스템 함수를 모델링하여야 한다. 특히 철도소음의 경우 비정치이며 시변특성이 매우 강하기 때문에 온라인 연산을 통한 추정 알고리즘을 구현하여야 한다.

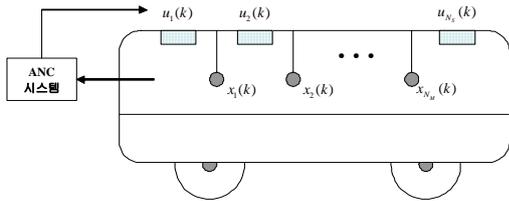


그림 1 철도실내를 위한 ANC 구현 모델  
Fig. 1 ANC model for interior noise reduction of trains

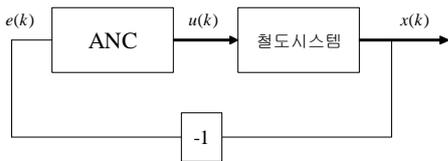


그림 2 ANC 시스템의 블록선도  
Fig. 2 A block diagram of ANC systems

### 3. LMS 기반 실내소음 모델링

본 절은 2절에서 언급한 소음신호를 모델링하기 위하여 LMS 기반 추정 알고리즘을 구현하며, 우선 다음의 선형모델로 정의한다.

$$\hat{x}(k+1) = \theta^T(k)\zeta(k) \tag{2}$$

여기서  $\theta$ 는 파라미터 벡터,  $\zeta$ 는 입력벡터를 각각 나타내며 각각 다음과 같이 주어진다.

$$\theta = col\{\alpha_1, \dots, \alpha_{N_s}, \beta_1, \dots, \beta_{N_m}\}$$

$$\zeta = col\{x(k), \dots, x(k-N_x), u(k), \dots, u(k-N_u)\}$$

식 (2)의 모델의 입력은 현재 소음신호 및 제어입력 그리고 지연된 소음 및 제어입력 변수를 포함하고 있으며 그에 상응하는 파라미터가 서로 적용되고 있다(그림 3 참조). LMS 기반 모델링은 식 (2)의 파라미터 벡터를 다음의 정의된 평가함수를 최소화하는 최적의 파라미터 값을 선정하는 과정이다.

$$J_{LMS}(\theta) = \frac{1}{2}e_{LMS}(k) \tag{3}$$

여기서 추정오차  $e_{LMS}$ 는 실제 소음신호와 추정신호의 편차를 나타내며  $e_{LMS} = x - \hat{x}$ 로 표현된다. 주어진 최적화 문제는 식 (3)을 파라미터  $\theta$ 에 대하여 최소화하는 것으로 미분함수  $\partial J / \partial \theta$ 를 연산하는 것과 같으며 다음과 같다.

$$\frac{\partial J}{\partial \theta} = e_{LMS}(k) \frac{\partial(x(k) - \hat{x}(k))}{\partial \theta} \tag{4}$$

식 (2)에 의해  $\hat{x}(k) = \theta^T(k-1)\zeta(k-1)$ 이므로 식 (4)의 편미분항은 다음과 같이 연산된다.

$$\frac{\partial(x(n) - \hat{x}(n))}{\partial \theta} = -\zeta(n-1) \tag{5}$$

이 결과식을 이용하면 식 (4)의 미분식은

$$\frac{\partial J}{\partial \theta} = \zeta(n-1)e_{LMS} \tag{6}$$

와 같으며 최종적으로 LMS 알고리즘에 의하여 식 (2)의 파라미터 추정자의 수정규칙은 다음과 같다.

$$\hat{\theta}(n+1) = \theta(n) + \eta \zeta(n-1)e_{LMS}(n) \tag{7}$$

여기서  $\eta \in (0,1)$ 은 추정 파라미터를 나타낸다.

