

백프로퍼게이션의 신경회로망을 이용한 적응잡음제거기 구현

추형석 · 안종구
울산대학교 전자공학과

<요약>

본 논문에서는 다층 신경회로망의 구조를 가지며, 백프로퍼게이션 학습 알고리즘을 이용한 적응신호처리 시스템을 구현하였다. 최소자승 알고리즘을 이용한 적응 잡음 제거기는 기준 신호와 잡음과의 상관도에 영향을 많이 받고, 신호가 잡음에 비하여 상대적으로 작은 경우에 한계를 보이고 있다. 이와 같은 잡음에 대하여 본 논문에서 제안된 시스템은 좋은 성능을 보인다. 또한, 은닉층의 수와 노드 수를 다르게 구성했을 경우에 시스템의 출력력에 미치는 결과에 대하여 분석하였다. 제안된 적응 신호처리 시스템의 장점을 알아보기 위하여 성능 평가의 기준이 되는 최소자승 알고리즘을 이용한 시스템과 비교하였다.

Design of the Adaptive Noise Canceler using Neural Network with Backpropagation Algorithm

Hyung Suk Chu · Chong Koo An
Dept. of Electronics Eng., Univ. of Ulsan

<Abstract>

In this paper, the adaptive noise canceler using neural network with backpropagation is designed. The adaptive noise canceler using the least mean square algorithm has the large correlativity of the reference signal and shows the limitation when the signal is relatively small to the noise. The system proposed in this paper plays an important role in denoising these signals. In addition, the experiments are carried out to analyze

the effects of the number of hidden layers and nodes about the system. The performance of the proposed adaptive noise canceler is compared with that of the system which is used the least mean square algorithm.

I. 서론

신호처리의 가장 기본적인 목적의 하나로 본래의 신호에 잡음이 첨가될 경우, 측정된 신호로부터 본래의 신호를 찾아내는 것을 들 수 있다. 이러한 경우 측정된 신호에 어떠한 처리를 하여 그 중에서 필요한 성분만 추출해 내어야 하는데, 입력신호는 확정 신호이지만 변동하는 경우, 혹은 입력신호가 확률 과정으로 그 통계적 성질이 변화하는 경우 등에는 시스템에 요구되는 특성을 설계 단계에서 완전히 규정하는 것은 불가능하다. 이러한 경우의 신호처리에서는 환경의 변화에 따라 시스템의 특성이 변화하는 적응 신호처리 시스템이 필요하다.[1][2] 신호처리 분야에서 많이 이용되고 있는 신경회로망(Neural network)은 비선형적 처리 단위인 뉴런(Neuron)으로 구성 되기 때문에 입력 신호의 비선형적인 환경 처리에 유용하고, 학습신호에 따라 신호의 통계적 특성을 쉽게 추출할 수 있으며, 학습능력 또한 뛰어나다. 이러한 신경회로망에서 은닉층의 수와 각 은닉층의 노드 수가 학습율과 시스템 출력값에 어떠한 영향을 주고 있는가에 대하여 연구가 계속 진행되고 있다[3].

본 논문에서는 어떠한 비정적(Nonstationary) 수신신호에서 신호 대 잡음비를 높이기 위하여 다층 신경회로망 구조를 갖고 백프로퍼게이션 알고리즘[3]으로 가중치 벡터를 개선시키는 적응 필터(Adaptive filter)로 구성된 적응잡음제거기(Adaptive noise canceler)를 구현하였다. 여기에서 한 개의 은닉층을 갖는 구조와 여러 개의 은닉층으로 구성된 신경회로망이 시스템 출력에 미치는 영향과 각 은닉층에서 노드 수의 영향을 분석하였으며 제안된 시스템의 성능을 알아보기 위하여, 자승평균 알고리즘의 적응잡음제거기를 이용하여 수신신호에 섞인 잡음을 제거할 수 있는 신호 대 잡음비와 잡음제거효과를 실험을 통하여 확인하였다.

II. 시스템구조

1. 적응 잡음 제거기

어떠한 신호에서 신호 대 잡음비를 높이기 위하여 적응 신호처리 알고리즘을 이용하여 입력 신호에서 잡음을 제거하는 신호처리 시스템이다. 일반적으로 수신 신호에서 잡음을 제거하는 방식은 출력측에서 잡음의 평균 전력이 오히려 증가하는 결과가 나올 수 있다 [1]. 그러나 필터링과 연산 과정에서 적응 신호처리의 제어가 잘 이루어지면 아주 뛰어난 성능을 얻을 수 있다. 그럼 1에서와 같이 시스템에 입력되는 신호는 주센서(Primary sensor) 와 기준센서(Reference sensor)에서 나오는 2개의 신호가 사용된다. 기준센서는 정보신호 $s(n)$ 과는 상관성이 없고, 잡음 $v_0(n)$ 과는 상관성이 있는 신호인 $v_1(n)$ 을 입력받는다. 여러값은 적응 필터의 가중치 벡터를 경신하는데 이용되고, 또한 시스템의 출력신호

와 같다. 그림 2에서는 본 논문에서 제안한 시스템 구조를 보여주고 있다. 그림 1에서 잡음을 제거하기 위한 기준신호가 따로 필요한 구조와는 달리, 잡음이 섞인 수신신호가 주센서(Primary sensor)와 기준센서(Reference sensor)로 입력되고 있다. 주신호에서 적응필터의 출력값을 뺀 에러값은 가중치 벡터를 경신시키는데 이용되고 시스템 출력은 적응필터의 출력값과 같다. 그림 2에서 신경망을 이용하여 구성한 적응 필터는 다음 절에서 언급하였다.

