

광대역 잡음제거를 위한 신경망 적응잡음제거기 설계

Design of a neural network based adaptive noise canceler for broadband noise rejection

곽우혁, 최한고

Woo-Hyuk Kwak, Han-Go Choi

요 약

본 논문에서는 선형적응필터를 사용하고 있는 기존의 적응잡음제거기의 단점을 보완하기 위해 신경망 적응필터를 이용한 비선형 적응잡음제거기를 다루고 있다. 제안된 적응잡음제거기는 광대역 시변 잡음신호를 사용하여 잡음제거 성능을 조사하였으며 상대평가를 위해 TDL (tapped-delay line) 선형필터의 적응잡음제거기와 비교하였다. 실험결과에 의하면 적응잡음제거기의 주입력에 포함된 잡음과 기준입력 사이에 비선형적인 상관관계가 존재하는 경우 신경망 적응잡음제거기는 평균자승오차값을 기준으로 선형잡음제거기보다 더 우수한 성능을 보여주었으며, 또한 리커런트 신경망 적응필터가 순방향 신경망 필터보다 성능이 우수하였다. 따라서 적응잡음제거기에서 광대역 시변잡음을 제거하는데 신경망 적응필터가 선형 적응필터보다 효과적임을 확인하였다.

Abstract

This paper describes a nonlinear adaptive noise canceler(ANC) using neural networks(NN) based on filter to make up for the drawback of the conventional ANC with the linear adaptive filter. The proposed ANC was tested its noise rejection performance using broadband time-varying noise signal and compared with the ANC of TDL linear filter. Experimental results show that in cases of nonlinear correlations between the noise of primary input and reference input, the neural network based ANC outperforms the linear ANC with respect to mean square error. It is also verified that the recurrent NN adaptive filter is superior to the feedforward NN filter. Thus, we identify that the NN adaptive filter is more effective than the linear adaptive filter for rejection of broadband time-varying noise in the ANC.

Key Words: Adaptive noise canceler, Nonlinear filter, Neural networks, Broadband noise rejection

I. 서론

잡음이 포함된 신호로부터 원하는 신호특성 추출은 신호처리 분야에서 자주 접하는 문제이다. 신호와 잡음의 주파수 성분이 서로 다른 대역에 존재하는 경우 일반적인 필터를 사용하여 잡음을 제거시킬 수 있으므로 원 신호를 쉽게 복원할 수 있다. 그러나 실제적으로 발생하는

대부분의 잡음신호는 넓은 주파수 범위에 걸쳐서 존재할 뿐만 아니라 시간에 따라서 잡음신호의 성분이 변하는 시변(time-varying) 특성을 갖고 있다. 예를 들면, 안테나 어레이의 부엽에 섞여 있는 광대역 잡음신호, 음성신호의 주기적인 간섭잡음, 생체신호에서 발생하는 여러 형태의 간섭잡음, 그리고 테이프 작동 시 발생하는 흠(hum)과 같은 잡음신호는 시간에 따라서 잡음특성이 계속 변화한

다[1]. 이러한 시변잡음을 제거하기 위해서 적응잡음제거기(adaptive noise canceler, ANC)가 사용되고 있다[2,3].

지금까지 널리 사용되고 있는 대표적인 적응잡음제거기는 Widrow가 제안한 구조로서 LMS(least mean square) 알고리즘을 이용한 선형구조의 적응필터를 사용하고 있다[4]. 기존의 LMS 알고리즘은 계산이 간단하고 쉽게 구현할 수 있으므로 여러 분야에 응용되고 있는데, 처리하고자 하는 신호가 정적(stationary)인 경우에는 우수한 성능을 보여주지만 시간에 따라서 신호의 특성이 변하는 비선형 비정적(nonstationary) 신호에 대해서는 그 성능이 저하된다. 이와 같은 시변신호에 대한 기존의 적응 알고리즘에 의한 잡음제거 성능 저하를 극복하기 위해서는 비선형 처리능력을 갖는 적응필터의 사용이 바람직한데 본 논문에서는 적응필터로 신경망을 이용한 적응잡음제거기를 제안하고 있다.

