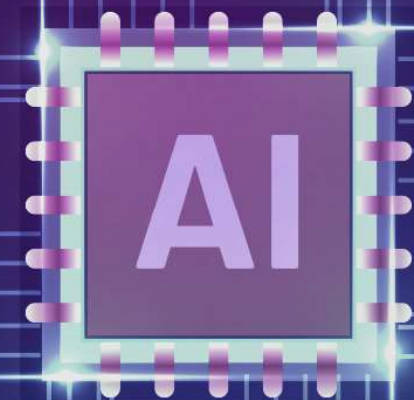


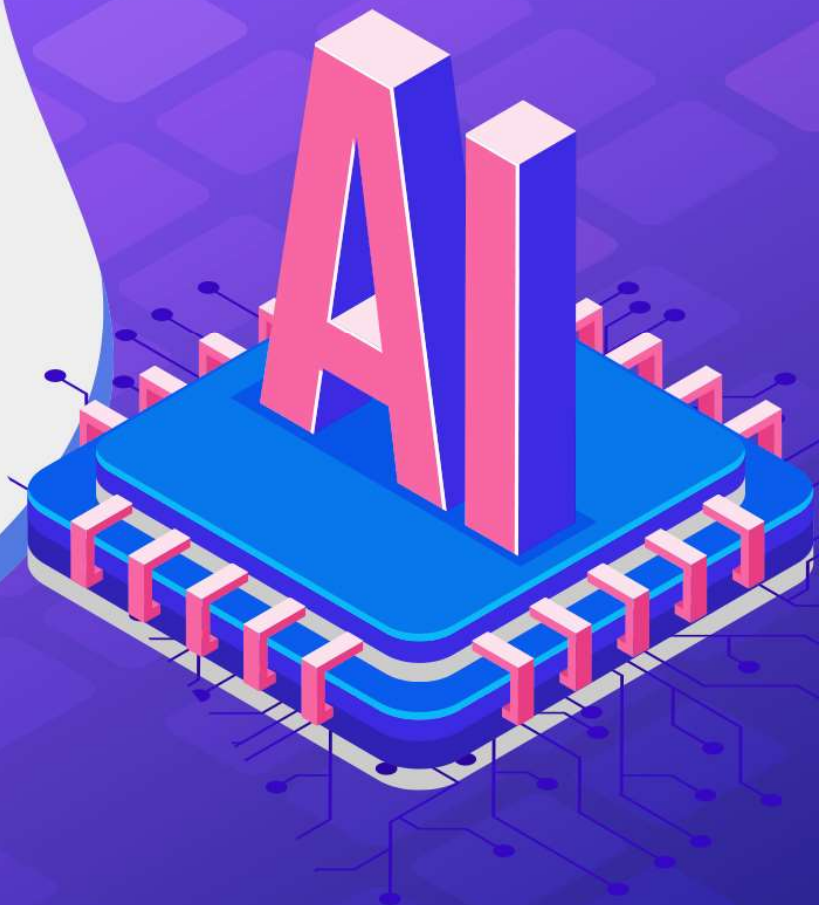
신경망 개념과 응용

김재광 교수 (소프트웨어융합대학 글로벌융합학부)



Contents

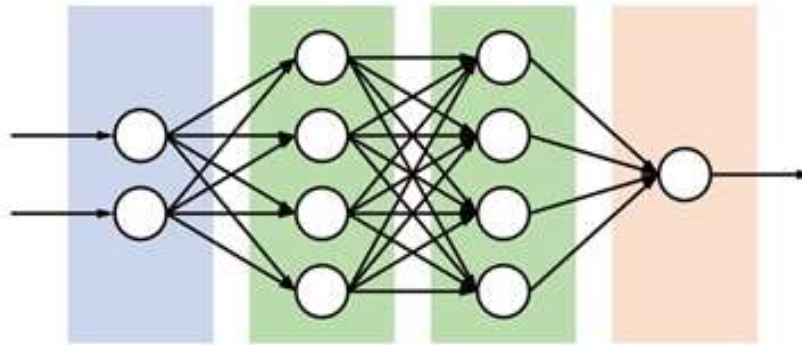
- 신경망의 개요
- 초기의 신경망
- 다층 퍼셉트론
- 신경망을 이용한 문자인식과 음성인식



신경망의 개요

● 신경망(Neural Networks)이란 무엇인가?

- 신경망은 인간 두뇌의 생물학적 뉴런의 작용을 모방한 모델
- 뉴런들로부터의 입력을 일정한 함수를 거쳐 출력
- ‘인공신경망’(Artificial Neural Networks)으로 부르기도 함
- 신경망은 병렬성(parallelism)이 뛰어나
- 문자인식, 음성인식, 영상인식, 자연어 처리 등에 이용



신경망의 개요 (Cont'd)

● 신경망의 발상

- 신경망은 연결주의 계열의 대표적인 모델
(cf. 기호적(symbolic) AI)
- 인간 두뇌에 있는 뉴런의 연결을 모방
- 인간의 지능이 뉴런들 사이의 연결로 부터 시작된다는 발상
- 두뇌가 어떤 원리에 따라 작동하는지가 주된 관심
- 병렬처리 구현에 중점을 둠
- 학습과 관련된 지능적인 역할을 훌륭하게 수행



신경망의 개요 (Cont'd)

