

論文93-30B-6-11

성능이 향상된 수정된 다층구조 양방향연상기억메모리 (Modified Multi-layer Bidirectional Associative Memory with High Performance)

鄭東奎*, 李壽永*

(Dong Gyu Jeong and Soo Young Lee)

要約

신경회로망 특징중의 하나인 초대규모병렬성(massive parallelism)을 살리기 위해서는 무엇보다도 하드웨어의 구현이 가장 중요하다. 예로써, 양방향연상기억(BAM) 모델은 입출력이 이진 형태의 패턴을 가지며 내적구현특성을 지니므로 구현상의 장점을 지니고 있다. BAM은 이러한 장점을 지니면서도 단층구조이기 때문에 기억용량이나 성능에 상당히 제약을 받는다. 이 문제점을 보완하기 위해, 본 연구팀은 BAM을 다층구조로 확장한 다층구조 양방향연상기억(MBAM) 모델을 제안한 바 있다. 본 연구에서는 MBAM 모델의 성능을 향상시킨 수정된 MBAM(MOMBAM)을 제안한다. 여기서는 수정된 모델의 구조, 학습법칙, 성능, 컴퓨터 시뮬레이션 등을 살펴보고, 학습이 끝난 후 연상(recall)시에 양방향성에 대한 수렴현상을 시뮬레이션 예제들을 통해 살펴봄, 마지막으로 이 구조에 약간의 제한성을 첨가하여 분류기로써도 사용될 수 있음을 알아보기로 한다.

Abstract

In previous paper we proposed a multi-layer bidirectional associative memory (MBAM) which is an extended model of the bidirectional associative memory (BAM) into a multi-layer architecture. And we showed that the MBAM has the possibility to have binary storage for easy implementation. In this paper we present a MODified MBAM(MOMBAM) with high performance compared to MBAM and multi-layer perceptron. The contents will include the architecture, the learning method, the computer simulation results for MOMBAM with MBAM and multi-layer perceptron, and the convergence properties shown by computer simulation examples. And we will show that the proposed model can be used as classifier with a little restriction.

I. 서론

새로운 계산구조와 방식을 갖는 신경망(혹은 신경

회로망) 연구는 뇌로부터 습득한 아이디어를 공학적으로 응용하려는 생각을 바탕으로 뇌의 구조와 유사한 mechanism에 의한 정보처리 장치의 근본이 되는 정보처리의 원리와 그 정보처리 원리를 응용하고자 하는 기술을 연구하는 분야이다. 신경망이 어떤 문제에 대해서는 기대 이상의 훌륭한 해결책을 제공한다. 현재 이 분야 연구의 활성화 동기 중의 하나는

*正會員, 韓國科學技術院 電氣 및 電子工學科
(Dept. of Elec. Eng., KAIST)
接受日字: 1993年 1月 15日

기존의 인공지능 기법으로 해결할 수 없는 문제들의 해결 가능성을 보여 주며, 인간 두뇌의 기능과 유사한 신경망이 실현될 수 있는 가능성을 보여주는데 있다. 또한 기존의 계산 방식에 의해 해결하고자 할 때는 그 문제가 잘 정의되어 있어야 하고 문제해결법이 사전에 잘 정리 되어 있어야 한다. 그러나, 신경망은 복잡하거나 잘 정의되어 있지 않은 문제, 즉 수학적 모델이나 해결방법을 찾기 어려운 문제에도 효율적으로 적용될 수 있다. 이러한 특성을 갖는 신경망의 응용분야로는 기존의 AI 기법으로 처리하기 어려운 패턴인식(image 인식, 음성인식 등) [1~6], robot vision [7] 및 제어분야 [8] 등 여러가지 문제에 효율적으로 적용 가능한 것으로 알려져 있다. 특히, 시각적 패턴인식 면에서 영상인식 혹은 연상 능력은 현재의 슈퍼컴퓨터보다 더 빠르고 정확하다.

