

多層 퍼셉트론의 認識力 制御와 復原에 관한 研究

正會員 朴 仁 政* 正會員 張 虎 聲**

A Study on the Control of Recognition Performance and the Rehabilitation of Damaged Neurons in Multi-layer Perceptron

In Jung PARK*, Ho Sung CHANG** *Regular Members*

要 約 오차 역전파 학습법칙에 의해 학습되는 다중구조의 퍼셉트론 신경회로망은 상이한 유형을 구별하거나 분류하는데 일반적으로 사용된다. 이 회로망은 학습이完了됐을 때 각 신경세포는 일정 크기의 출력값을 갖는다. 본 논문에서는 출력층의 신경세포와 은닉층 신경세포 사이의 이기력을 갖는 연결계수를 강하게 하여 또는 억제력을 갖는 연결계수를 강하게 하여 출력층 신경세포의 출력값을 제어할 수 있음을 보여준다. 출력층 제어하는 함수를 학습이 끝난 후 신경회로망의 재 수치로부터 誘導하였다. 또한 유도된 이 式에 의해 증가 또는 감소되는 신경세포의 출력값을 수식적으로 제시하였다. 이의 응용으로서 변형이 있는 패턴을 인식할 때 인식력 증가 함수를 적용하여 신경세포의 출력이 향상됨을 보이며, 또한 신경세포 사이의 연결이 일부 끊어졌거나 연결강도가 감소되었다고 가정된 신경회로망에 의해 음성신호를 인식하였을 때 신경세포의 출력이 상당히 감소하여 인식이 어려움이 있지만, 인식력 증가 함수를 적용함으로써 인식강도는 크게 증가시킬 수 있음을 컴퓨터에 의한 실험에 의해 확인했다.

ABSTRACT A neural network of multi layer perceptron type, learned by error back-propagation learning rule, is generally used for the verification or clustering of similar type of patterns. When learning is completed, the network has a constant value of output depending on a pattern.

This paper shows that the intensity of neuron's output can be controlled by a function which intensifies the excitatory interconnection coefficients or the inhibitory one between neurons in output layer and those in hidden layer.

In this paper, the value of factor in the function to control the output is derived from the known values of the neural network after learning is completed. And also this paper shows that the amount of an increased neuron's output in output layer by arbitrary value of the factor is derived. For the applications, increased recognition performance of a pattern that has distortion is introduced and the output of partially damaged neurons are first managed and this paper shows that the reduced recognition performance can be recovered.

I. 序 論

오차 역전파 학습법칙에 의해 학습된 다중 퍼셉트론 형태의 신경회로망은 상이한 유형을 식별(0x203040506) 하거나 분류(708) 하는데 많이 적용되고 있다. 이러한 신경회로망에서 學習後 出力層

의 신경세포는 認識하는 패턴에 따라 일정한 크기의 출력값을 갖는다. 인식하고자 하는 패턴이 학습된 패턴과 일치하면 인식이 정확히 되지만 변형되거나 잡음이 섞이거나 희미하게 퇴색이 되어있을 때에는 신경세포의 출력값이 감소한다(209).

본 논문에서는 신경세포 사이의 연결강도를 강하게 하는 函數를 도입하고, 인식강도를 원하는 값만큼 증가 또는 감소시키기 위해 요구되는

*檀國大學校 電子工學科
Dept. of Electronics Engineering Dankook University.
**弘益工業專門大學 電子科
Dept. of Electronics, Hong-ik Tech. Jr. College
論文番號 : 91-11(接受1990. 9. 7)

인자를 수식적으로 유도하고, 아울러 임의의 인식배율에 의해 증가 또는 감소되는 출력층 신경세포의 출력값을 수식적으로 유도하여 본 논문의 결과에 의해 다층 퍼셉트론 신경회로망의 특성을 새로운 관점에서 밝히고자 한다.

