

EX-NOR논리 연산을 이용한 Bipolar Hopfield

신경 회로망 모델의 광학적 실현

(Optical Implementation of Bipolar Hopfield Neural Network

Model by using EX-NOR Logic Operation)

朴 成 鐵*, 金 恩 洙**, 楊 仁 應**, 朴 漢 奎***

(Seong Cheol Park, Eun Soo Kim, In Eung Young, and Han Kyu Park)

要 約

본 논문에서는 Bipolar Hopfield 신경 회로망 모델의 입력 벡터와 메모리 매트릭스간에 EX-NOR 논리 관계가 있음을 수식적으로 제시하고 이 논리연산을 shadow-casting 방법에 의한 광 벡터-매트릭스 곱을 통해 처음으로 Bipolar 신경 회로망 모델을 광학적으로 실현하였다.

Abstract

Through the mathematical analysis of EX-NOR logic relation between the input vector and the memory matrix, we propose a new method for optical implementation of the bipolar Hopfield neural network model based on the optical vector-matrix multiplier.

I. 서 론

신경 회로망은 기존 디지털 컴퓨터 구조와는 달리 비교적 간단한 정보처리 소자인 수 많은 신경 세포 (Neuron)들이 고밀도로 상호 연결된 구조로 이루어져 있다.

이러한 구조적 특징으로 많은 양의 데이터를 병렬 처리할 수 있으며, CAM(Content addressable mem-

ory), Self-organization, 학습(Learning), 최적화(Optimization) 및 잡음이 포함된 데이터를 효과적으로 처리할 수 있는 fault tolerance 등과 같은 collective 한 특성이 나타난다.^[1]

신경 회로망에 대한 연구는 1943년 McCulloch & Pitts에 의해 처음으로 해석된 이후^[2], 최근 기존 디지털 컴퓨터의 한계성에 대한 인식과 새로운 컴퓨터 구조로서 인간 두뇌에 대한 활발한 연구와 더불어 1982년 Hopfield 신경 회로망 모델이 제안됨에 따라 이에 대한 실질적인 연구가 이루어지기 시작하였다.^[3,4]

일반적으로 신경 회로망을 실현하는 방법에는 전자회로, 광학등이 있으나, 신경 회로망의 특징인 병렬성과 고밀도 상호 연결이 바로 광학의 본래 가지고 있는 주 강점이므로 1985년 Psaltis 등은^[5] 광 백

*準會員, **正會員, 光云大學校 電子工學科
(Dept. of Electronic Eng., Kwangwoon Univ.)

***正會員, 延世大學校 電子工學科
(Dept. of Electronic Eng., Yonsei Univ.)

接受日字: 1989年 7月 18日

터-매트릭스 곱셈기를 이용하여 unipolar 벡터를 입력으로 하는 unipolar Hopfield 신경 회로망 모델을 처음으로 광학적으로 실현한 이래 신경 회로망 모델을 광기술로 구현하고자하는 많은 연구가 이루어지고 있다.^{6,7,8}

그러나, 신경 회로망의 광학적 실현을 위해서는 음과 양의 값이 동시에 존재하는 bipolar 입력 벡터 및 메모리 매트릭스의 연결을 어떻게 실현하느냐 하는 문제가 제기되었으며, 이를 해결하기 위한 방법으로 Psaltis 등은 메모리 매트릭스를 양과 음으로 분리하여 사용하였고,⁹ 1986년 Denker는 메모리 매트릭스의 element들이 모두 양의 값을 갖도록 bias를 가하는 방법을 제시하였으나,⁹ 이 두 방법에서 입력벡터는 bipolar가 아닌 unipolar로 이용되었으며, 1988년 White는 입력 벡터와 메모리 매트릭스를 양과 음으로 나누는 수학적 기법을 제안한 바 있다.¹⁰

그러나, 지금까지의 광학적 실현은 bipolar가 아닌 unipolar 신경 회로망 모델에 국한되어 왔으며, 메모리 매트릭스의 음과 양의 분리에 따른 수광 소자의 증가, bias를 가해줌으로 인한 thresholding level의 시간에 따른 변화, 실시간 처리 어려움등의 문제점을 가지고 있었다.

