

## 대용량 광 연상기억을 위한 대칭 삼층구조의 구현

서 호 형

한국전자통신연구소 기초기술연구부

이 상 수

한국과학기술원 물리학과

(1992년 6월 5일 받음)

대칭 삼층구조 신경망 모델에 기초한 기억용량과 인식능력이 뛰어난 광 연상기억 시스템을 제안하고, 이를 홀로그래프와 액정 모니터(LCTV)를 이용하여 구현하였다. 4개의 한글 자음(ㄹ, ㅅ, ㅇ, ㅈ)을 메모리 패턴으로 택하여 실험한 결과 12% 이하의 오차를 갖는 입력에 대해 95% 이상의 인식률을 가짐을 보였다. 기존의 이중구조 모델에 기초한 실험결과와 비교하고, 전산 시뮬레이션을 통해 Hopfield 모델의 결과와 비교한 결과 더욱 우수한 성능을 보였다.

### I. 서 론

신경회로망을 광을 이용하여 구현하는 연구가 최근까지 국내외적으로 활발하게 연구되어왔다.<sup>1-4)</sup> 그 동안의 연구결과를 비추어 볼때 중요한 점은 얼마나 많은 정보를 저장할 수 있고 이를 어떻게 효율적으로 실용화 하느냐에 있다고 본다. 지금까지 주로 구현된 광신경회로망 모델은 입력층과 출력층으로 구성된 이중구조 연상기억 모델(고정학습모델의 일종)로서 광 구현이 용이한 반면, 기억시킬 패턴(정보)의 수가 증가하고 패턴들간의 유사도가 커지면 기억능력이 현저하게 떨어지고 원하는 패턴을 기억시키지 못하는 경우도 생긴다. 이러한 문제점들을 해결하기 위한 모델들로는 출력층에서의 신호대 잡음비(SNR)를 증가시키는 고차연상기억, 입력층과 출력층의 뉴런들간의 연결강도를 원하는 출력이 나올때까지 계속 변화시켜주는 적응학습(adaptive learning)모델 등이 있다.<sup>5-8)</sup> 고차연상기억은 성능에 비해 구현하는 시스템이 매우 복잡해지기는 단점이 있어 지금까지 주로 이차연상기억이 구현되어왔다.<sup>1,11-13)</sup> 적응학습모델은 오류역전 학습방법(Back-propagation rule)<sup>14)</sup>이 발표된 이후 많은 연구가 집중되고 있지만 광으로 구현하기는 아직 어려움이 많이 남아있다. 또 다른 모델로는 기존의 이중구조 고정학습 모델을 변형해 입력층과 출력층 사이에 중간층을 두는 삼층구조 연상기억 모델로서 중간층과 출력

층에서 적절한 비선형 작용(문턱화)을 행함으로써 연상기억 성능을 향상시킬 수 있다.<sup>15)</sup>

홀로그래피의 원리는 물체파와 기준파를 간섭시켜 그 무늬를 사진건판에 기록한 다음, 여기에 기준파를 비추워 물체파를 다시 재생시키는 것이다. 이때 간섭무늬가 기록된 사진건판을 홀로그래프이라 부른다. 홀로그래프와 연상기억의 관계는 1963년 Van Heerden 등에 의해 처음 제안되었고,<sup>16)</sup> 1982년 Hopfield에 의해 연상기억 모델<sup>17)</sup>이 발표된 이후 이에 대한 많은 관심과 연구가 되어왔다. 1985년 H. Caulfield<sup>18)</sup>는 산란광 홀로그래프를 이용하여 연상기억을 구현하는 방법을 제시했다.<sup>18)</sup>

본 연구에서는 입력층과 출력층이 같고 여기에 중간층을 둔 대칭 삼층구조 모델을 도입하고 이를 두개의 산란광 홀로그래프와 PC에 연결된 CCD 카메라와 LCTV<sup>19)</sup>를 이용하여 구현하였고 실험결과들을 나타내었다. 이 모델의 성능을 시뮬레이션을 통해 기존의 Hopfield 모델과 비교 분석하였다.