신경망은 내부에 비선형적인 처리능력을 갖춘 유닛으로 구성되어 있으며, 또한 주위 환경에 적응할 수 있는 학습능력을 갖고 있으므로 비정적 신호처리에 사용할 수 있다. 여러 형태의 신경망을 이용한 적응 신호처리가 연구되고 있는데[5-8], 본 논문에서는 순방향(feedforward) 다층 신경망과 리커런트(recurrent) 다층 신경망을 이용하여 광대역 잡음제거를 수행하였다. 일반적으로 적응잡음제거기는 잡음이 섞인 원 신호(주입력)와 원 신호의 잡음과 유사한 특성을 갖는 또 다른 신호(기준입력)를 이용하여 원 신호에 포함된 잡음을 제거한다. 그러나 본 연구에서 사용된 잡음신호는 인위적으로 발생시킨 광대역의 백색잡음으로서 이 잡음신호를 잡음 전송경로를 통과시켜 주입력 잡음으로 사용함으로써 원 신호에 섞여 있는 잡음과 기준입력의 잡음과는 특성을 달리하였다. 즉, 원 신호에 포함된 잡음과 적응필터에 가해지는 신호와는 비선형 상관관계를 갖게 함으로써 기존의 잡음제거기의 잡음제거 한계를 확인하고 제안된 신경망에 의한 적응잡음제거기의 유용성을 조사하였다.

신경망 적응잡음제거기의 성능평가를 위해서 FIR(finite impulse response) 적응필터 구조에 LMS 알고리즘을 사용한 기존의 잡음제거기와 상호 비교하였다. 사용된 원 신호로는 삼각파의 주기신호와 음성신호를 각각 이용하였으며, 잡음 전송경로의 모델로는 선형 및 비선형 함수를 사용하여 실험하였다. 실험결과에 의하면 선형 잡음전송경로의 경우 신경망을 이용한 비선형 적응잡음제거기와 FIR 구조를 이용한 선형 적응잡음제거기의 잡음제거 성능 차이가 없었으며 이 사실은 예상된 결과이다. 그러나 비선형 잡음전송경로의 경우 신경망 적응필터에 의한 잡음제거 성능이 FIR 적응필터보다 더 우수함을 보여주었으며, 또한 신경망 적응필터에서도 리커런트 신경망 적응필터가 순방향 신경망 적응필터보다 우수한 잡음제거 성능을 보여주었다.

II. 적응잡음제거기

그림 1은 적응잡음제거기의 구성도를 보여주고 있다. 원 신호 $s(k)$ 에 잡음 $n'(k)$ 가 섞인 신호 $x(k) (=s(k) + n'(k))$ 가 주입력(primary input)으로 사용되며 기준입력(reference input)인 잡음신호 $n(k)$ 는 $n'(k)$ 와 상관관계가(correlated) 있는 신호로서 적응필터의 입력으로 사용된다. 주입력에 포함된 잡음은 기준입력 신호를 잡음전송경로(모델함수 $f(\cdot)$)를 통과시켜 발생된 신호이다. 적응잡음제거기의 동작개념은 시스템 출력을 적응필터로 궤환시켜 적응 알고리즘을 통해 전체 시스템의 출력전력을 최소화하도록 필터계수를 계속 변화시킴으로써 주입력에 포함된 시변 잡음의 영향을 줄여 나간다.

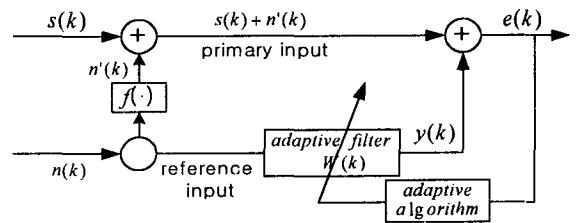


그림 1. 적응잡음제거기
Fig. 1. Adaptive noise canceler

시스템 출력은 다음과 같다.

$$e(k) = s(k) + n'(k) - y(k) \quad (1)$$

식 (1)을 제곱하고 기대값을 취하면 다음과 같이 표현된다.

$$E[e^2(k)] = E[s^2(k)] + 2E[s(k)\{n'(k) - y(k)\}] + E[\{n'(k) - y(k)\}^2] \quad (2)$$

신호 $s(k)$ 는 $n'(k)$ 와 $y(k)$ 와는 상관관계를 갖지 않으므로 우변 두 번째 항의 기대값은 0이 된다.

$$E[e^2(k)] = E[s^2(k)] + E[\{n'(k) - y(k)\}^2] \quad (3)$$

여기서 $E[s^2(k)]$ 는 필터의 계수와는 무관하므로 필터계수를 조절하여 오차 $e(k)$ 의 평균자승오차를 최소화하는 것은 우변 항 $E[\{n'(k) - y(k)\}^2]$ 를 최소화 하는 것이다. 이것은 기준입력 $n(k)$ 에 적용한 신호 $y(k)$ 를 주입력의 잡음 $n'(k)$ 에 근접시켜 원신호에 포함된 잡음을 제거시키기 때문에 출력 $e(k)$ 는 잡음신호가 제거된 원 신호만을 추출하게 된다.

