

Hopfield 모델에 기초한 연상 메모리의 광학적 구현

準會員 李 在 洙* 正會員 李 丞 玄** 正會員 李 禹 相** 正會員 金 恩 洙**

Optical Implementation of Associative Memory Based on the Hopfield Model

Jae Soo LEE*, Seung Hyun LEE**, Woo Sang LEE**, Eun Soo KIM** *Regular Members*

要 約 본 논문에서는 Hopfield 신경회로망 모델에 기초한 bipolar 메모리 행렬을 광학적으로 실현하기 위해 수정된 모델에 대한 이론적 분석과 상용 LCTV를 이용한 Hopfield 연상메모리의 광학적 구현에 관하여 논하였다.

특히, 본 논문에서는 신경간의 연결인 메모리 마스크를 처음으로 컴퓨터 그래픽과 연결된 LCTV 마스크를 사용하고 수정된 모델에서 시간에 따라 변하는 thresholding 값을 메모리 마스크에 한행을 추가해 광학적으로 얻을 수 있게 함으로서 Hopfield 모델에 기초한 광연상 메모리의 실시간 처리를 실현 하였다.

ABSTRACT In this paper, we describe the theoretical analysis and optical implementation of real-time associative memory based on the modified Hopfield neural network model by using a commercial LCTV connected to computer graphic as the real-time memory mask and adding one mask line to the memory mask in order to optically obtain the time-varying thresholding values of the modified Hopfield model.

I. 서 론

최근 패턴인식등 random problem을 보다 효과적으로 처리할 수 있는 새로운 접근 방법으로 인간두뇌에 근거한 신경 회로망 모델(Neural Network Model)이 출현하여 이를 이용한 새로운 형태의 정보 처리 시스템을 실현하고자 많은 연구

가 이루어지고 있다.⁽¹⁾

신경 회로망이란 기존 디지털 컴퓨터 구조와 달리 비교적 간단한 정보처리 소자인 수많은 신경(neuron)들이 고밀도로 인터커넥션된 구조를 갖는데 이러한 구조적 차이에 의해 random problem에서 중요한 연상(association), 초해상력(supersolving), 학습(learning)등과 같이 collective한 특성이 나타난다.⁽²⁾

신경 회로망에 대한 연구는 1943년 McCulloch & Pitts⁽³⁾에 의해 처음으로 해석된 이후 1958년 Rosenblatt의 Perceptron⁽⁴⁾, 1960년 Widrow의

* 갑일電子 附設研究所
Kabil Co., Ltd.

** 光云大學校 電子工學科
Dept. of Electronic Eng., Kwangwoon Univ.)
論文番號 : 89-54 (接受 1989. 7. 28)

Adaline⁽⁶⁾, 1961년 Steinbuch의 Learning matrix⁽⁷⁾ 등과 같은 고전적 신경 회로망 모델이 1960년대 부터 이루어지기 시작했으나, 그 동안 신경회로망 연구의 오랜 침체를 지나 최근 random problem 에서의 기존 디지털 컴퓨터의 한계성에 대한 인식 과 새로운 컴퓨터 구조로써 인간 두뇌에 대한 활발한 연구의 재개, 특히 1982년⁽⁷⁾, 1984년⁽⁸⁾ Caltech 의 Hopfield 교수에 의해 신경 회로망 모델인 Hopfield 모델이 제안됨에 따라 신경회로 망 연구의 실질적인 연구가 활발히 이루어 지기 시작하였다.

일반적으로 신경회로망의 특징인 병렬성과 고밀 도 인터커넥션은 광정보처리 기술의 본래 가지고 있는 주 강점이기도 하기때문에 1985년 Caltech 의 Psaltis⁽⁹⁾ 등이 광 벡터-행렬 곱셈기를 이용하여 처음으로 Hopfield 신경 회로망 모델을 광학적으로 실현한 이래 최근 광기술에 의한 신경회로망 모델의 구현과 그 응용이 시도 되고 있다.⁽¹⁰⁾⁽¹¹⁾

그러나 Hopfield 신경 회로망의 광학적 실현을 위해서는 음과 양의 값이 동시에 존재하는 bipolar 메모리 행렬의 연결을 어떻게 구현하느냐 하는 문제가 제기되었으며 이를 해결하기 위해 Psaltis 등은 메모리 행렬의 양과 음의 광학적 표시를 위해 공간적으로 한 행을 두 영역으로 분리하여 고정된 필름 마스크에 표시하는 방법을 제시하였 으나 입력이 N비트인 경우 2N×N의 메모리 행렬 이 필요하며 수광 소자도 2N개가 필요하게 되어 실제 시스템 구성이 복잡하고, 특히 고정된 필름 마스크의 사용으로 실시간 처리가 안된다는 등의 문제점을 가지고 있었다.⁽⁹⁾

