

# 신경회로망의 광학적 구현

신 상영\* · 이 수영\* · 장 주석\*\*

(\*한국과학기술원 전기 및 전자공학과의교수, \*\*박사과정)

## 1. 서 론

최근에 동물이나 인간의 뇌가 특정 계산업무에 있어서 종래의 디지털 컴퓨터보다 월등하게 우수하다는 것이 인식됨에 따라 이 생물학적 컴퓨터에 대한 연구가 각분야에서 활발하게 이루어지고 있다. 인간에 의해 창조된 디지털 컴퓨터와는 달리, 뇌는 오랜 세월을 걸쳐 생존에 적합하도록 진화된 것으로 정밀한 산술 계산보다는 외부환경에 적응하고 또 그 변화에 잘 대처하도록 자연이 이룩한 고도의 정보처리 시스템이라 말할 수 있을 것이다.

뇌를 구성하는 단위소자는 신경이라고 말할 수 있다. 신경은 특정 기능부위에 따라 여러가지 모양을 갖고 있으며 전기적, 화학적으로 꽤 복잡한 성격을 갖는다. 그러나 한가지 중요한 공통점은 수천개의 다른 신경들로부터 입력을 받아 비선형적 작동을 수행하여 다시 다른 수천개의 신경들로 정보를 전달하는 것이다. 이는 디지털 컴퓨터에서의 논리 게이트가 겨우 몇개의 입력을 받아 몇개의 출력을 낸다는 것을 생각해 볼 때 현격히 다르다는 것을 알 수 있다. 한가지 재미있는 것은 그럼에도 불구하고 신경회로망에 관한 많은 연구들이 종래의 디지털 컴퓨터로 수행되고 있다는 사실이다. 개개의 신경의 동역학을 수학적 모델로 기술하고 이를 디지털 컴퓨터를 써서 수치적으로 적분함으로써 신경회로망의 성격을 이해하거나 모사한다. 수백개 정도의 신경수를 갖는 회로망일 때는 이 방법이 적용될 수 있으나 실제의

생물이 갖는 신경수가 되면(사람의 경우 대뇌 피질의 1입방 mm에 약 십만개의 신경이 있으며 그들의 정확한 연결회로는 거의 모르는 상태이다.) 신경회로의 성격을 파악하거나 모사하는데 그만큼 많은 시간이 소요될 것이다. 따라서 디지털 컴퓨터로 신경회로망을 구현하는 것은 현명한 생각은 아닐 것이라고 여겨진다. 그리하여 사람들은 단순화된 신경 하나하나를 증폭기와 저항 그리고 용량성부하로 모사하고 이들의 많은 수를 상호 연결하는 회로를 반도체 기술로 집적화하여 하나의 칩으로 구현하고 있다. 현재 이에 대한 가장 활발한 연구는 캘리포니아 공대의 Mead교수의 연구그룹과 벨 연구소의 Jackel 등이다.<sup>1), 2)</sup>

신경회로망을 구현하는 또 하나의 유망한 방법이 바로 광학기술을 이용하는 것으로 이는 정보전송의 매개체로 전자를 사용하지 않고 광자 즉 빛을 사용한다. 광자를 사용하려는 이유는 전자에 대해 광자가 갖는 독특한 성질 때문이다. 즉 전자는 전하를 띤 입자이므로 주위의 전하나 전자장에 매우 쉽게 영향을 받는다. 따라서 신경회로망이 갖는 많은 밀집된 연결을 좁은 공간 혹은 평면에 구현할 때 발생할 수 있는 불필요한 cross-talk나 전자장의 교란이 문제가 될 수 있다. 게다가 반도체 기술은 신경회로망을 평면적으로 구현하는 것으로 이의 3차원적으로 확장이 아직은 어렵다. 즉 신경과 그들간의 연결을 2차원 평면상에 국한하여 이루어지게 하여야 하므로 연결이 까다롭고 넓은 면적이 요구된다.(10<sup>3</sup>개의 신경을 평면에 구현한다고 생각하자. 반도체기술에서

사용할 수 있는 연결선의 폭은 약  $1\mu\text{m}$  정도이다. 이 신경회로가 갖는 연결개수는 약  $10^6$  개이므로, 개개의 신경과 신경접속부가 차지하는 면적을 제외한다고 하고, 이들 연결선들을 모두 평면에 늘어두면 그 전체폭은 약  $1\text{m}$  가 된다.)

이에 비해 광자는 전하를 띠지 않으므로 쉽게 상호작용을 하지 않는다. 바꾸어 말하면, 광의 빔은 서로 교차하여도 영향을 받지 않고 진행할 수 있고, 광섬유다발에서 각각의 섬유들 사이에 cross-talk나 전자계에 의한 교란이 없다. 또한 이와 같은 광도파로에 국한시키지 않더라도, 공간을 자유롭게 전파시켜 렌즈 등으로 쉽게 조작할 수 있다는 것이다. 따라서 한점에서 다른 한점에서의 정보전달 뿐 아니라 한점에서 여러점, 또 여러점에서 한점, 여러점에서 여러점으로의 정보전달이 서로 얽힌 도선없이 쉽게 이루어질 수 있다. 그리고 광학적 연결은 본래 3차원적 공간연결이므로 신경회로망과 같은 대단히 복잡하고 밀집된 연결에 적합하다고 여겨진다. 즉 광학소자나 홀로그래프 등을 이용하여 신경들을 두 2차원 평면에 늘어두고 그들사이의 연결은 3차원 공간에서 실현할 수 있는 것이다. 그 외에도 전자소자는 그 자체로 아날로그적인 연산(덧셈이나 곱셈)이 어려운데 비해 광학소자는 이러한 아날로그 연산이 쉽게 얻어진다.(예를 들어, 단순히 두 빔을 더하면 그 세기는 합한 꼴이 되므로 덧셈이 이루어지고, 한 빔을 어떤 투과도를 갖는 마스크에 통과시키면 그 출력세기는 입력빔세기와 투과도를 곱한 꼴이 되므로 간단히 곱셈이 이루어지는 것이다.)

이 기술 해설에서는 먼저 제2절에서 신경회로망을 광학적으로 구현하는 방법들로서 지금까지 제시된 것들을 검토하고, 제3절에서 이 분야의 국내의 연구 현황 및 동향에 관하여 이야기한 후, 제4절에서 응용분야, 문제점과 전망 등에 관하여 논하고 제5절에서 결론을 내린다.

## 2. 신경회로망의 광학적 구현

신경은 수상돌기(dendrite)라고 하는 여러개의 입력선으로부터 정보를 받아 합한 후(총합작용,  $\Sigma$ ) 비선형 작용을 가하여(thresholding 작용,  $\theta$ ) 축색돌기(axon)라고 하는 출력선을 통해 다른 많은 신경들에게 정보를 보낸다. 이 출력은 신경결합부(synapse)를 통해 어떤 결합계수  $W_{ij}$ 에 비례해서 다른 신경의 입력으로 들어간다. 신경회로망이라함은 이와같은 신경들이 많이 모여

서로간에 정보를 주고받는 회로망으로서 그의 중요한 변수는 신경들 사이에 존재하는 결합세기  $W_{ij}$ 이다. 그리고 정보의 저장은 바로 이 신경결합부의 결합세기에 분산되어 저장된다.<sup>46)</sup> 신경간의 연결을 보여주는 가장 기본적인 형태가 그림1이다. 이는 N개의 신경이 다른 N개의 신경으로 연결된 상황으로, 각 신경의 입력은 다른 신경들의 출력 상태값에 그 각각의 결합세기를 곱한 값의 총합이다. 그림1에서  $V_i$ 를 i번째 신경의 활동상태라 하고  $W_{ij}$ 를 j번째 신경에서 i번째 신경으로 연결되는 결합세기라고 하면 두번째 층에 있는 i번째 신경이 받는 입력은

$$\hat{v}_i = \sum_j W_{ij} V_j \quad (1)$$

가 되고 그 출력 활동상태는  $V_i$ 를 thresholding한 값

$$\hat{V}_i = \theta(\hat{v}_i) \quad (2)$$

가 된다. 신경회로의 광학적 구현이라 함은 이와같은 기본적인 연산을 광학적으로 구현하는 것이다. 물론 신경회로 모델에 따라서  $W_{ij}$ 값과 함수  $\theta$ , 그리고 회로의 topology가 다를 수 있다.<sup>6)</sup> 몇가지 예를 들어, Rosenblatt가 제안한 Perceptron은 첫번째 신경층과 두번째 신경층의 신경수가 서로 다를 수 있는 형태이고<sup>7)</sup> Widrow와 Hoff가 적응회로망을 위해 사용한 Adaline은  $\theta$ 가 선형의 꼴이다<sup>8)</sup>. Hopfield모델은 그림1의 출력이 다시 새로