이의 응용으로서 변형된 숫자에 대해 인식강도가 증가됨을 보이며, 아울러 신경세포 사이의 연결이 손상된 신경회로망을 가정하고 여기에 음성신호를 인식하는 실험을 했을 때 출력층 신경세포의 출력에 대한 영향을 고찰하고 인식력 증가 함수를 적용했을 때의 결과를 제시한다.

II. 다층 퍼셉트론의 학습

다층 퍼셉트론이 입력층에 L개의 신경세포를 갖고 은닉층에 M개의 신경세포를 가지며 출력층에 N개의 신경세포로 구성되었다고 하자. 이 구조의 신경회로망에서는 학습을 위해 Back propagation¹⁰⁾을 적용하고, 신경세포의 반응은 Sigmoid 함수로 주어지며 정규화된 신호를 입력으로 하여 0과 1 사이의 실수값을 갖는다.

3층 퍼셉트론의 경우, 학습이 완료된 후 출력층의 j번째의 신경세포는 다음 식에 의해 $X[j, 3]$ 의 출력값을 갖는다.

$$X[j, 3] = \frac{1}{1 + \exp(-X_N[j])} \quad (1)$$

여기서 $X_N[j] = \sum_{i=1}^M X[i, 2] \times W[j, i, 3]$ 으로 주어지며 $W[j, i, 3]$ 는 i번째 은닉층 신경세포와 j번째 출력층 신경세포 사이의 연결강도를 나타내는 계수이다. 또한 $X[i, 2]$ 는 은닉층 신경세포의 출력값이다.

은닉층 신경세포와 출력층 신경세포 사이의 연결강도 $W[j, i, 3]$ 는 억제력을 갖는 연결(inhibitory connection)일 때는 -(음)의 부호를 갖고, 여기력을 갖는 연결(excitatory connection)일 때는 +(양)의 부호를 갖는다.

III. 인식강도 변화함수

신경회로망의 인식강도를 변화시키는 時期는 학습이 끝난 후라고 가정하고, 인식대상 패턴이 학습한 패턴과 일치했을 때 해당 패턴을 표시하는 출력층 신경세포의 출력값을 변화시키며, 이 때 다른 신경세포의 출력값에는 영향을 주지 않는 함수를 가정하자. 이와 같은 特性을 가진 함수를 $G(\cdot)$ 라 하고, 이를 신경세포의 출력함수와 연산을 하면 인식강도는 변화할 것이며 이러한 연산과정을 그림1로서 표시한다.

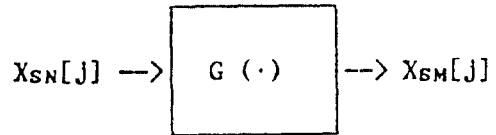


그림 1. 인식강도 변화 함수와 출력층 신경세포 출력과의 관계

Fig. 1. Relation between recognition intensity modification function and the output of output neuron.

그림1에서 $X_{SN}[j]$ 는 학습이 끝난 후 j번째 신경세포의 값이며 $X_{SM}[j]$ 는 함수 $G(\cdot)$ 와 연산을 행한 후 변화된 j번째 출력층 신경세포의 값이다. $X_{SN}[j]$ 와 $X_{SM}[j]$ 의 관계를 나타내는 연산자를 OP로 표시하면 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$X_{SM}[j] = G(\cdot) \text{ OP } X_{SN}[j] \quad (2)$$

인식강도를 원하는 크기로 변화시키기 위한 $G(\cdot)$ 를 구하기 위해 인식강도 증가 前後의 比를 생각하자.

$$\eta = \frac{X_{SM}[j]}{X_{SN}[j]} = \frac{F(X_M[j])}{F(X_N[j])} \quad (3)$$

여기서

η : 인식강도 변화 전후의 비

$X_{SM}[j]$: 인식강도가 변화한 출력층 신경세포의 값.

$X_{SN}[j]$: 인식강도를 변화시키지 않은 출력층 신경세포의 값.

$X_N[j]$: 학습한 후 인식강도를 변화시키지 않은 신경세포의 값으로서 신경 출력 전달함수를 거치기 前의 값이다.

$X_M[j]$: 인식강도를 변화시킨 신경세포의 값으로서 신경 출력 전달함수를 거치기 前의 값.

