

인공신경회로망 기술과 응용

Artificial Neural Net Technology and Application

黃 憲*

H. HWANG

I. 서 언

최근, 인간의 두뇌세포가 갖는 구조와 기능에 근거하여 신경회로망(Neural Network)의 구조와 기능을 연구하고 또한 이를 대상직업에 능률적으로 적용하고자 하는 움직임이 생물학, 심리학, 물리학 분야를 위시하여 공학 전 분야에 걸쳐 활발히 추진되고 있다. 이러한 움직임을 뒷받침 하는 주요인은 기존의 디지털(Digital) 컴퓨터로는 해결하기 힘든 다양한 문제들을 신경회로망은 내재한 새로운 형태의 정보처리 기능에 의거 상대적으로 손쉽게 해결할 수 있다는 점이다. 신경회로망이 갖는 새로운 정보처리 기능의 근간은 인간이 일상적으로 행하는 여러 일들, 예로 친근한 얼굴의 인지, 일상대화의 이해, 자연스러운 동작, 읽기 쓰기 등에서 보여주는 인간의 두뇌세포가 갖는 정보처리 구조와 기능에 있다. 최근의 활발한 연구열기는 컴퓨터 관련 기술의 진보와 아울러 뇌의 구조와 기능에 대한 심도있는 연구 축적으로부터 기인한다.

신경회로망은 일종의 계산능력을 가지는 컴퓨터 기억소자들의 집합으로 볼 수 있으며, 프로그래밍이나 알고리즘에 의존하지 않고 대상의 변이에 적응해가며 연계(Association)와 유사성

(Similarity)의 기능들을 수행한다. 기존의 Von Neuman 컴퓨터와는 전혀 다른 정보 처리 과정과 구조 하에서 신경회로망은 연계추론(Associative Reasoning), 학습(Learning), 병렬분산처리(Parallel Distributed Processing), 일반화(Generalization) 등의 특성을 가지며 인간 두뇌세포의 주요기능을 효과적으로 모방한다. 이같은 성질을 이용하여 현재 여러분야에서 신경회로망이 성공적으로 응용되고 있다.

어떻게 두뇌가 대상을 인지하고 이해하며, 대상간의 연계성을 추출하고 또한 학습과 추론 등의 기능을 수행하는 가를 이해하기 위해서 우리는 다음 사항을 생각 할 수 있다. 우선 일련의 계산이 어떤 구조하에서 조직(Organization)되고 수행이 되는가 그리고 신경회로망의 하부 요소가 어떻게 구체적으로 계산능력을 갖게 되는가 하는 것이다. 이와 같은 두뇌 구조와 기능에 관한 연구는 두가지 분야로 나뉘어 각각 발전되었는데, 하나는 생물학적(Biological) 모델링에 의거하여 뇌세포의 생물학적 정보처리와 행동양상을 규명하는 것을 목적으로 다른 하나는 기술적(Technological) 측면의 모델링으로서 새로운 계산 기법을 창출하는데 유효한 개념의 추출을 목적으로 한다. 후자의 연구는 실제 세포생물학

* 성균관 대학교 농과대학 농업기계공학과 조교수

적으로는 불가능한 개념 또는 정보흐름을 설정하여 계산능력을 산출하거나, 미처 알지 못하는 생물학적 구조와 기능을 단순화하여, 주어진 문제를 효과적으로 해결하기도 한다.

최근의 다각적 연구 동향은 후자에 그 중심을 두고 있으며, 연구 개발되어진 신경회로망의 실질적 적용연구가 그 중요성을 더해가고 있다. 이는 컴퓨터 모의시험, 수학적 분석 등 과 아울러 실제 작업에 성공적으로 적용하여 효용성을 입증하는 것이 신경회로망 기술개발의 지속적 추진에 필요불가결하기 때문이다. 위에 언급한 생물학적 신경회로망과 구분하기 위하여 계산기능에 중점을 둔 후자의 것을 인공신경회로망(Artificial Neural Net)이라고 한다. 순차적(Sequential) 정보처리에 의거한 Von Newman 컴퓨터를 사용하여 알고리즘과 규칙(Rule)을 근거로 발전해 온 인공지능(Artificial Intelligence) 기술과 구분하여서 인공신경회로망을 자연지능(Natural Intelligence) 기술이라고도 한다. 그밖에 신경회로망과 유사하게 사용되는 이름들로 신경컴퓨터(Neurocomputer), 연결시스템(Connectionist System), 병렬분산처리기(Parallel Distributed Processors), 학습적응시스템(Adaptive Learning System), 조합결정회로(Collective Decision Circuits)등이 있다.

인간의 두뇌는 100억개가 넘는 뇌세포들로 이루어져 있고 각 뇌세포들은 약 1,000에서 100,000개의 다른 뇌세포들과 연결되어 있다. 단위 뇌세포의 정보처리 속도는 거의 1/100에서 1/1000초 정도이며 이러한 단위 뇌세포는 초병렬적(Massively Parallel)인 망(Net)을 이루고 있다. 단적인 예로 인간이 눈을 통하여 대상을 인식하는데 약 0.2초가 소요되는데 처리 속도가 10^6 초 단위의 실리콘(Silicon) 칩(Chip)으로 이루어진 현재의 컴퓨터는 이러한 작업을 하는데 상당량의 CPU시간을 소요하며, 때로는 대상 인식이 불가능한 경우마저 있다. 인간의 경우, 단위세포의 시각 처리 속도에, 기준하면 약 200스텝(Step)으로서 이러한 인식 작업이 끝나게 되는데 이는 초병렬적 정보처리에 의하지 않고는 불가능하다.

