

04

신경망 개념과 응용

The Concept of Neural Networks and Applications

CONTENTS

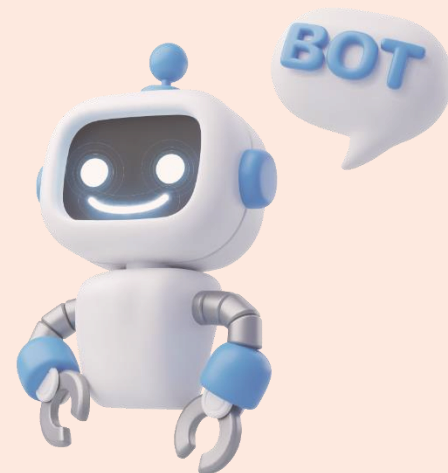
7.1 신경망의 개요

7.2 초기의 신경망

7.3 다층 퍼셉트론

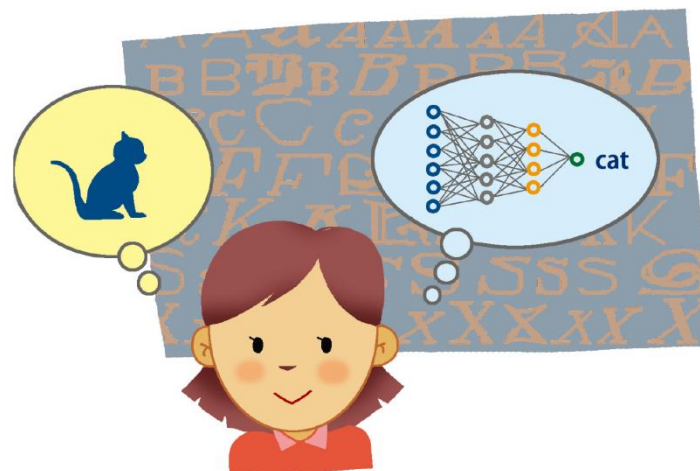
7.4 신경망을 이용한 문자인식과 음성인식

- 가까운 곳에서 인공지능 경험하기
- 생각하고 토론하기
- 인공지능 실습하기
- 연습문제

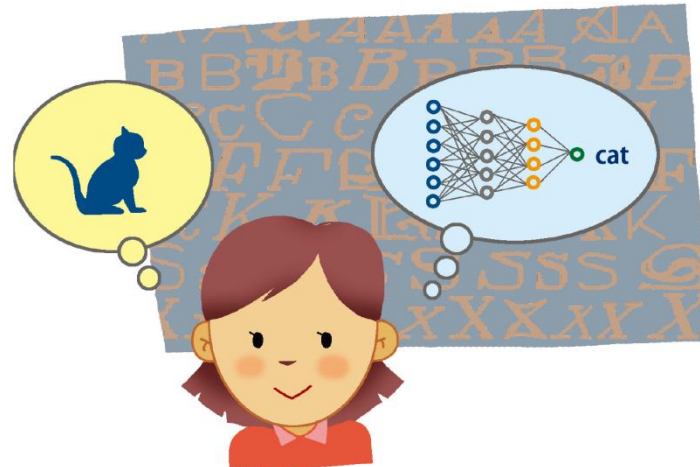


[학습 목표]

인공지능의 주요 영역인
신경망의 개념과 발전 및 응용
분야들을 고찰한다.



[학습 목표]



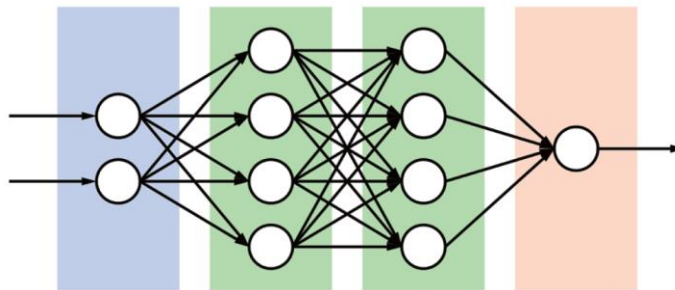
- 신경망의 개념을 살펴보고 신경망의 시작과 발전 과정을 알아본다.
- 초기의 신경망 모델인 단층 퍼셉트론의 구조와 학습 과정을 이해한다.
- 선형 분리 가능과 단층 퍼셉트론의 한계점을 파악한다.
- 다층 퍼셉트론 모델의 구조와 학습 과정을 알아본다.
- 다층 퍼셉트론의 역전파 알고리즘과 XOR 문제 해결을 다룬다.
- 신경망을 이용한 문자인식과 음성인식에의 응용 예를 살펴본다.



7.1 신경망의 개요

(1) 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 뛰어남
- 문자인식, 음성인식, 영상인식, 자연어 처리 등에 이용



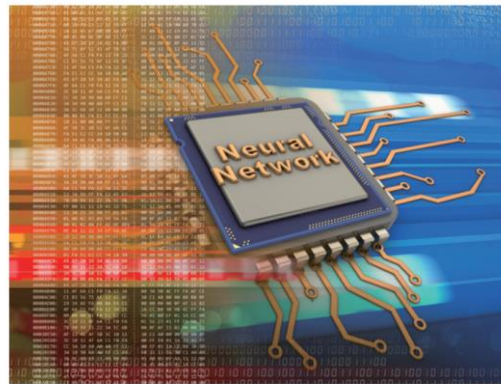
[그림 7.1] 뉴런과 신경망



7.1 신경망의 개요

신경망의 발상

- 신경망은 연결주의 계열의 대표적인 모델
- 인간 두뇌에 있는 뉴런의 연결을 모방
- 인간의 지능이 뉴런들 사이의 연결로부터 시작된다는 발상
- 두뇌가 어떤 원리에 따라 작동하는지가 주된 관심
- 병렬처리 구현에 중점을 둠
- 학습과 관련된 지능적인 역할을 훌륭하게 수행



