

교육용프로그래밍언어기초(스크래치)

8주차 - 3교시

인공신경망과 딥러닝



 인공지능망

 인공뉴런 퍼셉트론

 다층 퍼셉트론

 딥러닝

 CNN





학습목표

- ① 인공신경망의 개념을 이해할 수 있다.
- ② 인공뉴런 퍼셉트론에 대해 이해할 수 있다.
- ③ 다층 퍼셉트론에 대해 이해할 수 있다.
- ④ 딥러닝의 개념을 이해할 수 있다.
- ⑤ 딥러닝의 대표주자인 CNN을 이해할 수 있다.



1

인공신경망



1

인공신경망

1 인공신경망의 개념

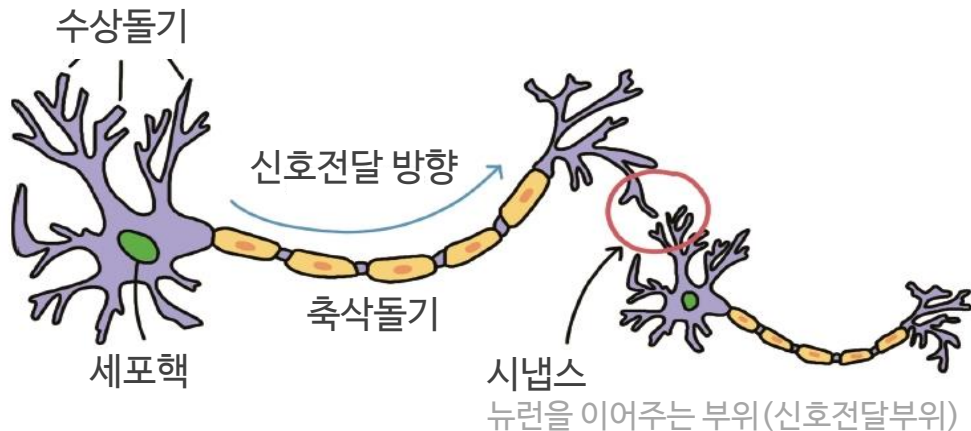
- 인공신경망(ANN, Artificial Neural Network)

인공신경망

인간의 두뇌를 구성하는 신경세포인 뉴런의
연결 구조를 흉내 내서 만든 머신러닝모델

1 인공신경망의 개념

- 뉴런은 수상돌기로부터 입력받는 신호의 총합이 일정 값 이상이 되면 축삭돌기로 신호를 전달하는 구조를 가짐



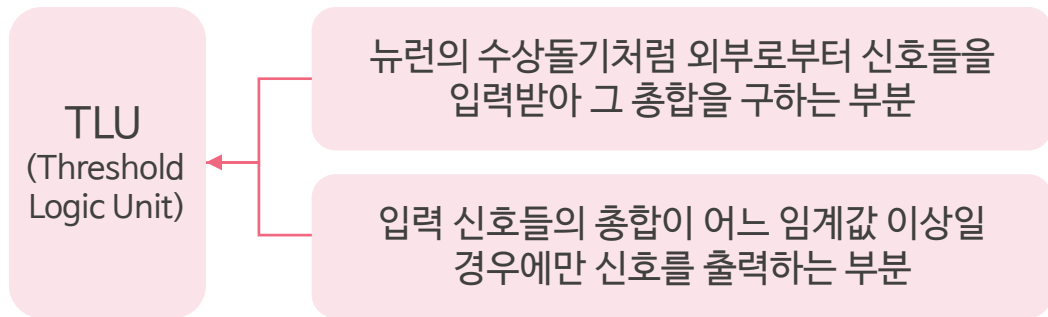
〈뉴런의 연결 구조〉

1

인공신경망

2 인공뉴런 TLU의 개념

- 1943년, 워런 맥컬록과 월터 피츠는 뉴런을 모델로 한 인공뉴런 TLU를 제안함



1

인공신경망

2 인공뉴런 TLU의 개념

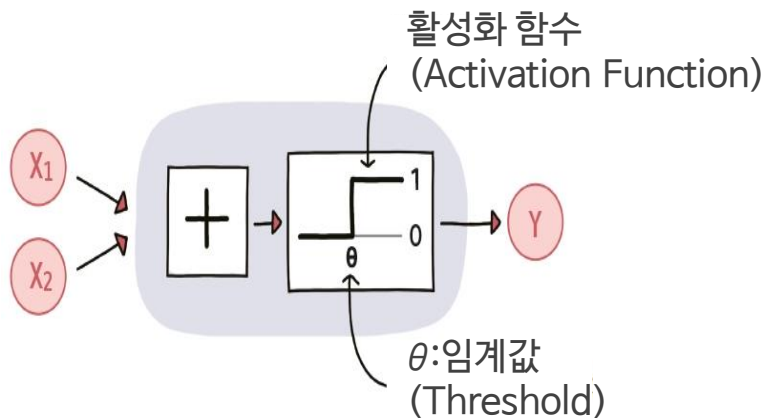
활성화 함수(Activation Function)

입력 신호들의 총합을 임계값과 비교한 뒤 출력을 결정하는 함수

- 활성화 함수는 임계값전과 후에 따라 그 값이 0과 1로 분명하게 구분되는 특징을 갖고 있음
- 활성화 함수는 입력 신호의 총합이 임계 값보다 클 경우 1을 출력하고, 작을 경우에는 0을 출력

2 인공뉴런 TLU의 개념

- 인공뉴런 TLU의 동작 원리는 입력값 X_1 과 X_2 를 더한 값이 임계값 θ 보다 같거나 크면 출력값 Y 를 1로 출력하고, θ 보다 작으면 0으로 출력하는 것



