

〈論 文〉

대칭 신경회로망과 그 응용에 관한 연구

나희승* · 박영진**

(1992년 3월 10일 접수)

A Study on the Symmetric Neural Networks and Their Applications

Hee-Seung Na and Youngjin Park

Key Words : Symmetric Neural Network(대칭 신경회로망), Constrained Neural Network(제한 신경회로망), Parameter Identification(변수 규명), Duct and Speaker Modeling(덕트와 스피커 모형화)

Abstract

The conventional neural networks are built without considering the underlying structure of the problems. Hence, they usually contain redundant weights and require excessive training time. A novel neural network structure is proposed for symmetric problems, which alleviate some of the aforementioned drawback of the conventional neural networks. This concept is expanded to that of the constrained neural network which may be applied to general structured problems. Because these neural networks can not be trained by the conventional training algorithm, which destroys the weight structure of the neural networks, a proper training algorithm is suggested. The illustrative examples are shown to demonstrate the applicability of the proposed idea.

기 호 설 명

- $W(k)$: k 번째 가중치
- $x(n)$: 입력값
- $y(n)$: 출력값
- $h(k)$: 임펄스 응답 또는 필터계수
- α : Sigmoid 함수의 기울기

큰 특징은 (1)병렬 분산처리, (2)학습, (3)폴트 톨러런트(fault tolerant)등인데, 이는 기존의 폰 노이만형 컴퓨터에서 구현하기 힘든 기능들이다. Fig. 1과 같이 동물신경계의 기본단위는 뉴우런이며 뉴우런은 중심의 체세포(soma and cell body)와 이로부터 뻗어나온 수상돌기(dendrite), 축색돌기(axon)라는 신경섬유로 구성되어 있다. 뉴우런

1. 서 론

신경회로망은 신경계의 특이한 구조와 기능을 보다 과학적으로 연구하여, 그결과로 상호연결된 뉴론에 의해 임의의 M 입력 차원공간을 N 차원 공간으로 매핑하는 수학적 모델이다⁽¹⁾. 신경회로망은 인간 두뇌의 정보처리 구조 및 과정을 반영하고 있을뿐만 아니라 그 특성도 잘 반영하고 있다. 가장

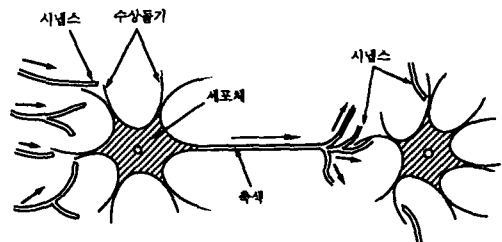


Fig. 1 Neuron

*한국과학기술원 기계공학과

**정회원, 한국과학기술원 기계공학과

은 신호를 한방향으로만 전달하며 수상돌기가 인접 뉴우런으로 부터 신호를 받아들이고 축색돌기가 신호를 내 보낸다. 축색돌기의 가지는 시냅스를 매체로하여 다른 뉴우런의 수상돌기에 접속되어 뉴우런의 출력을 다른 뉴우런의 입력으로 전송하여 준다. Fig. 2는 일반적으로 소개되고 있는 인공 뉴우런의 모델로서 시냅스가 연결강도(connection weight)이고 다른 뉴우런의 출력을 연결강도의 비율로 전달받아 이를 모아서 자기의 출력을 결정한다. 이를 유니트(unit) 또는 처리기(processing element)라 칭하며, 단독적으로 의미있는 기능을 수행하지 못하고 다만 다른 유니트간의 정보교환에 의한 총체적 기능의 한 부분일 뿐이다. 이에 따라 유니트를 이용한 임의의 기능체계를 구성하려면 반드시 유니트를 연결지어 망을 구성하여야 한다. 이러한 망을 신경회로망(neural network)이라 한다.

최근 신경회로망에 대한 연구가 활발해 지면서 현재까지 약 50여가지 이상의 신경회로망 모형들이 연구되고 있다. 대표적으로 홉필드신경망(hopfield net),⁽²⁾ 다층 퍼셉트론(multi-layer perceptron),⁽³⁾ self-organizing map⁽⁴⁾ 등이 있다. 이들 모두는 유니트들이 연결가중치를 통해 많은 다른 유니트들과 연결되어 있다는 점에서 공통이지만 다음의 세가지 점에서 보통 구분된다. 첫째 그들이 사용하는 학습규칙(learning rule)이 다르고, 둘째 그들을 구성하는 연결형태(topology)가 다양하며, 셋째 그들간의 연결 가중치(connection weight)들이 다르다. 그러므로 우리는 각 응용분야와 해결하고자하는 문

제에 잘 적용될수 있는 모형을 여러모형들 중에서 선별하여 사용하여야 한다. 이 논문에서는 Fig. 3과 같은 다층 퍼셉트론을 사용하기로 한다. 그리고 위에서 언급한 세가지점에서 다층퍼셉트론을 다시 살펴보아 해결하고자 하는 문제에 맞도록 다층퍼셉트론을 개선시켜 보기로한다. 따라서 본 연구의 목적은 제한조건을 갖는 문제를 풀기위한 새로운 형태의 다층퍼셉트론 설계및 이에 적합한 학습규칙을 적용하여 보다 간단한 구조와 빠른 학습시간을 갖는 신경망을 구성하는데 있다.

