

역전파 신경회로망의 인식성능 향상에 관한 연구

홍 봉 화*, 이 지 영**

On the Enhancement of the Recognition Performance for Back Propagation Neural Networks

Bong-Wha Hong*, Jie-Young Lee**

요 약

본 논문에서는 다중 모듈러 신경회로망과 보상입력 알고리즘을 제안하였다. 전자는 신경회로망의 고질적인 문제중의 하나인 수렴속도의 감소를 위하여 제안하였고, 후자는 신경회로망의 인식수행능력 향상을 도모하기 위하여 제안하였다.

본 논문의 실험구성은 두 가지 형태와 시뮬레이션으로 나누어 구성하였다. 첫째로 다중 신경회로망의 구조에 한글, 영문자 와 숫자를 적용하여 인식 실험하였다. 둘째로, 보상입력 알고리즘과 보상입력을 결정하는 단계를 기술하였다.

제안된 알고리즘을 한글, 영문자, 숫자인식에 적용하여 기존의 신경회로망과 비교 평가하였다. 실험결과, 본 논문에서 제안된 모듈러 신경회로망이 기존의 신경회로망에 비하여 3배 이상 수렴속도가 개선되었고 보상입력 알고리즘을 적용한 다중 모듈러 신경회로망은 기존의 신경회로망에 비하여 10%정도 인식률이 향상됨을 고찰하였다.

Abstract

This paper proposes the multi-modular neural network and compensative input algorithm. The former is to reduce convergence speed which is one of the neural network's inveterate problems, and the latter is to improve the recognition performance of the neural network.

This paper consists of two major parts and a simulation. First, it shows the structure of multi-modular neural network, which is applied to the recognition of Korean, English characters and numbers. Second, it describes the compensative input algorithm and shows the steps that determine the compensative input.

The proposed algorithm was tested and compared with the existing neural networks in the recognition of Korean and English characters and numbers. The convergence speed is three times or more faster than the existing neural network. In the case that compensative input was applied to neural network, the recognition rate was improved more than 10%.

* 세명대학교 컴퓨터과학과 교수

** 세명대학교 컴퓨터과학과 교수

논문접수:1999.10.20. 심사완료:1999.12.1.

I. 서론

신경회로망 이론은 1950년경부터 연구되기 시작한 분야로써 기존의 디지털 컴퓨터가 프로그래밍 되어진 순서에 의하여 처리되어 지는 것과는 달리, 생물의 신경처럼 자율적인 학습을 하는 신경구조를 전자회로로 실현하기 위한 연구로써 패턴인식 및 인공지능 분야와 함께 연구되었다. 신경회로망 이론은 영상인식, 음성인식 및 적응 제어 등의 여러 응용분야에서 가능성을 인정받고 있으며, 그 중요성이 날로 증대되고 있다.[1]

신경회로망의 응용분야에 일반적으로 많이 적용되는 역전파 모델은 오차를 최소화 시켜나가는 방법으로 기울기 감소(Gradient Descent)법을 사용하기 때문에 종종 국소적인 최소치(Local Minimum)로 떨어지는 문제점과 반복적인 학습으로 인하여 과대한 학습시간이 요구되는 문제점등이 제기되므로 이러한 문제점을 해결하기 위한 연구가 요구된다.

본 논문에서는 역전파 모델의 이상과 같은 문제점들 중에서 학습시간 문제를 해결하기 위한 구조적 연구로서 DAC(Divide And Conquer)학습개념을 역전파 모델에 적용하여 새로운 모델을 구성하고 신경회로망을 잡음이 있는 패턴인식에 적용하였을 경우 인식률을 향상시키기 위한 연구를 수행하고자 한다.

II. 역전파 신경회로망

역전파 신경회로망은 그림 1과 같이 입력층, 은닉층, 출력층으로 구성된 계층적 구조를 지닌 다층 신경 회로망으로써 1986년 러멜하트(Rumelhart)가 역전파 학습알고리즘을 적용하여 제안한 신경회로망이다.[2]~[3]

이 모델은 과거의 퍼셉트론에 은닉층을 추가하여 복잡한 논리나 지식을 학습할 수 있는 신경회로망으로서 동작

과정은 전방향 처리과정과 학습과정으로 나눌 수 있는데 그 과정은 다음과 같다.