[그림 7.2] 신경망의 병렬처리



7.1 신경망의 개요

3대 신경망 모델과 알고리즘

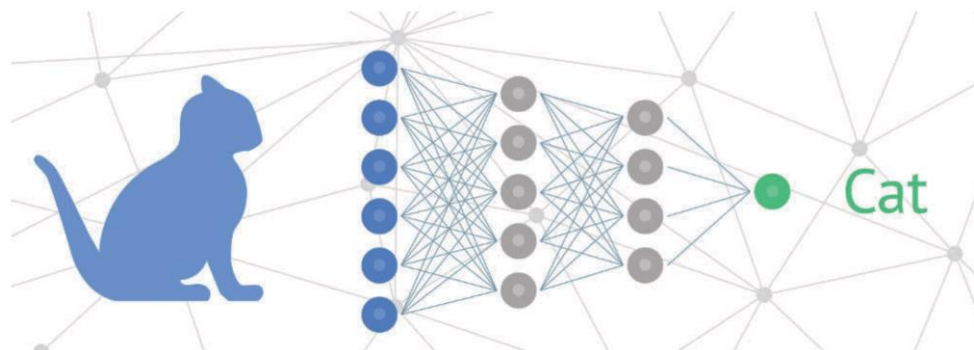
- 1957년 로젠블릿의 퍼셉트론 모델
(퍼셉트론 알고리즘)
- 1984년 PDP 그룹 이후의 다층 퍼셉트론 모델
(역전파 알고리즘)
- 2006년 힌턴 이후의 심층신경망
(딥러닝 알고리즘)



7.1 신경망의 개요

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



[그림 7.3] 학습을 통한 고양이 영상인식



7.1 신경망의 개요

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

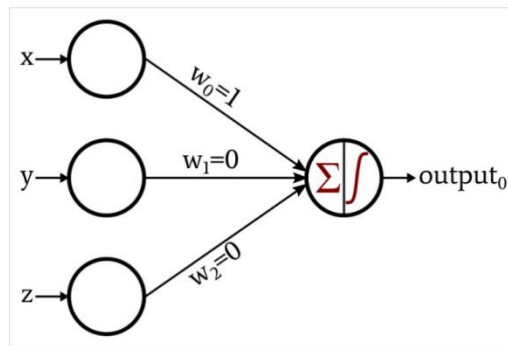




7.1 신경망의 개요

(2) 신경망의 시작과 발전 과정

- 1943년 맥클락-피츠 모델에서의 논리로 출발
- '헵'의 연결강도(weight) 조절을 위한 학습 규칙 나옴
- 1957년 로젠블릿의 (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



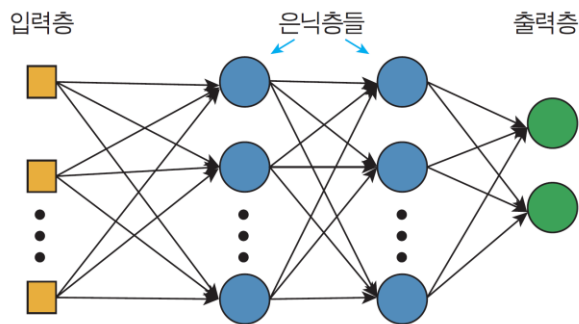
초기의 단층 퍼셉트론 모델



7.1 신경망의 개요

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



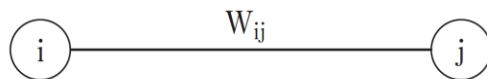
[그림 7.4] 다층 퍼셉트론 모델



7.2 초기의 신경망

(1) 맥컬락-피츠 뉴런과 헵의 학습 규칙

- 1943년 맥컬락(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



[그림 7.5] 헵의 뉴런 연결



7.2 초기의 신경망

(2) 로젠블랫의 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



[그림 7.6] 문자를 인식하는 마크 I 퍼셉트론



7.2 초기의 신경망

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



[그림 7.7] 마크 I 퍼셉트론 화면과 연결선



7.2 초기의 신경망

저명한 인공지능 관련 인물 탐구

프랭크 로젠블랫(Frank Rosenblatt, 1928년 ~ 1971년) 박사는 인공지능 중 신경망 분야에서 괄목할 만한 업적을 이룬 미국의 심리학자이자 과학자다. 그는 1950년에 코넬대학을 졸업하였고, 1956년에 박사학위를 받았다. 그는 1957년 인류 최초의 신경망 모델인 Mark I 퍼셉트론을 개발하여 시범을 보였으며, 신경생물학 등 다방면에 걸쳐 관심이 많았다. 그러나 그는 아깝게도 1971년 보트를 타다가 사고로 43세의 젊은 나이에 세상을 떠났다.