2. 대칭 신경회로망

2.1 다층 퍼셉트론(multi-layer perceptron)과 그 문제점

여기에서는 다층퍼셉트론의 학습 방법(learning rule)인 오류 역전파 알고리즘과 이 신경망이 어떻게 동작하는지를 고찰해 보고, 그 문제점을 살펴보겠다.⁽⁵⁾ 신경회로망은 일반적으로 정상동작상태(working phase)와 학습상태(learning phase)의 두가지 상태를 갖는다. Fig. 4에서 보면 정상 동작 상태에서는 입력신호 x 를 받아 처리해 출력 o 을 내보내며, 학습상태에서는 입력신호 x 에 의한 출력 o 와 원하는 출력신호(reference, target) t 와의 차이 e 를 이용하여 이 오차(error)를 줄이는 방향으로 뉴우런간의 연결 가중치(connection weight)를 적절히 조절한다. 이 신경망학습방식의 특이한 점은 내부 뉴우런(hidden units)의 출력에 대한 오차(error)를 인접한 뉴우런으로 부터 역방향의 연결을 통해 추정(estimation)할 수 있고, 이 추정된 오차를 gradient-based 최적화 방식으로 최소화할 수 있다는 것이다. 따라서 4층의 신경망일 경우

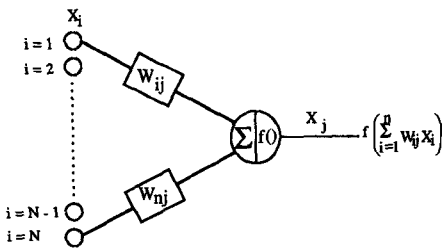


Fig. 2 Processing element

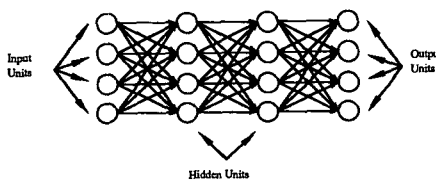


Fig. 3 Multi-layer perceptron

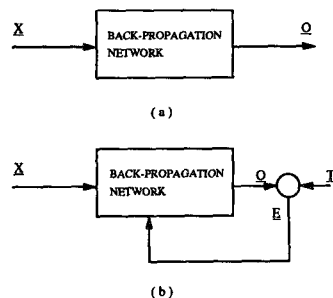


Fig. 4 Working phase and learning phase of back propagation network

hyperplane, AND, OR 기능을 갖기 때문에 코든 분류(classification)문제를 풀수 있게 된다. 이 학습 방법은 일종의 generalized delta rule로써 global minimum으로의 수렴성은 보장되어 있지 않으나, 많은 응용사례에 성공적으로 사용되고 있다. 그 응용사례로써 패턴인식, 음성인식, 제어, 모델링, 최적화 문제 등 상당히 다양하다. 그러나 back-propagation이 많은 분야에서 성공적으로 응용되고 있음에도 불구하고 몇가지 문제점을 안고 있다. 이는 학습하는데 많은 시간이 소요되고, 큰 기억용량을 필요로하며, local minima에 빠지는것 등 이다. 예를 들어서 각 층이 N_1, N_2, N_3, N_4 개 뉴니트로 구성될 경우 이 신경망은 $N_1 \times N_2 \times N_3 \times N_4$ 개의 가중치를 학습시켜야 한다. 각층이 유니트가 100개만 되어도 3×10^4 개를 결정해야 되므로 엄청난 시간이 요구되며, 수렴성도 보장받지 못하게 된다. 따라서 본 연구에서는 제한조건을 갖는 문제일 경우 앞에서 언급한 문제점들을 상당히 해결할 수 있는 새로운 형태의 신경망을 설계해 보기로 하겠다.

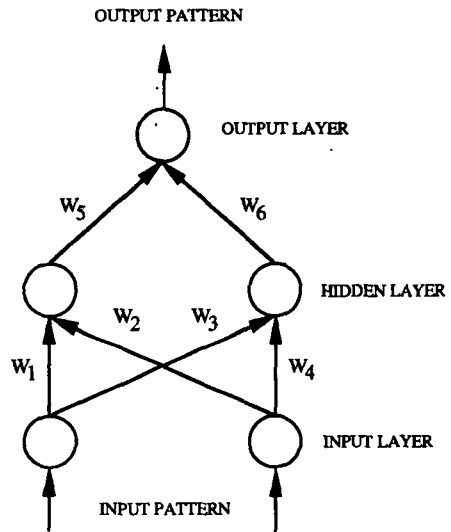
2.2 대칭성을 갖는 문제와 대칭 신경회로망

앞에서 언급했듯이 학습시켜야 할 가중치의 증가 원인중 하나는 연결형태(topology)의 불합리성에서 기인한다고 볼 수 있다. 우리가 다루는 문제들의 상당수가 대칭성을 갖고 있다. 따라서 이들 대칭성을 갖는 문제를 보다 합리적으로 풀기 위해서는 대칭 연결형태를 갖는 신경망이 필요하다고 본다. 우리는 이런 신경회로망을 대칭 신경회로망(symmetric neural network)이라 부르기로 한다. 각 가중치를 최적화가 이루어지는 공간의 한 차원(dimension)으로 볼 때 새로운 형태의 대칭신경망은 네트워크의 차원과 학습시켜야할 패턴의 일부를 줄임으로써 기존의 신경회로망보다 구조가 간단하며, 학습시간을 줄일 수 있을 것이다.

