지능형 IIR 필터 기반 다중 채널 ANC 시스템

Intelligent IIR Filter based Multiple-Channel ANC Systems

조 현 철*, 여 대 연, 이 영 진, 이 권 순

(Hyun Cheol Cho¹, Dae Yeon Yeo², Young Jin Lee³, and Kwon Soon Lee²)

¹Ulsan College

²Dong-A University

³Korea Aviation Polytechnic College

Abstract: This paper proposes a novel active noise control (ANC) approach that uses an IIR filter and neural network techniques to effectively reduce interior noise. We construct a multiple-channel IIR filter module which is a linearly augmented framework with a generic IIR model to generate a primary control signal. A three-layer perceptron neural network is employed for establishing a secondary-path model to represent air channels among noise fields. Since the IIR module and neural network are connected in series, the output of an IIR filter is transferred forward to the neural model to generate a final ANC signal. A gradient descent optimization based learning algorithm is analytically derived for the optimal selection of the ANC parameter vectors. Moreover, re-estimation of partial parameter vectors in the ANC system is proposed for online learning. Lastly, we present the results of a numerical study to test our ANC methodology with realistic interior noise measurement obtained from Korean railway trains.

Keywords: active noise control, interior noise reduction, railway trains, neural network, IIR filter, secondary path model

1. 서론

최근의 철도시스템에 대한 관련 기술이 크게 향상되어 이동시간의 단축뿐만 아니라 보다 쾌적한 실내 환경을 제공하여 질적으로도 많은 발전을 이루고 있다. 철도 실내소음의 저감 또한 승객의 질적 서비스를 위한 중요한 사항으로 간주되고 있으며, 최근 이와 관련된 다양한 기술들이 발표되고 있다. 현재까지의 철도소음 저감기술은 소음의 주원인인 기계적 진동 또는 마찰 등을 사전에 발생하지 못하도록 수동적으로 소음을 억제시키는 방법이 대부분이다[1]. 이러한 수동제어방식을 통한 철도실내 소음저감은 기계적 구조 변경 등과 같은 물리적 개선을 동반하기 때문에 비용이나 성능면에서 한계가 발생하게 된다.

수동적 방법의 이러한 문제점을 개선하기 위하여 최근에는 능동소음제어(ANC)기법을 철도 시스템에 적용하고자 하는 노력들이 있어 왔다. 잘 알려진 바와 같이, ANC 기술은 마이크로폰 등과 같은 음향센서장비를 이용하여 원 소음신호를 관측한 후 정의된 피드백 제어이론을 적용하여 스피커와 같은 액츄에이터를 통해 2차 음향신호를 발생시켜 소음을 저감하는 방식이다. 최근에 헤드폰이나 자동차, 헬기 그리고 선박 등에 이러한 ANC 기술을 성공적으로 적용한

사례가 보고되고 있다[2-5]. 하지만 현재까지 철도실내소음 저감을 위한 ANC 시스템의 효과적인 적용사례는 그다지 잘 알려지지 않은 실정이다. 일반적으로 철도실내소음은, 선박이나 자동차 등의 운송시스템과는 달리, 저주파 및 고주파 대역폭의 소음이 비교적 모두 분포되어 있으며, 특히 철도의 실내공간이 다른 시스템에 비해 넓어 저주파 대역의 소음을 저감하는데 어려운 점이 있다. 또한 소음의 주파수 및 시간 영역 특성이 주어진 환경의 변화에 따라 쉽게 변화되어 그 특성들을 예측하기가 어려워 해석적 모델을 수립하는데도 쉽지가 않다.

최근에 신경회로망이나 퍼지이론과 같은 소프트 연산 알고리즘을 철도 ANC 시스템에 적용하는 사례가 발표되고 있다. 이러한 연구는 주로 ANC 입력신호를 생성하는데 필요한 연산을 신경회로망 기술이나 퍼지 논리를 이용하거나, ANC 시스템 구조 자체를 이 두 알고리즘을 이용하여 구축하고 있다[6-8]. 이러한 응용은 철도소음의 불확실성과 복잡한 비정칙 시변특성으로 인해 기존의 ANC 알고리즘의 단점을 보완하기 위한 것으로 사용된다.

