

Blind 신호원 분류를 갖는 능동 소음 제거기

An Active Noise Canceller with Blind Source Separation

손 준 일*, 이 민 호**

(Jun Il Sohn*, Min Ho Lee**)

* 이 연구는 "뇌과학연구개발사업(과학기술부)"의 지원에 의해 수행되었음.

요 약

본 연구에서는 신호원에 대한 사전 정보 없이 혼합된 신호로부터 잡음 신호만을 선택적으로 제거할 수 있는 새로운 형태의 능동 소음 제거기(Active noise canceller)를 제안한다. 음성신호와 같은 동특성을 갖는 신호의 분리에 효과적으로 사용되는 동적 재귀 신경망(Dynamic recurrent neural network)을 원하는 신호원에 섞인 잡음신호를 분리하여 선택적으로 제거하기 위한 능동 소음 제거기의 전처리기로 이용한다. 능동 소음 제거기는 분리된 잡음 신호에 대한 역위상 신호를 적응적으로 발생함으로써 특정 위치에서 원하는 신호만을 선택적으로 남길 수 있도록 한다. 컴퓨터 시뮬레이션을 통하여 제안된 시스템이 선택적인 소음제거에 효과적임을 보인다.

ABSTRACT

In this paper, we propose a new active noise control system that cancels the only noise signal from the mixture selectively. A blind source separation realized by a dynamic recurrent neural network is used as a preprocessor of the active noise control system and separates the desired signal and the noise signal. The active noise control system adaptively generates an anti-noise signal to remove the only noise signal separated by the blind source separation. Computer simulation results show that the proposed scheme is effective to construct a selective attention system.

I. 서 론

여러 개의 독립된 소리 신호가 공간이나 그 밖의 매질을 통해 전파될 때 마이크로폰에 수신된 신호는 이들 독립된 신호들의 혼합된 형태가 된다. 인간은 이처럼 혼합된 신호로부터 관심이 있는 신호원만을 선택적으로 집중하여 들을 수 있는데 이러한 선택적 주의 집중 능력은 공학적인 응용에 매우 유용하며 통신이나 어레이 신호처리, 센서 신호처리 등에 적용될 수 있다.

한편, 능동 소음 제거기는 원하지 않는 잡음에 대해 동일한 진폭과 반대 위상을 가지는 anti-noise 신호를 발생하여 잡음을 제거한다[1,2,3]. 그러나 같은 공간에 원하는 신호와 원하지 않는 잡음 신호가 동시에 존재할 경우 참조 신호를 얻기가 힘들며 이러한 경우 anti-noise 신호는 잡음뿐만 아니라 원하는 신호에까지 영향을 주게 되며 능동 소음 제거기에 의해 제거되지 않아야 할 신호원까지 제거되어 전체적인 시스템의 성능을 떨어뜨릴 수 있다. 만약 독립된 신호원들로 구성된 혼합 신호로부터 잡음 신호만을 선택적으로 제거할 수 있다면 보다 효율적인 능동 소음 제거기가 개발될 수 있을 것이다.

1990년대 후반부터 많은 주목을 받고 있는 Blind 신호원 분류 알고리즘은 신호원에 대한 사전 정보 없이 독립된 신호원으로 구성된 혼합 신호로부터 원래의 신호를 분리할 수 있다[4,5,6,7]. Blind 신호원 분류 알고리즘을 유도하는 방법에는 크게 최대 엔트로피(Maximum entropy) 방법과 최소 상호 정보(Minimum mutual information) 방법이 있으며 신경망의 출력에 대한 엔트로피가 최대가 되거나 상호 정보량이 최소가 되도록 신경망을 학습함으로써 구현된다. 따라서, Blind 신호원 분류기능을 능동 소음 제거기의 전처리로 이용하여 혼합 신호로부터 잡음원을 먼저 분리하고, 분리된 신호를 선택적으로 제거할 수 있는 새로운 능동 소음 제거기를 구성할 수 있을 것이다.