따라서 본 논문에서는 Hopfield 신경 회로망 모델의 메모리 행렬에서 나타나는 음과 양의 값을 보다 간편한 광학적 실현을 위해 메모리 행렬에 bias항을 첨가 수정된 Hopfield 모델을 분석하고 여러가지로 그 응용이 제한되고 있는 기존의 고정 된 필름 메모리 마스크를 실시간 처리가 가능 하도록 처음으로 컴퓨터 그래픽과 연결된 상용 LCTV를 이용한 Hopfield 모델의 광학적 구현과 실험 결과에 대해 논하고자 한다.

II. 광학적 구현을 위해 수정된 Hopfield 모델

1982년 Caltech의 Hopfield 교수가⁽⁷⁾ 신경회로망 에 근거한 연상 메모리 모델인 Hopfield 모델을 제시한 후 이에 대한 관심이 집중되었고, 1985년 Psaltis 등은⁽⁹⁾ 광-벡터 행렬 곱셈기를 사용하여 1차원 Hopfield모델의 광학적 구현을 제시하였 다.

Hopfield 모델은 수 많은 뉴런들이 상호 연결되 어 일련의 단일 소자를 형성하고 각 소자들은 McCulloch & Pitts thresholding rule에 따라 all or none (1 or 0) 상태로 동작하도록 모델화한 것이다. 또한 길이가 N-bit 인 모두 M개의 벡터 $V_i^{(m)}$ ($m=1,2,\dots,M$)를 저장하는 방법으로 다음과 같은 Hebbian learning rule에 근거한 외적(out-er-product) 알고리즘에 의한 메모리 행렬로 표현 된다.

$$W_{ij} = \sum_{m=1}^M (2V_i^{(m)} - 1)(2V_j^{(m)} - 1)(1 - \delta_{ij}) \quad (1)$$

여기서 $i, j=1, 2, \dots, N$ 이고, N은 입력 벡터의 비트 수, M은 저장된 벡터의 수를 나타내며, $V_i^{(m)}$ 은 m번째 저장된 벡터의 상태를 나타낸다. δ_{ij} 는 Kroneker delta 함수로서 $i=j$ 이면 $\delta_{ij}=1$ 이고, $i \neq j$ 이면 $\delta_{ij}=0$ 으로, $W_{ij}=0$ 의 경우는 소자들 자신 과의 연결이 없음을 의미한다.

일반적으로 식(1)의 메모리 행렬 W_{ij} 는 식 (2)와 같이 Clipping하여 사용된다.

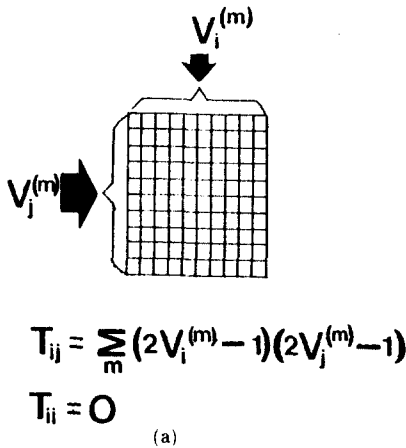
$$T_{ij} = \text{sgn}(W_{ij}) = \begin{cases} 1 & \text{if } W_{ij} > 0 \\ 0 & \text{if } W_{ij} = 0 \\ -1 & \text{if } W_{ij} < 0 \end{cases} \quad (2)$$

위에서 clipping 되어 새로 정의한 메모리 행렬 T_{ij} 는 원래의 메모리 행렬 W_{ij} 에 비해 벡터의 저장 용량 혹은 오류정정 능력이 다소 떨어지지만 모델 의 실험적 구현에 있어서 편리 하므로 많이 사용 되고 있다.⁽⁹⁾

이 메모리 행렬 T_{ij} 는 불완전한 벡터나 오류를 포함한 벡터가 입력으로 사용되더라도 반복적인 수행과정을 거쳐 원래의 저장벡터에 가장 유사한 최종 안정 상태를 찾아갈 수 있는 연상 및 오류 정정 능력이 있다.