따라서, 본 논문에서는 본래의 Bipolar Hopfield 모델을 광학적으로 실현하기 위해 입력 벡터와 메모리 매트릭스의 각 element들 간에 EX-NOR 논리관계가 있음을 수식적으로 제시하고, 이 논리 관계를 shadow-casting 방법으로 광 벡터-매트릭스곱에 적용함으로써 처음으로 bipolar 신경 회로망 모델의 광학적 실현에 대한 이론적 분석과 실험 결과에 대하여 논하고자 한다.

II. 광학적 실현을 위한 Bipolar Hopfield 신경 회로망 모델

Bipolar Hopfield 신경 회로망 모델은 (-1, 1) 상태로 동작되는 N개의 상호 연결된 신경세포로 이루어져 있으며, 각 신경 세포간의 상호 연결 강도는 다음과 같은 Hebbian learning rule에 근거한 외적(outer-product) 알고리즘에 의해 메모리 매트릭스로 표현된다.^{3, 11}

$$W_{ij} = \begin{cases} \sum_{m=1}^M S_i^{(m)} S_j^{(m)} & \text{if } i \neq j \\ 0 & \text{if } i = j \end{cases} \quad (1)$$

여기서, $i, j = 1, 2, \dots, N$ 이며, N은 신경 세포의 갯

수, M은 저장된 벡터 수이다. 그리고 $W_{ij} = 0$ 은 신경세포들 자신과의 연결이 없음을 의미한다. 일반적으로, 식(1)의 메모리 매트릭스 W_{ij} 는 전자회로나 광학적 실현이 편리하도록 다음과 같이 clipping하여 사용한다.⁵

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

Bipolar Hopfield 모델에서 각각의 신경 세포의 상태는 주위의 다른 신경 세포들의 상태에 의해 다음과 같은 thresholding 작용으로 그 상태가 결정된다.

$$S_i^{(out)} = \begin{cases} 1 & \text{for } \sum_j^N T_{ij} S_j^{(in)} \geq 0 \\ -1 & \text{for } \sum_j^N T_{ij} S_j^{(in)} < 0 \end{cases} \quad (3)$$

여기서, $S^{(in)}$ 은 bipolar 입력 벡터로서 오류를 포함할 수 있으며, $S^{(out)}$ 은 출력 벡터를 나타낸다.

따라서 Hopfield 모델의 dynamics는 임의의 입력 벡터가 식(1)과 같이 구성된 메모리 매트릭스에 곱하여진 후 식(3)과 같이 thresholding된 결과적인 출력 벡터를 다시 입력으로 feedback하여 같은 과정을 반복 수행케함으로서 출력은 일반적으로 저장된 벡터에 가장 근접한 하나의 벡터인 안정한 상태로 수렴하게 된다는 것이다.

이러한 신경 회로망 모델의 안정 상태는 Hopfield가 정의한 에너지함수 개념으로 설명될 수 있으며, 외부 입력과 바이어스가 없을 때의 에너지 함수는 다음과 같이 주어진다.^{3, 4}

$$E = - (1/2) \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N T_{ij} S_i S_j \quad (4)$$

$$\Delta E = - \left[\sum_{j=1}^N T_{ij} S_j \right] \Delta S_i \quad (5)$$

식(5)는 상태 변화 ΔS_i 에 의한 에너지 변화로서 feedback에 의해 반복이 계속됨에 따라 항상 감소하게 되고 식(4)의 에너지 값은 작을수록 안정한 상태를 의미하므로 궁극적인 출력은 저장된 벡터가 됨을 알 수 있다.

위의 Bipolar 신경 회로망 모델을 광으로 실현할때에 문제시되는 것은 입력 벡터 및 메모리 매트릭스에 광으로 처리하기 어려운 음수가 존재한다는 사실이며, 이를 위해 여러가지 방법들이 제시되었으나 현재까지 입력 벡터가 0과 1만이 고려된 unipolar신

경 회로망 모델로 그 광학적 실현이 제한되었다.