본 논문에서는 마이크로폰이 위치한 특정 공간에서 잡음 성분만을 제거하고 원하는 신호만을 남김으로써, 궁극적으로 선택적 주의 집중(selective attention)이 가능한 시스템을 구현할 수 있는 새로운 능동 소음 제거기를 제안한다. 동적 특성을 갖는 소리 신호들의 효과적인 신호 분리를 위해 동적 재귀 신경망(Dynamic recurrent neural network)을 사용하였다. 선박의 엔진 작동에 의한 소음 신호에 혼합된 음성 신호 성분만을 특정 마이크로폰 주위에서 선택적으로 남기도록 하는 능동 소음 제거기를 구현하고, 컴퓨터를 이용한 모의 실험으로 제안한 방법의 성능을 보인다.

* 경북대학교 생서공학과

** 경북대학교 생서기술연구소

접수일자: 1999년 12월 17일

II. Blind 신호원 분류와 동적 재귀 신경망

통계적으로 독립인 여러 개의 신호원이 혼합된 신호가 있을 때 이를 분리하는 것은 매우 유용하다. Blind 신호원 분류 알고리즘의 접근 방법 중 최대 엔트로피(Maximum Entropy)는 통계적인 기울기 감소법(Stochastic gradient descent method)을 이용하여 각각의 출력들의 결합 엔트로피 $H(Y; W)$ 가 최대가 되도록 역 혼합 행렬 W 를 구함으로써 유도되어 진다[4]. 출력 Y 의 결합 엔트로피는 다음과 같이 정의된다.

$$H(Y; W) = - \int p(y; W) \log p(y; W) dy \quad (1)$$

여기서 $p(y; W)$ 는 W 와 $g(\cdot)$ 에 의해 결정되는 Y 의 결합 확률 밀도 함수(Joint probability density function)이며 $g(\cdot)$ 는 엔트로피를 어떤 범위 내에 두기 위한 비선형 함수이다. Blind 신호원 분류 알고리즘의 또 다른 접근 방법인 최소 상호 정보(Minimum mutual information) 방법은 출력 Y 의 요소들간에 상호 의존성이 최소가 되는 W 를 선택하는 것으로, 신호들간의 의존성은 Y 의 결합 확률 밀도 함수 $p(y; W)$ 와 Marginal 확률 밀도 함수의 곱 $\tilde{p}(y; W)$ 사이의 Kullback-Leibler 거리 $I(W)$ 에 의해 측정된다.

$$I(W) = D[p(y; W) \tilde{p}(y; W)] = \int p(y; W) \log \frac{p(y; W)}{\tilde{p}(y; W)} \quad (2)$$

그러나, 실제 상황에서 마이크로폰으로부터 관측된 신호는 동적 특성을 갖는 매질이나 예코, 반향 등의 기생 효과 때문에 일반적으로 Convulsive mixture 형태가 된다. 즉 수신된 신호는 각 신호원들의 지연 성분에 대한 가중치의 합으로 구성된다. 따라서 이러한 혼합신호를 효과적으로 분리하기 위해서는 신호분리기 역시 동적 특성을 가져야 한다. 본 논문에서는 동적 특성을 갖는 신호의 분리에 효과적이라고 알려진 동적 재귀 신경망(Dynamic recurrent neural network)을 사용하였다[8]. 다음 그림 1은 동적 재귀 신경망의 구조를 나타내며 신경망의 출력은 다음과 같이 주어진다.

$$y_i(t) = x_i(t) + \sum_{k=1}^L \sum_{j=1}^n w_{ik}(t) y_j(t-k) \quad (3)$$

여기서 $w_{ik}(t)$ 는 $y_i(t)$ 와 $y_j(t-k)$ 사이의 연결 강도를 나타내며 $x_i(t)$ 는 신경망의 입력을 의미한다. 신경망의 출력을 행렬 형태로 나타내면 다음과 같다.

$$Y(t) = X(t) + \sum_{k=1}^L W_k(t) Y(t-k) \quad (4)$$

여기서 $W_k(t) \in R^{n \times n}$ 는 대각 요소들이 0인 연결 행렬로서 (i, j) 번째 요소는 $y_i(t)$ 와 $y_j(t-k)$ 사이의 연결 강도를 의미한다.