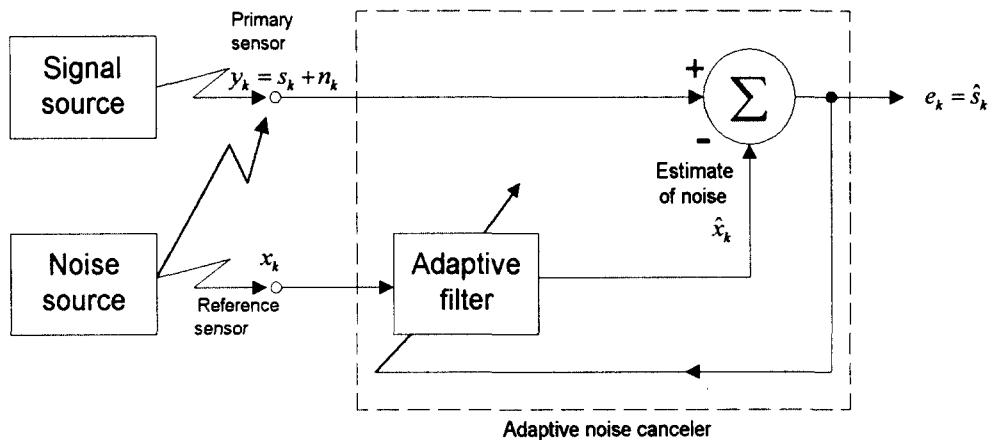


그림 1. 적응 잡음 제거기의 구조.

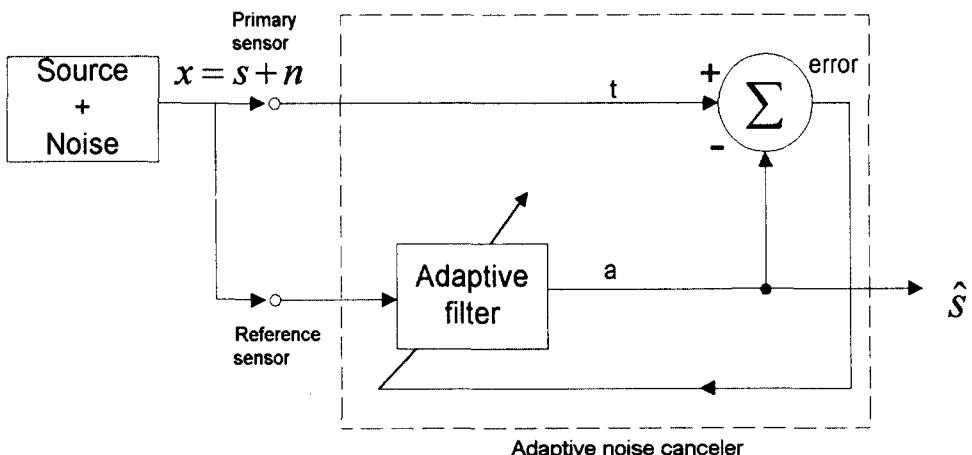


그림 2. 신경망을 이용한 적응 잡음제거기

2. 신경망을 이용한 적응 필터 구조

본 논문에서 제안한 신경망은 입력 신호를 전방으로 전개시키면서 출력값을 얻는 피드백이 없는 구조이고, 각 층의 노드들은 인접한 층의 각 노드와 연결되지 않고 바로 앞의 노드와만 연결되며, 로그시그모이드층(Log-sigmoid layer)과 선형층(Linear-layer)으로 구성되어 있다. 이와 같은 구조를 갖는 신경회로망은 함수 근사화 (Function Approximation)를 위한 네트워크로서 많이 사용되고 있으며, 네트워크 파라미터(Network parameter)들의 개선값에 대하여 네트워크 응답은 유연하게 반응하기 때문에 은닉층에서 충분한 노드 수가 주어지면 거의 모든 함수를 근사화 시킬 수 있다.[3] 그림 3에서 입력신호는 n 번 지연되어서 첫 번째 은닉층의 바로 앞 노드로 입력된다. 은닉층의 전달함수는 후향전파(Backpropagation) 알고리즘으로 학습되는 다층 신경망 구조에서 많이 이용되고 있는 로그시그모이드(Log-sigmoid) 함수를 이용하였고, 각 노드의 출력은 인접 층의 앞 노드에서만 연결된다. 그리고 한 개의 은닉층을 갖는 시스템과 여러 개의 은닉층을 갖는 시스템을 각각 구성하였다. 출력층은 한 개의 노드로 구성되고 은닉층의 각 노드의 값을 합하는 역할을 한다. 전달 함수는 선형(Linear) 함수를 이용하였고, 여기서 시스템의 출력을 얻을 수 있다.

