

A.I.의 거보 : 신경회로망형 컴퓨터

이 기 환

(서울대 공대 전자계산기 공학과 석사과정)

1. 서 론

현재는 neuro-computer의 시대다. 현재의 범용 컴퓨터에 부프로세서와 같은 기능을 하는 neuro-computer는 컴퓨터가 응용되는 거의 모든 분야에서 획기적인 영향을 주고 있다. neuro-computer는 전통적인 방법으로써는 해결하기 힘든 센서 처리(sensor processing)에서의 문제, 데이터로부터 지식을 자동 추출해 내는 문제, 그리고 제어 문제등에서 일반 컴퓨터의 기능을 증가시켜 주고 있다.

신경회로망 컴퓨터는 기구한 운명을 가지고 있다. 1940년경에 McCulloch와 Pitts는 그들의 논문에서 처음으로 인간의 뇌의 한 요소인 뉴우런을 정규화 논리(formal logic)을 갖는 두 상태 -0과 1, 혹은 all or none-을 갖는 신경회로망 컴퓨터를 구현했다.¹⁹⁾ 예를 들면 AND 논리는 아래 그림 1과 같다.

이 논리를 John Von Neumann은 이들 뉴우런이 마치 릴레이(relay)와 같다고 생각했다.²⁰⁾ McCulloch와 Pitts의 AND논리는 John Von Neumann이 아래 그림 2와 같이 구현했다. 그래서 그는 현재의 일반적인 디지털 컴퓨터를 구현할 수가 있었던 것이다.

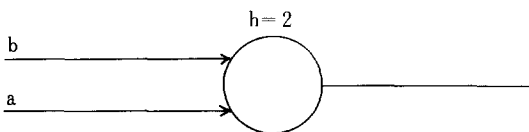


그림 1 McCulloch와 Pitts의 AND 회로

1960년대 초에 Rosenblatt는 PERCEPTRON이라는 지식을 습득할 수 있는 기계를 고안했는데 이는 신경회로망 컴퓨터의 효시라고 볼 수가 있다. 한데 M.Minsky와 Papert는 이 PERCEPTRON으로는 XOR가 구현될 수가 없다고 해서 1980년대까지는 신경회로망 컴퓨터가 연구가 진척되지 않았다.

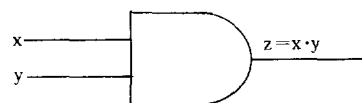
1980년대에 Minsky가 말한 XOR도 PERCEPTRON으로 구현 가능하다는 것이 밝혀져 J.J. Hopfield는 Hopfield 모델이라는 신경회로망 모델을 발표하므로써 다시 신경회로망 컴퓨터에 관한 연구가 활발히 진행중이다.

이 논문은 신경회로망 컴퓨터의 구조와 현재까지 구현된 대표적인 모델들에 대해서 간단히 소개하겠다.

2. 본 론

2.1 neuro-computing의 정의

neuro-computer에서 사용되는 여러가지 대표적인 용어를 정의해 보자. 신경회로망(neural network)은 뇌구조의 모델에 기반을 둔 인지 정보 처리 구조(cognitive information processing structure)이다.



(a) Two-input AND gate

그림 2 John Von Neumann의 AND회로

neuro-computer는 현재의 컴퓨터에서 부프로세서처럼 쓰여서 호스트 컴퓨터가 마치 프로시듀어처럼 쓸 수 있도록 신경회로망(neural network)를 하드웨어로 구현한 컴퓨터이다.¹⁾

2.2 Associative memory의 기능, 구조 및 종류

Associative memory는 RAM(Random Access Memory)와는 구조가 다르다. RAM은 주소에 의해서 저장된 데이터에 접근하지만 Associative memory는 데이터 값 자체를 가지고 저장된 데이터에 접근한다. 이로써 주소가 없이도 기억장소에 저장된 데이터를 얻을 수가 있다.²⁾

또한 Associative memory는 숫자를 사용하는 것이 아니라, 어떤 심볼 형태의 데이터를 저장하기 때문에 거의 무한한 패턴(pattern)들의 조합이 가능하다. 따라서 Associative memory는 뇌에서 동작하는 메모리 시스템과 같은 방법이라고 믿고 있다.