### 4. 신경회로망 ANC 시스템

가장 일반적인 ANC 시스템의 제어입력은 관측 소음에 대하여 위상이 반전된 동일한 크기의 신호를 인가하여 소음을 저감시키는 방식이다. 즉 3절에서 추정된 소음신호  $\hat{x}$ 에 대한 ANC 신호를  $u = -\hat{x}$ 와 같이 간단하게 정의할 수 있다[6]. 하지만 이러한 경우 실제 소음신호  $x$ 에 대한 정확한 추정이 ANC 성능에 가장 중요한 요인으로 작용한다. 최근에 ANC의 성능을 개선하기 위한 다양한 LMS 알고리즘이 발표되고 있지만[7,8,9] 철도소음과 같은 특성에는 만족스러운 성능을 기대하기가 어려운 실정이다. 본 논문은 철도소음에 적합한 신경회로망 기반 ANC 기법을 제안한다.

본 논문의 ANC 시스템은 기존의 LMS 기반 ANC와 신경회로망 보조제어시스템으로 조합한 하이브리드 형태로서 그림 4와 같으며, 제어규칙은 다음과 같다.

$$u = u_{LMS} + u_{NN} \tag{8}$$

여기서  $u_{LMS}$ 는 2절에서 구성한 LMS 기반 ANC 알고리즘을 그대로 적용하며  $u_{NN}$ 은 신경회로망 제어시스템의 제어입력을 적용한다. 즉 LMS 알고리즘에 대하여 신경회로망은 보조제어로서 구성되며 이는 LMS 기반 ANC만을 적용하였을 때 발생할 수 있는 제어오차 등을 개선하기 위한 목적으로 구성된다.

본 논문에서 설계하는 신경회로망 모델은 구조가 간단하며 온라인 학습이 용이한 단층 퍼셉트론을 이용하여 ANC를 구성하였으며 그림 5와 같다. 여기서 신경회로망의 입력 신호는 이산시간 탭(tap)을 갖는 제어오차  $e_i, i=1, \dots, N_e$ 와 단위 바이어스로 하였으며 출력으로는 ANC의 보조제어 입력값을 산출한다. 또한  $w_i$ 와  $b$ 는 신경망의 파라미터로서 가중치를 나타내며  $\phi$ 는 비선형 활성화(activation) 함수를 나타낸다. 그림 3의 신경회로망의 출력식은 다음과 같다.

$$u_{NN} = \phi(we + b) \quad (9)$$

여기서  $w = col\{w_1, \dots, w_{N_e}\}$ 와  $e = col\{e_1, \dots, e_{N_e}\}$ 는 신경회로망 파라미터 및 입력벡터로 정의된다. 신경회로망 ANC 구성은 파라미터  $w$ 와  $b$ 에 대하여 주어진 학습알고리즘을 통해 최적값으로 설정하는 것이다. 본 논문은 최급강하(steepest descent) 최적화 알고리즘을 통해 신경회로망 파라미터 값을 결정한다. 이 최적화 기법은 다음의 오차함수를 파라미터  $w$ 와  $b$ 에 대하여 최소화하는 수정규칙을 결정하는 방식이다.

$$J(w, b) = \frac{1}{2}e^2 = -\frac{1}{2}x^2 \quad (10)$$

최급강하 알고리즘에 의한 두 신경회로망의 파라미터 수정규칙은 각각 다음과 같다

$$w(n+1) = w(n) - \eta \frac{\partial J}{\partial w} \quad (11-1)$$

$$b(n+1) = b(n) - \eta \frac{\partial J}{\partial b} \quad (11-2)$$

여기서 우변의 편미분항은 미분의 연쇄법칙(chain rule)에 의해 각각 다음과 같이 전개된다.

$$\frac{\partial J}{\partial w} = \frac{\partial J}{\partial x} \frac{\partial x}{\partial u} \frac{\partial u}{\partial u_{NN}} \frac{\partial u_{NN}}{\partial \gamma} \frac{\partial \gamma}{\partial w} \quad (12-1)$$

$$\frac{\partial J}{\partial b} = \frac{\partial J}{\partial x} \frac{\partial x}{\partial u} \frac{\partial u}{\partial u_{NN}} \frac{\partial u_{NN}}{\partial \gamma} \frac{\partial \gamma}{\partial b} \quad (12-2)$$