즉, 메모리의 상태 벡터중의 하나인 $V_i^{(m)}$ 가 입력되어 메모리 행렬과 곱해진다면, 식(3)과 같은 결과가 된다.

$$\bar{V}_i = \sum_{j=1}^N T_{ij} V_j^{(m)} \quad (3)$$



또, 각 신경 세포의 상태는 주위의 다른 세포들의 상태에 의해 결정 되므로, 식(3)의 결과는 다음과 같은 updating 법칙에 의해 그 상태가 결정된다.

$$\bar{V}_i = \begin{cases} 1 & \text{if } \bar{V}_i \geq 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

이와같은 메모리 저장과 읽어냄은 다음 그림1과 같이 나타낼 수 있다.

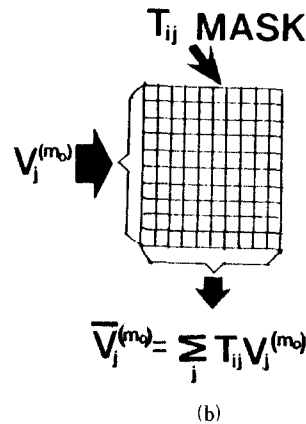


그림1. 메모리의 (a) 저장(b) 읽어냄
Insertion (a) and read out (b) of memory

따라서, Hopfield 신경 회로망 모델의 dynamics는 임의의 입력 벡터가 식(1)과 같이 구성된 메모리 행렬에 곱해진 후 식(4)와 같이 thresholding 된 결과적인 출력 벡터를 다시 입력으로 피이드백하여 같은 과정을 반복 수행케 함으로서 출력은 저장된 벡터중 가장 근접한 하나의 벡터로 수렴하게 된다는 것이다. 이러한 Hopfield 신경 회로망의 안정상태는 상태공간에서 Goodness function과 Liapunov function으로 알려진 에너지 함수를

$$E = -(1/2) \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N T_{ij} V_i V_j \quad (5)$$

$$\Delta E = - \left[\sum_{j=1}^N T_{ij} V_j \right] \Delta V_i \quad (6)$$

정의하여 Hopfield가 증명하였다.⁽⁷⁾⁽⁸⁾

즉, 식(6)은 상태 변화 V_i 에 의한 에너지 변화로서 피이드백에 의한 반복이 계속됨에 따라 항상 감소하게 된다. 그리고 에너지는 제한되어 있어서 알고리즘이 반복되면 시간이 지나도 더 이상 변하지 않는 안정 상태로 수렴하게 되므로, Hopfield 신경회로망 모델은 반복적 비선형 피이드백 시스템이 되며, 한 입력을 인식했다는 것은 시스템이 안정한 상태로 되었다는 것을 의미한다.

그러므로, 신경 회로망 구조로 저장된 이 메모리 모델은 CAM능력이 있으며, 적당한 부분정보만으로도 정보 재생이 가능하고, 분류 능력, 오류 정정 능력을 지니게 된다.

한편, 앞에서 식(2)와 같은 T_{ij} 도 음과 양의 값을 동시에 갖고 있기 때문에 실제 광학적 구현

에는 많은 어려움이 있다.

따라서, CalTech의 Psaltis 교수등은 음과 양의 값을 공간 영역으로 분리하여 표시하는 방법으로 메모리 행렬을 구현하였으나, 그와 같은 경우는 검출 소자도 2배만큼 늘어나는 등의 단점이 있으므로 본 논문에서는 보다 간편한 광학적 실현을 위해 다음과 같은 바이어스 항을 이용한 수정된 모델을 사용하고자 한다⁽²⁾.

즉, 저장 행렬에 M만큼 바이어스를 걸어주면

$$W'_{ij} = \sum_{m=1}^M (2V_i^{(m)} - 1) (2V_j^{(m)} - 1) (1 - \delta_{ij}) + M$$

$$= W_{ij} + M \quad (i, j = 1, 2, \dots, N) \quad (7)$$

이 되고, 이를 다시 clipping 하면 식(8)과 같이 주어진다.

$$T'_{ij} = \begin{cases} 2 & \text{if } W'_{ij} > M \\ 1 & \text{if } W'_{ij} = M \\ 0 & \text{if } W'_{ij} < M \end{cases} \quad (8)$$

따라서, 바이어스항에 의해 수정된 메모리 행렬은 결과적으로 Hopfield 모델의 Clipping된 메모리 행렬 식(2)에 1만큼 바이어스를 가해준 것과 같으므로 $V_i^{(m)}$ 에 의한 재생 방법은 식(9)와 같이 주어진다.

$$\bar{V}_i = \sum_{j=1}^N T'_{ij} V_j^{(m)} = \sum_{j=1}^N (T_{ij} + 1) V_j^{(m)}$$

$$= \sum_{j=1}^N T_{ij} V_j^{(m)} + \sum_{j=1}^N V_j^{(m)} \quad (9)$$

식(9)는 Hopfield 모델의 출력항에 입력의 합이 바이어스된 결과가 되므로, thresholding 값을 식(10)과 같이 이 바이어스항으로 잡으면 Hopfield 모델과 동일한 출력을 얻을 수 있게된다.

