

신경회로망 연구현황 및 전망

박 규 호

(한국과학기술원 전기 및 전자공학과 부교수)

1. 서 론

신경회로 컴퓨터는 근원을 캐어보면 인간의 사고능력에 대한 호기심에서 출발했다고 볼 수 있는 만큼 그 기원은 대단히 오래되었다고 생각되지만 최초로 구체적인 신경회로 컴퓨터를 만들어 보려는 시도가 나타난 것은 1940년대였다.

McCulloch and Pitts, Hebb, Lashley 등이 각각 최초의 신경회로 모델, 학습원리, 분산지식표현 등에 대한 연구를 발표하였고 그후 1962년에 Rosenblatt에 의해 Perceptron이 등장하면서 많은 사람들에게 의해 주목을 받게 되었다.³⁾ 1960년대는 Minsky나 McCarthy로 대표되는 symbol 인공지능 그룹과 Rosenblatt로 대표되는 신경회로 지지 그룹이 첨예하게 대립하였던 시기였다. Minsky나 McCarthy가 인간의 능력을 simulate하는 것만을 중시하고 어떻게 하느냐는 신경쓰지 않은 반면 Rosenblatt는 어떻게 두뇌가 그것을 하는가에 더 관심을 두었다고 할 수 있다. 그러나 1969년 Minsky와 Papert에 의해 Perceptron의 한계가 제시되었고¹⁾ 폰 노이만형 컴퓨터의 발달과 symbolic 인공지능의 성공으로 인해 신경회로 연구는 침체기로 접어들었다.

그러나 70년대 후반부터 기존 인공지능 방법의 문제점이 들어남과 동시에 신경회로 컴퓨터의 여러가지 유용한 특성이 발견되면서 신경회로 컴퓨터는 다시 각광을 받게 되었다.

많은 사람들이 인공지능의 문제는 소프트웨어 문제라고 생각해 왔다. 즉, 적절한 컴퓨터 프로그램만 있으면 인간의 정보처리 능력을 흉내낼 수 있으리라는 생각이 다. 그러나 오늘날 신경회로 학자들은 인간이 자연정보 처리에 있어서 우수한 이유는 근본적으로 처리 구조가 기존 컴퓨터와 다르기 때문이라고 생각한다.

즉, 인간 두뇌의 뉴론들이 속도가 느리고 간단함에도 불구하고 복잡한 multiple constraint 문제를 기존 컴퓨터보다 잘 푸는 이유는 하드웨어가 다르기 때문이라는 것이다."

신경회로 컴퓨터는 이와같은 인간두뇌에서 영향을 받아 만들어진 컴퓨터이다. 즉, 간단한 유니트들을 massive 하게 모아 구조적으로 병렬처리가 가능하도록 만든 모델이다. 또한 인간의 두뇌와 비슷하게 자발적 일반화(spontaneous generalization), graceful degradation(fault tolerance) 등의 특징도 보여준다. 또한 기존 컴퓨터처럼 복잡한 소프트웨어 코딩이 필요없다.

본고에서는 신경회로 컴퓨터의 발달에 중요한 기여를 했던 사람들의 업적과 그 업적과 관련된 중요한 개념에 대해 살펴보도록 하겠다.²⁾

1.1 뉴론의 구조

그림1은 전형적인 뉴론을 나타낸 것이다. 뉴론은 Cell Body 또는 Soma라 불리는 중심부와 Dendrite와 Axon

<기존의 디지털 컴퓨터와의 차이점>

디지털 컴퓨터	신경회로 컴퓨터
○. 1과 0으로 쓰여진 디지털 데이터 처리	○. 어떤 범위에 걸쳐 연속적인 값을 갖는 아날로그 데이터 처리
○. 수학과 논리함수를 이용하여 yes, no의 결정을 내린다.	○. 불명확하고 불완전하고 서로 상충되는 데이터에 근거해서 가중치를 가지는 결정을 내린다.
○. 정확한 정답을 찾을 수 있지만 시간이 많이 걸린다.	○. 매우 복잡한 문제에 대해서 빠르게 비교적 좋은 해답을 찾을 수 있다.
○. 어드레스를 통하여 데이터를 저장하고 검색한다.	○. 일부분의 정보로도 전체가 찾아질 수 있도록 정보를 저장한다(content-addressable).

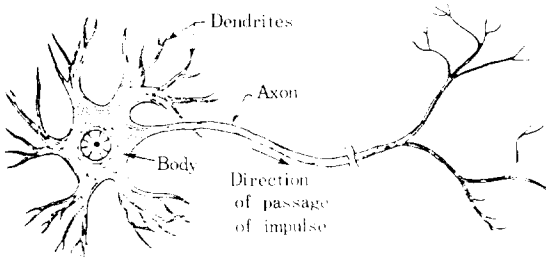


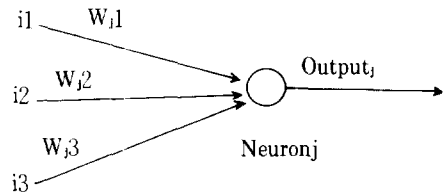
그림 1. 뉴론의 구조

으로 불리우는 신경 섬유로 되어 있다. 뉴론은 신호를 한 방향으로만 전달하며 Dendrite가 인접 뉴론으로부터 신호를 받아들이고 Axon이 신호를 내보낸다. Dendrite와 Soma 사이에는 Spatial Summation과 Temporal Summation 현상이 나타나는데 Spatial Summation이란 두 개의 Dendrite를 통해서 전달된 약한 신호가 Soma에서는 마치 한개의 Dendrite가 강한 신호를 받은 것처럼 신호의 강도가 나타나는 것을 말한다. Temporal Summation은 시간적으로 약간의 딜레이가 있는 연속적인 신호가 Soma에서 합쳐져서 나타나는 것을 의미한다. Axon은 Soma로부터 받은 신호(action potential)를 감