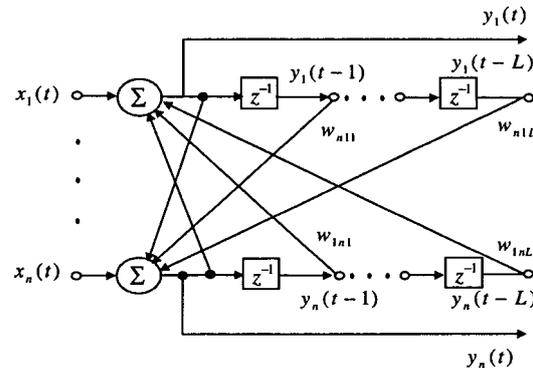


그림 1. 동적 재귀 신경망
Fig. 1. A dynamic recurrent neural network.

상호 정보량 혹은 중복도를 최소로 하기 위해 다음의 손실 함수를 이용하였다.

$$I(W(z, t)) = E \left\{ - \sum_{i=1}^n \log p_i(y_i(t)) \right\} \quad (5)$$

여기서 $p_i(y_i(t))$ 는 $y_i(t)$ 의 확률 밀도 함수이다. 확률적 기울기 감소 방법에 의해 각 스템마다 연결 강도의 수정 알고리즘은 다음과 같이 유도된다.

$$w_{ik}(t+1) = w_{ik}(t) - \eta_i \frac{dI(W(z, t))}{dw_{ik}(t)} = w_{ik}(t) - \eta_i f_i(y_i(t)) y_j(t-k) \quad (6)$$

여기서 $f_i(y_i(k))$ 는 다음과 같이 정의된다.

$$f_i(y_i(k)) = \frac{d \log p_i(y_i(k))}{dy_i(k)} \quad (7)$$

음성 신호의 경우 함수 $f_i(y_i(k))$ 는 $f_i(y_i(k)) = \text{sign}(y_i(t))$, $f_i(y_i(k)) = y_i(t)$ 혹은 $f_i(y_i(k)) = \tanh(\gamma_i y_i(t))$ 과 같이 표현되어질 수 있다[9,10].

III. Blind 신호원 분류를 이용한 능동 소음 제거기

잡음 제거를 위한 고전적인 접근법으로서 음파가 진행되는 공간을 차폐하거나 소음기(消音器)를 사용하는 것과

같은 수동적인 기술이 사용되었다. 그러나 이러한 수동적인 소음 제어는 저주파에서는 효과적이지 못하다는 제약이 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해 최근에는 능동 소음 제어의 연구가 활발하다. 그림 2는 관(Duct) 내의 소음을 제거하기 위한 능동 소음 제어 시스템을 나타낸다.

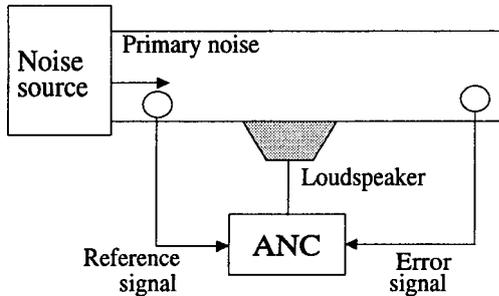


그림 2. 관(Duct) 내의 단일 채널 능동 소음 제어 시스템
Fig. 2. Single-channel ANC system in duct.

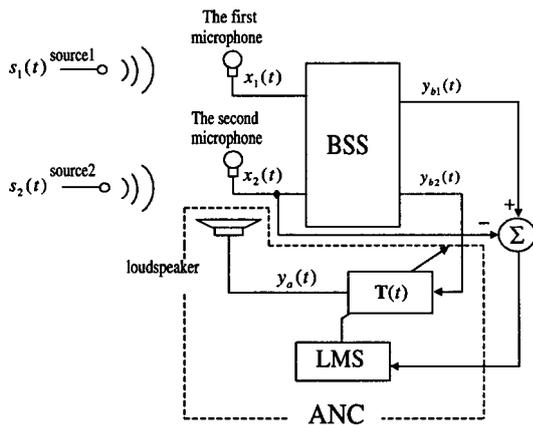


그림 3. Blind 신호원 분류 기능을 갖는 능동 소음 제거기
Fig. 3. The proposed ANC system using blind source separation.