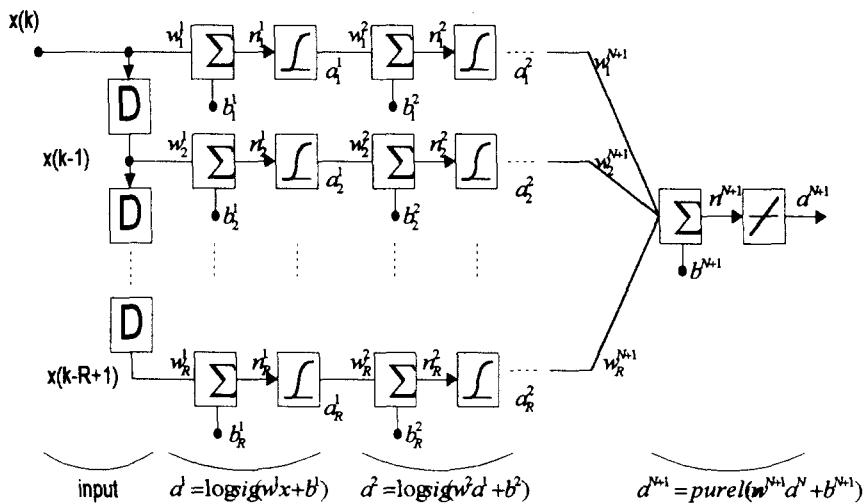


그림 3. 적응필터의 신경회로망 구조

III 백프로퍼 게이션 알고리즘

백프로퍼 게이션 알고리즘은 최소자승(Least mean square) 알고리즘의 비선형적인 확장이며, 다층 신경회로망을 학습하는데 이용된다. 단층 신경회로망에 적용되는 최소자승 알고리즘에서처럼 최급강하법(Steepest descent method)을 이용하기는 하지만 미분을 구하

는 방법은 서로 다르다. 단층(Single-layer)에서는 에러(error)값이 가중치(Weight) 벡터에 대한 선형적인 함수관계에 있기 때문에 쉽게 계산되지만, 비선형 전달함수를 갖는 다층(Multi-layer)에서는 가중치 벡터와 에러 사이의 관계가 복잡하므로 편미분(Chain-rule)을 여러번 반복적으로 적용하여 에러값을 구한다. 또한 감도(Sensitivity)를 구할 때에는 마지막 층으로부터 계산해야 하므로 후향전파(Backpropagation)라는 용어가 생겨났다. 은닉층을 가진 다층 신경회로망에서 백프로퍼게이션 학습 알고리즘을 사용함으로써 선형 분리 문제 뿐만 아니라 여러 가지 문제점들을 해결할 수 있었다[3][5].

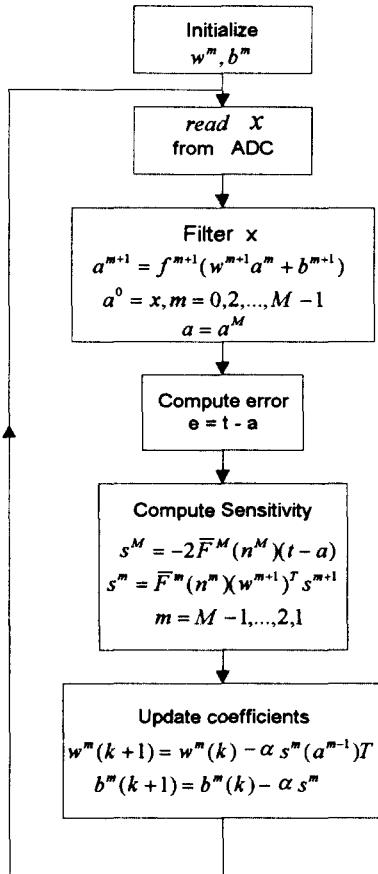


그림 4. 백프로퍼게이션 알고리즘의 순서도.

IV. 실험

실험을 위한 입력에는 그림 5에서 보인 비정적(nonstationary) 신호를 입력하고, 잡음으

로는 가우시안(Gaussian) 신호를 이용하여, 각각 1100개의 표본(sample)을 취하였다. 실험의 진행은 입력의 신호 대 잡음비를 10dB에서 -26dB까지 변화시키면서 입력잡음에 대한 출력에서의 잡음비를 1100개의 값($t = 1 \sim 1100$)의 전구간에 대하여 계산하였다.

우선 많이 이용되고 있는 최소자승(Least mean square) 알고리즘을 이용한 적응 잡음 제거기(Adaptive noise canceler)의 잡음 제거 성능을 실험하였다. 여기에서 적응 필터(adaptive filter)는 FIR(finite impulse response) 필터의 구조를 갖고, 기준신호로는 정보신호에 섞인 잡음을 미리 알고 있다는 가정하에 상관도를 변화시키면서 성능을 비교하였으며, 가중치벡터의 수를 3, 8, 16개의 경우에 대하여 실험하였고 학습율은 0.01로 하였다. 제안된 시스템에서 입력신호는 목표신호와 기준신호로 이용되고, 적응 필터를 구성하는 신경회로망은 전체 노드수를 같게 하여 은닉층의 수를 변화시키면서 성능을 비교하였다. 다시 말하면 한 개의 은닉층을 갖는 구조의 노드들을 여러 개의 은닉층으로 나누어 구성하였고, 또한 각 은닉층에서 노드 수의 영향을 알아보기 위하여 노드 수를 다르게 하였고, 신경회로망에 대한 학습율은 0.01로 하였다.