### II. 대칭 삼층구조 이론

본 연구에서 사용한 대칭 삼층구조 모델(STLN: Symmetric Three-Layer Network)의 원리는 다음과 같다.  $U^m$ 은 입력층(또는 출력층)에 대응되는 N개의 이진원소로 구성된 m번째의 메모리 벡터(또는 패턴)이고,  $G^m$ 은  $U^m$ 과

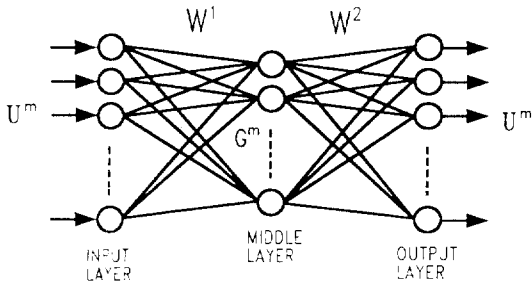


그림 1. Schematic diagram of symmetric three layered network model.

연상되어지는 중간층의  $m$ 번째 벡터이다. 그림 1과 같이 입력층과 중간층의 뉴런들을 연결하는 결합행렬을  $W^1$ , 그리고 중간층과 출력층 사이를 연결하는 결합행렬을  $W^2$  라고 하면,  $W^1$ 과  $W^2$ 는 다음과 같이  $U^m$ 과  $G^m$ 의 외적(outer-product)의 합으로 나타낸다.

$$W^1 = \sum_{m=1}^M G^m (U^m)^T \quad (1)$$

$$W^2 = \sum_{m=1}^M U^m (G^m)^T \quad (2)$$

여기서,  $M$ 은 메모리 벡터의 개수를 나타내고 윗첨자  $T$ 는 벡터 또는 행렬의 전치(transposition)를 나타낸다.  $U^m$ 과  $G^m$ 은 행벡터를 나타내고,  $(U^m)^T$ 과  $(G^m)^T$ 는 열벡터를 나타낸다. 이 모델은 입력과 출력이 같은 자체 연상 기억이며  $W^1$ 과  $W^2$ 는 서로 대칭인 전치관계이다.

$$W^2 = (W^1)^T \quad (3)$$

만약, 중간층의 벡터인  $G^m$ 의 원소의 수를 메모리 벡터의 수( $M$ )와 같게 하고, 그 중 하나의 원소만 1이 되게 하여 서로 직교성을 갖게 할 수 있다.

$$\begin{aligned} G^1 &= (1\ 0\ 0 \cdots 0)^T \\ G^2 &= (0\ 1\ 0 \cdots 0)^T \\ &\vdots \\ G^M &= (0\ 0\ 0 \cdots 1)^T \end{aligned}$$

또한, Kronecker delta를 이용하여 다음과 같이 나타 낼 수 있다.

$$(G^m)^T G^n = \delta_{mn} \quad (5)$$

이제 입력벡터로  $U^k$ 가  $W^1$ 에 곱해지면 중간층에서의 출력은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} G^{out} &= W^1 U^k \\ &= \sum_{m=1}^M G^m \alpha(m, k) \\ &= [\alpha(1, k), \alpha(2, k), \dots, \alpha(M, k)]^T \quad (6) \end{aligned}$$

여기서  $\alpha(m, k)$ 는 입력  $U^k$ 와 메모리 벡터  $U^m$  사이의 내적(inner-product)을 나타낸다. 이층구조 모델에서는 입력과 메모리 벡터들간의 내적이 출력층에서 서로 중첩이 되지만, 여기서는  $G^m$ 이 식 (4)와 같이 직교성을 가지고 있기 때문에 모든  $\alpha(m, k)$  값들은 중간층에서 (6)식과 같이 서로 분리가 된다. 만약, 입력  $U^k$ 가 기억된 벡터 중  $U^s$ 와 가장 유사하다면  $\alpha(s, k)$ 가 모든 내적값 중에 가장 큰값을 갖게되는 "Winner-take-all"(WTA)이라는 비선형 작용에 의해  $G^s$ 를 얻을 수 있다. WTA의 원리는 자기자신을 제외한 다른 뉴런들과의 결합행렬체계를 음(lateral inhibition)이 되게하여 상대적으로 작은 값들은 0으로 급격히 떨어지게 하여 경쟁적으로 가장 큰값 하나만 남게하는 것이다. 중간층에서 뉴런들 사이의 결합세기를  $T_{ij}$ 라 할 때, 자기 자신과의 결합세기는 1, 다른 뉴런과의 결합세기는  $-1/(M-1)$ 이 되게 한다.