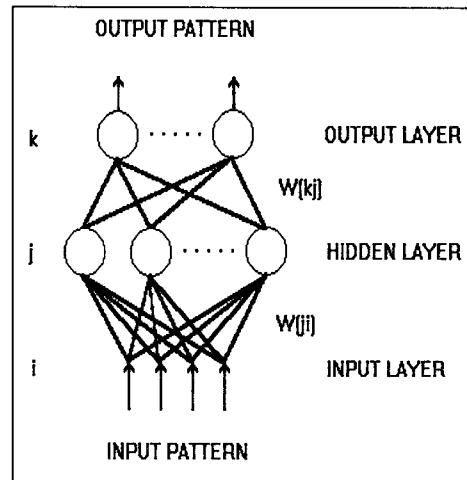


그림 1. 역전파 신경회로망
Fig. 1 Back propagation neural networks

1. 전방향 처리 과정

신경회로망의 가중치가 선정된 경우, 임의의 입력에 대한 출력의 전방향처리 과정은 목표 출력을 산출하기 위하여 각 단의 동작값을 순차적으로 변경하면서 수행한다. 역전파 신경회로망의 계층수를 L, K층의 P번째 노드를 Pk, 입력을 UPK, 출력을 aPK라 한다면 K-1층의 출력은 식 (2.1)과 같다.

$$U_p^k = \sum_{b=1}^K W_{pb}^k a_b^{k-1} \quad (2.1)$$

각 단의 노드의 활성화 상태를 결정하는 함수로 주로 시그모이드(sigmoid) 함수가 사용되는데 식 (2.2)와 같이 기술할 수 있다.

$$a_p^k = \frac{1}{1 + \exp(U_p^k + \theta_j)} \quad (2.2)$$

신경회로망의 실제출력 ai와 목표출력 Ti와의 차이를 구하기 위하여 평균자승오차(LMS) 알고리즘을 적용하면 식 (2.3)과 같다.

$$E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^L (T_i - a_i^L)^2 \quad (2.3)$$

오차 값 E는 가중치 갱신 시 기준이 되는 값이다.

2. 학습과정

임의의 입력과 훈련패턴에 의한 학습과정은 신경회로망의 내부연결 가중치를 순차적으로 변경하면서 수행하며, 그 연결강도는 학습 알고리즘에 기본을 둔다. 가중치 변경문제는 입력과 훈련패턴의 집합을 기준으로 하여 오차 평가함수 E의 크기에 따라 가중치를 변경하며, 식 (2.4)와 같이 기술할 수 있다.

$$\Delta W_p^k = \eta \delta_p^k a_p^{k-1} + \alpha W_p^k \quad (2.4)$$

식 (2.4)에서 ΔW_p^k 는 k-1층과 k층 노드간의 가중치 W_p^k 의 변화량을 나타내며, η, α 는 각각 학습계수, 관성계수로서 1회의 학습에 따른 변화량을 계산하는데 이용된다. 각 층에서 계산된 오차는 역방향으로 가중치를 순차적으로 갱신한다.

이상과 같은 역전파 알고리즘을 적용할 때의 문제점은 다음과 같다.

- (1) 학습이 수렴할 때까지 시간이 많이 걸린다.
- (2) 최소치가 아닌 극소치에 빠질 가능성이 있다.

이들 문제에 대하여 지금까지 많은 연구가 발표되었고 계속 연구되고 있다.[3]

Ⅲ. 다중 모듈구조에 의한 역전파 신경회로망

최근에 역전파 신경회로망 같은 다층구조의 지도학습을 하는 신경회로망은 여러 가지 종류의 응용분야에 널리 사용되고 있으나, 역전파 신경회로망을 어떤 문제의 해결에 적용할 경우, 흔히 직면하게 되는 두 가지의 문제점이 있다. 즉 학습 시 과도한 학습시간이 요구되는 점과 네트워크의 크기가 입력의 수에 따라 커지는 문제점을 갖는다.