신경망의 특징으로는 초대규모 병렬성 (massive parallelism), 적응학습(adaptive learning), 그리고 분산기억(distributed memory)등이다. 기존의 von Neumann형 컴퓨터는 하나의 복잡한 CPU 가 주어진 명령을 하나씩 순차적으로 실행함으로써 처리하여야 할 정보의 양이 많거나 해결하고자 하는 문제가 복잡하면 작업을 수행하는데 소요되는 시간이 현저히 증가하는 단점이 있다. 신경회로망의 모델들을 실제로 사용할 경우에는 신경회로망 하드웨어 구현에 의하거나 기존의 von Neumann 형태의 컴퓨터에 소프트웨어적으로 이용할 수 있다. 기존의 컴퓨터에 소프트웨어적으로 이용할 경우에는 초대규모 병렬성의 효과를 기대할 수 없고 실시간 처리가 어렵다. 이와 같이 신경회로망 모델들은 기존의 시스템이 해결하기 어려운 문제의 답을 줄수는 있으나 대부분 하드웨어 구현의 고려가 되지 않았거나 성능에 제약을 받는다. 예로서 다층구조퍼셉트론 [9] 의 경우 성능은 우수하나 아날로그 값인 모든 weight (inter-connection)를 저장하여 하드웨어를 구성해야 하므로 회로가 복잡해진다. Hopfield 모델 [10] 이나 BAM 모델 [11] 의 경우 하드웨어 구현이 용이하지만 단층 구조를 가지므로 기억용량이나 성능에 제약을 받는다. 따라서, 본 연구팀은 이러한 단점을 보완하기 위해 성능은 기존의 시스템에 비해 떨어지지 않으면서 하드웨어 구현에 편리한 MBAM모델의 개발 [12] 과 구현의 용이성을 위해 storage(혹은 memory)의 이진화를 연구하였다. [13]

하드웨어 구현의 용이성을 목적으로 개발된 MBAM 모델은 BAM 모델의 양방향연상기억 능력과 내적 구현 특성을 그대로 지니므로 구현의 유용성 (flexibility)을 기대할 수 있고, 임의의 다층구조로

확장이 가능하므로 학습능력을 증대시킬 수 있는 장점이 있다. [14] 이 모델에서는 각 뉴런(혹은 node)에 패턴수 만큼의 메모리 소자가 존재하여 인접층간의 상호연결은 Hopfield 나 BAM과 같이 Hebb 법칙에 의해 구해지며, 학습은 오차역전파기법에 의해 은닉층의 메모리값들을 updating 시킴으로 이루어진다. 특히, 이 값들을 허용오차 범위내에서 이진화를 시키면 상호연결강도는 multi-level 값을 가지는 상태로, 특히 대규모집적회로(VLSI)로 구현할 때는 SRAM(Static Random Access Memory)과 같은 이진기억소자를 이용하여 간단히 처리할 수 있는 장점이 있다. 기존의 MBAM 은 한 은닉층 즉, i 번째 은닉층의 메모리값들은 i 번째의 상호연결강도 (interconnection matrix) 및 $i+1$ 번째의 상호연결강도 구성에 동시에 작용하게 된다. 본 연구에서는 기존의 MBAM에서 한 은닉층의 메모리값들이 위와 같이 상하층의 상호연결 강도에 동시에 영향을 미치게 되어 있는 것을 수정하였다. 상층과 하층의 상호연결강도를 얻기 위해 한 은닉층에 서로 독립적인 메모리소자들 즉, 상층의 상호연결강도를 얻기 위한 메모리와 하층의 상호연결강도를 얻기 위한 메모리를 독립적으로 뒀으로써 네트워크의 성능향상을 추구하였다. 이것은 네트워크에서 입력을 출력으로 mapping 시키는데 독립변수를 더 많이 두는 형태가 되므로 mapping 능력의 향상을 기대할 수 있기 때문이다. 수정된 MBAM모델은 기존의 MBAM모델의 기능을 모두 갖추고 있고, storage 의 이진화기법도 그대로 이용할 수 있다.

제 II 절에서는 수정된 MBAM 모델의 구조, 상호연결강도 및 학습법칙을 살펴보고, 제 III 절에서는 컴퓨터 시뮬레이션 결과와 연상(recall) 시의 양방향성의 수렴특성을, 그리고 마지막 절에서는 결론을 맺기로 한다.

II. 구조 및 학습법칙

MBAM 모델은, 양방향 연상기억능력이 있고, 내적 구현특성을 갖기 때문에 구현의 용이성이 있으며, 임의의 다층구조로 확장이 가능하므로 학습능력을 증대시킬 수 있는 장점이 있다. 또한, 연상기억이나 인식과 같은 기능면에서 Hopfield 나 BAM의 역할을 수행할 수 있으며 다층구조퍼셉트론의 기능도 할 수 있다.