$$T_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{if } i=j \\ \frac{-1}{M-1}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (7)$$

그리고, 다음과 같은 제환(feedback)과 분극화 작용을 반복하여 안정된 출력에 이르게 한다.

$$V_i(t+1) = f \left[ \sum_{j=1}^N T_{ij} V_j(t) \right] \quad (8)$$

$$f[x] = \begin{cases} x, & \text{if } x > 0 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

여기서,  $t$ 는 제환의 횟수를 나타내고, 초기값  $V(0)$ 는 식 (6)의  $G^{out}$ 를 나타낸다. 위와같이 얻어진 결과는 단 하나의 원소만 양의 값을 갖게 되고 나머지는 0이 되어, 입력 벡터에 가장 유사한 메모리 벡터  $U^s$ 와 연상되어진  $G^s$ 가 중간층의 출력으로 얻어진다. 마지막으로  $G^s$ 가  $W^2$ 에 곱해지면, 식 (2)와 (5)에 의해 최종출력  $U^s$ 를 얻는다.

$$\begin{aligned} U^{out} &= W^2 G^s \\ &= \sum_{m=1}^M U^m (G^m)^T G^s \\ &= \sum_{m=1}^M U^m \delta_{ms} \\ &= U^s \quad (10) \end{aligned}$$

III. 산란광 홀로그램 영상기억의 원리

그림 2-(a)는 산란광 홀로그램을 이용하여 자체 영상 기억의 연결행렬을 구성하는 개략도이다. 먼저 5개의 화소로 구성된 일차원 메모리 패턴을 고려하자. 각 패턴은 벡터 원소의 1과 0에 대응되는 투명(명) 그리고 불투명(암)화소들로 이루어 졌다.

$$b = (b_1, b_2, b_3, b_4, b_5)^T \quad (11)$$

동일한 두개의 패턴을 각각 입력면인  $I_1$ 과  $I_2$ 에 둔다.  $I_1$ 을 통과한 빔은 홀로그램 기록매질에 평행하게 조사 되고,  $I_2$ 를 통과한 빔은 바로 뒤에 위치한 산란판을 지나 홀로그램 기록매질의 모든면에 고루 조사된다.  $I_1$ 에 있는 패턴의  $j$ 번째 화소  $b_j$ 와  $I_2$ 에 있는 패턴의  $i$ 번째의 화소  $b_i$ 를 통과한 빔들의 간섭상태를  $B_{ij}$ 라 하면, 두 화소가 모두 투명하여 간섭을 일으키면  $B_{ij}=1$ 이라 하고 두 화소중 어느 하나가 또는 모두가 불투명하여 간섭이 일

어나지 않는 경우를  $B_{ij}=0$ 으로 간주하면, 다음과 같은 식이 성립한다.

$$B_{ij} = b_i b_j \quad (12)$$

$I_1$ 의 입의의 투명한 화소  $b_i$ 를 통과한 빛은  $I_2$ 를 통과해 산란된 모든 빛들  $b_j (j=1, 2, \dots, 5)$ 과 간섭하게 되어 기록매질의 한 부분에 연결행렬의 한 열에 해당되는 성분들  $B_{ij}$ 을 구성하게 된다. 이들이 공간적으로 중첩되 지만  $I_2$ 상의 화소를 지나 산란된 빛들의 각도가 달라 서로다른 위상을 가지고 홀로그램에 기록이 되기 때문에, 상을 재생할 때도 각기 다른 방향으로 회절되어 구분 이된다. 위와 같은 방법으로 M개의 모든 패턴에 대하여 홀로그램 기록매질에 중첩해서 기록시킨다. 그림 2-(b)는 입력으로 패턴  $b^k$ 가 홀로그램에 조사되어 회절되는 과정의 개략도이다. 이 때 출력면의  $i$ 번째 성분은 홀로그램을 지나 출력면의  $i$ 번째 위치로 회절되는 빛의 합으로 나타낸다.

$$b_i^{out} = B_{ij} b_j^k = B_{i1}b_1^k + B_{i2}b_2^k + B_{i3}b_3^k + B_{i4}b_4^k + B_{i5}b_5^k \quad (13)$$

만약, 여러 개의 패턴들이 동시에 기록되어 있다면, 출력면에는 원하는 패턴 외에 노이즈 패턴이 겹쳐나오게 된다. 이때 문턱화 작용을 통해 원하는 패턴을 얻을 수 있다. 이와 같은 산란광 홀로그램의 원리는 이차원 패턴에 대해서도 똑같이 적용이 된다.

