
순환형 신경망을 이용한 적응형 능동소음제어시스템의 성능 향상에 대한 연구

한성익* · 이태오* · 여대연* · 이권순**

Research on Performance Improvement of the Adaptive Active Noise Control System
Using the Recurrent Neural Network

Song-ik Han* · Tae-oh Lee* · Dae-yeon Yeo* · Kwon-soon Lee**

이 논문은 2010년도 동아대학교 교내연구비를 지원받았음

요 약

순환형 신경망을 이용한 적응형 능동소음 제어시스템의 소음저감 성능을 개선한다. 능동소음제어에 가장 많이 사용되고 있는 FXLMS는 단순하고 계산 부담이 적지만 FIR 선형필터에 기반을 둔 필터링 방법이어서 주 경로 또는 2차 경로의 비선형특성에 취약한 단점이 있다. 본 연구에서는 이러한 비선형 특성과 불확실성에 대해 강인한 특성을 갖는 순환형 신경망 필터링 기법을 개발하여 능동소음 제어시스템의 소음 저감 성능을 개선함을 시뮬레이션을 통해 보인다.

ABSTRACT

The performance of noise attenuation of the adaptive active noise control algorithm is improved using the recurrent neural network. The FXLMS that has been frequently used in the active noise control is simple and has low computational load, but this method is weak to nonlinearity of the main or secondary path since it is based on the FIR linear filter method. In this paper, the recurrent neural network filter has been developed and applied to improvement of the active noise attenuation by simulation.

키워드

중요능동소음제어, FIR 필터, FXLMS, 순환형 신경망, 덕트시스템

Key word

Active noise control, FIR filter, FXLMS, Recurrent neural network, Duct system

* 동아대학교

** 동아대학교 (교신저자, kslee@dau.ac.kr)

접수일자 : 2010. 06. 17

심사완료일자 : 2010. 08. 13

I. 서 론

최근에 산업 및 교통수단의 발달에 따른 환경 소음 등 공해의 발생의 증가와 소득의 증가로 인해 쾌적한 환경에 대한 욕구가 증가하고 있다. 특히 소음공해 문제를 해결하기 위해 전통적으로 흡음, 차음 및 방음 같은 수동적인 방법을 이용하여 소음문제를 대처해왔으나 수동적인 방법은 고주파 소음에 대해서는 효과적으로 소음을 감소시키는 장점이 있으나 일반적으로 저주파 소음에 대해서는 흡음재의 밀도 증가에 따른 중량의 증가로 경제성이 떨어지는 단점이 있다. 능동 소음제어(Active noise control: ANC)는 최근에 수동소음제어가 어려운 환경이나 상황에 대한 보완으로서 많은 연구가 진행되어 냉난방 덕트, 항공기, 자동차 등에 적용하여 어느 정도 성능이 입증되었다. 능동소음 제어를 위한 전통적인 제어방법은 실시간 계산 문제와 2차 경로 문제로 인해 FIR (Finite impulse response) 필터에 기반을 둔 FXLMS[1,2] 방법이 단순한 구조와 적은 계산부담 때문에 많이 적용되었다. DSP 하드웨어의 발전으로 능동소음제어 대해 좀더 복잡한 알고리즘의 적용이 가능해졌다.

실제적으로 ANC 시스템을 설계하기 위해서는 두 가지 중요한 점이 고려되어야 한다. 첫째, 2차 경로가 시변 특성을 나타낼 수 있다는 점이다. 만약 실제모델과 추정된 모델의 특정주파수에서 위상차가 90° 이상이 되면 ANC 시스템은 불안정해진다. 두 번째, 2차 경로와 1차 경로가 비선형 특성을 나타낼 수 있다. 첫 번째 문제에 대해서 실시간 모델링기법[2,3,4]이 연구되었으며 두 번째 문제에 대해서는 2차 경로에 대한 모델링이 필요없는 기법 [5]이 연구되었다. 그러나 이러한 방법들은 선형 FXLMS에 속하는 기법으로서 근본적인 단점이 존재한다.