그림 1은 수정된 다층구조 양방향연상기억 모델의 구조에 대한 예이다. 설명의 편의를 위해 가장 왼쪽에 위치한 층을 좌측층, 가장 오른쪽에 위치한 층을

우측층, 그리고 좌측에서 p 번째 위치한 은닉층을 p 번째 은닉층이라 하자. 좌측층, p 번째 은닉층, 그리고 우측층의 뉴런을 각각 차례로 x, h_p, 그리고 y로 나타내기로 한다. 위와 같은 순으로 상호연결강도를 구성하는 메모리를 각각 x^s, h_p^s, 그리고 y^s로 나타낸다. 특히, 수정된 MBAM 모델에서 p 번째 은닉층의 메모리 중 좌측의 상호연결강도에 기여하는 메모리를 h_{p1}^s라 표기하고, 우측의 상호연결강도에 기여하는 메모리를 h_{p2}^s라 표기한다. 일반적으로 각 층은 다른 갯수의 뉴런을 갖는다.

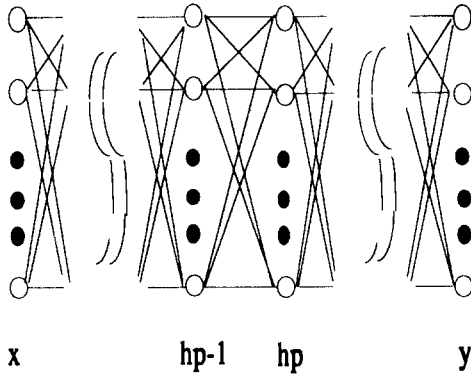


그림 1. 수정된 MBAM 모델의 구조에
Fig. 1. Structure of modified MBAM.

M개의 학습패턴과 target 패턴이 주어졌다고 하자. 그리고, 은닉층의 메모리값을 알고 있다고 할 때 좌측층으로부터 첫번째 연결매트릭스 Z⁽¹⁾, p 번째 연결매트릭스 Z^(p), 그리고 q개의 은닉층으로 구성되어 있을 때 가장 오른쪽 상호연결 매트릭스 Z^(q+1)은 순차적으로 각각

$$Z_{\mu}^{(1)} = \sum_s h_{1,1}^s x_1^s \quad (1)$$

$$Z_{\mu}^{(p)} = \sum_s h_{p1,1}^s h_{p-1,2k}^s, \quad p = 2, \dots, q \quad (2)$$

그리고,

$$Z_{nm}^{(q+1)} = \sum_s y_n^s h_{q2,m}^s \quad (3)$$

과 같이 Hebb 법칙에 의해 구해진다. 은닉층의 메모리값은 (4)식으로 정의되는 오차 E를 최소화하도록 선택하였다. 이 오차는 우측층에서 (5)식과 같이 정의되는 오차와 좌측층에서

$$E = E_1 + E_2, \quad (4)$$

$$E_1 = 1/2 \sum_s |y^s - x(x^s)| \quad (5)$$

$$E_2 = 1/2 \sum_s |x^s - x(y^s)| \quad (6)$$

(6)식과 같이 정의되는 오차의 합으로 구성되어진다. 여기서, 좌측층과 우측층의 메모리값은 보통 학습패턴과 target 패턴중 어느 한 쪽에 속한다. 그리고, y(x^s)는 좌측층의 패턴 x^s를 네트워크를 통해 오른쪽 방향으로 전파시켰을 때의 y 값이고, x(y^s)는 우측층의 패턴 y^s를 네트워크를 통해 왼쪽 방향으로 전파시켰을 때의 x 값을 나타내는 것으로 각각 다음의 (7), (8)식과 같이 나타내어진다. 즉,

$$y(x^s) = f(\bar{y}(x^s)) \quad (7)$$

$$x(y^s) = f(\bar{x}(y^s)) \quad (8)$$

$$\bar{y} = [\bar{y}_1, \bar{y}_2, \dots, \bar{y}_{n1}]^T \quad (9)$$

$$\bar{x} = [\bar{x}_1, \bar{x}_2, \dots, \bar{x}_{n1}]^T \quad (10)$$

$$\bar{y}_n(x^s) = \sum_m Z_{nm}^{(q+1)} h_{q,m}^s(x^s) \quad (11)$$

그리고, $\bar{x}_n(y^s) = \sum_j Z_{nj}^{(1)} h_{1,j}^s(y^s)$ (12)