IV. 실험 및 결과

STLN을 홀로그램을 이용하여 광학적으로 구현하기 위해서는 식 (1)과 (2)의 연결행렬  $W^l$ 에 해당하는 제 1 홀로그램(H1)과  $W^r$ 에 해당하는 제 2홀로그램(H2)의 제작, 그리고 중간층에서의 WTA 작용과 이들을 한 시스템으로 연결시킴으로 가능하다. 그림 3은 메모리 패턴으로 25(5×5)개의 화소로 구성된 4개의 한글자음(ㄹ, ㅅ, ㅇ, ㅈ)들과 이 들과 연결되는 4개의 화소로 구성된 중간층의 패턴들이다. 이 들을 벡터  $U^m$ 과  $G^m$ 으로 나타내면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} U^l &= (01110 \ 00010 \ 01110 \ 01000 \ 01111) \\ U^r &= (01100 \ 01100 \ 01100 \ 10110 \ 10011) \\ U^s &= (01110 \ 10001 \ 10001 \ 10001 \ 01110) \\ U^t &= (11111 \ 00100 \ 01010 \ 10001 \ 10001) \end{aligned} \quad (14)$$

$$\begin{aligned} G^l &= (1 \ 0 \ 0 \ 0) \\ G^r &= (0 \ 1 \ 0 \ 0) \end{aligned}$$

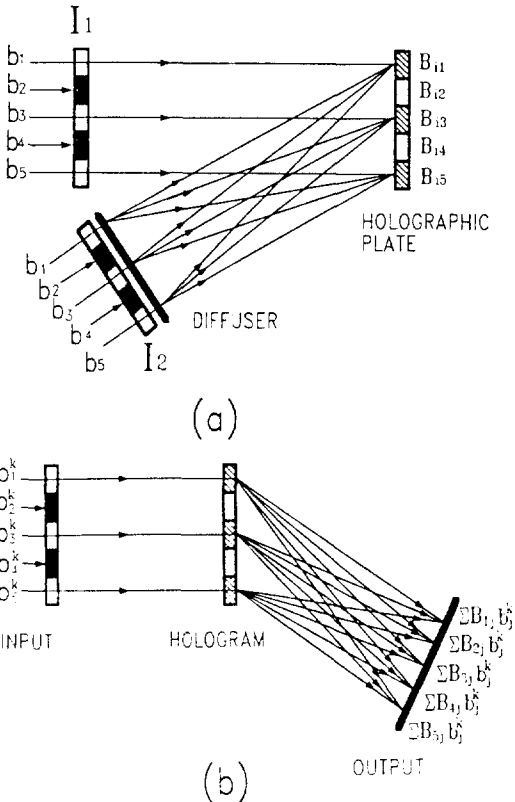


그림 2. Schematic diagram of (a) making interconnection matrix holographically and (b) recognizing the input  $b^k$ .

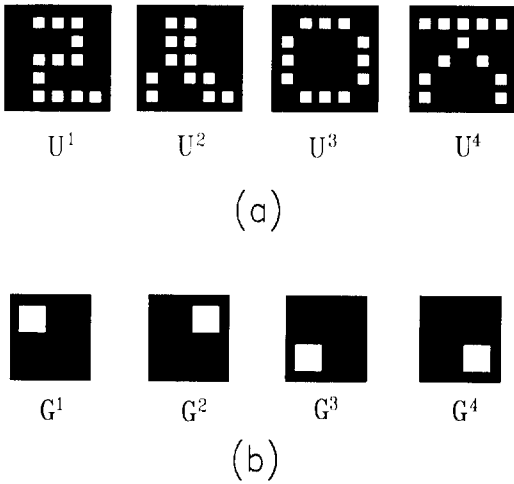


그림 3. (a) Four memory patterns and (b) four orthogonal intermediate patterns.