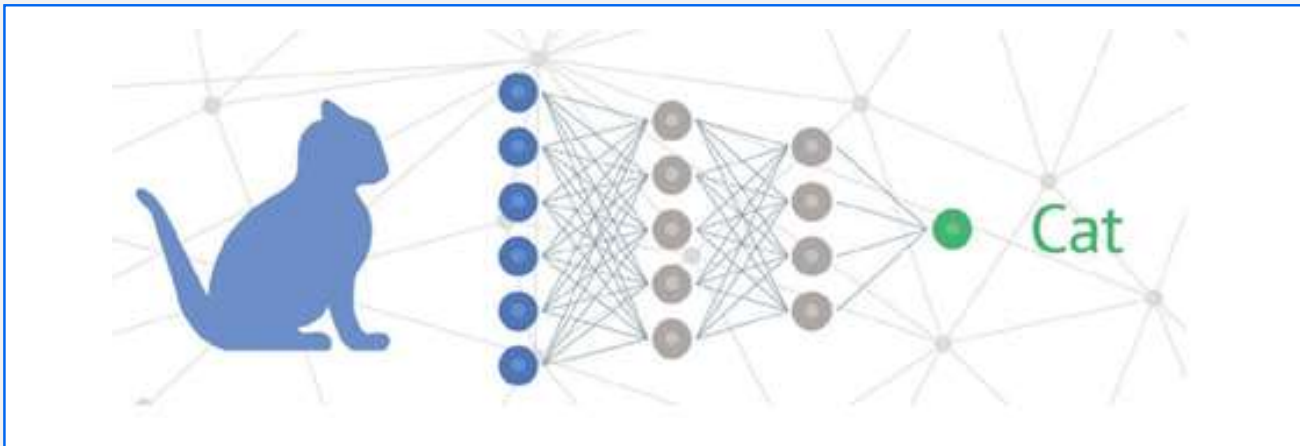
● 대표적 신경망 모델과 알고리즘

- 1957년 로젠블랫의 퍼셉트론 모델
(퍼셉트론 알고리즘)
- 1984년 PDP 그룹 이후의 다층 퍼셉트론 모델
(역전파 알고리즘)
- 2006년 힌턴 이후의 심층신경망
(딥러닝 알고리즘)

🧠 신경망의 개요 (Cont'd)

● 신경망의 학습 기능

- 모든 신경망의 공통적인 주요 역할은 '학습(learning)' 기능
- 문자, 숫자, 음성, 영상, 동영상 등의 학습과 인식 능력
- 음성이나 영상 정보 등은 대규모 멀티미디어 정보
- 데이터가 크고 다루기가 매우 어려운 것을 학습하고 인식



신경망의 개요 (Cont'd)

● 신경망 개요

- “인간은 만물의 영장이다.”는 인간의 학습 기능 덕분?
- 학습을 다루는 신경망 기술의 중요성이 매우 큼
- 1957년 단층 퍼셉트론이 개발되었을 때 환호
- 1980년대 중반 다층 퍼셉트론 출현으로 가능성에 흥분
- 최근 딥러닝에 열광, 이제부터가 본격적 단계?
- 인간 두뇌 구현은 어려움, 장기적 안목의 연구개발 필요

신경망의 개요 (Cont'd)

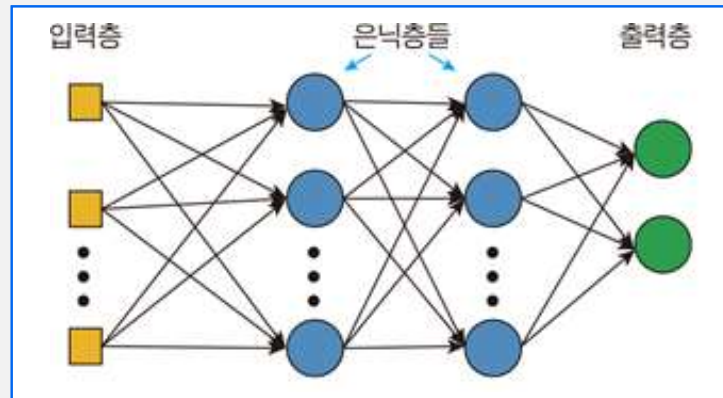
● 신경망의 시작과 발전 과정

- 1943년 맥컬록-피츠 모델에서의 논리로 출발
- '헵'의 연결강도(weight) 조정을 위한 학습 규칙 나옴
- 1957년 로젠블랫의 (단층) '퍼셉트론(Perceptron)' 개발
- 문자를 인식할 수 있는 첫 신경망으로 크게 주목 받음
- 1969년 퍼셉트론의 한계점 노출, 약 15년 동안 침체기
- 1980년대 초부터 새로운 형태의 신경망 모델들이 발표

신경망의 개요 (Cont'd)

● 다층 퍼셉트론(Multi-layer Perceptron) 모델의 시작

- 1984년 PDP 그룹 결성
- 단층 퍼셉트론에다 은닉층을 첨가한 다층 퍼셉트론 제안
- 러멜하트(Rumelhart) 등은 다층 퍼셉트론 모델의 학습을 위한 역전파(Back-propagation) 알고리즘 발표
- 문자인식 등의 응용에서 성과, 신경망의 새로운 시대 전개
- 신경망의 학습 시간이 오래 걸리는 문제점, 한동안 침체
- 2006년 힌튼이 딥러닝 학습 제안, 활발하게 연구 진행 중



초기의 신경망

● 맥컬록-피츠 뉴런과 헵의 학습 규칙

- 1943년 맥컬록(McCulloch)과 피츠(Pitts)의 연구에서 시작
- 인간의 두뇌를 수많은 뉴런들로 이루어진 컴퓨터로 생각
- 어떤 명제도 AND, OR, NOT의 결합으로 표현 가능 발표
- 두 뉴런 사이의 연결강도를 조정할 수 있는 ‘헵의 학습 규칙’
- 뉴런 i와 뉴런 j 사이에 연결강도 w_{ij} 가 존재



초기의 신경망 (Cont'd)

● 로젠블릿의 단층 퍼셉트론

- 최초의 신경망 모델인 '퍼셉트론'은 단층으로 이루어짐
- 신경망 하드웨어 장치인 '마크 I 퍼셉트론' 1957년에 제작됨
- 마크 I(one) 퍼셉트론은 A, B, C 등의 문자를 인식
- 당시 많은 사람들이 환호하며 큰 센세이션을 불러일으킴
- 미국 전역에서 5,000번이 넘는 순회전시회가 열림
- 머지않아 가상의 사이버네틱스의 세계가 열릴 것 기대