7.2 초기의 신경망

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



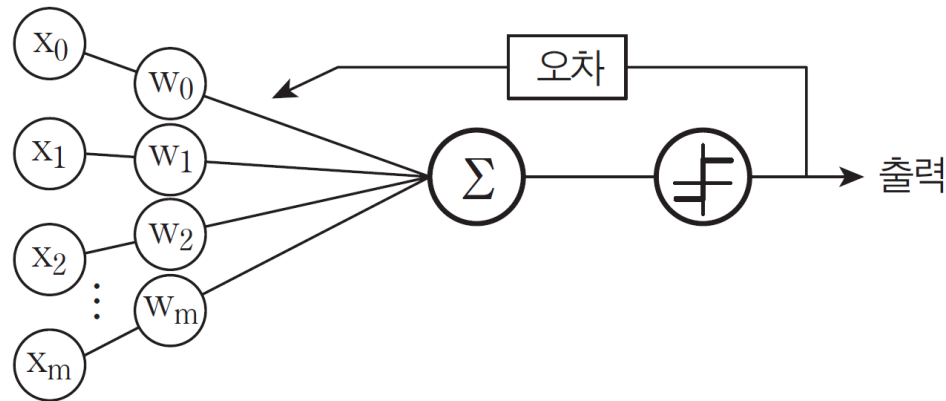
[그림 7.8] 마크 I 퍼셉트론



7.2 초기의 신경망

단층 퍼셉트론의 구조

- 단 1개 층의 연결강도 조정
- 오차에 대한 피드백 학습



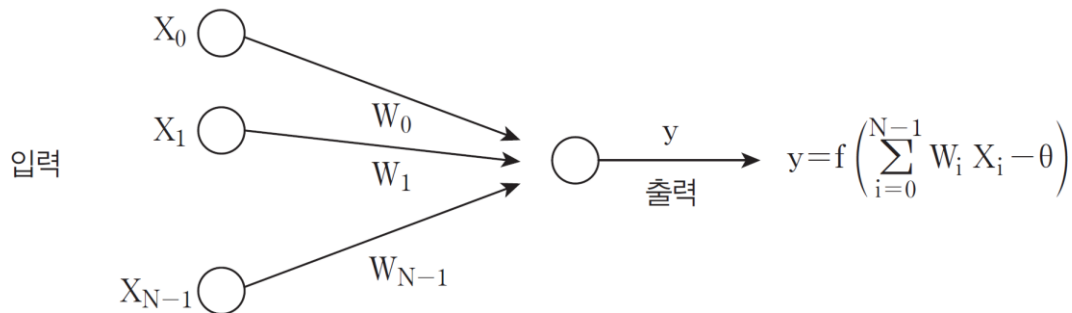
[그림 7.9] 단층 퍼셉트론의 구조



7.2 초기의 신경망

(3) 뉴런의 입출력 구조와 대표적인 비선형 함수들

- 뉴런에 해당하는 노드는 비선형적(non-linear)
- n 개의 입력과 n 개의 연결강도 벡터가 각각 곱해진 결과의 합이 활성화 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



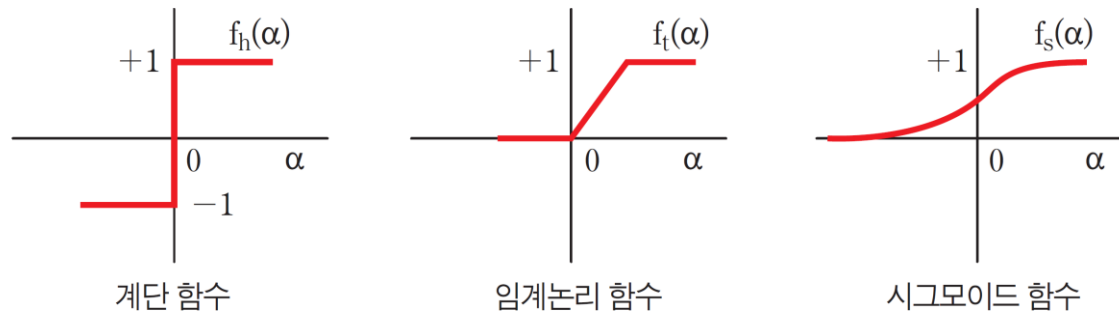
[그림 7.10] 뉴런의 입출력



7.2 초기의 신경망

신경망에서 사용되는 대표적인 비선형 활성화 함수

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



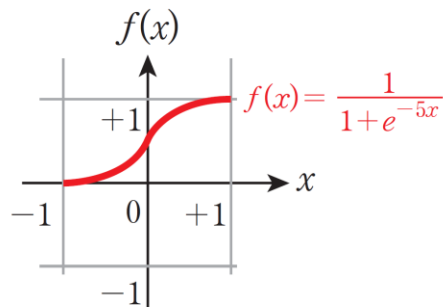
[그림 7.11] 3가지 대표적인 활성화 함수



7.2 초기의 신경망

퍼셉트론에 많이 쓰이는 활성화 함수

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



[그림 7.12] 시그모이드 함수의 식과 그래프



7.2 초기의 신경망

(4) 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



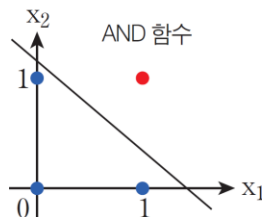
7.2 초기의 신경망

(5) 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

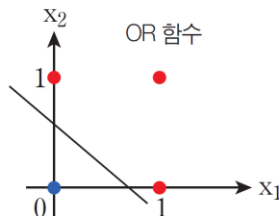
(AND 함수)



(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)

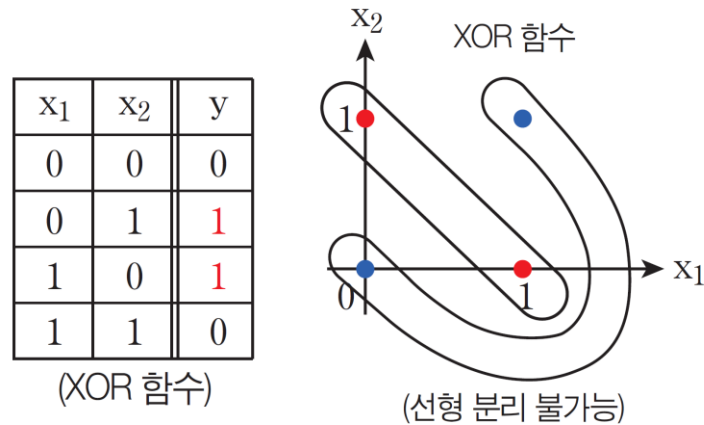
[그림 7.13] AND와 OR 함수와 선형 분리 가능



7.2 초기의 신경망

XOR 함수와 선형 분리 불가능

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



[그림 7.14] XOR 함수와 선형 분리 불가능



7.2 초기의 신경망

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 함수의 문제점

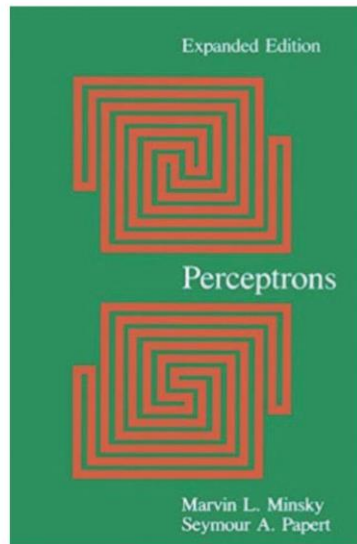
- 선형 분리가 불가능
- 한 직선으로 두 집합을 교차하지 않고 나눌 수 없음
- 이 점은 단층 퍼셉트론 학습에서 매우 심각한 문제점
- 1980년 중반, 다층 퍼셉트론은 XOR 문제부터 해결