그래서 최근에 이러한 단점을 개선하기 위해서 퍼지 [6], 신경망[7], 퍼지신경망[8]같은 인공지능 기법을 적용하여 이러한 단점을 개선하는 연구가 진행되고 있다. 고속연산이 가능한 DSP보드의 개발로 인해 계산량이 문제가 되었던 인공지능 기법이 등장하게 된 것이다. 그러나 현재까지 이러한 인공지능제어를 이용한 능동소음제어는 많은 연구가 진행되지 않은 상황이다. 신경망은 비선형이나 모델링 과정이 과정이 어려운 시스템의 근사 또는 제어를 위해 많이 발전되었다. 그러나 초기의 신경망 기법은 정적인 방법으로서 복잡한 시스템에 대해서는 뉴런수와 층수가 증가하고 수렴속도가 느리고

성능이 입력에 민감한 단점이 있어 이러한 단점을 개선하기 위해 순환형 신경망 [9,10]을 개발하여 많이 적용되었다.

따라서 본 연구에서는 실시간 구현이 가능하며 기존의 정적 신경망에 비해 성능이 개선된 순환형 신경망 (Recurrent neural network: RNN)기법을 설계하여 능동소음제어에 적용하여 시뮬레이션을 통해 기존의 FXLMS를 적용한 ANC 시스템과 소음저감 성능을 비교하기로 한다.

II. ANC 시스템

2.1 FXLMS ANC 시스템

FXLMS 능동소음 제어시스템은 그림 1과 같이 구성된다. $x(n)$ 은 기준소음원이고 $d(n)$ 은 주소음원, $e(n)$ 은 잔류소음을 나타낸다. 그리고 $P(z)$ 은 주소음원의 전달함수, $S(z)$ 은 2차 전달함수를 나타내며 FIR필터에 의해 $\hat{S}(z)$ 으로 식별하여 FXLMS의 가중치 $W(z)$ 을 적응규칙에 의해 갱신하는데 이용된다.

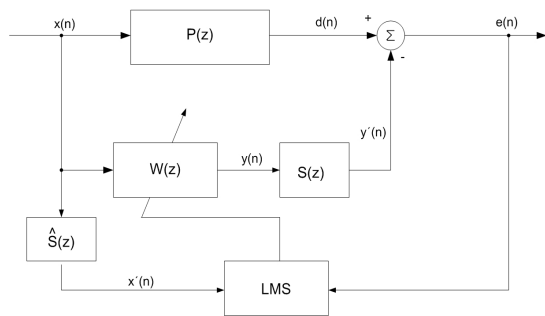


그림 1. FXLMS ANC 시스템 개략도
Fig. 1 Schematic diagram of the FXLMS ANC system

시간 n 에서의 오차신호 $e(n)$ 은 다음과 같다.

$$e(n) = d(n) - s(n) * y(n) \tag{1}$$

여기서 $s(n)$ 은 소음보상용 스피커와 잔류소음 마이크로폰 사이의 전달함수인 2차 경로 전달함수 $S(z)$ 의 충격응답이며 $*$ 는 선형 합성적분(convolution)을 나타낸다. FXLMS 알고리즘은 다음과 같이 주어진다.

$$w(n+1) = w(n) + \mu x'(n)e(n) \quad (2)$$

여기서 $w(n)$ 은 시간 n 에서 적응필터 $W(z)$ 의 계수 벡터이며 μ 는 필터갱신율을 나타내며 필터링된 입력벡터 $x'(n)$ 은 다음과 같이 2차 경로필터 $\hat{S}(z)$ 를 통과시켜서 구할 수 있다.

$$x'(n) = \hat{s}(n) * x(n) \quad (3)$$

여기서 $\hat{s}(n)$ 은 2차 경로 $\hat{S}(z)$ 의 충격응답이다. 실제로 능동소음제어를 수행할 때는 사전에 2차 경로 전달 함수 $S(z)$ 의 충격응답 $\hat{s}(n)$ 을 구하거나 또는 on-line상에서 추정하여 사용한다.

2.2 순환형 신경망 ANC 시스템 설계

순환형 신경망은 정적 신경망에 비해 내부 피드백구조를 갖고 있어서 수렴속도가 빠르고 근사오차가 정적인 신경망에 비해 적은 장점이 있다. 그림 2에 제안한 순환형 신경망을 이용한 ANC 시스템 구조가 제시되어 있다.