초기의 신경망 (Cont'd)

● 마크 I 퍼셉트론의 시대

- 마크 I 퍼셉트론 신경망 컴퓨터를 발명한 로젠블랫
- 20×20 개의 화소(pixel)를 가진 마크 I 퍼셉트론 화면
- 마크 I 퍼셉트론에서 연결선으로 연결강도 조정
- 학습을 위해 몇 km나 되는 연결선을 사용



초기의 신경망 (Cont'd)

● 마크 I 퍼셉트론 장치

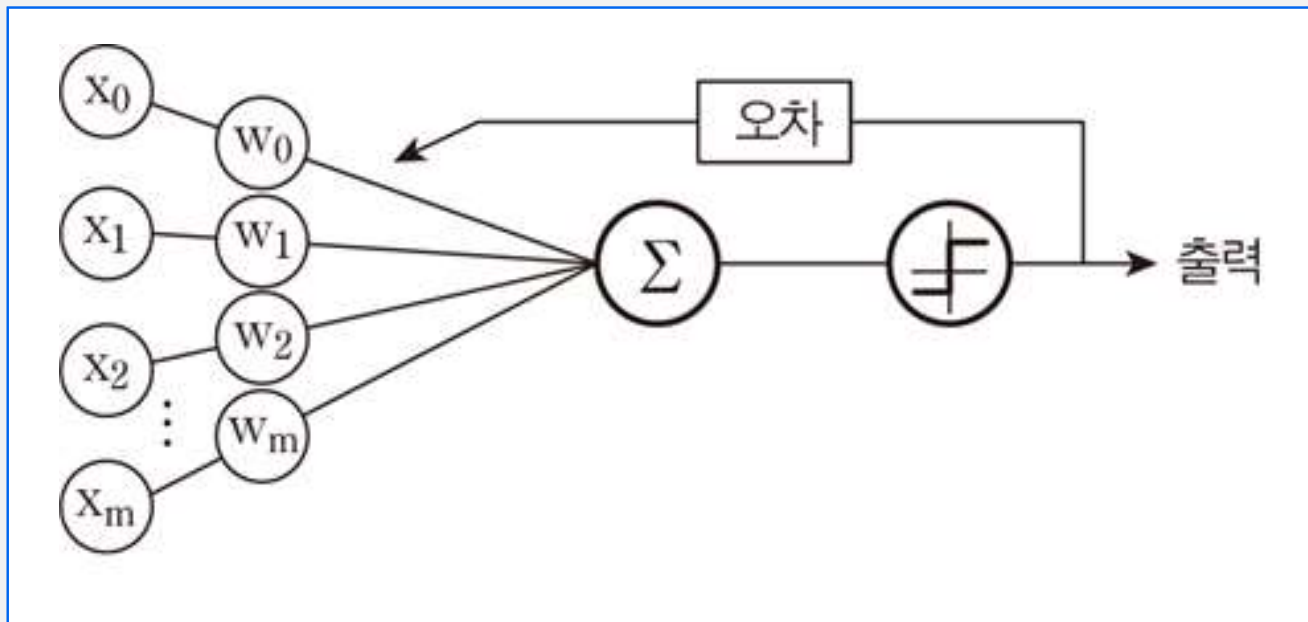
- 마크 I 퍼셉트론의 입력 장치에 문자를 입력값으로 제시
- 문자인식을 거쳐 A, B, C 등의 문자 클래스로 분류
- 미국 스미소니언 박물관에 소장된 마크 I 퍼셉트론



초기의 신경망 (Cont'd)

● 단층 퍼셉트론의 구조

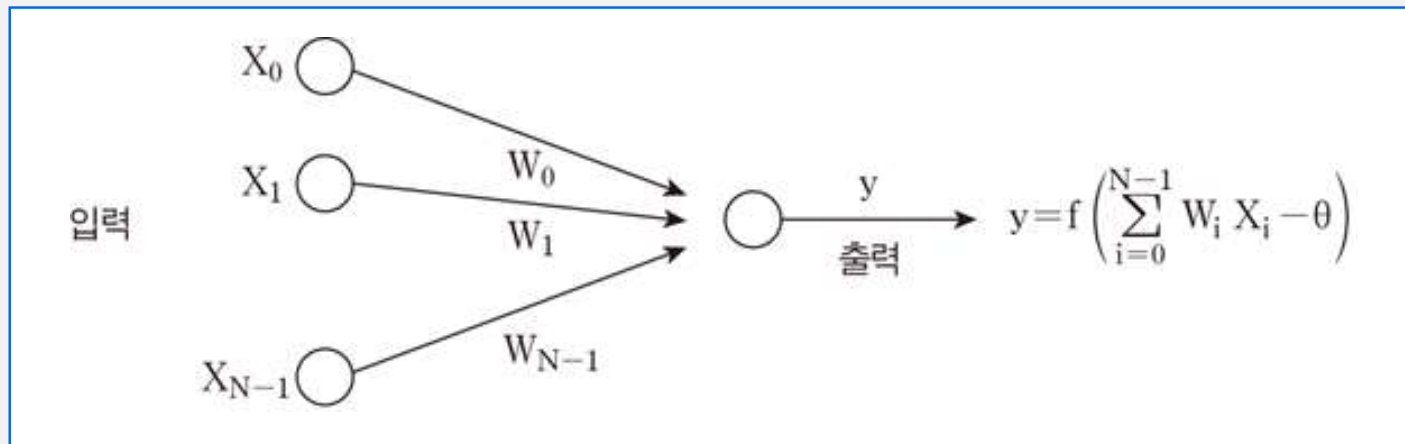
- 단 1개 층의 연결강도 조정
- 오차에 대한 피드백 학습



초기의 신경망 (Cont'd)