으로 정해지며, h_{q,k}(x^s)는 x^s에 의해 오른쪽 방향으로 전파될 때 q 번째 은닉층의 k 번째 뉴런값이고, h_{q,k}(y^s)는 y^s에 의해 왼쪽방향으로 전파될 때 q 번째 은닉층의 k 번째 뉴런값이다. 한편, n1과 n2는 각각 우측층과 좌측층의 뉴런수, n은 앞층의 뉴런값에 가중치가 곱해진 후 이들의 합을 나타낸 것을, 그리고 f(.)는 비선형 시그모이드(sigmoid) 함수를 나타낸다. 오차 E는 은닉층의 메모리의 값을 적절히 선택 함으로 최소화될 수 있다. 오차의 최소화를 위해 은닉층의 모든 메모리를 아래와 같이 최대경사법(steepest descent method)을 도입하여 학습시킨다.

$$h_{p1,1}^s[n+1] = h_{p1,1}^s[n] - \eta_{p1} \partial E / \partial h_{p1,1}^s \quad (13)$$

$$h_{p2,1}^s[n+1] = h_{p2,1}^s[n] - \eta_{p2} \partial E / \partial h_{p2,1}^s \quad (14)$$

$$p=1, 2, \dots, q, \\ l=1, 2, \dots, L, \\ s=1, 2, \dots, M.$$

여기서 h_{p1,1}^s[n]과 h_{p2,1}^s[n]은 각각 p번째 은닉층 메모리 중 좌측의 상호 연결강도와 우측의 상호 연결강도에 작용하는 메모리의 n번째 반복(iteration)에서 얻어지는 값을 나타내고, L은 p번째 은닉층의 뉴런수, 그리고 M은 수렴패턴수를 나타낸다. 한편, η_{p1}과 η_{p2}는 각각 p번째 은닉층에서 좌측의 상호연결강도에 기여하는 메모리에 대한 학습률과 우측의 상호연결강도에 기여하는 메모리에 대한 학습률을 나타낸다.

이 모델은 네트워크의 학습이 끝나고 이종연상회상(heteroassociative memory) 용으로 사용될 때는 한

쪽을 입력으로 다른 한쪽을 출력으로 이용될 수 있으며, 동중연상기억 (autoassociative memory)용으로 사용될 때는 한 쪽을 입력으로 하고 여기에 신호를 인가하여 다른 쪽으로 전파시켰다가 다시 역전파되어 오는 신호를 출력으로 선택하면 된다. 연상 (recall) 시의 양방향성은 한 쪽에서 입력신호를 인가하여 네트워크의 순방향과 역방향을 오가는 과정으로 정의되며, 이와 같은 과정이 일정기간 되풀이하여 안정한 상태에 도달할 때까지 반복된다. 연상시 양방향성에 대한 수렴성의 정확한 증명은 은닉층을 포함한 전체의 비선형적 입출력 전달특성을 분석해야 하기 때문에 매우 어렵다. 여기에서는 연상시 수렴성을 컴퓨터 시뮬레이션에 의해 다음장에서 자세히 살펴보기로 한다.

MOMBAM 모델이나 MBAM 모델은 분류기로도 사용될 수 있다. 분류기로 사용될 경우 순방향네트워크(feedforward network)으로 출력측에만 오차를 정의하여 학습을 시켜야 한다. 아울러 연상시에도 양방향성을 주지 않고 입력측에서 출력측으로 직접 신호를 전파시켜 나오는 결과를 이용해야 한다.

III. 성능 및 응용

그림 2는 랜덤패턴에 대해 기존의 MBAM 과 다층구조 퍼셉트론 및 수정된 MBAM의 인식률 (recognition rate)을 보여주고 있으며, 그림 3은 그림 4의 (a) 에 보인 영어대문자 패턴을 (b)에 보인 영어소문자패턴으로 연상시켰을 때 각 모델에 대한 인식율을 보여주고 있다.