그러나, 그림 2에서 나타낸 능동 소음 제어 시스템은 참조 신호를 얻기 위한 마이크로폰에 원하는 신호와 원하지 않는 잡음 신호가 함께 입력되면 능동 소음 제거기는 잡음 성분뿐만 아니라 원하는 신호원까지 제거하게 된다. 만약 이들 혼합 신호로부터 잡음 성분만을 선택적으로 제거할 수 있다면 능동 소음 제거기의 성능을 보다 더 향상시킬 수 있으며 나아가 선택적 주의 집중 기능을 갖는 시스템을 실현할 수 있을 것이다.

그림 3은 본 논문에서 제안하는 Blind 신호원 분류를 이용한 능동 소음 제거기를 나타낸다. 두 개의 독립된 신호원인 원하는 신호와 원하지 않는 잡음 신호가 공간이나 그 밖의 매질에 의해 혼합되어 각각의 마이크로폰에 입력되어 진다. Blind 신호원 분류를 위해 사용된 동적 재귀 신경망은 이들 혼합 신호로부터 원래의 독립된 신호원으로 분리하기 위해 실시간으로 학습을 한다[8]. Blind 신호원

분류 알고리즘에 의해 $y_{n1}(t)$ 에 원하는 신호가, $y_{n2}(t)$ 에 잡음 신호가 각각 출력된다고 가정하면, 분리된 신호원들 중 잡음 신호 $y_{n2}(t)$ 는 능동 소음 제거기의 적응 필터 입력으로 사용된다. 두 번째 마이크로폰 위치에서 소음을 제거하기 위해 능동 소음 제거기의 출력 스피커를 두 번째 마이크로폰에 가까이 두면 마이크로폰과 스피커 사이의 거리가 매우 짧으므로 전달 함수를 무시할 수 있고, 따라서 각각의 마이크로폰에 입력되는 신호 $X(t)$ 는 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$X(t) = H(z)S(t) + [h'(z) \ 1]y_a(t) \quad (8)$$

여기서, $H(z)$ 는 신호원과 마이크로폰 사이의 혼합 행렬이며 $S(t)$ 와 $y_a(t)$ 는 각각 독립된 신호원과 능동 소음 제거기의 출력을 나타낸다. $h'(z)$ 는 능동 소음 제거기의 출력 스피커와 첫 번째 마이크로폰 사이의 공간에 대한 전달 함수를 의미한다. 일반적으로 능동 소음 제거기의 오차 신호는 오차 신호를 얻기 위한 마이크로폰과 능동 소음 제거기 출력의 차에 의해 구해진다. 그러나 마이크로폰에 원하는 신호와 잡음 신호가 동시에 입력될 경우 이들 두 신호 모두에 대한 Anti-noise 신호가 출력되기 때문에 기존의 오차 함수를 그대로 사용할 수 없다. 따라서 본 논문에서는 두 번째 마이크로폰에서 우리가 원하는 하나의 신호만을 남겨두고 다른 신호의 영향을 없애기 위해 능동 소음 제거기의 오차 함수를 식 (9)에서와 같이 Blind 신호원 분류기의 출력 중 $y_{n1}(t)$ 와 두 번째 마이크로폰 입력 신호와의 차에 대한 제곱의 평균으로 정의하였다.

$$\begin{aligned} e(t) &= E[e^2(t)] = E[(y_{n1}(t) - x_2(t))^2] \\ &= E[\{y_{n1}(t) - (h_{21}(z)s_1(t) + h_{22}(z)s_2(t) + y_a(t))\}^2] \end{aligned} \quad (9)$$

