

신경 회로망의 원리와 이론적 배경

이종호

인하 대학교 전기공학과

Principles and Background of Neural Networks

Chong Ho Lee

Department of Electrical Engineering, Inha Univ.

ABSTRACT

This introductory talk of neural networks broadly covers the concepts, basic theory and some example problems. Neural network methods are compared with the AI technology. The structure, functionality as well as learning paradigms of the neural networks are introduced.

요즘엔 신경회로망에 대한 소개나 전망등이 신문이나 잡지에도 종종 오르내리지만 불과 몇해전만해도 대학에서 신경회로망에 관한 세미나공과가 불게되면 공학이나 컴퓨터를 전공하는 사람들조차도 이것은 의학, 또는 신경생리학에 관련된 세미나일것이라 여기는 일이 종종 있었다. 신경회로망의 개발에 대한 시도는 디지털 컴퓨터와 거의 때를 같이 하지만 세계적으로는 80년대 후반 이래로 그 효용성이 부각되기 시작하였으며 수많은 과학자들이 오늘날 이 새로운 분야의 가능성에 심혈을 기울이고 있다. 그러면 이처럼 전문가 뿐만 아니라 일반인들에게도 호기심을 불러일으키고 있는 신경망이란 무엇인가? 이 강좌에서는 그 특성과 구조와 동작원리에 대하여 살펴보기로 하자.

1 신경회로망과 AI

신경회로망이란 생명체의 신경조직으로부터 착안하여 모델화한 정보처리 시스템으로서 단순한 소자들의 병렬, 분산 연결구조를 갖고 있으며 외부로부터 받아들이는 입력에 의하여 동적반응(Dynamic state response)을 일으킴으로서 필요한 출력을 생성시킨다. 신경회로망 연구자들은 생체신경계통구조를 모방한 인공신경회로망을 만들어서 생명체의 특수한 정보처리기능을 부분적이거나 모방하고자 하는 의도에서 신경회로망을 개발 응용하려하고 있다. 그러나 신경회로망의 개발이 인공두뇌를 만드는것을 의미하지는 않는다. 두뇌에 대해서는 구조와 작용원리등이 피상적인것 외에는 잘 알려져 있지않다. 신경회로망은 단지 종래의 디지털 컴퓨터가 von Neumann식의 시퀀셜 연산에 국한됨으로서 오는 기능상의 한계를 극복하기위한

또다른 시도이며 아직은 지능을 구현하기에는 초보단계에 불과하다고 보아야 할것이다. 이런의미로 볼때 신경회로망이라 부르기 보다는 PDP(parallel distributed processing : 병렬 분산 처리)시스템 혹은 신경형(neuromorphic)시스템이라 부르는것이 타당할지도 모른다. 그러면 우리가 흔히 말하는 지적능력(Intelligence) 이라는것이 무엇인지에 대하여 생각해 보자. 필자가 인공지능 강연회에 참석했던적이 있다. 그 강연회의 연사(Michelle Yoon Kim)는 청중들에게 '지능'은 어떻게 정의될수 있는냐고 말했을때 여러 사람들이 제각기 의견을 내놓았고 그 대부분 타당해 보였다. 그들의 정의를 몇가지 추려본다면 대강 다음과 같다: 스스로 판단하는능력, 언어구사능력, 문제풀이능력, 기억능력, 유추능력, 산술능력, 등. 나는 지능을 한마디로 이렇게 함축해서 표현하고 싶다. '하나를 배우면 열을 아는 능력'. J. Albus는 또한 '지능이란 불확정한 환경하에서 적절히 행동하는 능력'이라 말하였다. 물론 여기서 행동이라함은 판단을 포함한다. 한편, 지능이 아닌것의 예를 들어보자. 백과사전에는 많은 지식이 수록되어있지만 백과사전이 지능이 있다고 말하는 사람은 없다. 주판이 산술연산을 도와주고 실생활에 편의를 제공해 왔지만 이것역시 사용자의 지능을 그 수행속도면에서 지원하고 보조해주는 도구일 뿐이다. 이러한 개념을 연장한다면 디지털컴퓨터는 그 생성조기로 부터 컴퓨터불한 문제를 가지고 정해진(deterministic) 법칙을 유한회수 만큼 순차적으로 적용시켜서 결과를 얻어내는 장치라는 개념에서 볼때 지능적 장치라 할 수 없다. 앞서 말한 지능의 정의를 좀더 체계적으로 요약한다면 학습과 적응과 추정(Inference)이라 할 수있고 이들은 지적진화(知的進化)의 요건이 된다. 컴퓨팅 장치의 개념적 모델을 제시한바 있는 Alan Turing이라는 영국의 수학자는 지능형 컴퓨터를 다음과 같이 정의 하였다. 커튼 뒤에 한편에는 사람용, 다른편에는 컴퓨터를 가려놓고 그 앞에서 어떤사람이 여하한 질문을 던지면 그들의 반응(즉 답변)을 듣고서 어느 쪽이 사람이고 어느쪽이 컴퓨터인지를 쉽게 판단 내릴 수 없다면 그 컴퓨터는 지능형이다. 물론 온성에 의한 구별이라면가 지식의多少를 가지고 판단하지 않는다는 전제 이리라.