〈인공뉴런 TLU의 구조〉

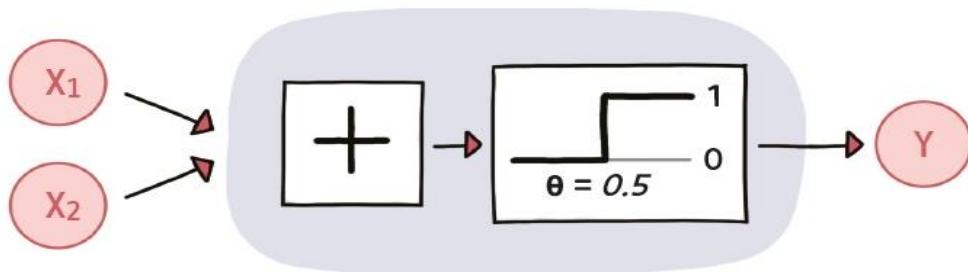
③ TLU의 논리연산 구현

- TLU를 활용하면 논리연산인 논리합(OR)과 논리곱(AND)을 구현할 수 있음
 - 참 또는 거짓의 두 진리값을 입력받아 새로운 진리값을 계산
 - TLU는 활성화 함수의 임계값 θ 를 어떤 값으로 정하느냐에 따라 구현하는 논리연산이 결정됨

3 TLU의 논리연산 구현

- TLU를 활용하면 논리연산인 논리합(OR)과 논리곱(AND)을 구현할 수 있음

임계값 θ 를 0.5로 정하여 논리합 연산을 구현하면?



〈TLU의 논리합(OR) 구현: 임계값 $\theta=0.5$ 〉

③ TLU의 논리연산 구현

- 입력값 X_1 과 X_2 를 더한 값이 0.5보다 크거나 같으면 출력값 Y 는 1로, 입력값 X_1 과 X_2 를 더한 값이 0.5보다 작으면 출력값 Y 는 0으로 결정됨

X_1	X_2	X_1+X_2	Y	$X_1 \text{ OR } X_2$
1	1	2	1 ($X_1 + X_2 = 2 \geq 0.5$)	1
1	0	1	1 ($X_1 + X_2 = 1 \geq 0.5$)	1
0	1	1	1 ($X_1 + X_2 = 1 \geq 0.5$)	1
0	0	0	0 ($X_1 + X_2 = 0 < 0.5$)	0

〈TLU의 논리합(OR) 구현 결과:임계값 $\theta=0.5$ 〉

③ TLU의 논리연산 구현

- TLU의 입력값과 출력값에 사용된 1과 0을 각각 진리값 참과 거짓으로 해석하면, 논리합 연산($X_1 \text{ OR } X_2$) 결과와 Y 의 값이 서로 같다는 것을 알 수 있음



2

인공뉴런 퍼셉트론



1 퍼셉트론의 동작 원리

퍼셉트론(Perceptron)

TLU를 기반으로 하며, **가중치(Weight)**라는 개념을 추가한 모델

- 퍼셉트론의 가중치 개념은 시냅스에 신호가 반복적으로 전달되면 그 시냅스가 강화되는 생물학적 특성을 반영한 것
- 각 입력값에 고유한 가중치를 부여하고, 입력값에 가중치를 곱한 값의 총합을 임계값과 비교하여 출력값을 결정

가중치가 클수록 결과에도 영향을 많이 미친다고 볼 수 있음

2

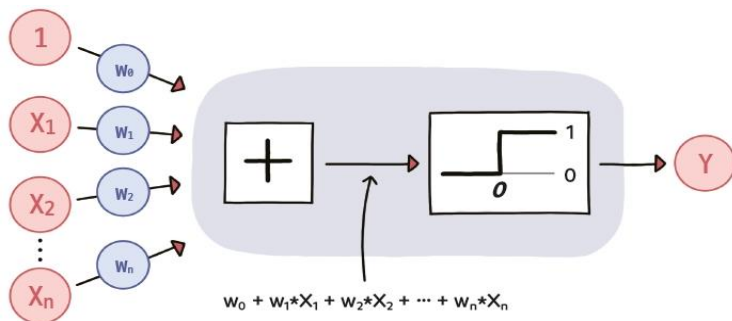
인공뉴런 퍼셉트론

1 퍼셉트론의 동작 원리

- 임계값은 0으로 정해 놓고 가중치를 적절히 선택하여 논리합 또는 논리곱을 결정함
 - 퍼셉트론으로 구성된 인공신경망에서 학습이란
입력의 가중치를 결정하는 작업이라고 할 수 있음

1 퍼셉트론의 동작 원리

- 퍼셉트론의 동작 원리는 입력값에 가중치를 곱한 값들의 총합 X (즉, $w_0 + w_1 * X_1 + w_2 * X_2 + \dots + w_n * X_n$) 값이 0 이상이면 출력값 Y 를 1로, 0보다 작으면 출력값 Y 를 0으로 결정하는 식

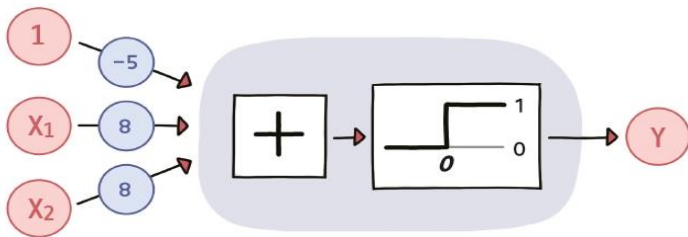


〈인공뉴런 퍼셉트론의 구조와 동작 원리〉

2 인공지능 퍼셉트론

2 퍼셉트론의 논리연산 구현

- 퍼셉트론은 가중치를 적절히 선택하여 논리합(OR)과 논리곱(AND)을 구현
 - 가중치 $w_{\theta}=-5$, $w_1=8$, $w_2=8$ 을 사용하여 논리합 연산을 구현하면



〈퍼셉트론의 논리합(OR) 구현: 가중치 $w_{\theta}=-5$, $w_1=8$, $w_2=8$ 〉

2

인공뉴런 퍼셉트론

2 퍼셉트론의 논리연산 구현

- 입력값에 가중치를 곱한 값들의 총합($(-5) + 8 * X_1 + 8 * X_2$)이 0보다 크거나 같으면 출력값 Y 는 1로, 0보다 작으면 출력값 Y 는 0으로 결정됨