다층구조 신경회로망의 문제점을 해결하기 위한 방법 중의 한가지로 학습패턴을 모듈화해서 처리하는 신경회로망을 구성하는 방법이 있다. 이러한 모듈구조의 신경회로

망은 복잡한 학습 집합을 여러 개의 다루기 쉬운 부분 집합으로 나누어 처리하므로 기존의 문제점들을 어느 정도 해결할 수 있는 장점을 갖는다.[4]~[6]

인식할 패턴의 수가 증가함에 따라, 학습의 복잡도가 높아져 오차수렴 시간이 증가하고 더 나아가서는 신경회로망이 최소치에 수렴하지 않을 수가 있다. 그러므로 본 논문에서는 DAC(Divide And Conquer)학습개념을 모듈구조 신경회로망에 도입해서 한번에 많은 패턴을 인식할 수 있는 새로운 구조를 제안한다.

DAC학습 개념이란 복잡한 학습패턴집합을 보다 다루기 쉬운 부-집합으로 나누어서 모든 부분집합을 작은 크기의 신경회로망으로 처리하는 방법을 의미한다.

신경회로망을 이용해서 문자인식을 할 경우 기본적으로 인식해야 할 패턴이 한글의 자음과 모음외에 숫자 및 영문자등이 있는데 이 많은 데이터를 한 개의 신경회로망으로 학습을 시킬 경우 학습이 너무 복잡해져 많은 학습시간이 요구된다. 또한, 더 나아가 최소치에 수렴하지 않을 가능성이 있으므로 이러한 학습패턴들을 한글의 자음과 모음, 숫자, 영문자 등의 보다 작은 세 개의 부분집합으로 나누어서 각각을 독립된 모듈구조의 네트워크로 처리하고 이 네트워크를 병렬로 연결해서 전체를 한꺼번에 인식할 수 있는 네트워크를 구성하였다.

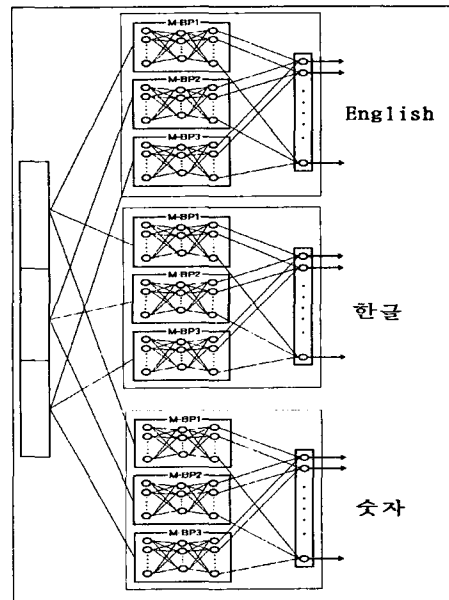


그림 2. 다중 모듈 구조의 신경회로망
Fig. 2 The multiple modular neural networks

본 논문에서는 DAC 학습개념을 도입해서 인쇄체 숫자와 한글의 자음과 모음, 그리고 영문을 인식하기 위한 다중모듈구조 신경회로망(multiple modular neural network)을 그림 2와 같이 제안하였다.

제안된 다중모듈구조의 신경회로망에서는 먼저 학습할 패턴들을 여러 개의 보다 작은 부분집합으로 분할한 후 분할된 부분집합의 수만큼의 모듈화된 네트워크를 사용해서 학습하는데 한 개의 모듈화된 네트워크는 작은 한 개의 부분집합을 전담해서 학습하게된다. 즉, 한 개의 신경회로망으로 모든 패턴을 학습시키지 않고 여러 개의 네트워크를 병렬로 연결해서 각각의 네트워크가 한 개의 분할된 작은 패턴 집합들을 처리하도록 하는 것이다.

