

# Multifocus Hololens를 이용한 실시간 2 차원

## Hopfield신경 회로망 모델의 광학적 실현

(Optical Implementation of Real-Time Two-Dimensional Hopfield Neural Network Model Using Multifocus Hololens)

朴仁虎\*, 徐春源\*, 李丞玄\*\*, 李禹相\*\*, 金恩洙\*\*, 楊仁應\*\*

(In Ho Park, Choon Weon Suh, Seung Hyun Lee, Woo Sang Lee,  
Eun Soo Kim, and In Eung Young)

### 要 約

본 논문에서는 Multifocus Hololens와 상용 LCTV를 이용하여 2 차원 Hopfield신경 회로망 모델에 근거한 새로운 광 연상 메모리 시스템을 구현하였다. 실시간 처리를 위하여 상용 LCTV를 입력 공간 광 변조기와 메모리 마스크로 사용하였으며, 입력 패턴과 메모리 행렬간의 내적 계산은 Multifocus Hololens를 사용하여 처리하였다. 출력 신호는 전자회로에 의해 thresholding된 후 2 차원 CCD 카메라를 사용하여 다시 시스템 입력으로 재화되도록 구성하였다. 본 시스템의 연상 기억 및 오류보상 능력에 대한 실험 결과를 통해 본 논문에서 제시된 새로운 2 차원 신경 회로망 모델의 광학적 구현 시스템은 앞으로 패턴인식, machine vision 등과 같은 분야에 응용이 가능하다.

### Abstract

In this paper, we describe real-time optical implementation of the Hopfield neural network model for two-dimensional associative memory by using commercial LCTV and Multifocus. For real-time processing capability, we use LCTV as a memroy mask and a input spatial light modulator. Inner product between input pattern and memory matrix is processed by the multifocus holographic lens. The output signal is then electrically thresholded and fed back to the system input by 2-D CCD camera.

From the good experimental results, the proposed system can be applied to pattern recognition and machine vision in future.

### I. 서 론

신경 회로망은 기존 디지털 컴퓨터 구조와는 달리 비교적 간단한 정보처리 소자인 수 많은 신경 세포

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

接受日字：1989年 7月 14日

(neuron)들이 서로 고밀도로 인터컨넥션된 구조를 갖는데 이러한 구조적 차이에 의해 신경 회로망의 방대한 계산 및 정보처리 능력이 나타나며, 특히 CAM (Content Addressable Memory), 학습, 최적화, fault tolerance 등과 같은 collective한 특성을 이용해서 지금까지 알고리즘이 알려지지 않았거나 계산이 방대한 random problem에 이를 응용하고자 최근 많은 연

구가 이루어지고 있다.<sup>[1]</sup>

이미 1940년대 McCulloch & Pitts, Hebb 등으로부터 시작된 신경회로망에 관한 연구<sup>[2,3]</sup>는 1980년대초 J. J. Hopfield가 신경회로망의 연상기억에 관한 2진 모델로서 Hopfield모델을 제시함으로서 본격화 되어 실질적인 연구가 활발하게 이루어지기 시작하였다.<sup>[4,5]</sup>

일반적으로, 신경회로망을 실현하는 방법에는 VLSI를 이용한 전자회로적 방법과 광학적인 방법이 있으나, 신경회로망의 특징인 병렬성과 고밀도 인터커넥션이 바로 광 정보처리 기술의 본래 가지고 있는 주 강점이기 때문에 최근 광 기술에 의한 신경회로망의 실현과 응용이 활발이 시도되고 있다.<sup>[6,7]</sup>

1985년 Psaltis 등은 처음으로 비교적 간단한 신경회로망 모델인 Hopfield모델을 광 벡터-행렬 곱셈기를 이용하여 실현하였으며<sup>[8]</sup> 또한 최근에는 이것을 더욱 발전시킨 2차원 Hopfield신경회로망 모델에 대한 연구결과도 발표되었으나<sup>[9,10]</sup> 전자의 경우는 1차원이라는 한계와 더불어 메모리 행렬의 크기가 늘어나는 등의 단점이 있었고, 후자의 경우도 시스템 구성이 매우 복잡하여 그 실제응용이 크게 제한되고 있으며 특히, 기존의 시스템들은 결정적으로 실시간 처리가 어렵다는 단점을 가지고 있다.