또한 식 (12)의 편미분식을 각각 연산하면

$$\frac{\partial J}{\partial x} = -x, \quad \frac{\partial x}{\partial u} = \beta_1, \quad \frac{\partial u}{\partial u_{NN}} = 1$$

$$\frac{\partial u_{NN}}{\partial \gamma} = \phi'(we + b), \quad \frac{\partial \gamma}{\partial w} = e, \quad \frac{\partial \gamma}{\partial b} = 1$$

와 같다. 식 (12)의 결과식을 식 (11)에 대입하면 신경회로망 파라미터의 수정규칙은 최종적으로 다음과 같다.

$$w(n+1) = w(n) + \eta x \beta_1 \phi'(we + b) e \quad (13-1)$$

$$b(n+1) = b(n) + \eta x \beta_1 \phi'(we + b) \quad (13-2)$$

여기서 온라인 연산에서 보다 빠른 수렴특성을 위하여 학습 파라미터  $\eta$ 를 시스템 오차  $e$ 의 함수로 정의하여 적응형 변수로 설정할 수 있다. 즉  $\eta = \eta(e)$ 와 같이 표현된다[10]. 그림 6은 본 논문에서 제안한 LMS 및 신경회로망 기반 하이브리드 ANC 시스템의 개념도를 보여준다.

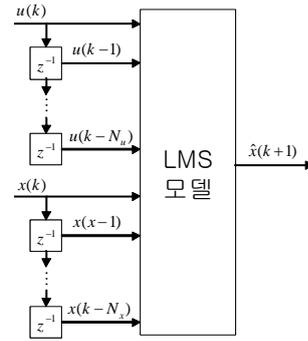


그림 3 LMS 기반 소음신호 모델링  
Fig. 3 LMS based modeling of noise signals

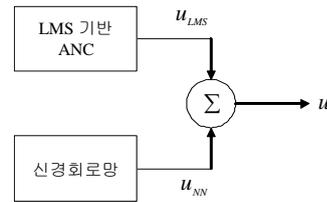


그림 4 LMS 및 신경회로망 기반 ANC 시스템  
Fig. 4 A LMS and neural network based ANC system

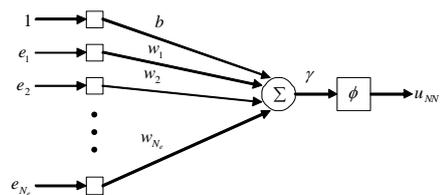


그림 5 단층 퍼셉트론 기반 ANC 시스템  
Fig. 5 A single-layer perceptron for ANC systems

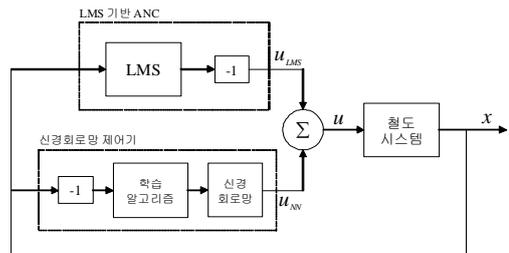


그림 6 본 논문에서 제안한 ANC 시스템의 개념도  
Fig. 6 Schematic diagram of the proposed ANC systems