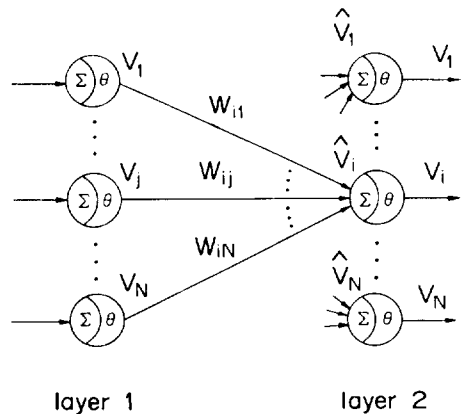


그림 1. 신경회로의 기본적인 연결구조

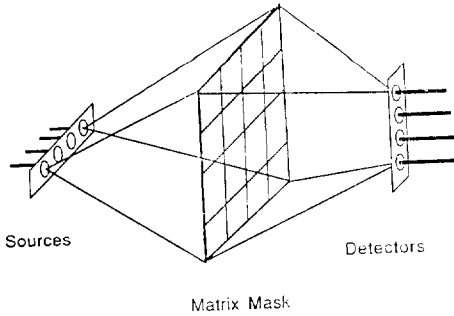


그림 2. 광행렬-벡터 곱셈기

운 입력으로 입력층으로 feedback되는 형태이며<sup>4)</sup> error back-propagation 학습모델은 그림1의 형태가 몇 층 반복되는 multilayer 형태(각 층의 신경 수는 일반적으로 다를 수 있고,  $\theta$ 는 Sigmoid의 모양이다.)가 된다<sup>9)</sup>. 그러나 근본적으로 식(1)과 같은 행렬-벡터의 곱을 수행하는 형태라는 것에는 변화가 없다. 이 행렬-벡터의 곱을 효율적으로 수행할 수가 있는 것이 Stanford 광행렬-벡터 곱셈기이다<sup>10)</sup>.

이 시스템은 한번의 연산으로 벡터와 행렬을 곱하는 특수 목적의 병렬 계산기로 볼 수 있고, 또 한편으로는 입력벡터의 각 요소에서 출력벡터의 각 요소들 사이를 적당한 가중치로 연결시켜주는 전기광학 회로로 볼 수 있다. 그림2는 이 연산 혹은 연결 작용을 나타내는 그림이다. 입력 벡터를 의미하는  $\hat{V}$ 는 발광다이오드(LED) 어레이로 나타내는데, 이때 입력단의 각 벡터 요소값은 그 요소에 대응하는 LED의 빛의 세기로 나타낸다. 행렬은 2차원 필름마스크로 나타내게 되며 행렬의 각 요소값은 대응하는 필름마스크의 빛 투과도로 나타낸다. 필름마스크는 그 투과도가 고정되지만 새로운 벡터를 기억시키기 위해서는(학습기능) 투과도  $W_{ij}$ 를 변조할 수 있어야 한다. 이를 위해서는 필름마스크대신 광공간 변조기를 사용할 수 있다. 광공간변조기란 평면상에서 픽셀의 투과도를 전기적 혹은 광학적으로 가변시킬 수 있는 장치이다. 그리고 출력단의 벡터  $V$ 는 광검출기 어레이로 행렬과 벡터의 곱에 비례하는 출력 전류를 주게 된다. LED어레이에서 나온 빛은 몇개의 cylindrical 렌즈와 볼록렌즈들의 조합을 이용하여 등가적으로 그림2처럼 퍼프리고 행렬마스크를 통과한 후 다시 접속시키는데 이 작용은 그림1의 신경회로의 연결과 대응시킬 수 있다.(식(1)이 행렬과 벡터의 형태임을 주목하라.)

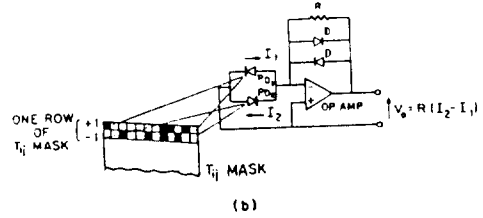
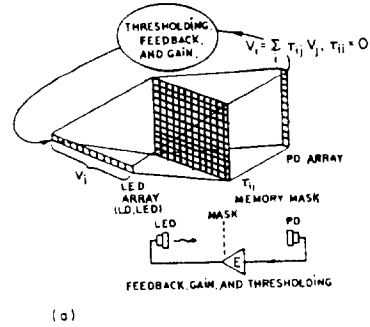


그림 3. 광행렬-벡터 곱셈기를 이용한 Hopfield 신경 회로의 전기 광학적 구현<sup>12)</sup>

최초의 광신경회로는 1985년 캘리포니아 공대의 Psaltis 교수 연구그룹에서 구현한 것으로 Stanford 광행렬-벡터 곱셈기를 이용하여 32개의 신경수를 갖는 Hopfield 모델<sup>4)</sup>을 실현한 것으로 그림3에 나타내었다<sup>11)12)</sup>. 즉 신경의 최대 활동상태는 LED의 ON상태로 휴식상태는 LED의 OFF상태로, 신경간의 연결세기인  $W_{ij}$ 는 식(1)에서처럼 행렬로 모사되기 때문이다. 일반적으로  $W_{ij}$ 는 음, 양 두가지 종류를 갖기 때문에, 이를 구현하기 위해 음, 양의 2중 channel을 사용하고 나중에 광검출기 부분에서 서로 빼주도록 하였다. 식(2)의 thresholding 작용은 연산증폭기 등을 이용하여 수행하였다. Hopfield모델이 feedback을 갖기 때문에 출력 상태는 하나의 새로운 입력으로 대체되어 식(1)과 (2)를 반복하게 된다. 그리하여 최종의 안정상태(출력에 변화가 없는 상태)는 초기 입력상태와 가장 비슷한 저장된 벡터가 된다. 바꾸어 말해서 어떤 오류를 갖는 입력이 들어왔을 때  $W_{ij}$ 에 저장된 오류가 정정된 정확한 벡터를 주는 연상기억 시스템으로 동작하는 것이다.

또 펜실바니아 대학의 Farhat교수는 광행렬-벡터 곱셈기에서 그림4와 같이 입력력 벡터를 세구역으로 분할하여 3층 신경망(입력층  $V_1$ , 숨은층  $H$ , 그리고 출력층  $V_2$ )이 되도록 하고, 이때 각 신경층을 연결하는