따라서, 본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하고 실질적인 응용이 가능하도록 보다 간단한 시스템을 구성하기 위해 먼저 일반적인 Hopfield 모델과 광학적 실현을 위한 수정된 모델을 분석하며 Multifocus Hololens와 상용 LCTV(Liquid Crystal Television)를 이용한 새로운 2차원 Hopfield신경회로망 모델의 광학적 구현 시스템을 제시하고, 그 실현 결과에 대하여 논하고자 한다.

## II. 광학적 구현을 위해 수정된 Hopfield 모델

Hopfield모델은 수 많은 소자 즉, 신경세포들이 상호 연결되어 일련의 단일 소자를 형성하고 이 소자들은 McCulloch & Pitts thresholding rule에 따라 all or none(1 혹은 0) 상태로 동작하도록 모델화한 것이다. 이와 같은 (1,0) 상태의 벡터들인 N비트의 입력이 M개 주어지면 다음의 식(1)과 같이 Hebbian learning rule에 근거한 외적(outer-product) 알고리즘에 의해 M개의 벡터들이 메모리에 연결 행렬(synaptic matrix)로 저장된다.<sup>[4,5]</sup>

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

( $m = 1, 2, \dots, M$ ,  $\delta_{ij}$ ; Kronecker delta function)

여기서,  $i, j = 1, 2, \dots, N$ 이고  $V_i^{(m)}$ 은 m번째 저장된

벡터의 상태를 나타낸다. 이 메모리 행렬  $W_{ij}$ 는 불완전하거나 오류를 포함한 벡터가 입력으로 사용되더라도 updating법칙에 의한 반복적인 수행과정을 거치므로, 원래의 저장 벡터에 가장 유사한 최종 안정 상태를 찾아갈 수 있는 연상 능력이 있다.

즉, 메모리에 상태 벡터중의 하나인  $V_i^{(mo)}$ 가 입력되어 곱해진다면 식(2)와 같은 결과가 된다.

$$\hat{V}_i^{(mo)} = \sum_{j=1}^N W_{ij} V_j^{(mo)} \quad (2)$$

또, 각 신경 세포의 상태는 주위의 다른 신경세포들의 상태에 의해 결정되므로, 식(2)의 결과는 다음과 같은 updating법칙에 의해 그 상태가 결정된다.

$$V_i^{(mo)} = \text{sgn}[\hat{V}_i^{(mo)}] = \begin{cases} 1 & \text{if } \hat{V}_i^{(mo)} \geq 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

이와같은 메모리 저장과 읽어냄은 다음 그림 1과 같이 나타낼 수 있다.<sup>[8]</sup>

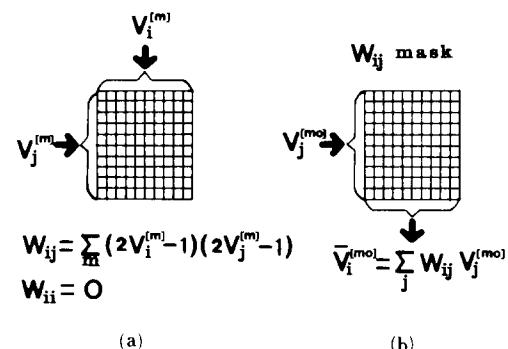


그림 1. 메모리의 (a) 저장, (b) 읽어냄

Fig. 1. (a) Storage and (b) readout of memories

일반적으로, 메모리 행렬  $W_{ij}$ 는 전기 및 광학적 실현이 가능하도록 다음과 같이 clipping하여 사용한다.

$$T_{ij} = \text{sgn}[W_{ij}] = \begin{cases} +1 & \text{if } W_{ij} > 0 \\ 0 & \text{if } W_{ij} = 0 \\ -1 & \text{if } W_{ij} < 0 \end{cases} \quad (4)$$

이 Hopfield신경회로망 모델의 안정상태는 상태공간에서 Liapunov function으로 알려진 에너지 함수를 정의하여 Hopfield가 증명하였다.<sup>[4,5]</sup>

외부 입력과 바이어스가 없는 Hopfield모델에 있어 에너지 함수는 다음과 같다.

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

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

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

그러므로, 신경회로망 구조로 저장된 이 메모리 모델은 CAM 능력이 있으며, 적당한 부분 정보만으로도 정보재생이 가능하고 분류능력, 오류정정 능력을 지니게 된다.

한편, 앞에서 식(4)와 같은  $T_{ij}$ 도 실제 광학적으로 구현하고자 할 때 음, 양의 값을 동시에 나타내는 데는 어려운 점이 있다.