여기서 $h_{ij}(z)$ 는 혼합 행렬 $H(z)$ 의 (i, j) 번째 요소를 의미한다. 능동 소음 제거기의 적응 필터는 식 (9)에서 나타낸 오차 함수가 최소가 되도록 학습한다. 따라서 적응 필터의 기중치가 최적의 상태에 근접함에 따라 능동 소음 제거기의 출력 스피커에는 두 번째 마이크로폰에 입력되는 잡음신호의 Anti-noise 신호가 출력되게 된다. 다음 식 (10)은 적응 필터의 계수 수정 알고리즘을 나타낸다.

$$T(t+1) = T(t) + 2\mu e(t) Y_{n2}(t) \quad (10)$$

여기서 $T(t)$ 와 $Y_{n2}(t)$ 는 각각 능동 소음 제거기의 적응 필터 계수 벡터와 Blind 신호원 분류기의 출력 $y_{n2}(t)$ 의 지연 성분으로 구성된 적응 필터의 입력 벡터를 나타내며, μ 는 수렴 상수를 의미한다. 동적 재귀 신경망이 신호 분리를 성공적으로 수행하고, 능동 소음 제거기의 적응 필터가 최적의 상태에 이르렀을 때 $y_{n1}(t)$ 는 잡음 신호의 Anti-noise가 출력되어 결국 마이크로폰에 입력되는

신호는 다음의 식 (11)과 같이 표현된다.

$$X(t) = H(z)S(t) + [h'(z) \ 1]^T (-s_2(t)) \\ = \begin{bmatrix} h_{11}(z)s_1(t) + h_{12}(z)s_2(t) - h'(z)s_2(t) \\ h_{21}(z)s_1(t) + h_{22}(z)s_2(t) - s_2(t) \end{bmatrix} \quad (11)$$

식 (11)에서 보는 바와 같이, 동적 재귀 신경망에 의한 신호 분리는 두 개의 독립된 원래의 신호원들을 분리하는 것에서부터, 두 신호원들 중 원하는 신호원과 능동 소음 제거기의 출력에 의해 억압된 잡음 성분을 분리하는 문제로 변환된다.

IV. 시뮬레이션 및 결과

컴퓨터 시뮬레이션을 위한 두 개의 독립된 신호로서 음성 신호와 선박에서 채취한 엔진의 소음 신호를 사용하였다[11]. 그림 3에서와 같이 두 번째 마이크로폰 주변에서 잡음 신호로 가정한 엔진 소음을 제거하고 원하는 신호인 음성 신호만 남도록 하는 시스템을 구성하였다. 일반적으로 Blind 신호원 분류 알고리즘을 이용할 때, 신호 분리의 출력이 원래 신호원의 순서대로 나온다는 보장이 없으며, 따라서 제거해야 할 신호원의 출력 채널을 미리 알 수가 없다. 그러나, Blind 신호원 분류 알고리즘에 의해 분리되어지는 신호는 알고리즘의 동작 중에는 순서가 바뀌어지지 않으므로, 본 시뮬레이션에서는 신호 분리에 의해 분리된 신호들의 초기 판측을 통한 경험에 의해 그 출력의 순서를 알 수 있으며, 출력 $y_{M1}(t)$ 와 $y_{M2}(t)$ 에 각각 음성신호와 엔진 소음이 출력되는 것으로 가정하였다. 각각의 마이크로폰에 입력되는 신호는 식 (8)에 의해 얻어졌으며 이때 혼합 행렬과 $h'(z)$ 는 다음의 식 (12)에서와 같이 가정하였다.

$$\begin{aligned} h_{11}(z) &= 0.618 + 0.737z^{-1} + 0.646z^{-2} - 0.624z^{-3} \\ &\quad - 0.127z^{-4} - 0.694z^{-5} - 0.681z^{-10} - 0.046z^{-20} \\ h_{12}(z) &= -0.906 + 0.257z^{-1} + 0.741z^{-2} - 0.046z^{-3} \\ &\quad - 0.774z^{-4} - 0.259z^{-5} + 0.664z^{-10} - 0.214z^{-20} \\ h_{21}(z) &= -0.033 - 0.831z^{-1} + 0.671z^{-2} + 0.756z^{-3} \\ &\quad - 0.264z^{-4} + 0.458z^{-5} - 0.140z^{-10} + 0.998z^{-20} \\ h_{22}(z) &= 0.942 + 0.400z^{-1} - 0.630z^{-2} - 0.168z^{-3} \\ &\quad - 0.401z^{-4} - 0.024z^{-5} + 0.094z^{-10} + 0.372z^{-20} \\ h'(z) &= 0.220 + 0.877z^{-1} - 0.541z^{-2} + 0.146z^{-3} - 0.074z^{-4} \end{aligned} \quad (12)$$