한편, 기존의 신경회로망 및 퍼지기반 ANC 기술은 단지 철도소음의 1차 경로만을 고려하여 제어시스템을 설계하고 있다. 이러한 1차 경로 기반 ANC 시스템의 경우 실제 시스템 구현에 있어 실시간 제어오차가 발생할 수 있으며, 이러한 단점을 보완하기 위하여 ANC 시스템의 2차 경로 모델을 제어이론에 적용하여야 한다. ANC 시스템의 2차 경로 모델링은 실제 제어신호를 발생시키는 하드웨어 부분, 즉 신호증폭기, 스피커, 음향채널 등의 신호 전달 상에서 발생하는 동특성을 해석적 방법으로 표현하는 것을 의미한다. 이러한 구현은 실시간에서 ANC의 성능을 향상시키는

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수: 2010. 7. 13., 수정: 2010. 10. 4., 채택확정: 2010. 11. 10.

조현철: 울산과학대학 전기전자학부 전기전공(hcjo@uc.ac.kr)

여대연: 동아대학교 전기공학과 석사과정(ai5v80@hanmail.net)

이영진: 한국폴리텍 항공대학 항공전기과(airlee011@hanmail.net)

이권순: 동아대학교 전기공학과(kslee@dau.ac.kr)

※ 본 연구는 국토해양부 건설기술혁신사업의 연구비지원(과제번호 09기술혁신E05)에 의해 수행되었음.

대안 중의 하나로 최근 많은 각광을 받고 있다. 하지만 2차 경로 모델링은 기존의 미분방정식이나 차분방정식과 같은 고전적 방법으로 구현이 어려우며 보다 고급화된 모델링 기법의 적용이 절실히 요구되고 있다.

본 논문은 기존의 신경회로망 기술을 이용하여 새로운 다중 채널 IIR 필터 구조를 갖는 철도실내 ANC 시스템을 제안한다. 제안하는 다중채널 ANC는 IIR 필터와 다중 신경회로망 모델의 조합으로 이루어진다. IIR 필터 모델은 현재 및 지연된 소음신호를 입력으로 하여 1차 음향신호를 생성하게 되며, 이 출력신호는 다시 신경회로망의 입력신호로 전달되어, 최종 ANC 음향신호를 출력하는 제어 메커니즘을 갖는다. 구축한 신경회로망은 철도 ANC 시스템의 2차 경로모델로서 동작하며, 일반적으로 널리 알려진 다중 퍼셉트론 모델을 이용하였다. 구축한 ANC 시스템의 파라미터 추정에는 최급 강하 최적화 알고리즘을 통해 이루어졌으며, 실시간 오차를 감소하기 위하여 온라인 부분 파라미터 학습법도 제안하였다. 본 논문에서 제안한 ANC 알고리즘은 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 성능 및 타당성을 입증하였으며 이 때 국내 철도에서 직접 관측한 실제 소음신호를 이용하였다.

II. 철도차량의 실내소음 ANC 모델링

철도차량의 실내는 밀폐되고 한정된 공간으로 간주되며, 이러한 넓은 공간에 대하여 여러 개의 ANC 시스템을 적용하는 다중 채널방식의 ANC 기술이 매우 효과적인 것으로 알려져 있다[8]. 다시 말해 그림 1과 같이, 철도실내의 여러 곳에 설치된 N 개의 마이크로폰을 통해 소음신호 $x_i, i=1, \dots, N$ 을 관측하며, 이 관측신호를 바탕으로 ANC 알고리즘

그림 1. 철도차량의 실내소음 ANC 개념도.

Fig. 1. ANC framework for interior acoustic noise reduction in railway trains.

그림 2. ANC 시스템의 블록선도.

Fig. 2. Block diagram of the ANC systems.

은 N 개의 스피커를 통해 능동제어신호 $y_i, i=1, \dots, N$ 을 산출하여 소음을 저감하게 된다. 이러한 제어 메커니즘은 그림 2와 같은 블록선도로 표현할 수 있다. 여기서 오차신호 벡터 $e(k)$ 는 실내소음벡터 $x(k)$ 와 능동제어입력벡터 $y(k)$ 와의 편차를 나타내며, ANC 알고리즘은 이러한 오차 벡터를 감소하기 위한 최적의 제어신호를 발생하여야 한다. 한편, $s(k)$ 는 철도의 원 소음신호벡터를 나타낸다.