$$\bar{V}_i = \begin{cases} 1 & \text{if } \bar{V}_i \geq \sum_{j=1}^N V_j^{(m)} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

이 수정된 모델을 광학적으로 실현할때 식(8)의 메모리 행렬은 3개의 level를 가지므로, 투과된 빛의 값이 메모리 마스크의 면적에 비례하는 면적 변조나 마스크 투과율 변화에 의한 gray level 변조의 사용으로 실현이 가능하다.⁽¹³⁾ 그리고, 수정된 Hopfield 모델에서 thresholding 값인 입력의 합은 메모리 마스크에 thresholding 마스크를 한행 추가해 주어 광학적으로 쉽게 얻을 수 있다.

따라서 이와 같이 수정된 메모리 행렬을 구성하게 되면 마스크의 level은 3개가 되고, 소자의 수는 $(N \times (N+1))$ 개로 줄어들면, 수광 소자도 $(N+1)$ 개만 필요하므로 광학적 실현이 보다 간편하게 된다. 또한 컴퓨터 그래픽에 연결된 상용 LCTV 메모리 마스크의 사용으로 구성이 쉽고 실시간 처리가 가능하다. 특히, 메모리가 홀수일때 Hopfield 모델의 clipping된 T_{ij} 메모리는 대각선 성분만 0이고 그 이외는 -1과 1로 구성되므로 식(8)처럼 바이어스를 걸어 주면 대각선 성분만 1이고 그 이외는 0과 2로 구성된다. 따라서, 대각선 성분을 무시하면 메모리 행렬은 0과 2의 두가지 level만 나타나므로 두가지 level를 binary 마스크인 0과 1로써 나타낼 수 있고, 이때의 thresholding 값은 입력합의 1/2로 주어 지게된다.⁽¹³⁾

즉, 메모리 갯수가 홀수일때 메모리 행렬과 thresholding 법칙은

$$T'_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{if } W'_{ij} > M \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (11)$$

$$V_i = \begin{cases} 1 & \text{if } \bar{V}_i \geq 1/2 \sum_{j=1}^N V_j \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (12)$$

여기서, $\bar{V}_i = \sum_{j=1}^N T'_{ij} V_j$

와 같이 주어지므로 T_{ij} 메모리 행렬은 binary 마스크로 구성할 수 있고, thresholding 값은 T_{ij} 메모리에 1/2 크기로 마스크 한행을 추가하여 구성할 수 있다.

III. 실험 및 결과 과찰

기존의 Psaltis 시스템은 메모리 마스크의 음과 양의 광학적 표시를 위해 공간적인 분리에 따른 시스템의 복잡성과 메모리 마스크로서 고정된 필름을 사용함으로써 근본적으로 실시간 처리가 불가능하여 그 응용이 크게 제한되었으므로 본 논문에서는 처음으로 컴퓨터 그래픽과 연결된 상용 LCTV를 실시간 메모리로 사용하여 Hopfield 신경 회로망 모델을 구현 하였다.

특히, 메모리 마스크 구성은 bias를 가해준 수정된 Hopfield 알고리즘을 사용하므로서 보다 간편한 광학적 실현을 하였다.

그림2는 본 연구에서 구성한 Hopfield 신경회로망의 광학적 구현 시스템이다.

구성하여 메모리 시스템을 구성하였다.

그림2에서 원통형 렌즈 L_1 은 N개의 입력 LED 어레이로 부터의 각 광을 메모리 행렬인 LCTV 마스크의 각 행에 수평으로 조직해 주고 메모리 마스크 뒤에 있는 원통형 렌즈 L_2 는 입력 벡터와 메모리 행렬 곱의 결과를 각 열별로 더하여 수광 소자로 포함한 CdS 어레이에 집광시키게 된다.

수광 소자는 $N+1$ 개를 사용하였으며 이중 N개는 벡터-행렬 곱을 검출하기 위한 것이고 나머지 한개는 수정된 Hopfield 모델에서 thresholding 값을 검출하기 위한 것이다.