● 뉴런의 입출력 구조와 대표적인 비선형 함수들

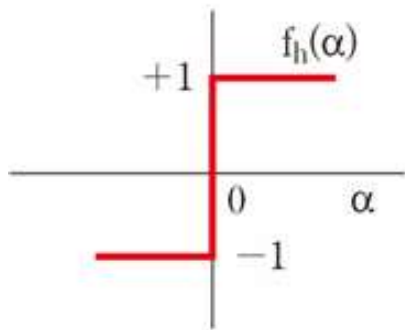
- 뉴런에 해당하는 노드는 비선형적(non-linear)
- n개의 입력과 n개의 연결강도 벡터가 각각 곱해진 결과의 합이 활성 함수(activation function)에 의해 판단됨
- 그 값이 임계값(보통 0)보다 크면 1, 아니면 -1을 출력
- 노드의 출력값은 임계값(threshold), 오프셋(offset) θ , 비선형 함수의 형태에 따라 정해짐



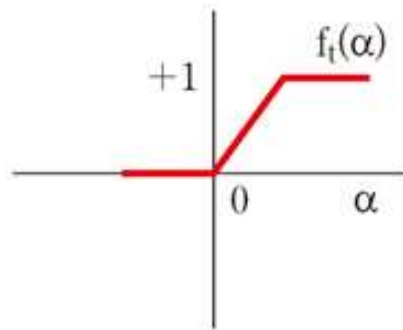
초기의 신경망 (Cont'd)

- 신경망에서 사용되는 대표적인 비선형 활성화 함수

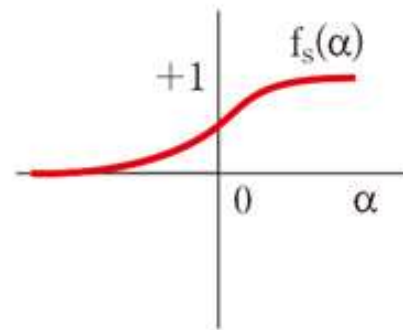
- 계단함수
- 임계논리 함수
- S자 형태의 시그모이드(sigmoid) 함수 등



계단 함수



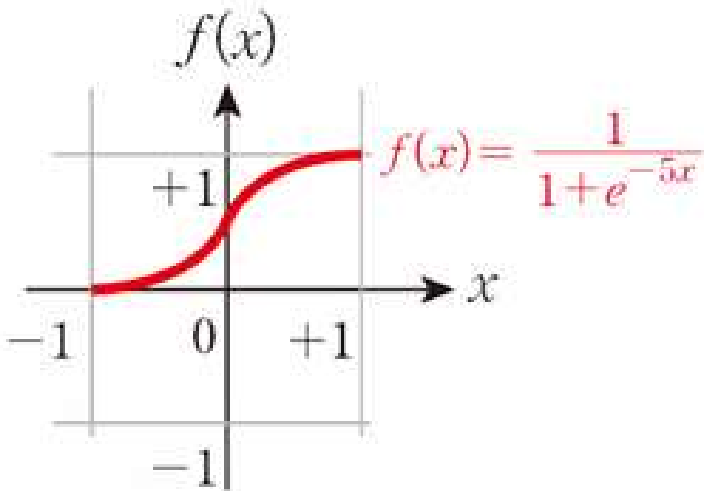
임계논리 함수



시그모이드 함수

초기의 신경망 (Cont'd)

- 퍼셉트론에 많이 쓰이는 활성화 함수
 - 시그모이드 함수가 많이 쓰이는 편
 - 0과 1 사이의 완만한 값을 가짐



초기의 신경망 (Cont'd)

- 퍼셉트론의 학습 과정 - 연결 강도를 조정하며 학습

- [1] 연결강도들과 임계값을 초기화
- [2] 새로운 입력과 기대되는 출력을 제시
- [3] 실제 출력값을 계산
- [4] 연결강도를 재조정
- [5] 더 이상 조정이 없을 때까지 [2] 단계로 가서 반복 수행

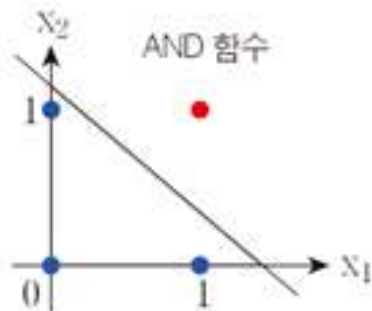
초기의 신경망 (Cont'd)

● 선형 분리 가능 (Linear separability)

- 한 직선에 의해 두 개 영역으로 분리되는 것
- AND와 OR 함수는 좌표가 한 직선에 의해 분리 가능
- AND에서 (1, 1)일 때만 좌표상 출력이 1(빨간점)
- 빨간색 점과 파란색 점의 클러스터로 분류

x_1	x_2	y
0	0	0
0	1	0
1	0	0
1	1	1

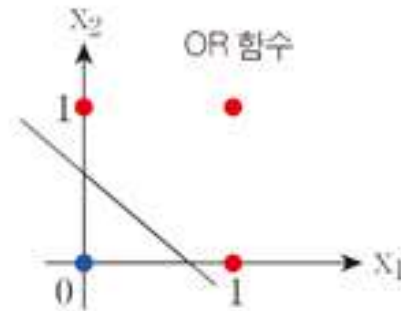
(AND 함수)



(선형 분리 가능)

x_1	x_2	y
0	0	0
0	1	1
1	0	1
1	1	1

(OR 함수)



(선형 분리 가능)