III. 다중 채널 IIR 기반 ANC 알고리즘

본 논문은 철도실내의 소음저감을 위하여 IIR 필터 구조를 갖는 다중 채널 ANC 시스템을 제안한다. IIR 필터는 FIR 필터와 마찬가지로, 기존에 널리 알려진 선형 이산 시스템으로서, 하드웨어 및 소프트웨어 측면에서 구현이 간단하며 고속연산 알고리즘의 실현이 용이한 장점이 있다. 그리고 시스템의 외부 입력신호가 존재하는 경우 IIR 필터 모델이 학습효과나 모델링 성능면에서 FIR 보다 우수한 것으로 알려져 있다. 본 논문의 다중 채널 ANC 시스템 구축을 위한 IIR 필터 모델은 그림 3과 같다. 여기서 IIR 필터는 이전의 제어입력 신호들과 모든 채널의 오차신호들을 피드백 받아 제어신호를 발생하게 되며, i 번째 필터의 출력식은 다음과 같다.

$$y_i(k) = a_i^T Y_i + \sum_{j=1}^N b_j^i E_j, \quad i=1, \dots, N \quad (1)$$

여기서 $a_i \in R^n$ 와 $b_j^i \in R^m$ 는 필터의 파라미터 벡터를 각각 나타내며, 두 입력벡터 Y_i 와 E_j 는 이전의 ANC 출력 및 오차를 포함하고 있으며 다음과 같이 정의된다.

$$Y_i = [y_i(k-1), \dots, y_i(k-n)]^T$$

$$E_j = [e_j(k), \dots, e_j(k-m+1)]^T$$

식 (1)의 필터 파라미터는 주어진 제어사양을 달성하기 위하여 최적화 과정을 통해 최적 값으로 선정되어야 한다.

그림 3. 다중 채널 ANC를 위한 IIR 모델.

Fig. 3. A IIR model for the multi-channel ANC.

IV. 2차 경로 모델링

ANC 시스템에서 2차 경로 모델은 실제 제어음향신호를 생성하기 위한 하드웨어 및 액추에이터 등과 같은 관련된 제반사항들을 해석적으로 표현한다. 즉, 음향신호를 만들기 위한 전력증폭기, 스피커, 음향 채널, 마이크로폰 등의 시스템을 고려하여 2차 경로 모델링을 실시하게 된다. 구현상에 있어 2차 경로 모델은 그림 2의 IIR 필터의 출력을 입력신호로 하여 최종적으로 ANC 제어입력을 산출하는 메커니즘을 갖는다. 결과적으로, 그림 4와 같이 IIR 필터와 2차 경로 모델은 직렬로 연결되어 전체 ANC 시스템으로 구성된다.

본 논문은 신경회로망 기술을 이용하여 ANC 시스템의 2차 경로 모델을 표현한다. 일반적으로, ANC 시스템의 2차 경로는 해석적 방법을 통해 수학적 모델로 구현하기가 어렵거나 추정이 사실상 난해한 미지의 함수로 정의할 수 있다. 따라서 universal approximator로서 우수한 기능을 발휘하는 신경회로망 모델을 적용하여 이러한 문제점을 용이하게 해결할 수 있다. 본 논문에서 구성한 신경회로망 모델은 그림 5와 같은 3층 구조의 다층 퍼셉트론(MLP) [9]으로 설계하였다. 여기서 i 번째 IIR 필터의 출력신호와 바이어스 입력을 신경회로망의 입력신호로 하며, i 번째 ANC의 제어입력신호를 최종 출력신호로 생성하며, 출력식은 다음과 같다.

$$\zeta_i(k) = v_i^T \phi\{w_i y_i(k) + \rho_i\} + \beta_i, \quad i = 1, \dots, N \quad (2)$$

여기서 $w_i = [w_{i,1}, \dots, w_{i,h}]^T$ 와 $v_i = [v_{i,1}, \dots, v_{i,h}]^T$ 는 신경회로망 가중치 벡터를, $\rho_i = [\rho_{i,1}, \dots, \rho_{i,h}]^T$ 는 은닉층의 바이어스 벡터, β_i 는 출력층의 바이어스 스칼라 값을 나타내며, $\phi(\cdot)$ 는 비선형 활성화 함수를 나타낸다.

V. ANC 시스템 파라미터 학습

식 (1)과 (2)의 IIR 필터 및 신경회로망의 파라미터는 적

그림 4. 2차 경로를 고려한 ANC 시스템.

Fig. 4. ANC system with a secondary-path model.

그림 5. 2차 경로 모델링을 위한 3층 퍼셉트론 신경망 구조.