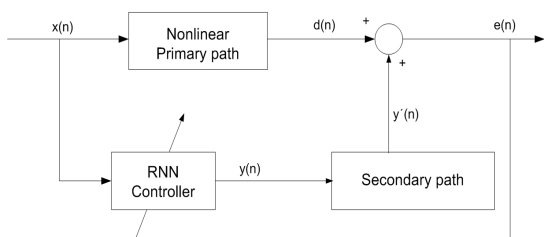


그림 2. 순환형 신경망 ANC 시스템 개략도
Fig. 2 Schematic diagram of the RNN ANC system

그리고 다음과 같은 내부 피드백 구조를 갖는 순환형 신경망을 제안한다. 각 층의 대한 식은 다음과 같이 전개된다.

1) 입력층 (input layer)

$$\begin{aligned} net_i(n) &= x_i(n) + w_{io}y_o(n-1), \\ y_i(n) &= f_i(net_i(n)) = net_i(n), \quad i=1, \dots, p \quad (4) \end{aligned}$$

여기서 x_i 는 신경망 입력, $y_o(n-1)$ 은 신경망출력의 피드백 신호, w_{io} 는 출력의 피드백 가중함수, p 는 신

경망 입력의 수를 나타낸다.

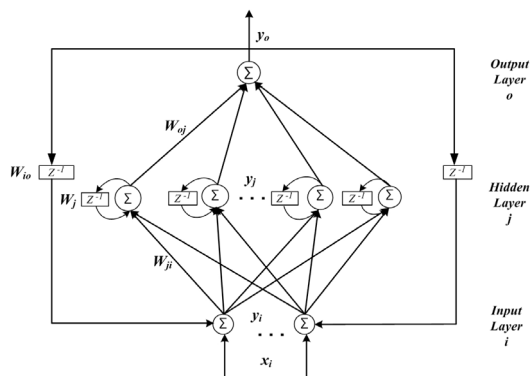


그림 3. 순환형 신경망 개략도
Fig. 3 Schematic diagram of the RNN

2) 은닉층(hidden layer)

$$\begin{aligned} net_j(n) &= w_j y_j(n-1) + \sum_i w_{ji} y_i(n), \\ y_j(n) &= f_j(net_j(n)) = \frac{1}{1 + \exp(-net_j(n))}, \\ j &= 1, \dots, q \quad (5) \end{aligned}$$

여기서 w_j 는 은닉층의 피드백 가중함수, $y_j(n-1)$ 은 은닉층 출력의 순환피드백 신호, w_{ji} 은 입력층과 은닉층의 연결강도를 나타내는 가중함수, q 는 은닉층의 뉴런수를 나타낸다.

3) 출력층

$$\begin{aligned} net_o(n) &= \sum_j w_{oj} y_j(n), \\ y_o(n) &= f_o(net_o(n)) = net_o(n), \quad o=1 \quad (6) \end{aligned}$$

여기서 w_{oj} 는 은닉층과 출력층과의 연결강도 가중함수, y_o 는 신경망 출력을 나타낸다.

2.3 최급하강법에 의한 신경망 파라미터 갱신

제안한 순환형 신경망의 가중함수들은 실시간 학습을 통해 갱신되기 위하여 다음과 같은 오차 에너지함수를 최소화하는 최급하강법(gradient descent method) [9]에 의해 유도할 수 있다.

$$\begin{aligned} E(n) &= \frac{1}{2} [d(n) - y'(n)]^2 = \frac{1}{2} e^2(n) \\ &= \frac{1}{2} [P(z)x(n) - S(z)y_o(n)]^2 \end{aligned} \quad (7)$$

1) 출력층

오차항은 다음과 같이 전파된다.

$$\begin{aligned} \frac{\partial E(n)}{\partial y_o(n)} &= \frac{\partial E(n)}{\partial e(n)} \frac{\partial e(n)}{\partial y'(n)} \frac{\partial y'(n)}{\partial y_o(n)} \\ &= -e(n)S(z) \end{aligned} \quad (8)$$

그리고 연결강도 함수 갱신식은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \dot{w}_{oj}(n) &= -\eta_{oj} \frac{\partial E(n)}{\partial w_{oj}} = -\eta_{oj} \frac{\partial E(n)}{\partial y_o(n)} \frac{\partial y_o(n)}{\partial w_{oj}} \\ &= \eta_{oj} e(n) S(z) y_j(n) \end{aligned} \quad (9)$$

여기서 η_{oj} 는 출력층과 은닉층 연결강도 가중함수의 갱신율, $\dot{w}_{oj}(n)$ 는 $w_{oj}(n)$ 의 시간미분을 나타낸다.