일반적으로 뇌세포는 그림 1에 나타나 있듯이 크게 수상돌기(Dendrites), 핵(Nucleus)을 포함하는 세포체(Soma), 접합부(Synapse), 축삭돌기(Axon)의 네 부분으로 이루어져 있다. 신경회로망의 단위처리 요소는 단위뇌세포와 유사한 기능을 수행하므로 뇌세포 각부의 기능을 살펴보는 것은 신경회로망의 이해에 도움이 된다. 수상돌기는 신경다발로서 입력회로를 구성하며 머리카락 모양으로 뻗은 세포체의 연장부이다. 접합부를 통하여 수상돌기는 다른 뇌세포로부터 자극(Excitation) 또는 억제(Inhibition) 신호들을 받아들인다. 세포체는 입력신호들을 시간에 따라 축적하고 언제, 어떻게 입력에 대응하여 반응할 것인가를 결정하는데 이 세포체가 정보처리 기능을 담당하게 된다. 축삭돌기는 출력회로로서 세포체로부터의 자극신호를 다른 뇌세포로 전달한다. 이 자극신호는 세포체내의 소구(Hillock)에서 생성되어 말단부(Bouton)에 전해지고 여기서 다시 접합부를 통해 다른 뇌세포로 신호가 전달된다. 접합부는 뇌세포간의 일종의 전기화학 접점이 되며 뇌세포로 하여금 신호를 생성시키는 자극접점 그리고 억제하는 억제접점으로 구분된다. 그밖의 자세한 구조와 기능은 생략하기로 한다.

신경회로망은 세포체에 해당하는 정보처리요소(Processing Element : PE)들을 신경전달에 대응하는 정보회로(Channel)로서 연결한 일련의 회로망(Network)이다. 그림 2-a는 뇌세포의 기능과 유사하게 도시화한 신경회로망의 정보처리부를 2-b는 일반적으로 쓰여지는 전체 회로망을 보여준다. 이러한 신경회로망의 구조와 기

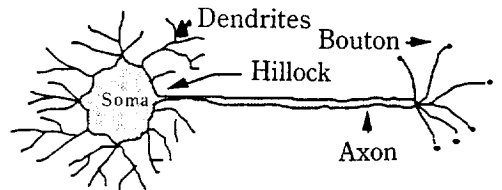
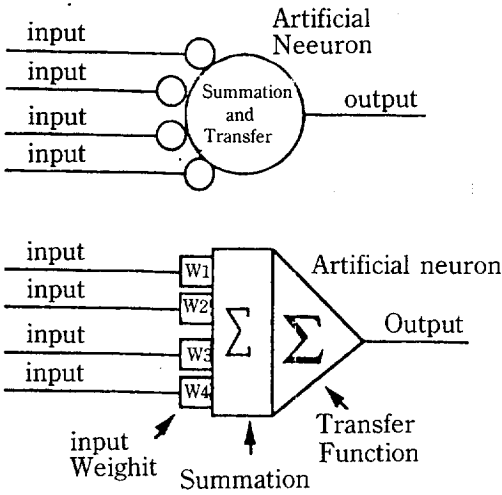
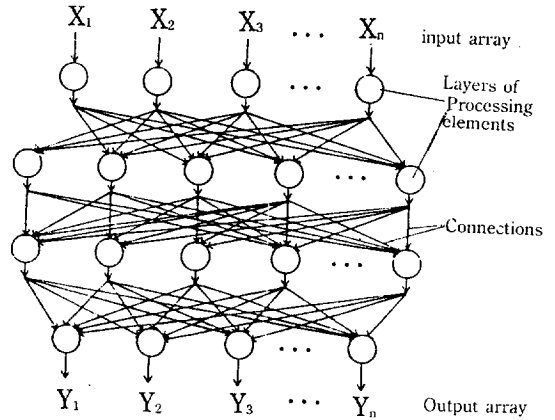


그림 1. 단위 뇌세포의 개괄적 구조.



(a) 단위 뇌세포



(b) 뇌세포 망

그림 2. 뇌세포의 기능에 따른 모델링

능은 기본적으로는 동일한 주요소들을 내포하는데 약간의 변형을 통하여 여러가지로 모델링되어 왔다. 이러한 기본적인 구조와 기능을 이루는 주요소에 관하여는 후술하기로 한다.

표 1은 신경회로망과 기존 Von Neumann 컴퓨터의 주요특징을 서로 비교하여 보여준다. 한편 신경회로망은 기존 컴퓨터를 대체한다기 보다는 보완하는 데에 있다. 이는 기존의 컴퓨터가 데이터의 유지 및 정렬, 복잡한 산술계산, 인공지능기법, 특히 규칙에 의거한 논리추론 등에 있어서는 신경 회로망에 비해 월등하기 때문이다.