$F(\cdot)$: 신경 출력 전달함수.

학습이 완료된 후 얻어지는 $X_N[j]$ 를 여기력을 가진 연결계수에 의한 값과 억제력을 가진 연결계수의 값으로 나누면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} X_N[j] &= \sum_i X[i, 2] \times W[i, 1, 3] \\ &= \sum_i X[i, 2] \times W[i, 1, 3] \\ &\quad + \sum_i X[i, 2] \times W[i, 1, 3] \end{aligned} \quad (4)$$

$$\begin{aligned} X_M[j] &= \frac{P(\cdot) \sum_i X[i, 2] \times W[i, 1, 3] + Q(\cdot) \sum_i X[i, 2] \times W[i, 1, 3]}{\sum_i X[i, 2] \times W[i, 1, 3] + \sum_i X[i, 2] \times W[i, 1, 3]} \\ &= \frac{P(\cdot)\xi + Q(\cdot)}{\xi + 1} \end{aligned} \quad (6)$$

(6)식에 의해 $X_M[j] = \frac{P(\cdot)\xi + Q(\cdot)}{\xi + 1} = X_N[j]$ 으로 주어지며 만약 OP를 신경 연결자라고 하면 $G(\cdot)$ 을 η 와 관계 하고, $F(\cdot) = F(X_M[j]) = 1 / (1 + \exp(-a(X_M[j] - x_0)))$ 로 주어지는 Sigmoid 함수로서 $a=1, x_0=0$ 라 하면 인식강도 변화함수 $G(\cdot)$ 은 다음과 같이 주어진다.

$$\begin{aligned} G(\cdot) &= \frac{X_{SM}[j]}{X_{SN}[j]} = \frac{1}{1 + \exp(-X_M[j])} = \frac{1 + \exp(-X_N[j])}{1 + \exp(-X_M[j])} \\ &= \frac{1 + \exp(-X_N[j])}{1 + \exp(-X_N[j])(P(\cdot)\xi + Q(\cdot))(\xi + 1)} \end{aligned} \quad (7)$$

여기서

$W[i, 1, 3]$: 여기력을 가진 출력층과 은닉층 신경세포 사이의 연결계수

$W[i, 1, 3]$: 억제력을 가진 출력층과 은닉층 신경세포 사이의 연결계수.

M : 여기력을 갖는 연결계수의 수.

M : 억제력을 갖는 연결계수의 수.

그리고 여기력과 억제력의 비를 ξ 라 하면 다음 식으로 표시할 수 있다.

$$\xi = \frac{\sum_i X[i, 2] \times W[i, 1, 3]}{\sum_i X[i, 2] \times W[i, 1, 3]} \quad (5)$$

인식강도 변화 함수 $G(\cdot)$ 를 직접 구하기는 어려우므로 신경 출력 전달함수를 거치기 前의 출력 신경세포의 값을 적용하여 보자. 이 때 출력값이 변화된 신경세포의 여기력을 나타내는 계수가 $P(\cdot)$ 만큼 영향을 받고 억제력을 나타내는 계수가 $Q(\cdot)$ 만큼 영향을 받는다라고 하면 다음과 같은 식을 얻을 수 있다.

여기서 $X_{SN}[j]$ 와 ξ 는 이미 알고 있는 값이며 $P(\cdot)$ 와 $Q(\cdot)$ 는 미지함수이다. 이와 같이 $G(\cdot)$ 를 단순히 인식강도변화 전후의 비라고 한다면 $G(\cdot)$ 는 일정한 값을 갖는 상수가 되며 이 상수값을 η 라 놓고 (7)식을 $P(\cdot)$ 와 $Q(\cdot)$ 에 관해서 풀면 다음과 같이 된다.

$$P(\cdot) = -\frac{(\xi+1)}{\xi X_N[j]} \ln \frac{1}{\eta} (1-\eta + \exp(-X_N[j])) - \frac{Q(\cdot)}{\xi} \quad (8)$$

$$Q(\cdot) = -\frac{(\xi+1)}{X_N[j]} \cdot \ln \frac{1}{\eta} (1-\eta + \exp(-X_N[j])) - P(\cdot)\xi \quad (9)$$