소시키지 않고 멀리 전달할 수 있다는 점에서 Dendrite와는 신호처리능력이 다르다. 이는 Axon이 상당히 길다는 것을 고려하면 빠르고 믿을 수 있는 뉴론간 통신을 가능케 하는 요인이 된다. Action Potential의 속도는 1초에 약 30-120미터로서 19세기에 일반적으로 생각되었던 빛과 비슷한 속도와는 상당한 차이가 있다. 서로 다른 뉴론들간의 연결 부위는 시냅스(synapse)라 불리운다. 시냅스를 통하여 전달되는 신호의 형태는 전기적인 신호가 아니라 화학적인 것이며 neurotransmitter라 불리는 물질을 통하여 뉴론간의 통신이 이루어진다. 시냅스에는 흥분성과 억제성 2가지 종류가 있다.

1.2 뉴론 모델

앞의 뉴론의 생물학적인 특성을 기반으로 뉴론의 모델을 세울 수 있다. 시냅스는 weight로 표현되며 이 weight를 통하여 들어온 입력을 모아 뉴론의 출력을 정하는 방법에 따라 다음과 같이 여러 모델로 나눌 수 있다. 여기서 뉴론 i에서 뉴론 j로 가는 Weight를 W_{ji} 로 나타내고 뉴론j의 출력값을 Output, 뉴론j가 받는 총 입력을 Net_j 라 하면



$$Net_j = \sum W_{ji}i_j \text{ 가 된다.}$$

(1) 결정론적 모델

○. 선형모델: $Output_j = K \cdot Net_j$ (K는 비례상수)

○. linear threshold 모델 :

$$Output_j = 1 \text{ if } Net_j \geq \text{threshold}$$

$$Output_j = 0 \text{ if } Net_j < \text{threshold}$$

○. 비선형 모델 : 대표적으로 Sigmoid 함수를 들 수 있으며

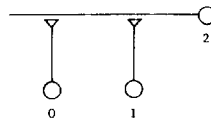
$$Output_j = \frac{1}{1 + e^{-Net_j}}$$

(2) 확률론적 모델 : Net_j 가 직접 뉴론의 출력값을 결

정하는 것이 아니라 출력값의 확률만을 결정한다. 예를 들어 Boltzmann Machine에서 어떤 뉴런의 출력값이 1이 될 확률은

$$P(\text{Output}_j = 1) = \frac{1}{1 + e^{-\text{net}_j/T}}$$

가 된다.⁹⁾



	Input		Output
	0	1	2
A	+1	+1	+1
B	+1	-1	+1
C	-1	+1	-1
D	-1	-1	-1

그림 2. 2입력, 1출력 신경회로

2. 역사적 고찰 및 기본원리

(1) McCulloch Pitts(1943)

최초의 수학적인 신경회로 모델을 세웠다.

(2) Hebb(1949)

Hebb는 학습(learning)의 개념을 최초로 정립한 사람이다. 그가 "Organization of Behavior"에서 주장한 학습이론은 Hebbian Learning Rule로 불리운다. 그는 정량적으로 주장하지는 않았지만 그 골자는 뉴론 A가 계속적으로 뉴론 B의 firing에 기여한다면 뉴론 A와 뉴론 B의 연결강도(connection strength)는 증가되어야 한다는 것이다.

이는 또 뉴론 A와 뉴론B가 동시에 활성화된다면 그들 사이의 연결강도를 증가시켜야 한다고도 표현할 수 있으며 뉴론A를 입력 유니트, 뉴우론B를 출력 유니트라고 생각하면 쉽게 이해될 수 있다.

Hebbian Learning Rule

수식적으로 표시한다면

$$\Delta W_{ij} = \epsilon a_i a_j \quad (\epsilon \text{ 는 학습률(learning rate)})$$

와 같이 된다.¹⁰⁾

예를 들어 다음과 같은 2개의 입력 유니트와 1개의 출력 유니트로 이루어진 신경회로에서 오른쪽과 같은 입·출력 패턴을 Hebbian Learning Rule을 이용 학습시킨다고 가정하자. 각 유니트는 선형 유니트라고 가정한다.

각 weight들의 초기값을 0라 하고 패턴 A,B,C,D로 한 번씩만 Hebbian Learning Rule을 사용하여 weight들을 train시키면

$$W_{20} = 4\epsilon$$

$$W_{21} = 0$$

가 된다. 이렇게 학습된 다음 $\epsilon = \frac{1}{4}$ 로 생각하고 각 패턴

들의 입력을 유니트 0,1에 제시하면 유니트 2에서 원하는 출력을 얻을 수 있다.

Hebbian Learning Rule은 본질적으로 각 유니트 간의 상관에 의한 학습이다. 따라서 입력 패턴과 출력패턴이 서로 unitwise 상관관계를 가지지 않는 경우에는 적용할 수 없다. 실제로 선형 유니트들로 패턴 associator를 만들어 Hebbian Learning Rule로 학습시키는 경우 입력패턴들이 서로 orthogonal 한 벡터일 경우에만 각 입력 패턴들이 정확히 기억되고 그렇지 못한 벡터들은 서로간의 crosstalk로 말미암아 정확히 학습되지 않는다.