2 퍼셉트론의 논리연산 구현

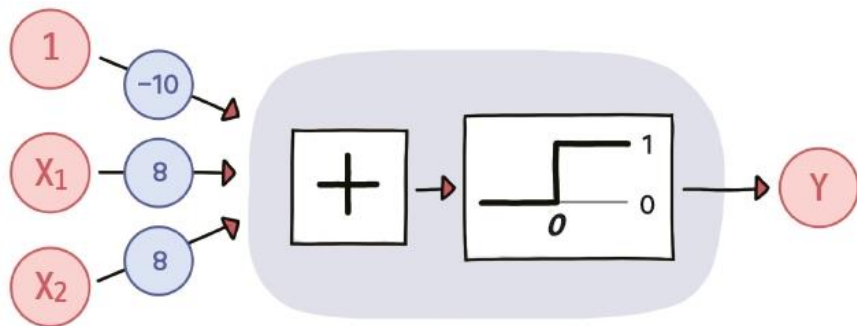
- 논리합 연산($X_1 \text{ OR } X_2$) 결과와 Y의 값이 서로 같다는 것을 알 수 있음

X_1	X_2	$(-5) + 8*X_1 + 8*X_2$	Y	$X_1 \text{ OR } X_2$
1	1	11	1 ($11 \geq 0$)	1
1	0	3	1 ($3 \geq 0$)	1
0	1	3	1 ($3 \geq 0$)	1
0	0	-5	0 ($-5 < 0$)	0

〈퍼셉트론의 논리합(OR)구현 결과: 가중치 $w_\theta = -5$, $w_1 = 8$, $w_2 = 8$ 〉

2 퍼셉트론의 논리연산 구현

- 가중치 $w_0 = -10$, $w_1 = 8$, $w_2 = 8$ 을 사용하여 논리곱 연산을 구현하면



〈퍼셉트론의 논리곱(AND) 구현: 가중치 $w_0 = -10$, $w_1 = 8$, $w_2 = 8$ 〉

2

인공뉴런 퍼셉트론

2 퍼셉트론의 논리연산 구현

- 입력값에 가중치를 곱한 값들의 총합($(-10) + 8 * X_1 + 8 * X_2$)이 0보다 크거나 같으면 출력값 Y 는 1로, 0보다 작으면 출력값 Y 는 0으로 결정됨

2 퍼셉트론의 논리연산 구현

- 논리곱 연산($X_1 \text{ AND } X_2$) 결과와 Y의 값이 서로 같다는 것을 알 수 있음

X_1	X_2	$(-10) + 8*X_1 + 8*X_2$	Y	$X_1 \text{ AND } X_2$
1	1	6	1 ($6 \geq 0$)	1
1	0	-2	0 ($-2 < 0$)	0
0	1	-2	0 ($-2 < 0$)	0
0	0	-10	0 ($-10 < 0$)	0

〈퍼셉트론의 논리곱(AND) 구현 결과: 가중치 $w_\theta = -10$, $w_1 = 8$, $w_2 = 8$ 〉

2

인공뉴런 퍼셉트론

③ 퍼셉트론의 한계: 배타적 논리합 구현 불가능

- 퍼셉트론이 처음 등장했을 때 사람들은 인간의 두뇌와 같은 인공지능이 곧 나올 것이라는 희망을 가졌음
 - 1969년, 마빈 민스키와 시모어 페퍼트가 퍼셉트론으로는 배타적 논리합 같은 **논리연산이 불가능**하다는 사실을 증명
 - 또한 당시 인공지능 기술이 복잡하고 현실적인 문제를 해결하기에는 역부족이라는 사실이 알려지면서, 1970년대 초부터 1980년까지 인공지능 역사의 **첫 번째 겨울**을 겪게 됨

3 다층 퍼셉트론



3

다층 퍼셉트론

1 다층 퍼셉트론의 등장

- 퍼셉트론의 한계는 1986년, 데이비드 럼멜하트와 데이비드 클라렌스 맥클랜드가 **다층 퍼셉트론 개념**과 다층 퍼셉트론을 학습시킬 수 있는 방법인 **오차 역전파 알고리즘**을 발표하면서 극복할 수 있게 됨

3

다층 퍼셉트론

1 다층 퍼셉트론의 등장

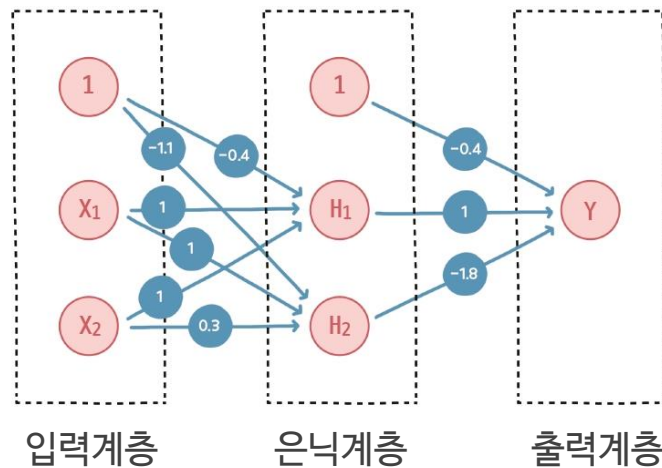
다층 퍼셉트론(MLP, Multi Layer Perceptron)

퍼셉트론의 입력계층과 출력계층 사이에
은닉계층(Hidden Layer)을 추가한 것

- 은닉계층을 추가함으로써 단층 퍼셉트론으로는 해결하지 못한 **배타적 논리합의 연산을 구현**할 수 있게 됨

1 다층 퍼셉트론의 등장

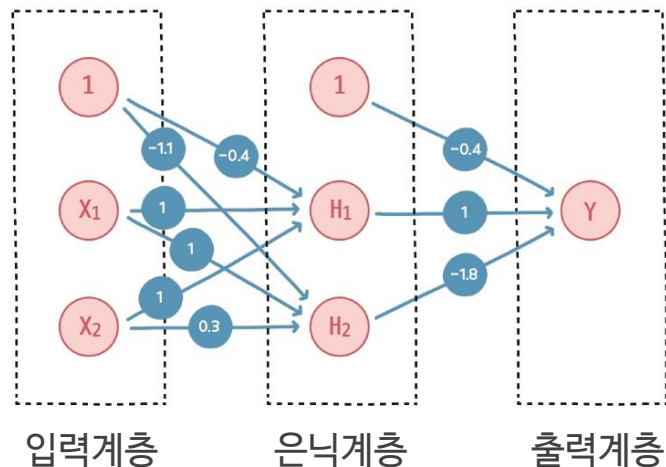
- 입력계층과 출력계층 사이에 하나의 은닉계층을 추가한 다층 퍼셉트론으로 배타적 논리합 연산을 구현하면