회로망구조 속에 연결 가중치 형태로 직접 저장된다. 즉 데이터 자체의 저장 또는 데이터의 처리명령을 포함한 프로그래밍 즉 알고리즘은 필요가 없다. 이러한 신경회로망이 내포하는 대표적인 여러 특징을 나열하면 다음과 같다.

- 학습(Learning)
- 일반화(Generalization)
- 연계(Association) 추론
- 분류(Classification) 및 형상추출(Feature Extraction)
- 최적화(Optimization)
- 분산처리(Distributed Processing)

- 초병렬처리(Massively Parallel Processing)에 의한 실시간(Real Time) 정보처리
- 오차허용(Fault tolerance)에 의한 안정성(Robustness)

학습은 신경회로망이 갖는 독특한 성질로서 입력에 대한 출력은 일련의 예시들 즉 학습대상 정보의 입출력쌍(Input-Output Pair)의 집합(Set)에 의하여 생성된다. 학습에는 주어진 입력에 대해 원하는 출력이 존재하는 경우와 같은 감독(Supervised) 학습과 주어진 입력으로부터 각 입력의 공통적 특징을 추출해 내는 무감독(Unsupervised) 학습이 있다. 일반화는 유사한 입력들에 관하여 유사한 출력을 내는 성질이다. 일반화는 생소한 입력에 대해 회로망 자체의 학습내용에 의거하여 가장 적절한 출력을 제공한다. 연계추론은 부분적인 정보로부터 전체의 정보를 추출하는 성질로서 불완전한 입력정보를 완전하게 하는 기능이다. 분류 및 형상 추출은 대상입력들의 분류 및 형상 추출을 통하여 적정 출력으로 구분하여 주는 기능이다. 최적화, 분산처리, 그리고 병렬처리 성질은 회로망 자체가 각 구조적 특성에 의거하여 주어진 입출력 정보가 회로망 전체에 분산되어 저장처리되고 이러한 처리가 병렬적으로 이루어지는 실시간 처리

표1. 신경회로망과 Von Neumann 컴퓨터의 특징

	Neural Net	Neumann Computer
- Data Processing	Analog	Digital
- Decision Making	Weighted Decision	Logical Decision
- Execution	Parallel	Sequential
- Problem-solving Process	Non-Algorithmic	Algorithmic
- Solution	Approximate	Accurate
- Processing Speed	Milliseconds	Nanoseconds
- Storage	Unit : Short Term Connection : Long Term	Unit
- Aspects	Searching Representation Learning	Aritmetic Operation

기능이다. 특히 작업 능률(Performance)은 시스템 전체에 분산되어 있는 처리요소들로부터 얻어지기 때문에 시스템의 부분적 파손에 대하여 기존 컴퓨터와는 달리 상당히 안정적 기능을 유지하게 된다. 그리고 회로망의 구조적 특성과 학습방법은 주어진 입력에 대해 최적화의 결과를 부수적으로 산출하게 된다.

위의 언급한 특성들을 이용하여 신경회로망은 특히 다량의 정보처리가 요구되거나 모델링이 복잡하고 어려운 문제들, 작업변화에 따른 실시간 정보처리와 적응이 필요한 문제들, 그리고 잡음이 내재되거나 비구조적인 작업상황하의 정보 처리 등에 효율적으로 적용 될 수 있는데 주요 응용분야는 표2에 기술되어 있다. 특히 기존의 컴퓨터로는 비효율적인 형상 인식에 있어서 신경

회로망은 많은 데이터를 병렬적으로 처리하며 복잡한 알고리즘없이 학습에 의하여 잡음 및 애매모호한 정보의 처리가 가능하여 연구가 더욱 활발하다.

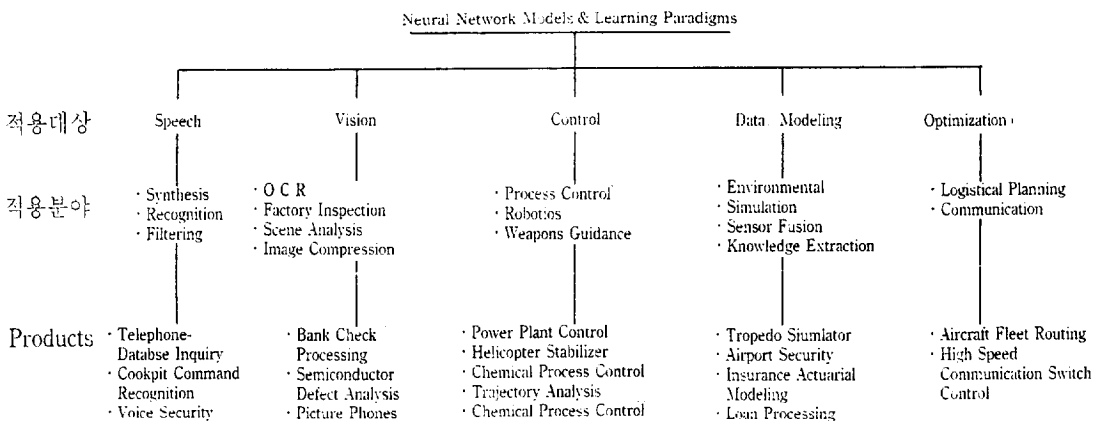
II. 신경회로망의 주요소

다양한 신경회로망 모델들은 다음 8개의 주요 소들로서 이해할 수 있다.