Psaltis 등은 음과 양의 값을 공간영역에서 분리하여 표시하는 방법<sup>[8]</sup>으로 저장 메모리 마스크를 구현하였으나, 그와 같은 경우는 검출 소자도 2 배 만큼 늘어나는 등의 단점이 있으므로 본 논문에서는 보다 간편한 광학적 실현을 위해 다음과 같이 바이어스 항을 이용한 수정된 모델을 사용하고자 한다.<sup>[11]</sup> 즉, 저장행렬에 M 만큼 바이어스를 걸어주면,

$$W'_{ij} = \sum_{m=1}^M (2V_i^{(m)} - 1) (2V_j^{(m)} - 1) (1 - \delta_{ij}) + M \\ = W_{ij} + M \quad (7)$$

이 되고, 이를 다시 식(8)과 같이 clipping하여 사용한다.

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

즉, 수정된 저장행렬은 Hopfield 모델의 clipping 된 저장행렬에 1 만큼 바이어스를 가해준 것과 같고  $V_i^{(m)}$ 에 의한 재생방법은 다음과 같다.

$$\hat{V}_i^{(m)} = \sum_{j=1}^N T'_{ij} V_j^{(m)} = \sum_{j=1}^N (T_{ij} + 1) V_j^{(m)} \\ = \sum_{j=1}^N T_{ij} V_j^{(m)} + \sum_{j=1}^N V_j^{(m)} \quad (9)$$

식(9)은 Hopfield 모델의 출력항에 입력의 합이 바이어스된 결과가 되므로, thresholding 값을 식(10)과

같이 이 바이어스항으로 잡으면 결국 Hopfield 모델과 동일한 출력을 얻을 수 있게 된다.

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

이 수정된 모델을 광학적으로 실현할 때 식(8)의 메모리 행렬은 3 개의 level을 가지므로, 투과되는 빛의 값이 마스크의 면적에 비례하는 면적변조나 마스크의 grey level에 의한 투과율 변화에 따르는 세기변조를 사용하면 실현이 가능하다. 그리고, 식(10)의 thresholding 값은 입력의 합이므로 메모리 마스크에 thresholding 값에 해당하는 벡터를 한 행 추가해 주어 광학적으로 얻은 이값과 다른 행의 값을 비교해 출력을 얻을 수 있다.<sup>[12,13]</sup>

### III. 2 차원 연상 신경회로망 모델의 광학적 구현

#### 1. 기존 Hopfield신경회로망 모델의 광학적 구현

Hopfield 모델을 기초로 CAM 능력을 갖도록 한 신경회로망의 광학적인 실현은 그림 2 와 같이 처음으로 Psaltis 등에 의해 광 벡터 - 행렬 곱셈기(vector-matrix multiplier)<sup>[14]</sup>를 이용하여 1 차원 벡터를 처리하도록 제안되었으나, 이 시스템은 메모리 마스크의 음과 양의 표시를 위해 공간상으로 한 행을 두 영역으로 분리하여 필름 마스크에 표시함으로서 N 비트 일 경우  $2N \times N$ 의 행렬이 필요하며, 수광소자도  $2N$  개가 필요하므로 불편한 점이 있고, 필름 마스크를 사용하므로 실시간 처리가 안되는 단점이 있다.

더구나, 이러한 1 차원 모델이 실현되었다고 해도 실제로 이와 같은 1 차원 벡터를 이용하여 정보를 처리하는 데는 그 한계가 있기 때문에 즉, 2 차원 영상처리를 필요로 하는 패턴인식, machine vision 등과

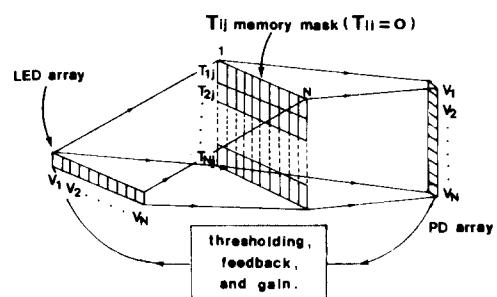


그림 2. 1 차원 Hopfield 모델의 광학적 실현 개념도  
Fig. 2. Concept diagram for optical implementation of Hopfield model.

