

시간 지연 신경 회로망을 이용한 능동 소음 제어 시스템의 2차 경로 모델링

Modeling of Secondary Path in an Active Noise Control Using Time Delay Neural Network

이 병 도*, 이 민 호**
(Byung Do Lee*, Min Ho Lee**)

요 약

이 논문에서는 능동 소음 제어 시스템을 구성하는 요소들인 증폭기와 저주파 필터와 같은 소자들의 비선형 특성과 공간에서의 주파수 대역에 따른 스피커의 비선형 특성을 보상하여, 보다 효과적인 능동 소음 제어를 설계하기 위해 시간 지연 신경 회로망을 이용하는 새로운 방법을 제안한다. 공간을 포함한 2차 경로 함수를 모델링하여 보다 나은 성능을 갖는 능동 소음 제어를 구성하기 위한 기존의 최소 자승 오차 알고리즘에 기반한 filtered-x least mean square(LMS) 알고리즘과 오차 역전달 학습 알고리즘을 갖는 시간 지연 다층 구조 인식자를 이용한 결과를 간단한 실험을 통하여 그 성능을 비교 분석한다.

ABSTRACT

In this paper, we propose a new method using the time delay neural network to model the secondary path in active noise control system. It models unknown characteristics of the elements which are composed of analog low-pass filter, power-amp, pre-amp, A/D · D/A converter. Also, the time delay neural network considers the non-linear characteristics between speaker and microphone in specific frequency band. We compare the results using Filtered-X LMS on the basis of least mean square algorithm with those using time delay neural network with error back propagation learning algorithm.

I. 서 론

주기적으로 회전하거나 반복 작업하는 기계에서 생기는 노이즈는 협대역(narrowband) 주파수 특성을 가지기 때문에 이들 잡음을 줄이기 위해 차음재나 흡음재를 이용하는 대신에 최소 자승 오차 알고리즘을 이용하는 능동 소음 제어 방법이 많이 쓰이고 있다[1]. 지금까지 소개된 최소 자승 오차 알고리즘들에는 기준 입력 신호의 power에 상관없이 바라는 정상상태에 도달하기까지 수렴속도가 좋은 normalized LMS 알고리즘, 입력신호와 오차 신호 사이의 상관관계로 실현하는 correlation LMS 알고리즘, weight 갱신 중에 발산을 피할 수 있는 leaky LMS 알고리즘, partial-update LMS 알고리즘, variable-step-size LMS 알

고리즘, signed LMS 알고리즘, complex LMS 알고리즘 등이 있다[2-4]. 앞에서 소개된 알고리즘들을 능동 소음 제어 시스템에 실제 적용을 위해 직접 사용하는 것은 적절하지 못할 수 있다. 왜냐하면 필터 출력과 오차 신호와의 합점 사이의 스피커-공기-마이크로폰으로 구성되는 2차 음향 경로는 주파수적으로 민감하고 상당한 비선형성을 포함하고 있기 때문에 오차 신호의 크기 및 위상을 왜곡시킨다. 이러한 오차 신호의 크기 및 위상 왜곡은 결과적으로 최소 평균 자승 알고리즘의 성능을 저하시킨다. 또한, 최소 자승 오차 알고리즘의 수렴 속도가 느려지기도 하며, 잉여 오차는 증가되어 알고리즘을 불안하게 하는 요인이 될 수도 있다.

2차 음향 경로와 관련한 여러 가지 문제점들을 해결하기 위한 기존의 방법으로 filtered-x 알고리즘(FXLMS)이 소개되었다[5]. 이 알고리즘은 적응 제어기의 출력과 오차 신호 사이의 전달 특성을 추정하여 적응적으로 반영할