그림 2는 널리 사용되고 있는 TDL 구조의 FIR 선형필터를 보여주고 있다. 최적의 필터계수는 LMS 알고리즘에 의해 시스템 출력이 최소화하도록 필터의 임펄스 응답을 변화시키는데, 이 방법은 조정된 필터계수에 의한

필터출력과 주입력과의 차이를 이용하여 매 샘플 당 필터계수를 다음 식과 같이 갱신함으로써 입력신호에 포함된 시변잡음을 제거시킨다[9].

$$w_i(k+1) = w_i(k) + \mu e(k)n(k-i), \quad (4)$$

$$i=0, 1, \dots, N-1$$

여기서 μ 는 수렴율을 나타낸다.

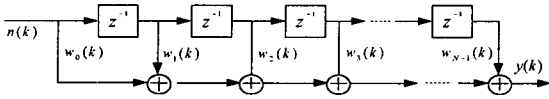


그림 2. TDL 구조의 선형 적응필터

Fig. 2. Linear adaptive filter of TDL structure

FIR 적응필터를 사용한 선형 적응잡음제거기는 비선형성이 강하거나 비정적 특성의 잡음신호를 제거하고자 할 경우 심각한 성능 저하를 초래한다. 따라서 본 연구에서는 이러한 특성을 갖는 잡음을 효과적으로 제거하기 위해 적응필터로 신경망을 이용한 비선형 적응잡음제거기를 사용하였다. 신경망 적응필터로는 순방향 신경망(FNN)과 리커런트 신경망(RNN)을 사용하였다[10]. 그림 3은 본 연구에서 사용된 Elman형 RNN 신경망으로 히든층의 모든 뉴런이 입력층으로 케환된 구조로 케환이 없는 구조보다 동특성이 강하며, 케환이 없는 경우는 FNN 구조를 나타낸다.

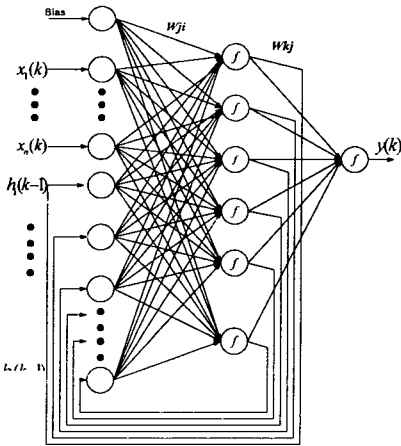


그림 3. 완전케환 리커런트 신경망

Fig. 3. Fully connected RNN

신경망의 입력 $z(k)$ 는 외부입력과 케환입력으로 구성된다.

$$z(k) = \{ \text{Bias}, x_1(k), \dots, x_{IN}(k), h_1(k-1), \dots, h_{HN}(k-1) \} \quad (5)$$

여기서 Bias 입력은 상수 1.0이며, IN 은 외부 입력, HN 은 히든층으로부터 케환되는 입력개수이다. 입력층의 유닛은 입력신호를 처리하지 않고 직접 히든층의 모든 유닛으로 전달되며 히든층과 출력층의 뉴런함수는 양극성 시그모이드(bipolar sigmoid) 활성화함수를 사용하였으며, 각 유닛의 출력 $y(k)$ 는 다음과 같다.

$$y(k) = f\{I(k)\} = \frac{1 - e^{-s \cdot I(k)}}{1 + e^{-s \cdot I(k)}} \quad (6)$$

$$I(k) = \sum_m w(m) u(m) \quad (7)$$

여기서 $I(k)$ 는 시간 k 에서 뉴런의 내부상태를 나타내며, $w(m)$ 과 $u(m)$ 은 층간의 연결계수와 이전 층의 뉴런출력(입력층의 경우 $u(m) = z(m)$)을 각각 나타내며, s 는 시그모이드 함수의 기울기이다. 신경망의 학습은 오차 역전파 알고리즘을 사용하여 층간의 연결계수를 갱신하였으며 학습속도를 향상시키기 위해 모멘텀 항이 추가되었다[11].

$$w(k+1) = w(k) - \eta \frac{\partial J(k)}{\partial w(k)} + \alpha \Delta w(k-1) \quad (8)$$

$$J(k) = [d(k) - o(k)]^2 \quad (9)$$

위 식에서 η 는 학습율을 나타내며, 모멘텀을 α 를 포함하는 항은 모멘텀항이다. 그리고 오차함수(cost function) $J(k)$ 는 원하는 출력 $d(k)$ 와 신경망 출력 $o(k)$ 와의 차이의 제곱으로 정의되는데, 각 연결계수는 오차함수가 최소가 되도록 갱신된다.