Associative memory는 예로서 binary coded signal들을 위한 Hamming distance의 조건에 기반을 둔 입력 시그널을 재조합하거나 거의 밀접하게 연관된 시그널을 하나만 출력한다.

Associative memory의 종류로는 2가지가 있는데 이들은 associative processor와 같이 구현되는데; auto-associative 와 hetero-associative로 나뉘어진다. Associative memory는 물체나 정의된 부분을 시스템에 보여 주고, 전체를 얻어 내는 방법이고, hetero-associative memory는 물체가 변형됐거나 회전된 것을 시스템에 주고 일치하는 가를 가려내는 방법을 사용한다.³⁾

Associative memory의 전형적인 것은 아래 그림 1의 crossbar network로서 여러개의 입력들 X_i 가 각각의 출력 Y_i 에 연결되어 있다. 여기서 connectionist 강도는 W_{ij} 로 표시한다.³⁾

2.3 신경회로망 컴퓨터와 디지털 컴퓨터의 비교

디지털 컴퓨터와 신경회로망 컴퓨터는 다음과 같은 차이점을 갖는다.⁴⁾

디지털 컴퓨터	신경회로망 컴퓨터
1) 디지털 데이터를 처리 범위는 0, 1로 두 단계	1) 아날로그 데이터를 처리 범위는 주어진 범위 안에서 무한대이다.
2) 단지 Yes/No 결정만	2) fuzzy, 불완전, 반대 데이터에 기초를 둔 weighted 결정만 한다.
3) 데이터는 아주 정형화된 순서로써 처리 (synchronous)	3) 무작위로 처리 (asynchronous)
4) 정확한 대답	4) 거의 좋거나 합당한 대답
5) 큰 데이터 베이스인 경우는 정확한 매칭을	5) 거의 정확한 매칭(matching)을

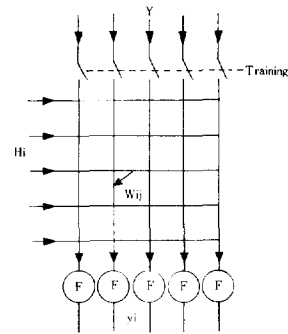


그림 3 Crossbar associative network.

2.4 신경회로망의 구조

신경회로망은 directed graph의 형태를 갖고 있고, 노드들은 processing element라고 불리우는 뉴우론과, directed link 또는 information channel들은 interconnect라고 불리운다.⁵⁾

한편 뉴우론의 logical model은 그림 5와 같다.⁵⁾

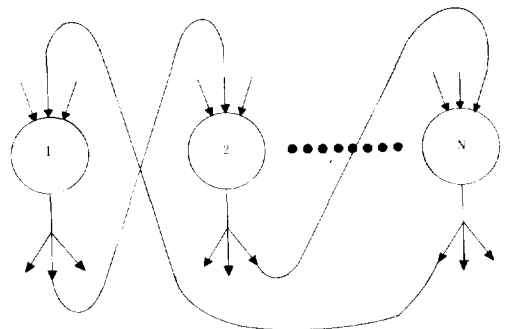


그림 4 neural network의 전체 구성도

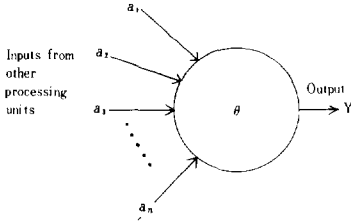


그림 5 neuron의 logical model

여기서 뉴uron, 즉 processing element(PE)는 여러개의 입력 $a_i, i=1, \dots, n$ 이 입력 시그널들은 외부에서부터의 또는 다른 뉴uron에서부터의 출력 시그널이고, 또한 이들 입력 시그널 a_i 에는 weight w_i 이 적용된다. 입력 시그널 a_i 는 출력 시그널이 어떻게 변하는 지를 나타내는 데 쓰인다. 이때 적용된 weight w_i 와 입력 시그널 a_i 는 출력 시그널 Y 와는 미분 방정식 관계를 갖게 된다. 이들 뉴uron의 미분방정식 형태는 nonlinearity 함수로써 아래 그림 6과 같은 형태를 갖는다.