같은 실제 분야에 이 모델을 응용할 때에는 1 차원적인 데이터로서 2 차원 입력 영상을 처리하기에는 배열해야 할 데이터 양이 너무 많고 직접 처리하기가 곤란하기 때문에, 필연적으로 2 차원적으로 입력 영상을 직접 처리해야 할 필요가 있다.

따라서, Psaltis 등은 앞의 1 차원 모델을 2 차원으로 확장시켜 즉, 이때는 식(4)의  $T_{ij}$ 가 4 차 rank 텐서인  $T_{ijkl}$ 가 되므로, 이 텐서 연결을 submatrix로 재구성하고 lenslet 어레이를 이용하여 이것을 입력과 꼽하도록 하는 방식으로 2 차원 Hopfield 모델을 구성하였으나<sup>[9]</sup> 그것을 실제적으로 구현시킬 때에는 앞에서 지적했던 문제점과 더불어 입력 평면과 submatrix로 된 메모리 행렬 배열간의 내적(inner-product) 수행에 사용되는 복잡한 lenslet 어레이들을 구성해야 하는 등 전체 시스템의 실질적 구현에는 많은 어려운 점이 있다.

또한, 신경간의 연결에 있어 unfocused holographic interconnection 방법을 이용한 2 차원 연상 기억 시스템의 경우도<sup>[10]</sup> 실제 실현함에 있어 메모리 행렬의 배열을 정확하게 표시하기 위해 홀로그램 어레이의 기록시 stepping motor 등의 기계적인 장치를 이용하는 등 일반적으로 그 작업이 상당히 복잡하며 불편하다. 또한, 메모리 행렬의 배열이 달라질 때마다 이와 같은 작업을 다시 하여 재작성해야 하므로, 결국 실시간 처리가 안되며 입력 평면도 광 스위치 어레이를 사용하므로 비트수가 늘어날 경우 이를 다시 제작해야 하는 어려움이 있다.

따라서, 본 논문에서는 이와 같은 기준의 문제점을 해결하기 위하여 multifocus hololens와 LCTV를 이용한 새로운 2 차원 신경회로망 시스템을 제안하고자 한다.

## 2. Multifocus Holographic Lens (Hololens)

동시에 여러개의 똑같은 영상을 만들 수 있는 영상소자인 Multifocus Hololens의 제작과정은 흔히 다음 그림 3과 같이 간접 grating으로 만들어준 contact screen을 입력으로 사용하여 coherent 한 공간 필터링을 거치게 한 후 홀로그램 기록을 하도록 광학 시스템을 구성하면 된다.<sup>[15,16]</sup>

그림에서 퓨리에 변환 렌즈  $L_1$  앞에 촛점길이  $f_1$  만큼 되게 놓인 간접 grating인 특정 2-D contact screen이 레이저에 의해 조사되면 back focal 평면  $P_1$ 에 screen 패턴의 퓨리에 변환이 일어지고 우리가 원하는 스펙트럼 패턴만 선택하여 공간 필터링을 한다. 이때, 되도록 각 스펙트럼 어레이에는 같은 세기가 되도록 구성한다. 이렇게 선택된 스펙트럼 패

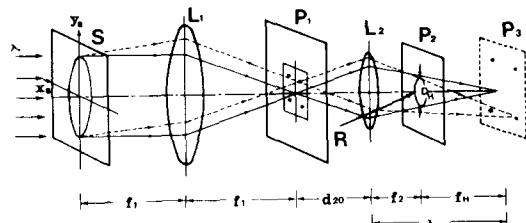


그림 3.  $2 \times 2$  다중 촛점 홀로렌즈를 만들기 위한 광학적 시스템

Fig. 3. Optical system diagram for making a  $2 \times 2$  Multifocus Hololens.

턴은  $L_2$ 를 통해  $P_3$ 에 재투영 된다. 여기서, 시준된 기준빔 R을  $P_2$ 면에 필름을 놓은 상태에서 간접시켜 기록한다면 이때 만들어진 홀로그램이 바로 직경  $D_h$ 의  $n \times n$  Multifocus Hololens가 되는 것이다. 또한, 촛점수와 그들의 위치는 공간 필터링 과정을 변화시키면 쉽게 바꿀 수 있다.

다음 그림 4는 Multifocus Hololens의 한 예로서 기준빔에 의해 재생된  $2 \times 2$  영상을 보여주고 있다.