또한 학습이 계속될수록 weight값이 계속 커지는 등 여러 문제점이 있어 현재는 원형 그대로 쓰이지는 않지만 Hebb가 발견한 학습의 근본원리는 현재의 많은 학습 rule에 살아있다고 할 수 있다.

(3) Lashley(1950)

Lashley는 인간의 정신이 분산지식표현 형태를 가진다고 주장하였다. 즉, 지식은 local한 형태로 저장되는 것이 아니고 분산된 형태로 저장된다는 것이다. 다시 말하면 특별한 기억을 위해 특별한 셀(cell)이 있는 것이 아니라는 것이다.

사실 Lashley의 idea는 급진적이며 모호했고 대뇌피질이 전부 똑같다는 것은 명백히 틀렸음에도 불구하고 분산표현의 중요성을 잘 인지했다고 할 수 있다.

대뇌 피질(cortex)

대뇌 피질(cortex)이 서로 역할이 다른 여러 region(시각, 운동, 언어 중추 등)으로 나누어져 있다는 것이 현재 밝혀져 있다. 이것은 지식이 local하게 저장된다는 증거처럼 생각되기도 하나, 실은 각 region들은 많은 수의 뉴우론으로 이루어져 있고 또 분산된 형태로 지식을 저장한다고 생각된다. 즉, macro level에서 보면 local하

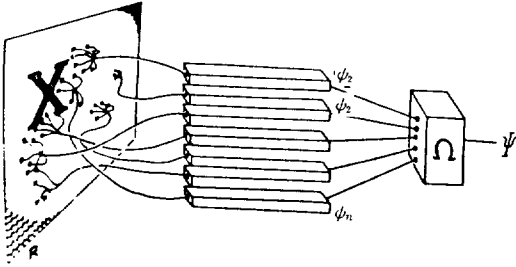


그림 3. Minsky와 Papert에 의한 1레이어 Perception

다. 출력유니트에는 각 입력 단자에 weight가 곱해져서 전체를 더한 실제입력이 주어지며 이 실제입력 이 threshold 보다 높으면 ON 되고 낮으면 OFF된다.”

이를 수식적으로 쓰면

$$O = 1 \text{ if } \text{net} = \sum_i w_i i_i > \theta$$

$$0 \text{ otherwise.}$$

Perceptron Learning(Convergence) Procedure란 weight와 threshold를 출력 유니트가 클래스를 올바르게 분류하도록 조절하는 과정으로 다음과 같다.

- a) 만일 입력 패턴이 맞게 감별되었다면 아무런 변화가 없다.
- b) Category 0의 패턴이 제시되었을 때 출력 유니트가 ON 되었다면 threshold는 1만큼 증가시키고 입력이 1인 line의 weight는 1만큼 감소시킨다.
- c) Category 1의 패턴이 제시되었을 때 출력 유니트가 OFF였다면 b)와 반대로 threshold와 weight를 조절한다.

즉, 수학적적으로 쓰면

$$\Delta \theta = -(t_p - o_p) = -\delta_p$$

$$\Delta w_i = (t_p - o_p) i_{pi} = \delta_p^j p_{ji}$$

p는 특정 패턴의 index, t_p는 target value.

δ_p는 target과 실제 출력의 차이.

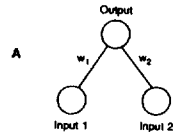
이 procedure의 놀랄만한 점은 간단한 procedure임에도 불구하고 만약 조건을 만족시키는 weight가 존재한다면 그 weight를 확실하게 찾는다는 것이 보장된다는 것이다(Perceptron Convergence Theorem). 그러나 불행하게도 항상 조건을 만족하는 weight가 존재하지는 않는

다.

Minsky와 Papert가 1969년에 “Perceptron”이라는 책에서 밝힌 바와 같이 XOR function은 Perceptron으로 풀 수 없다.

표 1. XOR 기능

Input Patterns		Output Patterns
0 0	-	0
0 1	-	1
1 0	-	1
1 1	-	0



이 XOR 문제가 왜 불가능한지는 다음과 같이 쉽게 알 수 있다. 즉, Perceptron이 XOR를 풀기 위해서는 다음의 부등식이 성립되어야 한다.

$$0 \times W_1 + 0 \times W_2 < \theta \Rightarrow 0 < \theta$$

$$0 \times W_1 + 1 \times W_2 > \theta \Rightarrow W_2 > \theta$$

$$1 \times W_1 + 0 \times W_2 > \theta \Rightarrow W_1 > \theta$$

$$0 \times W_1 + 1 \times W_2 < \theta \Rightarrow W_1 + W_2 < \theta$$

명백하게 위의 부등식을 모두 만족하는 W₁, W₂는 존재할 수 없다. 따라서 Minsky와 Papert는 Perceptron은 useful하지 않다고 결론을 내렸다. 실제로 Perceptron은 linear separable한 문제만 풀 수 있다(linear function으로 분리할 수 있는 문제)”

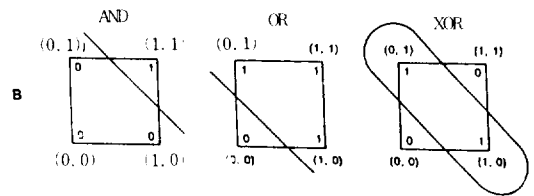


그림 4. 3문제의 기하학적인 표현

그러나 Perceptron의 이같은 한계성은 근본적으로 Perceptron 이 단일계층이었던 점에 있다. 멀티계층이 되면 이러한 한계성은 사라지는 것이다. 실제로 다음과 같이 숨겨진 유니트를 하나 써서 2계층으로 만들면 XOR를 풀 수 있다.