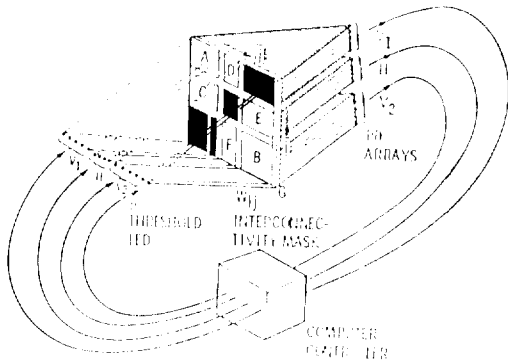


그림 4. 광행렬-벡터 곱셈기를 이용한 Boltzmann 학습 모델의 전기광학적 구현<sup>14)</sup>

$W_{ij}$ 에 해당하는 2차원 광공간변조기 픽셀의 부과도를 Boltzmann machine 학습모델<sup>14)</sup>에 의해 변조시키도록함으로써 학습이 가능한, 광연상기억 시스템을 제안하였다<sup>14)</sup>. 입력층과 출력층은 직접 연결되지 않고, 숨은층은 자신끼리 연결되어 있지 않다. 이때 주어진 어떤 하나의 입출력 벡터쌍에 의해  $V_1$ 과  $V_2$ 를 고정시켜두고( $H$ 는 고정시키지 않음) 초기의 임의의  $W_{ij}$ 에 대하여 simulated annealing process<sup>15)</sup>를 여러차례 반복한다. 각 annealing process의 최종결과 상태를 디지털 컴퓨터에 기억시켜둔다. 다음  $V_1$ ,  $V_2$  및  $H$ 를 모두 고정시키지 않은 상태에서 다시 simulated annealing process를 앞에서 수행했던 것과 같은 횟수로 반복한다. 이 경우의 최종 결과상태들도 디지털 컴퓨터에 기억시킨다. 컴퓨터에 기록되어진 데이터로부터,  $P_{ij}$ 와  $P'_{ij}$ 를 계산한다. 여기서  $P_{ij}$ 는  $V_1$ 과  $V_2$ 를 고정시켰을 때  $i$ 번째 신경과  $j$ 번째 신경이 모두 1의 상태가 될 확률이고  $P'_{ij}$ 은  $V_1$ 과  $V_2$ 를 고정시키지 않았을 때  $i$ 번째 신경과  $j$ 번째 신경이 모두 1의 상태가 될 확률이다. 이  $P_{ij}$ 와  $P'_{ij}$ 로부터,  $W_{ij}$ 의 변화 즉  $\Delta W_{ij} = a(P_{ij} - P'_{ij})$ 를 계산하고 초기의  $W_{ij}$ 에서 빼준다. 단  $a$ 는 학습속도를 나타내는 상수이다.  $W_{ij} - \Delta W_{ij}$ 를 새로운 초기  $W_{ij}$ 로 하여 다른 모든 입출력 벡터쌍에 대하여 차례로 위의 과정을 반복함으로써 변화가 없는 최종의  $W$ 를 얻게 되는데(학습종료) 이것이 우리가 얻고자하는 연결세기이다. 이 simulation annealing을 위한 난수(random number)의 발생도 전기광학적으로 구현한다.

광행렬-벡터 곱셈기는 1차원벡터를 저장하고 기억해

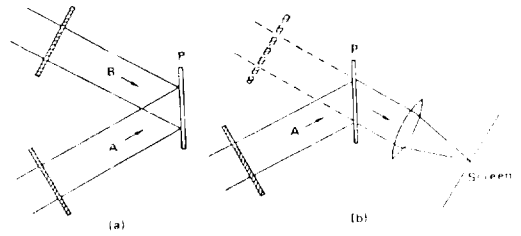


그림 5. 홀로그래프의 기록과 읽기

내는 것은 용이하지만 2차원 행렬정보의 처리가 어렵다. 광학의 병렬정보처리 능력을 극대화하기 위해서는, 입력행렬과 출력행렬 사이를 적당한 가중치로 연결시킬으로써 신경회로 모델을 구현할 수 있어야 한다. 그러나 앞에서 설명한 광행렬 벡터곱셈기는 입력행렬과 출력행렬간의 임의연결이 곤란하다. 왜냐하면 이와같은 연결을 위해서는 4차 rank 텐서와 행렬과의 곱이 수행되어야 하는데, 단순히 cylindrical 렌즈들의 조작으로는 이것이 이루어지지 않기 때문이다. 입력행렬과 출력행렬간의 임의 연결을 위해 한국과학기술원 전기 및 전자공학과에서는 홀로그램 어레이를 사용할 수 있음(다시 말하면 holographic matrix-vector multiplier)을 제시하고 이를 이용하여 Hopfield 신경회로 모델을 실험적으로 구현하였다<sup>16)17)</sup>.

이 방법을 설명하기 위하여서 우선 홀로그램에 대해 간단히 소개하기로 한다<sup>18)</sup>. 그림 5a에서 두개의 영상정보를 갖는 서로 coherent한 beam A와 B를 홀로그램 건판 P에 노출시키면, 이 건판에는 A 영상과 B 영상간의 간섭 격자무늬가 기록된다. 이 격자는 빛을 회절시키는 성질을 갖는데, 그림 5b와 같이 처음 기록할 때와 같은 각도에서 영상 A만을 노출시키면 격자의 회절효과에 의해 스크린에는 B의 영상을 얻을 수 있다. 실제로 B영상은 허상이어서 스크린에 맺히지 않지만 렌즈를 써서 B영상을 스크린에 맺히도록 한 것이다. 특히 영상A만을 본래 기록할 때와는 정반대 방향에서 입사시키면 렌즈의 도움 없이도, 홀로그램 기록할 때 영상 B가 놓여있었던 지점에 실상의 B영상이 맺히게 할 수 있다.

우리는 이 원리를 이용해서 행렬-벡터곱 뿐 아니라, 텐서-벡터(예를 들어 3차 rank 텐서와 벡터), 텐서 행렬(예를 들어 4차 rank 텐서와 행렬)의 곱도 수행할 수 있음을 보였다<sup>19)20)</sup>. 간단한 예로 행렬 벡터의 곱이 수행

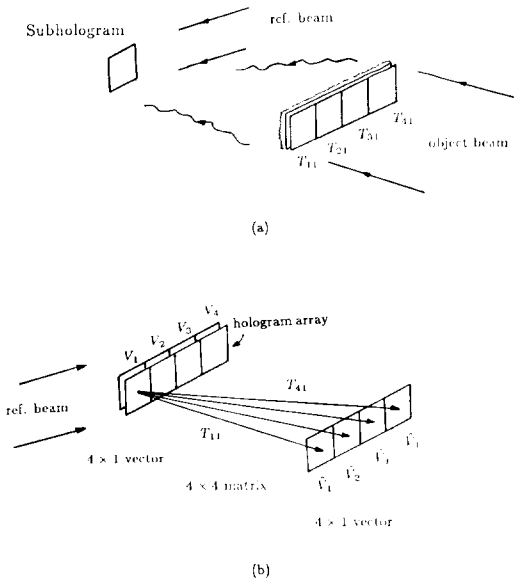


그림 6. 홀로그래를 이용한 행렬-벡터 곱셈  
(a) subhologram의 기록 ; (b) 벡터요소간의 연결

되는 것을 그림6에 나타내었다. 그림6a에서 보여주는 것처럼 한개의 홀로그래마다 다음층으로 연결될 가중치  $W_{ij}$ (그림에서는  $T_{ij}$ )에 해당하는 연결패턴을 기억시키면 렌즈의 조각없이 그림2처럼 행렬  $W_{ij}$ 와 벡터  $V_j$ 간 곱(연결)이 일어난다.(그림1과 비교). 이 홀로그래를 2차원 평면에서 기록하면 마찬가지로 해서 4차 rank 텐서  $W_{ijkl}$ 과 행렬  $a_{ki}$ 와의 곱(행렬  $a_{ki}$ 와 행렬  $b_{ij}$ 간의 연결)을 얻을 수 있는데 이를 그림7에 나타냈다. 그림7에서 변수를 다음과 같이 다시 정의하면, 즉  $a_{11} = V_1, a_{12} = V_2, a_{21} = V_3, a_{22} = V_4$ , 또 동일하게  $b_{11} = V_1, b_{12} = V_2, b_{21} = V_3, b_{22} = V_4$ . 마찬가지로  $W_{1111} = T_{11}, W_{1112} = T_{12}, W_{1121} = T_{13}, W_{1122} = T_{44}, \dots, W_{2222} = T_{44}$ 로 바꾸면 이 연산은 다음과 같은 4차 rank 텐서와 행렬간의 곱을 수행하는 형태가 된다.

$$b_{ij} = \sum_k \sum_l W_{ijkl} a_{kl} \quad (3)$$

이로써 2차원 행렬의 정보도  $W_{ijkl}$ 에 저장할 수 있게 된다.

이 방법은 독립적으로 몇몇 연구자들도 실험결과 없이 발표한 바 있는데 알라바마 대학의 Caulfield는 병렬

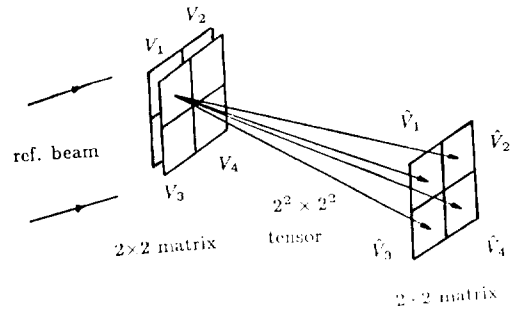


그림 7. 홀로그래를 이용한 4차 rank 텐서와 행렬간의 곱(행렬-행렬간의 연결)

$N^4$  연결법이라는 이름으로 제안하였고<sup>21)</sup>, 영국의 White와 Wright는 신경회로의 연결(벡터와 벡터간의 연결)을 E-빔 lithography를 이용한 전자계산기 홀로그래를 제작하여 실현할 수 있음을 언급하고 광변조기와 전자계산기 홀로그래를 이용한 Hopfield 신경회로 모델의 구도를 제시한 바 있다<sup>22)</sup>.