따라서 본 연구에서는 입력 벡터와 메모리 매트릭스의 음과 양의 값을 모두 고려한 실제의 신경 회로망 모델을 광학적으로 실현하기 위한 새로운 방법을 제시하기 위해 입력 벡터 S 와 clipping된 메모리 매트릭스 T 의 각 element들을 식(6)과 같이 음과 양의 두 벡터 및 음과 양의 두 매트릭스로 분리 조합함으로써 각 element값들이 모두 광으로 처리가 편리한 양수값을 갖도록 하였다.^[10]

$$S = S^+ - S^-$$

$$T = T^+ - T^- \tag{6}$$

여기서, S^+ , S^- , T^+ , T^- 의 성분들은 모두 양의 값이며, 식(6)을 식(3)에 대입하여 새로이 구한 thresholding 알고리즘은 다음과 같다.

$$S_i^{(out)+} = 1$$

$$S_i^{(out)-} = 0$$

$$\text{for } \sum_j^N [T_{ij}^+ S_j^{(in)+} + T_{ij}^- S_j^{(in)-}] \geq \frac{1}{2} \sum_j^N (T_{ij}^+ + T_{ij}^-)$$

$$S_i^{(out)+} = 0$$

$$S_i^{(out)-} = 1$$

$$\text{for } \sum_j^N [T_{ij}^+ S_j^{(in)+} + T_{ij}^- S_j^{(in)-}] < \frac{1}{2} \sum_j^N (T_{ij}^+ + T_{ij}^-)$$

$$\tag{7}$$

따라서, 위 식의 벡터 및 매트릭스의 각 element들은 모두 양의 값으로 이루어져 있으며, 수식에 뺄셈이 없으므로 광학적 구현이 보다 편리함을 알 수 있다.

부등식(7)의 우변은 thresholding level을 결정하는 값으로서 메모리 매트릭스에 저장된 벡터수가 홀수라면, 메모리 매트릭스 각 element들은 대각 성분을 제외하고 0이 아닌 1 또는 -1 값을 갖으므로 이 thresholding level은 N개의 모든 출력비트에 대하여 동일하게 (N-1)/2가 될 것이며, 저장된 벡터수가 짝수인 경우에는 메모리 매트릭스의 대각 성분의 element들도 0의 값을 갖으므로 각 출력 비트들의 thresholding 값이 (N-1)/2보다 작은값으로 서로 다르게 된다.

III. EX-NOR 논리 연산을 이용한 Bipolar 신경 회로망 모델의 광학적 구현

본 논문에서는 광 벡터-매트릭스 곱^[12]을 이용한 Bipolar 신경 회로망을 incoherent한 광으로 실현하고 실시간 처리를 쉽게 하기 위한 새로운 방법을 제시하고자 한다. threshold식인 부등식(7)의 괄호내 식을 살펴보면, T_{ij}^+ , T_{ij}^- 와 $S_j^{(in)+}$, $S_j^{(in)-}$ 로 이루어져 있고, $S_j^{(in)+}$ 와 $S_j^{(in)-}$ 는 0과 1을 동시에 취하지 않으며 T_{ij}^+ 와 T_{ij}^- 를 살펴 보면, T_{ij} 가 +1인 경우는 T_{ij}^+ 가 1이고 T_{ij}^- 가 0이며, -1인 경우는 T_{ij}^+ 가 0이고 T_{ij}^- 가 1로서 서로 0과 1의 다른값을 갖는다. 그리고 T_{ij} 가 0인 경우는 T_{ij}^+ 와 T_{ij}^- 가 동시에 0으로서 부등식(7)의 좌변항 계산에 아무런 영향을 미치지 않는다.