사람의 근육을 편하게 하기위하여 기계가 발명되었다고 한다면 사람의 두뇌활동을 돕기위하여 컴퓨터가 개발 되었다고 할 수 있다. 초보적 계산장치의 개발은 이미 17세기부터 이루어졌으며 근대에 오면서 수치연산뿐 아니라 논리연산까지 행하는 컴퓨터 모델로 발전한다. 이것이 전자장치화한 1940년대 이래 소위 디지털 컴퓨터는 비약적인 발전을 거듭하여 컴퓨터는 만능이라는 인식을 가져다 주었으며 현재 인공지능의 구현과 실용화를 목표로 하는 제 5세대 컴퓨터가 개발과정에 있다.

이와는 별도로 앞서 언급한 지능의 요건을 지닌 새로운 구조의 제 6세대 컴퓨터 프로젝트가 추진되고 있으며 이의 핵심 프로세서는 신경회로망이 될것이며 제5세대와는 달리 병렬처리와 스스로 학습하는 능력을 지님으로써 또다시 컴퓨터의 새로운 역할에 기대를 모으게 되었다. 그러면 제 5세대형 컴퓨터에서 말하는 AI와 제6세대 컴퓨터가 추구하는 지능형 정보처리는 어떠한 차이가 있는지 알아보자. 그구조상 차이는 뒤에서 설명하기로 하고 기능적 차이를 말하자면 전자가 인간 좌측뇌의 역할을 추구하고 있다면 후자는 인간 우측 뇌의 기능을 모방하고자 한다. 알려진 바에 의하면 좌측뇌는 시퀀셜 논리 연산과 법칙의 적용, 산술계산등 비교적 단정적인(deterministic) 기능을 담당하는 반면 우측뇌는 병렬처리 능력과 형상인식, 직관력, 움직임의 제어등의 역할을 담당한다. 즉 현재 보편화된 디지털 컴퓨터는 좌측뇌의 특징적 기능을 수행하는 성능이 있으나 그기반을 이루는 아키텍처로 인하여 패턴이나 공간 인식, 언어 구사능력에 있어서는 매우 초보적인 기능이상을 기대하기 힘들다. 이에 반하여 신경회로망의 학습능력과 연상기억능력은 우측뇌의 특징적 기능을 어느정도 보완해 주리라 기대된다. 이러한 배경에서 새로운(소프트웨어 뿐아니라 하드웨어 구조까지) 정보처리 시스템의 필요성에 공감하게 되었으며 신경 회로망에 대한 연구가 본격화 되고 있는것이다. 후자는 AI 테크놀로지와 신경회로망 테크놀로지가 서로 경쟁적또는 대응하는 기술로 평가 하고 있으나 전술한 바와 같이 이들 두 테크놀로지는 상호 보완적으로 인공지능 시스템을 구성할수 있다고 보아야 한다.