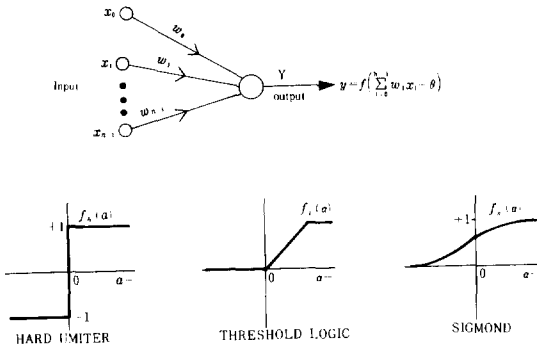


그림 6 nonlinearity 함수들

또한 이들 뉴uron은 이 미분 방정식의 상수들을 조정할 수 있는 기능이 있다. 이 기능으로 말미암아 신경회로망이 지식을 습득 하게된다.

신경회로망이 메모리 저장을 위하여 사용될 때, 이 정보는 일반 컴퓨터 메모리에서처럼 특정한 곳에 있는 것이 아니라, 전체 회로망에 퍼져 있다. 따라서 메모리의 정보가 읽혀질 때는 어느 한 뉴uron에 의한 값이 아니라 전체나 어느 부분에 의한 값이 익혀진다.

이와 같은 이유에서 신경회로망은 일반 컴퓨터보다 강력하고, 정보의 처리나 검색등이 simultaneous하고, 정보가 global하게 저장된다.

이로써 신경회로망은 뉴uron자체들이 벡터(vector)값을 갖고 이들이 associative하게 사용된다. 따라서 신경회로망은 associative memory와 비슷한 형태를 갖는다.

2.5 Neural Processing을 위한 모델들

신경회로망은 여러가지 모델들이 있다.¹⁾ 여기서 각 모델들에 대한 간단한 소개를 하겠다.

(1) 인간의 뇌로부터의 학습

인간의 뇌는 접근할 수 없는 어떤 경이적인 영역이었다. 인간이 사고하고, 행동하는 모든 행동을 뇌는 지배하고 다스린다. 아직까지도 그들의 구조, 수행, 정보의 입력 등과 같은 것에 대한 mechanism은 알 수가 없다.

하지만, 인간은 지식을 습득하고, 사고를 하고 행동을 한다. 이제까지의 neuralphysiology와 psychology는 뇌에 관해서 많은 연구를 해왔다.²⁾ 그 결과, 첫째, 뇌의 신경회로망은 분산된 기억장치에 관련이 깊다. 둘째, 뉴uron들 사이에 연결들은 정보를 저장 사용한다. 마지막으로, 뇌안에서의 시그널들은 디지털과 아나로그의 혼합이고, 그래서 복잡한 연산의 능력은 높은 정도의 정확도와는 관계가 적다는 것이다.

(2) Kohonen의 모델

가장 유력시된 인공적인 신경회로망 기술은 Helsinki Technical University의 Tenno Kohonen의 선형 associative 또는 상관관계(correlation) matrix 메모리이다. 그림 7이 이 선형 associative memory를 나타낸 것이다.

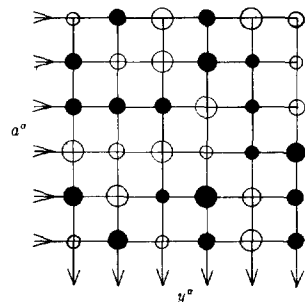


그림 7 선형 associative memory

이 메모리에서 아나로그 입력 상태 벡터는 인식된 패턴들에 관련된 정보로부터 구성된 matrix에 의한 곱셈으로 구성된다.³⁾

단순한 동작이 있는 후에, 결과 출력은 잡음이 줄어든 원래 입력 패턴의 보다 정확한 버전이 된다.