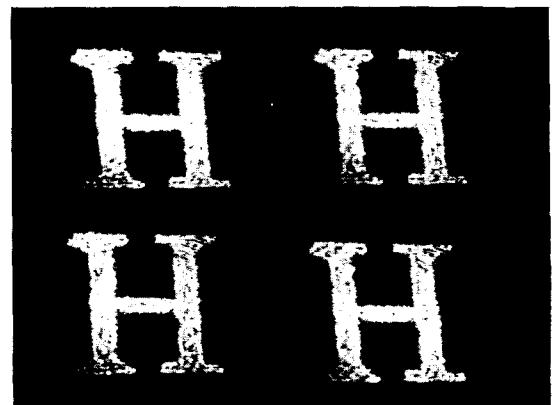


그림 4.  $2 \times 2$  다중 촛점 홀로렌즈에 의해 형성되는  $2 \times 2$  이미지 (H)

Fig. 4.  $2 \times 2$  image formed by the  $2 \times 2$  Multifocus Hololens (H).

## 3. 실시간 2 차원 신경회로망 모델의 광학적 구현

앞절에서 설명한 Multifocus Hololens와 LCTV를 이용하여 2 차원 Hopfield 신경회로망 모델에 근거한 새로운 광연상 메모리 시스템을 다음 그림 5와 같이 구성할 수 있다.<sup>[13]</sup>

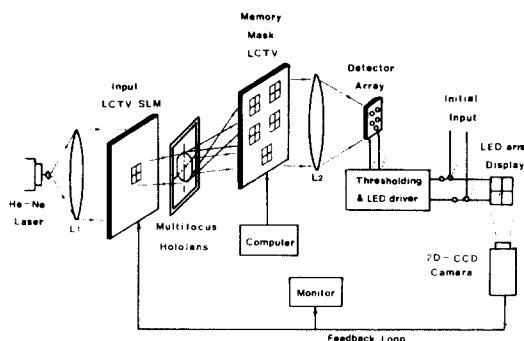


그림 5. 전체 시스템 구성도  
Fig. 5. Total system diagram.

그림에서 입력과 메모리 마스크의 2차원배열은 앞의 그림 2에 나타냈던 1 차원 입력 N비트와 메모리 행렬  $T_N$ 의 각각을  $n \times n$ 의 2 차원 행렬로 재구성하여 만들어 준 것이다. 즉, 1 차원의 총 비트수가 4, 9, 16, 25…등 일 때에는  $n^2 = N$ 이 되며, 그 외의 비트수가 될 경우에는 사용 목적에 맞게 가로 세로를 적당히 재 배열하면 된다. 이 시스템에서는 입력과 메모리 행렬배열을 2 차원 공간 광 변조기(spatial light modulator:SLM)의 하나로 새롭게 사용될 수 있는 상용 LCTV를 이용함으로서 메모리 마스크의 재작성을 정확하고 간단히 할 수 있도록 하였으며, 입력도 비트수에 상관없이 쉽게 바꿀 수 있도록 하였다. 또, LCTV의 광 변조기능을 컴퓨터 그래픽으로 처리할 수 있도록 표시한 다량의 메모리 마스크를 컴퓨터에 저장하여 임의의 시간에 LCTV에 입력되도록 할 수도 있어 전체적으로 어떤 시스템보다 간단하게 실시간 처리를 가능하게 하였다.

본 시스템은 또한 메모리 마스크의 음과 양의 표시를 위해서는 2 장에서 설명했던 바이어스를 가한 수정된 모델을 적용하여, 이의 실제적인 표시는 컴퓨터 그래픽을 이용하여 마스크인 LCTV의 gray level에 의한 세기 변조가 되도록 하였다.<sup>[12]</sup>

그리고, 이 시스템에서 입력과 메모리 행렬 배열의 내적 과정은 행렬-행렬 곱(matrix-matrix product)이 간단하고 정확히 수행될 수 있도록 앞 절에서 설명했던 Multifocus Hololens를 처음으로 사용하였다. 따라서, 이 Hololens는 사용하려는 총 비트수에 해당되는 것 한 개만을 제작하여 주면 비트수의 변화가 없는 한 계속해서 사용할 수 있게 된다.