7.2 초기의 신경망

(4) 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



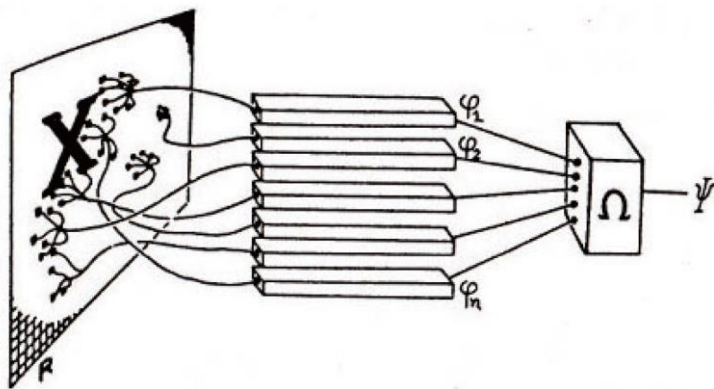
[그림 7.15] 『퍼셉트론즈』



7.2 초기의 신경망

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



[그림 7.16] 퍼셉트론 계산 모델의 분석



7.2 초기의 신경망

(5) 초기 신경망 모델들의 응용

아달라인(Adaline)과 마달라인(Madaline)

아달라인의 응용 분야

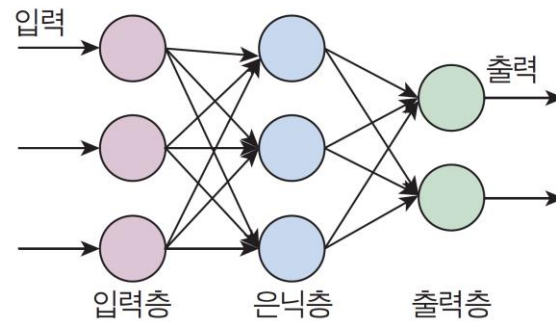
- 시스템 모델링
- 통계적 예측
- 통신 잡음과 울림 제거
- 채널 이퀄라이저
- 적응적 신호 처리



7.3 다층 퍼셉트론

(1) 새로운 신경망 시대의 도

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



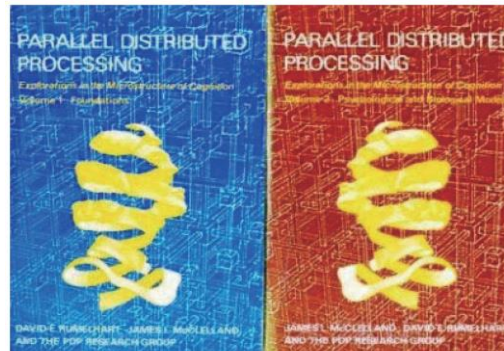
[그림 7.17] 다층 퍼셉트론 모델



7.3 다층 퍼셉트론

PDP 그룹의 활약

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



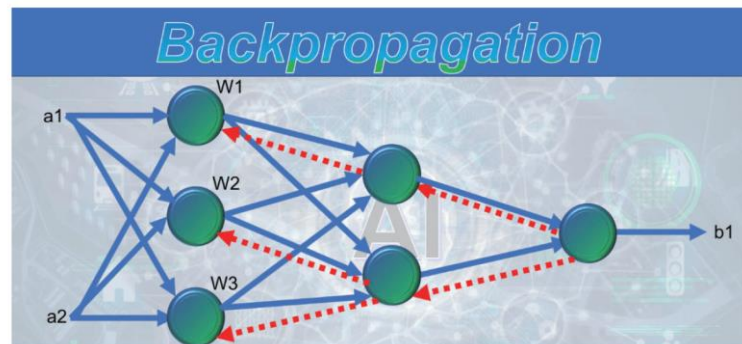
[그림 7.18] 『PDP』



7.3 다층 퍼셉트론

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 출력층, 다시 반대 방향으로 되돌아오면서 학습



[그림 7.19] 역전파 알고리즘



7.3 다층 퍼셉트론

저명한 인공지능 관련 인물 탐구

데이빗 러멜하트(David Rumelhart, 1942년 ~ 2011년) 박사는 인지과학, 규칙기반 인공지능, 신경망, 병렬 분산처리 등에서 주목받은 미국의 수학적 심리학자이다. 그는 1963년 심리학과 수학에서 학사를, 1967년 스탠퍼드 대학에서 수학적 심리학 박사학위를 받았다. 그는 샌디에이고에 있는 캘리포니아 대학과 스탠퍼드 교수를 지냈다. 그는 1986년 역전파 알고리즘에 관한 유명한 논문의 제1저자이며, PDP 그룹의 주요 멤버였다.