인공지능에 대한 일반의 기대와 인식과는 달리 Michelle Y. Kim과 같은 AI 연구자들의 정의는 사뭇 한정적이다. - AI는 현재의 (디지털) 컴퓨터의 능력이 사람의 능력보다 뒤지는 분야에서 컴퓨터의 활용성을 높이고자 추구하는 연구이다. 이렇게 볼때 다양한 지적능력이라는 면에서 컴퓨터가 인간의 두뇌를 추월할것을 기대하지는 않는다.

2 신경망의 기능과 구조

신경회로망이라고 하는 정보처리기술의 출현은 보다 지능적인 컴퓨터의 개발을 추구하는 많은 과학자들을 자극 하였고 기존의 von Neumann 방식의 컴퓨터의 보완 수단으로 기대를 모으게 하였다. 우리가 일반적으로 신경회로망의 범주에 포함시키는것에도 여러가지 모델이 있으나 우선 이들의 공통적인 특징을 기술 하여 보면 첫째 병렬 분산 처리 방식으로 데이터를 처리 한다는 점이

다. 하나의 연산 장치에 의하여 한번에 한가지의 연산식을 순차적으로 수행하는 디지털 컴퓨터의 정보처리 방식과 달리 신경회로망은 수많은 뉴런(neuron)에 분산저장 되는 정보가 동시에 병렬 처리 된다. 이와 같은 대규모 병렬 연산에 의하여 정보를 처리 함으로써 영상과 같은 2차원의 데이터에 대하여도 거의 즉각적으로 처리가 가능하게 된다. 두번째 특징으로는 연상기억능력을 들수 있다. 일반적인 정보 저장의 매체는 대부분 어떠한 내용의 정보가 어느곳 (번지수:address) 에 저장되어 있다는것을 알고 그것을 찾아 내게 되어 있다. 그러나 우리가 어떤 배우의 사진을 보고 그가 출연 했던 영화의 장면을 떠올린다던가 시현에 임해서 전날 공부 했던 내용중 문제와 관련된 지식을 기억해 내는 방법은 address 라고 하는 저장 장소를 알고서 찾아내는 것이 아니다. 내용의 일부 또는 관련된 암시를 가지고 전체를 찾아내는 이른바 CAM (content addressable memory) 방식 이다. 이와 같은 기억장치는 그동작 원리로 연상작용 (association)을 수반 할수 있다. 즉 기억되어있는 데이터와 유사한 입력정보가 들어 오더라도 그것을 확률적 근사화하여 용도에 적합하게 사용 한다. 이러한 기능이 신경망의 기억방식의 특징이라 할수 있다. 근사화 처리라 함은 입력데이터에 포함될수 있는 잡음에 강하다 (noise-immune)는 것을 말한다. 또한 연상작용과 앞서 말한 분산 저장의 특징에 의하면 하드웨어 상의 다소간의 고장에 대해서 덜 민감해진다는것을 쉽게 예상할수 있을것이다. 즉 신경망의 세번째 특징으로는 고장 극복(fault-tolerance)을 들수 있다. 사람의 뇌는 매일 수천개의 신경세포를 잃는다고 한다. 그럼에도 불구하고 일상적인 일에 거의 불편을 느끼지 않고 생활할수 있는 것은 이때문일것이다. 신경망의 특징중 마지막으로, 그러나 가장 강조해서 꼽고 싶은것은 학습 능력이다. 학습원리에 대해서는 뒤에서 다시 언급 되겠지만 신경망에서의 학습이란 자극과 응답에대한 한정된 경험을 일반화 함으로써 차후에 필요할때 적절한 해답을 구할수 있는 상태를 형성하는 것이라 할수 있다. 이와 같이 스스로 정보를 체계화 하는 (self-organizing) 능력이 없으면 비록 한정된 대상 분야에 있어서라도 지능을 구현 한다고 할수 없을 것이다.