이 시스템의 수광소자로는 민감하게 반응할 수 있는 CdS 어레이를 이용하였고 전자회로적으로 비교기

를 구성 thresholding 작업을 하였으며, 이 결과를 스위칭 회로를 거쳐 2-D LED 어레이에 디스플레이 되도록 하였다. 피드백은 이 디스플레이 면을 2-D CCD 카메라 영상으로 잡아 입력소자로 쓰이고 있는 LCTV 공간 광 변조기에 재입력시켜 바로 다음 iteration이 실시간으로 수행되도록 함으로서 기존의 시스템보다 훨씬 간단히 수행될 수 있다. 따라서, 처음에 임의의 초기 부분 혹은 오류를 지닌 입력이 홀로렌즈의 작용에 의하여 메모리 행렬 배열과 내적 계산되고, 이 결과를 수광소자로 받아 thresholding 을 한 후 피드백시키는 과정을 몇 번 반복하면 처음 입력과 가장 가까운 저장되었던 영상이 회복되어 나타나므로, Hopfield 신경회로망 모델의 CAM 능력을 실현하게 되는 것이다.

#### IV. 실험 및 결과 고찰

본 논문에서는 위에서 설명하였던 그림 5와 같은 시스템을 실험을 통하여 확인하기 위해 간단한 실험으로  $2 \times 2$  2진 영상을 처리하여 보았다. 우선 이 시스템이 전체적으로 동작할 수 있는지를 알기 위해 다음과 같은 실험을 하였다.

첫째, 메모리 행렬 배열 마스크로서 LCTV를 사용하여 마스크에 있어 실시간처리가 되는지를 실험하기 위해  $2 \times 2$  영상으로 서로 orthogonal한 “ㄱ”과 “ㄴ”의 두 한글 자음 문자에 대해 먼저 LCTV(Citizen 08TA-OA: 7.2cm × 5.3cm)에 그 외적에 해당하는 마스크를 세기 변조가 되도록 컴퓨터 그래픽을 이용하여 나타내었다.

이 마스크에는 또한 thresholding level에 해당하는 행렬표시를 입력에 의존하도록 표시해 주었으며 마스크와 입력 사이의 내적 계산 수행을 위해서  $2 \times 2$  Multifocus Hololens를 제작하여 사용하였다. 단, 여기서 thresholding level에 곱해지는 입력 이미지는 Hololens의 1 차 회절 이미지로부터 얻을 수 없으므로 회절되지 않은 0 차의 이미지를 다른 1 차 회절된 이미지와 같은 세기가 되도록 그 세기를 줄여 마스크의 thresholding 값에 곱하여 지도록 하였다. 내적된 결과로 마스크 행렬배열의 각 행렬 부분을 통하여 나온 광들은 렌즈  $L_2$ 에 의해 촛점화되어 각각의 검출소자에 수광된다. 수광 소자로는 CdS 어레이를 사용하였으며, 이 수광된 값을 전자 회로적으로 thresholding하여 출력 결과를 2-D LED 어레이 디스플레이 면에 나타냈다. 문자 “ㄱ”과 “ㄴ”에 대한 부분 입력을 필름 마스크를 통하여 입력시켰을 때 회복된 출력은 그림 6과 같다.

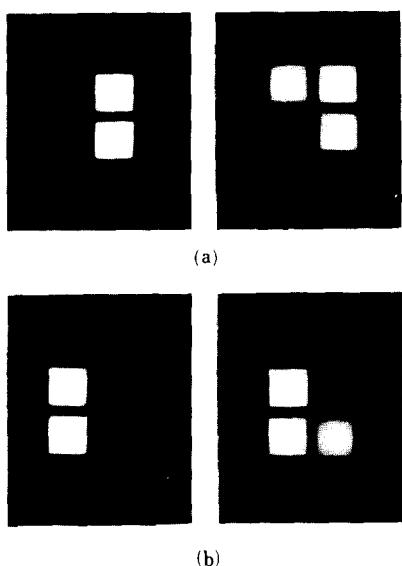


그림 6.  $2 \times 2$  LCTV 연상 메모리에 대한  
(a) “J”의 부분 입력과 연상 출력  
(b) “L”의 부분 입력과 연상 출력

Fig. 6. For  $2 \times 2$  LCTV associative memory.  
(a) partial input and associated output  
of “J”.  
(b) partial input and associated output  
of “L”.

비트수가 적은 관계로 한번의 iteration으로 회복된 결과를 볼 수 있었다. 이 실험 결과에서 알 수 있듯이 메모리 행렬 배열을 LCTV 마스크로 사용함으로서 마스크에 대한 실시간 처리가 가능하였고, 또한, 내적 과정을 Multifocus Hololens로 이용해본 결과 정확히 내적 계산됨을 알 수 있었다.