(3) Hopfield 모델

California Institute of Technology의 Biophysics교수 John Hopfield는 뉴우런 동작이 마치 thresholding 처리와 같은 모델로 구성된 비교적 단순한 모델의 신경회로망이고, 정보는 interconnection 강도에 비례하는 값들의 matrix표현에 의한 interconnection에 저장되는 모델을 제안했다.

Hopfield는 벌레들에게 힌트를 얻어서 뇌는 어느 곳에서든지 주어진 자극에 대응하는 결과를 도출해 낸다는 것을 가정하고 Hopfield 모델을 구축했다. 따라서 그는 Hopfield 모델은 associative 메모리처럼 쓰인다고 생각했다. 그림 8은 Hopfield 모델과 associative 메모리의 관계를 보인것이다.

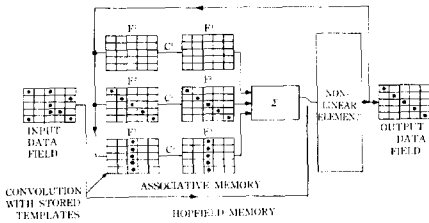


그림 8 Hopfield 모델과 associative 메모리

Hopfield 모델을 Kohonen 모델과 비교해 보면 첫째, 입력 상태 벡터는 이진수이고, 둘째, 메모리 matrix에 의한 선형 곱셈의 결과 출력 역시 이진수이고, 셋째, 각 단계에서의 출력 벡터는 다음 단계에서의 입력 벡터이고 이것들이 안정 상태가 될 때까지 동작하는 점이 다르다. Hopfield 모델의 회로도에는 아래 그림 9와 같다.

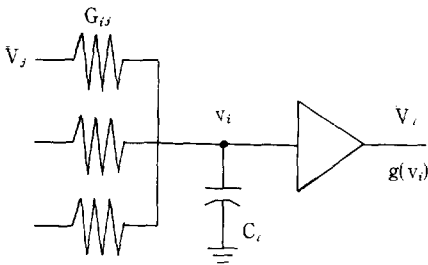


그림 9 Hopfield 모델의 한 뉴우런 회로

이 그림에서 살펴보면 $V=g(v)$ 로써 unidirectional excitatory 나 inhibitory connection들에 의해서 g 함수가 결정되며, 입력과 출력 사이에는 미분 방정식 관계가 성립된다.

Hopfield model을 implement하기 위한 algorithm은 아래와 같다.

Hopfield model이 convergence한 경우는 $t_{ij}=t_{ji}$ 인 symmetric 한 경우이다. 이는 John Hopfield가 증명을 했고, 쉽게 convergence하는 경우를 구해 보면 $u_{i(t+1)}=u_i(t)$ 일때이다.⁹⁾

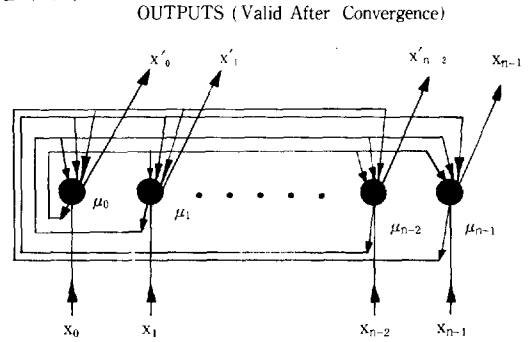


그림 10 Hopfield 모델의 구현

Hopfield Net Algorithm

Step 1. Assign Connection Weights

$$t_{ij} = \sum_{s=0}^{M-1} x_i^s x_j^s, \quad i \neq j$$

$$0, \quad i=j, \quad 0 < i, j < N-1$$

In this Formula t_{ij} is the connection weight from node i to node j and x_i^s which can be $+1$ or -1 is element i of the exemplar for class s .