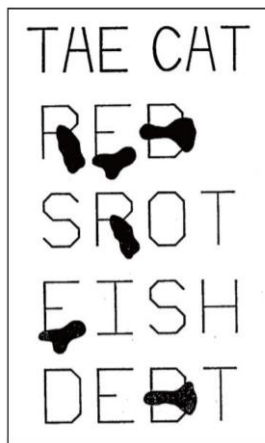




7.3 다층 퍼셉트론

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



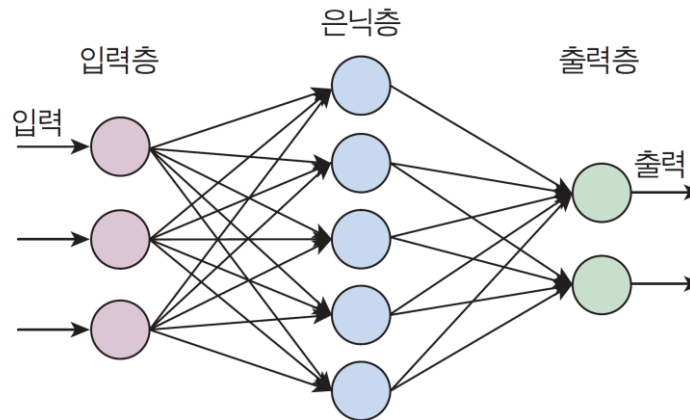
[그림 7.20] 병렬 분산처리를 통한 문자인식



7.3 다층 퍼셉트론

(2) 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



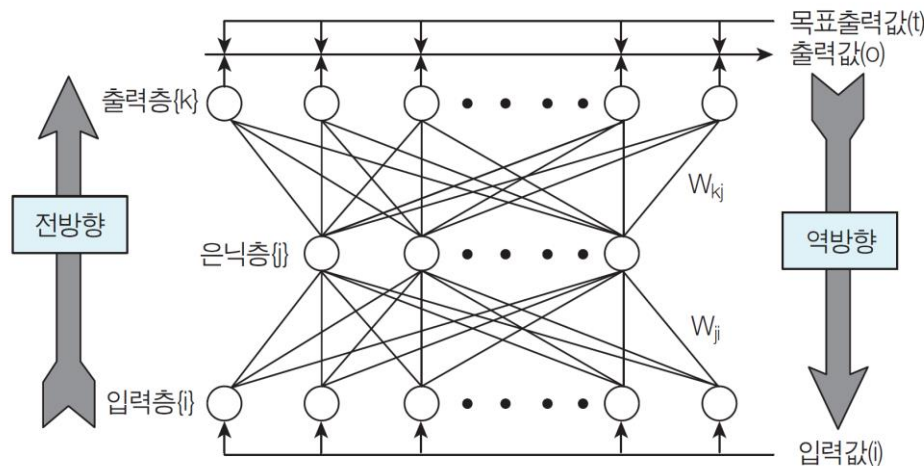
[그림 7.21] 다층 퍼셉트론의 구조



7.3 다층 퍼셉트론

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



[그림 7.22] 다층 퍼셉트론의 구조와 역전파 학습



7.3 다층 퍼셉트론

다층 퍼셉트론의 역전파 학습 알고리즘

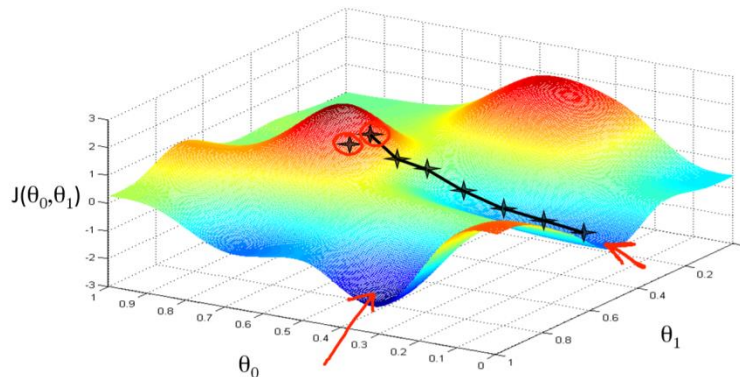
- 입력층의 각 노드에 입력 패턴을 줌
- 이 신호는 각 노드에서 변환되어 은닉층에 전달
- 은닉층에서 출력층으로 신호 출력
- 이 출력값과 기대하는 목표출력값을 비교
- 그 차이를 감소시키는 방향으로 계속 연결강도 조정
- 다시 역전파하여 해당 층들의 연결강도 조정
- 출력값과 목표출력값이 오차 범위 내이면 학습 완료!
- 그렇지 않으면 역전파 과정으로 연결강도 조정 반복



7.3 다층 퍼셉트론

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(gradient descent method)은 곡면에서 오차의 제곱이 가장 많이 감소하는 방향으로 기울기를 따라가며 변화하는 방법



최급하강법(gradient descent method)



7.3 다층 퍼셉트론

여기서 잠깐! 신경망의 구조와 알고리즘의 차이점

다층 신경망을 이루는 구조는 하나 이상의 은닉층을 포함하는 '다층 퍼셉트론'이고, 이것의 작동 원리는 전방향과 역방향으로 반복적으로 움직이는 '역전파 학습 알고리즘'이다.

구조 → 다층 퍼셉트론

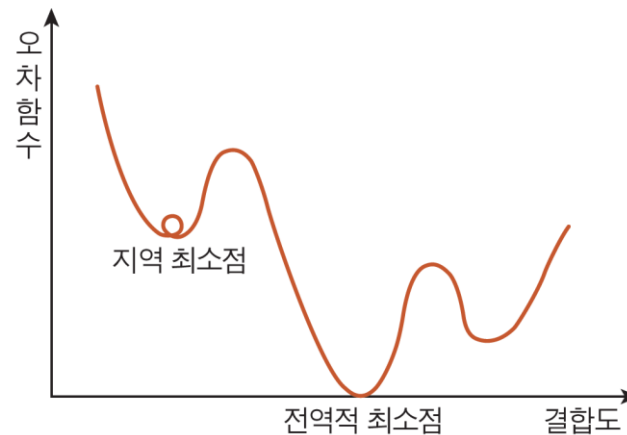
알고리즘 → 역전파 학습 알고리즘



7.3 다층 퍼셉트론

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



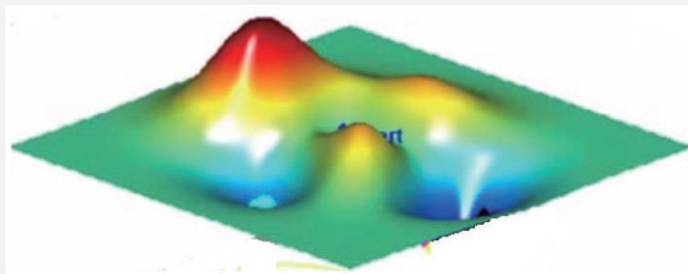
[그림 7.23] 지역 최소점과 전역적 최소점



7.3 다층 퍼셉트론

여기서 잠깐! 지역 최소점 문제의 해결

'**지역 최소점**' 문제는 인공지능 전반에 나타나는 문제로서 예전부터 인공지능에서의 심각한 문제점으로 여겨져왔다. 특히 신경망의 기반이 되는 다층 퍼셉트론에서 이 문제를 해결하고자 많은 노력을 기울였다. 그러나 문제점을 줄일 수는 있을 뿐 근본적인 해결 방법은 아직까지도 찾아내지 못하고 있다. 인간의 능력으로 도저히 해결할 수 없는 지역 최소점 문제를 인간의 두뇌 작용을 모방한 인공지능이 과연 해결할 수 있을까? 현재로서는 어렵다는 생각이 든다.