〈다층 퍼셉트론의 배타적 논리합(XOR) 구현〉

1 다층 퍼셉트론의 등장

- H_1 과 H_2 의 출력값을 계산하면 그림상 H_1 과 H_2 값의 입력이 복잡하므로 출력값 계산에 적용될 가중치를 정확히 구별하는 데 유의해야 함



1 다층 퍼셉트론의 등장

- 〈은닉계층 H1과 H2의 출력값 계산〉

X_1	X_2	$H_1 (= -0.4 + 1 * X_1 + 1 * X_2)$	$H_2 (= -1.1 + 1 * X_1 + 0.3 * X_2)$
0	0	0 ($-0.4 + 1 * 0 + 1 * 0 < 0$)	0 ($-1.1 + 1 * 0 + 0.3 * 0 < 0$)
0	1	1 ($-0.4 + 1 * 0 + 1 * 1 > 0$)	0 ($-1.1 + 1 * 0 + 0.3 * 1 < 0$)
1	0	1 ($-0.4 + 1 * 1 + 1 * 0 > 0$)	0 ($-1.1 + 1 * 1 + 0.3 * 0 < 0$)
1	1	1 ($-0.4 + 1 * 1 + 1 * 1 > 0$)	1 ($-1.1 + 1 * 1 + 0.3 * 1 > 0$)

- H_1 과 H_2 의 값을 입력으로 받는 출력계층 Y의 값을 계산하면 다음과 같음
- 결과적으로 출력 Y값이 X_1 과 X_2 의 배타적 논리합($X_1 \text{ XOR } X_2$)의 연산 결과와 동일함을 알 수 있음

1 다층 퍼셉트론의 등장

- 〈출력계층 Y값 계산(X_1 XOR X_2 와 동일함)〉

X_1	X_2	H_1	H_2	$Y(= -0.4 + 1*H_1 + (-1.8)*H_2)$	X_1 XOR X_2
0	0	0	0	0 ($-0.4 + 1*0 + (-1.8)*0 < 0$)	0
0	1	1	0	1 ($-0.4 + 1*1 + (-1.8)*0 > 0$)	1
1	0	1	0	1 ($-0.4 + 1*1 + (-1.8)*0 > 0$)	1
1	1	1	1	0 ($-0.4 + 1*1 + (-1.8)*1 < 0$)	0

3

다층 퍼셉트론

1 다층 퍼셉트론의 등장

- 당시에다 다층 퍼셉트론을 이용하면 배타적 논리합 문제를 해결할 수 있다는 사실을 알고 있었음
- 하지만 은닉계층의 가중치를 학습시킬 방법이 없다는 점이 문제였음

이 문제를 해결할 방법인 **오차 역전파 알고리즘**이 등장하면서 퍼셉트론의 한계를 극복할 수 있게 됨

3

다층 퍼셉트론

② 오차 역전파 알고리즘

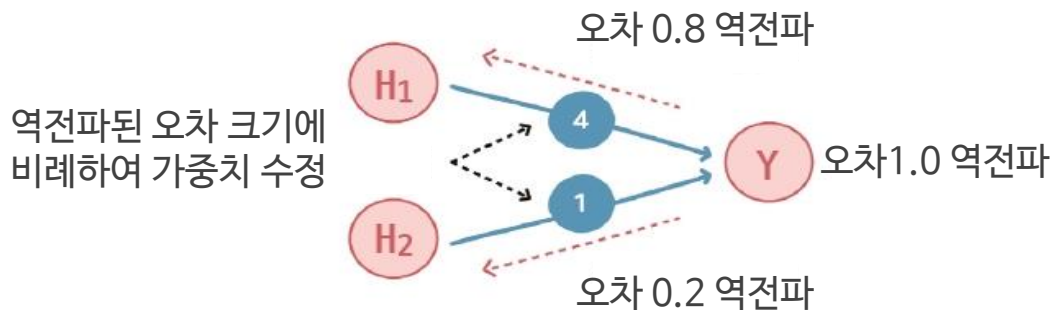
오차 역전파 알고리즘

출력계층에서 계산된 오차값을 입력계층 방향으로 다시 보내 가중치를 수정하는 방법

- 개념적으로 봤을 때 가중치가 높은 입력값이 오차 발생에 더 큰 영향을 줬다고 가정하여 보다 큰 수정의 책임을 부여하는 것

2 오차 역전파 알고리즘

- [그림]은 출력계층 Y의 값에 오차가 1.0만큼 발생하였을 때, 입력값 H_1 과 H_2 로 가중치 비중만큼 오차를 역전파하여 수정의 책임을 전가하는 원리를 보여 줌



〈오차 역전파 알고리즘의 원리〉

② 오차 역전파 알고리즘

- [그림]은 출력계층 Y의 값에 오차가 1.0만큼 발생하였을 때, 입력값 H_1 과 H_2 로 가중치 비중만큼 오차를 역전파하여 수정의 책임을 전가하는 원리를 보여 줌
 - 이에 따라 입력값 H_1 에게는 오차 0.8에 대한, H_2 에게는 오차 0.2에 대한 가중치 수정의 책임이 주어짐

3

다층 퍼셉트론

② 오차 역전파 알고리즘

- 사라지는 경사도 (Diminishing Gradient) 문제
 - 여러 계층을 역으로 올라가다 보니 전파되는 오차 값이 현저히 작아져 학습 효과가 사라진다는 문제 발생