두번짼 실험은 피드백이 쉽게 될 수 있는 실시간 입력 공간 광 변조기로서 상용 LCTV의 응용 가능성을 조사하기 위하여, 필름 마스크에  $2 \times 2$  영상으로 문자 “J”에 대한 메모리 행렬 배열을 표시하고, 초기 입력을 2-D LED어레이에 나타내고, 이를 2-D CCD카메라로 받아 입력 LCTV 공간 광 변조기에 표시해 주도록 하였다. 이 초기 입력값과 마스크 행렬의 내적된 값은 thresholding된 후 전자회로적인 스위칭 회로에 의해 이전의 초기 입력 대신에 2-D LED어레이에 다시 표시되는데, 만약 여러번의 iteration에 의해 최종 결과가 나타난다면, 이 값이 다음 iteration의 피드백된 새로운 입력값이 되는 것이다. 다음 그림 7은 “J”에 대한 부분입력에 오류가 섞인 형태인 “L”이 입력되었을 때의 그 출력된 결과를 나타낸 것이다.

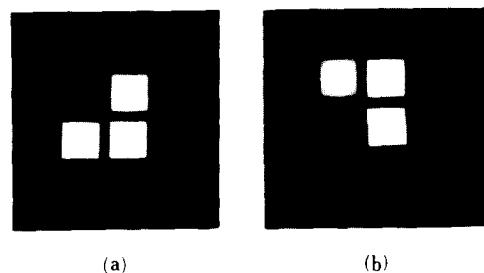


그림 7. “J”의 메모리에 대한  
(a) 오류 입력 (b) 연상 복원된 출력

Fig. 7. For memory of “J”  
(a) erroneous input. (b) associated output

따라서, 이와같이 LCTV 공간 광 변조기와 2-D CCD카메라를 사용하여 쉽게 피드백이 되도록 실험을 수행 하므로서, 상용 LCTV의 실시간 2차원 입력공간 광 변조기로서의 사용 가능성을 제시하였다.

다음에 그림 5와 같이 완전한 실시간 시스템을 구성하기 위해 입력과 메모리 행렬 배열을 모두 LCTV로 사용한 실험에서는 실제 상용 LCTV의 낮은 contrast 때문에 정확한 신호변화 검출에 많은 어려움이 있었다.

그러나, 앞으로 active matrix형과 같은 좀더 개선된 contrast를 가진 상용 LCTV를 사용한다면, LC-TV를 이용한 입력 공간 광 변조기와 메모리 마스크를 통하여 2차원 정보가 완전히 실시간적으로 처리될 수 있다는 가능성을 충분히 예견할 수 있다.

다음 그림 8은 그림 5의 시스템에 대해 실제 실험 구성한 것을 보여 주고 있다.



그림 8. 실험구성도

Fig. 8. Experimental arrangement.

## V. 결 론

본 논문에서는 Multifocus Hololens와 상용 LCTV를 이용한 새로운 2차원 Hopfield신경회로망 시스템을 구현하였다. 이 시스템에서는 입력과 행렬 배열을 기준의 LED어레이이나 필름 또는 홀로그램 마스크 대신 LCTV를 이용함으로서 실시간 처리를 간단하게 실현 시킬 수 있었다. 또한, 입력과 행렬 배열간의 내적 계산은 Multifocus Hololens를 사용하여 간단히 수행하였고, 또 퍼이드백을 쉽게 하기 위해서 thresholding한 값을 디스플레이 면에 나타내고, 이를 영상으로 받아들일 수 있는 2-D CCD카메라를 이용하였다. 따라서, 본 논문에서 제시된 새로운 실시간 2 차원 연상 신경 회로망 시스템의 광학적 구현을 통해 앞으로 보다 복잡한 신경 회로망의 구성이 가능하므로, 패턴인식, 문자인식, machine vision등과 같은 분야에 유용하게 이를 유용할 수 있을 것이다.