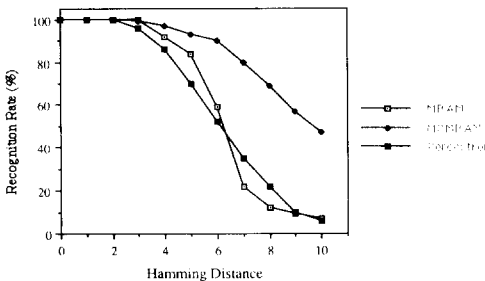


그림 2. 10쌍의 랜덤패턴을 다른 10쌍의 랜덤.패턴으로 연상시켰을 때의 인식률

Fig. 2. Recognition rate of 10 random patterns associated with 10 other random patterns.

여기서는 입출력을 이진패턴이라고 가정하였다. 사용된 네트워크 구조는 2개의 은닉층을 갖으며, 은닉

층은 각각 40개의 뉴런을, 입력과 출력층은 각각 35개의 뉴런을 갖으며, 시그모이드함수의 기울기는 0.07 을 갖는다. 그림에서 채워진 다이아몬드가 수정된 MBAM 모델의 인식률을, 중앙에 점을 갖는 빈 사각형이 기존의 MBAM의 인식률을, 그리고 나머지 하나가 다층구조퍼셉트론의 인식률을 나타낸다.

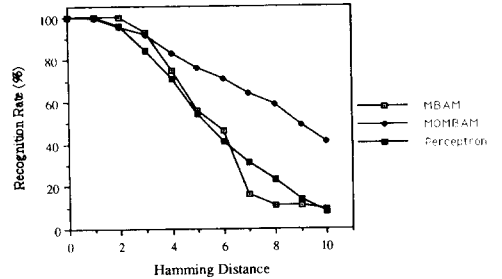


그림 3. 10쌍의 영어대문자패턴을 10쌍의 영어소문자패턴으로 연상시켰을 때의 인식률

Fig. 3. Recognition rate of 10 upper-case alpgabet patterns with respective lower-case alphabet patterns.

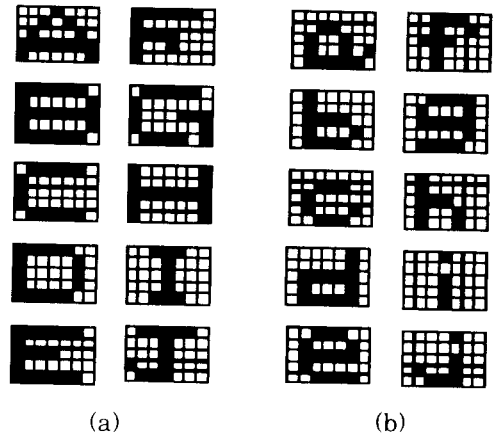


그림 4. 연상기억용으로 사용된 영문자 패턴

Fig. 4. Alphaber patterns used for associative memory.

이 시뮬레이션 결과에서 수정된 모델은 기존의 두 모델보다 우수한 성능을 나타내고 있음을 알 수 있다. 이것은 수정된 모델이 기존의 모델에 비해 입력에서 출력으로 mapping 시키는 능력의 향상을 의미한다. 수정된 MBAM 모델 역시 기존의 MBAM의 storage 의 이진화 기법을 그대로 도입이 가능하므로

구현의 용이성은 기대할 수 있다.

수정된 MBAM(혹은 MBAM) 모델에서 연상시의 양방향성에 대한 이론적 증명은 다층구조의 비선형적 입출력전달특성에 대한 정확한 규명을 필요로 하므로 매우 어렵다. 현재까지 다층구조의 비선형적 전달특성이 잘 알려져 있지 않고 있는데, 본 논문에서는 컴퓨터 시뮬레이션예제에 의한 실험적 고찰을 통해 제안된 모델의수렴성을 알아보기로 한다.

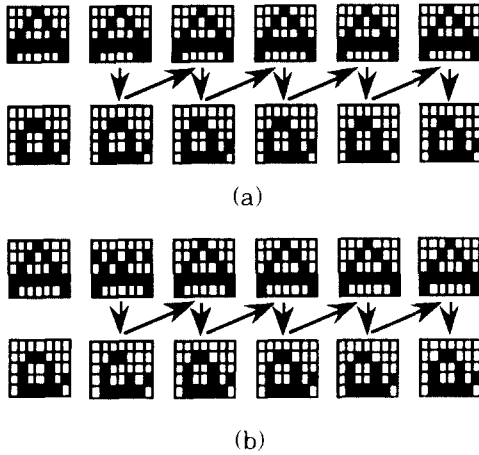


그림 5. 연상회상시 양방향성에 의한 수렴 현상
Fig. 5. Bidirectional recall convergence by computer simulation.