복잡한 문제를 해결하기 위해 은닉계층의 개수를 계속 늘려갈 때 **치명적인 약점**으로 작용

4 딥러닝



1 딥러닝의 개념

딥러닝(Deep Learning)

인공신경망의 일종으로, 입력계층과 출력계층 사이에
2개 이상의 은닉계층을 갖는 심층신경망

- 2000년대 초반까지 형성된 인공신경망에 대한 부정적인 인식 때문에, 기존 인공신경망의 한계를 뛰어넘은 인공신경망에 대해 ‘딥러닝’이라고 용어를 붙여 리브랜딩(Re-Branding)한 것

4

딥러닝

1 딥러닝의 개념

- 인공지능, 머신러닝, 인공신경망, 딥러닝간의 관계

‘인공지능 ⊃ 머신러닝 ⊃ 딥러닝’의 관계

2 딥러닝의 특징

1 특징 추출 (Feature Extraction)

특징 추출

데이터로부터 올바른 결과 도출에 도움이 되는 정보를
뽑아내는 작업

예 고양이와 개를 구분하고자 할 때 올바른 결과 도출에 도움이 되는 중요한 특징으로 ‘**꼬리 모양**’과 ‘**눈동자 모양**’을 추출할 수 있지만, 이 작업을 사람이 수행하는 경우 얼마나 특징 추출을 잘하느냐는 전적으로 그 사람의 능력에 좌우됨

2 딥러닝의 특징

1 특징 추출 (Feature Extraction)

- 데이터에 대한 이해도가 부족하다면, 중요한 특징을 빠뜨리거나 잘못된 정보를 선택하여 머신러닝의 학습 결과에 안 좋은 영향을 미칠 수 있음

예 만약 ‘**발가락 개수**’를 특징으로 쓴다면 고양이와 개를 구분하는 데 전혀 도움이 되지 않아, 머신러닝모델의 성능도 향상되지 않음

2 딥러닝의 특징

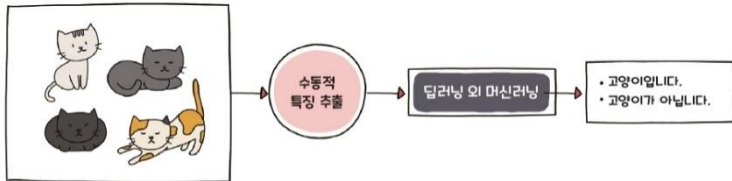
1 특징 추출 (Feature Extraction)

- 딥러닝은 사람의 도움 없이 학습 데이터로부터 특징 추출 작업을 수행함
- 고양이와 개를 구분하는 예에서, 딥러닝은 고양이와 개 이미지로부터 그 둘을 구별하는 데 **유용한 특징들을 스스로 찾아냄**

2 딥러닝의 특징

1 특징 추출 (Feature Extraction)