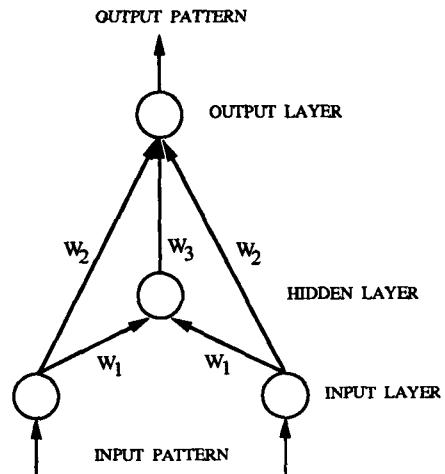
대칭성을 갖는 한 좋은 문제로서 XOR문제가 있다. Table 1에서 처럼 XOR문제는 대칭적 성질 때문에 input이 서로 바뀌어도 output은 바뀌지 않는다. XOR문제를 풀기위해 Fig. 5에서 처럼 기존의 비대칭 가중치를 갖는 신경망과 대칭 가중치를 갖는 대칭 신경망을 비교해보면 문제의 대칭적 특성을 이용하지 못할 경우 과잉의 독립적인 가중치와 패턴이 필요하고 이로 인해 수렴곡면의 차원이 증가해서 많은 학습시간을 필요하게 된다. 비대칭 구조의 신경망에서는 독립적인 가중치의 수가 6개인 반면 대칭신경망은 3개임을 알 수 있고, 이는 수렴

Table 1 XOR operation

I_1	I_2	O
0	0	0
0	1	1
1	0	1
1	1	0



(a) Conventional networks



(b) Symmetric neural networks

Fig. 5 Conventional and symmetric neural networks

곡면의 차원이 반으로 줄었음을 의미한다. 이런 효율성은 많은 유니트와 층을 필요로 하는 문제일수록 좋아진다. 대칭신경망의 개념은 대칭성뿐만이 아닌 일반적인 제한조건을 갖는 문제에도 확장 적용할 수 있다. 우리는 이런 신경회로망을 제한신경망(constrained neural network)이라 부르기로 한다. 이들의 예는 예제에서 언급하기로 한다. 대칭신경망도 가중치에 대칭성을 갖도록 제한조건을 둔 일종의 제한 신경망으로 볼 수 있다. 이들 신경망은 수렴곡면의 차원이 감소되었으므로 일반 신경망에 비하여 성능향상 및 학습시간의 감소를 기대할 수 있을 것이다.

2.3 대칭 신경망의 학습방법

일반 신경망회로망의 학습에는 오류 역전파 알고리즘이 주로 사용되고 있다. 오류 역전파 알고리즘은 신경망의 가중치가 번갈아 보여지는 각각의 패턴에 대하여 조금씩 변화해 가도록하는 일종의 steepest descent 최적화 방법이다. 대칭신경망에서 가중치의 대칭성을 유지하기 위해서는 좌우의 가중치의 변화량 또한 모두 동일한 변수라는 제한조건이 따르는데, 기존의 오류 역전파 알고리즘의 적용시 이 제한조건이 위배되게 된다. 따라서 이 알고리즘을 다소 수정한 일괄수정법(cumulative delta rule)을 사용하기로 한다.⁽⁶⁾ 일괄수정법은 각각의 패턴에 대한 가중치의 변화량이 상충되어 가중치의 변화량이 심하게 진동하는 경우 이를 막기 위해 많이 사용되어 왔다. 이 일괄수정법은 각 패턴에 대한 가중치의 변화를 구해서 모든 패턴에 대해 더한 후 일괄적으로 가중치를 변화해 가는 것이다. 대칭적인 문제는 학습패턴 또한 대칭쌍으로 구성되어 있으므로 각 패턴의 변화량의 합은 항상 대칭이다. 그러므로 일괄수정법을 사용하면 연결가중치의 대칭성은 항상 유지된다. 일괄 수정법은 이미 널리 쓰이는 방법이므로 유도 및 공식은 참고문헌으로 미루고 이 논문에서는 생략한다.⁽⁶⁾

3. 예제 및 응용

대칭 신경회로망과 제한적 신경회로망을 다음과 같은 4종류의 예제에 적용하여 설명하고 이들 신경망이 효과적임을 제시하고자 한다.