*한국해양대학교 전기공학과
**경북대학교 센서기술연구소 대학원 센서공학과
접수일자: 1998년 6월 5일

수 있고, 구현이 간단하여 가장 흔하게 사용되어 왔다(6-7). 그러나, 소개된 FXLMS는 다음 그림 1에서 보는 바와 같이 단층 구조를 가지며 선형적 연산을 수행하므로, 2차 공간 경로에 포함된 비선형성이나 스피커나 필터 및 증폭기들에 포함된 비선형성을 충분히 보상하지 못한다. 일반적으로 능동 소음 제어 시스템은 스피커와 마이크가 비교적 가까이 있어 2차 경로에 대한 모델링 과정이 생략되거나, 간단한 FXLMS 알고리즘을 이용하여 2차 경로의 영향을 고려하고 있다. 하지만, 본 논문에서 실험해 본 바에 의하면, 스피커와 마이크의 공간이 비교적 가까운 능동 소음 제어 시스템이라 할지라도, 증폭기와 필터를 포함하는 2차 경로의 비선형 특성이 상당히 나타날 수 있고, 또한 기존의 FXLMS를 이용하여 이들 특성을 보상하는데에는 그 성능에 상당한 한계가 있음을 알 수 있다. 이를 해결하기 위해 본 논문에서는 2차 음향 경로의 모델링을 위해 기존의 FXLMS 알고리즘 대신 오차 역전달 학습 알고리즘에 기반한 시간 지연 신경 회로망을 이용하는 새로운 방법을 제안하고자 한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2절에서 기존의 FXLMS 알고리즘을 살펴보고, 간단한 실험 장치를 통해 2차 음향 경로의 비선형 특성을 보인다. 3절에서는 제안하고자 하는 오차 역전달 학습 알고리즘을 갖는 시간 지연 신경 회로망을 소개하고, 능동 소음 제어 시스템의 2차 음향 경로 모델링의 이용 방법을 소개한다. 4절에서는 기존의 FXLMS 방법을 이용하여 2차 경로를 모델링한 결과를 보인다. 또한, 시간 지연 신경 회로망을 이용한 모델링 결과를 보이고, 기존의 FXLMS 방법을 이용한 결과와 그 성능을 비교 분석한다.

II. Filtered-X LMS 알고리즘을 이용한 2차 공간 경로의 모델링

다음 그림 1은 FXLMS 알고리즘을 이용하는 능동 소음 제어 시스템의 한 예를 보인 것이다.

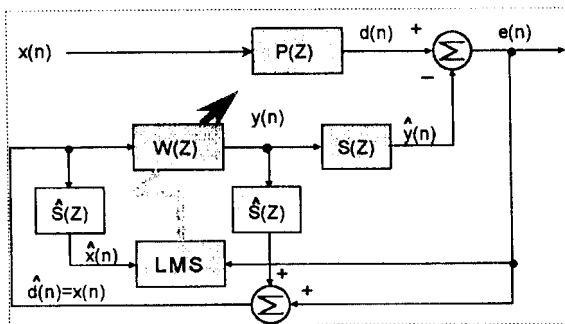


그림 1. FXLMS 알고리즘을 이용한 능동소음제어의 블록선도
Fig. 1. Block diagram of an active noise control using FXLMS algorithm.

여기서, $P(Z)$ 는 소음원과 마이크로폰 사이의 경로이고, $W(Z)$ 는 적응 필터(adaptive filter)를 나타낸다. $S(Z)$ 는 2차 경로들인 증폭기, 아날로그 저역 통과 필터(analog low-pass filter), 라우드 스피커, 마이크로폰등의 전달특성을 모델링하는 함수이며 $\hat{S}(Z)$ 는 $S(Z)$ 와 이득(amplitude)은 같지만 약 90° 위상 차이를 갖는 함수이다. 협대역 노이즈 $x(n)$ 이 경로 $P(Z)$ 를 거친 것이 $d(n)$ 이고, 이것이 적응 필터 $W(Z)$ 와 2차 경로 $S(Z)$ 를 거친 것이 $y(n)$ 이고, 이를 $d(n)$ 과 $y(n)$ 의 오차를 다음 식 (1), (2), (3), (4)에 의해 제거하는 것이 이 시스템의 목적이다.

$$y(n) = \sum_{l=0}^{M-1} w_l(n)x(n-l) \tag{1}$$

$$e(n) = d(n) - \hat{y}(n) \tag{2}$$

$$\hat{x}(n) = \sum_{l=0}^{M-1} \hat{s}_l x(n-l) \tag{3}$$

$$w_l(n+1) = w_l(n) + \mu \hat{x}(n-l)e(n) \tag{4}$$

여기서 n 은 시간을 의미하고 M 은 적응 필터 $W(Z)$ 의 차수를 나타낸다. 2차 공간 경로를 나타내는 $S(Z)$ 는 그림 2와 같은 시스템을 통해 얻는다.