따라서, T_{ij}^+ 와 T_{ij}^- 그리고 $S_j^{(in)+}$ 와 $S_j^{(in)-}$ 는 서로 같지않게 0 또는 1의 값을 갖는다는 사실과 식(6)으로부터 부등식(7)의 좌변 괄호내 변수들 사이에는 다음과 같은 논리관계가 있음을 알 수 있다.

$$S_j^{(in)+} = A \quad T_{ij}^+ = B$$

$$S_j^{(in)-} = \bar{A} \quad T_{ij}^- = \bar{B} \tag{8}$$

$$AB + \bar{A}\bar{B} = \overline{A \oplus B} = C \tag{9}$$

여기서, “-”는 논리 NOT을, \oplus 는 EX-OR를 의미하며 A, B, C는 논리변수이다. 식(8)과 (9)의 관계를 고려해 볼때, 부등식(7)의 좌변 괄호내 식은 T_{ij}^+ 와 $S_j^{(in)+}$ 의 EX-NOR 논리 관계에 있음을 알 수 있으며, 이를 진리표로 나타내면 다음과 같다.

A	B	C
0	0	1
0	1	0
1	0	0
1	1	1

따라서 식(7)을 광학적으로 구현하기 위하여 A 마스크(양의 벡터의 j번째 비트 $S_j^{(in)+}$ 마스크)와 B 마스크(양의 매트릭스의 i번째 행 j번째 열 T_{ij}^+ 마스크)로 그림 1에서와 같이 논리값 0과 1을 부호 대치(symbolic substitution)하여 위의 논리관계를 shadow-casting 방법으로 실현할 수 있다.^[13]

그림 1의 (a)와 (d)는 $0 \oplus 0 = 1$ 및 $1 \oplus 1 = 1$ 의 논리 관계를 보여주고 있다. 논리 값 C=1은 B 마스크 뒤에서 빛이 검출되었음을 의미하며, 이는 벡터-매트릭스 곱에 벡터의 j번째 비트와 매트릭스의 j번째 열 성분들이 곱해져서 출력 벡터의 i번째 비트

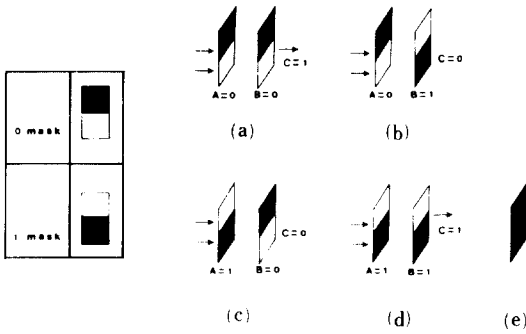


그림 1. Shadow-casting을 이용한 EX-NOR 논리 연산

(a) $\overline{0 \oplus 0} = 1$ (b) $\overline{0 \oplus 1} = 0$

(c) $\overline{1 \oplus 0} = 0$ (d) $\overline{1 \oplus 1} = 1$

(e) $T_{ij}=0$ 인 경우의 메모리 마스크

Fig. 1. EX-NOR logical operation using shadow casting.

(a) $\overline{0 \oplus 0} = 1.$ (b) $\overline{0 \oplus 1} = 0.$

(c) $\overline{1 \oplus 0} = 0.$ (d) $\overline{1 \oplus 1} = 1.$

(e) Memory mask in case of $T_{ij}=0.$

값을 결정하는데에 1만큼을 가산해 줌으로써 영향을 미치게 된다.

(b)와 (c)는 $\overline{0 \oplus 1} = 0$, $\overline{1 \oplus 0} = 0$ 논리 관계를 실현한 것으로써 B마스크 뒤에서 빛이 검출되지 않아 벡터-매트릭스 곱에서 출력 벡터의 i 번째 비트 값 결정에 영향을 미치지 않게 된다. 앞에서 언급된 $T_{ij} = 0$ 으로서 T_{ij}^+ 와 T_{ij}^- 가 동일하게 0인 경우는 매트릭스의 이러한 element를 나타내는 B마스크의 두 쪽 모두를 빛이 못 통과하도록 (e)와 같이 만들어 줌으로써 출력벡터의 i 번째 비트에는 가산되지 않게 한다.