3.1 XOR 문제

배타적 논리합 XOR문제는 선형 분리될 수 없는 문제로 선형퍼셉트론으로 해결할 수 없었다. 이런 이유때문에 한때 신경망의 발전에 큰 장애물이 되었고 이후에 비선형 다층신경망을 통해 이러한 단점을 해결할 수 있었다. 따라서 새로 제안한 대칭신경망을 통해 이 문제를 해결할 수 있는지를 검증해 보겠다. Fig. 6처럼 입력 유니트가 2개, 은닉 유니트가 1개, 출력 유니트가 1개인 full connection된 연결형태(topology)의 신경망을 설계했다. 학습패턴인 XOR진리표는 Table 1과 같다. Table 2에서 보듯이 2번째와 3번째의 패턴은 입력이 서로 바뀌어도 출력이 변하지 않는 대칭 문제이다. 만약 $W_1 \neq W_2, W_3 \neq W_4$ 이면 2번째와 3번째 패턴이 같은 출력을 갖지 못하므로 가중치는 대칭이 되어야함을 쉽게 알 수 있다. 그리고 이들패턴을 하나의 패턴으로 볼 수 있을 것이다. 따라서 Fig. 5와 Table 2처럼 대칭 신경망과 패턴을 재구성할 수 있다. 결과적으로 기존의 신경 회로망과 비교했을 때 독립

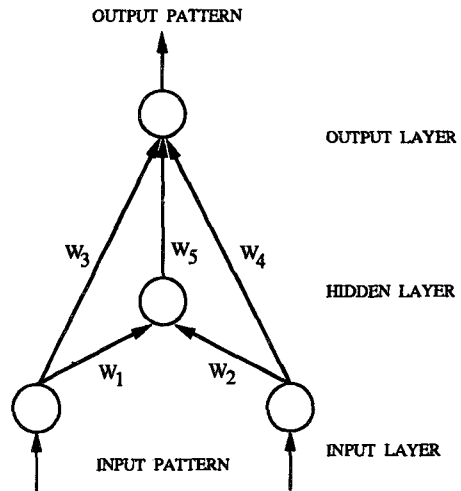


Fig. 6 XOR network structure

Table 2 Desired operation of symmetric XOR network

I_1	I_2	O
0	0	0
0	1	1
1	1	0

적인 가중치의 수는 6개에서 3개로, 학습패턴은 4개에서 3개로 줄일수 있다. 이는 정상동작상태 (working phase)에서 25%의 패턴이 감소되고, 학습상태 (learning phase)에서 50%의 가중치가 감소되어 빠른 학습시간을 갖게 되리라 본다. local minima를 줄이기 위해 은닉층에 한개의 bias를 준다. 모의실험을 한 결과 학습곡선은 Fig. 7과 같다. Fig. 7에서 보듯이 기존의 비대칭 신경망에 비해 대칭신경망이 빠른 수렴성과 적은 오차를 보이고 있다. 이는 최적화해야할 가중치의 수가 적고 연결형태가 모두 연결 (full connection)되어 있는데 기인한 것으로 보인다.

3.2 신호 감지기 (signal identifier)

앞에서 다룬 XOR문제는 양면대칭성을 갖는 문제였다. 여기서는 대칭신경망이 다중 대칭면을 갖는 문제에도 적용될 수있음을 다음의 신호 감지기를 통하여 보이고자한다. 설계조건은 한 주기안에

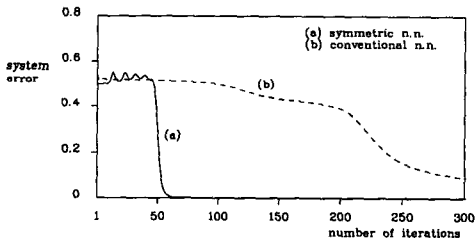


Fig. 7 Learning curve of XOR problem

Table 3 Phase shifted signal patterns

Signal wave	I ₁	I ₂	I ₃	I ₄	I ₅	I ₆	o
	0	0	0	0	0	0	0.1
	1	0	0	0	0	0	0.2
⋮							0.2
	1	1	0	0	0	0	0.3
	0	1	1	0	0	0	0.3
⋮							0.3
	1	1	1	0	0	0	0.5
⋮							0.5
	1	1	1	1	0	0	0.7
⋮							0.7
	1	1	1	1	1	0	0.8
⋮							0.8
	1	1	1	1	1	1	0.9

6번 샘플링해서 위상차에 관계없이 신호의 길이로 임의의 파형을 감지하는 것이다. Tabl 3에서 처럼 총 32개의 신호를 7종류의 신호로 감지할 수 있을 것이다. 이 문제도 위상차에 관계없는 대칭성을 갖는 문제로 볼 수 있으므로 Fig. 8과 같은 입력 유닛 6개, 은닉 유닛 1개, 출력 유닛 1개를 갖는 축 대칭인 원뿔모양의 대칭 신경망을 구성할 수 있다. 따라서 대칭 신경망으로 신호 감지기를 구성할 경우 학습패턴 7개와 가중치 3개만으로 이 문제를 해결할 수 있다. 만약 은닉 유닛 4개의 일반 신경망을 사용할 경우 총 28개의 가중치와 32개의 패턴이 필요하다. 앞에서도 언급했듯이 대칭신경망은 많은 유닛과 층을 필요로 하는 문제일수록 더욱 효과적이다. 모의실험을 한 결과 학습곡선은 Fig. 9와 같다. 이 문제도 기존의 비대칭 신경망에 비해 대칭신경망이 빠른 수렴성과 적은 오차를 보이고 있다.