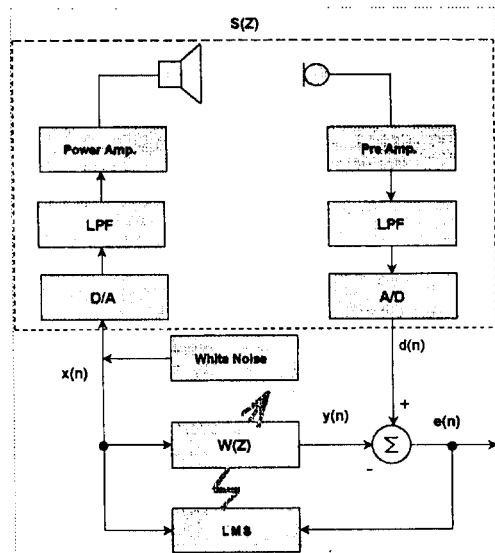


그림 2. 오프-라인 2차 경로 모델링에 대한 실험 구성도
Fig. 2. Experimental setup for off-line secondary-path modeling.

그림 2에서 사용된 하드웨어의 설계 사양은 다음과 같다. 마이크로폰은 AT9500으로 주파수 응답특성이 50Hz~18kHz이고 -54dBm±3dB의 감도를 가지는 무지향성 콘덴서 마이크로폰이며, 120W의 스피커와 Power Amplifier를 사용했다. A/D와 D/A는 8비트의 resolution을

가지며 최대 sampling rate가 19.2kHz인 컨버터이다. 또한, 필터는 통과역단 주파수(passband edge frequency)가 500Hz 이고 샘플링 주파수가 8kHz인 아날로그 저역 통과 필터(analog low pass filter)이다.

입력신호 $x(n)$ 과 2차 경로 함수의 출력 $d(n)$ 에 대한 상호 상관(cross-correlation) 관계는 그림 3과 같다. 입력신호인 $x(n)$ 은 백색 잡음을 사용하고 $d(n)$ 은 2차 경로의 출력을 추정한 것이다. 목적 패턴의 성분값 추출에 대한 자세한 내용은 4절에 기술한다. 일반적으로 2차 경로 함수가 선형성을 갖는다면 그림 3은 대각선 형태의 모양을 가져야 하지만, 그렇지가 못하다. 그러므로 그림 3에서 알 수 있는 것과 같이 거의 전 주파수 대역에서 비선형 특성을 가짐을 확인할 수가 있다. 이러한 2차 경로 함수의 비선형성은 아날로그 저역 통과 필터, 스피커, 마이크로폰, A/D 컨버터, D/A 컨버터의 하드웨어적 특성 및 공간의 매질에 의해 존재하게 된다. 모델링에 있어서 filtered-x LMS 알고리즘은 선형적인 특성을 갖는 시스템에는 효과를 가지지만 비선형적인 특성을 갖는 시스템에는 만족할 만한 성능을 얻지 못한다. 왜냐하면 LMS 알고리즘 자체가 선형적인 특성을 가지기 때문이다. 그러므로 비선형성을 갖는 2차 경로 함수의 모델링 방법에 있어서 filtered-x LMS 알고리즘은 효율적이지 못할 것이다.

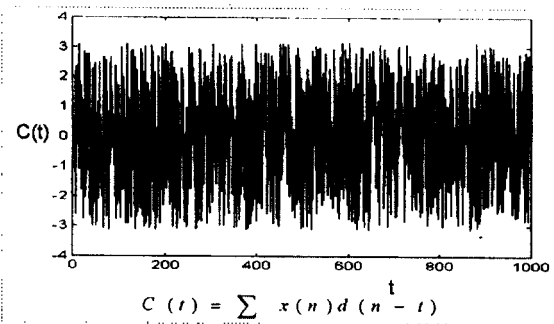


그림 3. $x(n)$ 과 $d(n)$ 의 상호 상관
Fig. 3. Cross-correlation of $x(n)$ and $d(n)$.