### 5. 컴퓨터 모의실험

본 논문에서 제안한 ANC 알고리즘의 타당성을 검증하기 위하여 컴퓨터 모의실험을 실시하였다. ANC 알고리즘은 Matlab 소프트웨어를 이용하여 프로그래밍을 하였으며 원소음신호에 대하여 ANC 제어응답을 그래프로 나타내어 성능의 우수성을 입증하였다. 원소음신호를 획득하기 위하여 국내 KTX 차량에 실제 탑승한 후 DSP 실험장치를 이용하여 소음을 측정하였다. 소음측정은 철도실내의 3군데 구간에서 이루어졌으며 첫 번째 구간은 차량의 실내 한 가운데에서 측정하였으며 두 번째는 창문 부근의 소음을, 그리고 세 번째는 출입구 부근에서 소음을 각각 측정하였다. 이는 각각 다른 크기의 소음을 측정하기 위하여 실시되었으며 측정 시간은 모두 10초로 하였고 샘플링 주파수는 6kHz로 하였다. 그림 7은 측정된 실제 철도차량의 실내소음 파형을 보여준다. 그림 7(a)는 차량실내의 중앙 부근에서 측정된 소음으로서 최대크기는 약 0.5이며 그림 7(b)는 창가의 소음으로서 약 1.7의 최대 소음을 나타내며 그림 7(c)는 출입구 부근의 소음으로서 약 2정도의 소음의 크기를 가지며 전체적으로 가장 큰 소음으로 측정되었다.

4절의 LMS 기반 ANC를 구성하기 위하여 우선 식 (2)의 파라미터 벡터는  $\theta \in R^5$ 로 설정하였다. 너무 많은 벡터의 요소는 실시간에서 계산량을 증가시켜 연산속도가 저하되는 경우가 있으며 너무 작은 경우는 올바른 성능을 기대할 수 없으며, 따라서 많은 시행착오를 거쳐 가장 적합한 벡터의 차수를 결정하였다. 신경회로망의 구성에 있어 입력층은 모두 3개의 노드로 하였으며 이 중 두 개는 신경회로망의 가중치를, 나머지 한 개는 바이어스의 가중치를 포함한다. LMS 및 신경회로망의 파라미터 벡터의 초기값은 -1과 1사이의 항등분포를 갖는 랜덤값으로 하였으며 랜덤수의 발생은 Matlab에서 제공하는 rand 명령어를 이용하였다. ANC 시스템의 성능은 이 두 알고리즘의 초기값에 밀접한 관계가 있으며 본 논문은 여러 번의 시뮬레이션을 통해 가장 최적의 성능을 갖는 초기값을 선정하여 결과를 도시하였다.

그림 8은 구성된 ANC 시스템을 적용하였을 때의 각 구간에 대한 소음 파형을 나타낸다. 전체적으로 약 0.5초까지 과도응답을 가지지만 그 후에는 소음의 크기가 현저히 감소되었음을 알 수 있다. 그림 8(a)의 경우 초기에 약 0.4 정도의 소음 크기를 갖지만 정상상태에서는 평균적으로 0.15의 크기로 나타났다. 그림 8(b)는 과도응답에서 0.5 정도의 최대소음을 그리고 정상상태에서는 약 0.2의 평균값을 나타낸다. 그림 8(c)의 경우는 초기에 약 0.8의 최대소음을 갖지만 정상상태에서는 약 0.13의 평균값을 가지는 것을 알 수 있다. ANC가 적용되지 않은 그림 7의 원신호에 대하여 본 논문에서 제안한 ANC 시스템의 성능은 각각 70%, 88%, 93.5%의 개선도를 보였다. 특히 보다 높은 소음의 크기에서 소음저감 성능이 월등히 개선되었음을 알 수 있었다.

그림 9는 그림 7과 그림 8의 신호에 대하여 FFT의 비교 파형을 보여준다. ANC를 적용하지 않은 원소음신호에 대하여 전체적으로 20-130Hz 부근의 저주파 영역에서 큰 소음이 발생하는 것을 알 수 있다. 즉, 그림 9(a)는 약 45Hz에서 28dB 정도의 최대소음이 발생하며 그림 9(b)의 경우 약 40Hz에서 37dB 정도의 최대소음이, 그리고 그림 9(c)는 약

85Hz에서 약 45dB의 최대소음이 측정되었다. 다음으로, ANC를 적용하였을 때의 FFT 결과를 보면, 전체적으로 최대 소음의 크기가 명확히 감소하였음을 알 수 있다. 즉, 그림 9(a)의 경우 ANC를 적용하였을 때의 소음의 최대크기는 약 10dB 정도이며 그림 9(b)는 약 15dB 그리고 그림 9(c)는 약 18dB로 저감되었다. 한편 100Hz 이후는 ANC를 적용한 경우나 그렇지 않은 경우는 거의 비슷한 크기의 소음이 관측되었으나 이 정도는 매우 작은 크기이므로 실제로 소음으로 간주하지 않는 경향이 있다.