2) 은닉층

피드백 가중함수 갱신식은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \dot{w}_j(n) &= -\eta_j \frac{\partial E(n)}{\partial w_j} \\ &= -\eta_j \frac{\partial E(n)}{\partial y_o(n)} \frac{\partial y_o(n)}{\partial y_j(n)} \frac{\partial y_j(n)}{\partial w_j} \\ &= \eta_j e(n) S(z) w_{oj} P_j(n) \end{aligned} \quad (10)$$

여기서 η_j 는 은닉층 피드백 가중함수의 갱신율을 나타내며 $P_j(n)$ 은 다음과 같이 유도된다.

$$\begin{aligned} P_j(n) &= \frac{\partial y_j(n)}{\partial w_j} = \frac{\partial y_j(n)}{\partial net_j(n)} \frac{\partial net_j(n)}{\partial w_j} \\ &= \dot{f}_j(net_j(n)) \frac{\partial net_j(n)}{\partial w_j} \\ &= \dot{f}_j(net_j(n)) [y_j(n-1) + w_j P_j(n-1)] \end{aligned} \quad (11)$$

여기서 $\dot{f}_j(net_j(n)) = \frac{\partial y_j(n)}{\partial net_j(n)}$. 은닉층과 입력층

의 연결강도 가중함수 갱신식은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \dot{w}_{ji} &= -\eta_{ji} \frac{\partial E(n)}{\partial w_{ji}} \\ &= -\eta_{ji} \frac{\partial E(n)}{\partial y_o(n)} \frac{\partial y_o(n)}{\partial y_j(n)} \frac{\partial y_j(n)}{\partial w_{ji}} \\ &= \eta_{ji} e(n) S(z) w_{oj} Q_{ji}(n) \end{aligned} \quad (12)$$

여기서 η_{ji} 는 은닉층과 입력층 연결강도 함수의 갱신율을 나타내고 $Q_{ji}(n)$ 은 다음과 같이 유도된다.

$$\begin{aligned} Q_{ji}(n) &= \frac{\partial y_j(n)}{\partial w_{ji}} = \frac{\partial y_j(n)}{\partial net_j(n)} \frac{\partial net_j(n)}{\partial w_{ji}} \\ &= \dot{f}_j(net_j(n)) [y_j(n) + w_j Q_{ji}(n-1)] \end{aligned} \quad (13)$$

여기서 $\dot{f}_j(net_j(n)) = \frac{\partial y_j(n)}{\partial net_j(n)}$.

3) 입력층

입력층의 피드백 연결강도는 다음과 같이 갱신된다.

$$\begin{aligned} \dot{w}_{oi} &= -\eta_{oi} \frac{\partial E(n)}{\partial w_{oi}} = -\eta_{oi} \frac{\partial E(n)}{\partial y_o(n)} \frac{\partial y_o(n)}{\partial w_{oi}} \\ &= \eta_{oi} e(n) S(z) Q_{oi}(n) \end{aligned} \quad (14)$$

여기서 η_{oi} 는 출력층의 피드백 연결강도 함수에 대한 갱신율을 나타내며 Q_{oi} 는 다음과 같이 유도된다.

$$\begin{aligned} Q_{oi}(n) &= \frac{\partial y_o(n)}{\partial w_{oi}} = \frac{\partial y_o(n)}{\partial y_j(n)} \frac{\partial y_j(n)}{\partial net_j(n)} \frac{\partial net_j(n)}{\partial w_{oi}} \\ &= \dot{f}_o(net_o(n)) w_{oj} \dot{f}_j(net_j(n)) w_{ji} [y_o(n-1) \\ &\quad + w_{oi} Q_{oi}(n-1)] \end{aligned} \quad (15)$$

여기서 $\dot{f}_o(net_o(n)) = \frac{\partial y_o(n)}{\partial net_o(n)}$.

III. 시뮬레이션

본 장에서는 제안한 순환형 신경망 ANC 시스템과 FXLMS ANC 시스템의 소음저감 성능을 시뮬레이션을 통해 비교하고자 한다. ANC 대상은 다음과 같은 덕트시스템을 대상으로 한다.