7.3 다층 퍼셉트론





7.3 다층 퍼셉트론

(3) 다층 퍼셉트론과 XOR 문제

- PDP 그룹은 다층 퍼셉트론에서 XOR 문제를 해결
- <표 9.1>과 같이 입력이 01이면 출력이 1이 나오는 등
- 단층 퍼셉트론에서는 불가능, 다층 퍼셉트론에서 가능

<표 7.1> XOR 함수

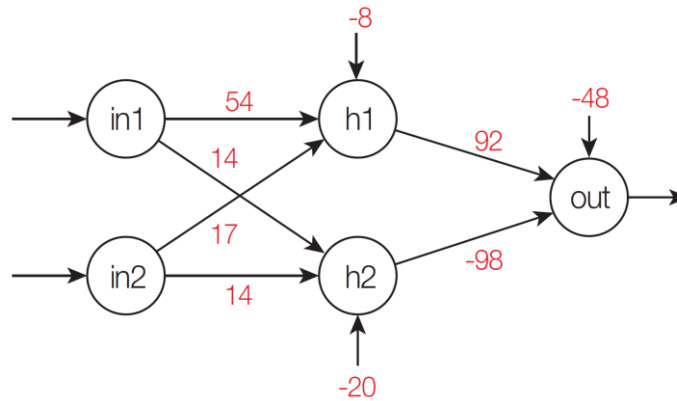
X	Y	출력
0	0	0
0	1	1
1	0	1
1	1	0



7.3 다층 퍼셉트론

XOR 함수를 구현할 수 있는 신경망

- XOR 함수를 간단한 다층 신경망으로 해결
- 선형 분리 문제에 대한 우려 완전 해소



[그림 7.24] XOR 함수를 구현할 수 있는 신경망



7.3 다층 퍼셉트론

다층 퍼셉트론 모델의 기타 응용

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



주식시장의 예측



7.4 신경망을 이용한 문자인식과 음성인식

(1) 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



[그림 7.25] 숫자인식을 위한 학습 데이터



7.4 신경망을 이용한 문자인식과 음성인식

영문자의 인식

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



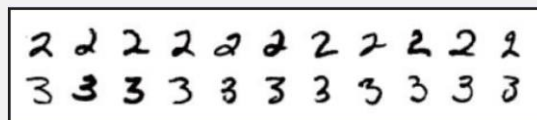
[그림 7.26] 영문자의 인식을 위한 학습 데이터



7.3 다층 퍼셉트론

여기서 잠깐! 신경망의 학습 방법

신경망에서의 학습은 대부분 지도 학습으로 이루어진다. 가령 '2'와 '3'이라는 숫자를 인식하기 위해서는 다양한 형태의 학습 데이터를 제시하면서 그에 해당하는 올바른 숫자를 알려준다. 이와 같은 과정을 반복하며 학습을 마친 신경망은 그 후 여러 가지 입력이 들어오면 비교적 정확하게 그 숫자를 인식하게 된다.



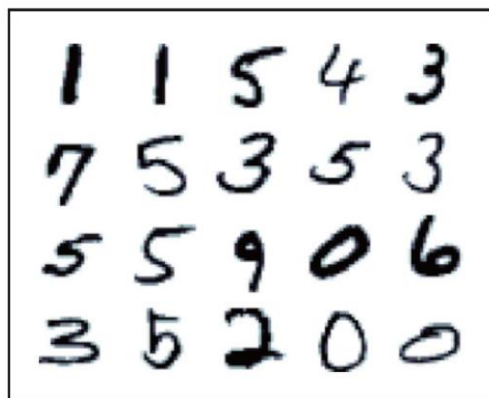
위와 같은 과정은 문자인 경우에도 그대로 적용되어 학습한 후 그 문자들을 인식하게 된다.