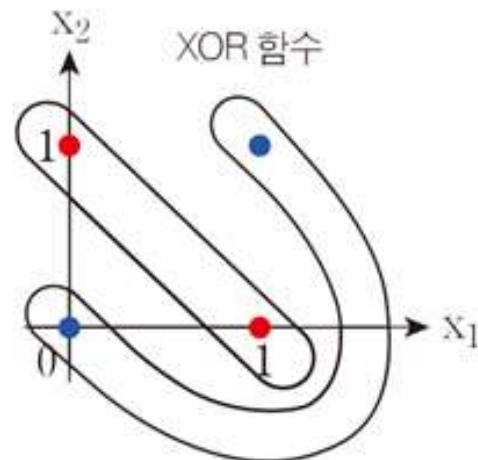
초기의 신경망 (Cont'd)

● XOR 함수와 선형 분리 불가능

- Exclusive-Or(XOR) 함수는 선형 분리가 불가능
- 하나의 직선이 아닌 곡선에 의해서만 분리가 가능

x_1	x_2	y
0	0	0
0	1	1
1	0	1
1	1	0

(XOR 함수)



(선형 분리 불가능)

초기의 신경망 (Cont'd)

● 단층 퍼셉트론의 제한점과 XOR 문제

- 단층 퍼셉트론의 2가지 제한점
 - ✓ 단층 퍼셉트론의 출력은 0 또는 1(1 또는 -1)만 가짐
 - ✓ 선형 분리가 가능한 집합만을 분리 가능
- XOR 문제
 - ✓ 선형 분리가 불가능
 - ✓ 한 직선으로 두 집합을 교차하지 않고 나눌 수 없음
 - ✓ 이 점은 단층 퍼셉트론 학습에서 매우 심각한 문제점
 - ✓ 1980년 중반, 다층 퍼셉트론은 XOR 문제부터 해결

초기의 신경망 (Cont'd)

● 단층 퍼셉트론의 한계점

- 단층 퍼셉트론은 입력 행렬과 결정 노드 사이에 단 하나의 가변적인 연결강도만을 가진 장치
- 따라서 XOR 함수를 수행해내지 못하는 문제점 내포
- 1969년에 출판된 『퍼셉트론즈(Perceptrons)』에서 밝혀짐

초기의 신경망 (Cont'd)

● 단층 퍼셉트론의 한계점과 기여

- XOR 문제 해결 불가, 10여 년 동안 관심이 멀어짐
- 단층 퍼셉트론은 학습 모델로서는 적절하지 않음
- 그러나 1980년대 중반 다층 퍼셉트론 모델의 기반이 됨
- 문자인식을 비롯한 여러 분야에 폭넓게 응용되었음
- 신경망 연구의 새로운 장을 열게 된 결정적인 계기
- 따라서 단층 퍼셉트론의 기여는 매우 큼

초기의 신경망 (Cont'd)

초기 신경망 모델

- 아달라인(Adaline)
 - 역전파 학습법을 기반으로 한 단일 레이어 신경망
- 마달라인(Madaline)
 - 멀티플 아달라인, 신경망 층의 개수가 둘 이상인 신경망

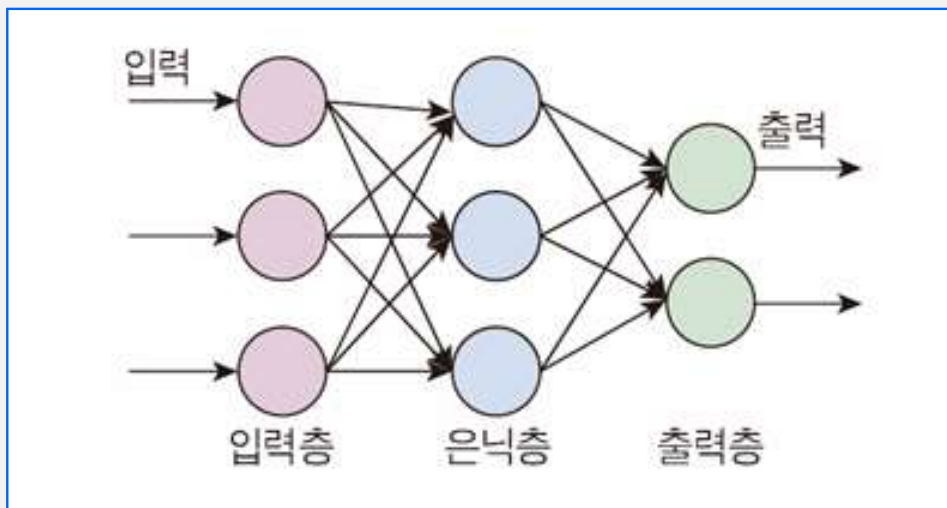
신경망 모델의 응용

- 시스템 모델링
- 통계적 예측
- 통신 잡음과 울림 제거
- 채널 이퀄라이저
- 적응적 신호 처리

다층 퍼셉트론

● 새로운 신경망 시대의 도래

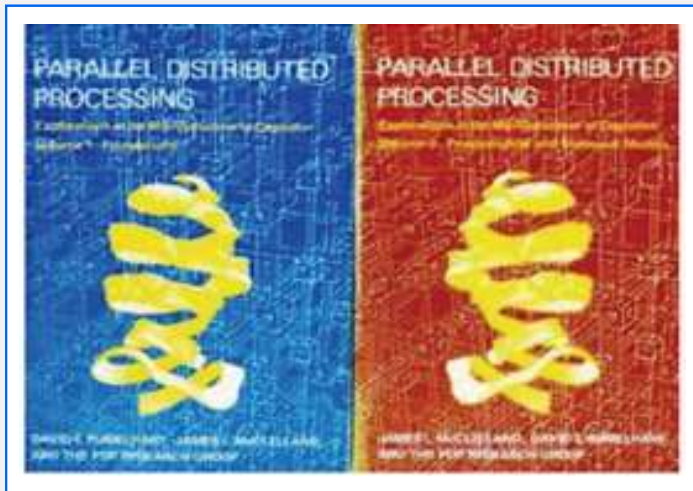
- 1969년 이후 신경망 연구가 10여 년간 침체
- 1980년대 중반에 다층 퍼셉트론 모델이 제안됨
- 단층 퍼셉트론 모델에다 하나 이상의 은닉층을 추가로 사용