Step 2. Initialize with Unknown Input Pattern

$$\mu_i(0) = x_i, \quad 0 < i < N-1$$

In this Formula $\mu_i(t)$ is the output of node i at time t and x_i which can be $+1$ or -1 is element i of the input pattern.

Step 3. Iterate Until Convergence

$$\mu_j(t+1) = f_h \left[\sum_{i=0}^{N-1} t_{ij} \mu_i(t) \right], \quad 0 < j < N-1$$

The function f_h is the hard limiting nonlinearity from Fig. 1. The process is repeated until node outputs remain unchanged with further iterations. The node outputs then represent the exemplar pattern that best matches the unknown input.

Step 4. Repeat by Going to Step 2

그림 11 Hopfield 모델의 algorithm

(4) value-passing 시스템

value-passing 시스템은 연속적인 양(수)의 passing이 나 이들 값들에 의한 단순한 산술 연산을 수행함으로써 PE(processing element)들이 통신하는 신경회로망이다.¹⁰⁾

이러한 구조들은 associative memory처럼 구상되어지고, neuro-biological network들이나 processing paradigm 들에 의한 상관 정도에 따라서 특정 지위 진다. 이 예로써는 connection 모델들, interactive activation 모델들, Boltzman machine, 그리고 ACT등이다.

(5) adaptive resonance theory

Boston대학의 Steven Grossberg는 Adaptive Resonance Theory(ART)에 관한 논문을 내고, Gail A. Carpenter와 함께, self-organization model인 adaptive resonance net를 구상했다.¹¹⁾

(6) Boltzman machine

Carnegie-Mellon대학의 Geoffrey E. Hinton과 Johns Hopkins대학의 Terrance J. Sejnowski는 1980년경에 다양한 connection 강도를 갖는 massively parallel network인 Boltzman machine을 구상했다.¹²⁾

그외에도 Direct storage Nearest-Neighbor Model¹³⁾, Spin Glass Model¹⁴⁾, Fuzzy cognitive maps¹⁵⁾, 그리고 Mathematical foundation model¹⁶⁾ 등이 있다.

2.6 시뮬레이션 및 구현

신경회로망 컴퓨터는 현재의 디지털 컴퓨터로써도 시뮬레이션이 가능하고, 이들을 현재의 기술로써 구현이 가능하다.

(1) 시뮬레이션

신경회로망은 일반 디지털 컴퓨터에서 소프트웨어로 시뮬레이션하는 방법이 일반적이다. 이로써 복잡한 뉴우런 시스템의 뉴우런 활동을 이론적으로 예상할 수가 있게 된다. 상품화된 예는 Cyber-205 neuro-computer가 있다.

일반 컴퓨터에서의 시뮬레이션의 단점은 첫째, neuro-computer들은 일상적으로 아날로그 컴퓨터라는 점이다. 따라서 그들은 디지털 컴퓨터에서 시뮬레이션 한다는 것은 오차가 생길 수가 있고, 근원적으로 에러를 유발할 수가 있다. 둘째, 일반 컴퓨터는 순차적인 기계이고, 신경회로망 컴퓨터는 massive parallelism을 구가하는 컴퓨터이다. 따라서 시뮬레이션을 하는 데 속도가 더 늦어

질 수도 있고, 시뮬레이션이 복잡할 수도 있다. 이 문제를 해결 하기 위한 것이 Cambridge, MA의 thinking machine 으로서의 connection machine이라는 massively parallel computer가 있다.

(2) 신경회로망 컴퓨터의 구현

신경회로망은 현재의 VLSI기술인 디지털 VLSI기술을 그대로 이용하거나 아날로그 VLSI기술을 이용하여서 구현한다. 또한 요새 한창 각광을 받는 광학 VLSI기술¹⁷⁾을 이용해서 구현하기도 한다. 한편 일본등에서 한창 열을 올리고 있는 chemical neuron의 구현도 진행 중이다.