따라서, 벡터 $S_j^{(m)+}$ 와 매트릭스 T_{ij}^+ 로 위의 관계에 따라 입력 벡터 마스크와 메모리 마스크를 구성해 주어 EX-NOR 논리연산에 의한 벡터-매트릭스 곱이 수행되도록 함으로써 Bipolar 신경 회로망 모델의 광학적 실현이 가능하게 된다.

이 곱셈기의 입력 벡터로 feedback을 용이하게 하기 위하여 LED 배열을 이용하였으며, 이는 입력 벡터 마스크에 해당하는 것으로서 벡터의 한 비트를 표현하는 그림 1의 A마스크와 동일한 역할을 하도록 각 비트를 2개의 LED로 표현하여 두 개의 LED 중 하나는 ON, 하나는 OFF되게 했다.

따라서 입력 벡터가 N 개인 경우, 이를 구성하기 위한 LED수는 각 비트당 2개씩 $2N$ 개이며, 메모리

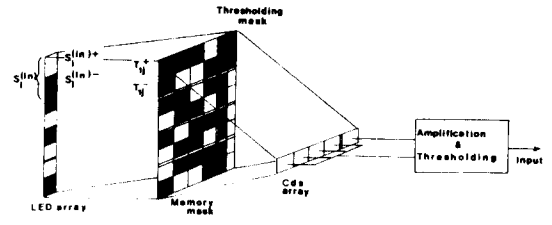


그림 2. 벡터-매트릭스 곱 및 Thresholding 값 결정을 위한 개념도

Fig. 2. Schematic diagram for vector-matrix multiplication and determining thresholding value.

마스크는 또한 각 element들이 두 부분으로 이루어져 있으므로 $2N \times N$ 으로 구성된다.

따라서 그림 2와 같이 2개의 LED로 표현된 입력 벡터의 j 번째 비트는 광학소자에 의해 메모리 마스크 j 번째 행의 모든 매트릭스 성분들에 조사되어 입력 벡터와 매트릭스간의 $N(N-1)$ 개 EX-NOR논리연산이 행해지고, 메모리 마스크 뒤에 위치한 광학소자에 의해 각 열의 $(N-1)$ 개의 논리 연산 결과가 합산되어 출력 벡터의 i 번째 비트를 결정하게 될 값으로 수광 소자에 검출된다.

Thresholding 값은 부등식(7)의 우변에 상당하며 저장된 벡터의 수가 홀수인 경우는 모든 비트에 대하여 동일한 $(N-1)/2$ 로서 메모리 마스크에 thresholding 마스크를 메모리 마스크 각 element의 $1/2$ 에 해당하는 마스크로 추가하고 수광소자를 하나 더 사용함으로써 광학적으로 쉽게 얻을 수 있다.^[4] 수광소자 수는 비트수 만큼의 N 개에 thresholding 값 결정을 위해 하나 더 추가되어 $N+1$ 개가 된다. 저장된 벡터가 짝수인 경우는 벡터를 하나 더 추가하여 홀수로 해줌으로써 위와 같은 방법으로 결정해 줄 수 있다. 이 thresholding 값은 i 번째 수광 소자에 검출된 값과 비교되어 각각의 출력상태가 1 또는 -1로 결정되어 입력벡터에 feedback 된다. 따라서 오류가 포함된 임의의 입력에 대하여 feedback 과정을 통한 반복을 계속함에 따라 스스로 저장된 벡터로 수렴해 갈 수 있는 입력 벡터 및 메모리 매트릭스의 음수 및 양수 값을 모두 고려한 원래의 Bipolar 신경 회로망 모델을 실현할 수 있게 된다.

IV. 실험 및 결과 고찰

EX-NOR 논리 연산을 벡터-매트릭스 곱에 적용하

여 Bipolar 신경 회로망 모델을 광학적으로 구현하기 위해 본 논문에서 제시한 전체 실험 구성도는 그림 3 과 같다.