- 딥러닝은 사람의 도움 없이 학습 데이터로부터 특징 추출 작업을 수행함



(a) 딥러닝 외 머신러닝 : 사람이 수동적으로 특징 추출 작업 수행



(b) 딥러닝 : 학습 데이터로부터 스스로 특징 추출 작업 수행

〈딥러닝의 특징 1: 학습 데이터로부터 자동으로 특징 추출 작업 수행〉

2 딥러닝의 특징

2 데이터의 양이 많아질수록 성능이 지속적으로 향상

**대부분의
머신러닝 알고리즘**

데이터의 양이 일정 수준을 넘어가면
더 이상 성능이 향상되지 않는 한계

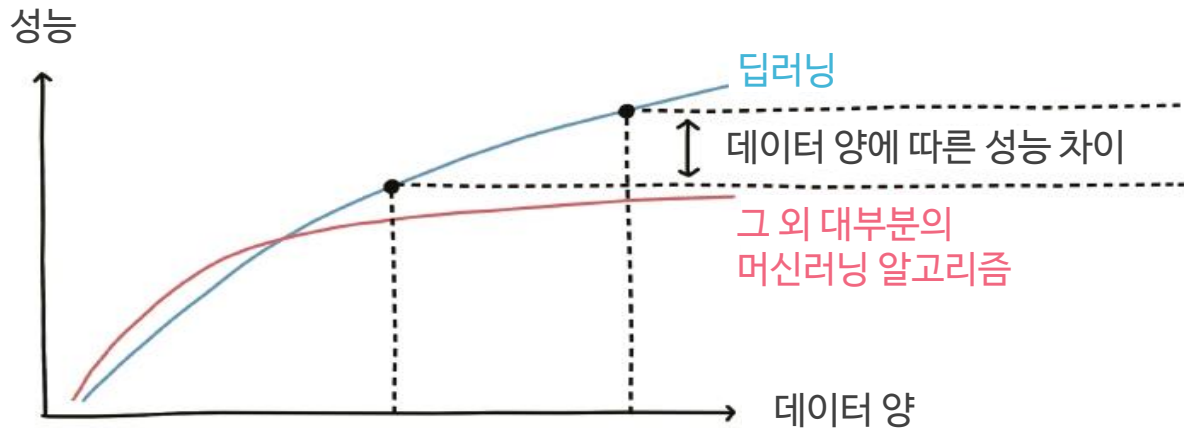
딥러닝

데이터가 많을수록 성능이 좋아지는
것이 특징

- 따라서 얼마나 더 많은 양의 데이터를 확보하느냐에 따라 인공지능(딥러닝) 역량에 차이가 커짐

2 딥러닝의 특징

2 데이터의 양이 많아질수록 성능이 지속적으로 향상

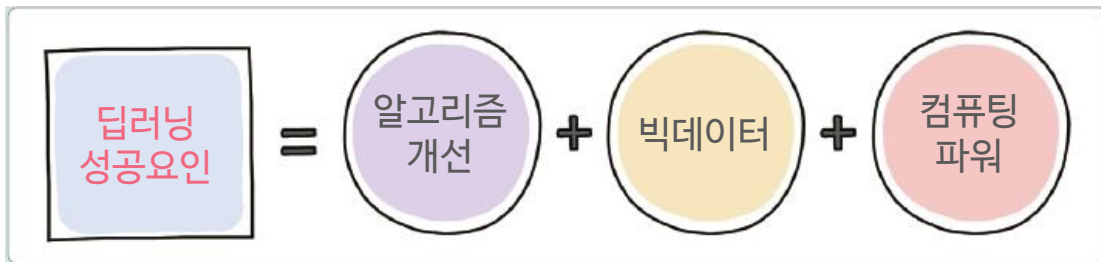


〈딥러닝의 특징2: 데이터의 양이 많아질수록 성능이 지속적으로 향상〉

2 딥러닝의 특징

3 딥러닝의 성공 요인

- 딥러닝은 기존 인공지능의 한계를 극복한 기술임
- 딥러닝학습에 필요한 막대한 양의 ‘빅데이터’ 축적
- 학습 시 발생하는 엄청난 계산량을 감당할 수 있는 병렬처리 및 분산처리와 컴퓨터 하드웨어의 발전 등



5 CNN



1 CNN 소개

1 컨볼루션 신경망(CNN, Convolutional Neural Network)

컨볼루션 신경망

딥러닝의 한 종류로, 주로 이미지를 인식하는 데 사용됨

1 CNN 소개

1 컨볼루션 신경망(CNN, Convolutional Neural Network)

- 컨볼루션 신경망(이하 CNN)의 위력은 캐나다 토론토 대학의 슈퍼비전 팀이 개발한 알렉스넷(AlexNet)을 통해 알려졌다. 알렉스넷은 CNN 구조의 딥러닝 알고리즘으로, 2012년 ILSVRC에서 압도적인 성능 차이로 우승함

1 CNN 소개

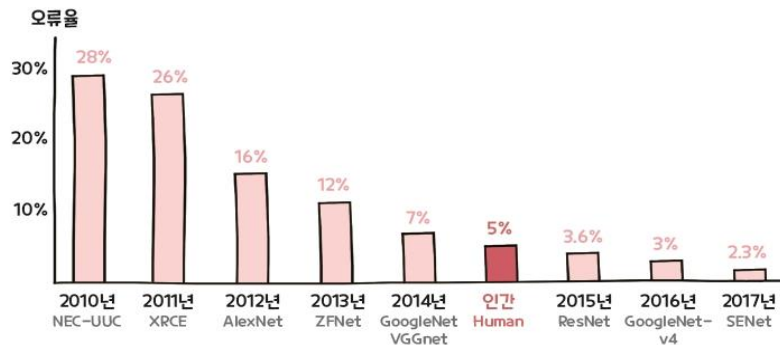
1 컨볼루션 신경망(CNN, Convolutional Neural Network)

- ILSVRC(글로벌 이미지 인식 경진대회)에서 **이미지 인식 오류율을 16%까지 낮춤**
 - 2011년까지 ILSVRC에서 우승한 알고리즘들은 이미지 인식 오류율이 26%에 가까운 상황이었음
- 이후 ILSVRC에는 CNN 구조의 딥러닝 알고리즘들이 주류를 이루게 되고, 오류율도 꾸준히 감소

1 CNN 소개

1 컨볼루션 신경망(CNN, Convolutional Neural Network)

- 2015년에는 인간의 오류율이라고하는 5%보다 더 뛰어난 3.6%의 오류율을 달성한 알고리즘이 등장
- 2017년에 우승한 에스이넷(SENNet)은 2.3%까지 오류율 감소



〈2010~2017년 ILSVRC 우승 알고리즘과 오류율〉

1 CNN 소개

2 CNN의 구조

- 특징 추출부분과 분류부분으로 나누어져 있음

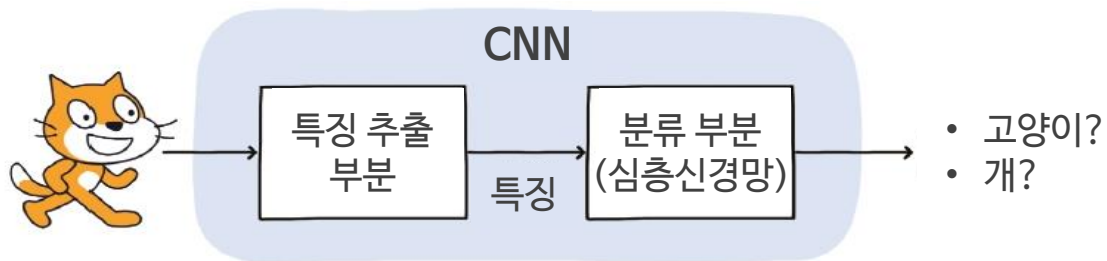
특징 추출 부분

입력된 이미지로부터 이미지 구분에
유용한 특징을 자동으로 추출함

이렇게 추출된 특징은 **분류 부분(심층신경망)**에 입력되어
이미지 분류의 정확도를 높임

1 CNN 소개

2 CNN의 구조

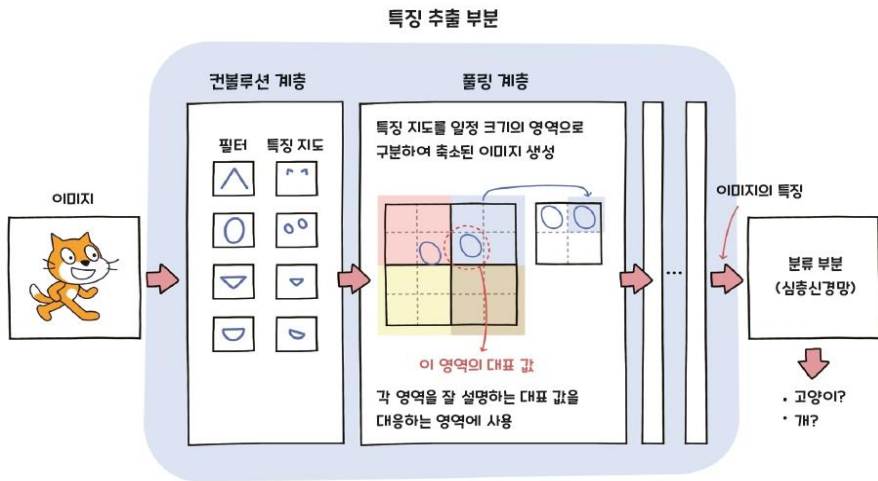


2 CNN의 특징 추출 작업

- 만약 있는 그대로의 형태를 기준으로 이미지를 분류한다면, 같은 고양이 이미지이더라도 고양이의 위치, 크기, 자세, 표정 등이 다를 때 분류에 어려움을 겪게 됨
- 이미지의 형태 대신 이미지를 제대로 파악할 수 있는 대표적인 특징들을 도출하고, 도출된 특징들로 이미지를 분류하면 해결할 수 있음