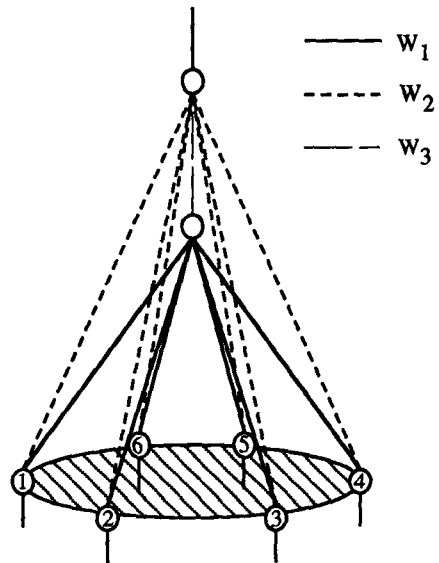


Fig. 8 Signal identifier

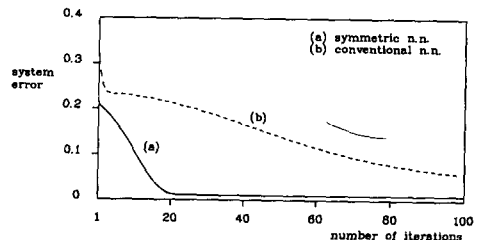


Fig. 9 Learning curve of signal detector

2.3 FIR 필터 모델링과 변수 규명(Parameter Identification)

앞의 두 예제는 대칭신경망의 사용이 적합한 문제였다. 이절과 다음절에서는 제한신경망의 예를 보이고자한다. 신경회로망의 실제적인 응용예의 하나는 잡음제거를 위한 디지털 필터 모델링이다.⁽⁷⁾ 우선 선형위상을 갖는 FIR (finite impulse response) 필터를 신경회로망을 통하여 구현하고 신경 회로망의 가중치로부터 모형화된 필터의 변수규명에 관하여 알아보자. 이 절에서는 FIR필터를 보다 효율적으로 구현하기 위한 제한적 신경회로망에 대해 고찰해 보겠다. FIR필터를 모델링하기 위해 Fig. 10에서 처럼 저역 통과 (lowpass) FIR 필터와 신경망 필터를 병렬배치 한다. 병렬배치된 두 시스템에 동일한 임의 (random) 입력을 가하고, 저역 통과 (lowpass) FIR 필터의 출력을 신경망 필터의 목표값으로 설정하여 신경회로망을 학습시킨다. 학습이 끝난 후 신경망 필터만을 저역 통과 (lowpass) 필터로 사용할 수 있다. 시불변 FIR 시스템을 나타내는 콘볼루션 식은 식 (1)과 같다.⁽⁸⁾

$$y(n) = \sum_{k=0}^{N-1} c(k) x(n-k) \tag{1}$$

여기서 임펄스 응답, $h(k)$, 는 $k < 0$ 와 $k > N-1$ 에서 0이라 가정한다. FIR 필터가 선형위상 (linear phase)을 갖기 위해서는 다음을 만족해야 한다.

$$h(k) = h(N-1-k) \tag{2}$$

이런 대칭적 성질을 일반 신경회로망에서는 학습을 통하여 획득하였으나 제한신경회로망은 이특징을 가중치사이에 제한조건을 두어 학습없이 획득한다. N 이 우수이면 식 (1), (2)로부터 다음식을 유도할 수 있다.

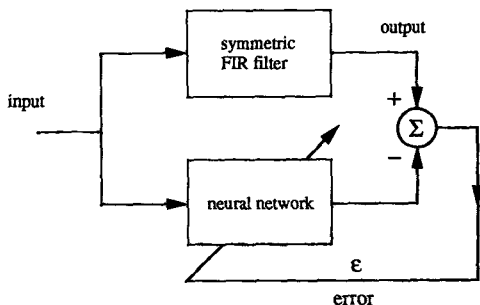


Fig. 10 FIR filter parameter identification

$$y(n) = \sum_{k=0}^{N/2-1} h(k) [x(n-k) + x(n-(N-1-k))] \tag{3}$$

N 이 기수일때도 비슷한 결과를 얻을수 있다. 이 문제에서 연결 가중치는 대칭이나 입력패턴이 비대칭이기 때문에 대칭신경 회로망을 사용할 수 없다. 그러므로 임펄스 응답, $h(k)$,가 대칭인 제한조건을 갖는 제한 신경회로망을 구성하기로 한다. 33개의 $h(k)$ 를 갖는 FIR 필터를 생각하자. Fig. 11과 같은 신경망 필터의 경우 가중치가 대칭이라는 제한조건에 따라 $W_1=W_{33}, W_2=W_{32}, \dots, W_{16}=W_{18}$ 인 제한 신경망을 설계할 수 있다. 이는 Fig. 12와 같은 접혀진 모양의 등가의 신경망으로 표현될 수 있으며 학습에는 일괄수정법뿐만이 아니라 기존의 알고