- 처리단위(Processing Unit)의 집합(Set)
- 활성화상태(Activation State)
- 단위(Unit)의 출력(Output)
- 연결패턴(Connectivity Pattern)
- 전달규칙(Propagation Rule)
- 활성화후 규칙(Activation Rule)
- 학습규칙(Learning Rule)
- 환경표현(Representation of Environment)

그림 3은 이들 요소들을 도시화한 것으로 직사각형은 각 처리단위의 집합을 나타내며 U_i 로 표시되어 있다. 각 U_i 는 특정시간 t 에 $A_i(t)$ 로 표시되는 활성화치를 가진다. 이 활성화치는 함수 f_i 를 거쳐 출력치 $O_i(t)$ 를 생성한다. 이 출력치는 일

표 2. 신경회로망의 응용기술 분류 및 적용대상.



련의 단방향 연결선들을 거쳐 시스템의 다른 처리단위로 입력된다. 대개 이 연결선에 실수값을 갖는 연결강도(Connection Strength) 즉 W_{ij} 로 표시되는 연결가중치(Weight)가 부가되는데 이 가중치는 처음 단위가 다음 단위에 주는 영향 정도를 나타낸다. 이렇게 각 단위로부터 들어오는 입력들은 대개는 더하기 형태의 연산자(Operator)를 통하여 조합입력(Combined Input)의 형태로 바뀐다. 이 조합입력과 처리단위의 기존활성치 $A_j(t)$ 는 새로운 활성치를 생성하는 활성화 함수 g 의 변수역할을 한다. 이 활성치는 다시 함수 f_j 를 거치게 되며 다음 처리단위로 진행하게 된다. 이 경우 전체 시스템은 연결형상의 변이 즉 연결가중치의 수정에 의해 변화하게 되는데 경험에 의해 가중치의 값이 점차 변화하는 학습효과가 여기서 나타난다. 주요소들의 개괄적인 설명은 아래와 같다.

(1) 처리단위의 집합

처리단위의 집합을 설정하고 그것이 무엇을 나타내는가를 규정하는 것은 신경회로망 모델링의 첫번째 작업이 된다. 이들 단위들은 각각이 특정한 개념적 대상들 예로 글자, 단어, 추상적 개념, 형상특징 등에 1 : 1 대응방식으로 규정되기도 하고 전체 단위집합체로서 위에 언급한 개념적 대상들을 대응시키기도 한다. 각 처리단위는

극히 단순한 일련의 작업을 하는데 입력을 받아들이고 그 입력에 대한 출력을 계산하여 내보내는 일이다. 처리 단위는 입력(Input), 잠재(Hidden), 출력(Output) 세가지의 형태로 나뉘어지며 각 단위들은 대응하는 층(Layer)을 구성한다. 입력단위는 센서신호(Sensory Signal)와 같이 시스템 외부로부터 들어오는 신호 또는 다른 처리단위로부터의 출력신호를 받아들인다. 잠재단위는 바깥에서는 볼 수 없는 단위로서 입력과 출력이 모두 시스템 내부에서 이루어진다. 출력단위는 동작신호(Motoric Signal)와 같이 시스템 외부로 신호를 배출하거나 다른 처리단위에 입력신호를 제공한다.

(2) 활성상태

활성상태는 특정시간 t 에서의 시스템 상태를 표시한다. 어느 순간에 각 처리단위가 갖는 실수값을 활성치라 하고 $A_i(t)$, $i=1, 2, \dots, N$ 으로 표기한다. 전체 처리단위의 집합에 대해서는 N 개의 원소를 갖는 $A(t)$ 로 표시하는데 이는 전체 처리단위 집합체에 대한 활성패턴(Pattern)을 나타낸다. 시스템의 처리과정은 이러한 활성치들의 시간에 따른 변이로서 이해할 수 있다. 신경회로망의 모델에 따라 활성치의 결정에 따른 가정이 틀리게 되나 연속적인(Continuous) 또는 불연속적인(Discrete) 값을 갖는다. 연속적인 값을 갖는 경우, 범위를 규정하는 경우(예시: $A_i(t)=[0, 1]$)와 하지 않은 경우(예시: $A_i(t)=[-\infty, +\infty]$)로 나누어진다. 불연속적인 값은 이치(Binary Value) (예시: $A_i(t)=-1, +1$), $A_i(t)=0, 1$) 또는 몇개의 수치를 모은 형태(예시: $A_i(t)=\{1, 2, 3, 4, 5\}$)로 주어진다. 활성치의 설정은 각 신경회로망의 모델에 어느 정도 특성을 주게되며 신경회로망의 적용과 관련하여 연구되어야 할 부분이다.