Fig. 5. A three-layer perceptron neural model for secondary-path modeling.

절한 학습 알고리즘을 통해 최적의 값으로 선정되어야 한다. 학습 알고리즘을 산출하기 위하여 우선 목적함수를 정의하여야 하며, 본 논문은 각 ANC의 오차신호를 적용하여 다음과 같이 정의한다.

$$J = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N e_i^2(k) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N (x_i(k) - \zeta_i(k))^2 \quad (3)$$

학습 알고리즘의 산출은 최급강하(steepest descent) 최적화 알고리즘[9]을 적용하며, i 번째 ANC의 파라미터 벡터에 대한 수정식을 표현하면 다음과 같다.

$$\theta_i(k+1) = \theta_i(k) - \eta \frac{\partial J}{\partial \theta_i} \quad (4)$$

여기서 $\eta \in (0,1)$ 는 학습률(learning rate)을 나타내며[9], θ_i 는 IIR 필터와 신경회로망 모델의 파라미터를 포함하며

$$\theta_i = \{a_i, b_j^i, w_i, \rho_i, v_i, \beta_i\} \in R^{(n+m+3h+1)} \quad (5)$$

로 주어진다. 식 (4)의 편미분항은 미분의 연쇄법칙을 적용하여 다음과 같이 전개할 수 있다.

$$\frac{\partial J}{\partial \theta_i} = \frac{\partial \zeta_i}{\partial \theta_i} \frac{\partial e_i}{\partial \zeta_i} \frac{\partial J}{\partial e_i} \quad (6)$$

여기서 오른쪽 항의 편미분은 $\partial J / \partial e_i = e_i(k)$, $\partial e_i / \partial \zeta_i = -1$ 이며 $\partial \zeta_i / \partial \theta_i$ 는 θ_i 의 요소(element)에 따라 각각 다르게 전개된다. 즉 θ_i 의 각 요소 $a_i, b_j^i, w_i, \rho_i, v_i, \beta_i$ 에 대하여 다음과 같이 각각 전개된다.

$$\frac{\partial \zeta_i}{\partial a_i} = \frac{\partial y_i}{\partial a_i} \frac{\partial \sigma_i}{\partial y_i} \frac{\partial \zeta_i}{\partial \sigma_i} = Y_i \phi'_{y_i}(\cdot) v_i \quad (7-1)$$

$$\frac{\partial \zeta_i}{\partial b_j^i} = \frac{\partial y_i}{\partial b_j^i} \frac{\partial \sigma_i}{\partial y_i} \frac{\partial \zeta_i}{\partial \sigma_i} = e_j \phi'_{y_i}(\cdot) v_i \quad (7-2)$$

$$\frac{\partial \zeta_i}{\partial w_i} = \frac{\partial \sigma_i}{\partial w_i} \frac{\partial \zeta_i}{\partial \sigma_i} = \phi'_{w_i}(\cdot) \mathbf{1}_{1 \times h} v_i \quad (7-3)$$

$$\frac{\partial \zeta_i}{\partial \rho_i} = \frac{\partial \sigma_i}{\partial \rho_i} \frac{\partial \zeta_i}{\partial \sigma_i} = \phi'_{\rho_i}(\cdot) \mathbf{1}_{1 \times h} \quad (7-4)$$

$$\frac{\partial \zeta_i}{\partial v_i} = \frac{\partial \zeta_i}{\partial v_i} = \phi(\cdot) \quad (7-5)$$

$$\frac{\partial \zeta_i}{\partial \beta_i} = 1 \quad (7-6)$$

이 결과식을 식 (6)에 적용하면 식 (5)의 각각의 파라미터에 대한 수정식은 최종적으로 다음과 같다.

$$a_i(k+1) = a_i(k) + \eta e_i(k) Y_i \phi'_{y_i}(\cdot) v_i \quad (8-1)$$

$$b_j^i(k+1) = b_j^i(k) + \eta e_i(k) e_j \phi'_{y_i}(\cdot) v_i \quad (8-2)$$

$$w_i(k+1) = w_i(k) + \eta e_i(k) \phi'_{w_i}(\cdot) \mathbf{1}_{1 \times h} v_i \quad (8-3)$$

$$\rho_i(k+1) = \rho_i(k) + \eta e_i(k) \phi'_{\rho_i}(\cdot) \mathbf{1}_{1 \times h} \quad (8-4)$$

$$v_i(k+1) = v_i(k) + \eta e_i(k) \phi(\cdot) \quad (8-5)$$

$$\beta(k+1) = \beta(k) + \eta e_i(k) \quad (8-6)$$

여기서 $\mathbf{1}_{1 \times h} = [1, 1, \dots, 1] \in R^{h \times 1}$ 을 의미한다.