그림 10 ~ 그림 12는 각각의 ANC 시스템에서 LMS와 신경회로망의 파라미터 값의 추이를 나타낸다. 전반적으로 초기시간에 과도응답상태를 보여주고 있으며 이 경우 파라미터 값의 변동이 많이 일어나는 것을 볼 수 있다. 그 이후의 정상상태 응답에서는 어느 정도 일정한 값으로 도달하는 것을 볼 수 있다. 하지만 엄밀히 말해 이 구간에서도 완전하게 고정된 값으로 수렴하지는 않으며 약간의 리플현상을 보이고 있다. 이는 실시간 제어상태에 잔재하는 소음을 완벽하게 저감하기 위한 ANC 시스템의 적응성을 보여주는 것으로 입증할 수 있다.

### 6. 결론

본 논문은 철도차량의 실내소음 저감을 위한 적응형 LMS 및 신경회로망 기반 ANC 시스템을 제안하였다. LMS 알고리즘은 소음을 모델링하는데 구성되었으며 공칭 제어입력을 산출하는데 이용되었다. 온라인 신경회로망은 비정칙 및 시변특성의 소음신호를 실시간에서 완벽하게 저감하기 위하여 보조 ANC 시스템으로 구성되었다. 실제 철도실내소음을 이용하여 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 제안한 ANC 제어기법의 타당성 및 성능의 우수성을 입증하였으며 그 개선정도를 분석하였다. 향후 연구는 제안한 제어 알고리즘을 DSP 하드웨어를 이용하여 실시간 test-bed를 제작한 후 그 실용 가능성을 검증하고자 한다.

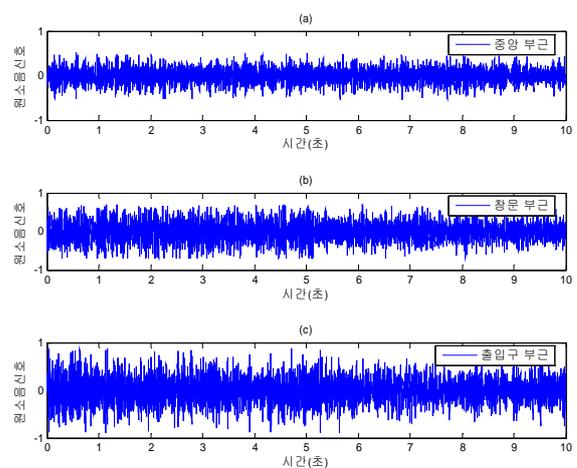
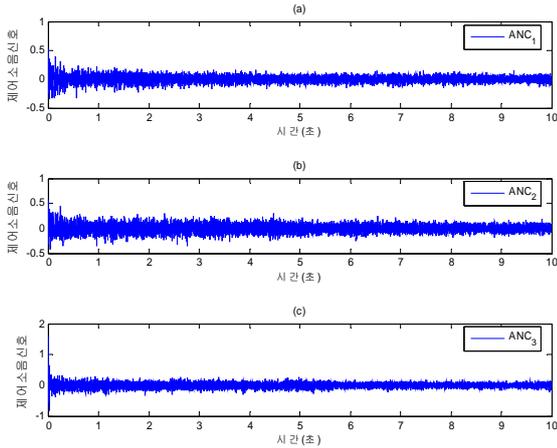
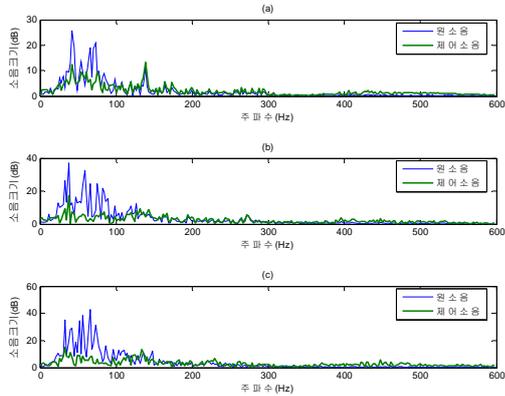