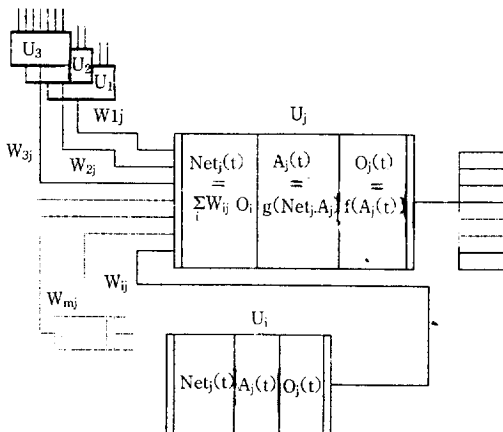


그림 3. 신경회로망의 주요소와 기본기능

(3) 단위의 출력

각 처리단위는 주변의 다른 단위들에 신호를 전달함으로써 영향을 끼치게 된다. 영향력의 정도는 활성치를 변수로 하는 출력함수 $f(A_j(t))$ 로 결정되며 $O_j(t)$ 로 표시한다. 때로는 함수 f 가 활

성치에 영향을 주지 않는 단위(Identity) 함수 또는 활성치의 확률적 성향을 내포한 통계(Stochastic) 함수일 경우도 있다. 하지만, 대개는 일종의 역치(Threshold) 함수를 이용하여 활성치가 특정치를 넘지 않는 경우 다른 단위에 영향을 미치지 않도록 한다.

(4) 연결패턴

각 단위들은 서로 연결되어 있다. 이러한 연결패턴은 시스템이 임의의 입력에 대해 어떻게 반응하고 무엇을 아는가를 구성하게 된다. 회로망에 있어 정보를 처리하고 코드화(Coding)하는 것은 이러한 연결패턴의 설정에 의존한다. 일반적으로 연결패턴은 각 연결선에 부가되는 가중치 W_{ij} 로서 결정되는데 아래첨자 i 와 j 는 단위 U_i 로부터 U_j 로 연결되는 방향을 나타낸다. 전체 연결패턴은 W_{ij} 를 요소로 하는 가중치행렬 W 로 표시한다. W_{ij} 가 양(Positive)의 값이면 단위 U_i 는 U_j 를 자극하는 것이 되며 음(Negative)의 값이면 억제하는 것이 된다. 이러한 가중치는 각 단위의 출력에 곱하여져 다음 단위의 입력으로 들어간다. 때로는 연결 행렬이 자극과 억제의 경우 각기 틀린 형태를 취하기도 한다. 연결 패턴의 결정은 회로망의 적용에 있어서 매우 중요하다. 연결방향의 측면에서 위-아래(Top-Down), 아래-위(Bottom-Up), 또는 쌍방향을 위시하여 단계적(Hierarchical) 계층구조의 경우 몇개의 층구조가 적합한 가 등은 각 단위의 입출력 영향분포(Fan-in & out)와 함께 적용시에 연구해야 할 과제이다.

(5) 전달규칙

전달규칙은 각 처리단위로부터 생성되는 출력치와 연결가중치를 조작하여 다음 단위에 입력시키는 규칙을 뜻한다. Net_j 는 단위 j 에 들어오는 순입력(Net Input)을 뜻한다. 대개는 다음과 같은 가중치와 출력행렬의 곱으로 나타나나 복잡한 전달규칙을 정의하는 경우도 있다.

$$Net_j = \sum_i W_{ij} O_i$$

(6) 활성화 규칙

활성화 규칙은 각 단위의 활성치를 새롭게 산출하는 규칙을 말하며 활성화함수 g 로 나타낸다. 활성화함수는 순입력 Net_j 와 기존의 A_j 를 변수로 하여 정의하는데 때로는 각 단위의 이전 변이상태를 고려하기도 한다. 활성화함수로는 역치함수가 사용되기도 하나 대체로 활성치가 연속적인 값을 갖는 경우에는 각 단위의 활성치가 유한의 최소 최대값을 갖고 미분이 가능한 시그모이드(Sigmoid) 함수를 사용하는 것이 일반적이다. 그림 4에 여러 종류의 활성화함수들이 예시되어 있다.

(7) 학습규칙

정보의 처리와 시스템 내의 정보를 변환하는 작업은 단위들 상호간의 연결패턴을 변환시키는 것을 의미한다. 이러한 연결패턴의 변환은 새로운 연결의 창출, 기존 연결의 제거, 그리고 기존 연결강도를 수정하는 세가지로 나눌 수 있다. 여기서 연결선의 창출과 제거는 기존 연결선의 강도를 수정하는 것으로 대체가 가능하다. 이는 연결선의 강도가 0이 아닌 것을 0으로 수정하면 연결의 제거가 되며, 연결의 창출은 그의 역으로 해석할 수 있기 때문이다. 연결패턴의 수정은 시스템의 경험과 함께 수행된다.