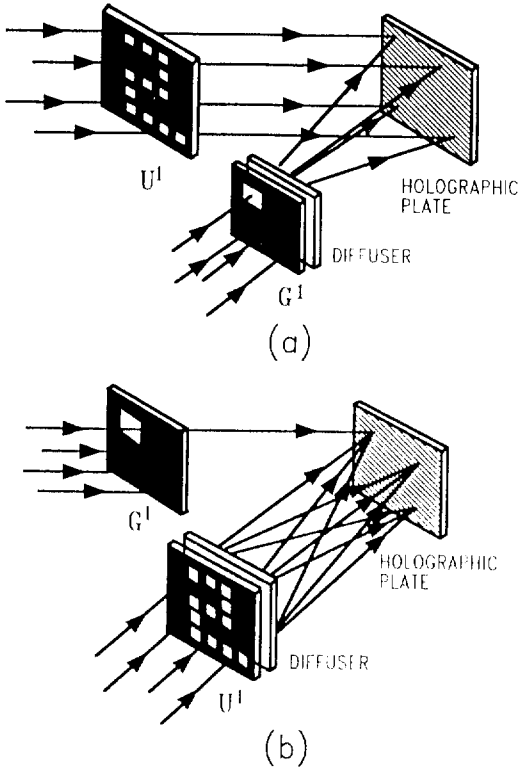


그림 4. Schematic diagram of making (a) the first and (b) the second hologram.

$$G^3 = (0 \ 0 \ 1 \ 0)$$

$$G^4 = (0 \ 0 \ 0 \ 1) \quad (15)$$

그림 4-(a)는 H1을 만드는 개략도이다. 한쪽의 평행광은  $U^1$ 을 통과해 홀로그래프 기록매질에 평행하게 조사되고 다른 한쪽의 평행광은  $G^1$ 과 바로 뒤에 놓인 산란판을 지나  $U^1$ 을 통과해 온 모든 빛과 간섭을 하게 된다. 같은 방법으로  $U^2$ 와  $G^2$ ,  $U^3$ 와  $G^3$  그리고  $U^4$ 와  $G^4$ 의 간섭패턴을 중첩해서 기록하고 이를 현상해서 H1을 만든다. 그림 4-(b)는 H2를 만드는 개략도이다. 원리는 H1을 만들 때와 동일하지만 중요한 점은  $U^m$ 과  $G^m$ 의 위치가 H1과는 반대로 위치하게 된다. 그림 5는 입력을 인식하는 실험장치도이다. 입력패턴을 통과한 평행광은 제 1홀로그래프를 지나 회절되어 중간패턴(INTERMEDIATE PATTERN)을 형성한다. 이 상을 CCD 카메라를 통해 PC로 보내어 WTA작업을 하고 그 결과를 제 2홀로그래프 앞에 놓인 LCTV로 보낸다. 또 다른 평행광은 이 LCTV와 제 2홀로그래프를 지나 회절되어 최종출력을 형성하게 된다. 그림 6은 STLN에 기초한 실험결과를 나타낸다. 이 그림에 나타나 있는 사진들은 각각 입력패턴, 중간패턴(문턱화 시행전과 시행후의 상) 그리고 최종출력패턴을 나타낸다. 4개의 메모리 패턴이 모두 잘 기억되어 있음을 알 수 있다(그림 6-(a)참조). 그림 6-(b)는 부분적인 입력도 잘 인식 한 결과들이다. STLN의 성능을 정량적으로 알아보기 위해 오차정도(HDIST:Hamming distance)대 인식률을 computer simulation을 하여 Hopfield모델의 경우와 비교하였다. 각 메모리 패턴에 대하여 HDIST(0 ~ 10)를 변화시키면서 각각 100개의 무작위 입력에 대해 계산하고 그 결과를 평균하였다. 그림 7에서 보는바와 같이 HDIST가 3이내(12% 이하의 오류패턴)인 입력에 대해 Hopfield 모델의 경우 54% 이상의 인식률을