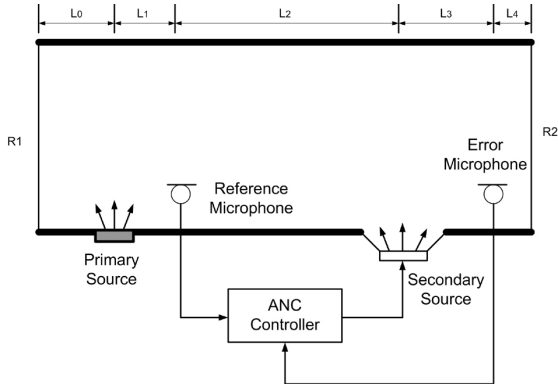


그림 4. 덕트에 대한 능동제어 시스템
Fig. 4 ANC system for a duct

여기서 L 은 덕트의 치수를 나타내며 $L_0 = 0.3m$, $L_1 = 0.5m$, $L_2 = 1.9m$, $L_3 = 0.5m$, $L_4 = 0.3m$ 이다. $R_1 = 0.2$, $R_2 = 0.1$ 는 덕트 양쪽 끝의 음파반사계수이다. 소음원으로부터 오차 마이크로폰까지의 주 경로는 덕트시스템에 대한 음향전달함수에 대한 해석을 통해 다음과 같이 모델링된다.

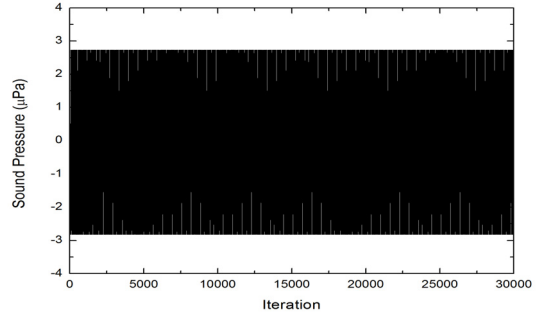
$$d(n+1) = R_1 R_2 d(n-21) + x(n-17) + R_1 x(n-18) + R_2 x(n-21) + R_1 R_2 x(n-24) \quad (16)$$

그리고 2차 경로는 다음과 같이 모델링된다.

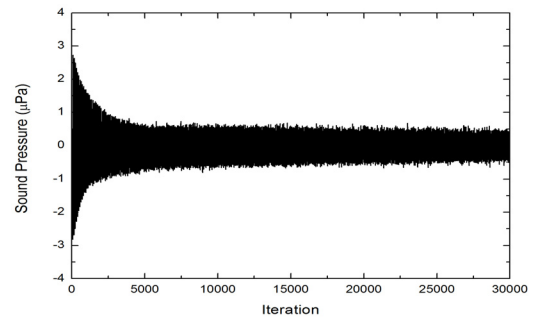
$$s(n+1) = R_1 R_2 s(n-21) + x(n-3) + R_1 x(n-35) + R_2 x(n-6) + R_1 R_2 x(n-38) \quad (17)$$

샘플링 주파수는 2000Hz, FXLMS의 필터차수는 100, $\mu = 0.0001$ 로 선정하였다. 그리고 RNN ANC 시스템의 경우 입력은 $x(n)$, $x(n-1)$ 이며 은닉층의 뉴런수는 5개, 내부루프 반복회수는 실시간 구현을 감안하여 4회로 정했으며 모든 가중함수의 초기값은 랜덤값이며 가중함수 갱신율은 $\eta_{oi} = 0.2$, $\eta_{ji} = 0.2$, $\eta_j = 0.1$, $\eta_{oj} = 0.2$ 로 각각 선정하였다.

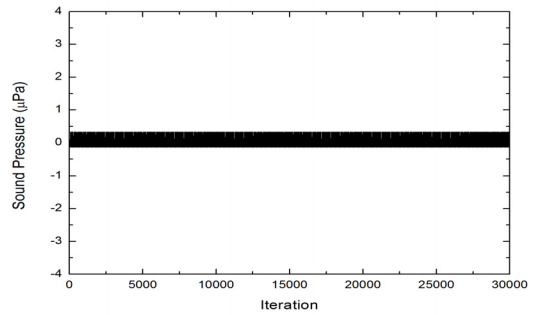
시뮬레이션을 Matlab 프로그램을 이용하여 협대역소음에 대한 경우와 광대역소음에 대해 경우에 대해 각각 수행하였다. 먼저 협대역소음에 대해 FXLMS와 RNN ANC 시스템에 대해 시뮬레이션을 수행한 결과는 다음과 그림과 같다.