따라서, 이러한 문제의 해결을 위하여 신경망이 갖는 시그모이드의 비선형성과 적응성 및 일반화 능력을 이용한 신경 회로망 기술을 제안한다. 신경망을 이용한 시스템은 학습을 통하여 상황의 변화에 민감하게 작용하는 적응 능력이 뛰어나며, 시스템 개발자가 특정 플랜트에 대해 그 특성을 분석하거나 정의하기 어려운 상황에서도 플랜트의 특성을 신경망 스스로 학습하여 주어진 기능을 수행할 수 있는 능력을 가지고 있다. 본 논문에서는 이와 같은 신경망의 장점을 응용하여 2차 경로 함수를 모델링한다. 이러한 목적으로 사용되는 신경망 알고리즘은 시간 지연 신경 회로망(time delay neural network, TDNN)이다.

III. 시간 지연 신경 회로망을 이용한 2차 공간 경로의 모델링

시간 지연 신경 회로망은 오차 역전달 학습 알고리즘을 갖는 다층 구조 신경 회로망에 기초하여 입력 뉴런에 시간 지연 요소(time delay element)를 삽입한 것으로 입력 패턴이 시간에 따른 함수일 때 음성 인식 시스템의 구현 등을 위해 사용된다. 다음에 이러한 시간 지연 신경 회로망에 대한 알고리즘을 간략히 설명한다.

오차 역전달 학습 알고리즘을 갖는 다층 구조 신경 회로망은 Rumelhart에 의해 제안[8]된 이론으로 신경망의 출력 패턴(input pattern)과 목적 패턴(target pattern)으로부터 활성화 함수(activation function)의 미분 값과 각 층의 오차와의 곱을 나타내는 델타(δ)를 구한 후, 신경망의 연결을 통해 은닉층(hidden layer) 신경세포로 역전달시킴으로써 은닉층의 가중치(weight)를 조절한다. 오차 역전달 신경 회로망에서 출력층의 오차로부터 가중치를 조절하는 과정은 다음의 식과 같다[9-11]. 은닉층과 출력층간의 가중치 갱신은 식 (5)과 같다.

$$w^{k+1} = w^k + \eta \delta_y z^k \tag{5}$$

입력층과 은닉층간의 가중치 갱신은 식 (6)이다.

$$v^{k+1} = v^k + \eta \delta_x x^k \tag{6}$$

여기서 δ_x 와 δ_y 는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \delta_y &= (d - y)y(1 - y); \text{unipolar sigmoid} \\ &= \frac{1}{2}(d - y)(1 - y^2); \text{bipolar sigmoid} \end{aligned} \tag{7}$$

$$\begin{aligned} \delta_x &= z(1 - z) \sum_{i=0}^m \delta_y w_i; \text{unipolar sigmoid} \\ &= \frac{1}{2}(1 - z^2) \sum_{i=1}^m \delta_y w_i; \text{bipolar sigmoid} \end{aligned} \tag{8}$$

출력오차는 다음 식과 같다.

$$e(k) = \frac{1}{2}(d_k - y_k)^2 \tag{9}$$

여기서, w^{k+1} 는 뉴런의 갱신 후의 가중치이고 w^k 는 뉴런의 갱신 전의 가중치이며 η 는 학습율($0 < \eta \leq 1$)을 나타내고 δ_x 는 출력층 뉴런에서의 오차 신호이며 δ_y 는 은닉층 뉴런에서의 오차 신호이고 d 는 목적 패턴의 성분값이며 y 는 출력층 패턴 벡터를 의미하고 x 는 입력층 패턴 벡터이며 z 는 은닉층 패턴 벡터이다.