다중모듈구조의 신경회로망에서 인식할 패턴에 3개의 부분집합이 있다고 할 경우 이를 전담해서 처리하는 3개의 모듈화된 신경회로망이 있고 각각의 모듈화된 신경회로망에 있는 노드들의 출력을 node_i라 하고 각 모듈의 최종출력을 Sub_Module_Out_k라 할때 식 (3.1)와 식 (3.2)같은 과정을 통해 각 부집합에 대한 출력을 구하고

$$node_i = \sum_{k=0}^3 M_{k-out} \text{for } i = 0,1,\dots,n \tag{3.1}$$

$$Sub_Module_Out_k = MAX(node_i) \tag{3.2}$$

(i = 0,1,\dots,n, k = 1,2,3)

다중모듈구조 신경회로망의 최종출력은 식(3.3)과 같은 과정을 통해 결정된다.

$$\text{최종출력} = MAX(Sub_Module_Out_k) \tag{3.3}$$

(for k=1,2,3)

이상과 같이 역전과 신경회로망을 다중모듈구조 형태로 학습을 함으로써 인식할 패턴의 수가 많아짐에 따라 과도하게 걸리던 수렴시간 문제를 해결할 것으로 기대하고 있다.

IV. 보정 입력 알고리즘

4장에서는 신경회로망으로 패턴인식을 할 때 인식성능을 향상시키기 위하여 다음과 같이 보정 입력을 제안한다. 보정 입력이란 오 인식이 잘 일어나는 패턴들에 근거하여 작성되며 혼동되는 패턴들의 차이를 크게해서 신경회로망의 인식성능을 향상시킬 것으로 기대하고 있다.

1. 보정입력 알고리즘

본 논문에서 제안한 보정 입력은 인식패턴들 사이의 부분적인 특징을 강조하는 입력으로써, 특히 오 인식이 자주 발생하는 패턴들에 중점을 두어 특징을 추출하여 혼동되는 패턴들의 차이를 크게하여 신경회로망의 인식능력을 향상시키는 특징을 가지고 있다. 이러한 보정 입력을 결정하는 알고리즘은 아래와 같다.

1. 보정입력 없이 인식실험을 하여 오인식이 잘 일어나는 패턴들을 파악하여 각 패턴에 대한 오 인식 우선 순위를 정한다.
2. 오 인식 우선 순위가 높은 패턴들을 중심으로 패턴들을 분리할 수 있는 특징을 검출하여 정보테이블을 작성한다.
3. 작성된 정보 테이블을 보정 입력으로 사용한다.

2. 보정 입력 결정

위와 같은 알고리즘에 의하여 다음과 같이 보정입력을 결정한다.

- (1) 보정입력 없이 신경회로망으로 학습.
- (2) 오 인식이 잘 일어나는 패턴들을 파악하여 오 인식 우선 순위표를 작성.
- (3) 오 인식 패턴을 분리할 특징을 검출하는 부분에서 본 논문에서는 보정 영역이라 부르는 작은 영역 (Sub-Region)의 밀도를 특징으로 사용하였고 우선 순위에 입각해서 다음과 같이 보정영역을 작은 영역을 결정한다.
- (4) 보정 영역을 결정
 - 1) 보정 영역으로 사용할 n개의 마스크(Mask)를 설정한다.

- 2) 신경회로망에서 인식할 패턴들에 대해 (1)에서 설정한 n개의 마스크를 사용한다. 그 결과로 각 패턴에 대해 n bit의 코딩결과를 생성한다.
- 3) 각 패턴에 대한 마스크에서의 밀도 코딩을 마스크에 대한 패턴의 코딩으로 변환한다. 이 과정은 (2)의 코딩 결과의 가로세로를 변환함으로 이루어지고 그림 3과 같은 형태의 코딩이 된다.