AT&T Bell 연구소의 Kornfeld 등은 전기적 신경회로망에서 그들간을 연결하는  $W_{ij}$ 를 위해 비정질 photoconductive 저항 어레이를 제작하고 외부에서 빛으로  $W_{ij}$ 를 변조할 수 있도록 하였다. 이 방법은 전기적 구현의 밀집도를 광학의 도움으로 높일 수 있는 방법이라 여겨지며 실험에서는 120개의 신경에 해당하는 14,400개의 신경결합부를 제작했었다<sup>23)</sup>.

지금까지 설명한 것은 신경층간의 임의의 연결이 가능한 것들이어서 연상기억모델 이외에도 여러가지 복잡하고 밀집도가 높은, 또다른 기능을 줄 수 있는 연결을 갖는 신경회로 모델에 그대로 적용할 수가 있다. 그런데 연상기억 모델에 국한하여 보면, 광학정보처리에 있어서는 오래전부터 연상적 병렬처리가 연구되었었다<sup>24)</sup>. 이는 홀로그래 그 자체가 연상기억 소자가 될 수 있기 때문이다. 따라서 신경회로의 연상기억 모델을 그대로 구현하지 않고 홀로그래의 연상기억 성질을 이용한 광연상기억 시스템에 관한 많은 연구가 활발하게 진행되고 있다. 그림5의 홀로그래기록과 읽기에서 A영상으로 B의 영상을 얻을 수 있다고 하였는데, 바꾸어 말해서 이 홀로그래는 입력영상 A로부터 B를 연상하여 기억해내는 연상기억 소자라고 말할 수 있는 것이다. 특히 B영상의 빔으로 산란광을 사용하면 입력영상 A가 다소 손상되었거나 홀로그래 자체가 약간 손상되었다고 할 때

도 완전한 영상 B를 얻을 수 있기 때문에 홀로그래프는 영상을 분산시켜 기억한다고 말할 수 있다. 이를 산란광 홀로그래피<sup>25)</sup>라 하고, 또 산란광 대신 영상 B 뒤에 하나의 렌즈를 두어 영상 B를 공간적으로 Fourier 변환시킨 후 홀로그래프를 기억시키면 Fourier 변환 홀로그래피가 된다.(렌즈는 Fourier 변환의 성질이 있다.) 만약 M 쌍의 영상  $A^k$ 와  $B^k$ ( $k = 1, 2, \dots, M$ )를 M번 반복해서 건판에 노출시켜 홀로그래프를 제작한 후, 어떤 하나의 입력영상 A'만을 마찬가지로 노출시키면 B'만 얻어지는 것이 아니고 나머지  $B^k$ 들(잡음향)도 나온다. 이는 입력  $A^k$ 들 간의 correlation 때문이며, 이것이 여러개의 정보를 수록하기 위해서는 이 잡음향을 제거해 주어야 한다.

알라바마 대학의 Caulfield 교수는 이 산란광 홀로그래피를 이용한 연상기억 시스템에서 잡음향의 제거를 위해 출력영상을 전기적으로 thresholding하는 방식을 제안하였다<sup>25)</sup>. 그러나, 근본적으로 다중노출에 의한 홀로그래피 연상기억은 신호대 잡음비(SNR)가 낮아 여러개의 영상을 기억시키기가 어렵다는 것이 Hong과 Psaltis에 의해 이론적으로 증명되었다<sup>26)</sup>.

그리고 콜로라도 대학의 Anderson교수는 홀로그래프와 비선형 광굴절 매질을 그림8에서와 같이 ring resonator에 도입하여, 이 공진기에 안정된 여러개의 모드를 여기시킴으로써 신경회로의 연상기억과 같은 여러개의 모드 패턴(홀로그래프에 기억된 것에 의해 결정됨)을 기억시킬 수 있는 광고유상태기억(optical eigenstate memory) 시스템을 제안하고 실험하였다<sup>27)</sup>. 그림 8에서  $|0\rangle$ 는 하나의 입력영상을 나타내고  $|0'\rangle$ 은 입력  $|0\rangle$ 를 어떤 변환 T(예를 들면 렌즈의 작용)에 의해 변환시켰을 때의 출력상태이다. 여러개의 입력들(서로 수직인 벡터 집합)과 각각의 출력들을 기록물질(홀로그래프 건판일 수도 있

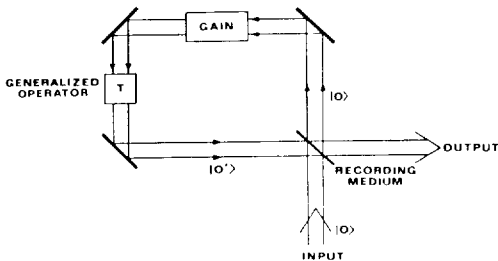


그림 8. ring resonator를 이용한 광고유상태 기억시스템<sup>27)</sup>

고 실시간 홀로그래프 기록물질일 수도 있다.)에 기록한다. 다음 어떤 한개의 입력이 들어왔을 때 입력과 가장 유사하게 기록된 영상만이 gain을 갖는 이 ring resonator에서 살아남고 다른 잡음향은 모드가 되지 못한다. 이렇게 하여 연상기억 시스템으로 동작하게 된다.

또, 캘리포니아 공대 Yariv 교수 연구그룹과 이와는 독립적으로 Hughes 연구소의 Dunning 등은 홀로그래프를 기록할 때 기준빔을 angular multiplexing하여 여러개의 영상을 기록하고, 이 홀로그래프에 어떤 입력영상을 인가하여 angular multiplexing한 가지 수대로 여러방향으로 기준빔이 나오도록 하였다. 그리고 나서 이들 출력 기준빔중에서 가장 강한 것만을 선택하여(비선형 작용을 수행하여) 다시 그 기준빔 방향으로 feedback시킴으로써 완전한 출력 영상을 얻어내는 것이다<sup>28,29)</sup>. 이 작용을 그림9에 나타냈다. 그리고 이 출력은 일반적으로 입력영상과 가장 유사한 것이 되므로, 오류정정 능력을 갖는 연상기억 시스템이 되는 것이다. Yariv 그룹은 광섬유를 이용하여 비선형작용을 수행하여 이 순수 광연상기억 시스템에 대한 간단한 실험적 입증은 하였고, 비선형 작용을 수행하는 광학소자로 phase conjugate mirror를 사용할 것을 제안하였다. 그리고 Hughes 연구소의 Dunning 등은 이와같은 홀로그래프 연상기억 시스템에서 비선형매질로  $BaTiO_3$ 를 써서 phase conjugate resonator를 형성시켜 이를 실험적으로 입증하였다.