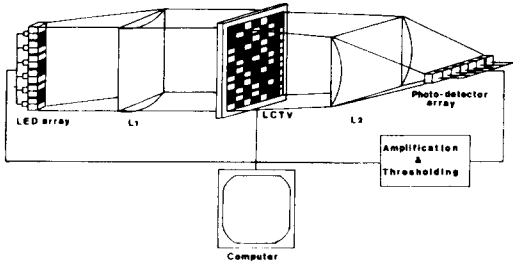


그림 3. Bipolar 신경회로망 모델의 광학적 구현을 위한 실험 구성도
 Fig. 3. System for optical implementation of Bipolar neural network model.

입력 벡터는 III. 절에서 언급한 바와 같이 2N개의 LED 배열로 구성했으며 cylindrical 렌즈 L1은 LED로부터의 각 광을 메모리 매트릭스의 각 행에 수평으로 조사해주고 LCTV 뒤쪽의 cylindrical 렌즈 L2는 EX-NOR 논리 연산된 결과들을 각 열별로 더하여 수광소자(Cds)에 집광시키는 역할을 한다. 그림 3에 보이는 바와 같이 수광 소자는 N+1개를 사용하였고, N개의 각 Cds로부터의 전압을 메모리 마스크에 한행 추가한 thresholding 마스크로 부터의 thresholding level과 비교하여 그 결과를 출력 display 용 LED 및 입력 LED 배열로 feedback 시키도록 구성하였다.

따라서, 본 Bipolar Hopfield 신경회로망 시스템의 광연상메모리 기능을 실험하기 위해 한개의 6비트 벡터(1, -1, 1, -1, 1, -1)로 식(1)을 이용하여 메모리 매트릭스를 계산하고, 컴퓨터 그래픽을 이용하여 III. 절에서 언급한 대로 메모리 및 thresholding 마스크를 구성한 후, 이를 상용 LCTV 공간 광 변조기에 display 하였으며,^[15, 16] 이들은 그림 4와 같다.

그리고 HD (hamming distance)가 1과 2인 (1, -1, 1, -1, 1, 1), (1, -1, 1, -1, -1, 1)의 두 오류 입력벡터에 대한 각각의 연상 실험결과는 그림 5와 같으며, 실험 결과에서 보는바와 같이 원래 저장된 완전한 데이터가 연상 복원됨으로써 본 Bipolar 신경회로망 시스템의 광 연상 메모리 기능을 실험적으로 확인하였다.

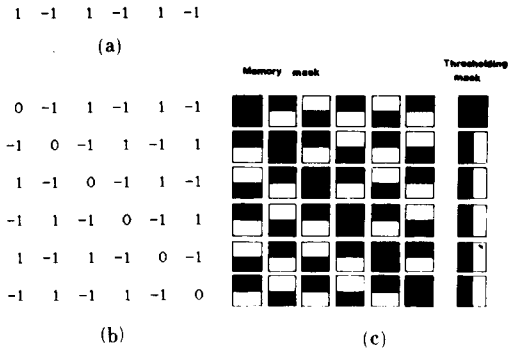


그림 4. (a) 저장된 벡터
 (b) Clipping된 메모리 매트릭스
 (c) LCTV 상의 메모리 마스크 및 thresholding 마스크
 Fig. 4. (a) Stored vector,
 (b) Clipped memory matrix,
 (c) Memory mask and thresholding mask.

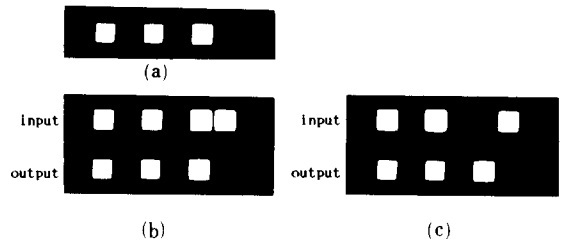


그림 5. CAM능력 실험 결과
 (a) 저장된 데이터(1, -1, 1, -1, 1, -1)
 (b) 입력 데이터(HD=1)와 연상된 출력 데이터
 (c) 입력 데이터(HD=2)와 연상된 출력 데이터
 Fig. 5. Experimental results of CAM performance.
 (a) Stored data (1, -1, 1, -1, 1, -1).
 (b) Input data(HD=1) and associated output data.
 (c) Input data(HD=2) and associated output data.