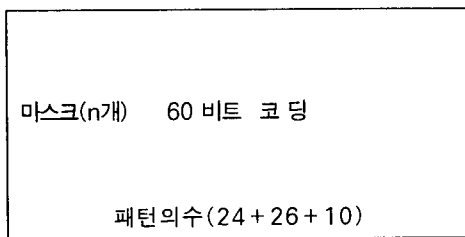


그림 3. 수평수직 변환코딩
Fig. 3 The vertical and horizontal transform coding

- 4) 오 인식 우선 순위에 의해서 각 마스크에 대한 코딩을 수행한다. 즉, 전체 60개의 패턴중에서 오 인식 우선 순위에 포함된 패턴으로만 각 마스크를 코딩한다. 이때 코딩된 길이는 오 인식 우선 순위에 포함된 패턴의 수만큼의 길이가 된다.
- 5) 코딩결과 효율이 떨어지는 마스크를 폐쇄한다. : 오 인식 패턴에 대해 코딩결과가 같은 마스크를 폐쇄.
- 6) 1)에서 5)까지의 과정에 의해 결정된 마스크를 보정 영역으로 결정한다.
- (5) 정보 테이블의 작성
이상과 같은 과정에서 결정된 보정 영역에서의 밀도 값을 변수로 하여 표 1과 같은 정보 테이블을 작성한다.
- (6) 위에 작성한 정보 테이블을 보정 입력으로 사용한다.

V. 모의실험 및 고찰

제안한 다중모듈구조 신경회로망의 성능을 평가하기 위해서 한글의 자음과 모음 외에 숫자 및 영문등의 문자 인식을 대상으로 제안한 다중모듈구조 신경회로망을 사용하여 다른 신경회로망과 수렴속도를 비교하고 다중모듈구조 신경회로망에 보정 입력 알고리즘을 적용한 경우와 적용하지 않은 경우의 인식성능을 비교 평가한다.

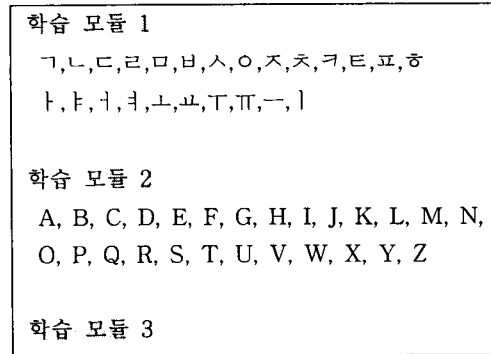


그림 4. 학습모듈별 패턴
Fig. 4 The pattern of the learning module

신경회로망의 학습데이터로 그림 4와 같은 패턴을 사용하였는데 12*14 이진 패턴을 그대로 사용하지 않고 0o, 45o, 90o 방향으로 투영한 값을 정규화하여 사용하였다.

〈표 1〉 실험에서 사용된 정보테이블(일부분)
O : 밀도가 높음 X : 밀도가 낮음 _ : 밀도가 보통임

패 턴	보정영역으로 결정된 마스크											
	m-2	m-5	m-20	m-24	m-25	m-26	m-29	m-31	m-32	m-37	m-38	m-42
...	...											
ㅁ	X	_	X	X	X	X	O	X	O	X	O	X
R	_	X	X	_	X	O	O	X	O	X	_	X
2	_	X	O	_	X	O	X	X	O	X	_	O
...	...											

1. 기존 신경회로망 모델과의 수렴속도 비교

그림 4와 같은 인쇄체 한글 자음 및 모음, 영문, 숫자 등의 문자를 대상으로 제안한 다중모듈구조의 신경회로망의 수렴속도를 기본적인 역전파 신경회로망과 모듈구조 신경회로망의 수렴속도와 비교하였다. 실험에 사용된 모든 신경회로망의 은닉층은 단층으로 하였으며, 각 층에서의 노드의 수는 표 2와 같이 설정하였다.

〈표 2〉 노드수의 비교
(Table. 2) Comparing as the number of node

모 델	입력층	은닉층	출력층
역전파 신경회로망	51	50	60
모듈구조 신경회로망	26~39	50	60
다중모듈구조 신경회로망	26~39	30	26

표 2와 같이 각층의 노드수를 설정한 후 그림 4와 같은 인쇄체 문자를 학습 시킬때 최대반복 횟수를 5000번으로 하고 최대 허용 오차를 0.01로 하였으며 학습계수(n)와 관성계수(a)는 각각 0.7과 0.9로 설정한 후 실험하였다.