2 CNN의 특징 추출 작업

- 특징 추출 부분의 구조: 컨볼루션 계층과 풀링 계층
 - 특징 추출 부분은 [그림]과 같이 컨볼루션 계층과 풀링 계층이 쌍으로 여러 겹 구성되어 있음



2 CNN의 특징 추출 작업

- 특징 추출 부분의 구조: 컨볼루션 계층과 풀링 계층

컨볼루션 계층 (Convolution Layer)

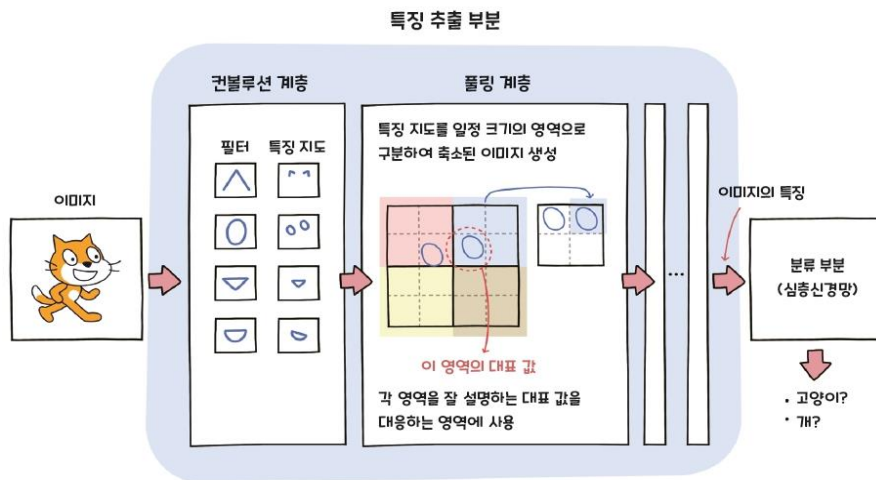
- 이미지에 어떤 특징이 있는지 찾아내는 필터(Filter)를 활용하여 이미지의 특징 지도(Feature Map)를 만듦

풀링 계층 (Pooling Layer)

- 컨볼루션 계층에서 만들어낸 특징 지도를 일정 크기의 영역으로 구분하여 그 영역을 대표하는 값을 결정

2 CNN의 특징 추출 작업

- 특징 추출 부분의 구조: 컨볼루션 계층과 풀링 계층
 - 고양이 이미지를 예로 들면, 처음 컨볼루션 계층과 풀링 계층의 작업을 진행하면 고양이의 귀, 눈, 코, 입 등의 개별적인 특징을 얻게 됨
 - 이후 컨볼루션 계층과 풀링 계층을 여러 번 거치면서 고양이 얼굴의 전반적인 특징을 얻는 것



② CNN의 특징 추출 작업

- 특징 추출 부분의 구조: 컨볼루션 계층과 풀링 계층
 - 이미지 분류의 성능은 어떤 특징을 적용하느냐에 따라 크게 좌우됨
 - 분류에 더 적합한 특징들을 추출하는 작업은 사람이 일일이 수행하기가 매우 어려움
 - 반면, CNN은 분류의 정확도를 최대화하는 필터를 활용해 데이터로부터 학습하고, 이 필터들로 분류에 적합한 특징들을 자동 추출함

01

다음 표를 보고 빈칸에 알맞은 답을 찾아 적어 보세요.

- 딥마인드 알파고
- IBM의 왓슨
- IBM의 딥블루
- 구글의 텐서플로

- 1) 미국 퀴즈쇼 <제퍼디!>에서 인간의 질문을 이해하고 답을 도출하여 우승까지 차지한 인공지능은 _____입니다.
- 2) 바둑 대결에서 이세돌 9단을 이기며 인간의 직관 영역에서도 위력을 증명한 인공지능은 _____입니다.

01

다음 표를 보고 빈칸에 알맞은 답을 찾아 적어 보세요.

- 딥마인드 알파고
- IBM의 왓슨
- IBM의 딥블루
- 구글의 텐서플로

- 1) 미국 퀴즈쇼 <제퍼디!>에서 인간의 질문을 이해하고 답을 도출하여 우승까지 차지한 인공지능은 _____입니다.
- 2) 바둑 대결에서 이세돌 9단을 이기며 인간의 직관 영역에서도 위력을 증명한 인공지능은 _____입니다.

정답

1) IBM의 왓슨, 2) 딥마인드의 알파고

해설

IBM 왓슨은 인간의 질문을 이해하고 답까지 찾아냈고, 바둑 대결에서 이세돌 9단을 이긴 것은 인공지능 알파고입니다.

02

인공지능이란 용어를 처음 사용한 사람은?

- 1 존 맥카시
- 2 클로드 섀넌
- 3 나다니엘 로체스터
- 4 마빈 민스키

02

인공지능이란 용어를 처음 사용한 사람은?

- ① 존 맥카시
- ② 클로드 섀넌
- ③ 나다니엘 로체스터
- ④ 마빈 민스키

정답

1번

해설

인공지능이란 용어는 다트머스 대학교의 교수였던 존 매카시가 다트머스 컨퍼런스 개최를 준비하면서 처음 사용하였습니다.