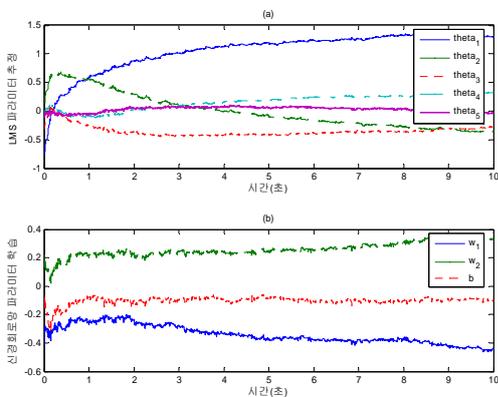
그림 7 KTX 철도차량의 실내소음 파형  
 (a) 중앙부근 (b) 창문 부근 (c) 출입구 부근  
 Fig. 7 Noise signal waves inside the KTX  
 (a) Center (b) Window (c) Door



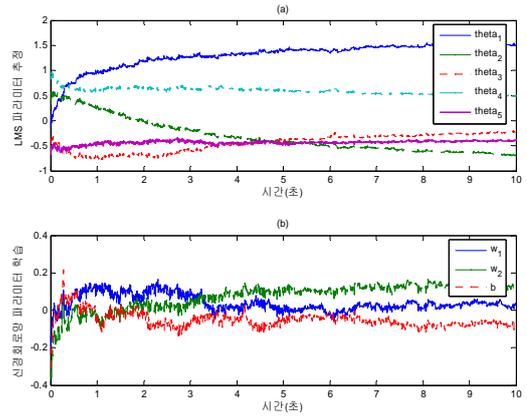
**그림 8** 제안한 ANC를 적용하였을 때의 소음파  
(a) 중앙부근 (b) 창문 부근 (c) 출입구 부근  
**Fig. 8** Noise Signals with the proposed ANC  
(a) Center (b) Window (c) Door



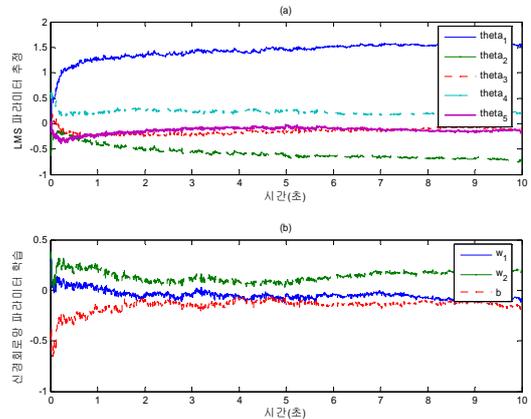
**그림 9** 각 소음에 대한 FFT 파형  
(a) 중앙부근 (b) 창문 부근 (c) 출입구 부근  
**Fig. 9** FFT curve of each noise signals  
(a) Center (b) Window (c) Door



**그림 10** ANC 시스템 파라미터 값의 추이(중앙 부근)  
(a) LMS 파라미터 (b) 신경회로망 파라미터  
**Fig. 10** Time-history of the ANC parameters(center)  
(a) LMS parameter (b) Neural network parameter



**그림 11** ANC 시스템 파라미터 값의 추이(창문 부근)  
(a) LMS 파라미터 (b) 신경회로망 파라미터  
**Fig. 11** Time-history of the ANC parameters(window)  
(a) LMS parameter (b) Neural network parameter



