

고속철도의 실내소음저감을 위한 신경회로망 기반 능동소음제어 알고리즘

조현철*, 여대연**, 이권순***, 남현도****

* 울산과학기술대학교 전기전자학부, 조교수

** 동아대학교 전기공학과, 석사과정

*** 동아대학교 전기공학과, 교수

**** 단국대학교 전기공학과, 교수

A Neural Network based Active Noise Control for Reducing Interior Noise of High-Speed Trains

Hyun Cheol Cho*, Dae Hyun Yeo**, Kwon Soon Lee***, Hyun Do Nam****

* Ulsan College, School of Electrical & Electronic Engineering, Assistant Professor

** Dong-A University, Dept of Electrical Engineering, Graduate student

*** Dong-A University, Dept of Electrical Engineering, Professor

**** Dankook University, Dept of Electrical Engineering, Professor

Abstract - 고속철도의 실내소음은 승객들의 질적 서비스와 매우 연관이 깊은 시스템 환경요소라 할 수 있다. 본 논문은 이러한 소음을 저감하기 위한 지능형 알고리즘을 이용한 능동소음제어(ANC; active noise control) 시스템을 제안한다. 우선 철도실내의 소음저감시스템에 대한 기구학적 모델링을 구한 후 철도시스템에 적합한 ANC 기법을 제안한다. 본 논문은 지능형 ANC를 구현하기 위하여 다층 퍼셉트론의 신경회로망 모델을 이용하였으며 실시간으로 소음저감을 위하여 온라인 학습알고리즘을 적용한다. 제안한 ANC 기법의 성능을 검증하기 위하여 시뮬레이션을 실시하였으며 고속 Fourier 변환(FFT) 분석을 통해 소음의 저감 정도를 분석한다.

는 철도실내의 소음신호를 나타낸다.

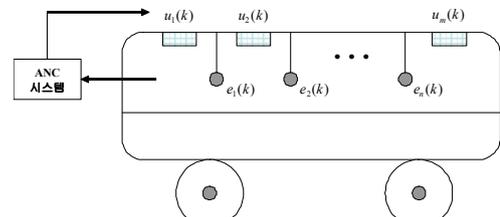


그림 1 철도실내를 위한 능동 ANC 구현 모델

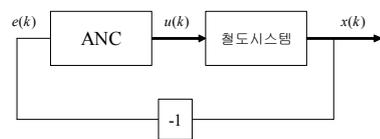


그림 2 ANC 시스템의 블록선도

1. 서 론

고속철도의 실내소음은 승객의 질적 서비스와 밀접한 연관이 있으므로 이에 대한 기술개발이 진행 중에 있다. 기존의 방식으로는 소음발생원을 파악하여 이를 기구적이나 차음재 또는 방음재를 이용하여 소음원을 저감하는 수동적 방법이 주로 많이 개발되었다. 하지만 이러한 기법들은 시스템 환경에 따른 소음의 변화에 적응적으로 대처할 수 없으며 특히 철도의 실내소음과 같은 차폐된 공간에서는 만족스러운 성능을 기대할 수 없다.

최근에 ANC 기법을 차량의 실내소음저감에 많이 적용하고 있다. 이는 주로 차량의 실내에 ANC를 설치하여 저주파 대역폭의 소음을 감소하는 것을 목적으로 하고 있다[1]. 또한 머플러나 블로워 모터의 소음에 대하여 ANC를 개발하여 차량 전체의 소음을 저감하는 기술도 개발되고 있다. 그 외에도 소니에서 헤드폰에 ANC를 부착하여 주변 소음을 저감하여 음질을 향상시키는 기술도 발표되었으며 헬기나 항해선의 엔진소음을 저감하기 위한 ANC도 보고되고 있다.

다양한 산업기기에 ANC가 응용되고 있지만 고속철도에 적용한 사례는 거의 전무한 실정이다. 이러한 시스템은 소음원에 대한 해석적 모델링이 어려운 뿐만 아니라 주파수 대역폭 분석이 까다롭기 때문이다. 또한 저주파 및 고주파 성분을 모두 포함하고 있으므로 기존의 ANC 기법으로는 만족스러운 성능을 기대하기 어렵다[2].