3. 결 론

우리는 위에서 여러가지 신경회로망 컴퓨터의 종류에 대해서 알아보았다. 이들 신경회로망 컴퓨터는 인간의 뇌에 기반을 두고 연구한 것들 이었다. associative memory 는 위에서 설명한 바와 같이 그 특성 때문에 인간의 뇌와 비슷한 성격을 띠고 있으므로 신경회로망 컴퓨터는 이 associative memory를 이용해서 구현한다.

신경회로망 컴퓨터의 특성의 하나는 그 자체가 지식 습득이 가능하다는 것이다. 또한 신경회로망 컴퓨터는 일반적인 현재의 패턴 매칭 방식이 수 천만 단계를 거쳐서 수행하는 것을 수 만 단계에서 인간과 흡사하게 한다는 점이다. 이러한 특성 때문에 A.I.에서의 센서처리(sensor processing)에서의 문제, 데이터로부터 지식을 자동 추출해 내는 문제, 그리고 제어 문제등 Heuristic 한 문제를 쉽게 해결 할 수가 있다.

참 고 문 헌

- 1) R.K. Miller, "Neural Networks", S.E.A.I. Technical Publications 1987.
- 2) Teuvo Kohonen, "Content Addressable Memories", Springer-verlag 1987.
- 3) Kim, m.s., and C.C. Guest, "Adaptive 2D holographic associative processor", Proc. of SPIE Int 1. Soc. for Optical Computing 1986.
- 4) Otis Port, "Business Week", June 2, 1986.
- 5) G.E. Hinton, and T.J. Sgnowski, "Neural Network

-
- Architectures for A.I.", 6th Nat. Conf. on A.I., July, 1987.
- 6) R.P. Lippman, "An Introduction to Computing with Neural Networks", IEEE ASSP., April, 1987.
 - 7) J.Z. Young, "The Memory System of the Brain", 1966.
 - 8) Teuvo Kohonen, "Self-organization.
 - 9) Hopfield J., "Neural Networks computational abilities", Proc. Nat. Academy Sci., USA, vol-79, pp. 2554-2558, 1982.
 - 10) Reggia, I.A., "Virtual lateral inhibition in parallel activation models of associative memory". Proc. of IJCAI, pp. 244-248, 1985.
 - 11) Gail A. Carpenter, and Stephen Grossberg, "A Massively Parallel Architecture for a Self-Organizing Neural Pattern Recognition Machine," CVGIP, vol 37, p.54-115, 1987.
 - 12) D.H. Ackely, G.E. Hinton, and T.J. Sejnowski, "A Learning Algorithm for Boltzmann Machines," cognitive science, p.147-169.
 - 13) Bruce L. Montgomery, and B.V.K. Vijaya Kumar, at Carnegie Mellon Univ.
 - 14) Philip Anderson, Joseph Henry Lab. at Princeton Univ.
 - 15) Kim, M.S., and C.C. Guest, "Adaptive 2D Holographic Associative Processor," Proc. of SPIE Int'l. Soc. for Optical Computing, p.174-178, 1986.
 - 16) Goles, Eric, and G.Y. Vichniac, "Lyapunov Functions for Parallel Neural Networks," in Neural Networks for Computing, AIP Conference Proceedings 151 of Physics, p.165-181, American Inst.
 - 17) Psaltis, D., "Optical Realizations of Neural Network models," Proc. Int'l. Opt. Computing Conf, SPIE Vol.700 IOCC p.278-282.
 - 18) G.E. Hinton, J.A. Anderson Parallel Models of Associative Memory, LEA, 1981.
 - 19) W.S. McCulloch, and W.H. Pitts, "A logical calculus of ideas immanent in nervous activity," Bulletin of Math. Bio., 1943, 5, 115-133.
 - 20) J.V. Neumann, First draft of a report on the ED-VAC, June 30, 1945, In B. Randall (Ed), The origins of digital computers: selected papers.