그리고 일반적으로 unipolar 모델에서 입력 벡터의 0과 1의 갯수가 비슷하지 않은 경우 신경회로망의 CAM 능력이 크게 저하되지만,^[6] 본 논문에서 제시한 Bipolar 시스템에서는 이러한 단점을 개선할 수 있다.

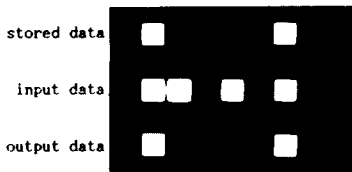
즉, 두개의 1과 네개의 0으로 이루어진 6비트 unipolar 입력벡터를 사용하는 시스템과 각각의 0을 -1로 대치한 bipolar 입력벡터를 사용하는 본 시스템의 CAM 능력을 비교하기 위해 HD = 2인 경우를 컴퓨터 시뮬레이션 및 실험적으로 비교 분석하였다.

그림 6 (a)의 시뮬레이션 결과에서 보는 바와 같이 unipolar 모델의 출력은 저장된 벡터의 보수인 반면, bipolar 모델의 출력은 원래의 저장된 벡터로 수렴하며, 그림 6 (b)는 본 시스템을 사용한 광 연상 메모리의 실험결과를 나타낸 것이다.

실험결과에서와 같이 본 bipolar 시스템은 unipolar 시스템보다 연상 능력에 있어서 저장 벡터를 구성하는 1과 0 (-1)의 갯수에 영향을 적게 받음을 알 수 있다.

	unipolar	bipolar
stored vector	1 0 0 0 0 1	1 -1 -1 -1 -1 1
input vector	1 1 0 1 0 1	1 1 -1 1 -1 1
output vector	0 1 1 1 1 0	1 -1 -1 -1 -1 1

(a)



(b)

그림 6. Unipolar와 bipolar 신경회로망 모델의 비교 실험

- (a) 시뮬레이션 결과
- (b) Bipolar 모델의 실험 결과

Fig. 6. The experiment for comparison of unipolar and bipolar neural network model.

- (a) Results of simulation.
- (b) Experimental results of bipolar model.

특히, 본 시스템은 컴퓨터와 연결된 LCTV를 메모리 마스크로 이용함으로써 마스크를 필름이나 홀로그램으로 작성하여 메모리가 달라질때 마다 매번 새로 제작해야할 번거로움이 없이 실시간 처리가 가능하게 하였다.^[14, 16]

본 시스템에서는 두 개의 매트릭스로 분리하는 경우보다 수광 소자를 반으로 줄일 수 있었고, 메모리

매트릭스에 바이어스를 가하는 경우와 비교할때 thresholding level 이 시간에 따라 변할 필요성 없이, 벡터-매트릭스 곱에 EX-NOR 논리 연산 방법을 도입함으로써 입력 벡터 및 메모리 매트릭스의 양과 음을 모두 고려한 원래의 Bipolar 신경회로망 모델을 광학적으로 실현할 수 있었다.

V. 결 론

본 논문에서는 Bipolar Hopfield 신경 회로망의 입력 벡터와 메모리 매트릭스간에 EX-NOR 논리관계가 있음을 수식적으로 제시하고, 이 논리관계를 shadow-casting 방법으로 광 벡터-매트릭스 곱에 적용함으로써, 입력 벡터의 음수 값까지 포함한 bipolar Hopfield 신경회로망 모델을 처음으로 광학적으로 실현하였다.

특히, 신경간의 연결강도인 메모리 마스크는 컴퓨터와 연결된 LCTV를 사용함으로써 실시간 처리를 가능하게 하였다. 앞으로 본 시스템의 2차원적 실현과 learning 등 보다 복잡한 Bipolar 신경 회로망 모델의 광학적 실현으로 패턴인식, machine vision 등과 같은 분야에 그 응용이 기대된다.