여러 사람들이 멀티계층이 단일계층 네트워크보다 powerful 하다는 것을 알고 있었다. 그런데 멀티계층에

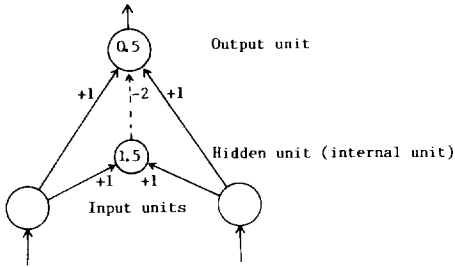


그림 5. Input=11이면 숨겨진 유닛이 ON 되어 output = 0가 된다.

*원 안의 숫자는 bias value

서의 문제점은 학습 법칙이었다. 즉, 단일계층의 Perceptron에서는 Perceptron Convergence Theorem이라는 강력한 학습법칙이 존재하는데 반해 그당시 멀티계층에 대해서는 학습법칙이 발견되지 않았다. 그러나 Rumelhart 등 PDP 그룹에 의해 Error Propagation(Back Propagation) Learning Rule이 발견됨에 따라 멀티계층도 학습시킬 수 있게 되었다.

(6) Minsky와 Papert(1969)

Minsky와 Papert는 1960년대 후반 Perceptron에 결정타를 가하고 신경회로 컴퓨터 연구를 침체시켰다. 한 때는 신경회로 모델에 흥미를 보였던 Minsky는 Bronx 고등학교 동창이었던 Rosenblatt가 Perceptron의 능력을 과대평가하는데 화가나 1969년에 발간된 "Perceptron"에서 Perceptron이 XOR도 계산하지 못하는 기계임을 밝혀 그당시 대부분의 신경회로 관계 연구들이 중단되었다.

(7) Grossberg(1976)

Grossberg는 폰 노이만형 컴퓨터가 심리학과 인공지능을 지배했던 60년대 후반과 70년대 초반부터 꾸준히 인식과 기억, 시각 등과 신경회로 메카니즘의 관련성을 연구하여 왔다. 또한 수학적 분석을 통하여 현재 computer simulation에 의해 밝혀진 많은 insight들을 발견하였다. Grossberg는 또한 competitive 학습 메카니즘의 여러 성질을 분석하였으며 현재도 ART(Adaptive Pattern Recognition) 쪽으로 연구를 계속하고 있다.¹²⁾

(8) Anderson

Anderson은 주로 분산 표현쪽에 치중하여 연구하여 왔으며 개념 학습이론과 신경회로와의 연관성을 보여주었다.

(9) Willshaw(1969)

Edinburgh 대학의 research 그룹이었던 Willshaw는 여러가지 분산시스템의 성질을 매우 우아한 수학적 분석을 통하여 보여주었다. 또 Longuet-Higgins와 함께 Holophones이라는 인공적인 기억표현 모델을 만들기도 했다.

(10) Kohonen(1971)

헬싱키 대학의 Kohonen은 주로 self-organizing 연상 기억 쪽의 연구를 하여 왔다. Kohonen의 학습 알고리즘은 unsupervised 학습으로 각 weight들이 들어오는 입력의 feature map을 형성하게 된다. 최근에 이 self-organizing feature map을 이용 speech recognizer를 성공적으로 제작했다고 발표하였다.¹²⁾

(11) Rumelhart과 McClelland(1977), PDP 그룹

1970년대 후반부터 신경회로 컴퓨터 붐을 일으키는 데 큰 역할을 한 사람들로서 Stanford 대학의 HEARSAY Speech Understanding System에 고무되어 신경회로 모델에 대한 연구를 시작하였다. HEARSAY는 computational resource를 너무 많이 필요로 하며 별로 성공적이지는 않았지만 근본적으로 parallel하고 interactive한 특성에 착안하여 1982년에 interactive activation model을 발표하게 된다. 그후 Geoffrey Hinton이 UCSD에 postdoc을 오면서부터 PDP 그룹이 형성되고 그들의 연구에서 많은 신경회로 모델들이 재발견되었다(PDP는 Parallel Distributed Processing의 약자).

PDP 그룹의 업적 중 중요한 것을 간추려 보면

- a) 분산표현
- b) Baltzmann Machine(By Hinton & Sejnowski)
- c) Back Propagation(By Rumelhart, Hinton, Williams)의 재발견 등을 꼽을 수 있겠다."

(12) Suttan and Barto(1981)

이 두사람은 현재 Delta Rule이라고 불리는 학습 법칙에 대해 중요한 연구를 하였다. 이들은 classical conditioning의 세세한 사실을 설명하는데 이 법칙을 사용하

여 Delta Rule의 power를 보여주었다.

Delta Rule(또는 Widrow-Hoff Rule)

Widrow-Hoff가 1960년에 발명한 학습법칙으로서 Hebbian Learning에 비해 더 강력한 학습법칙이다. 이 학습법칙에는 target 출력(desired 출력)이 있어 weight를 target 출력과 실제 출력의 차이에 비례하도록 바꾸어 주는 것이다.

수식적으로

$$\Delta w_{ij} = \eta (t_{pj} - O_{pj}) i_{pj} = \eta \delta_{pj} i_{pj}$$

로 표시된다.