(7)식을 $X_{SM}[j]$ 에 관해서 풀면 임의의 $P(\cdot)$ 와 $Q(\cdot)$ 에 대한 인식강도의 변화된 값을 알 수 있다. 여기서 $P(\cdot)$ 와 $Q(\cdot)$ 를 인식배율이라고 하자. 그러면 인식력이 변화된 신경세포의 값은 다음 식으로 주어진다.

$$X_{SM}[j] = \frac{X_{SN}[j] (1 + \exp(-X_N[j]))}{1 + \exp(-X_N[j]) (P(\cdot)\xi + Q(\cdot)) / (\xi + 1)} \quad (10)$$

만일 출력단의 신경세포값에 선형임계치 전달함수(Linear Threshold Transfer Function)을 사용하면 $F(\cdot)$ 는 다음과 같다.

$$F(\cdot) = F(X_M[j]) = a(X_M[j] - x_0) = \begin{cases} \text{High,} & \text{만일 } F(X_M[j]) > \text{High} \\ \text{Low,} & \text{만일 } F(X_M[j]) < \text{Low} \end{cases} \quad (11)$$

그러면 인식강도 변화함수 $G(\cdot)$ 는 $x_0=0$ 으로 할 때, 다음과 같이 된다.

$$G(\cdot) = \frac{X_{SM}[j]}{X_{SN}[j]} = \frac{F(X_M[j])}{F(X_N[j])}$$

$$= \frac{X_M[j]}{X_N[j]} \quad (12)$$

따라서 $G(\cdot)$ 는 상수값이 되어 바로 (6)식과 같게 된다. 앞서와 마찬가지로 이 상수값을 η 라 놓고 (6)식을 $P(\cdot)$ 와 $Q(\cdot)$ 에 관해서 풀면 다음과 같다.

$$\frac{X_{SM}[j]}{X_{SN}[j]} = \frac{P(\cdot)\xi + Q(\cdot)}{\xi + 1} = \frac{X_M[j]}{X_N[j]} = \eta \quad (13)$$

$$P(\cdot) = \frac{\xi + 1}{\xi} - \frac{1}{\xi} Q(\cdot) \quad (14)$$

$$Q(\cdot) = (\xi + 1)\eta - \xi P(\cdot) \quad (15)$$

IV. 컴퓨터에 의한 실험과 檢討

인식강도를 변화시키는 실험의 대상으로서 숫자인식을 선택하였으며, 신경세포와 신경세포 사이의 연결이 손상된 경우에 대한 실험으로서는 음성에서 母音의 인식을 선택하였다.

1. 숫자 인식

숫자 인식을 위한 신경회로망은 64개의 신경세포를 갖는 입력층, 8개의 신경세포를 갖는 은닉층과 10개의 숫자를 판별하도록 10개의 신경세포를 가진 출력층으로 構成했다.

학습법칙으로는 오차역전파 방식을 적용하고 신경세포의 출력전단 함수로서는 Sigmoid 함수를 사용하였고 學習係數는 0.35, 모멘텀은 0.8로 고정시켰다. 프로그램은 파스칼 언어로 작성하여 PC 386에서 실행시켰다.