그러면 이와 같은 특징을 가능케 하는 신경망의 구조는 어떠한가? 신경회로망을 이루는 기본소자(primitives)가 되는것으로 신경세포(neuron)와 연결부(synapse)가 있다. 여러 모델들은 이들간의 결선 방식과 학습 법칙에 따라 구별된다. 뉴런이란 생체의 신경세포와 마찬가지로 인접한 많은 뉴런으로부터 입력 신호들을 받아서 하나의 결론(正 또는 否)을 출력한다. 시냅스는 뉴런의 출력을 받아서 이에 저장 되어 있거나 공급되는 가중치를 곱해서 다른 뉴런으로 보낸다. 이때의 가중치(weight)를 연결 강도라고 부른다. 뉴런의 출력은 그뉴런에 연결된 모든 뉴런의 출력값 또는 외부로부터의 입력값에 해당 가중치를 곱한값들을 모두 더해서 뉴런의 전달 함수를 통과 시킴으로 얻어진다.

$$Y = f \left(\sum W_i X_i + B X_0 \right)$$

i=1

이러한 작용을 간단한 신경망 모델에 대하여 아래의 구성도에 표현 하였다.

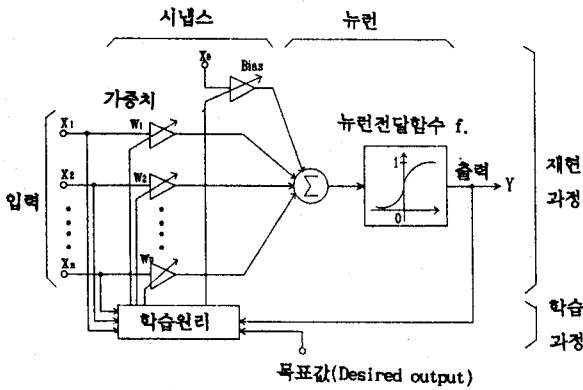


그림 1 간단한 신경회로망의 구조

여기서 설명한 입력력간의 연산이 신경회로망의 재현 과정이며 적절한 가중치의 값을 구하는 과정이 학습과정으로써 여러가지 방법들이 있을수 있으나 앞의 그림에서 보여 주는것은 표본의 입력 출력 데이터를 사용하여 표본에 속하지 않는 입력패턴에 대한 가장 적절한 출력이 나오수 있도록 가중치(\$W_i\$)를 점진적으로 선정하는 과정이다. 그림 1은 단층 feedforward 신경망의 경우이나 그밖에도 다수의 뉴런층을 연속하여연결할수 있으며 귀환 루우프의 결선방식에 따라서는 feedback, recurrent 또는 lateral결선을 포함하는 모델들이 제안되고 있다. 그림 2는 여러가지 모델에서 가능한 결선 방식을 설명하고 있다.

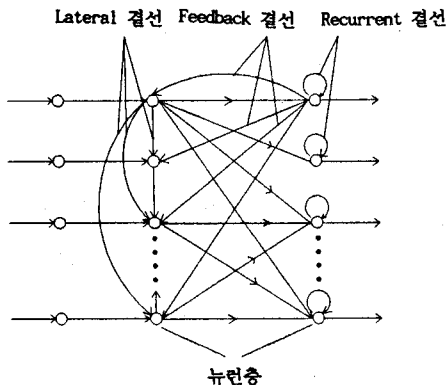


그림 2 여러가지 결선 방식

3. 동작 원리

이절에서는 신경회로망의 대표적인 두가지 모델에 대하여 간단한 예제를 들어 그 동작원리를 설명하고자 한다. 첫째로 패턴인식을 구현하는 예를 들어 보자. 두개의 2진 입력신호가 서로 상반 될때 (즉 1 0 또는 0 1) 출력으로 1을 생성하는 다층 신경회로망은 그림 3와 같이 구성할수 있다.