실험을 위한 신경회로망 중에서, 그림 6에서는 자연된 신호의 입력층과 한 개의 은닉층에서 출력층으로 연결된 신경회로망을 보였다. 그리고 은닉층에서의 노드 수를 6, 12, 18개로 다르게 하여 실험하였다. 그림 7에는 한 개의 은닉층을 갖는 구조에서의 노드들을 두 개의 은닉층으로 나누어 연결한 신경회로망을 보였고, 그림 8에는 세 개의 은닉층으로 나누어 구성된 신경회로망을 보였다.

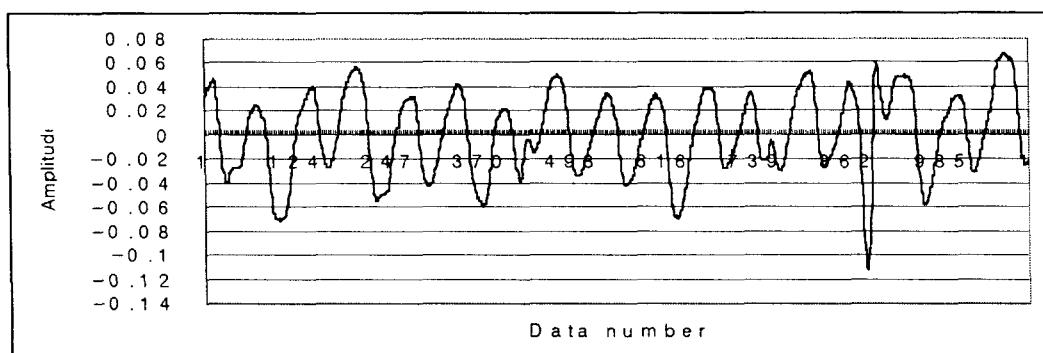


그림 5. 비정적 정보신호

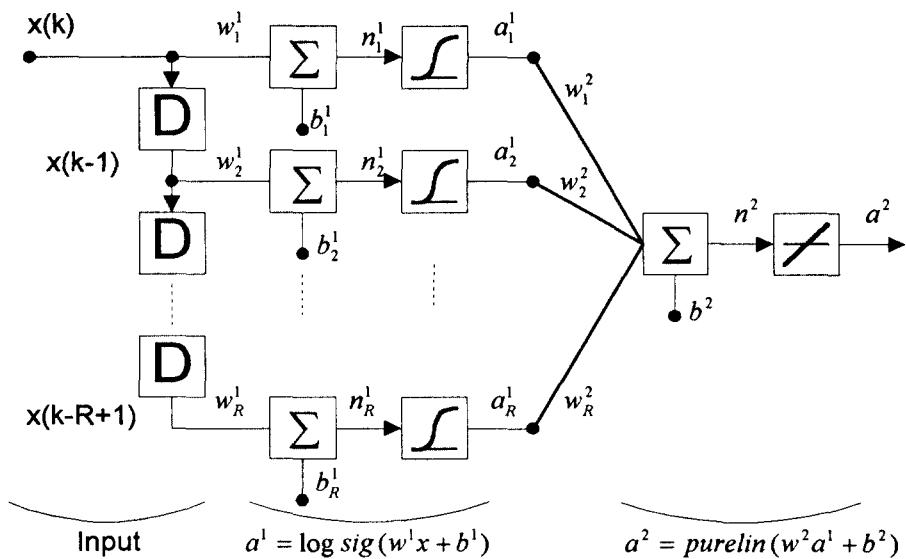


그림 6. 한 개의 은닉층을 갖는 신경회로망

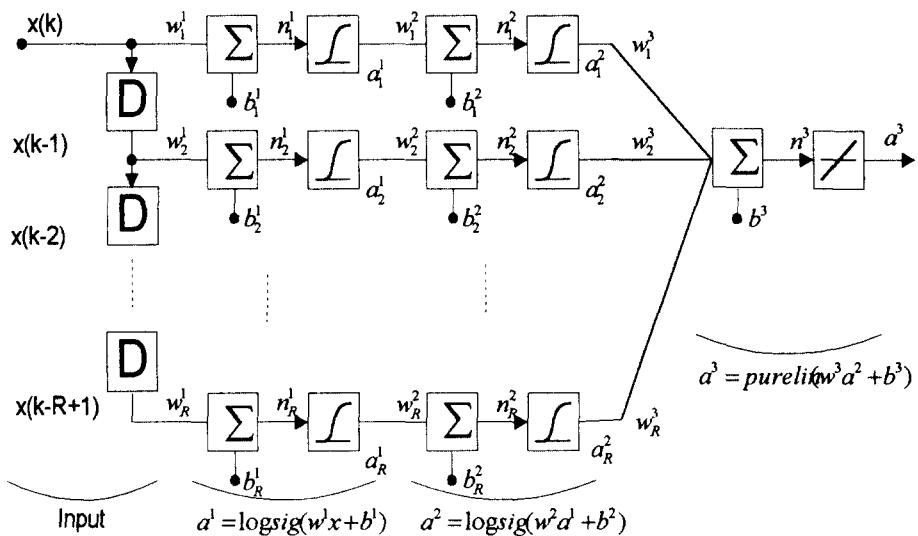


그림 7. 두 개의 은닉층을 갖는 신경회로망.