Blind 신호원 분류기의 구현을 위한 동적 재귀 신경망에 사용되는 비선형 함수로는 $f(y_i(t)) = \tanh(3y_i(t))$ 를 이용하였다. 그림 4의 (a)와 (b)는 각각 두 개의 독립된 신호원으로 사용한 음성 신호와 선박에서의 엔진 소음을 나타낸다. 그림 5의 (a)와 (b)는 능동 소음 제거기가 동작하지 않을 때 각각의 마이크로폰에 입력되는 혼합

신호를 나타낸다. 그림 6의 (a)와 (b)는 능동 소음 제거기가 동작할 때 각각의 마이크로폰에 입력되는 혼합 신호를 나타낸다. 그림 6의 (b)를 그림 5의 (b)와 비교해보면 제안한 능동 소음 제거기의 출력에 의해 두 번째 마이크로폰의 입력신호가 그림 4 (a)의 음성 신호와 점차로 유사해지는 것을 알 수 있다. 그림 7은 256점 FFT를 이용한 각 신호들의 주파수 스펙트럼을 나타낸 것으로, 그림 7 (a)는 두 개의 독립된 신호원에 대한 주파수 스펙트럼을 나타내고, 그림 7 (b)는 능동 소음 제거기를 사용하였을 때와 사용하지 않았을 때의 두 번째 마이크로폰에 입력되는 신호의 주파수 스펙트럼을 나타낸 것이다. 그림 7에서 보는 바와 같이 제안한 능동 소음 제거기의 출력에 의하여 두 번째 마이크로폰에 입력되는 신호의 주파수 스펙트럼이 음성 신호의 주파수 스펙트럼과 유사해지는 것을 알 수 있다. 그림 8은 Blind 신호원 분류기의 음성 신호 출력을 나타낸다. 그림 8 (a)는 능동 소음 제거기를 사용하지 않았을 때 분리된 음성 신호의 출력이며 그림 8 (b)는 제안한 능동 소음 제거기가 동작 할 때 분리된 음성 신호의 출력을 나타낸 것이다. 그림 8에서 보는 바와 같이 제안한 능동 소음 제거기가 동적 재귀 신경망의 신호 분리에 큰 영향을 미치지 않음을 알 수 있다.

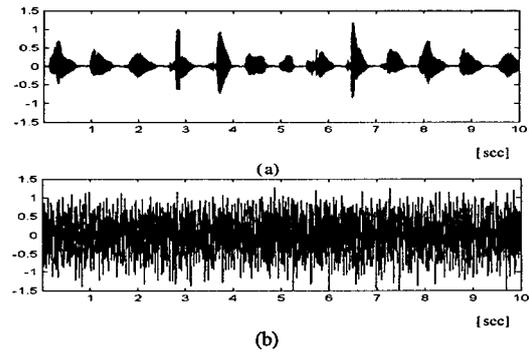


그림 4. 두 개의 독립 신호원

(a) 음성 신호 (b) 선박의 엔진 소음

Fig. 4. Two independent source signal;

(a) A speech signal, (b) An engine noise in a ship.