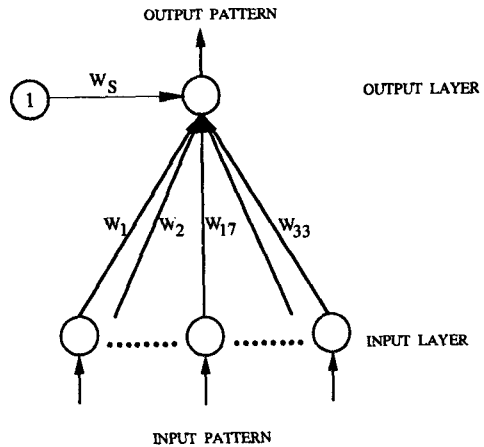


Fig. 11 FIR filter network structure

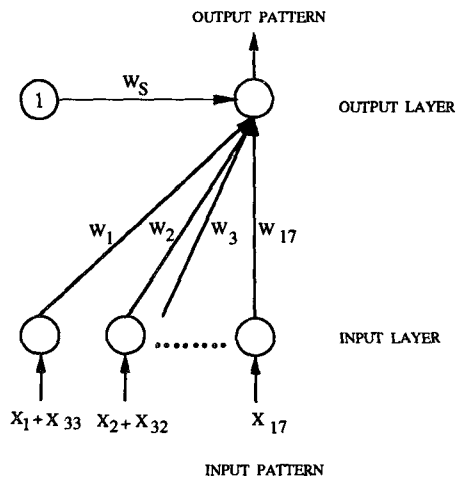


Fig. 12 Constrained FIR filter network structure

리즘도 그대로 적용될 수 있다. 이 문제에서도 제한 신경회로망을 사용하므로써 33개의 가중치를 17개로 줄일 수 있다. Fig. 13은 200번 학습후의 신

경망 신경망 필터의 성능을 보여준다.

다음은 이 모의실험의 결과를 가지고 선형 필터의 변수 규명을 하고자 한다. FIR 필터는 선형 시스템이므로 Fig. 14처럼 신경회로망에 사용된 비선형 전달함수를 선형함수로 근사화 하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned}
 y(n) &= f_{\text{shifted}} \left[\sum_{k=0}^{N-1} W(k)x(n-k) \right] \\
 &= f_{\text{unshifted}} \left[\sum_{k=0}^{N-1} W(k)x(n-k) - W_s \cdot 1 \right] \\
 &\approx \sum_{k=0}^{N-1} \alpha W(k)x(n-k) \quad (4)
 \end{aligned}$$

식 (1)과 (4)를 비교하면,

$$h(k) \approx \alpha W(k) \quad (5)$$

여기서 α 는 비선형 전달 함수의 선형구간의 기울기이다. 여기서 식 (4)의 비선형 전달함수는 shift된 sigmoid함수이고 shift(W_s)값은 입력값이 1인 가상의 입력에 연결된 가중치로 치환되어 연결 가중치와 함께 학습되었다. Fig. 15는 실제 선형필

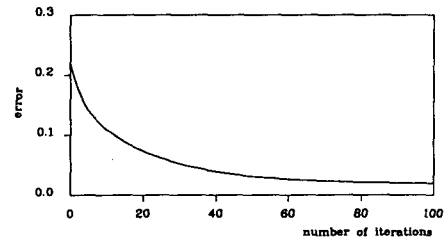
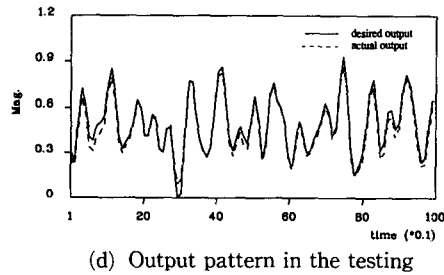
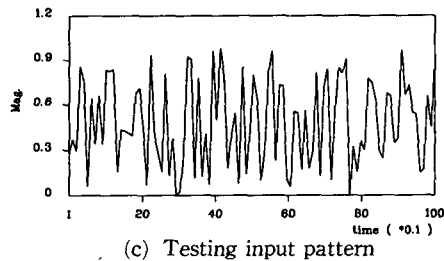
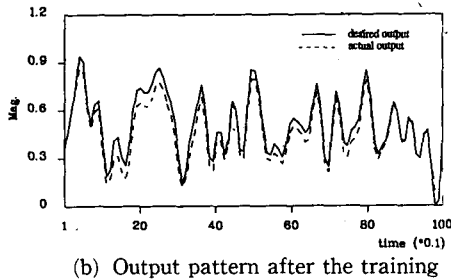
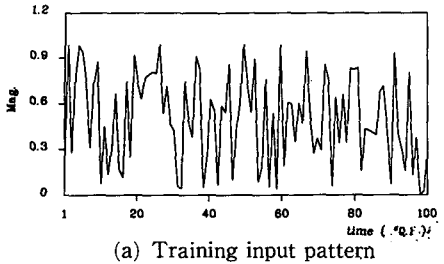