실험에 사용한 학습용 패턴과 시험용 패턴을 그림 2에 보이며, “·”는 0을 “X”는 1의 값을 갖는다. 시험용 패턴의 화소가 3개 또는 6개

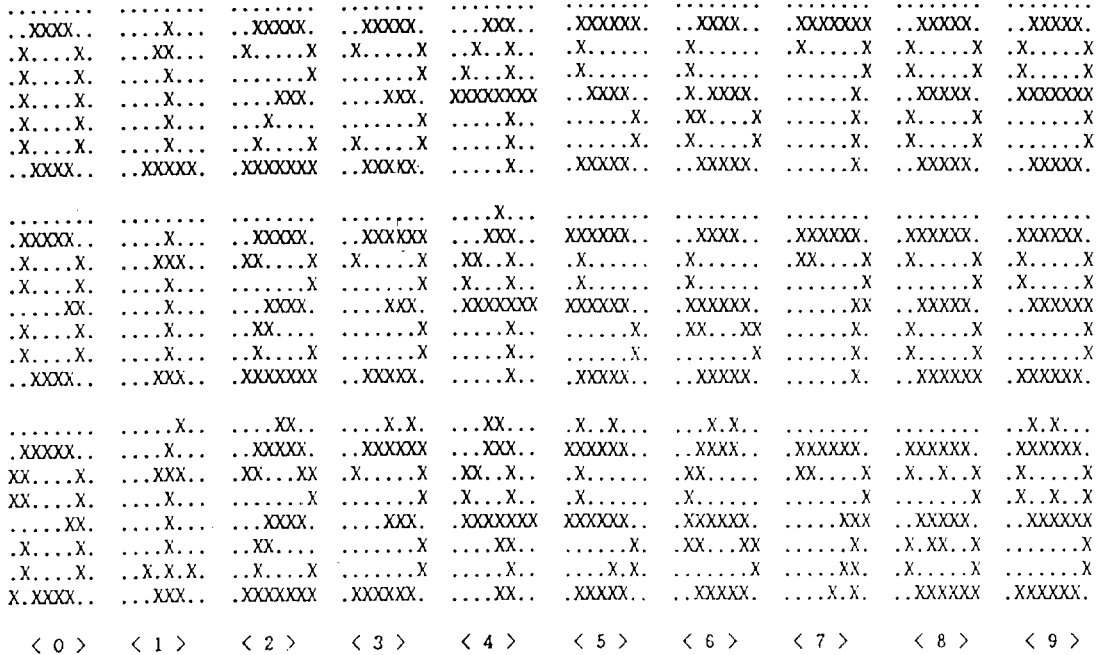


그림 2. 10개의 학습용(첫줄) 및 시험용(두줄짜리 셋째줄)숫자 패턴.
 Fig. 2. Numerical patterns for learning(first row) and testing(second and third rows).

표 1. 변형이 없는 숫자에 대한 신경세포의 출력(Sigmoid 전달함수 적용)
 Table 1. The output of neuron for distorted numerals (Use of Sigmoid transfer function)

숫자	변형이 없는 것의 $X_{SN} [i]$	3화소 변형 일 때의 $X_{SN} [i]$	6화소 변형 일 때의 $X_{SN} [i]$	3화, 6화소 변형 에 대한 $X_{SM} [j] (P(\cdot)=10)$
0	0.902	0.208	0.093	1.000
1	0.905	0.711	0.010	1.000
2	0.904	0.850	0.838	1.000
3	0.905	0.048	0.026	1.000
4	0.904	0.863	0.817	1.000
5	0.904	0.648	0.164	1.000
6	0.916	0.771	0.720	1.000
7	0.915	0.547	0.168	1.000
8	0.905	0.197	0.177	1.000
9	0.905	0.113	0.098	1.000

변화되었을 때의 출력층 신경세포의 출력을 조사하고 인식강도를 증가시키기 위해 인식배율 P(·)를 상수값으로 가정하여 적용했을 때의 결과는 표1에 제시하였다.

표1에 의하면 신경세포의 출력이 0.5 이하로 감소하는 경우 3화소 변형일 때는 숫자 /0, 3, 8, 9/에서 6화소 변형일 때는 숫자 /0, 1, 3, 5, 7, 8, 9/에서 나타났으며, 인식배율 P

(·)를 10으로 하는 인식강도를 증가시켰을 때는 신경세포의 출력은 최대치인 1로 되어 완전한 인식을 할 수 있음을 보여준다.