본 논문은 신경회로망 기술을 이용한 ANC 시스템을 제안한다. 신경회로망은 온라인 학습이 용이할 뿐만 아니라 시스템 환경변화에도 적응대처가 뛰어나며 적응형 시스템으로 구성할 수 있다. 본 논문은 우선 철도실내소음에 대한 ANC 시스템 모델링을 실시 한 후 다중 ANC 방식을 제안한다. 신경회로망은 다층 퍼셉트론 모델로 구성하였으며 최급강화 온라인 학습알고리즘을 적용하였다. 제안한 ANC 기법의 타당성을 검증하기 위하여 컴퓨터 시뮬레이션을 실시하였으며 FFT 분석을 통해서 성능의 우수성을 입증하였다.

2. 고속철도의 ANC 시스템 모델

본 논문에서 구현하는 고속철도의 실내 소음제어시스템에 대한 기구학적 모델은 그림 1과 같다. 실내에는 각 지점의 소음을 관측하는 n 개의 마이크로폰이 공중에 설치되어 있으며 제어음향을 발생시키는 m 개의 스피커 시스템이 천장에 부착되어 있다. 각 지점의 마이크로폰은 음향신호를 감지하여 ANC 시스템 모듈로 전달하며, 구성된 ANC 알고리즘을 통해 제어입력이 산출된다. 이 제어입력에 의하여 스피커는 2차 음향을 발생하여 소음을 저감하게 된다. 그림 2는 이러한 ANC 시스템에 대한 블록선도를 나타낸다. 본 논문의 ANC는 철도실내의 노이즈 또는 제어오차 $e = x - u$ 를 감소하는 목적으로 제어가 이루어진다. 여기서 x

3. 신경회로망 기반 ANC 알고리즘

본 논문에서 제안하는 ANC 기법은 신경회로망 기술을 이용한다. 신경회로망은 학습능력이 있어 적응형 제어기 구성이 용이하며 고속신호 처리에도 적합한 기술 중에 하나이다. 본 논문에서 구성한 신경회로망은 그림 3의 다층 퍼셉트론 구조로 하였다. 여기서 $\zeta = \text{col}(1, \zeta_1, \dots, \zeta_N) \in R^{N+1}$ 는 신경회로망 입력벡터, $\gamma = \text{col}(\gamma_1, \dots, \gamma_H) \in R^H$ 는 은닉층의 입력벡터를 각각 나타내며 은닉층의 각 노드(node)의 입력은 다음과 같다.

$$\gamma_i = \sum_{j=1}^N w_{ij} \tilde{\zeta}_j + w_{i,0} \quad (1)$$

여기서 w_{ij} 와 $w_{i,0}$, $i = 1, \dots, H$, $j = 1, \dots, N$ 는 신경회로망의 입력층과 은닉층 간의 가중치(또는 파라미터)를 나타내며 $\tilde{\zeta}_j \in \text{col}(\zeta_1, \dots, \zeta_N)$ 이다. 또한 출력층의 입력변수 z 는 다음과 같으며

$$z = \sum_{i=1}^H v_i \gamma_i + v_0 \quad (2)$$

여기서 v 는 은닉층과 출력층 사이의 파라미터로서 주어지며

$$v = \text{col}(v_0, v_1, \dots, v_H) \in R^{H+1} \quad (3)$$

와 같다. 식 (1)과 (2)를 이용하여 그림 2의 신경회로망의 최종출력 및 제어입력은 다음과 같이 표현된다.

$$u = \phi(z) = \phi \left\{ \sum_{i=1}^H v_i \left(\sum_{j=1}^N w_{ij} \zeta_j + w_{i,0} \right) + v_0 \right\} \quad (4)$$

여기서 ϕ 는 비선형 활성화함수를 나타내며 본 논문은 다음의 양극성 sigmoid 함수를 이용하였다.

$$u = a \tanh(bz) \quad (5)$$

여기서 a 와 b 는 scaling 상수를 나타낸다.