Fig. 13 FIR filter by the constrained neural network

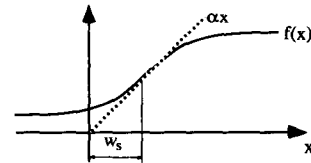


Fig. 14 Linear region of Sigmoid function

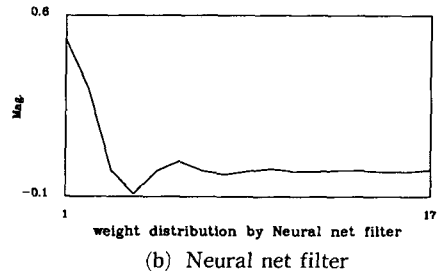
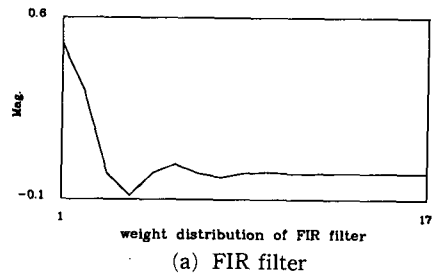


Fig. 15 MA model parameter identification

터의 변수와 20000번 학습후의 신경망의 연결 가중치로부터 규명(identification)된 필터변수가 서로 일치함을 보여주고 있다.

3.4 관(duct)과 스피커 모델링

관과 스피커의 정확한 모델링은 요즈음 연구가 활발히 진행되고 있는 능동소음제어연구에 필수적인 요소이다.⁽⁹⁾ 왜냐하면 Fig. 16에서 보듯이 제어용 스피커에서 발생된 소음은 스피커의 무방향성으로 인하여 윗방향과 아랫방향으로 모두 전파되고 윗방향으로 전파된 소음은 원소음과 합쳐져서 감지 마이크로폰에 측정되므로 원소음만에 의한 신호를 얻기 위해서는 피이드-백 모델을 통하여 이를 보상 해주어야 한다. 이밖에도 제어용 스피커의 근접효과(near-field)를 피하기 위하여 오차소음의 측정위치와 소음제어가 이루어지는 위치는 다르게 되므로

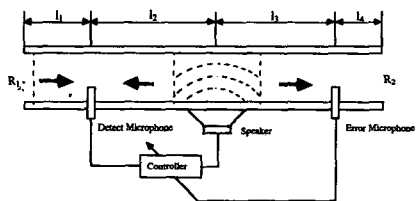
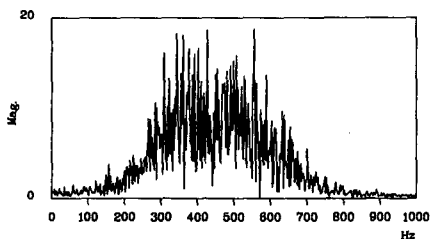
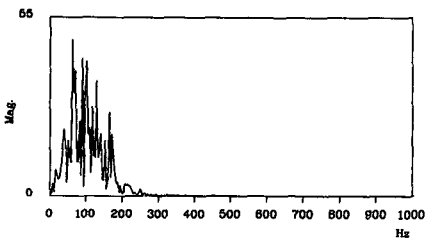


Fig. 16 Concept of active noise control



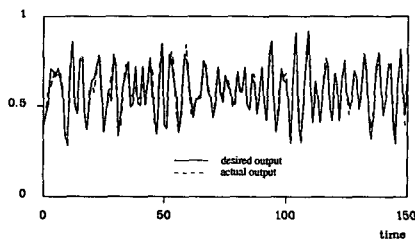
(a) random signal 1



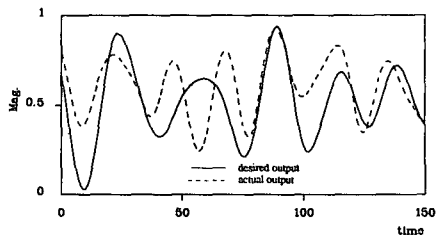
(b) random signal 2

Fig. 17 FFT of input random signals

제어기적용 루프에는 오차계와 구동계의 보정이 필요하게 된다. 이 경우 100 Hz~600 Hz 사이의 주파수 대역에서는 선형성이 어느정도 유지되어 LMS알고리즘등으로 모델링이 가능하다. 그러나 100 Hz 이하의 저주파 영역에서는 스피커의 비선형성 때문에 선형 모델링이 어렵고, 소음제어가 거의 이루어지지 않고 있다. 따라서 신경망 필터를 사용하여 관과 스피커를 모델링하고자 한다. Fig. 17과 같은 주파수 성분을 갖는 2종류의 소음을 신호 발생기로 스피커에 입력시켰다. 그리고 약 3m 떨어진 관에서 전달된 소음을 마이크로 측정하였다. 이 신호들을 신경망 필터에 입력과 출력의 패턴으로 사용하여 입력 뉴런 50개, 출력 뉴런 1개의 신경망 피터로 학습을 한 결과 Fig. 18과 같은 결과를 얻었다. 100 Hz~700 Hz 사이는 모델링이 잘 되었으나 100 Hz 이하에서는 스피커의 비선형성 때문에 모델링이 어렵다는 것을 알 수 있다. 뉴런을 5개 추가할 경우 비선형성이 Fig. 19(a)에서와 같이 어느정도 모델링됨을 알 수 있다. Fig. 19(b)에서는 이경우의 학습곡선을 보여주는 것으로 오차가 완전히 없어지지 않음을 알 수 있다. 100 Hz~700 Hz대역의 소음으로 학습된 신경망의 가중치 분포를 살펴보면 Fig. 20과 같다. 여기서 처음 1~14개의 가중치는 충격응답의 시간지연성분임을 추정할 수 있다. 따라서 1~14개의 뉴런의 가중치