한편, 위에서 설명한 일반적인 오차 역전달 알고리즘을 갖는 다층 구조 신경 회로망은 음성 인식기와 같은 출력 패턴이 현재 주어진 입력과 함께 과거의 입력 값들에

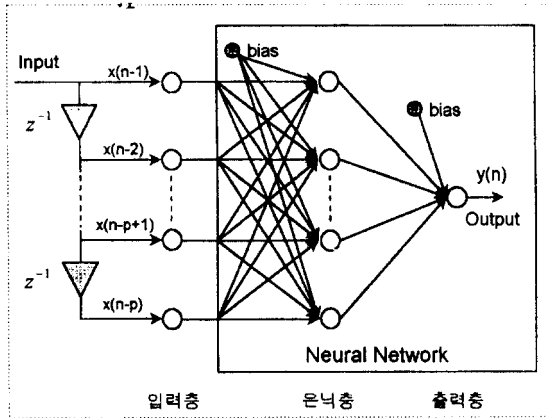


그림 4. 시간 지연 신경 회로망
Fig. 4. Time delay neural network.

대해서 시간적 유사성을 갖는 신호의 처리에는 그 성능에 한계가 있다. 이와 같은 경우, 시간 통계량(time statistics)이 시간적으로 변하지 않는 시간계(time series)에서 비선형 예측(nonlinear prediction)을 위해 그림 4와 같이 다층 구조 신경 회로망의 입력 뉴런에 시간 지연 소자를 삽입한 시간 지연 신경 회로망을 사용할 수 있다. 여기서, 입력 요소로 표시된 x 는 식 (10)과 같이 과거 샘플 $x(n-1), x(n-2), \dots, x(n-p)$ 으로 표현된다.

$$x(n) = [x(n-1), x(n-2), \dots, x(n-p)]^T \quad (10)$$

여기서 p 는 예측 차수(prediction order)를 일컫는다.

그리고, 동적인 신경망에서는 메모리가 있어야만 한다. 이러한 조건을 만족하는 방식의 하나로 망의 신경 구조에 시간 지연 소자를 삽입하고, 그들의 값을 학습 과정 동안 조정한다[12].

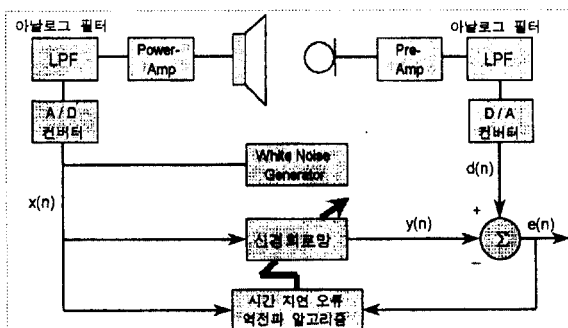


그림 5. 시간 지연 신경 회로망을 이용한 2차 경로 모델링의 블록선도
Fig. 5. Block diagram of secondary-path modeling using time delay neural network.

위의 그림 5는 그림 2에서 2차 경로 $S(Z)$ 를 시간 지연 신경 회로망을 이용하여 모델링하는 과정을 나타낸 것이다. 백색잡음(White noise)을 입력층의 시간 지연 소자(time delays)를 통해 입력하고, 2차 경로에 대한 identification을 그림 2에서는 LMS 알고리즘을 이용해 학습시킨 반면 그림 5는 오차 역전달 알고리즘을 이용하여 2차 경로의 출력인 목적 패턴 성분값 d 와 시간 지연 신경망 출력 패턴의 성분값 y 와의 오차가 원하는 수렴영역에 도달할 때까지 가중치를 갱신한다.

IV. 실험 결과

2차 경로 함수가 갖는 특성을 모델링하기 위해 학습하고자 하는 데이터(목적 패턴의 성분값) d 를 얻기 위해 TMS320C50 DSP(digital signal processor)를 사용하였다. DSP를 이용하여 목적 패턴의 성분값을 얻는 과정은 그림 6과 같다. 즉 공간을 거쳐 마이크로폰을 통해 입력되는 백색잡음을 A/D 컨버터를 거쳐 DSP의 메모리에 저장하고, 이 저장된 데이터가 학습을 위한 목적 패턴의 성분값이 된다. 4.1절은 FXLMS 알고리즘을 이용한 실험 결과이고, 4.2절은 제안된 시간 지연 신경망을 이용한 실험 결과이다.