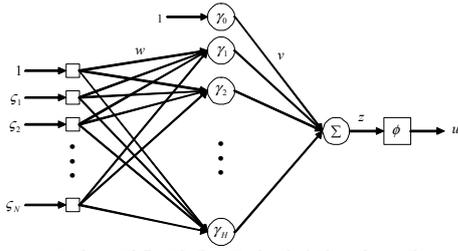


그림 3 다층 퍼셉트론의 신경회로망 모델

4. 신경회로망 ANC의 온라인 학습

신경회로망 학습은 그림 3의 신경회로망 파라미터 w 와 v 를 다음의 목적함수를 만족하기 위하여 최적화 알고리즘을 통해 최적의 값으로 설정하는 과정을 말한다.

$$J = \arg \min_{w, v} e^2 \quad (6)$$

본 논문은 최급강하 최적화 알고리즘을 이용하며 식 (6)의 목적함수에 대한 파라미터의 수정규칙은 다음과 같다.

$$v_i(k+1) = v_i(k) - \eta \frac{\partial J}{\partial v_i} \quad (7-1)$$

$$w_{ij}(k+1) = w_{ij}(k) - \eta \frac{\partial J}{\partial w_{ij}} \quad (7-2)$$

$$v_0(k+1) = v_0(k) - \eta \frac{\partial J}{\partial v_0} \quad (7-3)$$

$$w_{i,0}(k+1) = w_{i,0}(k) - \eta \frac{\partial J}{\partial w_{i,0}} \quad (7-4)$$

여기서 $i=1, \dots, H$, $j=1, \dots, N$ 이며 $\eta \in (0, 1)$ 은 학습 파라미터를 나타내며, 각 편미분항은 미분의 연쇄법칙을 이용하여 다음과 같이 전개할 수 있다.

$$\frac{\partial J}{\partial v_i} = \frac{\partial J}{\partial e} \frac{\partial e}{\partial u} \frac{\partial u}{\partial z} \frac{\partial z}{\partial v_i} \quad (8-1)$$

$$\frac{\partial J}{\partial w_{ij}} = \frac{\partial J}{\partial e} \frac{\partial e}{\partial u} \frac{\partial u}{\partial z} \frac{\partial z}{\partial \gamma_i} \frac{\partial \gamma_i}{\partial w_{ij}} \quad (8-2)$$

$$\frac{\partial J}{\partial v_0} = \frac{\partial J}{\partial e} \frac{\partial e}{\partial u} \frac{\partial u}{\partial z} \frac{\partial z}{\partial v_0} \quad (8-3)$$

$$\frac{\partial J}{\partial w_{i,0}} = \frac{\partial J}{\partial e} \frac{\partial e}{\partial u} \frac{\partial u}{\partial z} \frac{\partial z}{\partial \gamma_i} \frac{\partial \gamma_i}{\partial w_{i,0}} \quad (8-4)$$

여기서 각각의 미분식은 다음과 같이 연산된다.

$$\frac{\partial J}{\partial e} = e, \quad \frac{\partial e}{\partial u} = -1, \quad \frac{\partial u}{\partial z} = ab(1 - \tanh^2(bz)) \quad (9-1)$$

$$\frac{\partial z}{\partial v_i} = \gamma_i, \quad \frac{\partial z}{\partial \gamma_i} = v_i, \quad \frac{\partial \gamma_i}{\partial w_{ij}} = \tilde{\zeta}_j \quad (9-2)$$

$$\frac{\partial z}{\partial v_0} = 1, \quad \frac{\partial \gamma_i}{\partial w_{i,0}} = 1 \quad (9-3)$$

온라인 학습연산과 보다 빠른 학습수렴을 구현하기 위하여 식 (7)의 학습 파라미터를 다음과 같은 적응형 변수로 정의한다[3].

$$\eta(t_k + 1) = \eta(t_k) - \epsilon(e)\eta^2(t_k) \quad (10)$$

여기서 $t_k \in [k, k+1]$ 이며 ϵ 은 시스템 오차에 대한 사용자 함수로 정의된다. 식 (8)과 식 (9)의 결과를 이용하여 최종적으로 식 (7)의 파라미터 수정규칙을 나타내면 다음과 같다.

$$v_i(k+1) = v_i(k) + \eta(k)e(k)ab \tanh^2(bz(k))\gamma_i(k) \quad (11-1)$$

$$w_{ij}(k+1) = w_{ij}(k) + \eta(k)e(k)ab \tanh^2(bz(k))v_i(k)\tilde{\zeta}_j \quad (11-2)$$

$$v_0(k+1) = v_0(k) + \eta(k)e(k)ab \tanh^2(bz(k)) \quad (11-3)$$

$$w_{i,0}(k+1) = w_{i,0}(k) + \eta(k)e(k)ab \tanh^2(bz(k))v_i(k) \quad (11-4)$$

그림 4는 이러한 온라인 신경회로망 ANC에 대한 제어 블록선도를 나타낸다. 여기서 신경회로망의 입력은 지연된 출력으로 하며, 온라인 학습은 주어진 샘플링시간 사이에서 이루어지며 고속연산처리 시스템을 통해 실현될 수 있다.