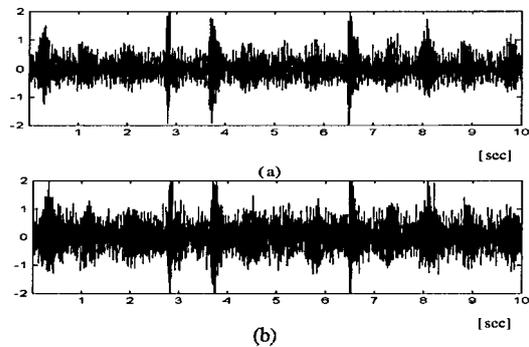


그림 5. 제안한 ANC 시스템이 동작하지 않을 때 마이크에 입력되는 혼합 신호

(a) 첫 번째 마이크 (b) 두 번째 마이크

Fig. 5. Two mixtures when the proposed ANC system is not used;

(a) At the first microphone, (b) At the second microphone.

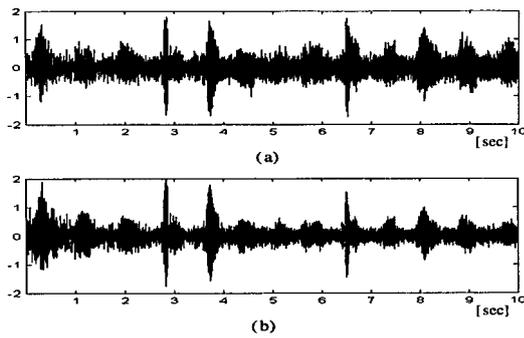


그림 6. 제안한 ANC 시스템이 동작할 때 마이크에 입력되는 혼합 신호
 (a) 첫 번째 마이크 (b) 두 번째 마이크
 Fig. 6. Two mixtures when the proposed ANC system is used;
 (a) At first microphone, (b) At second microphone.

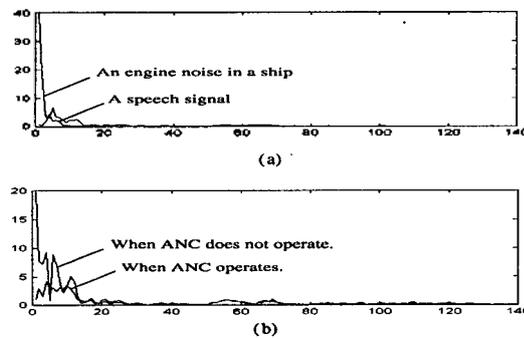


그림 7. 256 FFT에 의한 주파수 스펙트럼
 (a) 신호원의 주파수 스펙트럼 (b) 두 번째 마이크의 입력 신호
 Fig. 7. Frequency spectrum by 256 FFT;
 (a) The two source signal, (b) The received signal at the second microphone.

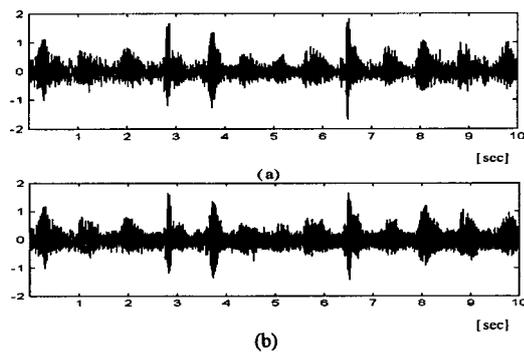


그림 8. 동적 재귀 신경망에 의해 분리된 음성 신호
 (a) 제안한 ANC 시스템이 동작하지 않을 때
 (b) 제안한 ANC 시스템이 동작할 때
 Fig. 8. Speech signal separated by the dynamic recurrent neural network;
 (a) When the proposed ANC system is not used,
 (b) When the proposed ANC system is used.

표 1은 제안한 능동 소음 제거기가 동작할 때와 동작하지 않을 때의 두 번째 마이크로폰 입력 신호에 대한

평균 자승 오차(Mean square error)를 비교한 것이다. 평균 자승 오차는 식 (13)에서와 같이 음성 신호원 $s_1(t)$ 와 두 번째 마이크의 입력신호 $x_2(t)$ 의 차에 대한 제곱 평균으로 주어진다.

$$M.S.E = E\{[s_1(t) - x_2(t)]^2\} \quad (13)$$

여기서 $E[\cdot]$ 는 평균치를 나타낸다.

표 1. 두 번째 마이크에 입력되는 혼합 신호의 MSE 비교
 Table 1. The result of mean square error.