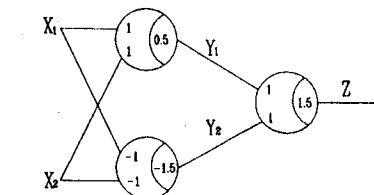


그림 3 Exclusive-OR 연산을 행하는 신경 회로망

이들의 동작을 식으로 표현하면

$$X_1 + X_2 \geq 0.5 \text{ 이면 } Y_1 = 1$$

$$\text{즉 논리 연산 표현으로는 } Y_1 = X_1 + X_2$$

$$-X_1 - X_2 \geq -1.5 \text{ 이면 } Y_2 = 1$$

$$\text{즉 } Y_2 = \bar{X}_1 + \bar{X}_2$$

$$\text{또한 } Y_1 + Y_2 \geq 1.5 \text{ 이면 } Z = 1$$

$$\text{즉 } Z = Y_1 Y_2 = X_1 \bar{X}_2 + \bar{X}_1 X_2$$

가 되어 \$Z\$는 \$X_1 X_2\$의 Exclusive-OR 연산을 출력하게 된다. 이러한 연산을 2차원 평면상에 표시하면 아래 그림에서 빗금친 영역 내에 속하는 \$(X_1, X_2)\$에 대하여 출력을 1로 발생하는 패턴 분류기능임을 알수 있다. 이와 같은 방법에 의하면 각종의 뉴런수를 증가 시킴에 따라서 보다 다양한 패턴도 인식할수 있게 된다.

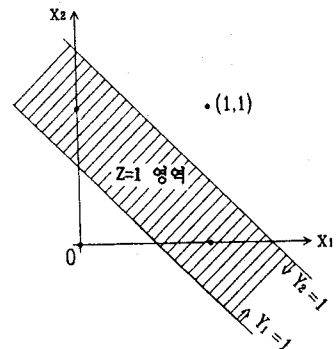


그림 4 2층 신경회로망에 의한 패턴 분류

두번째 예제는 귀환 결선형 모델중에서全般결선(Fully-connected)인 Hopfield 회로망의 예를들어 신경회로망의 모하나의 특성인 에너지 최소화 기능을 설명하고자 한다. 그림 5는 3개의 뉴런으로 구성된 Hopfield회로망이다. 각연결부의 \$W_{ij}\$는 \$i\$번째의 뉴런출력에 곱해서 \$j\$번째 뉴런의 입력으로 더해져 들어가는 결선강도를 나타내며 각 뉴런 \$V_i\$는 문턱(threshold)값 \$T_i\$를 갖고 있다고 하자.

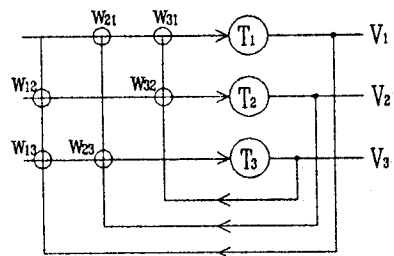


그림 5 3뉴런 Hopfield 회로망

$$\text{그러면 } V_i = \begin{cases} 1 & \text{if } \sum W_{ij} V_j \geq T_i \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

여기에 다음의 \$W\$ 값들과 \$T\$ 값들을 적용 하면 이회로의 출력 상태는 그림 6과 같이 천이 한다.

$$\begin{aligned}
 W_{12} = W_{21} &= -0.5 & T_1 &= -0.1 \\
 W_{13} = W_{31} &= 0.2 & T_1 &= 0 \\
 W_{23} = W_{32} &= 0.6 & T_3 &= 0
 \end{aligned}$$

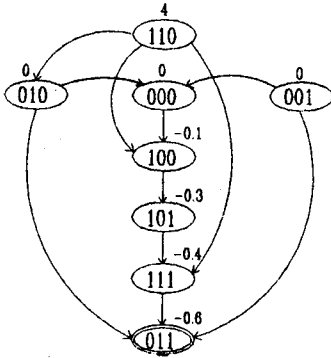


그림 6 주어진 Hopfield 회로망의 상태 전이도

J. Hopfield는 그의 회로망에서 에너지를 다음과 같이 정의 하였으며

$$E = -\frac{1}{2} \sum_{i,j} W_{ij} V_i V_j + \sum_i V_i T_i$$

또한 그 에너지는 회로망의 모든 상태 변화에 대하여 단조 감소 함을 보였다. 그림 3.6의 각 상태위에 표시된 숫자는 그 상태 (state)에서의 에너지값이며 앞의 문제에서 실제로 에너지 값이 단조 감소하여 최소치 -0.6에 도달했을때 회로망은 011의 안정 상태를 유지하게 됨을 알수 있다. 다시 말하면 적절히 주어진 W와 T의 값에 의하여 Hopfield 회로망은 어떠한 초기값에서 시작 하더라도 일정시간내에 에너지 최소점에서 안정상태에 도달한다. (동작상태가 상태전이도로서 나타나지만 시뮬레이션에서는 동작원리가 전혀 다르다는 점에 유의). 이러한 특성에 의하여 Hopfield 회로망은 기존의 알고리즘으로는 계산량이 너무커서 최적해를 구하기 어려운 (NP-hard 또는 combinatorial optimization) 문제들의 실시간 풀이에 사용 될수 있다.