〈표 3〉 오차수렴 결과표
(Table. 3) The table of result as the convergence of error

모 델	평균 반복 횟수 (최대5000번)	평균오차 수렴 (최소 0.01)
역 전파 신경회로망	5000번	0.015
모듈구조신경회로망	5000번	0.029
다중 모듈구조 신경 회로망	1263번	0.01

표 3은 제안한 모델과 기존의 모델과의 수렴속도 결과를 나타낸다. 실험결과 기존의 모델에서는 최대 5000번까지 반복학습을 하였는데도 오차가 0.01까지 수렴하지 못한 반면에 제안한 모델의 경우 각 모듈은 400~2200번 이내에 오차가 0.01이내까지 수렴하였다.

2. 보정 입력에 의한 인식성능 평가.

본 논문에서 제안한 다중모듈구조 신경회로망을 이용하여 그림 4에 잡음이 들어간 패턴에 대한 인식 실험을 수행하였다. 입력패턴에 첨가된 잡음은 난수 발생에 의한 이진 값의 반전을 사용하였으며 잡음의 정도를 변화시켜 가며 실험한 결과를 표 4에 나타내었다. 실험결과 잡음이 없는 경우에 모든 패턴을 전부 인식할 수 있었고 10%의 잡음이 있을 때에는 전체패턴에서 76.7%를 인식할 수 있었다.

〈표 4〉 잡음이 있는 패턴의 인식결과
(Table. 4) The result of pattern recognition with the noise

인식 모듈	잡음		
	0 %	10 %	15 %
한 글	100%	72.2%	62.5%
영 문	100%	71.8%	65%
숫 자	100%	100%	90%
Total	100%	76.7%	68%

잡음이 10%인 경우를 중심으로 오 인식이 일어난 경우를 검사해서 오인식 우선 순위를 정한 후 오인식 우선 순위에 있는 패턴을 중심으로 보정입력을 구하였다. 그 과정은 IV절의 보정입력 결정방법을 사용하였으며 보정 영역으로 사용될 마스크로는 직사각형태의 8픽셀 크기인 작은 마스크 45개를 사용하였고 그 결과 표 1과 같은 정보테이블을 생성하여 보정 입력으로 사용하였다.

다중모듈구조의 신경회로망에 보정 입력을 부가해서 인식실험을 수행한 결과를 표 5에 나타내었다. 보정 입력에서의 Bias값을 전체 출력의 5% ~ 20%까지로 변화하며 실험한 결과 보정 입력이 없는 경우보다 최고 11% 이상이 향상됨을 알 수 있다. 또한 보정 입력의 Bias가 커짐에 따라 어느 정도까지 인식률이 향상되는 것은 신경 회로망의 출력결정에서 잡음의 영향에 의해 올바른 출력 이외의 노드 값이 올바른 노드의 출력값 보다 근소하게 역전된 경우에 대해서 어느 정도 효과적으로 보정 하는 것을 의미하며 이 과정을 그림 5에 나타내었다. 그림 5에서 9개의 샘플 패턴중 1-6번은 보정 입력에 의해 올바른 출력 값이 나오도록 보정 되었다.

〈표 5〉 보정입력의 Bias에 따른 인식률의 비교
 (Table. 5) Comparing of the recognition rate for Bias of the compensative input

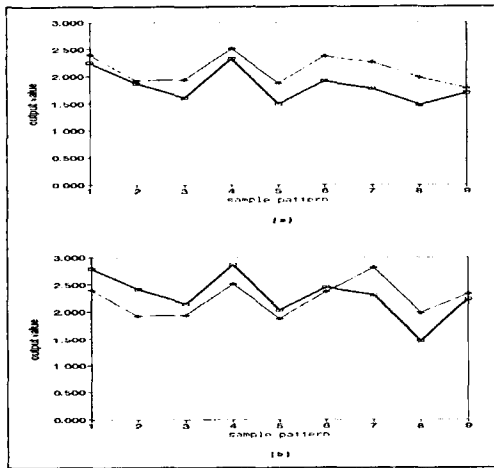
인식 모듈	Bias=0%	Bias=5%	Bias=10%	Bias=20%
한글	72.2%	76.4%	80.6%	84.7%
영문	71.8%	74.4%	78.2%	85.9%
숫자	100%	100%	100%	100%
Total	76.7%	79.4%	82.8%	87.8%