03

학습 데이터에 최적화되도록 머신러닝 모델을 구체화하는 과정을 무엇이라고 하는가?

- ① 교육(Education)
- ② 경험(Experience)
- ③ 학습(Learning)
- ④ 작업(Task)

03

학습 데이터에 최적화되도록 머신러닝 모델을 구체화하는 과정을 무엇이라고 하는가?

- ① 교육(Education)
- ② 경험(Experience)
- ③ 학습(Learning)
- ④ 작업(Task)

정답

3번

해설

머신러닝 모델로부터 학습 데이터에 최적화된 구체적인 함수를 찾아내는 과정을 학습이라고 합니다.

04

다음 중 머신러닝 학습방법에 속하지 **않는** 것은 무엇인가?

- ① 반지도학습
- ② 지도학습
- ③ 비지도학습
- ④ 강화학습

04

다음 중 머신러닝 학습방법에 속하지 **않는** 것은 무엇인가?

- ① 반지도학습
- ② 지도학습
- ③ 비지도학습
- ④ 강화학습

정답

1번

해설

머신러닝 학습방법은 크게 세가지로 지도학습, 비지도학습, 강화학습 등이 있습니다.

05

인간 두뇌의 신경세포인 뉴런의 연결 구조를 모방하여 만든 머신러닝 모델은 무엇인가?

- 1 인공지능 (Artificial Intelligence)
- 2 전문가 시스템 (Expert System)
- 3 인공신경망 (Artificial Neural Network)
- 4 퍼셉트론 (Perception)

05

인간 두뇌의 신경세포인 뉴런의 연결 구조를 모방하여 만든 머신러닝 모델은 무엇인가?

- 1 인공지능 (Artificial Intelligence)
- 2 전문가 시스템 (Expert System)
- 3 **인공신경망 (Artificial Neural Network)**
- 4 퍼셉트론 (Perception)

정답

3번

해설

인공신경망은 인간 두뇌를 구성하는 신경세포인 뉴런의 연결 구조를 흉내내서 만든 머신러닝 모델입니다.



인공지능

- 영화에서 다양한 형태로 등장
- 사람과의 대결에서 승리하여 주목받은 대표적인 인공지능으로는 IBM의 딥블루, IBM의 왓슨, 구글 딥마인드의 알파고 등이 있음
- 인공지능이란 용어는 1955년 다트머스 대학교의 교수였던 존 맥카시가 ‘다트머스 컨퍼런스’ 개최를 준비하면서 처음 사용
- 존 맥카시는 인공지능을 ‘지능적 기계를 만들기 위한 과학과 공학’이라고 정의했으며, 그 외 아직까지도 다양한 정의가 존재





인공지능

- 인공지능은 달성목표에 따라 인간처럼 생각하기, 인간처럼 행동하기, 이성적으로 생각하기, 이성적으로 행동하기 등 4가지 관점으로 구분
- 인공지능은 약인공지능과 강인공지능으로 구분 가능
- 1956년 다트머스 컨퍼런스에서 인공지능이 하나의 학문분야로 출범한 후, 현재까지 3번의 봄과 2번의 겨울을 지나옴





머신러닝

- 머신러닝이란 용어를 처음 사용한 아서 사무엘은 머신러닝에 대해 컴퓨터가 명시적으로 프로그램되지 않고도 학습할 수 있도록 하는 연구 분야라고 정의
- 머신러닝으로 문제를 해결하고 싶다면 문제 해결에 적합한 머신러닝 모델을 생성해야 함
- 머신러닝 모델 생성은 문제 속의 데이터를 잘 설명할 수 있는 머신러닝 모델을 가정하고, 학습 데이터에 최적화되도록 머신러닝 모델을 구체화하는 방식으로 이루어짐





머신러닝

- 머신러닝 학습방법은 크게 세가지로 지도학습, 비지도학습, 강화학습등이 있음
 - 지도학습: 입력값에 대한 정답이나 결과값, 즉 레이블을 알고 있는 학습 데이터를 활용하여 머신러닝 모델을 학습시키는 방식
 - 비지도학습: 입력값에 대한 정답이나 결과값이 없는, 즉 레이블이 없는 데이터를 사용하여 머신러닝 모델을 학습시키는 방식
 - 강화학습: 입력값에 대한 정답이나 결과값 대신에 어떤 일을 잘했을 때 보상을 주는 식으로 머신러닝 모델을 학습시키는 방식





인공신경망

- 인간 두뇌를 구성하는 신경세포인 뉴런의 연결 구조를 흉내 내서 만든 머신러닝 모델
- 인공뉴런 TLU는 뉴런의 수상돌기처럼 외부로부터 신호들을 입력받아 그 총합을 구하는 부분과 그 입력 신호들의 총합이 어느 임계값 이상일 경우에만 신호를 출력하는 부분으로 구성





퍼셉트론

- TLU를 기반으로 가중치라는 개념을 추가한 인공 뉴런
- 퍼셉트론의 가중치 개념은 시냅스에 신호가 반복적으로 전달되면 그 시냅스가 강화되는 생물학적 특성 반영
- 다층 퍼셉트론은 퍼셉트론의 입력계층과 출력계층 사이에 은닉계층을 추가한 것





딥러닝

- 입력계층과 출력계층 사이에 2개 이상의 은닉계층을 가진 심층신경망
- 새로운 알고리즘의 개발, 빅데이터의 축적, 컴퓨팅 파워의 발전 등으로 기존의 한계를 극복한 인공지능의 리브랜딩 개념
- 딥러닝은 사람의 도움없이 학습 데이터를 활용해 특징 추출 작업을 수행할 수 있으며 학습 데이터의 양이 증가하면 성능도 지속적으로 향상된다는 특징을 갖고 있음





CNN

- CNN은 딥러닝의 대표 주자로서 주로 이미지를 인식하는데 사용
- 여러 겹의 컨볼루션 계층과 풀링 계층으로 이루어진 특징 추출 부분과 심층신경망으로 이루어진 분류 부분으로 구성



교육용프로그래밍언어기초(스크래치)

Next

텍스트 분류 머신 모델 활용하기