4 학습 원리

생명체는 학습과 적응의 능력을 지니고 있다. 그러면 비생명체 (기계 또는 컴퓨터)의 학습은 어디까지 가능하며 어떻게 설명 할수 있을까? 앞서서 신경망의 학습 능력을 여러번 강조 한바 있다. 학습이라는 용어에 대해서 누구나 각각의 개념을 갖고 있겠지만 쉽게 생각 하기 위해서는 쥐의 미로 실험에서의 학습을 연상 하면 되겠다. 즉 경험을 바탕으로 사물을 인식하고 사건을 터득 하는 것이다. 학습(learning)을 대영 백과 사전(Britanica)는 다음과 같이 정의 하고 있다.

‘환경과의 상호작용 즉 외부로부터 자극에 대한 새로운 반응 패턴을 형성 하게 하는 경험의 결과로 인하여 초래되는 행위의 변형’

이러한 정의에 의하면 학습은 단순히 암기에 의해서 이루어 지는 것이 아니고 경험적 유추능력을 필요로 하고 있다. 이 정의에 의해서 신경회로망의 학습 작용은 잘 설명 될수 있다. 즉

기계적인 관점에서의 학습은 첫째 주변으로부터의 자극과 그에 의한 반응 패턴에 관한 경험적 정보를 필요로 하며, 둘째 그 데이터로부터 신경망 내부의 상태 변화를 (점진적으로) 일으켜서 경험적 지식 기반을 형성 하며, 셋째 필요시 적절한 대응(입력에 따른 출력이 생성)을 가능케 한다. 이상의 학습과정에 대한 설명은 국민학생이 학교에서 학습 하는것중 예를 들면 곱셈 법칙, 영문법, 기하학 정리 등과 같은 엄밀한 (rigid) 지식이 포함되어 있지 않음을 유의 하여야 한다. 이러한 지식은 신경회로망에 의존하기 보다는 학습있는 사람 또는 잘 프로그래밍된 디지털 컴퓨터에 맡기는것이 현명하다. (곱셈이 집을 찾아가는데 곱셈 법칙이 필요 없는것이다.) 신경회로망에 있어서의 학습 원리를 한마디로 말한다면 경험의 일반화로 부터 지능이 형성되는것이라 하겠다. 즉 Bottom-up 방식 이다. 반면 디지털 컴퓨터를 이용하는 AI에서의 지능구현 방법은 실용 문제별의 원리 적용에 의한다고 하겠다. 즉 Top-down 방식이다. 이를 위하여는 누군가가(知的인 사람) 원리를 법칙화 시켜서 컴퓨터에 기억 시켜야 한다. 전문가 시스템(Expert System)에서의 지식 기반(knowledge base)이 이에 해당한다. 광범위한 관점에서 본다면 컴퓨터에 의한 문제의 풀이 방법은 입력 도메인에서의 데이터와 출력도메인 데이터간의 사상(寫像, mapping)과정이라 할수 있다. 신경회로망에 의한 패턴 매칭도 결국 사상에 속한다고 할수 있다. 다만 간절한 사상의 원칙을 찾기 어려운 경우 즉 비선형성 또는 非모델화동정이 포함되어 있는 문제의 풀이에는 신경회로망에 의한 경험적 근사적 사상이 효과적이다. 신경회로망의 동작이 생물학적 동기에서 발현된 근사적 사상 방법이라고 할때 통계학적 사상과는 성능상 어떠한 차이가 있는가를 언급할 필요가 있겠다. 두가지 모두 불충분한 입력 정보로부터 최선의 결론을 얻어 낸다는점에서 공통이나 신경회로망은 통계학적 방법보다 더 적은 표본을 필요로 하며 수행속도가 빠르므로 유사한 성능을 전체로 할때 경제성이 높다고 한다. 신경회로망의 학습 원리에 대하여 D. Hebb 은 1949년 다음과 같이 언급 하였다. 하나의 신경 세포가 다른 신경 세포에 연결 되어 있으면서 계속적으로 그세포의 發動(firing)에 기여 한다면 그 두 세포간의 결속력(상호 영향력)의 효율을 증가 시키기 위한 신진대사의 변화가 일어 나게 된다.