다층 퍼셉트론 (Cont'd)

● PDP 그룹의 활약

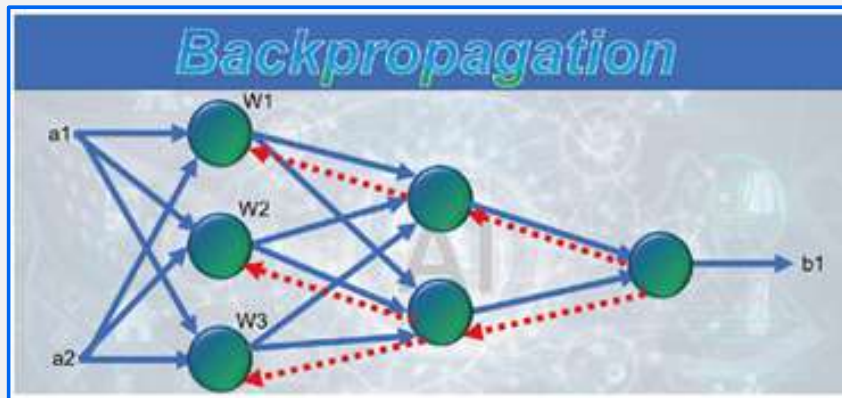
- 1986년 PDP 그룹의 러멜하트 등
- 『Parallel Distributed Processing(PDP)』 출간
- 신경망의 새로운 붐을 일으키는데 크게 기여
- 역전파 알고리즘을 널리 유행시킴



다층 퍼셉트론 (Cont'd)

● 역전파 (Backpropagation) 알고리즘 제안

- 다층 퍼셉트론 구조에다 역전파 알고리즘 사용
- 과거 단층 퍼셉트론의 제한점 극복
- 특히 XOR 함수의 선형 분리 문제 등 해결
- 침체에 빠졌던 신경망 연구가 새롭게 활기를 띠게 됨
- 역전파 알고리즘은 입력층에서 은닉층을 거쳐 출력층에서 나온 결과로, 다시 반대 방향으로 되돌아오면서 학습함



다층 퍼셉트론 (Cont'd)

● PDP 그룹과 문자인식 응용

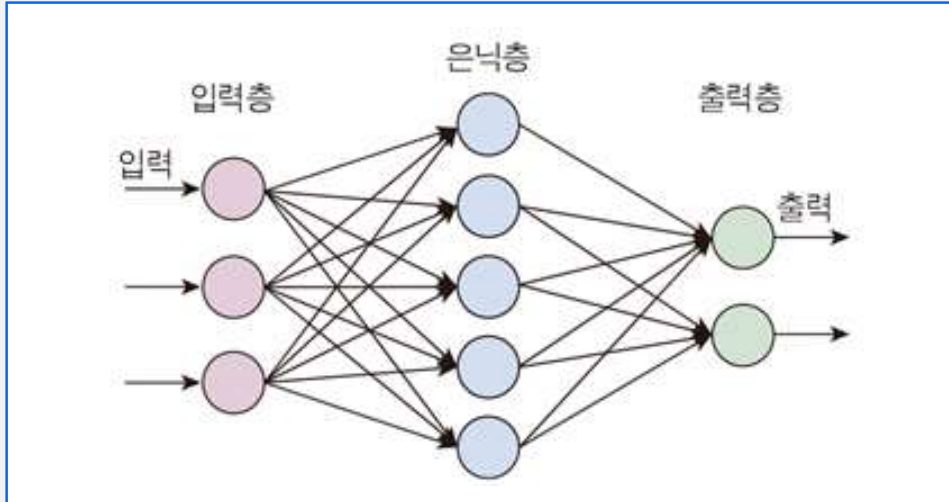
- PDP 그룹은 신경망 모델을 통한 지능 구현을 믿었음
- 불완전하거나 잡음이 있는 문자들의 인식 시도
- 병렬 분산처리를 통해 인식이 가능하다고 믿었음
- 다층 퍼셉트론으로 문자인식 시스템 개발
- 역전파 학습 알고리즘으로 신경망 연구를 새로 시작함



다층 퍼셉트론 (Cont'd)

● 다층 퍼셉트론의 구조와 학습 알고리즘

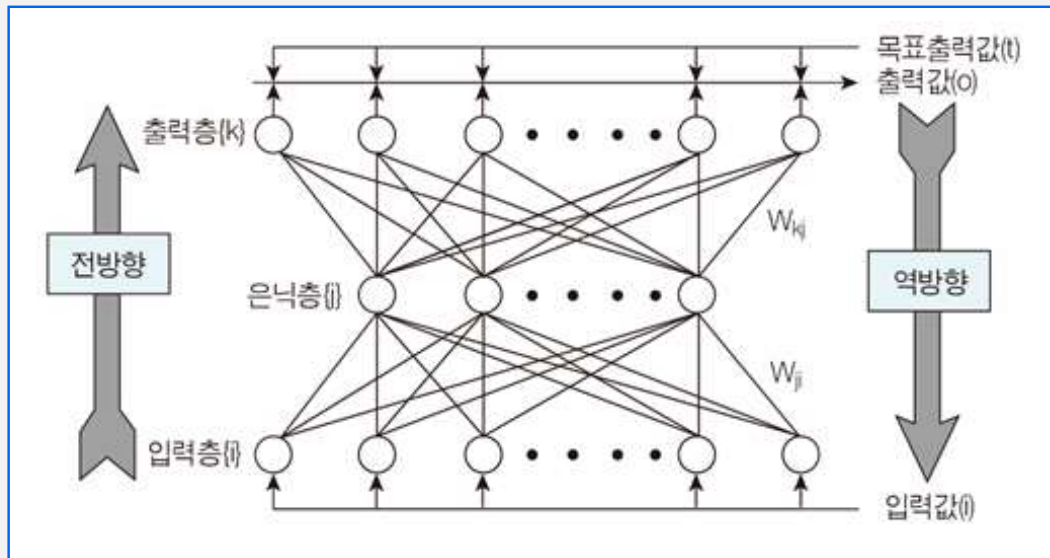
- 입력층과 출력층 사이에 하나 이상의 은닉층 사용
- 입력층, 은닉층, 출력층의 순서와 방향으로 연결
- 각 층 내의 연결은 없음
- 출력층에서 입력층으로의 직접적인 연결도 없음