III. 실험내용 및 결과

잡음제거 성능을 평가하기 위한 주입력 신호로 인위적으로 발생시킨 주기 삼각파와 본 실험실에서 샘플한 음성신호를 사용하였다. 잡음신호 $n(k)$ 는 광대역의 백색잡음을 사용하였으며, 또한 이 신호는 그림 1의 잡음 전송 경로 $f(\cdot)$ 의 입력으로 하여 발생된 신호 $n'(k)$ 를 주입력의 잡음신호로 사용함으로써 주입력 잡음신호와 기준신호와 서로 다른 상관관계를 갖도록 하였다. 즉, 식(10)과 같은 선형 상관관계와 식(11)과 식(12)의 비선형 상관관계 모델을 설정한 후 각 모델에 대한 잡음제거 성능을 평가하였다. 적응필터로는 FNN과 RNN 신경망의 비선형 필터를 사용하였으며, 상대평가를 위해 LMS 알고리즘을 이용한 TDL 구조의 선형 FIR 적응필터와 비교하였다.

$$n'(k) = 0.7n(k) \quad (10)$$

$$n'(k) = \tanh\{n(k)\} \quad (11)$$

$$n'(k) = 0.25n'(k-1) + 0.1n'(k-2) + 0.5n(k) + 0.1n(k-1) - 0.2n(k-2) + 0.1n^2(k-2) + 0.08n(k-2)n'(k-1) \quad (12)$$

선형 및 비선형 적응필터 구조와 사용된 변수 값들은 최상의 잡음제거가 수행되도록 반복적인 실험을 통해서 결정하였다. FIR 필터의 경우 필터차수는 15개, 수렴율은 0.0012를 사용하였다. FNN 필터의 입력층, 히든층, 그리고 출력층 노드 개수는 각각 3, 4, 1개를 사용하여 전체 결합계수 수를 16개로 설정하였으며, 학습율은 0.03, 모멘텀율은 0.07을 사용하였다.

RNN 필터에서는 5(외부입력=3, 궤환입력=2), 2, 그리고 1개로서 12개의 결합계수를 사용하였으며 수렴율과 모멘텀율은 각각 0.013과 0.07을 사용하였다. 따라서 각 필터 계수 수는 비슷한 개수를 갖도록 하였으며 이러한 필터 구조는 선형 상관관계(식(10))와 비선형 상관관계#1(식(11))에 적용되었으나 식(12)와 같은 비선형 상관관계#2는 nonlinear autoregressive model로서 식(11) 보다 비선형성이 강화된 것으로 식(10)에 사용된 적응필터 구조로는 잡음제거에 한계가 있다. 따라서 필터구조는 FIR 필터의 경우 45차의 필터계수, 수렴율은 삼각파에는 0.0014을, 음성신호에는 0.002를 사용하였다.

FNN 필터에서는 각 층의 노드수는 각각 (5,7,1)개를 사용하여 전체 결합계수의 수를 42개로 하였으며, 삼각파의 학습율과 모멘텀율은 0.01과 0.07을, 음성신호에는 0.02와 0.1을 각각 사용하였다. RNN에서는 (9(외부입력=5, 궤환입력=4), 4, 1)의 구조로 전체 40개 결합계수를 사용하였고, 삼각파의 학습율과 모멘텀율은 0.03과 0.07을, 음성신호에는 0.01과 0.04를 각각 사용하였다.

3.1 삼각파 실험

그림 4는 1[kHz]로 샘플된 주기 삼각파에 신호대 잡음비가 3[dB]가 되도록 잡음이 포함된 주입력 신호의 일부분을 보여주고 있다. 전체 2000 샘플중 전반부 500 샘플은 학습신호로 후반부 1500 샘플은 시험신호로 사용하였다.

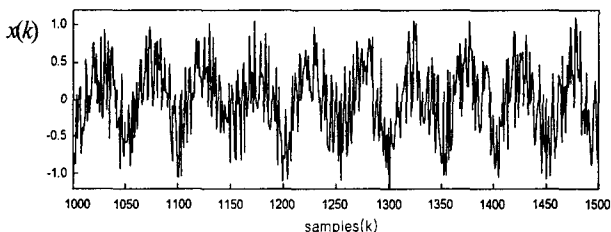


그림 4. 백색잡음이 섞인 삼각파
Fig. 4. Triangular wave with white noise

선형전송모델에 대한 실험결과에서 모든 적응필터가 만족스런 잡음제거를 수행하였다. 시간영역에서 잡음제거 성능의 정량적인 비교를 위해 다음 식과 같이 정의된 평

균자승오차(MSE)를 사용하였으며, 여기서 N 은 학습 및 시험 데이터 구간을 나타낸다.

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \{s(k) - e(k)\}^2 \quad (13)$$

삼각파에 대해 위 식을 사용하여 계산된 결과는 표 1에 나타나 있는데 각 필터간에 큰 차이가 없다. 일반적으로 비선형 필터는 선형필터 특성을 포함하므로 이는 예상된 결과이며 선형 상관관계의 경우 선형 및 비선형 필터의 잡음제거 성능은 거의 같음을 의미한다.