학습규칙은 1949년 Hebbian이 제안한 개념이 근본이 되어 이후 다양한 그리고 효율적인 학습규칙이 개발되었다. Hebbian의 근본 개념은 단

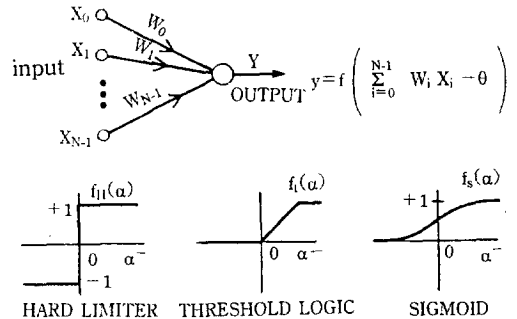


그림 4. 활성화함수의 예

위 U_j 가 다른 단위 U_i 로부터 입력을 받을 경우 양자가 모두 활성화(Active)이면 U_i 와 U_j 를 연결하는 가중치 W_{ij} 는 점차 강화되어야 한다는 것이다. 이는 U_j 의 출력에 계속적인 기여를 하게 되면 U_i 가 U_j 에 끼치는 영향은 점차 증가한다는 것이다. 이 개념을 확장하여 일반화시키면 다음과 같은 식으로 표시된다.

$$\Delta W_{ij} = g(A_j(t), D_j(t)) \cdot h(O_i(t), W_{ij})$$

여기서, $D_j(t) = U_j$ 로 들어가는

교시(Teaching)입력

$A_j(t) = U_j$ 의 활성화치

$O_i(t) = U_i$ 의 출력

Hebbian 학습의 극히 단순한 형태는 함수 교시입력 $D_j(t)$ 가 없이 $g(\)$ 가 $A_j(t)$ 에 비례하고 함수 $h(\)$ 는 $O_i(t)$ 에 비례하는 경우로서, 학습률을 나타내는 비례상수 ζ 를 사용하여 다음과 같이 표시된다.

$$\Delta W_{ij} = \zeta A_j(t) \cdot O_i(t)$$

약간 수정된 학습형태인 Perceptron의 학습규칙을 일반화한 경우로서 Widrow-Hoff 규칙 또는 Delta 규칙이 있다. 이는 학습에 의한 가중치 변화가 실제 시스템의 출력값과 교시로서 주어지는 값과의 차이(Delta)에 비례하도록 하는 것이다. 이 경우를 식으로 표현하면,

$$\Delta W_{ij} = \zeta (D_j(t) - A_j(t)) \cdot O_i(t)$$

그밖에 Grossberg의 학습형태로서,

$$\Delta W_{ij} = \zeta A_j(t) \cdot (O_i(t) - W_{ij})$$

을 위시하여 다양한 형태의 학습규칙들이 위에 언급한 일반식을 변형한 형태로서 쓰여진다.

(8) 환경표현

어떠한 모델을 성공적으로 적용하기 위해서는 모델이 나타내고자 하는 작업(Task) 또는 환경

의 명확한 이해와 표현은 필수적이다. 이상적으로는 환경은 시변(Time-varying) 확률(Stochastic) 함수로서 모델링이 되어 각 입력단위에 들어가게 되나 실질적으로 대부분의 신경회로망에서는 보다 간단한 형태로서 표시되어진다. 이 경우 시스템에 들어오는 입력 요소들의 집합은 패턴으로 규정되는데 예로 M 개의 입력패턴은 M 개의 패턴에 대해 확률함수 P 로 표현된다. 이러한 패턴은 선형독립(Linearly Independent), 직각(Orthogonal) 관계, 임의의 벡터량으로 해석이 가능하며 이들 벡터량을 이용하여 학습이 수행된다.

III. 신경회로망의 발전 개요

신경회로망 모델링의 연구는 특성을 나타내는 신경세포 자체의 모델링, 회로망의 토폴로지(Topology)와 가중치를 나타내는 상호연결선과 노드전체 구조의 모델링, 그리고 회로망이 받아들이는 정보를 어떻게 해석하며 가중치를 조절하는 등의 학습규칙 모델링의 세가지로 크게 구분될 수 있다. 신경회로망 모델의 발전 개요를 살펴보는 것은 모델링에 깔려 있는 근본원리를 이해할 수 있어서 필요하다.

신경회로망에 대한 연구는 1940년대 부터 시작되었으나 1960년대 말 침체기를 거쳐 1970년대 말 다시 연구가 본격적으로 시작되어 현재는 여러분야에서 모델링에 따른 연구를 위시하여 회로망의 하드웨어(Hardware) 구현기술, 특정한 과제(Task)에 대한 적용연구 등을 통해 매우 활발하게 추진되고 있다. 다음은 그동안 개발된 주요 신경회로망 모델을 중심으로 신경회로망의 연구역사를 기술한다.

신경세포의 초기 수학적 모델중의 하나로 1943년에 McCulloch와 Pitts는 M-P 신경세포를 제안하였다. M-P 신경세포는 일정개의 자극(가중치 = +1) 입력들 X_i , ($i=1, \dots, N$), 역치 L , 그리고 이치 출력 ($Y=0$ 또는 1)로 규정되었다. 역치 L 은 임의의 양정수를 가지며 개별 M-P 신경세포는 입력에 관해 다음과 같은 출력을 갖는다.

$$Y = g(\sum W_i X_i - L)$$

여기서, $(\sum W_i X_i - L)$ 이 0보다 작으면 $Y=0$ 그렇지 않으면 $Y=1$ 이 된다.