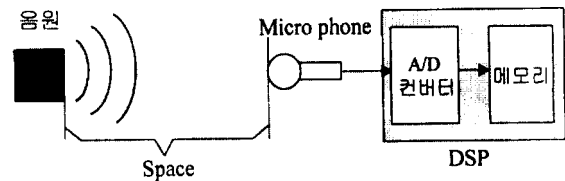


그림 6. 목적 패턴의 신호를 얻기 위한 블록선도
Fig. 6. Block diagram to obtain the signal of target pattern.

그림 7은 학습하기 위해 사용된 입력 패턴의 성분값을 나타낸다.

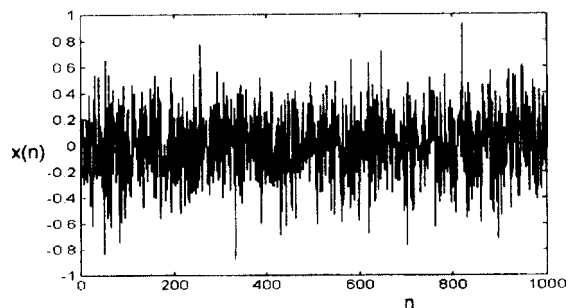


그림 7. 백색 잡음 특성을 갖는 입력 신호.
Fig. 7. Input signal with white noise characteristic.

4.1 LMS를 이용한 2차 경로 함수 $S(Z)$ 의 모델링

그림 8은 그림 7과 같은 백색잡음 신호를 입력으로 하고 DSP를 통해 얻은 목적 패턴 성분값을 통해 그림 2와

같은 과정의 불룩선도를 실험을 통하여 얻은 결과이다. 실선이 목적 패턴 성분값을 나타내고, 점선이 LMS 알고리즘을 이용해 모델링한 결과를 나타낸다. 그림에서 알 수 있는 것과 같이 LMS 알고리즘은 목적 성분 패턴값과 모양이나 진폭이 크게 차이 남을 알 수가 있다. 이러한 결과를 갖는 것은 LMS 알고리즘은 선형적인 특성을 가지기 때문에 모델링하고자 하는 것이 비선형성을 갖는다면 모델링에 대한 만족할만한 효과의 기대는 어렵다. 그래서, 이러한 문제점의 개선을 위해 비선형성의 특성을 갖는 시스템에 있어서 스스로의 학습을 통해 그 특성을 쉽게 identification할 수 있는 신경망의 개념을 도입하여 해결하고자 한다. 표 1은 LMS 알고리즘을 이용한 실험을 위해 사용된 스펙이다.

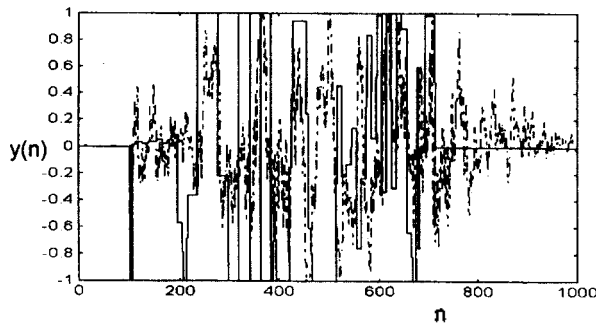


그림 8. LMS를 이용한 2차 경로 모델링 실험 결과.
Fig. 8. Experimental result of secondary-path modeling using LMS.

표 1. LMS 알고리즘을 사용한 시스템의 실험 조건
Table 1. Experimental condition of system using LMS algorithm.

입력 뉴런수	수렴 상수
60개	0.08

4.2 시간 지연 신경 회로망을 이용한 2차 경로 함수S(Z)의 Modeling

그림 9는 그림 7과 같은 백색잡음 신호를 입력으로 하

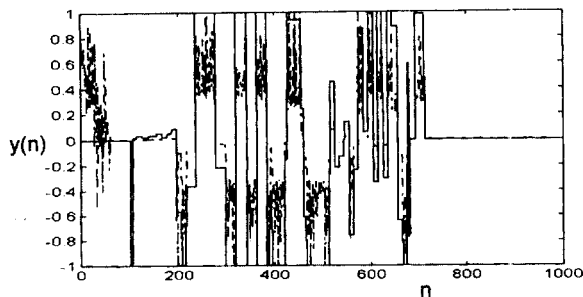


그림 9. 시간 지연 신경망을 이용한 2차 경로 함수 모델링 실험 결과.
Fig. 9. Experimental result of secondary-path using time delay neural network.