T_{ij} 메모리 마스크는 컴퓨터로 계산된 메모리 행렬을 gray level이나 면적 변조가 가능한 컴퓨터 그래픽 프로그램(Drhalo)으로 작성한 후 컴퓨터 그래픽과 연결된 LCTV(citizen 08TA-OA)에

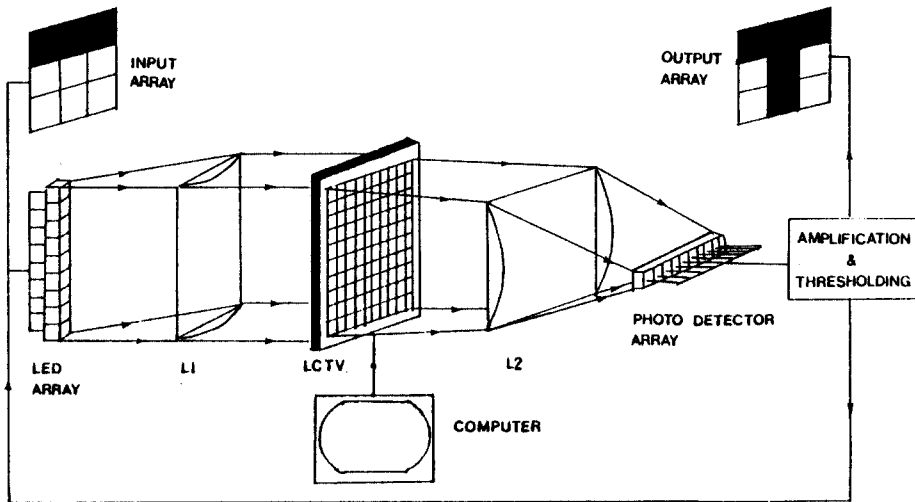
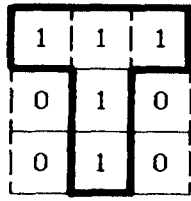


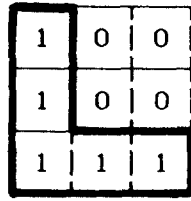
그림 2. LCTV를 이용한 Hopfield 모델의 광학적 구현 시스템
System for optical implementation of the Hopfield model using LCTV

입력 벡터는 LED어레이를 사용하였고, 메모리 행렬은 컴퓨터와 연결된 실시간 LCTV 마스크를 사용하였으며 출력에서는 CdS어레이로 수광한 뒤 전자 회로적으로 비교기와 feedback 회로를

입력하여 사용하므로서 다량의 메모리를 컴퓨터에 저장하여 임의의 시간에 LCTV에 입력할 수 있어 실시간 처리를 가능케 하였다.⁽¹³⁾ CdS 어레이에 검출된 신호는 전자 회로적으로 구성된 비교기를

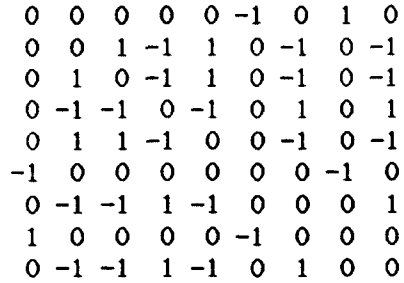


V_T



V_L

(a)

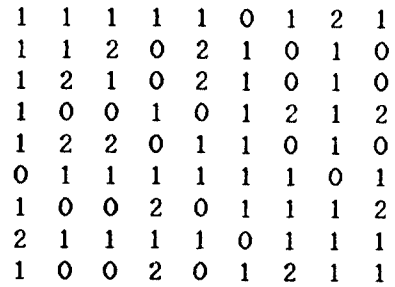


(a)

$$V_T = [1 \ 1 \ 1 \ 0 \ 1 \ 0 \ 0 \ 1 \ 0]$$

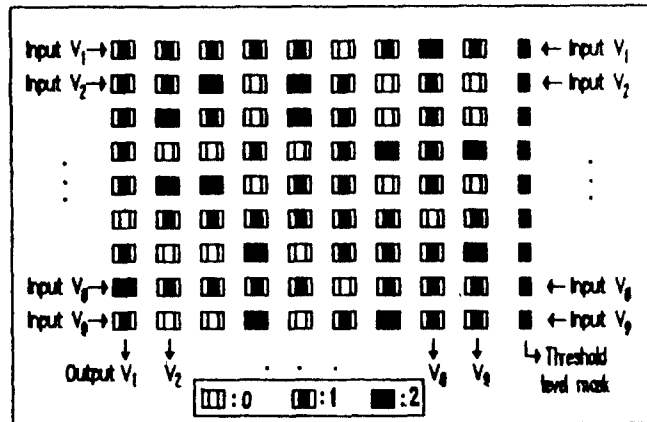
$$V_L = [1 \ 0 \ 0 \ 1 \ 0 \ 0 \ 1 \ 1 \ 1]$$

(b)



(b)

그림 3. 저장된 메모리 (a) 2-차원 배열 (b) 1-차원 배열
Stored memory (a) 2-D array (b) 1-D array



(c)

그림 4. (a) clip 된 Hopfield 모델의 메모리 행렬
(b) 바이어스된 메모리 행렬
(c) 면적 변조된 컴퓨터 그래픽 마스크
(a) Memory matrix of clipped Hopfield model
(b) Biased memory matrix
(c) Area modulated computer graphic mask

통해 광학적으로 얻은 thresholding 값과 비교한 다음 출력은 다시 입력으로 feedback시키고 2차원 배열의 LED로 나타내었다.