표 1. 선형 상관관계에서의 MSE 비교
Table 1. MSE comparison in linear correlation

시험신호	필터구조	학습데이터	시험데이터
삼각파	FIR	4.0×10^{-4}	3.9×10^{-4}
	FNN	3.8×10^{-4}	3.4×10^{-4}
	RNN	4.0×10^{-4}	3.9×10^{-4}
음성신호	FIR	8.8×10^{-5}	8.5×10^{-5}
	FNN	8.1×10^{-5}	7.5×10^{-5}
	RNN	8.8×10^{-5}	8.4×10^{-5}

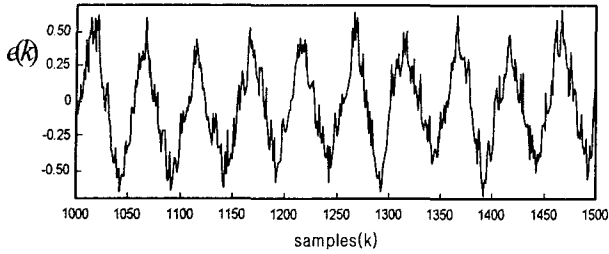
또한, 주파수 영역에서의 잡음제거 성능을 분석하기 위해 식(14)와 같이 정의된 식을 사용하여 원 신호에 대한 적응잡음제거기 출력의 주파수 비를 계산하였다.

$$\frac{\sum_{k=1}^N |E\{f\} = \text{fft}[e(k)]|^2 / N}{\sum_{k=1}^N |S\{f\} = \text{fft}[s(k)]|^2 / N} \quad (14)$$

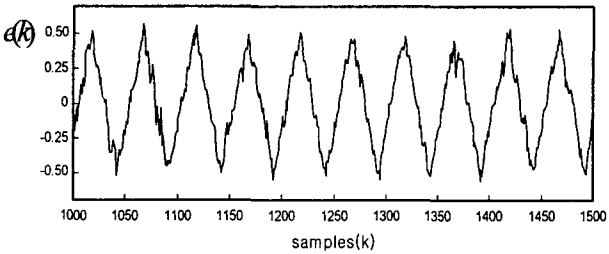
여기서 N 은 시험데이터 구간을 나타낸다. 잡음제거가 완벽하게 이루어질수록, 즉, 원신호에 가깝게 추정될수록 주파수 비의 값은 1에 수렴되어야 하며 1 보다 크거나 작을 경우 원신호에 포함되어 있지 않는 의사(spurious) 주파수가 적응잡음제거기를 통과하면서 발생됨을 의미한다. 선형상관관계에서 삼각파에 대한 필터간의 비교는 표 4에 나타나 있으며 시간영역에서의 결과와 마찬가지로 주파수 영역에서도 각 필터간의 차이가 거의 없음을 알 수 있다.

그림 5는 비선형 모델#2인 식(12)에 대한 결과로서 이 경우 신호대 잡음비가 4.6[dB]로 하여 실험하였으며, 식(13)과 (14)를 사용한 정량적 실험결과는 표 2와 같다. 비선형 모델에 대한 실험결과에 의하면 비선형 모델#1에 대해서 FIR 적응필터의 경우 만족스런 잡음제거를 수행하지 못한 반면 신경망에 의한 비선형 적응필터는 효과적으로 잡음을 제거하였다. 신경망 비선형 적응필터는 FIR 선형 적응필터에 비해 시험데이터의 경우 8.45[dB] 이상의 우수한 잡음제거 성능을 보여주었으며, RNN과 FNN

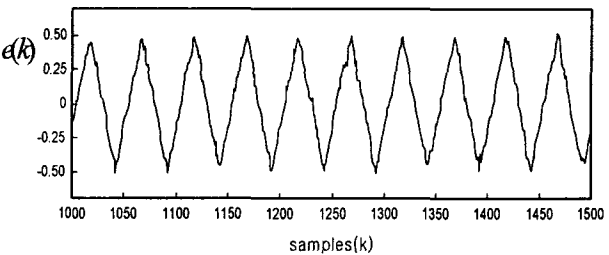
적응필터의 오차 차이는 거의 없음을 확인하였다. 표 4의 주파수 영역에서도 시간영역에서와 같이 필터간의 잡음 제거 성능 차이를 확인할 수 있다.