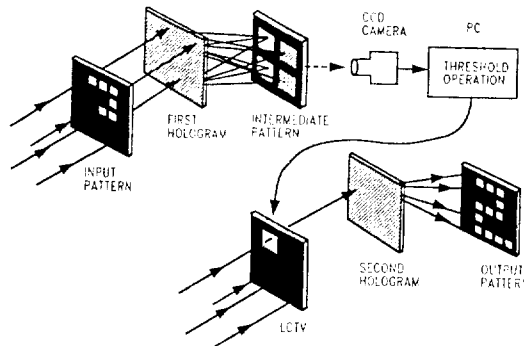
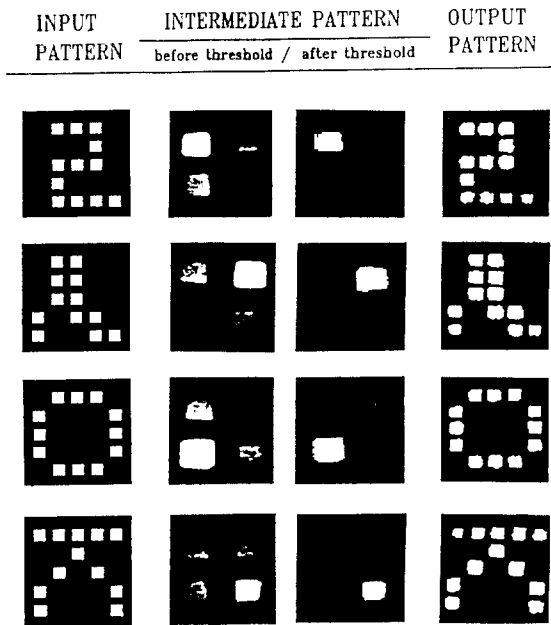
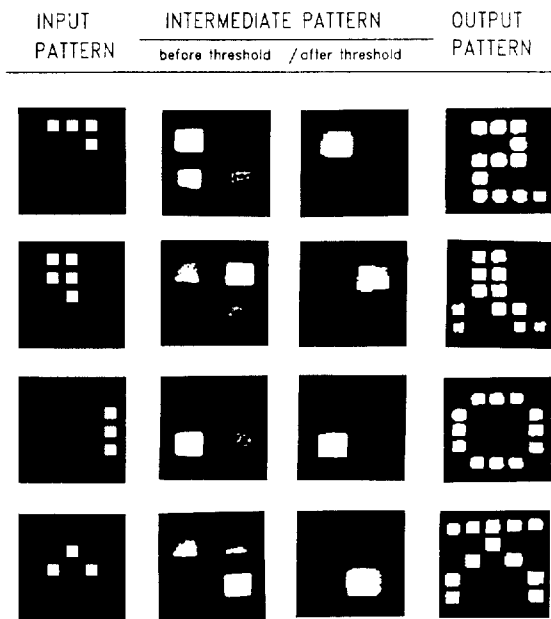


그림 5. Experimental setup of reconstruction process.



(a)



(b)

그림 6. Experimental results of recognizing the various inputs as (a) memory patterns and (b) distorted patterns.

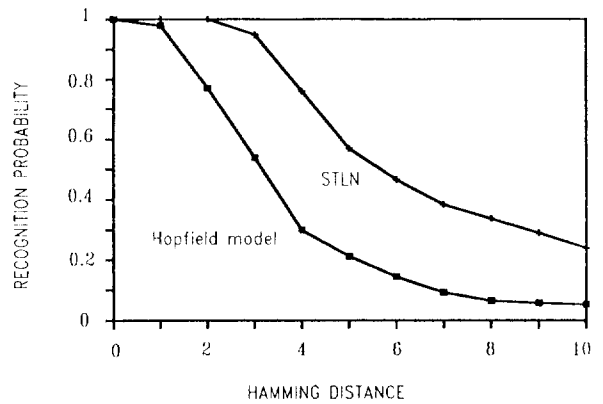


그림 7. Results of computer simulation of STLN(+) and Hopfield model (□).

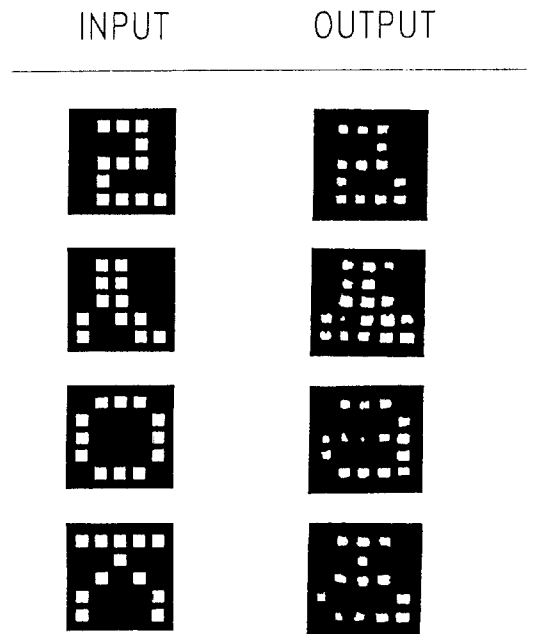


그림 8. Experimental results of two layered network system.