參 考 文 獻

- [1] D.E. Rumelhart and J.L. McClelland, "Parallel distributed processing," Cambridge, MA, MIT Press, 1986.
- [2] W.S. McCulloch and W.H. Pitts, "A logic calculus of the ideas immanent in nervous activity," *Bull. Math. Biophys.*, vol. 5, pp. 115-133, 1943.
- [3] J.J. Hopfield, "Neural network and physical systems with emergent collective computational abilities," *Pro. Natl. Acad. Sci. USA*, vol. 79, pp. 2554-2558, 1982.
- [4] J.J. Hopfield, "Neuron with graded response have collective computational properties like those of two-state neurons," *Pro. Natl. Acad. Sci. USA*, vol. 81, pp. 3088-3092, 1984.
- [5] N.H. Farhat, D. Psaltis, A. Prata, and E. Paek, "Optical implementation of the Hopfield model," *App. Opt.*, vol. 24, no. 10, pp. 1469-1475, 1985.
- [6] Y.S. Abu-Mostafa and D. Psaltis, "Optical neural computers," *Sci. Am.*, vol. 29, pp. 66-73, 1987.
- [7] 김은수, "Optical neural computer," 신경회로망 워크샵, 한국 통신 학회, pp. 141~164, 1989.

- [8] 김은수, "신경회로망 모델의 광학적 실현" 대한전자공학회, Computer Technology, vol. 6, No. 1, pp. 77~85, 1989.
- [9] J.S. Denker, "Neural network refinements and extension," AIP Conference proceeding, vol. 151, pp. 121-128, 1986.
- [10] H.J. White, N.B. Aldridge and I. Lindsay, "Digital and analogue holographic associative memories," *Opt. Eng.*, vol. 27, No. 1, pp. 30-37, 1988.
- [11] D.O. Hebb, "The organization of behavior," Wiley, New York, 1949.
- [12] J.W. Goodman, A.R. Dias, and L.M. Woody, "Fully parallel, high-speed incoherent optical method for performing discrete Fourier Transform," *Opt. Lett.*, vol. 2, no. 1, pp. 1-3, 1978.
- [13] J. Tanida and Y. Ichioko, "Optical logic array processor using shadowgrams," *J. Opt. Sci. Am.*, vol. 73, no. 6, pp. 800-809, 1983.
- [14] 이재수, 이화중, 김은수, 양인응, "LCTV를 이용한 Hopfield모델의 광학적 실현에 관한 연구," 대한전자공학회 1989년도 광파 및 양자 전자 학술 발표회 논문집, 제 12 권 제 1 호, pp. 53~55, 1989.
- [15] 박인호, 서춘원, 한종욱, 김은수, 양인응, "Hololens를 이용한 2차원 Hopfield모델의 광학적 실현" 대한전자공학회 1989년도 하계 종합 학술 발표회 논문집, 제 12 권 제 1 호, pp. 546~549, 1989.
- [16] 황의인, 박성철, 이승현, 이우상, 김은수, 양인응, "LCTV 공간 광변조기를 이용한 홀로그래픽 광연상 메모리의 실현" 대한전자공학회 1989년도 하계 종합학술 발표회 논문집, 제 12 권 제 1 호, pp. 539~541, 1989.

 著 者 紹 介



朴 成 鐵 (準會員)
 1964年 6月 4日生. 1988年 2月 광운대학교 전자공학과 졸업 공학사 취득. 1988年~현재 광운대학교 전자공학과 석사과정 재학 중. 주관심분야는 Optical neural network, 광 정보처리, 광 패턴인식등임.

楊 仁 應 (正會員) 第 25 卷 第 9 號 參照.
 현재 광운대학교 전자공학과 교수

朴 漢 奎 (正會員) 第 25 卷 第 8 號 參照.
 현재 연세대학교 전자공학과 교수

◆

金 恩 洙 (正會員) 第 25 卷 第 9 號 參照.
 현재 광운대학교 전자공학과 부교수