백응기 박사와 Psaltis는 한쌍의 Fourier 변환 홀로그래프와 pinhole 어레이 그리고 thresholding 소자를 사용하여

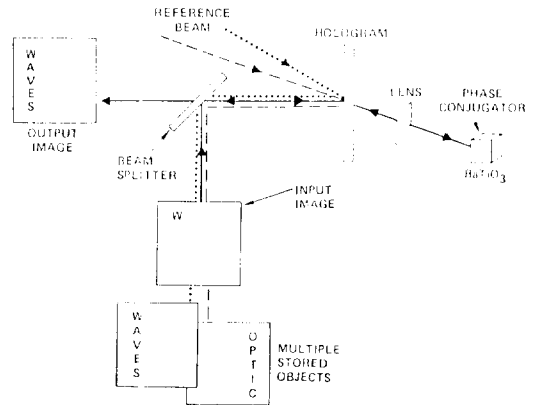


그림 9. 광굴절 매질( $BaTiO_3$ )을 비선형소자로 사용한 홀로그래프 연상기억 시스템<sup>29)</sup>

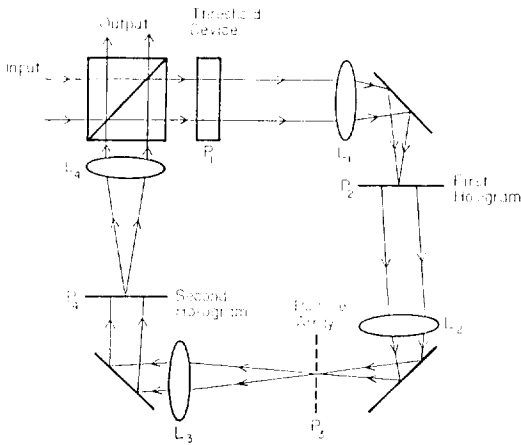


그림 10. Vander-Lugt 상관기(홀로그램과 pinhole 어레이)를 이용한 광연상기억 시스템<sup>30)</sup>

그림 10과 같은 광연상기억 시스템을 제안하고 실험을 수행하였다<sup>30)</sup>. 각 홀로그램은 기억시키고자하는 영상을 공간적으로 multiplex 시킨(즉 각각의 영상을 다른 위치에 배치시킨)후 이를 한꺼번에 Fourier 변환하여 기록된다. 이때 하나의 홀로그램 P2와 pinhole 어레이 P3가 Vander-Lugt 상관기가 되어 입력 영상에 대해, 기억된 영상 중 가장 유사한 영상의 위치에 하나의 밝은 점을 선택하고 이를 다시 다른 홀로그램 P4에 입력시키고 thresholding 하여 출력으로 낸다. 그리고 이 작용이 반복되어 하나의 안정된 상태에 도달한다.

최근 Psaltis 등은 비선형 광물질 매질과 같은 정보저장 용량이 큰 체적홀로그램을 사용할 때, 입력 2차원  $N \times N$ bit 어레이와 출력 2차원  $N \times N$ bit 어레이 사이의 global interconnection을 이룩하기 위한, 입력과 출력의 bit 어레이 배열법을 제안하였다<sup>31)</sup>. 입력  $N^2$ 요소와 출력  $N^2$ 요소를 완전히 연결시키기 위해서는 체적홀로그램은  $N^4$ 연결요소가 필요하지만, 실제의 체적홀로그램은 궁극적으로  $N^3$  연결요소밖에 제공하지 못한다. 따라서 입력  $N^2$ 요소 중  $N^{3/2}$ 개의 요소와 출력  $N^2$  요소 중  $N^{3/2}$ 요소를 적당히 선택함으로써 체적홀로그램의 연결요소에 중복되지 않도록 하는 것이다. 또 Wagner와 Psaltis는 error back-propagation 학습모델을 체적홀로그램과 박막 광공진기 어레이로 구현하는 시스템을 제안하였다<sup>32)</sup>.

이 밖에도 콜로라도 대학의 Anderson은 Michelson 간섭계에 위상공액거울(phase conjugate mirror)을 도입

하여, Kohonen의 novelty filter<sup>33)</sup>와 같은 성격을 갖는 optical novelty filter를 실험적으로 보였고<sup>34)</sup>. 미국 해군 연구소의 Fisher 등은 Widrow-Hoff 학습방법<sup>35)</sup>을 광벡터-행렬곱셈기를 써서 구현하였으며<sup>36)</sup>, Hughes 연구소의 Owechko는 전기광학 공진기를 이용한 신경망으로 error back-propagation 학습을 구현할 수 있는 구도를 제시하고 기초실험을 수행하였다<sup>36)</sup>. Guest와 TeKolste는 Kosko의 양방성연상기억(bidirectional associative memory) 모델<sup>37)</sup>을 홀로그램을 이용하여 전기광학적으로 구현하는 구도를 설계하였고<sup>38)</sup> 현재 많은 광구현 방법이 연구발표되고 있다.

### 3. 국내의 연구현황

국내에도 위에서 열거한 연구추세에 발맞추어 여러가지 신경회로 모델의 광구현이 보고되었다. 앞 절에서 약간 언급한 바 있지만, 한국과학기술원 전기 및 전자공학 과에서는 홀로그램 연결법을 이용하여 2차원 영상의 연상기억을 위한 Hopfield 모델을 구현하는 방법을 제시하고 실험하였으며<sup>17)39)</sup> 이 방법이 대칭연결, 즉  $W_{ij} = W_{ji}$ 이면, Caulfield의 병렬  $N^4$  연결법과 등가라는 것을 보였다<sup>39)</sup>. 그림11은 우리가 신경망을 구현하는 기본 형태로, 다른 신경들로의 연결 정보  $W_{ij}$ 를 갖는 홀

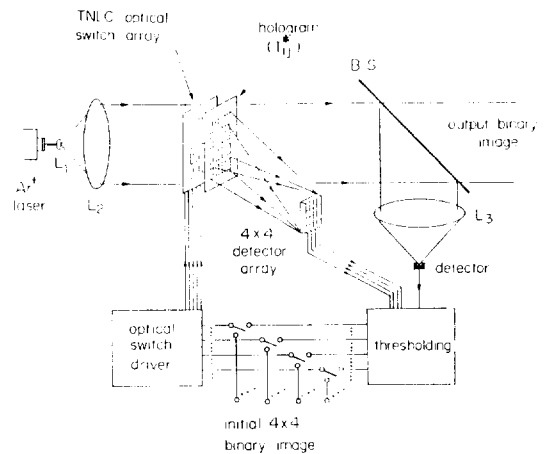


그림 11. 홀로그램을 이용한 4차 rank 텐서와 행렬간을 곱을 수행함으로써 Hopfield 신경회로 모델을 구현한 구도

로그그램요소들을 2차원 어레이 형태로 제작하여 자유공간을 통해 다음 신경층으로 연결시키는 것을 보여준다. 입력영상이 주어지면 홀로그래프 연결을 통해 다음의 광검출기 어레이에서 신호를 받아 전기적으로 thresholding 한 뒤 입력으로 feedback 되고, 이 작용이 반복되어 하나의 안정된 출력을 주게 된다. 또한 이 연결법을 이용하여, 저장용량을 증가시키기 위한 Hopfield 모델의 확장인, 2차 비선형 연상기억<sup>40)</sup>을 처음으로 광학적으로 구현하였다<sup>41)</sup>.

그런데 홀로그래프를 이용한 연결법이나 홀로그래픽 연상기억에 있어서, 한가지 단점은 학습기능의 도입이 곤란하다는 점이다. 이는 한번 홀로그래프가 develop되고 fix 되면 새로운 정보를 기억하기 위한 다른 연결 격자를 형성시킬 수 없기 때문이다. 그래서 비선형 광굴절 매질이나 thermo-plastic plate 등을 이용한, 실시간에 홀로그래프를 기록하고 지울 수 있는 물질을 이용해서 신경회로의 학습기능을 구현하려 하고 있다. 그러나 이 방법도, 홀로그래프를 기록한 뒤 어떤 한 영상을 다시 읽어낼 때 기억된 다른 영상들을 약화시키는 등 문제점이 많다. 그래서 우리는 종래의 홀로그래프를 이용하되 모든 연결세기  $W_{ij}$ 를 외부에서 임의로 변조할 수 있는 방법을 사용하여 학습가능한 시스템이 될 수 있다는 것을 실험적으로 보였다. 이것이 홀로그래프 렌즈어레이와 광공간변조기를 이용한 구조로서 임의의 고차(higher order)연결이 가능하다<sup>20)</sup>.

또 Hopfield 모델의 각 bit에 중요도를 도입하여 시스템의 성능을 향상시킬 수 있음을 설명하고 이의 광학적 구현법을 제시하였고<sup>42)</sup>, 이 bit의 중요도를 최적화 기법에 의해 구할 수 있음을 보이고 최적의 bit 중요도를 갖는 신경망은 correlation이 큰 벡터들도 잘 기억시킬 수 있음을 보임으로써 Hopfield 모델에 비해 우수하다는 것을 입증하였다<sup>43)</sup>.

그밖에 연상기억에서 벗어나, 역행렬계산 혹은 선형 연립방정식을 계산할 수 있는 회로를 신경회로 개념을 써서 설계하였으며<sup>44)</sup> 이를 광학적으로 구현하였고<sup>45)</sup> 새로운 신경회로 개념에 기초한 analog-to-digital 변환기를 설계하고 Stanford 광행렬-벡터곱셈기를 써서 실험적으로 입증하였다<sup>46)</sup>. 이들 연구는 적절한 연결세기  $W_{ij}$ 와 각 신경의 비선형 성질에 의해 어떻게 연상기억 이외의 "계산"업무를 수행할 수 있는가를 보여준 것이다.