Delta Rule은 사실 gradient-descent rule이라 할 수 있다⁶⁰. 즉, Error $E_p = (t_{pj} - O_{pj})^2$ 와 W_{ij} 의 graph가 그림6과 같다면 W_{ij} 의 $-\frac{\partial E_p}{\partial W_{ij}}$ 만큼 바꾸어주는 것이다.

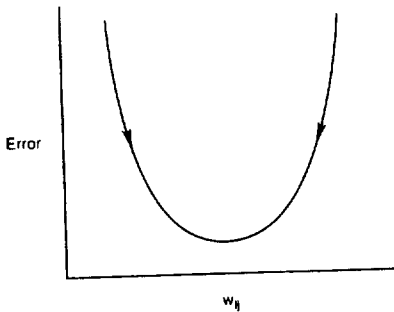


그림 6. 에러와 W_{ij} 의 관계를 보여주는 전형적인 곡선

실제로 $O_{pj} = \sum W_{ij} i_{pj}$ 라 놓고(즉 선형 유니트라 가정)

$-\frac{\partial E_p}{\partial W_{ij}}$ 를 구해보면

$$-\frac{\partial E_p}{\partial W_{ij}} = \delta_{pj} i_{pj}$$

가 되어 앞의 Delta Rule을 정의한 식과 같아진다. 따라서 Delta Rule은 LMS(Least Mean Square) procedure라고 불리기도 한다. 선형 유니트로 된 네트워크에서 Hebbian Learning Rule은 입력이 orthogonal 벡터일때만 제대로 학습하는 데 비해 Delta Rule은 linear-independent 벡터에 대해서도 완전한 학습을 하며 그렇지 않은 벡터에 대해서도 least mean square error가 되도록

weight를 조절한다(선형 유니트는 가장 약한 유니트임 을 기억하자).

Back Propagation Learning Rule은 이 Delta Rule을 멀티계층, 비선형 유니트에 적용한 것이다.

(13) Hopfield(1982)

California Institute of Technology(CalTech)의 Hopfield는 물리학자로서 그의 광범위한 연구를 통해 신경회로에 대한 관심을 불러일으켰다. 1982년에 그는 deterministic한 update rule을 사용하는 대칭적인 binary threshold 뉴럴 네트워크가 그가 정의한 에너지라고 부르는 measure를 감소하는 방향으로 작동함을 발견하였다. 여기서의 에너지는 물리학에서 말하는 에너지와 비슷한 것으로 유니트들을 각각 하나의 가정(hypothesis)이라 생각하고 weight들을 constraint라고 생각한다면 ON된 가정들이 constraint를 많이 만족할수록 에너지는 낮게 된다(stable). 즉, multiple constraint가 주어지고 여기서 가장 optimal한 solution을 구하는 문제를 Neural Network을 이용하여 풀 수 있다는 것을 발견하였다. 그의 첫 모델은 binary activation 유니트를 가진 것으로 들어온 실제입력에 따라 실제입력이 양수이면 ON 음수이면 OFF하는 2진 유니트들은 물리학 현상과 비슷하게 전체 에너지를 감소시키는 방향으로 움직인다는 것이다. 그의 연구는 연상기억 또는 최적화 문제에 응용되고 있다.⁶¹ 또한 후에 Hinton과 Sejnowski의 Boltzmann Machine에 큰 영향을 주었다.⁶²

3. 기술동향

현재 각국에서 정부주도로 대규모 신경회로 프로젝트를 시작하였으며, 많은 대학과 연구소, 기업에서 신경회로 연구가 활발히 진행되고 있다.⁶⁴

3.1 미국의 경우

DARPA(USA Defense Advanced Research Projects Agency)가 8년간에 걸쳐 390 million dollor의 대규모적인 뉴로 컴퓨팅 연구를 시작할 것이라고 발표하였다. DARPA는 1987년 10월부터 1988년 2월까지 걸쳐 Widrow-Hoff learning rule로 유명한 Stanford의 Widrow

교수팀에 의해 실시된 신경회로 연구 타당성 조사를 바친다음 위와 같은 결론에 도달하게 된 것이다. DARPA는 오랫동안 strategic computing initiative program을 통하여 현재의 컴퓨터를 대신할 대안으로 병렬처리 인공지능 컴퓨터를 적용할 것을 생각해왔으나 연구결과는 만족할 만한 것이 아니었다. Widrow와 MIT Lincoln Lab. 연구원인 Gschwendtner에 의해 쓰여진 타당성 조사 보고서는 신경회로만이 유일한 희망이라고 결론을 내리면서 만약 DARPA가 강력한 leadership을 발휘하지 않는다면 신경회로분야는 잠재적인 가능성에 비해 거의 아무것도 얻지 못할 것이라고 지적했다.¹⁴⁾ DARPA가 신경회로에 주목하게 된 것은 다음과 같은 2가지의 신경회로 특징이 기존 시스템의 한계를 넘을 수 있게 해주기 때문이다.

○. 학습(Learning) :

신경회로는 adaptive하다. 즉, 실제 data에서 배울 수 있고 경험에 의해 향상된다. 따라서 programming을 계속적으로 해줄 필요가 없다.

○. Massive Parallelism :

신경회로는 병렬처리로 말미암아 높은 속도로 decision할 수 있으며 그럼에도 불구하고 fault-tolerant하다.

DARPA의 program은 8년동안 진행되며 다음과 같이 6개의 분야로 나누어진다.