본 실험에서 사용한 메모리 벡터는 그림3(b)의 1-차원 벡터를 사용하였고 이 1-차원 벡터를 편의상 그림 3(a)처럼 T자와 L자의 2-차원 배열로 나타냈다. 1-차원 두 벡터를 outer-product 알고리즘을 사용하여 Hopfield Model의 메모리 행렬을 구한 것이 그림 4(a)이고, 수정된 Hopfield 모델의 메모리 행렬식 (8)을 사용하여 구한 메모리 행렬이 그림 4의 (b)이며, 이 메모리 행렬을 컴퓨터 그래픽 프로그램을 사용하여 면적 변조 방법으로 메모리 마스크를 구성한 것이 그림 4의(c)와 같다.

그림 4(c)에서 0, 1, 2의 level은 면적 변조 방법으로 나타냈고 입력에 따라 변하는 thresholding 값은 맨 오른쪽에 1값에 해당되는 thresholding 마스크를 한행 추가해 주어 광학적으로 입력값을 그대로 출력에서 얻을 수 있도록 하였다.

그림 5는 1차원 배열의 부분 입력이 $[1,1,1,0,0,0,0,0,0]$ 와 $[0,0,0,0,0,0,1,1,1]$ 로 주어진 경우, 부분 입력과 연상된 출력의 실험 결과를 2-차원 배열의 LED로 나타낸 것이다.

그리고 메모리가 홀수일때는 메모리 행렬이 0, 1의 binary 마스크로서 구성이 가능하므로 본 실험에서는 그림 6(b)에서 1-차원 배열 V_T 의 메모리 1개를 사용하여 구성한 메모리 행렬은 그림 7(a)와 같고, 음수 값을 없애기 위하여 메모리 행렬식(11)을 사용하여 구성한 것이 그림 7(b)와 같다.

이 수정된 메모리 행렬을 컴퓨터 그래픽 프로그램을 사용하여 메모리 마스크를 면적 변조 방법으로 구성한 것이 그림 7(c)이며, 여기서 thresholding 값은 입력합의 1/2로 주어지므로 맨 오른쪽에 마스크의 1/2에 해당되는 크기로 thresholding 마스크를 한행 추가해 주어 광학적으로 thresholding 값을 쉽게 얻을 수 있다.

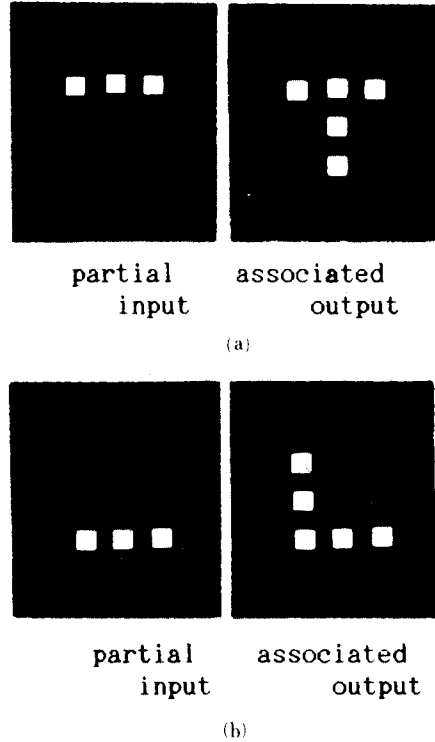


그림 5. 실험결과
(a) V_T 의 부분 입력과 연상 출력
(b) V_L 의 부분 입력과 연상 출력
Experimental results
(a) partial input / associated output of V_T
(b) partial input / associated output of V_L

1	1	1
0	1	0
0	1	0

V_T

(a)

$$V_T = [1 \ 1 \ 1 \ 0 \ 1 \ 0 \ 0 \ 1 \ 0]$$

(b)