몇개의 개별 M-P 신경세포를 모은 단층 또는 다층의 회로망 구조가 시도되었다. 한개의 M-P 신경세포를 가지고 논리함수를 구현하는 예를 들어보면, 하나의 신경세포에 두개의 입력 X_1, X_2 그리고 출력 Y 를 가정한다. 각 입력을 신경세포에 연결하는 연결선의 가중치를 각기 +1로 하고 역치를 2로 하면 출력 Y 는 논리함수 AND의 작용을 한다. 역치를 1로 하면 논리함수 OR가 되고 한개의 입력 연결가중치를 -1로하고 역치를 0으로 하면 논리함수 NOT이 된다. McCulloch와 Pitts는 단순 논리함수를 구현하는 것 이외에 형상의 분류(Pattern Classification) 능력이 지능의 구현에 있어 중요한 부분이 됨을 인식하였다. 하지만 신경세포를 하나의 계산단위로서의 기능에만 국한하여 학습기능이 도외시 되었다.

1949년 D.O. Hebb은 뇌세포의 연결성은 학습이 진행됨에 따라 계속적으로 변화한다는 것을 제안하였다. 그리고 다른세포의 한세포에 대한 반복적인 자극은 두세포간의 연결강도를 증가시키며 반대로 반복적인 역제는 이를 감소시킨다고 발표하였다. 이 제안으로 학습에 관한 연구가 활발히 추진되었고 신경회로망의 적응성에 관한 연구가 시작되었다.

1958년에 F. Rosenblatt는 Perceptron이라는 신경회로망을 제안하였다. M-P신경세포에 변환 가능한 연결가중치를 부과하여 학습에 의해 일정 패턴의 집단을 분류하는 것을 보였다. 회로망은 다층구조로서 첫번째 층은 입력층으로 감각(Sensory)단위들로 구성되고 두번째 층은 중간층으로 M-P 신경세포의 집합으로 그리고 세번째 층은 출력층으로 동작(Motor) 단위들로 구성하였다. 초기에 임의의 가중치를 각각의 연결선에 부과하고 원하는 결과를 얻기 위해 가중치의 변환 즉 학습을 수행하였다. Perceptron의 출현은 학습에 의한 계산장치로서 큰 주목을 받았으며, Rosenblatt는 수학적 분석과 아울러 컴퓨터 모의시험을 병행하여 신경회로망 연구열풍을 불러 일으켰다.

하지만 1969년 M. Minsky와 Papert는 Perce-

ptron을 수학적으로 분석함과 아울러 Perceptron이 논리함수 Exclusive OR의 계산을 못하는 것을 들어 근본적으로 계산능력에 한계가 있음을 보였다. 또한 T와 C와 같은 간단한 패턴을 구별 못함을 보였다. 이와 같은 주장에 의해 신경회로망에 대한 관심은 퇴조되었고 이후 오랫동안 침체에 들어갔다. 한편 논리적 추론과 규칙에 입각한 알고리즘을 이용한 인공지능의 연구가 대신 더욱 활기를 갖고 연구 되었다.

이러한 침체기 동안에도 S. Grossberg를 위시한 학자들의 신경회로망 연구는 계속되었다. Grossberg는 특히 감각, 기억 및 시각의 후기과정 등에 대한 신경학적 연구를 하였으며 인간의 생각을 신경회로망을 사용하여 모델링 하고자 하였다. Fuksima의 Neocognitron, Kohonen의 경쟁학습(Competitive Learning)등으로 이어지는 신경회로망의 연구는 1970년대 후반 D. Rumelhart와 McClelland의 오차역전달(Error Back Propagation) 모델과 학습으로 이어지면서 Minsky가 제시하였던 문제들을 하나하나 해결함으로써 연구의 활력을 다시 찾았다.

1982년 J. Hopfield는 신경세포의 집합과 원자의 집합간의 유사성을 이용하여 Hopfield 모델을 제안하면서 신경회로망이 에너지 최소화를 추구하는 방향으로 동작함을 입증하였다.

이러한 계기로 신경회로망은 최근 다시 엄청난 속도로 연구가 추진되고 있다. 이는 과학기술의 발전과 아울러 그동안의 인공지능 분야의 한계성 탈피와도 그 맥을 같이한다고 보겠다. 하지만 신경회로망 역시 향후 개개의 과제에 대한 독특한 적용기술의 연구가 필요한 실정이다. 공학분야에 있어서 신경회로망을 효과적으로 적용하는 연구에 대한 기대는 크다고 볼 수 있다. 특히 자연 대상물 및 작업의 비구조적 특성을 갖고 있는 농업관련 분야의 신경회로망 적용연구는 더 한층 기대가 된다.

IV. 신경회로망의 응용

신경회로망 기술을 적용하여 기존의 알고리즘에 의존하여서는 해결하기 힘들거나 고가의 비

용이 요구되는 여러 상업 및 산업분야의 정보처리 관련 문제들을 해결하려는 연구가 활발히 진행되고 있다. 특히 병렬처리에 의한 실시간 정보처리, 학습능력, 잡음 및 오차에 대한 시스템 능력(Performance)의 안정성등의 특성등은 기존의 알고리즘, 논리적 추론, 상징적 기법 등에 의존하여 해결하려 했지만 큰 진전을 보지 못하였던 화상, 음성등의 패턴인식 문제의 해결에 돌파구를 제공하고 있다. 그밖에 복잡한 시스템의 제어, 로봇 동작제어, 최적화 문제등 그 응용범위는 실로 넓다고 하겠다. 기존의 추론과 규칙에 의거한 인공지능 기법을 신경회로망에 의한 지능구현과 적절히 결합하여 지능적 기계를 개발하고자 하는 연구도 상당하다.