○. Interdisciplinary 연구 :

오래동안에 걸쳐 진화된 인간의 구조 연구를 위해 생물학적인 연구를 한다.

○. Theoretical development :

신경회로 system의 이론적인 배경을 연구한다.

○. Advanced simulator :

특정한 군사응용에 앞서 이론, 디바이스, 응용들을 테스트할 수 있는 simulator를 개발한다.

○. Device technologies :

새로운 반도체 chip과 웨이퍼, optics에 초점이 맞추어진다.

○. Generic Application :

우선 vision, speech, signal processing, optics 등이 먼저 연구될 것이다.

○. Databases and benchmarks

DARPA의 목표는 현재 확립된 performance 기준이 없기 때문에 interconnection의 갯수와 1초에 바꿀 수 있는 interconnection의 갯수로 표시되어 있다. 최종목표는 10^{10} 의 interconnection을 가지고 1초에 10^{12} 의 interconnection을 바꿀 수 있도록 하는 것이다(꿀벌 수준). 현재의 computer는 대략 10^7 interconnection / 초로서 이는 가장 간단한 생물체의 계산능력에도 훨씬 못미친다.

DARPA의 application area는 11개로 잡고 있으며 이중 adaptive equalization, word recognition, process monitoring, risk analysis 등은 확정이 되었고 다른 7개의 분야는

- . Strategic relocatable target detection from satellite optical and infrared sensors.
- . Electronic intelligence target identification from radar pulse train
- . Battlefield radar surveillance with synthetic aperture radar(1 foot × 1ft accuracy)
- . Battlefield infrared surveillance with passive infrared sensors on low-altitude aircraft
- . Stealth aircraft detection using infrared search and track(IRST)
- . Multisensor fusion with all sensors integrated in satellite(for 8 sensors)

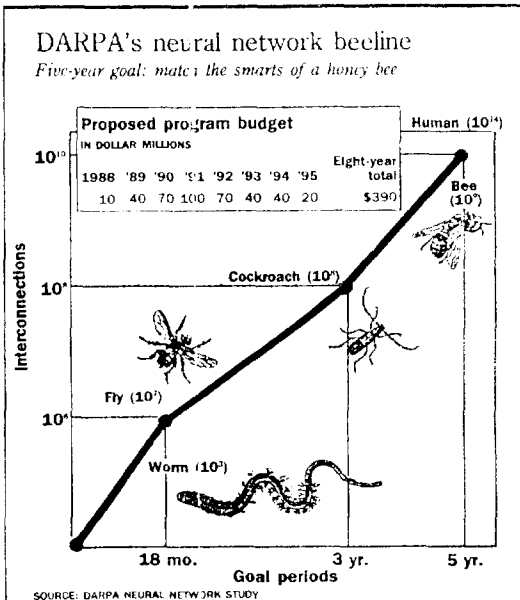


그림 7. DARPA의 신경망 추진계획

이다.

이중 가장 시급한 기술은 data fusion이라고 Study는 말하고 있다. Data fusion이란 multiple sensor 즉 laser reflection, radar, optical, infrared, sonar, 청각 센서 등으로부터 들어오는 높은 속도의 data를 실시간안에 통합하는 것이다. 전문가 시스템이 이 분야에 적용되었으나 별다른 성공을 거두지 못했다. 전문가 시스템은 1% - 10%의 실시간 data만 처리할 수 있으며 이는 평상시에는 충분하나 전시는 dataflow가 훨씬 빨라지므로 부적합하다. 또한 이중 1개의 sensor에 대해서 program을 작성하는데 수년이 걸리는 것도 문제점이었다.

3.2 서독의 경우

서독 정부는 1억달러가 넘는 신경망 연구를 시작하였다. 서독의 과학기술부는 1988년 1월부터 "Information Processing in Neural Architectures"란 이름의 10년 계획의 program을 시작했다.

3.3 일본의 경우

일본에서는 전자부문의 선두기업들이 신경회로에 관심을 보이고 있다. Fujitsu는 방문객들에게 패턴인식과 로봇틱스를 포함한 신경회로 컴퓨터의 demonstration을 보여주고 있다. Mitsubishi는 최근 광학기술로 associative 신경회로 컴퓨터의 prototype을 개발하였다고 발표하였다. NEC는 지금까지 상업적인 신경회로 분야에서 가장 앞선 계획을 가지고 있다. 최근에 optical 문자인식의 성능을 향상시키기 위하여 신경회로를 사용하였다고 발표했으며 이것은 인쇄된 텍스트를 컴퓨터 기억장치와 데이터 베이스에 넣는 광학 스캐너에 이용되고 있다. 또한 88년 7월에 금년말쯤 판매에 들어갈 퍼스날 신경회로 컴퓨터 제품을 발표하였다.

3.4 프랑스의 경우

nEuro(European Neural Network Conference) '88을 개최한 프랑스는 신경회로 chip들을 제작하고 있는 연구원들의 숫자로 볼 때 nEuro '88 개최지로서 아주 적절했다. 파리에서만 6개의 신경회로에 기초한 microchip project가 진행되고 있다. 가장 규모가 큰 것은 LEP 프

로젝트로 여기서는 digital VLSI를 이용하여 신경회로를 구현하고 있다.