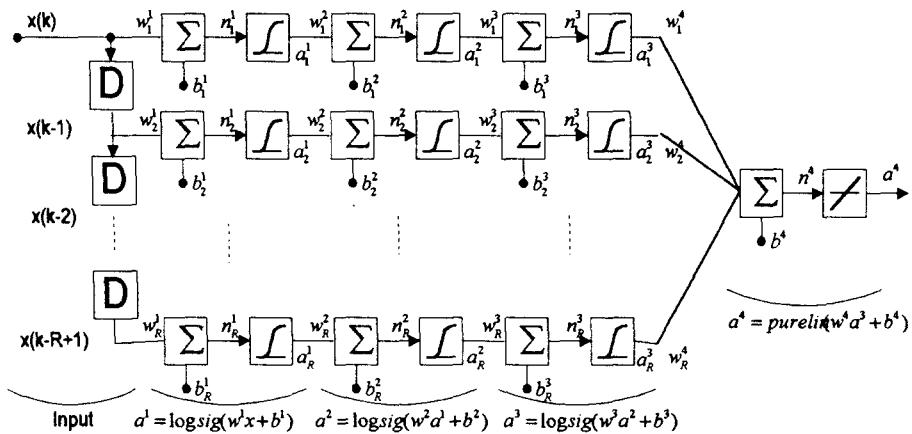


그림 8. 세 개의 은닉층을 갖는 신경회로망

V. 성능분석

1. 최소자승 알고리즘을 이용한 적응잡음제거기

기준신호는 정보신호에 섞인 잡음 $v(n)$ 을 이용한 경우와 $v(n)+0.7 \times v(n-1)$, $v(n)+0.4 \times v(n-1)$, $v(n)+0.1 \times v(n-1)$ 과 같이 상관도에 변화를 주어 입력하였다. 실험 결과는 그림 9에서처럼 가중치벡터 3개를 이용하였을 경우, 상관도가 가장 큰 기준신호 $v(n)$ 은 신호 대 잡음비가 -11dB 정도의 잡음까지는 잡음 제거 효과가 점차적으로 증가하면서 최고값 16.3dB의 잡음제거 효과 있었고, -11dB 보다 큰 잡음에서는 한계를 보였다. 그리고, 상관도를 달리한 기준신호 $v(n)+0.1 \times v(n-1)$ 을 입력하였을 때, -11dB의 신호 대 잡음비에서 16dB의 잡음제거 효과가 있었고, 상관도가 더 낮은 기준신호 $v(n)+0.4 \times v(n-1)$ 에서는 14.7dB, 상관도가 가장 낮은 기준신호 $v(n)+0.7 \times v(n-1)$ 일 경우에는 4.4dB의 잡음제거 성능을 보이는 것처럼 상관도가 낮은 기준신호일수록 잡음제거 효과가 좋지 않음을 확인할 수 있었다. 또한 잡음을 제거할 수 있는 신호 대 잡음비 역시 기준신호 $v(n)+0.7 \times v(n-1)$ 에서 -8dB 이상의 잡음에 대하여 한계를 보이는 것처럼, 상관도가 낮은 기준신호일수록 잡음 제거 가능한 신호 대 잡음비가 낮아짐을 알 수 있었다. 그리고, 가중치벡터의 수를 크게 하여 실험한 결과는 그림 10과 그림 11과 같이, $v(n)$ 보다 상관도가 낮은 기준신호를 입력하였을 경우에 잡음 제거 효과와 잡음 제거 가능한 신호 대 잡음비는 현저하게 낮아짐을 알 수 있었다. 따라서 가중치벡터 수의 증가는 잡음 제거 성능이 개선되지 않음을 확인할 수 있었다.

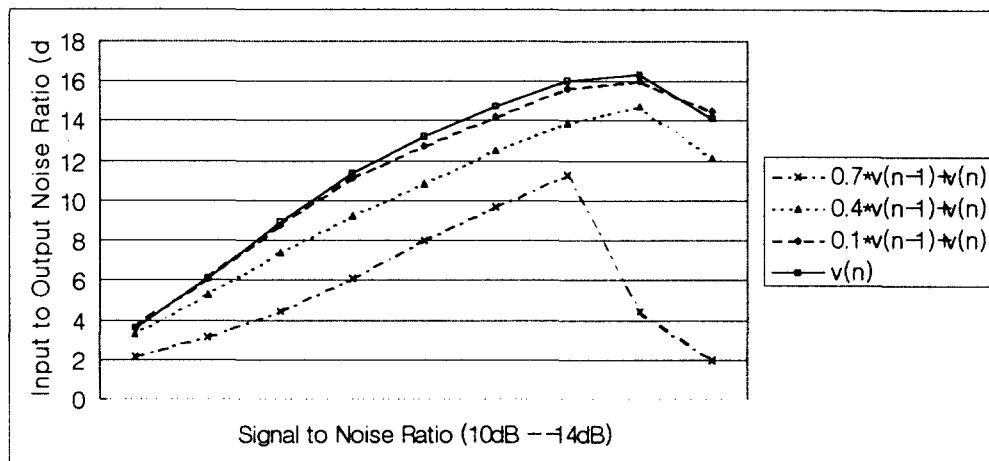


그림 9. 가중치벡터 3개 일때의 입력대출력잡음비

표 1. 가중치 벡터 3개를 사용한 결과치.