VI. 결론

오늘날 신경회로망 이론은 영상처리분야와 패턴인식 및 자동제어 분야 등의 여러 응용분야에 탁월한 우수성을 인정받고 있으며, 반도체 기술의 발달로 인한 그 실현 가능성이 날로 증대되고 있다. 그러나 최근에 역전파 신경회로망같이 널리 이용되는 다층구조의 신경회로망은 학습시 과도한 학습시간이 요구되는 점과 네트워크의 크기가 입력의 수에 따라 커지는 문제점을 지니고 있어서 이에 대한 대응책이 절실히 요구된다.

본 논문에서는 신경회로망의 고질적 문제중의 하나인 학습시 수렴시간을 단축하기 위해서 DAC 학습개념을 도입한 다중모듈구조의 신경회로망을 제안하였으며 이러한 신경회로망을 사용할 때 인식성능을 향상시키기 위한 보정 입력 알고리즘을 제안하였다. 본 논문에서 제안한 구조의 신경회로망을 기존의 신경회로망들과 숫자와 한글 그리고 영문등의 문자인식에 대해서 수렴속도를 비교한 결과 3~4배 이상의 빠른 수렴속도를 보였으며 보정 입력을 적용하였을 경우 인식률이 10%이상 향상되었다.

앞으로의 연구방향으로는 보정 입력 결정에 있어서 최적화에 관한 연구와 제안한 구조의 효과적인 응용에 대한 연구 등이 요구되며 다중모듈구조의 부 모듈(Sub-module)을 역전파 알고리즘 외에 다른 학습알고리즘과 혼용해서 구성하는 방법을 고려 중에 있다.



□ : 목표노드의 값, + : 다른 노드중 최대값

그림 5. 보정 입력에 따른 출력 값의 변화
 a) 보정입력 적용 전
 b) 보정입력 적용 후

Fig. 5 The change of output value according to the Compensative input

- a) Compensative input apply to the before
- b) Compensative input apply to the after

참고문헌

[1] B.Widrow and M.A.Lehr, "30 Years of Adaptive Neural Network : Perceptron, Msdaline, and Backpropagation", Proceeding of the IEEE, Vol. 78, pp. 1415-1441, September, 1990

[2] Yoh-Han Pao, "Adaptive Pattern Recognition and Neural Network", Addison Wesley Publishing Company Inc., 1989.

[3] 방승양, "뉴로 컴퓨터", 상조사, pp.117 -140, 10, 1992.

[4] Masumi Ishikawa and Kenichi Yoshino, "Automatic Task Decomposition in Modular Network by Structural Learning with Forgetting", Proceeding of 1993 International Joint Conference on Neural Networks, pp.1345-1348, 1993.

[5] Makoto Hirahara and Natsuki Oka, "A hybrid model composed of a multilayer perceptron and a radial basis function network", Proceeding of 1993 International Joint Conference on Neural Networks, pp.1353-1356, 1993.

[6] Sung-Bae Cho and Jin H. Kim, "A Multiple Network Architecture Combined by Fuzzy Integral", Proceeding of 1993 International Joint Conference on Neural Networks, pp. 1373-1376, April 1993.

[7] Cheng-Chin Chiang and Hsin-Chia Fu, "A Divide and Conquer Methodology for Modular Supervised Neural Network", IEEE International Conference on Neural Network, Vol 1, pp. 119-124, June 1994.

[8] D. Patel, I. Hannah and E.R. Davies, "Soft contaminant detection using neural

network : Techniques and limitations", IEEE International Conference on Neural Network, Vol 7, pp. 4316-4320, June 1994.

[9] 홍봉화의 3, "보정 입력을 사용한 역전파 신경회로망의 성능개선에 관한 연구", 전자공학회 하계 학술대회 논문집, pp.807-810, 7, 1994.

저자소개

홍 봉 화

한국 OA학회 논문지 제 4권 2호 참조
 현재 세명대학교 컴퓨터 과학과 교수

이 지 영

한국 OA학회 논문지 제3권 2호 참조
 현재 세명대학교 컴퓨터 과학과 교수