보인 반면 STLN은 95% 이상의 인식률을 갖는 매우 우수한 성능을 보이고 있다. 한편, 입력층과 출력층 만으로 구성된 이층구조 연상기억의 경우와 비교해 보기 위해 실험한 결과가 그림 8에 나타나있다. 전혀 오차가 없는 입력패턴의 경우 4개 모두 원하는 출력이 나오지 않았다. 이층구조 모델을 수식으로 나타내면 다음과 같다.

$$B = \sum_{m=1}^M b^m (b^m)^t \quad (16)$$

$$\begin{aligned} b^{mt} &= Bb^s \\ &= \sum_{m=1}^M b^m [(b^m)^t b^s] \\ &= N_0 b^s + \sum_{m \neq s} b^m \alpha(m, s) \end{aligned} \quad (17)$$

여기서,  $N_0$ 는 입력  $b^s$ 의 1의 갯수이다. 입력의 인식에 필요한 최소한의 신호대잡음비(SNR)을 구해보자.

$$\begin{aligned} (SNR)_{min} &= \frac{N_0}{\left[ \sum_{m \neq s} b^m \alpha(m, s) \right]_{min}} \\ &= \frac{N_0}{\beta(M-1)} \\ &= \frac{\gamma}{M-1} \end{aligned} \quad (18)$$

여기서,  $\beta$ 는 평균 내적  $\sum_{m \neq n} \alpha(m, n) / [N(M-1)/2]$ 을  $\gamma = N_0/\beta$ 를 나타낸다. 입력을 바르게 인식하기 위해서는 SNR이 최소한 1보다는 커야 하기 때문에 식 (18)로부터 다음과 같은 기억시킬 패턴수의 구축조건이 생긴다.

$$M < \gamma + 1 \quad (19)$$

$\gamma$ 는  $N_0$ 에 비례하고  $\beta$ 에 반비례하므로 패턴을 구성하는 화소의 수를 늘리면서 패턴들 간의 유사도를 적게 할수록 기억시킬 수 있는 패턴의 용량이 늘어난다. 본 연구에서 사용된 4개의 메모리 패턴들 사이의 평균 내적값( $\beta$ )은 5.7이고  $N_0$ 는 12이므로  $\gamma$ 는 2.1이 되어,  $M < 3.1$ 로 제한된다. 이차 연상기억의 경우는

$$M < \gamma + 1 = 5.41 \quad (20)$$

이므로, 기억용량이 약간 늘어난다. 하지만, 본 연구에서 도입된 STLN의 경우는 내적값(cross correlation)들이 중간층에서 분리가 되기 때문에 최대 기억용량은, 기억시킬 패턴들의 1의 수가 각각  $N_0$ 로 같다면,  $N$ 개 중에서  $N_0$ 를 취하는 조합의 수와 관계되어  $N=25$ ,  $N_0=12$ 의 경우 약  $5 \times 10^6$ 개 정도 된다. 그리고 메모리 패턴들의 1의 수가 패턴마다 다르면 기억용량이 더욱 증가되지만  $W^2$ 의 결합세기를 1의 수에 따라 규격화 시켜 주어야 한다.  $W^2$ 에 해당하는 제 2홀로그래프은 연상기억이라기 보다는 일종의 data bank와 같은 역할을 하므로 기존 컴퓨터의 기억방식인 지역(local) 메모리와 유사하다. 그

렇지만 기존의 컴퓨터에서 가장 시간이 많이 소요되는 입력과 메모리 패턴들 사이의 내적(유사도)을 구하는 것을 여기서는 제 1홀로그래프를 이용해 병렬처리 하므로 저장된 패턴의 수에 관계없이 빠르게 처리할 수 있다.