한국과학기술원 물리학과와 이상수 교수 연구실에서는, Caulfield가 제안하였던 산란광 홀로그래피를 이용한 연상기억에서, 기록하고자 하는 영상을 2진화한 뒤 편광코딩하여 홀로그래프에 기록하고 출력을 얻을 때 thresholding level을 입력에 의존하게 함으로써 정보저장 용량을 증가시킬 수 있음을 실험적으로 보였고<sup>47)</sup>, 편광코딩을 하지않고 단순 흑백 이진 영상을 사용했을 때는 그 기억능력이 떨어진다는 것을 또한 실험적으로 보였다<sup>48)</sup>. 그 이유는 편광코딩하였을 때 홀로그래프 건판에 형성되는 회절격자가 마치 Hopfield 모델에서와 유사한  $W_{ij}$ 가 형성되지만 단순 패턴을 사용하면 그러한  $W_{ij}$ 가 얻어지지 않기 때문이다.(약간 자세히 설명하면, 홀로그래프를 기록할 때 동일한 편광방향을 갖는 빔사이에는 간섭무늬가 생겨서 건판에 격차가 형성되지만 서로 수직인 편광방향을 갖는 빔사이에는 간섭무늬가 생기지 않아 격차가 생기지 않는 원리를 이용하였다.) 또, 이 편광코딩 방법을 확장하여 2차비선형 연상기억도 구현될 수 있음을 보였고 실험하였다<sup>49)</sup>.

부산대 전자공학과와 김재창, 윤태훈 교수 연구실에서는, {1,0} 신경상태에 기초한 N bit를 갖는 Hopfield 모델에서 저장벡터들이 갖는 bit 값 중에 1의 갯수와 0의 갯수의 불평등으로 인해 생기는 기억능력 저하를 방지하는 방법으로, 각 저장벡터에 그 벡터와 상보되는 벡터를 덧붙여 두배의 bit 수(2N bit)를 갖는 새로운 저장벡터 집합들을 구성하면 이것이 거의 {1, -1} 신경상태에 기초한 N bit를 갖는 Hopfield 모델이 됨을 보였다<sup>50)</sup>.

또 연세대 전자공학과와 박한규 교수 연구그룹에서 비선형 광굴절매질을 이용한 연상기억 시스템을 연구하고 있으며<sup>51)52)</sup>, 광운대 전자공학과 김은수 교수 연구실도 비선형 광굴절 매질을 이용한 연상기억을 연구하고 있다.

한국전자통신연구소의 광통신 연구실(실장 심창섭)에서는 SDF 필터개념을 이용한 연상기억을 제안한 바 있으며<sup>53)</sup> 동연구소의 광홍훈박사는 비선형 광굴절매질을 이용한 연상기억을 연구하고 있다.

#### 4. 문제점과 전망

신경회로의 광학적 구현은 전기적 구현과 마찬가지로 아직 초보적인 구현 단계에 있음을 알 수 있다. 광학적



구현방법이 전기적 구현방법에 비해 3차원 공간에서 높은 밀집도로 신경간의 연결을 가능하게 해 주는 장점이 있지만 실질적으로 안고 있는 문제점도 많다.

첫째로, 광학적구현 시스템은 개개의 광학소자의 align에 매우 민감하다는 단점이 있다. 그래서 진동이 많은 곳에서는 문제를 야기할 소지가 있다.

둘째로, 많은 시스템을 cascading하기 어렵다. 이는 빔이 각각의 시스템을 거치면서 loss, scattering이나 회절현상때문에 한단에서의 출력을 다음단에서 그대로 사용하기 어렵다. 따라서 광증폭기 등이 개발되거나 아니면 한단의 출력을 전기광학소자를 이용해서 다시 전기신호로 바꾼 후 증폭하고 이를 다시 다음단에 사용할 수 있도록 광학신호로 바꾸어 주어야 한다. 이것은 power 손실면이나 시스템의 복잡성에서 불리한 점이다.

셋째, 기존의 computer technology와의 부합성(compatibility)이다. 어떤 기술이든시간에 새로운 기술이 정착되고 실용화되기 위해서는 기존의 기술과 동떨어진 것이어서는 곤란하다. 즉, 기존의 컴퓨터 기술중에서, 그 단점을 보완해 나가면서 그 점유영역을 넓혀야 한다. 물론 나중에는 상대적 중요도가 바뀔 수도 있다. 현재의 디지털 컴퓨터에서는 광학이 거의 사용되지 않고 있으며 신경회로와 같은 대단위의 병렬성도 없기 때문에 종래의 디지털 컴퓨터와 신경회로와 같은 새로운 정보처리 메카니즘과 함께 사용되기에는 많은 어려운 점을 안고 있음을 부인할 수가 없다. 그러나 그 전망은 그리 어둡지 않은 것 같다. 왜냐하면 이미 광디스크가 비디오나 오디오 시스템의 기억소자로 성공리에 사용되고 있으며, 이미 마이크로 컴퓨터에는 사용되기 시작하였다. 물론 이들 기억은 아직 직렬기록과 직렬판독을 하는데 그치고 있지만 광의 장점을 살려 병렬기록과 병렬판독도 연구되고 있다<sup>54</sup>. 이와같은 맥락에서 볼 때, 광연상기억이나 신경회로의 연상기억(혹은 광학적으로 구현된 것)도 디지털 컴퓨터와 함께 사용되어질 수 있으리라고 여겨진다.(광학소자나 장비의 개발과 함께 이러한 문제점들을 극복할 수 있도록 해야 하고, 또 더욱 효율적인 구현 기술을 계속 개발해야 할 것이다.)

그러므로 신경회로망 연구의 단기적인 목표로는, 전기적 기술과 광학적 기술의 장점을 모두 살리고, 또 다소 늦게 연구되기 시작한 광학기술이 전기적 기술에 유리되지 않기 위해서 전기광학적 구현이 되어야 할 것이다. 여기서 말하는 구현은 장난감 수준이 아닌 실제로

활용할 수 있는 구현을 뜻한다. 중장기적인 연구로서 광학기술의 발달과 함께 순수 광학적 실현도 이루어질 수 있도록 해야 할 것이다.

그리고 신경회로 모델에 기초한 연상기억이 단순히 정보의 저장에만 사용되는 것은 아니다. 많은 기억을 바탕으로 정보를 처리하는 영역에는 어디든지 응용될 수 있다. 예를 들어, 군사적 목적이나, 공장의 조립 자동화 및 로봇트 비전 등에 사용될 수 있는 패턴인식, 그리고 사람의 말에 의해 명령받는 모든 제어기에 사용될 수 있는 음성인식, 그 밖에도 로봇트제어, 병명을 진단하는 진단기 등 수없이 많다. 이들은 많은 경험과 지식을 바탕으로 어떤 주어진 상황의 입력에 대해 가장 적절한 답을 즉각 줄 수 있고(연상해서 기억해 냄), 또 새로운 정보를 기억시킬 수 있으며(학습 가능), 이를 바탕으로 여러가지 우발적 상황에 대처해 나갈 수 있게 된다(지능 발생). 이와같은 연상기억 혹은 연상적 정보처리는 단기적인 연구과제로서 가까운 장래에 실용화되어 우리의 생활에도 직접 혹은 간접적으로 커다란 영향을 줄 수 있으리라 여겨진다.