표2에서 6화소 변형에 대한 숫자 인식 실험에서 X[5, 3]에 해당하는 신경세포의 출력이 0.00436에서 0.536으로 증가되어 오인식할 확률이

커지게 되었다. 그러나 Q(·)를 상수값 5로 하여 억제력을 나타내는 연결계수와 곱해 인식실험을 한 결과 0.536에서 6.08×10^{-6} 으로 감소하여 숫자 /3/ 이 숫자 /5/로서 인식될 수 없게 되었다. 표2에서 "E"는 Exponent를 의미한다.

표 2. 숫자 3에 대한 신경세포의 출력(Sigmoid 전달함수 이용)
Table 2. Output of neuron for number 3. (Use of Sigmoid trans for function)

10개의 신경세포 번호	각숫자 3에 대한 출력 총 신경세포출력	6화소 변형 숫자 3에 대한 출력		
		P(·)=1 Q(·)=1	P(·)=10 Q(·)=1	P(·)=10 Q(·)=5
X[0, 3]	6.44E-02	5.38E-04	5.38E-04	2.38E-18
X[1, 3]	2.49E-03	8.29E-03	8.29E-03	3.94E-13
X[2, 3]	2.36E-02	1.07E-01	1.07E-01	3.68E-09
X[3, 3]	9.05E-01	2.62E-02	1.00E-00	1.00E+00
X[4, 3]	1.02E-05	1.87E-03	1.87E-03	1.01E-17
X[5, 3]	4.36E-03	5.36E-01	5.36E-01	6.08E-06
X[6, 3]	7.02E-04	4.03E-05	4.03E-05	1.72E-23
X[7, 3]	1.79E-02	4.86E-02	4.86E-02	1.79E-10
X[8, 3]	4.07E-02	4.64E-04	4.64E-04	1.53E-19
X[9, 3]	5.60E-04	3.58E-04	3.58E-04	6.46E-21

표 3. 변형이 있는 숫자에 대한 신경세포의 출력(Linear threshold 전달함수 사용)
Table 3. The output of neuron for distorted numerals. (Use of Linear threshold transfer function)

숫자 [i]	변형이 없는 경우의 $X_{SN}[j]$	3화소 변형 일 때의 $X_{SN}[j]$	6화소 변형 일 때의 $X_{SN}[j]$	3화, 6화소 변형 에 대한 $X_{SM}[j]$ (P(·)=10)
0	0.924	0.662	0.333	1.000
1	0.906	0.896	1.000	1.000
2	0.930	0.805	0.088	1.000
3	0.989	0.000	0.000	1.000
4	1.000	1.000	0.881	1.000
5	1.000	0.519	0.679	1.000
6	0.948	0.695	0.845	1.000
7	0.938	0.000	0.000	0.610(3), 0.397(6)
8	1.000	0.491	0.466	1.000
9	1.000	1.000	0.461	1.000

표 4. 숫자 3에 대한 신경세포의 출력(Linear threshold 전달함수 적용)

Table 4. Output of neuron for number 3.(Use of Linear threshold transfer function)

10개의 신경세포 번호	학습숫자 3에대한 출력층 신경세포 출력	6화소 변형된 숫자 3에 대한 출력		
		P(\cdot)=1 Q(\cdot)=1	P(\cdot)=10 Q(\cdot)=1	P(\cdot)=10 Q(\cdot)=5
X[0, 3]	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
X[1, 3]	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
X[2, 3]	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
X[3, 3]	9.89E-01	0.00E+00	1.00E+00	1.00E+00
X[4, 3]	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
X[5, 3]	0.00E+00	9.10E-01	9.10E-01	0.00E+00
X[6, 3]	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
X[7, 3]	6.99E-02	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
X[8, 3]	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
X[9, 3]	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00

표3과 표4는 학습법칙으로 오차역전파 방식을 적용하고 신경세포의 출력전달 함수로서는 선형 임계치(Linear threshold) 전달함수를 사용하였다. 이 때 Hard Limit값으로서 High는 1.0을 LOW는 0.0을 취하고 학습오차는 10% 이내로 하였으며 학습계수는 0.35, 모멘텀은 0.8로 고정하였다. 실험에 사용한 학습용 패턴과 시험용 패턴은 그림 2의 같다.