VI. IIR 필터의 실시간 부분 파라미터 학습

일반적으로 ANC 시스템의 파라미터는 실시간 실험을 통해 획득한 관측소음을 통해 오프라인 방식으로 최적의 값으로 선정된다. 이러한 학습과정은 신뢰성 있는 학습결과를 도출하기 위하여 시스템의 다양한 환경에서 가급적 많은 데이터를 검출한다. 하지만 많은 실험을 통해 다양한 데이터를 획득하였다 할지라도, 실제 시스템 운영에 있어서는 예기치 못한 시스템 환경 변화가 발생할 수 있다. 이러한 환경에서 경험하지 못한 데이터 패턴에 대하여 ANC는 최적의 제어성능을 발휘하지 못 할 수도 있다. 특히 최근의 시스템은 구조가 복잡하거나 규모가 기존의 것에 비해 거대하므로 그 동특성 해석이 난해하거나 예측이 어려운 경우가 많다. 철도 실내소음의 경우 실외의 여러 가지 장치간의 진동이나 실외의 승객들의 상태 및 규모 등에 따라 소음에 대한 정보를 예측하기가 어려운 실정이다. 따라서 이러한 미지의 시스템 환경에도 바람직한 제어성능을 기대할 수 있는 고급 제어전략이 요구된다.

본 논문은 이러한 기술적 요구를 만족하기 위하여 실시간 부분 파라미터 학습법을 제안한다. 일반적으로 부분 파라미터 학습은 ANC 시스템의 안정성에는 무관하며 단지 그 동특성의 변화에만 관여되는 ANC 파라미터의 일부분을 실시간으로 수정하는 기법을 의미한다. 본 논문은 그림 3의 IIR 필터에서 안정성에는 영향이 없는 일부 파라미터에 대하여 실시간 학습을 실시한다. 즉, 식 (1)에서 a_i 는 필터의 안정성에 영향이 있는 파라미터이며, b_j^i 는 안정성에는 영향이 없으며 단지 필터의 동특성에만 연관되는 파라미터 벡터이다. 따라서 본 논문은 그림 6과 같이 b_j^i 를 ANC의 오차신호에 대하여 실시간으로 수정하는 학습규칙으로 적용하며, 식 (8-2)로부터 다음과 같이 수정된다.

$$b_j^i(k+1) = b_j^i(k) + \eta(e) e_i(k) e_{j\phi_{y_i}}^T(\cdot) v_i \quad (9)$$

여기서 $\eta(e)$ 는 적응형 학습률을 나타내며 오차신호 $e(k)$ 에 따라 η 의 값이 수정된다. 이러한 학습률의 수정규칙은 다양한 방법을 통해 정의되고 있으며, 본 논문은 비정치(nonstationary) 랜덤성분을 많이 포함하고 있는 철도 실내소음의 경우를 고려하여, 참고문헌 [10]에서 제안한 비정치성에 근거한 적응형 학습률을 선정한다.

그림 6. ANC 시스템의 실시간 부분 파라미터 학습.

Fig. 6. Real-time partial parameter learning of the ANC system.

VII. 컴퓨터 시뮬레이션

본 논문에서 제안한 ANC 시스템의 성능을 검증하기 위하여 컴퓨터 시뮬레이션을 실시하였으며 그 개선정도를 분석하였다. 시뮬레이션 시나리오는 철도실내에서 비교적 소음이 적은 복도 중앙 부분과 다소 소음이 큰 출입구 부분에 각각의 ANC 시스템을 두는 것으로 설정하였다.

제안한 ANC 시스템의 파라미터 추정을 위한 학습신호는 실제 국내의 철도실내소음을 측정된 파형을 이용하였다. 그림 7은 두 곳에서 관측한 소음신호를 각각 보여주며, 데이터 샘플링 주파수는 6 kHz이며 전체 관측시간은 20 초로 하여 총 120,000개의 신호를 관측하였다. 그림 7(a)는 실내의 중앙복도 부분에서 관측한 소음파형을 보여주며 절대값이 약 0.3의 최대 소음크기를 갖는다. 그림 7(b)는 출입구 부분의 소음파형으로서, 최대치가 약 0.5로 중앙복도의 경우보다 약 1.7배의 크기를 갖는다.