그런데 보다 장기적 연구목표로 우리가 실현하려고 하는 뇌 혹은 지능시스템이란 현재 실험적으로 보이고 있는 연상기억 형태만은 결코 아니다. 이것은 하나의 국소적 부분이다. 감각기관(시각이나 청각 등)의 신경다발에서 시작되는 정보감지에서부터 대뇌 피질에서의 특징추출, 그리고 정보의 추상화와 기억 그리고 인지기능과 지능의 발생까지에는 어떤 복잡한 연결에 의해 이루어진다.(적어도 연결주의에 기초한다고 할 때.) 즉, 연상기억은 특정 연결을 갖는 신경이 할 수 있는 간단한 계산에 불과한 것이다. 실제로 복잡하고 많은 수의 신경이 얽혀 있는 뇌의 계산능력을 예측하기란 쉽지 않다. 결국 먼 안목으로 볼 때, 신경회로망을 구현하는 데 있어서 가장 큰 문제점은 뇌를 너무 모르고 있다는 사실일 것이다. 현재 가장 널리 알려지고 많이 사용되는 Hopfield 모델이나 error back-propagation 학습 모델<sup>55</sup>이 지능이나 인지기능을 대변하지는 못한다. 즉 이상적으로 많은 수의 신경을 갖는 이들 모델을 구현한다고 해도 실제의 두뇌와 같은 기능을 얻을 수 있다고 하기 어렵다. 왜냐하면, 실제의 신경생물학적 데이터는 위의 수학적 신경회로 모델이 예측하는 결과와는 상당한 차이를 보이고 있기 때문이다<sup>56,57</sup>. 실제의 두뇌를 대변할 수 있을 만한 신경회로 모델과 그 연결 구조에 대한 지

## 5. 결 론

식이 필요하며, 이의 구현이 기술적으로 어렵다는 것은 그 다음의 문제인 것이다. 물론 지능이라든지 인지능이 두뇌 그 자체를 연구하지 않고도 쉽게 수식적으로 이론화되고 얻어진다면 대단히 편리할 것이다.(이 때의 두뇌 연구란 단순히 자연의 이해라는 목적을 갖게 될 것이다.) 그러나 신경생물학적 이해가 없이, 지능이나 인지능에 대한 이론화 및 실현화는, 불가능하지는 않다고 하더라도, 결코 쉬운 일이 아니다. 그 주된 이유는 그 해답이 존재하는 공간이 엄청나게 넓어서 “어떻게 지능이나 인지능을 얻을 것인가?”에 대한 답에 접근하는 방법이라고 여겨지는 길이 너무 많기 때문이다. 따라서 두뇌의 신경생물학적 데이터를 이해함으로써 해서, 그 답이 존재하는 공간을 매우 제한시키고 좁힐 수 있게 된다. 가장 쉽게 지능 혹은 인지능 소자를 얻는 방법은 인간의 뇌를 그대로 흉내내는 것일 것이다. 즉 두뇌에 대한 충분한 이해가 절실히 필요하며, 이것이 신경망을 구현하여 인공지능 소자나 인지능 소자를 얻으려는 시도에 있어서 언젠가는 극복해야 할 과제라고 여겨진다. 허수아비를 목표로 구현한다면 기껏 허수아비가 될 지언정 인간이 될 수 없는 노릇이 아니겠는가?

그런데 현재까지 많은 광구현이 연상기억에 집중되어 있고 또 연상기억 자체도 신경회로 모델을 구현한 것 보다는 주로 오래전부터 연구되어 왔던 홀로그램 연상기억을 실험적으로 구현한 것이 많다. 연상기억이라는 면에서는 어쩌면 이 홀로그램에 의한 기억이 신경회로의 기억 모델보다 유리한 점이 있을지도 모른다. 그래서 홀로그램 연상기억에 치우칠 수도 있지만 인지능과 지능의 광학적 구현이라는 연구방향에서 이탈되지 않아야 할 것이다. 어쨌든, 비록 간략한 수학적 개념의 신경회로 모델이겠지만 현재까지 잘 이해된 두뇌의 정보처리 메카니즘이라도 충분히 효율적으로 구현할 수 있어야 할 것임에 틀림없다. 뇌는 분명히 많은 수의 신경들의 결합이므로, 임의의 연결을 갖는 많은 수의 신경을 구현하는 기술의 개발이 가까운 장래에 이루어야 할 매우 중요한 연구목표가 되리라 본다. 그리하여 실용화될 수 있는 시스템이 제작되어질 수 있도록 하여야 하고 이와 동시에 뇌기능을 잘 설명해 주는 연결회로가 기능부위별로 밝혀짐에 따라 점차 인간두뇌에 가까운 지능소자나 인지능소자가 제작되어질 수 있는 것이다.

공학적인 측면에서 볼 때, 20세기 초반이 자동차나 비행기와 같은 수송수단의 개발시기였다면 20세기 후반은 컴퓨터시대였다고 할 수 있을 것이다. 전문가들 중에서 다가오는 21세기는 인공지능소자의 개발시대가 될 것이라고 전망하는 사람이 많다. 아마도 그리 멀지 않은 때에 사람과 비슷한 인지능과 지능을 갖는 로봇트가 위성탐사를 위해 제작되어지리라 기대해 볼직하다, 그의 머릿속이 광신경들로 가득 차 있는.

이를 위해서는, 우선 단기적 목표로서 실용화될 수 있을 규모의 신경망 구현이 중요한 일이다. 이것을 얻는 한 방법으로서 기존의 전기 혹은 전자기술과 이의 단점을 극복할 수 있는 광학기술이 잘 조합되어 전기광학적 신경망의 구현이 유력할 것 같다. 이것이 단기적 연구목표로 적합하리라 여겨지며 점차 순수광학적 구현도 장기적 안목으로 볼 때 연구되어야 할 것이다.

이러한 연상기억이라도 충분히 개발되어 넓은 응용분야에 실용화된다면, 이를 발판으로 제2의 도약이 가능하고 이러한 연구들이 지속됨에 따라 점차 지능시스템에 접근해 갈 수 있을 것이다.

그러나 앞 절에서 언급하였지만 근본적으로 인간 두뇌에 대한 이해가 앞서지 못한다면 이 연구분야가 지난 70년대와 같은 침체상태로 빠져버릴지도 모른다. 짧은 기간내에 기대에 부합하는 결과가 없을지라도, 조급한 마음을 버리고 꾸준히 연구에 몰두할 수 있는 마음가짐과 연구분위기 형성 및 지속적인 연구투자가 중요한 것 이리라 여겨진다.

## 참 고 문 헌

- 1) C. Mead, Analog VLSI and neural systems,(Addison-Wesley publishing Co., Reading, MA, 1988).
- 2) Special issue on Neural Networks, IEEE Computers, March 1988, pp.41-61.
- 3) L.D.Jackel, H.P.Graf, and R.E.Howard, “Electronic neural network chips,” Appl. Opt. Vol. 26, No.23, pp.5077-5080, 1987.
- 4) J.J.Hopfield, “Neural networks and physical systems