## 参 考 文 献

- [1] D.E. Rumelhart & J.L. McClelland etc., "Parallel distributed processing," *MIT Press*, 1986.
- [2] W.S. McCulloch and W. Pitts, "A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity," *Bulletin of Mathematical Biophysics* 5, pp. 115-133, 1943.
- [3] D.O. Hebb, "The organization of behavior," *New York Wiley*, pp. 11-14, 60-78, 1949.
- [4] J.J. Hopfield, "Neural network and physical systems with emergent collective computational abilities," *Proc. Natl. Acad. Sci. USA*, vol. 79, pp. 2554-2558, 1982.
- [5] J.J. Hopfield, "Neuron with graded response have collective computational properties like those of two-state neurons," *Proc. Natl. Acad. Sci. USA*, vol. 81, pp. 3088-3092, 1984.
- [6] Y.S. Abu-Mostafa and D. Psaltis, "Optical neural computers," *Sci. Am.*, p. 66, 1987.
- [7] 김은수, "신경 회로망 모델의 광학적 구현," 대한전자공학회, 컴퓨터 기술, vol. 6, No. 1, pp. 77-85, 1989.
- [8] N.H. Farhat, D. Psaltis, A. Prata, and E. Paek, "Optical implementation of the Hopfield model," *Appl. Opt.*, vol. 24, p. 1469, 1985.
- [9] J.L. Hornor ed., "Optical signal processing," *Academic press*, p. 148-156, 1987.
- [10] J.S. Jang, S.W. Jung, S.Y. Lee, and S.Y. Shin, "Optical implementation of the hopfield model for two-dimensional associative memory," *Opt. Lett.*, vol. 13, p. 248, 1988.
- [11] J.S. Denker, "Neural network refinements and extension," *AIP Conference proceeding*, vol. 151, p. 121, 1986.
- [12] 이재수, 이화종, 김은수, 양인웅, "LCTV를 이용한 Hopfield모델의 광학적 구현," 대한전자공학회 광파 및 양자전자 학술 발표, vol. 12, no. 1, pp. 53-55, 1989.
- [13] 박인호, 서춘원, 한종욱, 김은수, 양인웅, "LCTV SLM과 Multifocus hololens를 이용한 2-D Hopfield신경 회로망 모델의 광학적 구현," 대한전자공학회 하계 학술 발표대회, vol. 12, no. 1, pp. 546-549, 1989.
- [14] J.W. Goodman, A.R. Dias, and L.M. Woody, "Fully parallel high-speed incoherent optical method for performing fourier transform," *Opt. Lett.*, vol. 2, no. 1, pp. 1-3, 1978.
- [15] Y.Z. Liang, D. Zhao, and H.K. Liu, "Multifocus dicromated gelatin hololens," *Appl. Opt.*, vol. 22, no. 21, pp. 3451-3456, 1983.
- [16] H.K. Liu, S.Y. Kung and J.A. Davis, "Real-time optical associative retrieval technique," *Opt. Eng.*, vol. 25, no. 7, pp. 853-856, 1986.

---

著者紹介

---



朴 仁 虎(準會員)

1965年 3月 15日生. 1988年 2月  
광운대학교 전자공학과 졸업, 공학  
사 취득. 1988年~현재 광운대학교  
대학원 전자공학과 석사과정 재학  
중. 주관심분야는 Optical neural  
network, 광 정보처리, 광 패턴인  
식, 광 컴퓨팅등임.



李 禹 相(正會員)

1956年 10月 3日生. 1983年 2月  
광운대학교 전자공학과 졸업, 공학  
사 취득. 1983年 2月 광운대학교  
대학원 전자공학과 졸업, 석사학  
위 취득. 1985年 8月~현재 광운  
대학교 대학원 전자공학과 박사과  
정 재학중. 주관심분야는 Optical neural network,  
광 정보처리, 광 패턴인식, 광 컴퓨팅등임.



徐 春 源(準會員)

1964年 7月 4日生. 1988年 2月  
광운대학교 전자공학과 졸업, 공학  
사 취득. 1988年~현재 광운대학교  
대학원 전자공학과 석사과정 재학  
중. 주관심분야는 Optical neural  
network, 광 정보처리, 광 패턴인  
식, 광 컴퓨팅등임.

◆  
金 恩 淳 (正會員) 第25卷 第9號 參照.

현재 광운대학교 전자공학과  
부교수.

◆  
楊 仁 應 (正會員) 第25卷 第9號 參照.

현재 광운대학교 전자공학과  
교수.



李 丞 玄(正會員)

1961年 12月 25일생. 1984年 2月  
광운대학교 전자공학과 졸업, 공학  
사 취득. 1986년 2月 광운대학교  
대학원 전자공학과 졸업, 석사학위  
취득. 1989年~현재 광운대학교 대  
학원 전자공학과 박사과정 재학중.  
주관심분야는 Optical neural network, 광 정보처리,  
광 패턴인식, 광 컴퓨팅임.