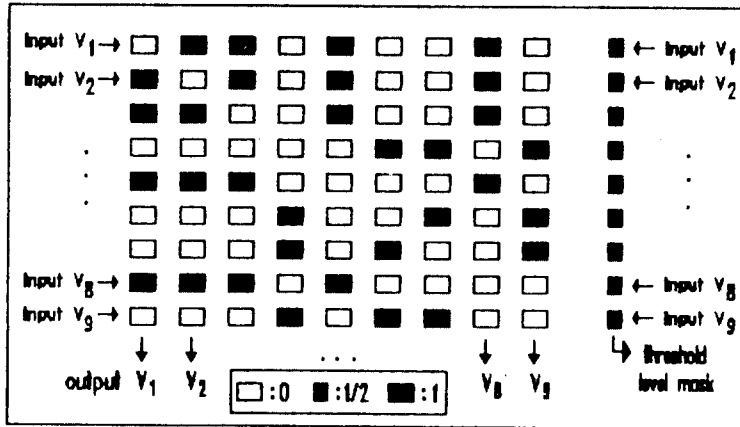
그림 6. 저장된 메모리 (a) 2-차원 배열 (b) 1-차원 배열
Stored memory (a) 2-D array (b) 1-D array

0	1	1	-1	1	-1	-1	1	-1
1	0	1	-1	1	-1	-1	1	-1
1	1	0	-1	1	-1	-1	1	-1
-1	-1	-1	0	-1	1	1	-1	1
1	1	1	-1	0	-1	-1	1	-1
-1	-1	-1	1	-1	0	1	-1	1
-1	-1	-1	1	-1	1	0	-1	1
1	1	1	-1	1	-1	-1	0	-1
-1	-1	-1	1	-1	1	1	-1	0

(a)

0	1	1	0	1	0	0	1	0
1	0	1	0	1	0	0	1	0
1	1	0	0	1	0	0	1	0
0	0	0	0	0	1	1	0	1
1	1	1	0	0	0	0	1	0
0	0	0	1	0	0	1	0	1
0	0	0	1	0	1	0	0	1
1	1	1	0	1	0	0	0	0
0	0	0	1	0	1	1	0	0

(b)



(c)

그림 7. (a) clip 된 Hopfield 모델의 메모리 매트릭스

(b) 바이어스된 메모리 매트릭스

(c) 면적 변조된 컴퓨터 그래픽 마스크

(a) Memory matrix of clipped Hopfield model

(b) Biased memory matrix

(c) Area modulated computer graphic mask

그림 8은 1-차원 배열의 부분 입력 [1,1,1,0, 0,0,0,0,0]에 대한 부분 입력과 연상된 출력의 실험 결과를 2-차원 배열의 LED로 나타낸 것이다.

이상의 수정된 Hopfield 모델의 실험 결과를 통해 Hopfield 모델의 컴퓨터 시뮬레이션 결과와

같은 연상된 출력이 나타났다. 이 수정된 Hopfield 모델을 사용함으로써 메모리 소자수는 $(N \times (N + 1))$ 로 줄어 들고, 수광 소자도 $(N + 1)$ 로 줄일 수 있으며, thresholding 값을 얻기 위해 메모리에 한 마스크를 추가해 주어 광학적으로 쉽게 thr-

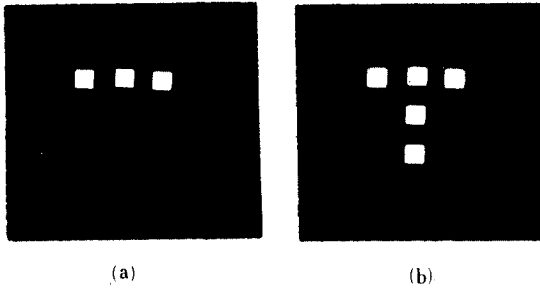


그림 8. 실험 결과 (a) 부분입력 (b) 연상 출력
Experimental result
(a) Partial input (b) Associated output

esholding 값을 얻을 수 있게 된다. 특히, Hopfield 모델의 광학적 구현을 위해 수정된 메모리 마스크를 컴퓨터와 연결된 LCTV 마스크를 사용함으로써 마스크를 고정된 필름이나 홀로그램으로 매번 작성할 필요가 없으며, 컴퓨터에 다량의 메모리 마스크를 저장하여 임의의 시간에 LCTV 메모리 마스크에 입력하여 사용할 수 있는 실시간 연상 메모리 시스템을 실현하였다.