7.4 신경망을 이용한 문자인식과 음성인식

(2) 신경망에 의한 문자인식

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



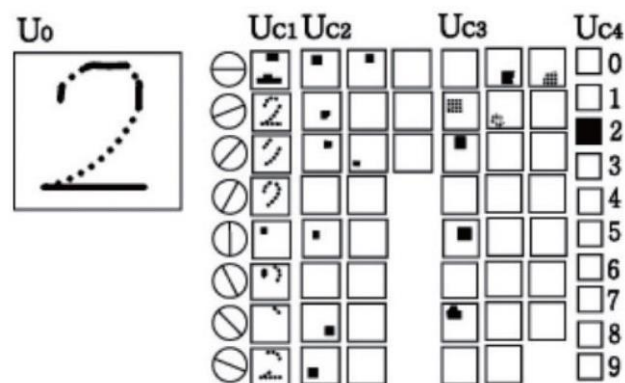
[그림 7.27] 필기체로 쓴 우편번호 인식



7.4 신경망을 이용한 문자인식과 음성인식

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

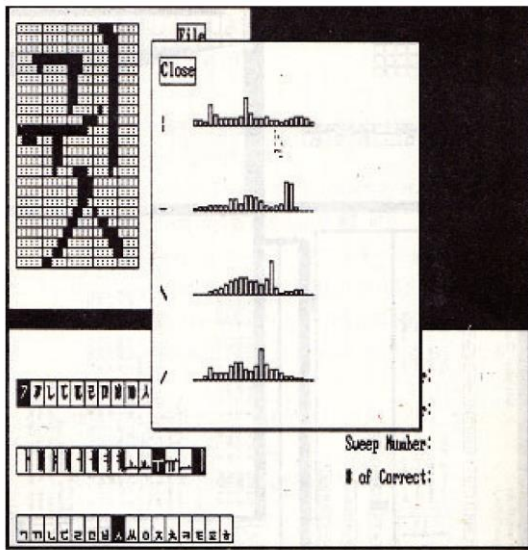


[그림 7.28] '2'라는 숫자의 인식



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 '긋'이란 단어 인식



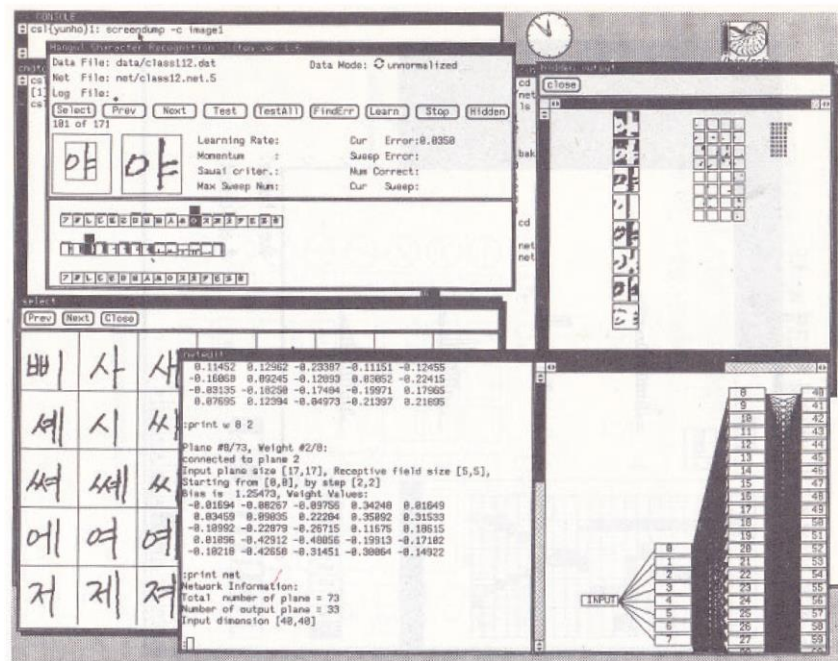
[그림 7.29] 신경망을 이용한 인쇄체 문자인식



7.4 신경망을 이용한 문자인식과 음성인식

신경망의 필기체 한글 문자인식

- 신경망을 이용한 필기체 한글 문자인식 화면

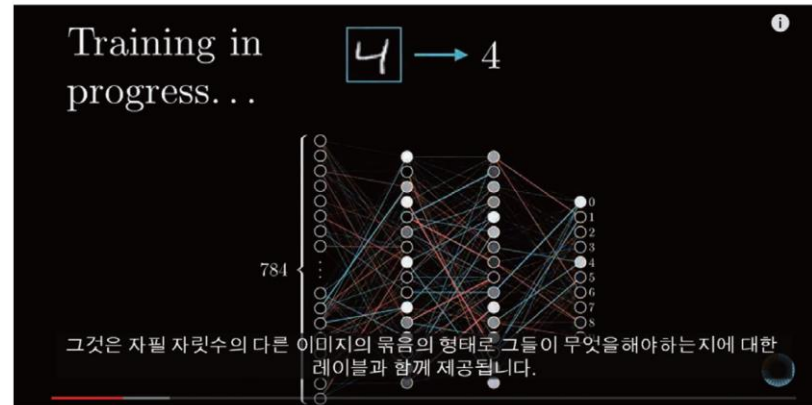


[그림 7.30] 신경망을 이용한 필기체 한글 문자인식



7.4 신경망을 이용한 문자인식과 음성인식

여러 개의 은닉층을 가진 신경망 숫자인식



[그림 7.31] 숫자의 인식 과정

- 숫자를 인식하는 과정은 다음의 유튜브 URL 참고(21분)

경사 하강, 신경 네트워크가 학습하는 방법

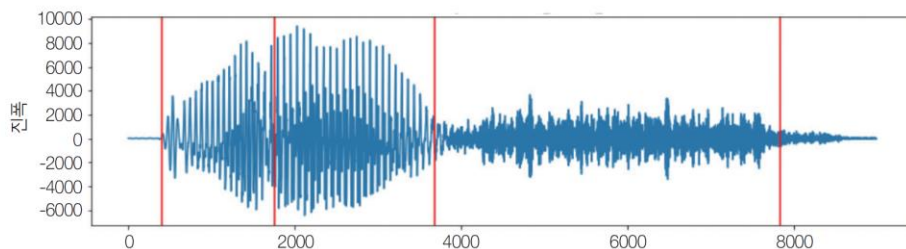
<https://www.youtube.com/watch?v=IHZwWFHWa-w>



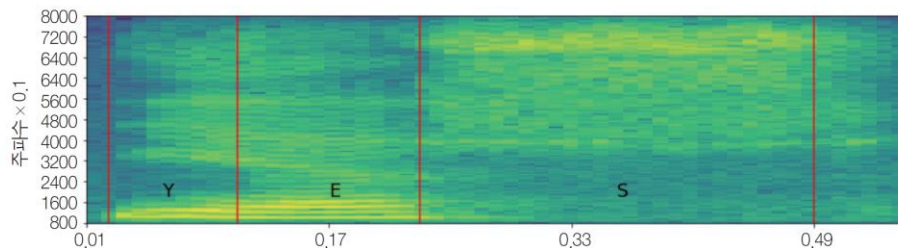
7.4 신경망을 이용한 문자인식과 음성인식

(3) 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



[그림 7.32] 'Yes'라고 발음할 때의 원래 음성 데이터



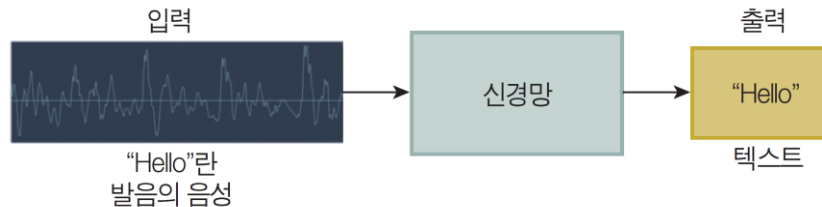
[그림 7.33] 'Yes'라고 발음할 때의 파형과 스펙트럼



7.4 신경망을 이용한 문자인식과 음성인식

신경망을 이용한 음성인식 기술

- 신경망은 오차 허용도가 크고 학습이 가능한 장점
- 연속 단어인 경우 학습 시간이 오래 걸리는 단점
- 은닉 마르코프 모델, TDNN 모델 등이 많이 사용
- 그 후 머신러닝과 딥러닝 활용



[그림 7.34] 신경망을 이용한 음성인식

➤ 신경망 관련 기초 내용의 유튜브 동영상(12분)

Neural Networks Explained
- Machine Learning Tutorial for Beginners
<https://www.youtube.com/watch?v=GvQwE2OhL8I>

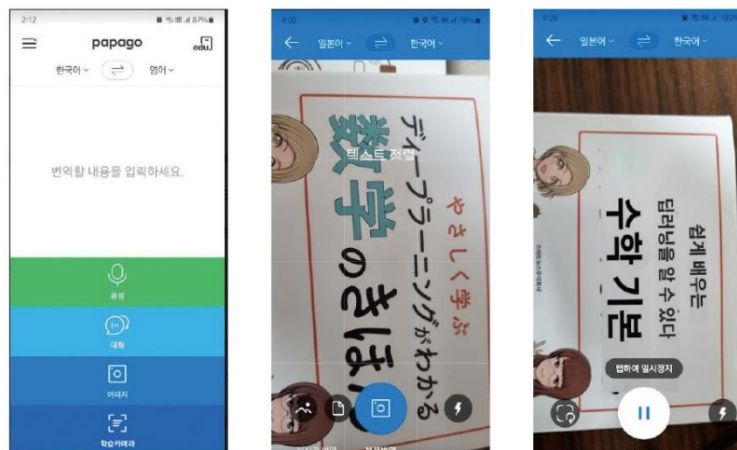
가까운 곳에서 인공지능 경험하기

파파고 번역기를 이용한 사진의 번역

인공지능을 적용한 파파고 번역기를 통해 외국어 문장을 사진 찍어 우리말로 번역할 수 있다.