## V. 결 론

본 연구에서는 출력면에서 노이즈패턴들의 중첩으로 인한 SNR의 저하를 막기위해 입력과 출력층 사이에 중간층을 도입한 STLN을 두개의 산란광 홀로그래프와 LCTV를 이용해 구현하는 시스템을 제안하였고, 실험과 시뮬레이션을 통해 기존의 방법들과 비교하였다. STLN은 광 구현이 용이하고 기억용량 및 성능이 우수해 영상인식과 같은 광 정보처리 시스템에 응용이 기대된다.

## 참 고 문 헌

- [1] J. J. Hopfield, "Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities", Proc. Natl. Acad. Sci. USA, 2554 (1982).
- [2] D. Psaltis and N. Farhat, "Optical information processing based on an associative memory model of neural nets with thresholding and feedback", Opt. Lett. 10, 98 (1985).
- [3] J. S. Jang, S. W. Jung, S. Y. Lee and S. Y. Shin, "Optical implementation of Hopfield model for two-dimensional associative memory", Opt. Lett. 13, 248 (1988).
- [4] S. H. Song and S. S. Lee, "Properties of holographic associative memory prepared by the polarization encoding process", Appl. Opt. 27, 3149 (1988).
- [5] I. Shariv and A. A. Friesem, "All-optical neural network with inhibitory neurons", Opt. Lett. 14, 485 (1989).
- [6] Y. Owechko, G. J. Dunning, E. Marom, and B. H. Soffer, "Holographic associative memory with nonlinearities in the correlation domain", Appl. Opt. 26, 1900 (1987).
- [7] E. G. Paek and D. Psaltis, "Optical associative memory using Fourier transform hologram", Opt. Eng. 26, 428 (1987).
- [8] H. H. Suh and S. S. Lee, "Holographic associative memory based on adaptive learning including outer-product learning", Appl. Opt. 31, 199 (1992).

- [9] T. Lu, X. Xu, S. Wu, and F. T. S. Yu, "Neural network model using interpattern association", *Appl. Opt.* **29**, 284 (1990).
- [10] D. Psaltis, D. Brady and K. Wagner, "Adaptive optical networks using photorefractive crystals", *Appl. Opt.* **27**, 1752 (1988).
- [11] J. S. Jang, S. Y. Shin and S. Y. Lee, "Optical implementation of quadratic associative memory with outer-product storage", *Opt. Lett.* **13**, 693 (1988).
- [12] A. Von Lehmen, E. G. Paek, L. C. Carrion, J. S. Patel, and A. Marrakchi, "Optoelectronic chip implementation of a quadratic associative memory", *Opt. Lett.* **15**, 279 (1990).
- [13] S. H. Song, S. C. Park, and S. S. Lee, "Optical implementation of a quadratic associative memory by using the polarization-encoding process". *Opt. Lett.* **15**, 1389 (1990).
- [14] D. E. Rumelhart and J. L. McClelland, eds., *Parallel Distributed Processing Vol. 1*, (MIT Press, Cambridge, Mass. 1986).
- [15] P. J. van Heerden, "Theory of optical information storage in solids", *Appl. Opt.* **2**, 393 (1963).
- [16] D. Gabor, "Associative holographic memories", *IBM J. Res. Dev.* **3**, 156 (1969).
- [17] H. J. Caulfield, "Associative mappings by optical holography". *Opt. Commun.* **5**, 80 (1985).
- [18] F. T. S. Yu, T. Lu, X. Yang, and D. A. Gregory, "Optical neural network with pocket-sized liquid-crystal televisions", *Opt. Lett.* **15**, 863 (1990).
- [19] K. Kagner and D. Psaltis, "Multilayer optical learning network", *Appl. Opt.* **26**, 5061 (1987).

### **Implementation of Symmetric Three Layered Network for Large Capacity Optical Associative Memory**

Ho-Hyung Suh

*Research Department, Electronics and Telecommunications Research Institute  
P.O. Box 8, Taedok Science Town, Taejon 305-350, Korea*

Sang-Soo Lee

*Dept. of Physics, Korea Advanced Institute of Science and Technology  
Taejon 305-701, Korea*

(Received: June 5, 1992)

We have developed a new optical associative memory system based on the symmetric three layered neural network model, using two holograms and a LCTV. In the experiment, four Korean alphabet letters (ㄷ, ㅅ, ㅇ, ㅈ) are used as memory patterns. The results are compared with those of the two layered network and the Hopfield models. The results show that more than 95% recognition ability is obtained for the input which has the error rate less than 12%.