신호대잡음비(dB)	10	7	4	1	-2	-5	-8	-11	-14
$v(n)$	3.6	6.1	8.9	11.4	13.2	14.7	16	16.3	14.1
입력대출력잡음비(dB)									
$0.1*v(n-1)+v(n)$	3.6	6.1	8.8	11.1	12.7	14.2	15.6	16	14.5
입력대출력잡음비(dB)									
$0.4*v(n-1)+v(n)$	3.3	5.3	7.4	9.2	10.8	12.5	13.9	14.7	12.1
입력대출력잡음비(dB)									
$0.7*v(n-1)+v(n)$	2.1	3.1	4.4	6.1	8.0	9.7	11.3	4.4	2
입력대출력잡음비(dB)									

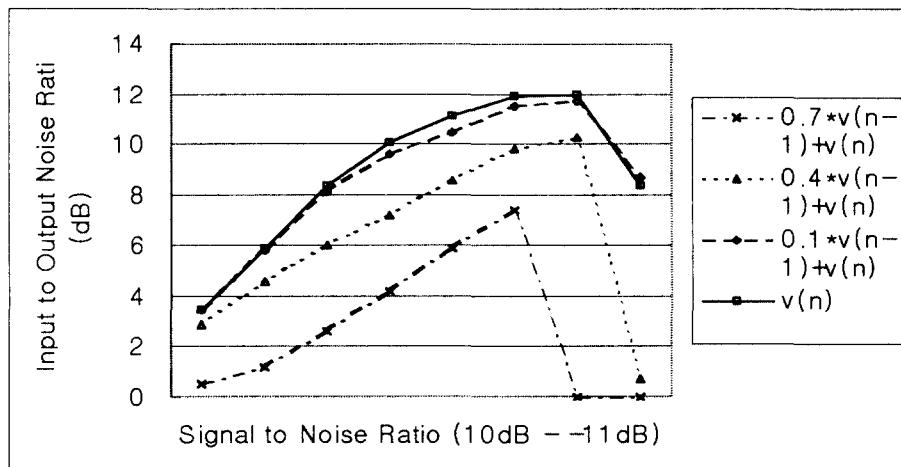


그림 10. 가중치벡터 8개 일때의 입력대출력잡음비

표 2. 가중치 벡터 8개를 사용한 결과치.

신호대잡음비(dB)	10	7	4	1	-2	-5	-8	-11
v(n)	3.5	5.9	8.4	10.1	11.1	11.9	12	8.4
입력대출력잡음비(dB)	3.5	5.8	8.1	9.6	10.5	11.5	11.7	8.7
0.1*v(n-1)+v(n)	2.9	4.6	6.0	7.2	8.6	9.8	10.3	0.7
0.4*v(n-1)+v(n)	0.5	1.2	2.6	4.2	5.9	7.4	-10	-28
입력대출력잡음비(dB)								
0.7*v(n-1)+v(n)								
입력대출력잡음비(dB)								

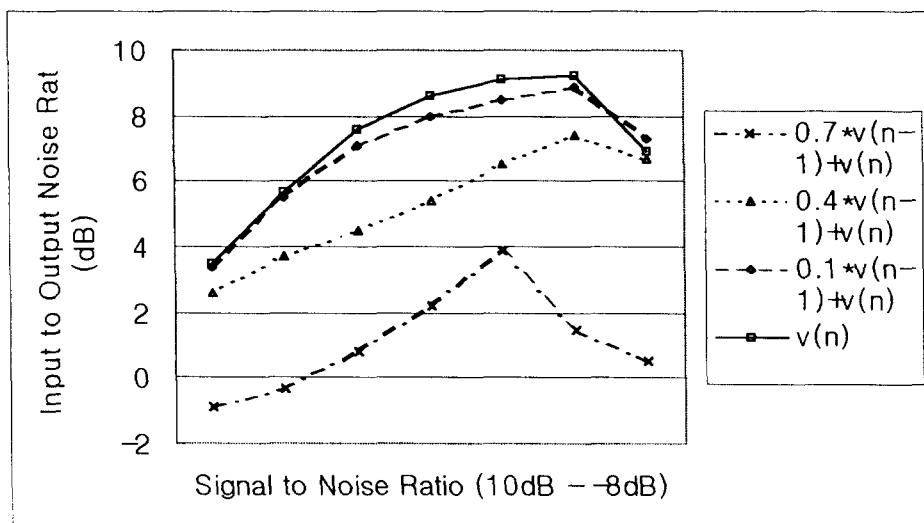


그림11.가중치벡터 16개 일때의 입력대출력잡음비

표 3. 가중치 벡터 16개를 사용한 결과치.

신호대잡음비(dB)	10	7	4	1	-2	-5	-8
v(n)	3.5	5.7	7.6	8.6	9.1	9.2	6.9
입력대출력잡음비(dB)	3.4	5.5	7.1	8.0	8.5	8.9	7.3
0.1*v(n-1)+v(n)	2.6	3.7	4.5	5.4	6.5	7.4	6.7
0.4*v(n-1)+v(n)	-0.9	-0.3	0.8	2.2	3.9	1.5	0.1
입력대출력잡음비(dB)							
0.7*v(n-1)+v(n)							
입력대출력잡음비(dB)							