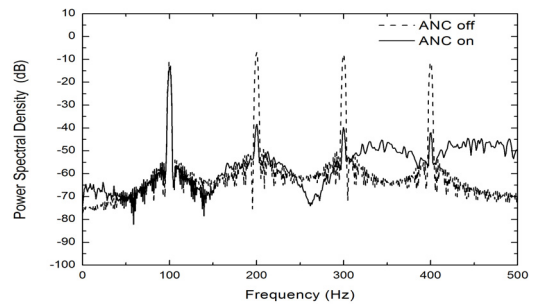
(a)



(b)



(c)



(d)

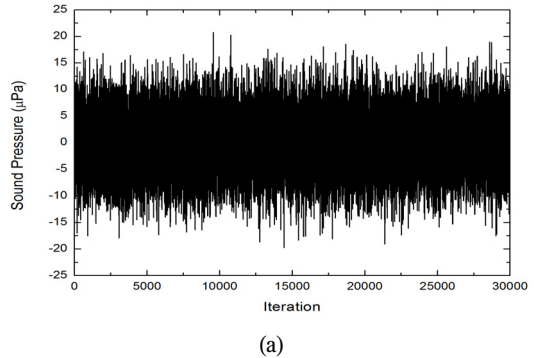
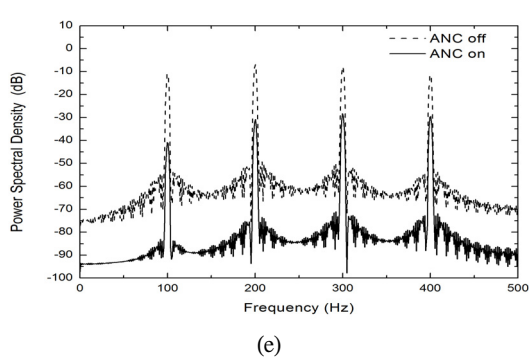


그림 5 협대역 소음에 대해 시뮬레이션을 수행한 결과:

- (a) 협대역 주소음원의 시간역특성
- (b) FXLMS ANC의 시간역 소음저감성능
- (c) RNN ANC의 시간역 소음저감성능
- (d) FXLMS ANC의 주파수역 소음저감성능
- (e) RNN ANC의 주파수역 소음저감성능

Fig. 5 Simulated results for narrow band noise source (a) Time domain property of narrow band primary noise (b) Time domain noise attenuation performance of the FXLMS ANC system (c) Time domain noise attenuation performance of the RNN ANC system (d) Frequency domain noise attenuation performance of the FXLMS ANC system (e) Frequency domain noise attenuation performance of the RNN ANC system

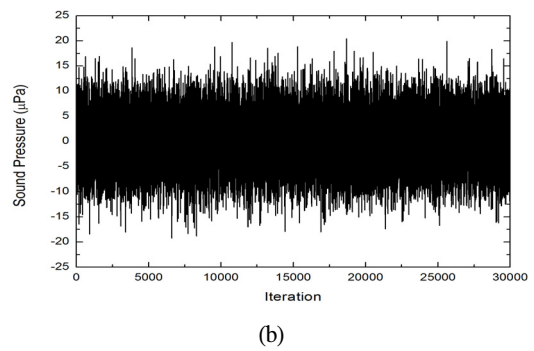
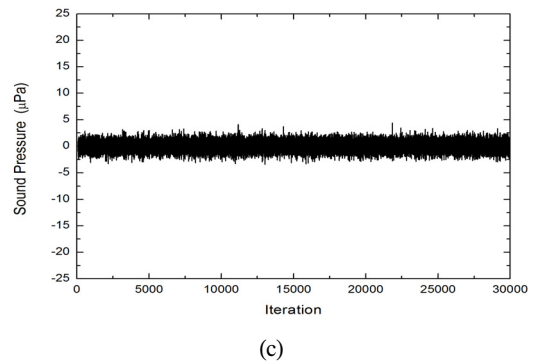
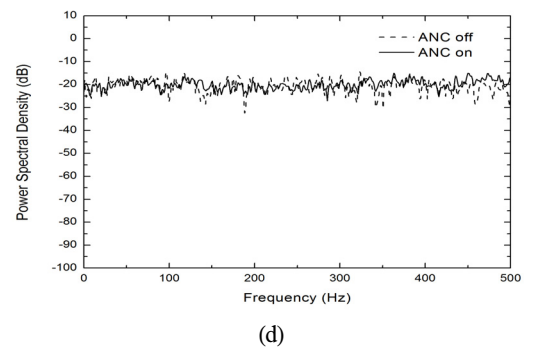
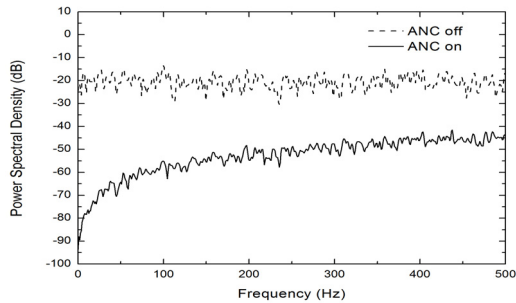