이 현상을 수식으로 표현 한다면

$$W_i(t+1) = W_i(t) + C X_i(t) Y(t)$$

가 되겠다. 그림 7 과 같이 n개의 뉴런이 m개의 (앞의 n개중 일부를 포함해도 좋음) 뉴런상태에 영향을 미친다고 할때 학습과정이란 알려져있는 여러쌍의 벡터 (X_k, Y_k)로부터 이들을 모두 만족 시키는 연결 강도 n x m 매트릭스 W를 구하는 일이다.

재현(Recall) 과정이란 X와 W로부터 Y를 구하는 과정으로서 Y = WX 에 의하여 항상 구해진다. 반면 P쌍의 (X, Y)로부터 W를 구하는 일은 일반적으로 불확정성(Indeterministic) 알고리즘이 된다. 그러나 P개의 입력 벡터가 서로 직교(orthonormal) 한다면

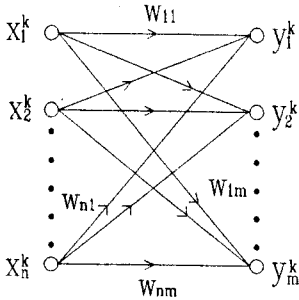


그림 7 뉴런간의 상호 연결

W_{ij} 는 Hebb의 법칙에 의하여

$$W_{ij} = \sum_{k=1}^P X_i^k Y_j^k \text{ 이 되며}$$

충분한 P가 주어진다면 학습 되지않은 패턴 입력에 대해서도 연상 재현이 잘 이루어지게 된다. 이에대한 예로서 다음의 X→Y 사상을 행하는 신경회로망의 연결강도를 학습 룰에 의하여 계산 하여 보자.

$$\begin{aligned} X_1 &= (1 -1 -1) & Y_1 &= (-1 -1 1) \\ X_2 &= (-1 1 -1) & Y_2 &= (-1 1 -1) \\ X_3 &= (-1 -1 1) & Y_3 &= (1 -1 -1) \end{aligned}$$

$$W = \sum_{k=1}^3 X_k Y_k^T \text{ 에 의하면}$$

$$W = \begin{bmatrix} -1 & -1 & 3 \\ -1 & 3 & -1 \\ 3 & -1 & -1 \end{bmatrix} \text{ 이 된다.}$$

재현과정은 입력 $X_i = (-1 \ 1 \ -1)$ 에 대한 출력 $Y_i = F(X_i W) = F(-3, 5, -3) = (-1 \ 1 \ -1)$ 로서 학습시킨 사상을 행한다. 단 뉴우런 전달함수 F는 문턱(threshold)함수이다.

Hebb의 가설에서부터 여러가지의 학습법칙들이 제안되고 있으며 그중에서 델타룰(Delta Rule)을 소개하면: 연결강도 W는 현재의 출력과 목표치와의 차이 (오차)를 줄이는 방향으로 조절된다.

$$\begin{aligned} \text{즉 } W(t) &= W(t-1) + cE(t)X^T(t) \\ E(t) &= t(t) - W(t-1)X(t) \\ t(t) &= \text{목표 출력값} \end{aligned}$$

델타 룰은 가중치 공간에서 오차를 줄이는 방향으로 이동하는 gradient descent을 구현하게 된다.

$$\Delta W_{ij} = \frac{dE_i}{dW_{ij}}$$

델타 룰의 개념을 다층 신경회로망에 확대 적용시키려면 어떻게 변형되어야 할까? 다층신경회로망의 출력과 목표 값과의 오차에 의하여 출력층의 연결강도는 정해진다. 그러나 출력층이 아닌 은둔층(hidden layer)의 경우 목표 값이 지정되지 않으므로 오차가 직접산출되지 않는다. 이 경우 은둔층의 연결강도를 산출해 내는 방법으로서 잘 알려진 오차 역전파(Error Back-Propagation) 학습방법이 있다. 은둔층의 연결강도를 산출하기