(a) FIR 필터



(b) FNN 필터



(c) RNN 필터

그림 5. 삼각파에 대한 실험결과 (비선형 상관관계)
Fig. 5. Experimental results for triangular wave (nonlinear correlation)

표 2. 삼각파에 대한 MSE 비교 (비선형 상관관계)
Table 2. MSE comparison for triangular wave (nonlinear correlation)

잡음전송	필터구조	학습데이터	시험데이터
비선형 모델 #1	FIR	193×10^{-4}	225×10^{-4}
	FNN	3.3×10^{-4}	3.0×10^{-4}
	RNN	2.8×10^{-4}	2.8×10^{-4}
비선형 모델 #2	FIR	363×10^{-4}	377×10^{-4}
	FNN	51×10^{-4}	54×10^{-4}
	RNN	22×10^{-4}	21×10^{-4}

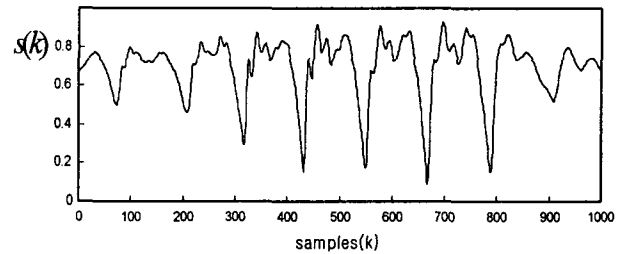
비선형 모델#2는 모델#1 보다 비선형 특성이 강한 모델

로서 FIR 필터의 적응잡음제거기는 잡음을 효과적으로 제거하지 못하였다(그림5(a)). FNN 필터는 FIR 필터 결과와 같은 심각한 성능저하는 없었지만 복원된 신호에 잡음성분이 일부 존재하였으며 RNN 적응필터를 이용한 적응잡음제거기는 우수한 잡음제거가 이루어졌다.

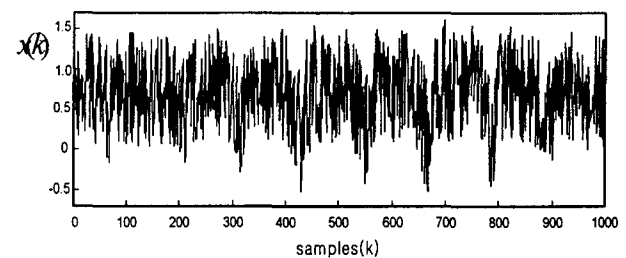
표 2에 의하면 FNN 적응필터는 선형필터에 비해 약 8.45[dB]의 잡음제거 성능을 보여주었으며, 신경망 필터에서 RNN 적응필터는 FNN 필터보다 3.98[dB] 우수한 성능을 나타내었다. 이러한 결과는 표 4의 주파수 영역에서도 반영되어 있으며 RNN 구조가 잡음 주파수를 효과적으로 제거함을 알 수 있다. 따라서 비선형 상관관계에 대해서는 신경망에 의한 비선형 적응필터가 선형필터보다 우수한 광대역 잡음제거를 수행함을 알 수 있으며, RNN 적응필터는 비선형 상관관계가 강한 경우에도 효과적으로 잡음을 제거할 수 있는 적응필터임을 확인하였다.

3.2 음성신호 실험

비정적 특성을 갖는 음성신호에 대한 잡음제거 성능을 조사하기 위해 남성의 음성을 11[kHz]로 샘플링해서 얻은 1000개의 데이터(그림 6(a))로 실험하였으며, 전반부 500 샘플은 학습신호로 후반부 500 샘플은 시험신호로 사용하였다.



(a) 원 음성신호



(b) 백색잡음이 섞인 음성신호

그림 6. 실험에 사용된 음성신호
Fig. 6. Speech signal used in an experiment

선형 상관관계의 경우 시험신호의 신호대 잡음비를 4.8[dB]로 하였으며(그림 6(b)) 시간영역에서의 MSE 비교와 주파수 영역에서의 정량적인 비교는 표 1과 4에 나타나 있다. 음성신호도 삼각파 실험결과와 같이 모든 필터에 대해 잡음제거가 효과적으로 이루어짐을 확인하였

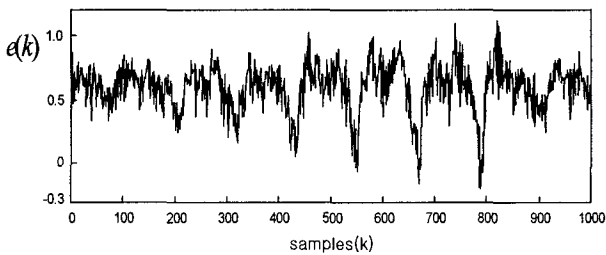
으며 각 필터간의 성능차이가 유사하였다.

비선형 상관관계 모델에 대한 정량적인 비교는 표 3과 같으며, 그림 7은 비선형 모델#2에 대한 결과로서 주입력의 신호대 잡음비가 5[dB]로 하여 실험하였다.