고 목적 패턴 성분값에 대해 시간 지연 신경망의 알고리즘을 이용하여 실험한 결과를 나타낸다. 그림에서 실선은 목적 패턴의 성분값을 나타내고, 점선은 신경망의 학습을 통해 2차 경로의 특성을 identification한 것이다. 그림에서 알 수 있는 것과 같이 신경망을 이용한 2차 경로 함수의 모델링이 모양이나 진폭이 거의 일치함을 알 수가 있다. 다음의 표 2는 오차 역전달 알고리즘을 갖는 시간 지연 신경망을 이용한 실험을 위해 사용된 스펙이다.

표 2. 시간 지연 신경 회로망을 사용한 시스템의 실험 조건
Table 2. Experimental condition of system using time delay neural network.

입력층 뉴런수	은닉층 뉴런수	출력층 뉴런수
60	20	1

V. 결론

본 논문에서 제안된 능동 소음 제어 시스템의 비선형 특성을 가지는 소자와 공간에 대한 모델링 방법으로 기존의 FXLMS 알고리즘에서 사용하는 모델링 방법과 신경 회로망을 사용하여 그에 대한 모델링을 살펴보았다. 비교 분석된 결과에 의해 비선형 특성을 가지는 시스템에 대해 기존의 FXLMS 알고리즘을 이용한 모델링보다 제안된 신경 회로망의 알고리즘을 이용한 모델링이 더 효과적인 점을 보였다. 앞으로의 연구 과제는 시간 지연 신경망을 이용한 보다 효율적인 능동 소음 제어 시스템의 구현에 관한 연구를 진행 중에 있다.

참고 문헌

1. B. Lee, M. Lee, K. Kim, G. Jeong, "Implementation of an Active Noise Control System for Improvement of Noise Environment in a Ship," *The Journal of the Acoustical Society of Korea*, vol. 17, no. 2, pp.18-24, 1998.
2. Sen M. Kuo and Dennis R. Morgan, *Active Noise Control System Algorithms and DSP Implementations*, vol. 3-6.
3. Emmanuel C. Ifeachor and Barrie W. Jervis, "Digital Signal Processing," *A Practical Approach*, vol. 9, pp. 547-555.
4. S. J. Elliott and P. A. Nelson, "Active Noise Control," *IEEE Signal Processing Magazine*, October, 1993.
5. S. J. Elliott, I. M. Stothers, P. A. Nelson, et al., "The Active Control of Engine Noise Inside Car," *Proc. Inter-Noise '88*, pp. 987-990, 1988.
6. S. J. Elliott and P. A. Nelson, I. M. Stothers, et al., "In-

- flight Experiments on the Active Control of Propeller-induced Cabin Noise," *Jour. Sound and Vibration*, vol. 140, pp.219-238, 1990.
7. B. Widrow and S. D. Stearns, *Adaptive Signal Processing : Prentice-Hall*, 1985.
 8. D. E. Rumelhart, G. E. Hinton and R. J. Williams, "Learning Internal Representation Error Propagation : in Parallel Distributed Processing".
 9. Simon Haykin, "Adaptive Filter Theory," *Third Edition*, vol. 19, no. 4, pp. 824-836.
 10. Philip D. Wasserman. "Neural Computing," *Theory and Practice*, vol. 3, pp. 28-43.
 11. Philip D. Wasserman. *Advanced Methods in Neural Computing*, vol. 6, pp. 97-118.
 12. Simon Haykin, *Neural Networks*, vol. 13, pp.498-501

▲이 민 호(Minho, Lee)

현재 : 경북대학교 센서기술연구소 센서공학과 전임 강사
제 17권 제 2호 참조

E_mail : mhlee@bh.kyungpook.ac.kr

▲이 병 도(Byungdo, Lee)

현재 : 한국해양대학교 전기공학과 석사과정 4학기
제 17권 제 2호 참조

E_mail : k971106g@hanbada.kmaritime.ac.kr Home page :

<http://my.netian.com/~molli>