위하여 은둔층 출력의 오차값 대신에 출력층 오차와 출력층 연결 강도의 곱을 사용하여 델타 룰을 적용시킨다. 즉

$$W_b(t) = W_b(t-1) + c(E_o(t)W_o(t))X_b^T(t)$$

이와 같은 방법으로 출력층으로 부터 입력층에 이르는 모든 은둔층의 연결강도를 오차 역전(Back-propagate)시켜가며 구하게 된다. 이상에서 설명된 학습 방법 이외에도 변형된 여러가지 학습룰들이 있으며 응용분야에 따라 그 효용성이 다르게 평가 된다.

5 신경회로망의 한계

지금까지 신경회로망의 우수성과 장미빛전망에 대하여 이야기 를 했으나 비판적인 시각 또한 없는것은 아니다. 인공 신경회로망의 개념이 논리의 원지 수십년이 지나서야 실용가능성이 입증 되고 연구부자가 본격적으로 이루어 졌다는 사실만 보더라도 그간의 연구 개발 노력의 어려움을 엿볼수 있겠다. 그러면 신경회로망 연구에 어떤 어려움이 있는가에 대하여 이야기 해보자. 신경회로망은 개발 초기 부터 이론 보다는 비교적 개념적 타당성에 의거한 구현에 치중 되었다고 할수 있다. 그럼으로써 간간이 성공적 응용사례가 보고 되었다고 하더라도 논리의 보편화에 공감을 구하지 못하였다고 여겨진다. 근래에 와서 신경 회로망에 대한 이론적 분석이 여러 면에서 연구 되고 있는것은 바람직한 일이라 하겠다. 80년대 와서야 신경회로망에 대한 세계적 관심이 일어나게 된데는 크게 보아서 두가지 원인을 들수가 있다. 첫째는 전통적인 AI연구에 대한 기대이다. 즉 AI테크놀로지에 의하여 지능적 시스템이 기대하는 만큼 충분히 구현 되리라 믿었다. 둘째는 신경회로망 하드웨어 구현기술의 부족 이었다. 즉 신경회로망의 구조적 특성상 종전의 디지털 로직으로 보다는 전용 VLSI Chip에 구현 될때 그의 기능상의 장점들을 충분히 실현하게 된다. 80년대 이래의 VLSI 기술의 급속적인 발전은 실용성 있는 규모의 신경 회로망을 하나 또는 수개의 Chip 상에 구현 할수 있다는 가능성을 제시 하였고 그렇게 되면 산업 기술 또는 가전제품에서 신경회로망의 정보처리 능력을 활용하기가 용이해 진다.

신경회로망은 어디까지나 단일 정보처리용 회로 이다. 그러므로 주어진 문제를 전체적으로 파악하고 동시에 병렬로 처리 한다는것이 장점이 되는 반면 디지털 컴퓨터와 같이 작업을 시간적, 공간적으로 세분화 함으로써 하나의 시스템이 다양한 문제를 취급 할수 있다는 범용성 면에서는 큰 제약이 주어진다. 보다 실질적인 문제점으로도들수 있는것은 풀이 결과를 타당하게 입증할 수 없다는 점과 계산에서의 부정확성 이다. 이들 문제점들은 연상 재현 능력에 대한 반대 급부로 나타나는 현상이라 할수 있다. 즉 안정성(stability)대 유연성(plasticity)의 컴플렉스이다. 이들의외에도 학습 과정의 어려움과 정규화된 설계절차의 부재등을 문제점으로 지적 할수 있겠다.

최근 5년 이래 신경회로망에 대한 관심과 연구는 실로 대단한 것이었으나 한때 반짝 했던 실용성 없는 분야라 평하는 사람도 있다. 그러나 앞서 설명한 지능적 특성을 구현할 별다른 방법이 제시 되지 않는한 신경 회로망에 대한 연구는 인간 생활을 보다 편하고 안전 하게할 많은 자율적(autonomous) 시스템의 구현을 향하여 계속 될것이다.