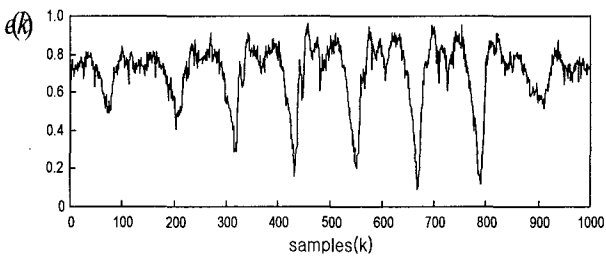
표 3. 음성신호 MSE 비교 (비선형 상관관계)

Table 3. MSE comparison for speech signal (nonlinear correlation)

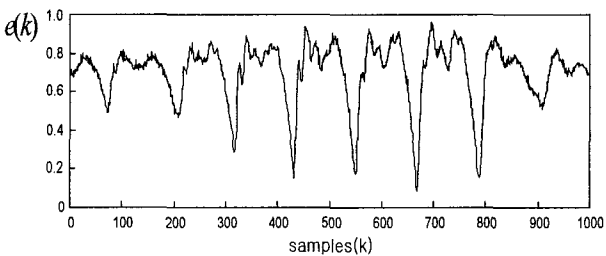
잡음전송	필터구조	학습데이터	시험데이터
비선형 모델 #1	FIR	159×10^{-4}	155×10^{-4}
	FNN	10.0×10^{-4}	7.2×10^{-4}
	RNN	4.3×10^{-4}	2.8×10^{-4}
비선형 모델 #2	FIR	233×10^{-4}	211×10^{-4}
	FNN	13.0×10^{-4}	14.0×10^{-4}
	RNN	8.0×10^{-4}	7.4×10^{-4}



(a) FIR 필터



(b) FNN 필터



(c) RNN 필터

그림 7. 음성신호 실험결과 (비선형 상관관계)
Fig. 7. Experimental results for speech signal (nonlinear correlation)

실험결과에 의하면 비선형 모델#1은 삼각과 실험과 같이 FIR 필터의 경우 잡음제거가 제대로 수행되지 못하였으며, 신경망 적응필터는 FIR 필터에 비해 잡음제거 성능이 매우 우수하였다. 한편 FNN 필터는 잡음제거가 어느 정도 이루어졌으나 만족스런 잡음제거를 보여주지 못하였으며 RNN 필터는 효과적으로 잡음제거를 수행하였다. 표 3의 MSE 비교에서도 FIR 구조는 신경망 구조에 비해 상대적으로 큰 값을 보여주고 있어 잡음제거가 제대로 이루어지지 않음을 확인할 수 있으며, RNN 필터는 FNN 필터보다 3.0[dB] 이상 우수한 잡음제거 성능을 보여주었다. 표 4의 주파수 영역에서도 신경망 필터가 선형 필터보다 효과적으로 잡음제거를 수행함을 알 수 있다.

비선형 모델#2에 대한 실험결과도 비선형 모델#1의 결과와 유사한 잡음제거 성능을 보여주었다. 표 3에서 FNN 적응필터는 선형필터에 비해 약 11.76[dB] 우수한 잡음제거 성능을 보여주었으며, 신경망 필터 중에서는 RNN 필터가 FNN 필터보다 약 3.0[dB] 우수하였다. 표 4의 주파수 영역에서도 시간영역에서의 결과와 유사한 내용을 보여주고 있다. 따라서 음성신호의 경우 비선형 상관관계에 대해서 신경망 잡음제거기가 효과적으로 광대역 잡음제거를 수행하였으며, 특히 RNN 필터의 잡음제거기는 비선형성이 강한 상관관계에서도 비정적 음성 신호의 복원능력이 우수하였다.

표 4. 주파수 영역에서의 성능비교

Table 4. Performance comparison in frequency domain

시험신호	잡음경로	FIR	FNN	RNN
삼각과	선형	1.0071	1.0008	0.9992
	비선형#1	1.3400	1.0059	0.9997
	비선형#2	1.7429	1.0545	0.9939
음성신호	선형	1.0036	1.0035	1.0017
	비선형#1	1.0237	1.0125	1.0112
	비선형#2	0.7436	1.0232	1.0152

삼각과와 음성신호에 대한 실험결과를 요약하면 주입력의 잡음신호와 기준입력 신호사이 선형 상관관계일 경우 FIR 선형필터와 신경망 비선형 필터간의 성능차이는 거의 없었으며, 비선형 상관관계의 경우 FIR 선형잡음제거기로는 잡음제거를 효과적으로 수행할 수 없었으며, 신경망 비선형 잡음제거기는 훨씬 우수한 잡음제거를 수행하였다. 그러나 비선형 상관관계가 큰 경우 FNN 적응필터는 잡음제거 성능에 한계가 있었으며 FNN 보다 동특성이 향상된 RNN은 신호복원을 효과적으로 수행함으로써 더 우수한 광대역 잡음제거 결과를 얻을 수 있었다. 구체적으로 비선형성이 강한 상관관계에 대해 RNN 적응잡음제거기는 기존의 FIR 적응잡음제거기 보다 10[dB] 이상 성능향상을 보여 주었으며, FNN 적응잡음제거기보다 1.76-3.0[dB] 이상 우수하였다.