그림 5의 시뮬레이션 결과를 살펴보면 FXLMS ANC의 경우 그림 5(d)에서 200, 300, 400 Hz의 피크소음은 RNN의 경우보다 약간 더 저감하고 있으나 100Hz 피크값에 대해서는 소음저감을 못하고 있다. 이 영향으로 저감된 소음의 시간역 성능이 RNN보다 저하됨을 그림 5(b), (c)에서 알 수 있다.



다음은 광대역 소음원에 대한 소음저감성능을 시뮬레이션을 수행한 결과이다. 시뮬레이션 결과를 살펴보면 RNN ANC 시스템은 그림 6 (c), (e)에 나타나듯이 광대역 소음에 대해서도 소음저감성능이 유지되고 있으나 FXLMS의 경우 광대역 소음에 대해서는 그림 6 (b), (d)에 나타나듯이 소음저감효과를 발휘하지 못하고 있다. 이러한 경향은 Chang[11]의 결과와 유사한 결과가 나타나고 있다. 이것은 FXLMS가 선형적인 특성을 갖고 있어서 소음경로의 비선형과 불규칙한 소음원에 대처하는 능력이 떨어지기 때문이며 이러한 단점을 극복하기 위해 필터의 차수를 늘리면 계산시간이 부담이 되고 필터 갱신을 증가시키면 안정도가 문제가 된다. 따라서 RNN을 적용한 ANC 시스템이 성능이 우수함을 알 수 있다.





(e)

그림 6 광대역 소음에 대해 시뮬레이션을 수행한 결과:

- (a) 광대역 주소음원의 시간역특성
- (b) FXLMS ANC의 시간역 소음저감성능
- (c) RNN ANC의 시간역 소음저감성능
- (d) FXLMS ANC의 주파수역 소음저감성능
- (e) RNN ANC의 주파수역 소음저감성능

Fig. 5 Simulated results for broad band noise source

- (a) Time domain property of broad band primary noise source
- (b) Time domain noise attenuation performance of the FXLMS ANC system
- (c) Time domain noise attenuation performance of the RNN ANC system
- (d) Frequency domain noise attenuation performance of the FXLMS ANC system
- (e) Frequency domain noise attenuation performance of the RNN ANC system

IV. 결 론

본 연구에서는 능동소음 제어시스템의 소음저감성능을 개선하기 위해 수렴속도가 느리고 off-line 학습법을 사용하는 정적인 신경망의 단점을 개선한 순환형 신경망을 제안하였다. 각 층의 가중함수에 대한 갱신식들은 최급하강법에 의해 실시간에서 갱신되도록 유도하였다. 제안한 기법의 성능을 검증하기 위해 덕트 시스템의 모형에 적용하여 전통적으로 능동소음제어에 가장 많이 적용되고 있는 FXLMS ANC시스템과 시뮬레이션을 통해 비교하였다. 그 결과 제안한 RNN ANC 시스템의 개선된 소음저감 성능을 확인할 수 있었다.

추후 연구로는 DSP시스템과 음향장비와 실제 덕트를 구비하여 실험을 실시할 계획이다.

감사의 글

본 연구는 2010년도 동아대학교 교내연구비지원에 의하여 이루어진 연구로서, 관계부처에 감사드립니다.