이 두 파형은 ANC 시스템의 구조 및 파라미터 학습에 이용하였으며, 최적의 제어성능에 도달 할 때까지 반복학습을 통해 파라미터 값을 결정하였다. 최종적으로, 중앙복도의 ANC에 대하여, 그림 3의 IIR 필터에서 $m=5$, $n=3$ 으로 설정하여, 필터의 총 입력신호의 수를 13개로 하였으며, 그

(a) The center.

(b) The entrance.

그림 7. 철도실내 소음파형.

Fig. 7. Interior noise waves of the train.

림 5의 MLP의 중간층 노드 수는 $h=7$ 로 결정하였다. 또한 출입구 부분의 ANC의 경우 IIR 필터에서 $m=7$, $n=3$ 으로 하여 총 17개의 입력신호로 구성하였으며, MLP에서 $h=12$ 로 결정하였다. 한편 오프라인 학습에서 학습률 η 는 0.01로 설정하였으며 실시간 ANC 파라미터 학습은 VI절에서 언급한 방식으로 실시하였다.

오프라인 학습이 완료된 후 ANC 시스템의 일반화 성능 평가를 위한 시뮬레이션을 실시하였다. 이 때 그림 7의 원 소음신호에 일반적인 노이즈 신호로 간주되고 있는 가우시안 확률신호를 첨가하여 생성한 비정지성 신호를 소음신호로 이용하였다(그림 8 참조). 이 때 가우시안 신호는 평균

그림 8. 비정지 가우시안 소음신호.

Fig. 8. Nonstationary Gaussian noise signal.

(a) The center.

(b) The entrance.

그림 9. ANC를 적용한 철도실내 소음파형.

Fig. 9. Interior noise waves of the train applied by the ANC.

이 0이고 분산이 0과 1사이의 항등분포밀도를 갖는 확률변수로 하여 비정지성을 갖도록 하였다. 그림 9는 제안한 ANC 시스템을 각각 적용하였을 때 두 곳에 대한 소음신호 파형을 각각 보여준다. 그림 9(a)의 경우 초기의 과도응답 구간에서 최대 약 0.02의 소음크기를 보이고 3초 이후에서는 0.018 정도의 크기를 나타내고 있다. 이러한 결과파형은 그림 7(a)의 원 소음에 대하여 소음의 크기가 현저히 감소되었음을 볼 수 있다. 또한 그림 9(b)의 경우, 마찬가지로 4초까지 과도응답을 보이고 있으며 그 후에는 약 0.1 정도로 줄어들었으며 그림 7(b)와 비교하였을 때 그 소음의 크기가 60% 정도 저감되었음을 알 수 있다.

다음으로 ANC가 적용된 경우와 그렇지 않은 경우의 소음신호를 $e_{dB} = 10 \log(e)$ 의 데시벨 공식에 적용한 후 주파수 스펙트럼으로 변환하여 그림 10에 나타내었다. 그림 10(a)의 결과파형으로부터 0에서 1100 Hz까지의 저주파 부근에서 최대치가 약 25 dB 정도로 감소하였으며, 그 이후의 주파수 대역에서는 비슷한 크기의 소음 분포를 갖는다. 그림 10(b)의 결과 또한 저주파 대역에서 최대치가 약 20 dB 정도 감소되었음을 알 수 있으며 고주파 대역폭에서도

(a) The center.

(b) The entrance.

그림 10. 원 소음 및 ANC 적용시의 스펙트럼 파형 비교.

Fig. 10. Comparison of power spectrum densities between original noise and controlled noise signals by the ANC.

비교적 소음이 저감되었음을 알 수 있다. 결론적으로, 시간 영역에서 뿐만 아니라 주파수 영역에서의 성능분석을 통해, 제안한 ANC 시스템을 적용하였을 때 소음의 크기가 저주파 영역에서 월등하게 저감되었음을 알 수 있었다. 하지만, 고주파 대역에서의 ANC 성능은 출입구의 ANC가 복도부분의 경우 보다 성능이 향상되었음을 알 수 있다. 이러한 현상은 외부로부터 인가되는 소음으로 인해 출입구의 소음특성이 보다 더 고주파 성분을 포함하고 있으며, 이에 대한 ANC의 성능이 고주파 부분에 대해서도 보다 월등한 것으로 분석된다.