다층 퍼셉트론 (Cont'd)

● 다층 퍼셉트론의 구조와 역전파 학습 알고리즘

- 다층 퍼셉트론은 노드의 입출력 특성을 비선형으로 함
- 단층 퍼셉트론의 단점 극복
- 다층 퍼셉트론 모델에 사용되는 역전파 학습 알고리즘
- 전방향과 역방향으로 반복적으로 움직이며 역전파 학습



다층 퍼셉트론 (Cont'd)

● 다층 퍼셉트론의 역전파 학습 알고리즘

- 입력층의 각 노드에 입력 패턴을 줌
- 이 신호는 각 노드에서 변환되어 은닉층에 전달
- 은닉층에서 출력층으로 신호 출력
- 이 출력값과 기대하는 목표출력값을 비교
- 그 차이를 감소시키는 방향으로 계속 연결강도 조정
- 다시 역전파하여 해당 층들의 연결강도 조정
- 출력값과 목표출력값이 오차 범위 내이면 학습 완료!
- 그렇지 않으면 역전파 과정으로 연결강도 조정 반복

다층 퍼셉트론 (Cont'd)

● 다층 퍼셉트론의 학습 과정과 규칙들

- 델타규칙, 최급하강법, 일반화 델타규칙 등이 사용됨
- 델타규칙(delta rule)은 출력과 목표출력값과의 오차 제곱의 총합을 최소로 하도록 연결강도를 조정하는 규칙
- 최급하강법 or 경사하강법(gradient descent method)은 곡면에서 오차의 제곱이 가장 많이 감소하는 방향으로 기울기를 따라가며 변화하는 방법

다층 퍼셉트론 (Cont'd)

● 역전파 학습 알고리즘과 지역최소점(local minima) 문제

- 역전파 학습 알고리즘의 단점
- 오랜 학습 시간, 낮은 확률이나 지역 최소점 봉착 가능
- 특히 최급하강법은 지역 최소점에 머물 가능성이 큼
- 우리는 지역 최소점이 아닌 전역적 최소점을 추구
- 그러나 신경망이나 인공지능에서는 다소 불가피함



다층 퍼셉트론 (Cont'd)



다층 퍼셉트론 (Cont'd)

● 다층 퍼셉트론과 XOR 문제

- PDP 그룹은 다층 퍼셉트론에서 XOR 문제를 해결
- 아래 표와 같이 입력이 0, 1이면 출력이 1이 나오는 등
- 단층 퍼셉트론에서는 불가능, 다층 퍼셉트론에서 가능

X	Y	Output
0	0	0
0	1	1
1	0	1
1	1	0

다층 퍼셉트론 (Cont'd)

- XOR 함수를 구현할 수 있는 신경망
 - XOR 함수를 간단한 다층 신경망으로 해결
 - 선형 분리 문제에 대한 우려 완전 해소

다층 퍼셉트론 (Cont'd)

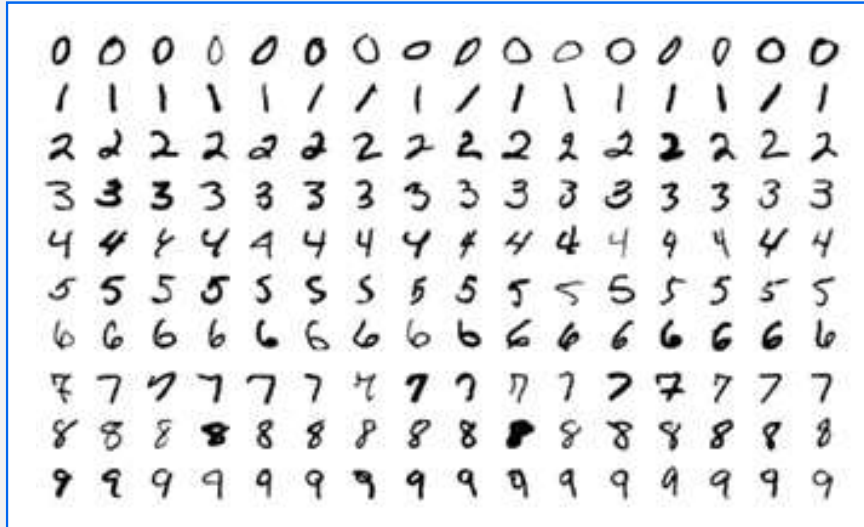
- 다층 퍼셉트론 모델의 기타 응용

- 패리티 문제, 부호화 문제, 대칭성 문제 등
- 텍스트를 음성으로 변환하는 시스템 개발
- 주식시장의 예측, 다른 언어들 간의 번역
- 공장자동화, 실시간 음성인식, 로봇 등

신경망을 이용한 문자인식과 음성인식

● 신경망에서 인식을 위한 학습

- 많은 문서를 손으로 입력시키려면 엄청나게 힘들 것
- 문자인식을 통해 인식시키면 시간과 인력 절약
- 신경망 문자인식으로 한글이나 워드 파일로 만들기
- 숫자는 0부터 9까지의 데이터를 학습 후 숫자를 인식



🧠 신경망을 이용한 문자인식과 음성인식 (Cont'd)