IV. 결 론

본 논문에서는 Hopfield 모델에 기초한 바이어스 bipolar 메모리에 관한 이론적 분석과 LCTV 마스크를 이용한 연상 메모리의 광학적 실현에 관하여 논하였다. 특히, 본 논문에서 처음으로 신경간의 연결인 메모리 행렬을 컴퓨터 그래픽과 연결된 상용 LCTV 메모리마스크를 사용함으로써 Hopfield 모델에 기초한 광 연상 메모리의 실시간 처리를 실현하였다. 따라서, 메모리 마스크를 기존의 고정된 필름이나 홀로그램과 같이 매번 작성할 필요가 없으며 컴퓨터에 다량의 메모리 마스크를 저장하여 LCTV 마스크에 입력시킬 수 있어 신경 회로망 모델의 실시간 처리가 가능하게 되었다. 또한 바이어스 bipolar 메모리에서 필요한 thresholding 값은 메모리 마스크에 한행을 추가해 주어 광학적으로 간단히 얻을 수 있도록 하였다. 앞으로 상용 LCTV의 contrast 및 dynamic range

가 개선된다면 learning 등 보다 복잡한 신경 회로망 모델의 광학적 실현이 가능하게 되어 패턴인식, robot vision 등에 그 응용이 기대된다.

참 고 문 헌

1. DARPA Neural Network Study, AFCEA International Press, USA, 1987.
2. J.L. McClelland, D.E. Rumelhard, Parallel Distributed Proc., Cambridge, MA, MIT press, 1986.
3. W.S. McCulloch & W.A.Pitts, Bulletin of Math, and Biophy, Vol.5, pp.115, 1943.
4. F.Rosenblatt, Psychoanalytic Review, 65, p.386, 1958
5. B.Widrow & M.E.Hoff, WESCON convention, Record, p.96, 1960.
6. K.Steinbuch, Kybernetik 1, p.36,1961.
7. J.J. Hopfield, "Neural Networks and Physical Systems with Emergent Collective Computational Abilities," Proc. Natl. Acad. Sci. USA, Vol.79, pp.2554-2558, 1982.
8. J.J. Hopfield, "Neurons with Graded Response have Collective Computational Properties like those of two-state Neurons, " Proc. Natl. Acad. Sci, USA, Vol. 81, pp.3088-3092. 1984.
9. N.H.Farhat, D.Psaltis, "Optical Implementation of the Hopfield Model," Applied Optics, Vol.24, No.10, pp.1460-1470, 1985.
10. Y.S. Abu-Mostafa, D.Psaltis, "Optical Neural Computer," J.O.S.A., Vol.29, pp.66-73, 1987.
11. Eun Soo Kim, "Optical Neural Computer," Neural Network Workshop, KICS, pp141-164,1989.
12. J.S.Denker, "Neural Network Refinements and Extension," AIP Conference Proc. Vol.151, pp.121, 1986.
13. Jae Soo Lee, Wha Jong Lee, Eun Soo Kim & In Eung Young, "Optical Implementation of Hopfield Model using LCTV" KITE. Conference Quantum Electronics., Vol.12, No.1, pp53-55, 1989.



李在洙(Jae Soo LEE) 準會員

1964年5月5日生

1987年2月：光云大學校 電子工學科 卒業，工學士 取得

1989年8月：光云大學校 大學院 電子工學科 卒業，碩士學位 取得

1989年8月～現在：카이스트 附設 研究所 研究員

※主關心分野는 Optical Neural Network, Neural Computing, 광검출등임.



李丞玄(Seung Hyun LEE) 正會員

1961年12月25日生

1984年2月：光云大學校 電子工學科 卒業，工學士 取得

1986年2月：光云大學校 大學院 電子工學科 卒業，碩士學位 取得

1989年～現在：光云大學校 大學院 電子工學科 博士課程 在學中

※主關心分野는 Optical neural network, 光情報處理, 光패턴인식, 光검출등임.



李禹相(Woo Sang LEE) 正會員

1956年10月3日生

1983年2月：光云大學校 電子工學科 卒業，工學士 取得

1985年2月：光云大學校 大學院 電子工學科 卒業，碩士學位 取得

1985年8月～現在：光云大學校 大學院 電子工學科 博士課程 在學中

※主關心分野는 Optical neural network, 光情報處理, 光패턴인식, 光검출등임.



金恩洙(Eun Soo KIM) 正會員

1955年8月1日生

1978年2月：延世大學校 電子工學科 卒業

1980年2月：延世大學校 大學院 電子工學科 卒業(工學碩士)

1984年2月：延世大學校 大學院 電子工學科 卒業(工學博士)

1987年2月～1988年8月：Caltech 電氣工學科 客員教授

1981年3月～現在：光云大學校電子工學科 副教授

※主關心分野는 Optical neural network, 광위상공여, 광정보처리, 광패턴인식, 광검출등임.