VIII. 결론

본 논문은 IIR 필터와 신경회로망 기술을 이용한 다중 채널 ANC 시스템을 제안하여 철도실내 소음저감에 적용하였다. IIR 필터는 원 소음신호를 선형 필터링하는데 이용하였으며 그 출력은 신경회로망의 입력신호로 인가하였다. 신경회로망은 3층 구조의 퍼셉트론으로 구성하였으며 최종적으로 ANC의 제어신호를 산출하게 된다. ANC의 파라미터는 최급강화 최적화 알고리즘으로 구성된 오프라인 학습을 통해 추정되었으며, 실시간 오차 보상을 위하여 온라인 부분 파라미터 학습규칙도 제안하였다. 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 ANC를 적용하지 않았을 경우와 성능을 비교하였으며 결과분석을 통해 타당성을 입증하였다. 시뮬레이션 결과를 통해, 전체 ANC 시스템에 대하여 소음이 저주파 대역에 약 20~25 dB 정도 감소하였음을 알 수 있었으며 비교적 고주파 대역에서도 소음이 저감하였음을 알 수 있었다. 향후 연구로서 제안한 ANC 알고리즘의 실 적용 타당성을 검증하기 위하여 실시간 실험을 실시할 예정이며, 실제 철도시스템에 적용하여 실시간 성능의 우수성 또한 입증하고자 한다.

참고문헌

- [1] J. C. Kim, "Survey of railway technology in advanced countries," *J. of the Korean Society for Railway*, vol. 11, no. 3, pp. 23-28, 2008.
- [2] Y. Song, Y. Gong, and M. Sen, "A robust hybrid feedback active noise cancellation headset," *IEEE Trans. on Speech & Audio Processing*, vol. 13, no. 4, pp. 607-617, 2005.
- [3] T. Tanaka, C. Jindaiji-higashicho, and 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.
- [4] P. Menounou and E. Papaefthymiou, "Use of noise barriers for helicopter noise mitigation," *Noise and Vibration Worldwide*, vol. 40, no. 5, pp. 10-21, 2009.

- [5] S. Ishimitsu and S. J. Elliott, "Improvement of the convergence property of adaptive feedforward controllers and their application to the active control of ship interior noise," *Acoustical Science and Technology*, vol. 25, no. 3, pp. 181-187, 2004.
- [6] M. A. Botto, J. M. C. Sousa, and J. M. G. Sa da Costa, "Intelligent active noise control applied to a laboratory railway coach model," *Control Engineering Practice*, vol. 13, pp. 473-484, 2005.
- [7] J. Concinha, J. M. Sousa, M. A. Botto, and J. S. da Costa, "Model based active noise control using neural network," *Proc. of European Control Conf.*, Portugal, pp. 72-77, 2001.
- [8] H. C. Cho, K. S. Lee, and H. D. Nam, "A neural multiple LMS based ANC system for reducing acoustic noise of high-speed trains," *KIEE*, vol. 58P, no. 4, pp. 385-390, 2009.
- [9] S. Haykin, *Neural Networks and Learning Machines, Upper saddle*, New Jersey, Prentice Hall, 2008.
- [10] H. C. Cho and K. S. Lee, "Intelligent online control for nonlinear mechanical systems with random friction effect," *KIEE*, vol. 56, no. 12, pp. 2226-2232, 2007.

조 현 철

1997년 2월 부경대학교 제어계측공학과 졸업(공학사). 1999년 2월 동아대학교 전기공학과 졸업(공학석사). 2006년 8월 미국 네바다 주립 대학교 전기공학과 졸업(Ph.D.). 2006년 9월~2009년 2월 동아대학교 전기공학과 포닥연구원. 2009년 3월~현재 울산과학기술대학교 전기전자학부 전기전공 조교수. 관심분야는 자동제어 및 응용, 신경회로망, 능동소음제어, 신재생 발전 시스템.

여 대 연

2009년 2월 동아대학교 전자공학과 졸업(공학사). 2009년 3월~현재 동아대학교 전기공학과 석사과정. 관심분야는 능동소음제어, DSP 하드웨어.

이 영 진

제어 · 로봇 · 시스템학회 논문지 제14권 제8호 참조.

이 권 순

제어 · 로봇 · 시스템학회 논문지 제14권 제8호 참조.