(a) random signal 1



(b) random signal 2

Fig. 18 Duct modeling

를 0으로 놓는 제한 신경망을 구성할 수 있다. 나머지 36개만의 뉴런으로 모델링한 경우와 50개 모두를 사용한 경우, 학습곡선을 비교해 보면 Fig. 21과 같다. 가중치의 수가 줄었음에도 학습 및 성

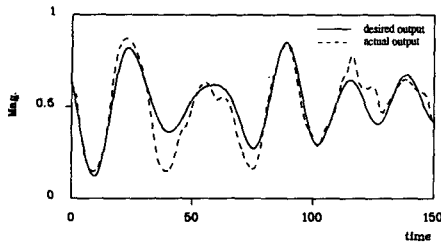
능에 많은 영향이 없음을 알 수 있다. 현재 능동 소음제어에 사용되는 DSP보오드는 사용가능한 메모리의 수가 제한되어 있으므로 제한신경망의 사용은 모메리 운용에 도움을 줄 수 있다.

4. 결론

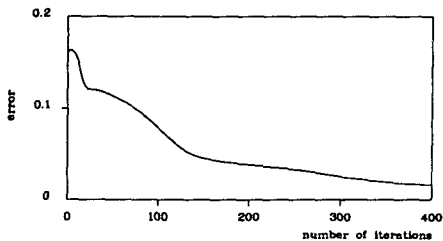
본 연구에서는 대상문제의 구조적 특성을 이용할 수 있는 새로운신경망을 제시하고, 이에 적합한 학습방법을 채택하였다. 대칭신경망이나 제한신경망을 사용할 경우 독립적인 가중치의 수를 줄일 수 있고, 탐색차원(search space)의 차수를 감소시킴으로써 학습성능이 향상될 몇가지 예제를 통해서 보였다. 이들 신경망은 특히 시스템 모델링 및 규명(identification)에 좋은 성능을 보였으며, 앞으로 보다 다양한 시스템에 적용될 수 있으리라 기대된다.

참고문헌

- (1) 한국과학기술원 산학협동공개강좌, 1991, "신경회로망 컴퓨터", 한국과학기술원.
- (2) Hopfield, J.J. April 1982, "Neural Networks and Physical Systems with Emergent Collective Computational Abilities," Proc. Natl. Sci.USA, Vol.81, pp. 3088~3092.
- (3) Rumelhart, D.E., Hinton, G.E. and Williams, R. J. 1986, "Learning Internal Representations by Error Propagation" in D.E.Rumelhart & J.L. McClelland (Eds.), Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition. Vol. 1 : Foundations. MIT Press.
- (4) Kohonen, T., 1984, Self-Organization and Associative Memory, Springer-Verlag, Berlin.
- (5) Y-H, Pao., 1988, "Adaptive Pattern Recognition and Neural Networks," Addison-Wesley Publishing Co.
- (6) 박민용, 최항식, 1991, "뉴로컴퓨터", 대영사.
- (7) Maren, A.J., Harston, C.T. and Pap, R.M., 1990, "Handbook of Neural Computing Applications", Academic Press, Inc.
- (8) Crochiere, R.E. and Rabiner, L.R., 1983, "Multirate Digital Signal Processing", Prentice-Hall.



(a) random signal 2



(b) Learning curve

Fig. 19 Nonlinear modeling

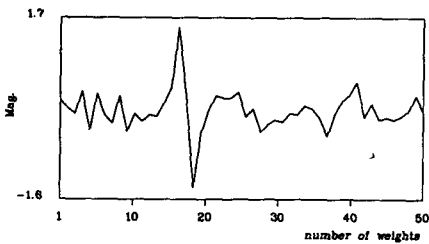


Fig. 20 Weight distribution of random signal 1

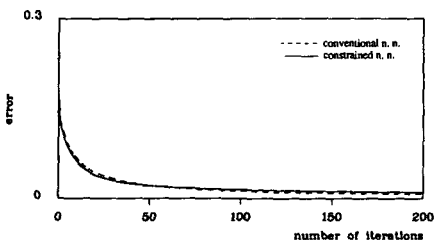


Fig. 21 Learning curve of radom signal 1

- (9) Roure, A.1985, "Self Adaptive Broadband Active Sound Control System," J. Sound and Vibration, Vol. 101(3), pp. 429~441.