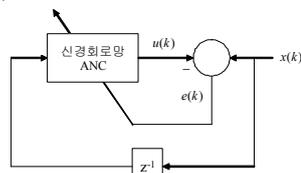


그림 4 온라인 신경회로망 기반 ANC 시스템

5. 컴퓨터 시뮬레이션

컴퓨터 시뮬레이션에 사용된 음향신호는 Matlab 소프트웨어를 이용하여 분산이 0.1이며 평균이 0인 가우시안 랜덤신호를 생성하였다. 신경회로망 설계에 있는 입력층의 노드의 수는 15개로 하였으며 은닉층은 32개로 하였다. 이는 시행착오를 거쳐 최적의 제어성능을 갖는 값으로 선정하였다. 각 층의 파라미터의 초기값은 0과 1사이의 랜덤값으로 하였다. 그림 6은 구성된 신경회로망 ANC를 적용하였을 경우 평균자승(mean square) 오차신호를 나타낸다. 이 결과파형으로부터 오차의 평균은 약 0.35이며 원신호에 대하여 약 75% 개선되었음을 알 수 있다. 그림 7은 원신호와 오차신호에 대한 FFT 파형을 보여준다. 파형을 통해 전체 주파수 대역폭에서 오차신호에 대한 크기가 현저히 줄어들었음을 관측할 수 있다.

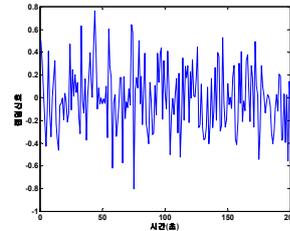


그림 5 랜덤신호파형

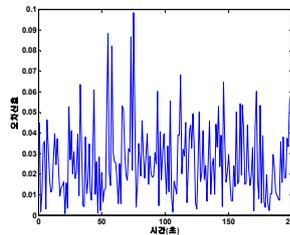


그림 6 오차신호파형

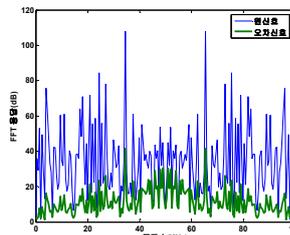


그림 7 FFT 진폭파형

6. 결 론

본 논문은 철도차량의 실내소음저감을 위한 ANC 시스템을 제안하였다. 제안한 ANC는 다층 퍼셉트론의 신경회로망으로 구성하였으며 최급강하 최적화 알고리즘을 이용하여 온라인 학습을 제안하였다. 성능의 타당성을 검증하기 위하여 컴퓨터 시뮬레이션을 실시하여 제어특성을 분석하였다. 시뮬레이션을 통해 원신호에 대하여 약 75% 정도 소음을 감소할 수 있었으며 주파수의 전 대역폭에서도 우수한 성능을 관측할 수 있었다. 향후연구는 실시간 test-bed를 구성하여 실 적용 가능성을 검증할 것이며 실제 고속철도차량을 이용하여 현장실험도 실시할 예정이다.

감사의 글

본 논문은 한국전력공사의 한국에너지기술기술훈원 (KETEP)에서 지원한 전력변환시스템기술 연구센터(과제번호 2007-0192)의 사업으로 수행되었음.

[참고 문헌]

- [1] 백광현, "능동 소음/진동 제어의 해외 연구동향," *전기의 세계*, vol. 56, no. 11, pp. 24-27, 2007.
- [2] H.-D. Nam, S.-D. Suh, K.-J. Yoon, D.-J. Ahn, "Stabilized multi-channel IIR filters for active control of noise in a duct," *Int. Conf. on Sound & Vibration*, pp.1-8, Vienna, Austria, 2006.
- [3] H. Sompolinsky, N. Barkai, H. S. Seung, "Online learning of dichotomies: algorithm and learning curves," J.-H. Oh, C. Kwon, S. Cho(eds.), *Neural Networks: The Statistical Mechanics Perspective*, pp. 105-130, Singapore, World Scientific, 1995.