2. 백프로퍼게이션 알고리즘을 이용한 적응잡음제거기

은닉층에서의 전체 노드 수가 6개일 때 실험한 결과는 그림 12와 같이, 은닉층이 1개일 때 신호 대 잡음비가 -5dB에서 약 7.3dB의 잡음제거 효과를 보이면서 증가하다가 -5dB 이상의 잡음에 대해서는 점차 감소함을 보였다. 그리고, 은닉층을 2개로 구성하였을 경우는 신호 대 잡음비가 -17dB의 잡음에 대하여 12.9dB의 잡음 제거 성능을 보였고, 은닉층이 3개일 경우는 신호 대 잡음비가 -26dB의 잡음에서도 16.5dB의 잡음 제거 효과를 보이면서 증가하였고, 같은 신호 대 잡음비에서 은닉층이 2개일 때는 4.6dB, 은닉층의 수가 1개일 때는 3dB의 잡음 제거 성능을 보였다. 그러므로 은닉층의 수를 크게 하여 신경회로망을 구성하였을 경우에 잡음 제거 성능이 크게 개선됨을 확인할 수 있었고, 최소자승 알고리즘을 이용한 실험에서 가중치벡터의 수가 3개일 때와 비교하여 잡음 제거 가능한 신호 대 잡음비가 -11dB에서 -26dB로 증가하였음을 알 수 있었다. 그리고, 신호 대 잡음비가 10dB의 작은 잡음에서는 은닉층이 1개일 경우에 -5.1dB, 은닉층이 2개일 때는 -7.9dB, 은닉층이 3개에서는 -8.8dB와 같이 입력 잡음에 대하여 출력에서 오히려 잡음이 증가되는 결과를 나타내었다. 그림 13에서는 전체 노드 수가 12개일 경우의 결과를 보였다. 노드 수가 증가할수록 -5dB 이상의 큰 잡음에는 잡음 제거 효과가 낮아졌고, -5dB 이하의 잡음에 대하여는 약간의 개선되는 것을 볼 수 있었다. 노드 수를 18개로 크게 하였을 경우에는 12개의 노드 수에서처럼 노드 수 6개에 비교하여 -5dB 이상의 잡음에서는 더 낮은 잡음 제거 성능을 나타내었고, -5dB 이하의 작은 잡음에서는 개선된 잡음 제거 성능을 그림 14에서 확인할 수 있었다.

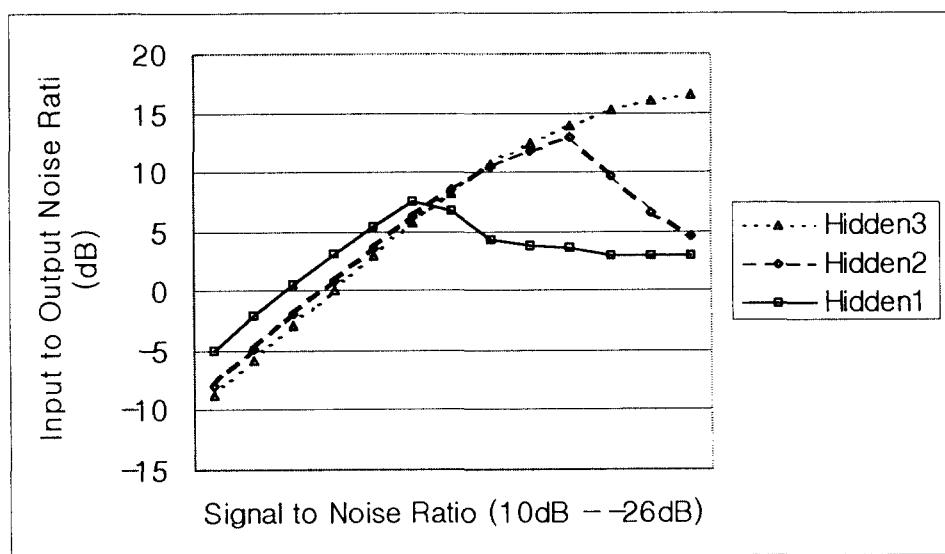


그림 12. 노드 수 6개 일 때의 입력대출력잡음비

표 4. 노드 수 6개를 사용한 결과치.

신호대잡음비(dB)	10	4	1	-2	-8	-14	-17	-23	-26
은닉층 1	-5.1	0.6	3.2	5.5	6.8	3.8	3.6	3.0	3.0
입력대출력잡음비(dB)									
은닉층 2	-7.9	-1.9	0.9	3.7	8.6	11.9	12.9	6.6	4.6
입력대출력잡음비(dB)									
은닉층 3	-8.8	-2.9	0.1	3.0	8.3	12.5	14	16	16.5
입력대출력잡음비(dB)									

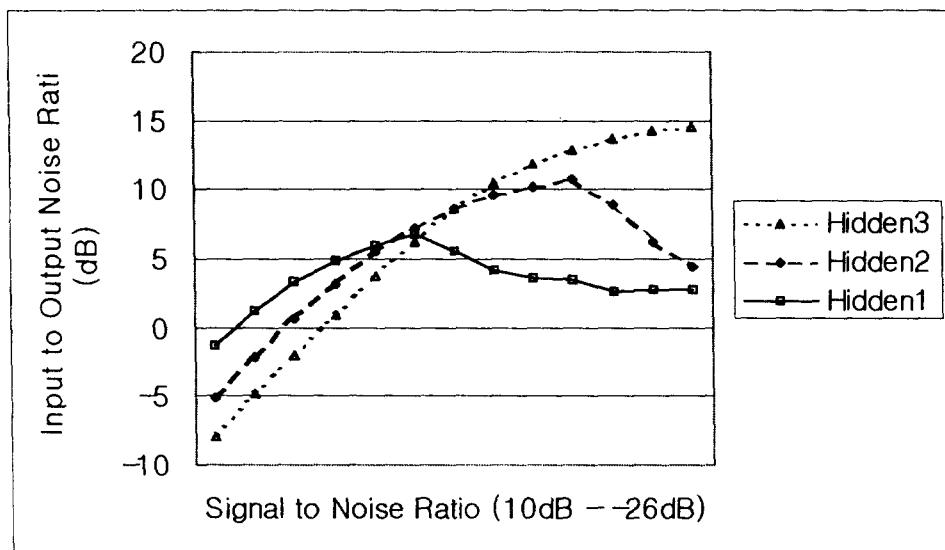


그림 13. 노드 수 12개 일때의 입력대출력잡음비

표 5. 노드 수 12개를 사용한 결과치.