그림 5는 수정된 다층구조 양방향연상기억메모리의 연상시 수렴성을 살펴보기 위해 네트워크를 그림 4의 이진패턴을 충분히 학습시킨후 잡음을 첨가한 패턴들을 인가하였을 때의 수렴현상을 나타낸 것이다. 여기에서 그림 4의 (a)를 입력측의 패턴으로, (b)를 출력측의 패턴으로 하였다. 그리고, 그림 5에서 맨 왼쪽열(column)중에 대문자패턴은 입력측의 학습패턴중에 하나를 나타내고, 소문자는 출력측의 target 패턴(잡음이 없을 때 패턴)을 나타내며, 두번째 열의 대문자에 대응되는 패턴은 입력측의 원래패턴에 잡음을 섞은 패턴을 나타내고, 그 뒤의 상하 쌍으로 구성된 영어대소문자 패턴들은 잡음이 있는 테스트패턴들이 네트워크에 인가된 후 화살표 방향으로 입출력측을 왕복할 때 입출력측에서 나타나는 일시적 패턴들이다. 그림 5의 (a)는 잡음이 적게 섞인 패턴(Hamming Distance = 1)을 인가하였을 때의 수렴현상을 나타낸 것으로 한번의 순방향 흐름에 의해 정확한 target 패턴을 찾아 수렴한 것이다. (b)는 입력에 잡음이 많이 섞인 패턴(Hamming Distance =

5)이 인가되었을 때의 수렴특성을 나타낸 것으로 처음 순방향으로 신호가 흘러 갔을 때는 대응되는 패턴을 정확히 찾지 못하나 역방향으로 다시 되돌아올 때 자기자신의 패턴을 찾아 그 후로는 계속 안정된 상태로 수렴함을 보이고 있다.

이 모델은 분류기로도 사용될 수 있으나 어느정도 성능의 감소를 치러야 한다.

그림 6은 분류기로 사용되었을 때 해밍거리(Hamming Distance)에 따른 인식률을 나타낸 것이다. 사용된 패턴은 입출력에 서로 다른 이진형태의 랜덤패턴 10 쌍이다. 그리고, 네트워크의 sigmoid 함수의 기울기는 0.2로 하였다. 그림에서 점으로 구성된 채워진 사각형은 다층구조퍼셉트론의 인식률을, 완전히 채워진 다이아몬드는 수정된 MBAM의 인식률을, 그리고 중앙의 검은 점을 갖는 흰 사각형은 기존의 MBAM의 인식률을 나타낸다.

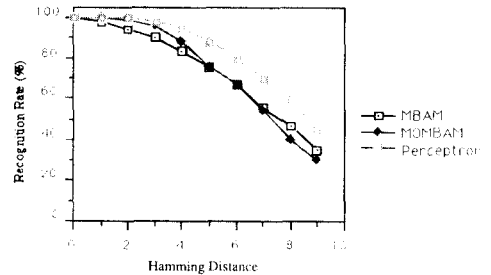


그림 6. 분류기로 사용되었을 때의 인식률
Fig. 6. Recognition rate as a classifier.

이 경우에는 연상시 양방향 특성이 없기 때문에 MBAM 모델이나 수정된 MBAM 모델이 다층구조 퍼셉트론에 비해 성능이 떨어진다. 그러나 여기에서도 storage(or memory)가 이진화될 수 있으므로 구현상의 장점은 그대로 지니고 있다. 즉, 이 모델을 출력측에만 오차를 정의하여 순방향네트워크로 사용할 경우에도 약간의 성능감소로 분류기와 같은 용도로도 이용할 수 있다.

IV. 결론

본 논문에서는 연상기억이나 인식용으로 사용되며 구현이 용이한 MBAM 모델의 성능을 향상시킨 수정된 MBAM 모델을 제안하였다. 즉, 기존의 MBAM 모델에서 한 은닉층의 메모리값들을 상층부분의 상호 연결강도에 기여하는 메모리들과 하층부분의 상호연결강도에 기여하는 메모리들을 상호 독립적으로 묶으

로써 네트워크의 성능을 향상시켰다. 또한, 정확한 다층구조의 비선형적 특성에 대한 이론적 증명대신에 컴퓨터시뮬레이션에 의해 수정된 MBAM 모델의 연상시에 대한 양방향성의 수렴과정을 살펴보았는데, 몇 스텝 이내에 잘 수렴함을 보았다. 그리고, 이 모델은 대규모 신경망 설계를 할 때 storage의 이진화로 구현의 용이성을 필요로 하는 경우에 분류기로서도 이용될 수 있다.