● 영문자의 인식

- 영문자 인식도 숫자인식과 같은 원리
- 다양한 영문자 데이터를 신경망으로 학습
- 영문자들을 제시하여 인식

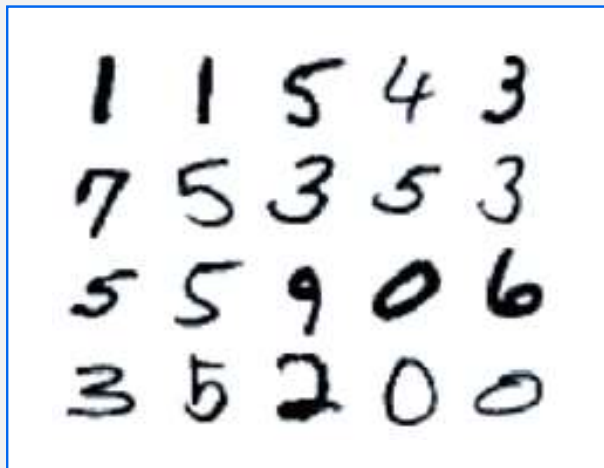


A A A A A A A A A A
B B B B B B B B B B
C C C C C C C C C C
F F F F F F F F F F
K K K K K K K K K K
S S S S S S S S S S
X X X X X X X X X X

🔌 신경망을 이용한 문자인식과 음성인식 (Cont'd)

● 신경망에 의한 문자인식

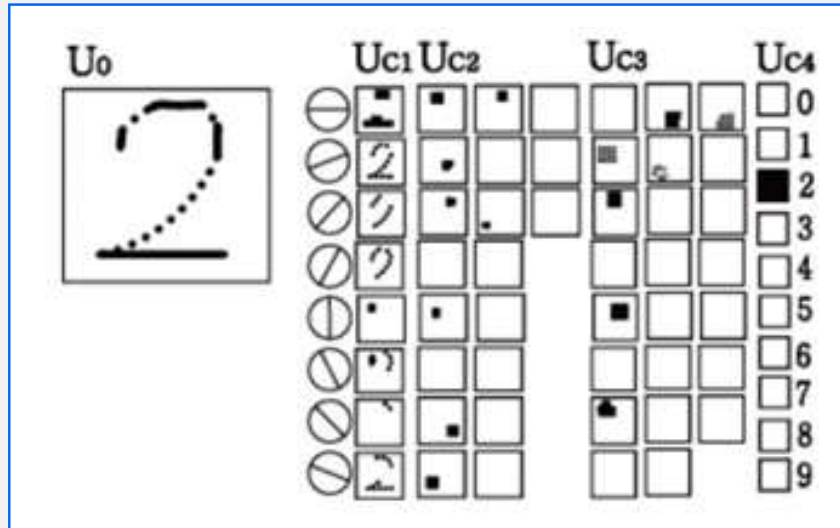
- 잡음이나 왜곡, 크기의 다양성, 위치 등에 잘 적응
- 다만 신경망 문자인식에는 학습에 많은 시간이 걸림
- 문자와 숫자에는 인쇄체와 필기체 형태의 차이가 있음
- 손으로 쓴 필기체는 인쇄체 인식보다 훨씬 어려움
- 필기체 우편번호의 신경망을 통한 활용 예



신경망을 이용한 문자인식과 음성인식 (Cont'd)

● 숫자를 인식하는 신경망

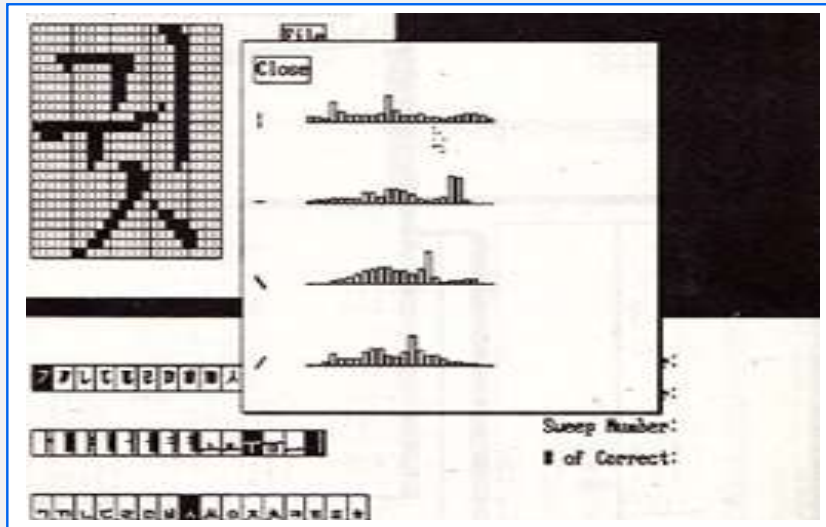
- '네오코그니트론'이란 신경망의 필기체 '2'라는 숫자 인식
- 수평, 수직, 사선 등 8개의 방향을 활용
- 단계별로 특징을 추출하여 '2'라는 숫자를 최종 인식
- 시간이 너무 오래 걸리는 것이 단점



신경망을 이용한 문자인식과 음성인식 (Cont'd)

● 신경망의 인쇄체 한글 문자인식

- 한글 문자는 14개의 기본 자음과 10개의 모음으로 구성
- 문자의 종류는 14,000여 자, 생활 문자는 1,200여 자
- 신경망을 이용한 인쇄체 한글 문자인식의 장면
- ‘ㄱ’, ‘ㄴ’, ‘ㅣ’, 그리고 ‘ㅅ’이 모여 ‘긔’이란 단어 인식



🧠 신경망을 이용한 문자인식과 음성인식 (Cont'd)

● 신경망의 음성인식에의 응용

- 초기에는 은닉 마르코프(Hidden Markov) 모델 사용
- 그 후 신경망을 이용하여 정확도 면에서 큰 진전
- 'Yes'란 음성 데이터를 파형과 스펙트럼으로 바꿔 처리