- 1) Naver나 Google 검색에서 '네이버 파파고(papago)'를 검색하여 창을 열고 음성 부분을 눌러 4가지 창이 나오게 한다. 또는 이미 깔아놓은 '파파고' 앱을 연다.
- 2) 세 번째 메뉴인 '이미지'를 누른다.
- 3) 해당 번역 언어를 정하고, 번역하고 싶은 부분에 포커스를 맞춘다.
- 4) '실시간 번역'을 눌러 번역한다.

그 결과 일본어로 쓰인 책의 제목을 우리말로 번역할 수 있다.



가까운 곳에서 인공지능 경험하기

또 이와 같은 방법으로 영어 제목의 책이나 집에 있는 약 봉투를 이미지로 찍어 영어로 번역할 수도 있다.



그 외에 외국어로 된 식당 메뉴 등도 가능하니 각자 시도해보자.

생각하고 토론하기

1. 신경망 학습은 정확도나 인식 속도에 있어 아직도 우리 인간의 학습 능력과 상당한 차이가 있다. 신경망 계열이 발전한다고 해도 인간 지능에 도달할 수 있을까를 생각해보고 논의해보자.

✓ **아이디어 포인트** 뉴런을 모델링하여 만든 신경망의 한계성, 발전하는 신경망 이론과 날로 빨라지는 컴퓨터 처리속도로 가능성 등

2. 인간이 만든 수학적 신경망 모델이 생물학적인 신경망과 비슷한 인식 능력을 가진다는 자체가 놀라운 일이다. 이런 사실은 우연인지 아니면 큰 과학적 발견인지를 생각해보고 논의해보자.

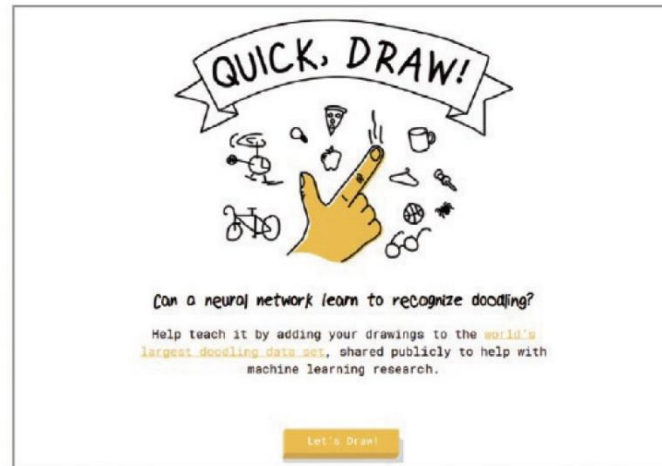
✓ **아이디어 포인트** 상상적 모델링의 현실화 또는 합리적인 추론에 의한 발견

인공지능 실습하기

인공지능이 제시된 단어에 부합하는 그림을 제대로 그렸는지를 판정한다.(QuickDraw)

• <https://quickdraw.withgoogle.com/>

| 실행방법 | 시작하기를 누르고 그림당 20초 안에 제시되는 6개 단어에 해당하는 그림을 마우스로 그리면 된다. 신경망은 계속해서 사람이 그린 그림을 보고 그림에 대한 단어를 맞추는 것을 시도한다. 처음 시도하면 생각보다는 쉽지 않으니 여러 번 시도해보는 것이 좋다.



인공지능 실습하기

| 실행결과 | 저자가 시도해본 결과 신경망이 6개 중 3개를 맞춘 것으로 판정했다. 그 결과는 사람에 따라 다를 것이다.



퀴즈...

1. 뉴런의 작용을 모델링한 신경망은 인공신경망으로도 불린다. **O**

퀴즈...

2. 맥컬렉은 인간 두뇌를 수많은 뉴런들로 이루어진 잘 정의된 컴퓨터라고 여겼다. ○

퀴즈...

3. 신경망은 문자인식, 음성인식, 영상인식, 자연어 처리 등의 분야에 이용되고 있다. ○

퀴즈...

4. XOR 함수는 선형 분리가 가능한 논리함수에 속한다. **X**

퀴즈...

5. 신경망에서 가장 간단한 노드는 n 개의 입력을 받아 n 개의 연결강도 벡터들과 각각 곱해진 결과가 합해져서 특정한 활성화 함수를 거쳐 출력을 낸다. ○

퀴즈...

6. 노드는 내부적인 임계값이나 오프셋 θ , 그리고 비선형 함수의 형태에 따라 그 값이 정해지게 된다. ○

퀴즈...

7. 단층 퍼셉트론의 한계점이 노출되면서
2000년대 중반에 다층 퍼셉트론 모델이 제안
되었다. **X**

퀴즈...

8. 신경망은 병렬처리나 학습과 관련된 지능적인 역할을 훌륭하게 수행해낸다. ○

퀴즈...

9. 단층 퍼셉트론은 딥러닝의 심층신경망을 거쳐 다층 퍼셉트론으로 발전하였다. X

퀴즈...

10. 신경망에서 계산의 복잡성으로 학습 시간이 너무 오래 걸리는 등의 문제점이 있다. ○

퀴즈...

본 수업에 사용된 일부 자료 및 영상물은 강의 내용을 보충하기 위해 교육 목적으로 활용하였습니다.
자료 및 영상물의 불법적 이용, 무단 전재·배포는 법적으로 금지되어 있으니, 학생 여러분께서는 학습 외 용도의 사용을 삼가 바랍니다.