신호대잡음비(dB)	10	4	1	-2	-8	-14	-17	-23	-26
은닉층 1	-1.3	3.3	4.9	6.0	5.6	3.6	3.4	2.7	2.7
입력대출력잡음비(dB)									
은닉층 2	-5.1	0.6	3.2	5.5	8.7	10.2	10.7	6.3	4.4
입력대출력잡음비(dB)									
은닉층 3	-7.9	-2.0	0.9	3.7	8.6	11.9	12.9	14.2	14.6
입력대출력잡음비(dB)									

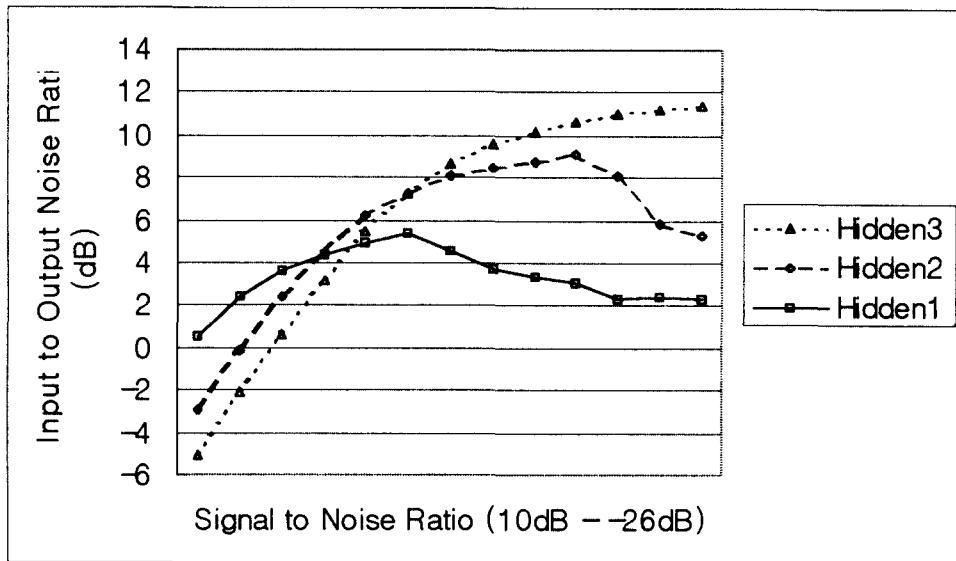


그림 14. 노드 수 18개 일때의 입력대출력잡음비

표 6. 노드 수 18개를 사용한 결과치.

신호대잡음비(dB)	10	4	1	-2	-8	-14	-17	-23	-26
은닉층 1 입력대출력잡음비(dB)	0.5	3.6	4.4	4.9	4.6	3.3	3.1	2.4	2.3
은닉층 2 입력대출력잡음비(dB)	-2.9	2.4	4.5	6.2	8.1	8.8	9.1	5.9	5.3
은닉층 3 입력대출력잡음비(dB)	-5.1	0.6	3.2	5.5	8.7	10.2	10.6	11.2	11.4

VI. 결론

본 논문에서는 신경회로망으로 구성되고 백프로퍼게이션 알고리즘에 의해 가중치벡터를 개선시키는 적응 필터와 기준신호가 필요없는 적응잡음제거기를 구현하였고, 잡음을 제거 할 수 있는 신호 대 잡음비가 약 -26dB의 잡음에 대하여 17dB정도의 잡음제거 성능을 나타내고 있고, 신호 대 잡음비가 -8dB 이상의 큰 잡음에 대하여도 좋은 성능을 보이고 있다. 또한 은닉층의 수가 시스템 출력에 중대한 영향을 미침을 알 수 있었다.

참고문헌

- [1] Simon Haykin, "Adaptive Filter Theory," Prentice-Hall, Inc., New Jersey, 1996.
- [2] B. Widrow, J.R. Glover, J.M. McCool, J. Kaunitz, C.S. Williams and R.H. Hearn, "Adaptive noise cancelling : Principles and applications," Proc. IEEE, 63(12), pp. 1692 ~ 1716, Dec. 1975.
- [3] Martin T. Hagan, Howard B. Demuth and Mark Beale, "Neural Network Design," PWS publishing co, 1996.
- [4] Mohamed Ibnkahla, "On the influence of the number of layers on the performance and convergence behavior of the Backpropagation Algorithm," ICASSP on Multidimensional Signal Processing, Neural Networks, Vol. 4, pp. 3209 ~ 3212, 1997.
- [5] P. J. Werbos, "Backpropagation theory time : what it is and how to do it," Proceedings of the IEEE, Vol. 78, pp. 1550 ~ 1560, October 1990.