구체적인 응용실례의 몇가지를 들어본다. Behaviorists Inc. 은 항공기의 운항스케줄용 회로망인 AMT(Airline Marketing Taction) 시스템을 개발하였다. 이 시스템은 항공사의 이익을 최대로 해주도록 예약기간의 장단에 따라 좌석들의 정상가격과 할인가격을 알아서 배분하여 할당하는 작업을 수행한다. Adaptive Decision Systems Inc. 은 회로망을 사용하여 은행대출신청의 가부 평점을 산출하는 시스템을 개발하였다. 신청의 가부평점은 신청서에 작성된 자료로부터 입력되어 결정되는데 기존의 전문가 시스템과 확률모델을 병행한 점수시스템보다 더 정확하게 신청에 대한 평가가 수행되었다. T. Kohonen은 연상기억 기능 즉 부분적이거나 잡음이 내재해 있는 정보가 주어졌을 때 그것에 가장 잘 일치하는 정보를 재생하는 기능을 신경회로망을 통하여 시험하였다. 그는 3024화소로 된 인물 사진을 3024×3024의 연결선을 가진 Hopfield Net를 이용하여 100개의 인물을 기억하여 부분적으로 훼손되었거나 잡음이 들어간 인물사진에 대한 재현을 하였다. T. Sejnowski와 C. Rosenberg에 의하여 개발된 NETtalk는 영어 문구를 신경회로망을 통하여 음소(Phoneme)로 변환시킨 후 음성합성장치에 의해 발음되도록 하였다. 입력으로는 29개의 단위노드로 이루어진 7개의 그룹(Group), 출력으로는 26개의 단위노드, 그리고 80개의 단위노드로 구성된 중간층으로서 3층 구

조 Feed-forward 회로망을 가지고 오차 역 전달 학습모델을 이용하여 구현하였다. 초기 학습이 미진한 상태에서는 오갈거리는 소리를 내다가 어린아기 발음으로 그리고는 정확한 발음을 생성하였다. K. Fuksima는 Neocognitron이라는 모델을 개발하여 필기체를 인식하는데 있어 위치변이, 글자크기와 약간의 잘못된 형상에 관계없이 약 95%의 정확도를 N. Farhat는 여러기종의 항공기가 레이더에 주는 신호로부터 항공기를 식별하는 시스템을 개발하였는데 약 20%의 레이더 영상정보로서 폭격기를 식별하였다. 그밖에 산업용 로봇 팔의 제어 및 보정, 원격조작기의 동작제어, 이동로봇의 경로설정 및 추적 제어, 그리고 공정제어 등 다방면에 있어서 적용 연구가 되고 있다.

특히, 농업관련 분야에 있어서 신경회로망의 응용은 신경회로망의 특성과 일반적인 농업분야의 작업구조 및 작업대상 특성을 비교하여 고려해 볼 때 특히 기대가 된다고 하겠다. 센서로부터의 잡음제거, 여러형태의 센서정보의 일괄적 처리, 화상인식에 의한 작물의 인식 및 선별, 작물의 가공, 저장, 그리고 건조와 관련하여 시스템의 모델링이 어렵거나 어려운 부분의 최적화 및 제어, 변동하는 작업환경에 대해 적응제어기로서의 응용, 농산물의 생산 및 작업에 따른 계획 및 운용에의 적용 등 다방면의 활용을 생각해 볼 수 있다.

參 考 文 獻

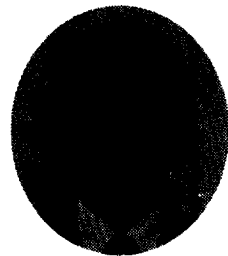
1. Vemuri, V. (ed) 1988. Artificial Neural Networks : Theoretical. IEEE Computer Society Press.
2. Rumelhart, D. E. and McClelland, J. L. (eds) 1987. Parallel Distributed Processing. Vol. 1 and 2, MIT Press.
3. Widrow, B. (ed) 1987. DARPA Neural Network. AFCEA International Press.
4. Anderson, J. A. and Rosenfeld, E.(eds) 1988. Neurocomputing : Foundations and Research. MIT Press.

5. Pao, Y. H. 1988. Adaptive Pattern Recognition and Neural Networks. Addison-Wesley Publishing Company.
6. Minsky, M. and Papert, S. 1969. Perceptions. MIT Prss.
7. Stanley, J. 1989. Introduction to Neural Netwroks. California Scftware.

다음 기회에 다양한 신경회로망 모델들의 구조와 기능 그리고 적용에 따른 회로망 설계상의 주안점에 대하여 첨부할 예정입니다.



學 位 取 得



姓 名：崔 圭 烘
生 年 月 日：1958年 12月 24日
勤 務 處：農 業 機 械 化 研 究 所
取 得 學 位 名：農 學 博 士
學 位 授 與 大 學：서 울 大 學 校 大 學 院
學 位 取 得 年 月 日：1991年 2月 26日
學 位 論 文：V-벨트 無 斷 變 速 機 를 利 用 한 自 脫 型 콤 바 인 의 走 行 速 度 制 御