	제안된 ANC가 동작할 때	제안된 ANC가 동작하지 않을 때
Mean square error	0.0327	0.1237

V. 결 론

동일한 공간에 원하는 신호와 원하지 않는 신호가 동시에 존재할 때 기존의 능동 소음 제거기로는 원하는 신호만을 선택적으로 제거하는 것이 어렵다. 이러한 문제점을 해결하기 위해, 본 논문에서는 기존의 능동 소음 제거기에 Blind 신호원 분류 기능을 능동 소음 제거기의 전처리기로 이용함으로써 원하지 않는 신호만을 선택적으로 제거할 수 있는 새로운 능동 소음 제어기를 제안하였다. 제안한 시스템의 성능을 보이기 위해 음성 신호와 선박의 엔진 동작에 의한 소음 신호를 두 개의 독립된 신호원으로 이용한 컴퓨터 시뮬레이션을 통하여 제안된 능동 소음 제거기가 잡음 신호만을 선택적으로 제거하는데 효과적임을 보였다. 향후 연구로서, 분리해야 할 신호원에 대한 사전 지식을 일부 갖고 있을 때, 보다 효과적인 신호 분리를 설계하는 방법의 연구가 필요하며, 또한, 분리된 신호원의 순서를 알기 위한 방법의 연구가 필요하다.

참 고 문 헌

1. S.M.Kuo, and D.R. Morgan, "Active noise control systems; Algorithm and DSP Implementations", John Wiley & Sons, pp. 1-51, 1996.
2. S.J.Elliott, I.M. Stothers and P.A.Nelson, "A multiple error LMS algorithm and its application to the active control of sound and vibration". *IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing*, Vol. ASSP-35, No. 10, pp. 1423-1434, 1987.
3. S.J.Elliott, C.C.Boucher, P.A.Nelson, "The behavior of a multiple channel active control system", *IEEE Trans. Signal processing*, Vol. 40, No. 5, pp. 1041-1052, 1992.
4. H.H.Yang and S.L.Amari, "Adaptive on-line learning algorithm blind separation: Maximum entropy and minimum mutual information", *Neural Computation*, Vol. 9, pp. 1457-1482, 1997.

5. K.Torkkola, "Blind separation of delayed sources based on information maximization", *Proc. of the IEEE Inter. Conf. on Acoustics, Speech & Signal Processing*, pp. 7-10, 1996.
6. T.W.Lee, A.Bell and R.Orglmeister, "Blind source separation of real world signals", *Proc. of Inter. Conf. on Neural Networks*, Vol.4, pp. 2129-2134, 1997.
7. H.H.Yang, and S.I.Amari, "Adaptive online learning algorithm blind separation: Maximum entropy and minimum mutual information", *Neural Computation*, Vol. 9, pp. 1475-1482, 1997.
8. S. Choi, and A.Cichocki, "Adaptive blind separation of speech signals: Cocktail party problem", *International Conference on Speech Processing*, pp. 617-622, 1997.
9. N.Charkani, and Y.Deville, "Optimization of the asymptotic performance of time-domain convolutive source separation algorithm", *European Symposium on Artificial Neural Networks*, pp. 273-278, 1997.
10. D.V.Comperolle, and S.V.Gerven, "On the use of decorrelation in scalar signal separation", *International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, pp. 57-60, 1994.
11. 이병도, 이민호, 김기란, 정기룡, "선박내 소음 정음화를 위한 실시간 능동소음제어 시스템 구현", *한국음향학회*, vol. 17, no. 2, pp. 18-24, 1998.

▲이민호(Min Ho Lee)

경북대학교 센서기술연구소/센서공학과 전임강사
제 17권 2호 참조

▲손준일(Jun Il Sohn) 1971년 10월 16일생



1997년: 대구대학교 정보통신학과
졸업
1999년: 대구대학교 대학원 정보통신
공학과 졸업(공학석사)
1999년 3월~현재: 경북대학교 센서
공학과 박사과정 재학 중
※주관심분야: 적응신호처리, 신경회
로망