Acknowledgement

*이 연구는 국방과학연구소의 연구지원에 의한 것임(ADD90-4-01).

參 考 文 獻

- [1] G.A.Carpenter, "A Massively Parallel Architecture for a Self-Organizing Neural Pattern Recognition Machine," *Computer Vision, Graphics, and Image Processing* 37, pp.54~115, Academic Press, Inc., 1987.
- [2] G.A.Carpenter and Stephen Grossberg, "ART2 : self-organization of stable category recognition codes for analog input patterns," *Applied Optics*, vol. 26, no.23, pp.4919 ~ 4930, Dec.1987.
- [3] G. A. Carpenter and Stephen Grossberg, "ART3 : Hierarchical Search Using Chemical Transmitters in Self-Organizing Pattern Recognition Architectures," *Neural Networks*, Vol.3, pp.129 ~ 152, Pergamon Press, USA, 1990.
- [4] K. Fukushima, "Neural Network model for selective attention in visual pattern recognition and associative recall," *Applied Optics*, vol.26, no.23, pp 4985 ~ 4992, Dec. 1987.
- [5] K.Fukushima, "Neural Networks for visual Pattern Recognition," *IEICE Trans.*, vol.E74, no.1, pp.179 ~ 190, Jan. 1991.
- [6] T.J. Sejnowski and C.R.Rosenberg, "NETtalk : A parallel network that learns to read aloud," *Electrical Engineering and Computer Science Technical Report JHU/EECS-86101*, Johns Hopkins University, Baltimore, MD, 1986.
- [7] B.K.Horn, *Robot Vision*, The MIT press, cambridge, MA, 1986.
- [8] Thomas Miller, Richard S. Sutton, and Paul J. Werbos, *Neural Networks for control*, The MIT Press, 1990.
- [9] D. E. Rumelhart, G. E. Hinton, and R. J. Williams, "Learning Integral Representation by Error Propagation," in D. E. Rumelhart & J. L. McClelland (Eds.), *Parallel Distributed Processing : Explorations in the structure of cognition*, vol.1 : Foundations, MIT Press, 1986
- [10] J. J. Hopfield, "Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities," *Proc. of the National Academy of Sciences* 79: 2554-2558, 1982.
- [11] B. Kosko, "Bidirectional associative memories," *IEEE Trans. SMC*, SMC-18, pp. 49-60, 1988.
- [12] S. S. Min and S. Y. Lee, "Multi-layer bidirectional associative memory," *Inter. Conf. on Fuzzy Logic and Neural Networks (IIZUKA '90)*, Iizuka, pp. 251 - 254, 1990.
- [13] Dong-gyu Jeong, and Soo-Young Lee, "Binarization for Multi-layer Bidirectional Associative Memory," *Inter. Conf. fuzzy Logic and Neural Networks (IIZUKA'92)* Iizuka, July 18-22, 1992.
- [14] 최윤경, 정동규, 이수영, "다층구조 양방향연상기억메모리의 집적회로 구현," 제 2 회 신경회로망 연구회 연차총회 및 학술대회 논문집, pp. 56-58, 1991. 6.

著者紹介



鄭東奎(正會員)

1960年 4月 5日生. 1983年 영남대학교 전자공학과 학사과정 졸업. 1986年 한국과학기술원 전기및전자공학과 석사과정 졸업. 1990年 9月 ~ 현재 한국과학기술원 전기및전자공학과 박사과정재학. 1986年 10月 ~ 1990年 8月 한국전자통신연구소 근무. 주관심분야는 신경회로망 등임.

李壽永(正會員)

1952年 1月 15日生. 1975年 서울대학교 전자공학과 학사과정 졸업. 1977年 한국과학기술원 전기및전자공학과 석사과정졸업. 1984年 미국 Polytechnic Institute of New York 박사학위취득. 1977年 ~ 1980年 대한엔지니어링 주식회사 근무. 1982年 ~ 1985年 미국 General Physics Corp 근무. 1986年 ~ 현재 한국과학기술원 전기및전자공학과 근무. 부교수. 주관심분야는 신경회로망, 수치해석 등임.