4. 결 론

신경 컴퓨터에 대한 연구는 1940년대부터 시작되었다고 볼 수 있으며, 많은 연구가 이루어졌다. 이 신경 컴퓨터는 현재 패턴 인식, 음성 인식 분야에서 성공적인 결과를 제시하고 있으며, 기존의 컴퓨터보다 우월한 응용 분야로 생각되어지는 분야로는 학습, 인식 등으로서 정밀도를 요하는 수학적 계산 분야는 디지털 컴퓨터가 역시 우세하다. 따라서 장래의 컴퓨터는 기존의 디지털 컴퓨터와 신경 컴퓨터가 하이브리드 형태로 된 것으로 발전할 것이다.

현재 신경회로 컴퓨터에는 많은 모델이 제안되고 있다. 주요한 모델로 Grossberg의 ART 모델, Kohonen의 Self-organizing feature map, Baltzmann Machine, Fukushima의 Neocognitron 등을 들 수 있으며 각 모델마다 장점과 약점을 가지고 있다. 그러나 아직 확실한 승자가 없는 상태이다. 표2는 신경 컴퓨터의 중요한 모델 13개를 정리한 것이다.¹³⁾ 또한 표3에는 현재까지 제작된 신경 컴퓨터를 보았다.¹³⁾

신경 컴퓨터에서 해결해야 하는 것은 수많은 상호 연결을 어떻게 구현하느냐 하는 것이며, 현재 여러 연구기관에서는 VLSI 및 광학적 구현을 위하여 노력하고 있다. 국내에서도 연구 그룹이 형성되었으며, 활발히 연구가 진행되고 있다. 이제 곧 스스로 배우고, 듣고, 말하는 컴퓨터의 보편화가 도래할 것이다.

참 고 문 헌

- 1) D.E.Rumelhart, J.L. McClelland and the PDP Research Group, Parallel Distributed Processing, Vol. 1, MIT Press, Cambridge, Mass., 1986.
- 2) Patrick. K. Simpson, "A Survey of Artificial Neural Systems," 1987.
- 3) Anderson, Rosenfeld, E., eds., Neurocomputing : Foundations of Research, Cambridge, MA : MIT Press, 1988.
- 4) Lippmann, R.P., "An Introduction to Computing

(2) 1992년도 특집내용

월별	특집제목	담당위원	편수
2월	마이크로 센서 기술	오명환	7편
4월	전력기기의 신절연기술	임기조·박대희	9편
5월	소특집 : 자동화	홍석교·서일홍	3편
6월	신에너지 기술	박상기	7편
7월	소특집 : 전기환경	김요희	4편
8월	전기자동차	윤문수	5편
9월	발전소 분산제어	박익수	4편
12월	한프로젝트	한민구	4편

것으로 생각합니다.

2. 논문지

회원 여러분께서 변함없이 논문을 꾸준히 투고하여 주셔서 많은 논문들이 접수되었고, 특히 오명환 이사님과 양해원 이사님, 그리고 담당 편집위원님들의 열성과 심사위원님들의 세심한 심사 덕분에 신속하게 처리할 수 있었음을 감사드립니다. 논문심사는 많은 단축을 하였다고 생각하나, 학회 사정상 빨리 수록하여 드리지 못한점이 있습니다.

주어진 여건에서 논문지의 내용을 쇄신하려고 노력하였으나, 크게 변모시키지 못한점이 있다고 생각합니다.

우선 논문에 Key word를 10단어 이내로 추가하였으며, 저자의 소개란도 해당 논문에 연속하여 게재하도록 조치하였습니다. 그리고 속보논문(Short paper)을 새로이 마련하여 시행한 것도 하나의 발전 계기라고 생각합니다. 또한 어려움도 있었으나, 영문논문의 발간도 계속하여온 것을 다행스럽게 생각합니다.

그러나 영문논문지에 게재 확정된 논문에 한하여 디스켓으로 접수하므로 인쇄과정을 신속처리하는 문제는 시행을 못하고, 다음 편집위원회에 과제로 남기게 되었습니다.

표2는 분야별 접수·게재논문에 대한 편수 현황을

표 2. '91~'92년도 분야별 논문접수 및 게재현황

분야(논문지)	1991년도		1992년도		비고
	접수 편수	게재 편수	접수 편수	게재 편수	
전력계통	24	19	34	23	
전기기기	18	17	23	14	
전력전자	27	17	23	20	
전기재료 및 반도체	54	39	37	42	
제어계측	41	23	40	25	
회로 및 신호처리	7	11	10	6	
컴퓨터 및 응용	8	3	2	4	
방전 및 고전압	11	6	12	6	
과동 및 양자전자	3	2	—	2	
통신시스템	—	—	—	—	
로보틱스 및 자동화	18	9	19	12	
의용생체공학	2	—	1	2	
에너지	1	—	4	3	
인공지능	2	2	3	1	
속보논문			8	3	
Journal of KIEE		16		16	
합계	216	165	216	185	

참고로 마련하여 보았습니다.

본 학회에서는 편집위원회를 중심으로 논문추천위원회를 구성하여 운영하여 오고 있습니다. 다 아시는 바와 같이 학회 논문지에 게재된 논문중에서 각 연구회나 기타 추천으로 접수된 논문을 논문추천위원회에서 심사하여 선정된 후보를 상훈심의위원회를 거쳐 이사회에서 확정된 다음, 총회 석상에서 시상하여 오고 있습니다.

심사과정에서 느낀점은 논문추천에 참여하시는 일들이 아직 홍보관계인지 모르겠으나, 많은 참여가 되지 않은 아쉬움을 가졌습니다. 앞으로 많은 관심을 가지시고 폭 넓은 추천이 있어서 영광된 기회를 가지도록 노력 하여야겠습니다

본학회의 무궁한 발전을 기대하면서 거듭 무사히 편집의 일을 마치게됨을 감사드립니다.