- with emergent collective computational abilities," Proc. Natl. Acad. Sci. USA Vol. 79, pp. 2554-2558, 1982.
- 5) D.E.Rumelhart and J.L.McClelland, Parallel Distributed Processing, MIT press, Cambridge, MA, 1986.
  - 6) J.A.Anderson and E.Rosenfield edited, Neurocomputing : foundation of research, MIT press, Cambridge, MA, 1988.
  - 7) F.Rosenblatt, "The perceptron : a probabilistic model for information storage and organization in the brain," Psychological Review Vol. 65, pp. 386-408, 1958.
  - 8) B.Widrow and M.E.Hoff, "Adaptive switching circuits," 1960 IRE WESCON Convention Record, New York : IRE, pp.96-104, 1960.
  - 9) D.E.Rumelhart, G.E. Hinton, and R.J.Williams, "Learning representations by back-propagating errors," Nature, Vol. 323, pp. 533-536, 1986.
  - 10) J.W.Goodman, A.R.Dias, and L.M.Woody, "Fully parallel, high-speed incoherent optical method for performing discrete Fourier transforms," Opt. Lett. Vol.2, No.1, pp.1-3, 1978.
  - 11) D.Psaltis and N.Farhat, "Optical information processing based on an associative memory model of neural nets with thresholding and feedback," Opt. Lett. Vol.10, No.2, pp.98-100, 1985.
  - 12) N.H.Farhat, D.Psaltis, A.Prata, and E.Paek, "Optical Implementation of the Hopfield model," Appl. Opt. Vol. 24, No.10, pp.1469-1475, 1985.
  - 13) D.H.Ackley, G.E.Hinton, and T.J.Sejnowski, "A learning algorithm for Boltzmann machines," Cognitive Science Vol. 9, pp.147-169, 1985.
  - 14) N.H.Farhat, "Architectures for optoelectronic analogs of self-organizing neural networks," Opt.Lett. Vol.12, No.6, pp.448-450, 1987.
  - 15) S.Kirkpatrick, C.D.Gellatt, and M.P.Vecchi, "Optimization by simulated annealing," Science Vol.220, pp.671-680, 1983.
  - 16) 장주석, 정수원, 이수영, 신상영, "음연결이 없는 Hopfield 모델에 기초한 2차원 연상기억의 광학적 구현," 제2회 파동 및 레이저 학술발표회 논문집, pp.II-11-9~II-11-11, 1987.2.
  - 17) Ju-Seog Jang, Su-Won Jung, Soo-Young Lee, and S.-Y. Shin, "Optical implementation of the Hopfield model for two-dimensional associative memory," Opt.Lett.Vol.13.No.3, pp.248-250, 1988.
  - 18) J.W.Goodman, Introduction to Fourier transform optics, McGraw-Hill, New York,1968.
  - 19) Ju-Seog Jang, Sang-Yung Shin, and Soo-Young Lee, "Optical implementation of the quadratic associative memory with outer-product storage," Opt. Lett.Vol.13, No.8, pp.693-695, 1988.
  - 20) Ju-Seog Jang, Sang-Yung Shin, and Soo-Young Lee, "Adaptive quadratic associative memory using holographic lenslet arrays," submitted to Opt. Lett.; 장주석, 신상영, 이수영, "홀로그래프 렌즈어레이를 이용한 적응 2차원 2차 비선형 연상기억," 대한전자 공학회 추계학술대회 논문집 제11권 제1호 pp.483-485, 1988.
  - 21) H.J.Caulfield, "Parallel  $N^4$  Weighted optical interconnections," Appl.Opt.Vol.26, No.19, pp.4039-040, 1987.
  - 22) H.J.White and W.A.Wright, "Holographic implementation of a Hopfield model with discrete Weights," Appl. Opt. Vol.27, No.2, pp.331-338, 1988.
  - 23) C.D.Kornfield, R.C.Frye, C.C.Wong, and E.A. Rietman, "An optically programmed neural network," IEEE Conf. on Neural Networks, San Diego, CA, 1988, Paper collection, Vol. II, pp.357-364.
  - 24) P.J.van Heerden, "Theory of optical information storage in solids," Appl. Opt. Vol. 2, No.4, pp. 393-400, 1963.
  - 25) H.J.Caulfield, "Associative mapping by optical holography," Opt.Comm. Vol.55,No.2, pp.80-82, 1985.
  - 26) J.Hong and D.Psaltis, "Storage capacity of holographic associative memories," Opt. Lett. Vol.11, No.12, pp.812-814, 1986.
  - 27) D.Z.Anderson, "Coherent optical eigenstate memory," Opt.Lett.Vol.11, No.1, pp.56-58, 1986.
  - 28) A.Yariv, S.-K. Kwong, and K.Kyuma, "Demonstration of an all-optical associative holographic memory," Appl. Phys. Lett. Vol. 48, No.17, pp.114-116, 1986.

- 29) G.J.Dunning, E.Marom, Y.Owechko, and B.H.Soffer, "All optical associative memory with shift invariance and multiple-image recall," *Opt.Lett.* Vol. 12, No.5, pp.346-348, 1987.
- 30) E.G.Paek and D.Psaltis, "Optical associative memory using Fourier transform holograms," *Opt.Eng.* Vol.26, No.5, pp.428-433, 1987.
- 31) D.Psaltis, J.Yu, X.G.Gu, and H.Lee, "Optical neural nets implemented with volume hologram," OSA Topical Meeting on Optical Computing, Incline Village, Nevada, 1987. Summaries of paper pp.129-132.
- 32) K.Wagner and D.Psaltis, "Nonlinear etalons in adaptive optical neural networks," *Appl.Opt.* Vol. 26, No.23, pp.5061-5076, 1987.
- 33) T.Kohonen, *Self-Organization and Associative Memory* Springer-Verlag, Berlin Heidelberg, 1988.
- 34) D.Z.Anderson, "Optical tracking novelty filter," *Opt. Lett.* Vol.12, No.2, pp.123-125, 1987.
- 35) A.D.Fisher, W.L.Lippincott, and J.N.Lee, "Optical implementations of associative networks with versatile adaptive learning capabilities," *Appl. Opt.* Vol. 26, No.23, pp.5104-5111, 1987.
- 36) Y.Owechko, "Optoelectronic resonator neural networks," *Appl. Opt.* Vol.26, No.23, pp.5104-5111.
- 37) B.Kosko, "Bidirectional associative memories," *IEEE Trans. Syst. Man Cybern.* Vol SMC-18, No.1, pp. 49-60, 1988.
- 38) C.C.Guest and R.TeKolste, "Designs and devices for optical bidirectional associative memories," *Appl. Opt.* Vol.26, No.23, pp.5050-5060, 1987.
- 39) Ju-Seog Jang, Sang-Yung Shin, and Soo-Young Lee, "Parallel  $N^4$  weighted optical interconnections : comments," *Appl. Opt.* Vol.2, No.21, pp.4364-4365, 1988.
- 40) D.Psaltis and C.H.Park, "Nonlinear discriminant functions and associative memories," in *AIP Conf. Proc. on Neural Networks for Computing*, J.S.Denker edited, Vol.151, pp.370-375, 1986.
- 41) D.Psaltis, C.H.Park, and J.Hong, "Higher order associative memories and their optical implementations," *Neural Networks* Vol. 1, No.2, pp.149-163, 1988.
- 42) Soo-Young Lee, Ju-Seog Jang, Sang-Yung Shin, and Chang-Sup Shim, "Optical implementation of associative memory with controlled bit-significance," *Appl. Opt.* Vol. 27, No.10, pp.1921-1923, 1988.
- 43) Soo-Young Lee, Ju-Seog Jang, Jin-Soo Park, Sang-Yung Shin, and Chang-Sup Shim, "Modification of the Hopfield model and its optical implementation for correlated images," ICO Topical Meeting on Optical Computing, Toulon, France, 1988, Book of summaries, pp.46-47.
- 44) Ju-Seog Jang, Soo-Young Lee, and Sang-Yung Shin, "An optimization network for matrix inversion," in *Neural Information Processing Systems*, D.Z.Anderson edited, AIP, New York, 1988, pp. 397-401.
- 45) 박진수, 강주석, 이수영, 신상영, "신경회로 모델에 기초한 역행렬 계산의 전기광학적 구현," 제3회 파동 및 레이저 학술발표회 논문집 제3권 제1호, pp. 135-137, 1988.
- 46) Ju-Seog Jang, Sang-Yung Shin, and Soo-Young Lee, "Optical neural-net analog-to-digital converter," scheduled for publication in the Feb. 1989 issue of *Opt.Lett.*
- 47) Seok Ho Song and Sang Soo Lee, "Properties of holographic associative memory prepared by polarization encoding process," *Appl. Opt.* Vol. 27, p.3149, 1988.
- 48) Seok Ho Song and Sang Soo Lee, "Experimental and numerical analysis of diffused light holographic associative memory," *Appl. Opt.* Vol. 27, No. 17, pp.3590-3591, 1988.
- 49) 송석호, 산란광 홀로그램을 이용한 연상기억체의 특징, 한국과학기술원 물리학과 박사학위 논문, 1989.
- 50) Sang-Hoon Oh, Tae-Hoon Yoon and Jae Chang Kim, "Associative memory model based on neural networks : modification of Hopfield model," *Opt. Lett.* Vol. 13, No.1, pp.74-76, 1988.
- 51) Chang Suk Oh and Han Kyu Park, "Real-time Fourier transform holographic associative memory with photorefractive material," ICO Topical Meeting on Optical Computing, Toulon, France, 1988, Book of summaries, pp.46-47.

- ting on Optical Computing, Toulon, France, 1988  
Book of summaries, pp.223-224.
- 52) 임종태, 오창석, 김성일, 박한규, "BaTiO의 광굴절 현상을 이용한 실시간 광연상 메모리에 관한 연구," 전기, 전자공학 학술대회 논문집, pp.410-413, 1988.
- 53) 정재우, 김홍만, 심창섭, 박종훈, "SDF 필터를 이용한 연상기억처리 모델," 대한전자공학회 추계종합 학술대회 논문집 제11권 제1호 pp.451-454, 1988.
- 54) Y.S.Abu-Mostafa and D.Psaltis, "Optical neural computers," Sci. Am. Vol. 249, pp.66-73, 1987.
- 55) D.H.Hubel and T.N.Wiesel, "Brain mechanisms of vision," Sci. Am. Vol. 241, No.9, pp.150-162, 1979.
- 56) A.I.Selverston, "A consideration of invertebrate central pattern generators as computational data base," Neural Networks, Vol.1, No.2, pp.109-117, 1988.
-