표3에 의하면 신경세포의 출력이 0.5 이하로 감소하는 경우, 3화소 변형일 때는 숫자 /3, 7, 8/에서 6화소 변형일 때는 숫자 /0, 2, 3, 7, 8, 9/에서 나타났으며 인식배율 P(\cdot)를 10으로 하여 인식강도를 증가시켰을 때는 숫자 /7/을 제외하고는 모두 출력이 최대치인 1.0이 되어 완전한 인식을 할 수 있음을 보여준다.

숫자 /7/의 경우, 3화소 변형일 때는 P(\cdot)는 14에서, 6화소 변형일 때는 P(\cdot)는 19에서 출력이 1.0이 되었다.

표4에서는 6화소 변형에 대한 숫자인식 실험에서 X[5, 3]에 해당하는 신경세포의 출력이 0.0에서 0.91로 증가하여 오인식할 확률이 거저게 되었다. 그러나 Q(\cdot)를 상수값 5로 하여 억제력

을 나타내는 연결계수와 곱했을 때는 0.91에서 0.0으로 감소하여 숫자 /3/ 이 숫자 /5/ 로서 인식될 가능성은 전혀 없게 되었다.

2. 母音 인식

모음 인식 실험에 적용한 모음은 /아, 야, 어, 이, 오, 우, 유, 이/로서 시간영역에서의信號波形을 디지털화하고 정규화한 후, 한 피치 주기에 해당하는 부분을 추출하고 그 크기를 10등분하여 0과 1 사이의 값을 만들어 학습을 위한 패턴으로 하였다. 母音 인식을 위한 다층 퍼셉트론의 구조는 50개의 입력층 신경세포와 6개의 은닉층 신경세포 및 8개의 출력층 신경세포로 되어 있다.

표5에는 출력층과 은닉층 신경세포 사이의 연결에서 여기력을 나타내는 연결 하나가 절단된 경우와 2개의 여기력을 나타내는 계수의 크기가 $\frac{1}{10}$ 로 감소된 경우의 출력층 신경세포의 출력과 이의 복구를 위해 인식강도를 크게 했을 때의 출력을 비교하였다. 이 표에서 전자의 경우 /어, 이/는 출력이 심하게 감소되었으며, 후자의

표 5. 신경세포 사이의 연결이 변화된 경우의 출력(Sigmoid 전달함수 사용)

Table 5. Neuron output when connection coefficients between neurons in output layer are changed. (Use of Sigmoid transfer function)

모 음	정상적인 신경세포 출력	여기력 계수		여기력 계수 두개의 값을 1/10로 줄임	
		하나를 0으로 함			
아	0.947	0.947	1.000	0.243	0.657
어	0.912	0.911	1.000	0.388	0.686
어	0.911	0.418	1.000	0.176	0.544
여	0.918	0.918	1.000	0.730	0.998
오	0.935	0.835	1.000	0.789	1.000
우	0.912	0.912	1.000	0.371	0.679
유	0.904	0.904	1.000	0.830	1.000
이	0.918	0.269	0.627	0.269	0.627

경우 / 여, 오, 유 / 를 제외하고 출력이 많이 감소했지만 연결강도를 증가시킨 후 출력이 상당히 증가하는 것을 보여주고 있다.

V. 結 論

多層 퍼셉트론 構造의 신경회로망에서 학습이完了된 후, 깨진 인식율을 향상시키기 위해 출력층에 있는 신경세포의 출력값을 制御하는 방법을 提案하였다. 출력층에 있는 신경세포들의 출력값은 이들 신경세포와 은닉층에 있는 신경세포 사이의 연결강도를 나타내는 係數 중에서, 여기력을 갖는 係數 또는 억제력을 갖는 係數의 값을 크게함으로써 制御할 수 있음을 연결강도를 변화하는 함수를 도입하여 수식적으로 體系化하였다. 여기서 원하는 값만큼 출력층 신경세포의 출력값을 증가 또는 감소시키기 위한 식을 유도하였고 아울러 임의의 인식배율에 의해 제어되는 출력층 신경세포의 출력값을 수식화하였다.