표 3. 현재까지 제작된 신경 컴퓨터

Neurocomputer	Year introduced	Technology	Capacity			Speed	Developers	Status§
			Number of processing elements	Number of connections	Number of networks†	Connections per second‡		
Perceptron	1957	Electromechanical and electronic	8	512	1	10 ³	Frank Rosenblatt, Charles Wightman, Cornell Aeronautical Laboratory	Experimental
Adaline/Madaline	1960/62	Electrochemical (now electronic)	1/8	16/128	1	10 ⁴	Bernard Widrow, Stanford U.	Commercial
Electro-optic coprocessor	1984	Electro-optic	32	10 ³	1	10 ⁵	Demitri Psaltis, California Inst. of Technology	Experimental
Mark III	1985	Electronic	8 × 10 ³	4 × 10 ⁵	1	3 × 10 ⁵	Robert Hecht-Nielsen, Todd Gutschow, Michael Myers, Robert Kuczewski, TRW	Commercial
Neural emulation processor	1985	Electronic	4 × 10 ³	1.6 × 10 ⁴	1	4.9 × 10 ⁵	Claude Cruz, IBM	Experimental
Optical resonator	1985	Optical	6.4 × 10 ³	1.6 × 10 ⁷	1	1.6 × 10 ⁵	Bernard Soffer, Yuni Owechko, Gilbert Dunning, Hughes Malibu Research Labs	Experimental
Mark IV	1986	Electronic	2.5 × 10 ³	5 × 10 ⁶	1	5 × 10 ⁶	Robert Hecht-Nielsen, Todd Gutschow, Michael Myers, Robert Kuczewski, TRW	Experimental
Odissey	1986	Electronic	8 × 10 ³	2.5 × 10 ⁵	1	2 × 10 ⁵	Andrew Penz, Richard Wiggins, Texas Instruments Central Research Labs	Commercial
Crossbar chip	1986	Electronic	256	6.4 × 10 ⁴	1	6 × 10 ⁸	Larry Jackel, John Denker and others, AT&T Bell Labs	Experimental
Optical novelty filter	1986	Optical	1.6 × 10 ⁴	2 × 10 ⁶	1	2 × 10 ⁷	Dana Anderson, U. of Colorado	Experimental
Arco	1987	Electronic	3 × 10 ⁴	5 × 10 ⁵	No limit	2.5 × 10 ⁴ (1.4 × 10 ⁵)	Robert Hecht-Nielsen, Todd Gutschow, Hecht-Nielsen Neurocomputer Corp.	Commercial
Paratron 2	1987	Electronic	10 ⁴	5.2 × 10 ⁴	No limit	1.5 × 10 ⁴ (3 × 10 ⁴)	Sam Bogoch, Oren Clark, Iain Bason, Human Devices	Commercial
Paratron 2x	1987	Electronic	9.1 × 10 ⁴	3 × 10 ⁵	No limit	1.5 × 10 ⁴ (3 × 10 ⁴)		Commercial
Delta floating-point processor	1987	Electronic	10 ⁶	10 ⁶	No limit	2 × 10 ⁶ (10 ⁷)	George A. Works, William L. Hicks, Stephen Deiss, Richard Kasbo, Science Applications Int'l Corp.	Commercial
Ana-bus	1988	Electronic	10 ⁵	1.5 × 10 ⁶	No limit	1.5 × 10 ⁶ (6 × 10 ⁶)	Robert Hecht-Nielsen, Todd Gutschow, Hecht-Nielsen Neurocomputer Corp.	Commercial

*Numbers given pertain to individual boards or chips. More than one board may be used to build an individual machine.

†Number of networks that can be simultaneously resident on the board, without going to an outside memory peripheral.

‡Speed outside parentheses is with learning, speed inside parentheses is without learning.

§ "Experimental" describes a one-of-a-kind device or machine built to explore an idea or prove a point; "commercial" describes a device or machine that has been offered for sale.

| Early versions required continuous electroplating lasting about a minute for full-scale change.

-
- with Neural Nets," IEEE ASSP Magazines, April 1987, pp.4-22.
- 5) Kohonen, T., Self-Organization and Associative Memory, Berlin : Springer-Verlag, 1984.
 - 6) Hopfield, J.J., "Neural Networks and Physical Systems with Emergent Collective Computation Abilities," in Proceedings of the National Academy of Sciences, USA, 1982, 79, pp.2554-2558.
 - 7) Hopfield, J.J. and Tank, D.W., "Computing with Neural Circuits : A Model," Science, 8/8/86, 233, pp.625-633.
 - 8) Feldman, J.A. and Ballard, D.H., "Connectionist Models and their Properties," Cognitive Science, 1982, 6, pp.205-254.
 - 9) Michael A.Arbib, Brains, Machines, and Mathematics 2nd edition, Springer-Verlag, 1987.
 - 10) J.L.McClelland, D.E.Rumelhart, Explorations in Parallel Distributed Processing, MIT Press, Cambridge, Mass., 1988.
 - 11) M.L.Minsky, S. Papert, Perceptrons, Expanded Ed., MIT Press, Cambridge, Mass., 1988.
 - 12) IEEE, Computer, March 1988.
 - 13) Robert Hecht-Nielsen, "Neurocomputing : Picking the human brain", IEEE Spectrum, March, 1988, pp.36-41.
 - 14) Electronic Engineering Times, June 27, 1988.