참고문헌

- [1] S.J.Elliot and P.A.Nelson, "Active Noise Control," *IEEE Sign. Process Mag.*, vol. 10, pp. 12-35, 1993.
- [2] S.M. Kuo and D.R.Morgan, "Active Noise Control: a Tutorial Review," *IEEE Proc.* 87, pp. 973-993, 1999.
- [3] X.J.Qiu and C.H.Hansen, "A Modified Filtered-x LMS Algorithm for Active Control of Periodic Noise with On-line Cancellation Path Modeling," *J. of Low Frequency Noise, Vib. and Active Contr.*, vol. 19, pp. 35-46, 2000.
- [4] M.Zhang, J.Lan and W.Ser, "A Robust Online Secondary Path Modeling Method with Auxiliary Noise Power Scheduling Strategy and Norm Constraint Manipulation," *IEEE Trans. on Speech and Audio Proc.*, vol. 11, no. 1, pp. 45-53, 2003.
- [5] Y.Maeda and T.Yoshida, "An Active Noise Control without Estimation of Secondary Path-ANC Using Simultaneous Perturbation," *Active 1999, Florida, USA*, pp. 985-994, 1999.
- [6] J.M.Souza, C.A.Silva and J.M.G.Sa da Costa, "Fuzzy Active Noise Modeling and Control," *Inter. J. of Approximate Reason.*, vol. 33, pp. 51-70, 2003.
- [7] Z. Qizhi and J.Yongle, "Active Noise Hybrid Feedforward/Feedback Control Using Neural Network Compensation," *Trans. ASME*, vol. 124, January, pp. 100-104, 2002.
- [8] Q.Z.Zhang, W.S.Gan and Y.L.Zhou, "Adaptive Recurrent Fuzzy Neural Networks for Active Noise Control," *J. Sound and Vib.*, vol. 296, pp. 935-948, 2006.

- [9] C.C.Ku and K.Y.Lee, "Diagonal Recurrent Neural Networks for Dynamic Systems Control," *IEEE Trans. on Neural Networks*, vol. 6, No. 1, pp. 144-156, 1995.
- [10] P. Campolucci, P. Uncini, F. Piazza and B.D.Rao, "On-line Learning Algorithm for Locally Recurrent Neural Networks," *IEEE Trans. on Neural Networks*, vol. 10, no. 2, pp. 340-355, 1999.
- [11] C.Y.Chang and F.B.Luoh, "Enhancement of Active Noise Control Using Neural-based Filtered-X algorithm," *J. Sound and Vib.*, vol. 305, pp. 348-356, 2007.

저자소개



한성익(Seong-Ik Han)

- 1987. 부산대학교 기계공학과 공학사
- 1989. 부산대학교 기계공학과 공학석사

1995. 부산대학교 기계설계공학과 공학박사
1995.2 ~ 2009.8 순천제일대학 전기자동차과
2009.9 ~ 현재 동아대학교 전기과 연구교수
※ 관심분야: 인공지능제어, 비선형 적응제어, 로봇 및 능동소음진동제어



이태오(Tae-Oh Lee)

- 1997. 한국해양대학교 전자통신공학과 공학사
- 1999. 한국해양대학교 전자통신공학과 공학석사

2003. 한국해양대학교 전자통신공학과 공학박사
2000. ~ 2009.2 동명대학교 컴퓨터공학과 전임강사
2009.6 ~ 현재 동아대학교 전기공학과 연구교수
※ 관심분야: 정보통신, 네트워크, 인공지능제어, GPS



여대연(Dae-Yeon Yeo)

- 2008. 동아대학교 전기전자컴퓨터 공학과 공학사
- 2009. 동아대학교 전기공학과 대학원

2009. ~ 현재 동아대학교 전기공학과 석사과정
※ 관심분야: 인공지능제어, 마찰제어, 적응제어 및 능동소음진동제어



이권순(Kwon-Soon Lee)

- 1977. 충남대학교 공업교육과 공학사
- 1981. 서울대학교 전기공학과 공학석사

1990. 미국 오레곤 주립대 전기 및 컴퓨터공학과 공학박사
1982. ~ 현재 동아대학교 전기공학과 교수
※ 관심분야: 최적제어, 자동제어 및 능동소음진동제어