**그림 12** ANC 시스템 파라미터 값의 추이(출입구 부근)  
(a) LMS 파라미터 (b) 신경회로망 파라미터  
**Fig. 12** Time-history of the ANC parameters(door)  
(a) LMS parameter (b) Neural network parameter

**감사의 글**

본 논문은 2009학년도 동아대학교 학술연구비에 의하여 연구되었음

**참 고 문 헌**

[1] 김재철, “해외철도기술동향: 차륜/레일 접촉에 의한 소음과 저감기술,” 한국철도학회지, vol. 11, no. 3, pp. 23-28, 2008.  
[2] T. Tanaka, C. Jindaiji-higashicho, K. Li, “Development of an active muffler for medium-duty diesel vehicles considering thermal influence and control trackability,” *Noise Control Engineering Journal*, vol. 51, no. 2, pp. 90-96, 2003.

[3] Y. Song, Y. Gong, M. Sen, "A robust hybrid feedback active noise cancellation headset," *IEEE Trans. on Speech & Audio Processing*, vol. 13, no. 4, pp. 607-617, 2005.

[4] J. Diaz, J. Vinolas, J. M. Egana, "Method of adjusting active noise control system parameters for application in railway sleeping cars," *Noise Control Engineering Journal*, vol. 54, no. 4, pp. 263-270, 2006.

[5] 백광현, "능동 소음/진동 제어의 해외 연구동향," *전기의 세계*, vol. 56, no. 11, pp. 24-27, 2007.

[6] S. M. Kuo, D. R. Morgan, "Active noise control: a tutorial review," *Proc. of the IEEE*, vol. 87, no. 6, pp. 943-973, 1999.

[7] K. K. Das, J. K. Satapathy, "Frequency-domain block filtered-x NLMS algorithm for multichannel ANC," *Int. Conf. on Emerging Trends in Engineering & Technology*, pp. 1293-1297, 2008.

[8] X. Yegui, A. Ikuta, M. Liying, K. Khorasani, "Stochastic analysis of the FXLMS-Based narrowband active noise control system," *IEEE Trans. on Audio, Speech, & Language Processing*, vol. 16, no. 5, pp. 1000-1014, 2008.

[9] H.-S. Kim, Y. Park, "Delayed-X LMS algorithm: An efficient ANC algorithm utilizing robustness of cancellation path model," *J. of Sound & Vibration*, vol. 212, no. 5, pp. 875-887, 1998.

[10] A. Rubaai, R. Kotaru, "Online identification and control of a dc motor using learning adaptation of neural networks," *IEEE Trans. on Industry Applications*, vol. 36, no. 3, pp. 935-942, 2000.



**이 권 순 (李權純)**

1977년 충남대학교 공업교육과 졸업(학사). 1981년 서울대 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1990년 미국 오레곤 주립대학교 전기 및 컴퓨터공학과 졸업(Ph.D.). 1982년~현재 동아대학교 전기공학과 교수

Tel : 051) 200-7739  
Fax : 051) 200-7743  
E-mail : kslee@dau.ac.kr



**남 현 도 (南炫道)**

1979년 서울대학교 졸업(학사). 1981년 서울대 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1986년 서울대 대학원 전기공학과 졸업(박사). 1982년~현재 단국대학교 전자전기공학부 교수

Tel : 031) 8005-3603  
Fax : 031) 8005-3622  
E-mail : hdnam@dankook.ac.kr

**저 자 소 개**



**조 현 철 (曹賢哲)**

1997년 2월 부경대학교 제어계측공학과 졸업(학사). 1999년 2월 동아대학교 전기공학과 졸업(석사). 2006년 8월 미국 네바다 대학교 전기공학과 졸업(Ph.D.). 2006년 8월~2009년 2월 동아대학교 포닥연구원. 2009년 3월~현재 울산과학기술 전기전자학부 조교수

Tel : 052) 279-3166  
Fax : 052) 277-1538  
E-mail : hcjo@uc.ac.kr