IV. 결론

본 논문에서는 광대역 시변 잡음제거를 위해 적응잡음제거기의 적응필터로 사용되고 있는 기존의 선형구조 필터의 단점을 보완하고 성능을 향상시키기 위해 비선형 적응필터로 신경망을 이용한 적응잡음제거기를 제안하고 있다. 실험결과에 의하면 주입력의 잡음신호와 기준입력간에 선형관계가 있는 경우는 기존의 선형필터나 신경망에 의한 비선형필터 모두 예상했던 것과 같이 효과적인 잡음제거를 수행하였으며 각 필터간의 잡음제거 성능에는 큰 차이가 없었으나, 비선형 상관관계의 경우 기존 선형 적응필터는 심각한 성능저하를 보여 주었고 제안된 신경망 적응잡음제거기는 광대역 시변 잡음신호를 효과적으로 제거하였다. 특히, 리커런트 신경망 적응필터는 순방향 신경망 보다 강한 비선형 상관관계에 대해 더 우수한 성능을 보여줌으로써 동특성이 우수한 신경망은 비정적 광대역의 시변 잡음신호 제거에 효과적인 비선형 적응필터로 사용할 수 있음을 확인하였다.

접수일자 : 2002. 2. 15 수정완료 : 2002. 4. 26

[참고문헌]

[1] S. A. Billings and C. F. Fung, "Recurrent Radial Basis Function Networks for Adaptive Noise Cancellation", *Neural Networks*, vol. 8, no. 2, pp. 273-290, 1995.

[2] I. Patas and A.N. Venetsanopou, *Nonlinear Digital Filters, Principles and Applications*, Boston: Kluwer Academic Publishers, 1990.

[3] Y. Papananos and D. Anastassiou, "Analysis and VLSI architecture of a nonlinear edge-preserving noise-smoothing image filter", *IEEE Proc-Pt. Circ., Dev. and Syst.*, vol. 138, no. 4, pp. 433-440, 1991.

[4] B. Widrow and S. D. Stearns, *Adaptive Signal Processing*, Englewood Cliffs, N.J., Prentice-Hall, Inc., 1985.

[5] G. H. Park and Y. H. Pao, "System Identification and Noise Cancellation via neural-Net computing", *Pro. of IEEE Int. Conf. on Neural Networks*, vol. 7, pp. 4718-4723, Orlando, USA, 1994

[6] A. Miyazaki and M. Nakata, "A new adaptive algorithm of adaptive digital filters using neural networks", *Proc. Int. Symp. Circuits and Systems*, vol. 3, pp. 1388-1391, 1991.

[7] H. K. Kwan and Q. P. Li, "New Nonlinear Adaptive FIR Digital Filter for Broadband Noise

Cancellation", *IEEE Trans. on circuits and systems-II: Analog and digital signal processing*, vol. 41, no. 5, pp. 355-360, May 1994.

[8] B. Kosko, *Neural Networks for Signal processing*, Prentice-Hall International, 1992

[9] S. Haykin, *Adaptive Filter Theory*, 2nd edition, Englewood Cliffs, N.J., Prentice Hall, Inc., 1991.

[10] J. L. Elman, "Finding structure in time", *Cognitive Science*, vol. 14, pp. 179-211, 1990.

[11] S. Haykin, *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*, Prentice Hall Inc., Upper Saddle River, N.J., 1999.



곽우혁(Woo-Hyuk Kwak)
 準會員
 1997년 금오공과대학교
 전자제어공학과 (공학사)
 1999년 금오공과대학교
 전자제어공학과 (공학석사)
 2002년-현재 (주)와치텍 근무

관심분야 : 신경회로망, 아날로그/디지털 영상신호 분석



최한고(Han-Go Choi)
 正會員
 1979년 경북대학교
 전자공학과 (공학사)
 1988년 Univ. of Florida
 전기공학과 (공학석사)
 1992년 Univ. of Florida 전기공학과
 (공학박사)

1979년-1986년 국방과학연구소 근무
 1993년-현재 금오공과대학교 전자공학부 부교수
 관심분야: 디지털 신호처리, 신경회로망, 패턴인식, 의용공학