本 論文의 응용으로서 變形된 숫자에 대한 인식 실험과 신경세포 사이의 연결이 일부 손상된 신경회로망에 대한 실험을 하여, 기존의 방법으로(인식력 변화 함수를 적용하지 않은 방법)

했을 때는 출력층 신경세포의 출력이 상당히 감소하여 인식에 문제가 있었지만 본 논문에서 제안한 방법에 의해 인식실험을 했을 때는 완전한 인식이 가능하고 손상된 신경회로망에 대한 학습의 인식 실험에서도 상당한 효과가 증명되어, 이러한 신경회로망도 復原이 可能할 수 있음을 보여주었다.

參 考 文 獻

1. David J. Burr, "Experiments on Neural Net Recognition of Spoken and Written Text", IEEE, Trans. on ASSP, Vol. 36, No. 7, pp. 1,162~1,168, 1988 July.
2. 박인성, 조일형, "Neural Network에 의한 숫자인식에 관한 연구", 대한전자공학회 하계종합학술대회 논문집, 제12권 제1호, pp. 272~275, 1989년 7월.
3. 박인성, "신경회로망에 의한 한글인식에 관한 연구", 한국통신학회 하계종합학술대회 논문집, Vol. 8, No. 2, pp. 187~190, 1989년 8월.
4. 김성우, 전운호, 최종호, "신경회로망을 이용한 인쇄체 한글 문자의 인식", 전자공학회 논문지, 제27권 2호, pp. 65~71, 1990년 2월.
5. Bernhard R. Kämmerer and Wolfgang A. Küpper, "Design of Hierarchical Perceptron Structures and their Application to the Task of Isolated Word Recognition", International Joint Conference on Neural

Networks, Vol. I, pp. 243~250, 1989. June.

6. Yamada, Kami, Tsukumo, and Temma, "Handwritten Numeral Recognition by Multi-layered Neural Network with Improved Learning Algorithm", International Joint Conference on Neural Network, Vol. II, pp. 259~266, 1989. June.

7. D. Alpsan and O. Ozdamar, "A Back Propagation Network for Classifying Auditory Brainstem Evoked Potentials: Input Level Biasing, Temporal and Spectral Inputs and Learning Patterns", International Joint Conference on Neural Network, Vol. II, pp. 605, 1989. June.

8. 이영직, 광종후, "신경회로망을 이용한 classification", 89 신경회로망 응용 Workshop, pp. 50~58, 1989년 11월.

9. 박인정, 장호성, 이진우, "다층 퍼셉트론의 인식력 향상과 복원에 관한 연구", 1990년도 한국통신학회 하계종합학술대회 논문집, Vol. 9, No.2, pp. 667~670, 1990년 8월.

10. D.E. Rumelhart, G.E. Hinton, and R.J. Williams, Learning Internal Representation by Error Propagation, In Parallel Distributed by Error Propagation: Exploration in the Micro-structure of Cognition, MIT Press, 1986.



朴仁政(In Jung PARK) 正會員
1948年 1月 28日生
1986年 2月 : 고려대학교 전자공학과 (공학박사)
1981年~現在 : 단국대학교 공학대학 전자공학과 부교수
1988年 10월~1989年 8월 : 미국 Bowling Green State University 전자계산학과 객원교수

관심분야 : 디지털 신호처리, 신경회로망 이론과 응용 및 영상 처리 응용등임.



張虎聲(Ho Sung CHANG) 正會員
1949년 2월 15일생
1967년 3월~1971년 2월 : 首都工科大学 工業教育科 電氣専攻 (工學士)
1974년 9월~1977년 2월 : 漢陽大學校 大學院 動力通信専攻 (工學碩士)
1986년 3월~1990년 3월 : 檀國大學校 大學院 電子工學科 博士課程 修了

1978년 3월~현재 : 弘益工業 專門大學 電子科 副教授
서울 산업대학, 홍익대학교 강사
관심분야 : 신경회로망, 신호처리