

## ARTIFICIAL INTELLIGENCE 501

Lesson 6 딥러닝

## **Learning Objectives**

#### You will be able to:

- 딥러닝이 해결하는 문제 유형 식별.
- 신경망 모델 구축 단계 설명.
- Convolution Neural Network 설명.
- Transfer Learning 및 그것이 유용한 이유.
- 일반적인 딥러닝 아키텍처.

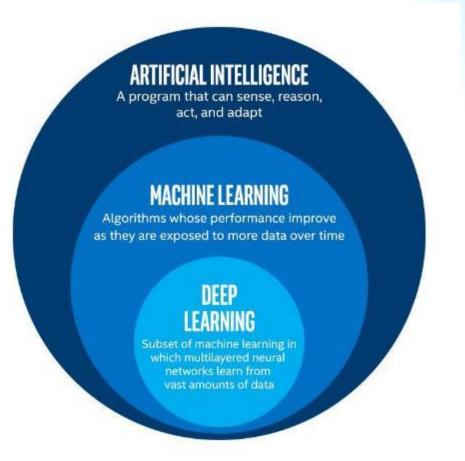


# DEEP LEARNING

## **Deep Learning**

"기계 학습은" 딥 뉴럴 네트워크 "라고 불리는 매우 복잡한 모델을 사용하는 것과 관련이 있습니다."(Intel)

모델은 원본 데이터의 최상의 표현을 결정합니다. Classis 기계 학습에서 인간이 해야하는것을 모델이 대신함니다.



## Deep Learning Differences

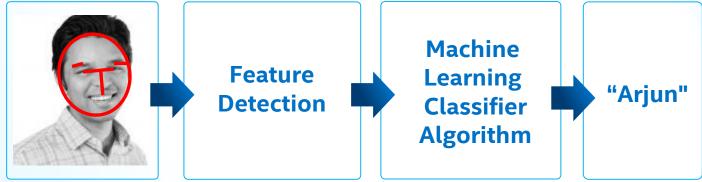
#### Classic Machine Learning

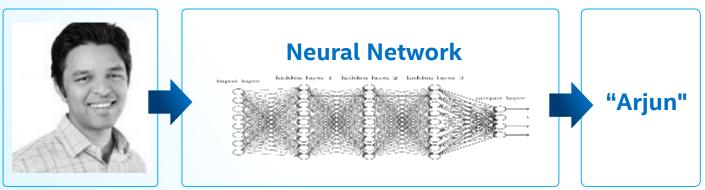
Step 1: Determine features.

Step 2: Feed them through model.

## Deep Learning

Steps 1 and 2 are combined into 1 step.





## **Deep Learning Problem Types**

딥러닝은 여러 감독 및 감독되지 않은 문제를 해결할 수 있습니다.

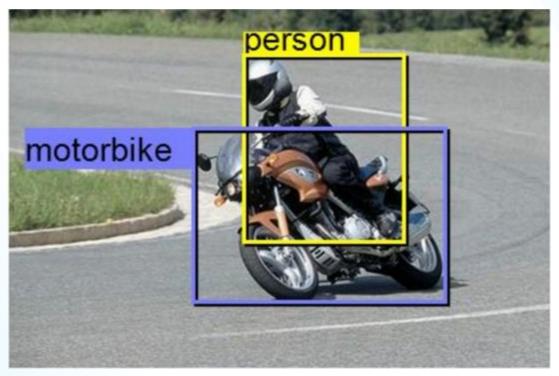
- 대부분은 이미지, 자연 언어 및 오디오 데이터로 작업을 합니다. .
- 이미지 분류 및 탐지.
- 시맨틱 세분화.
- 자연 언어 객체 검색.
- 음성 인식 및 언어 번역.



## 클래시피케이션과 디텍션

- 사람
- 오토바이

- 사물을 디텍트하고 박스를 그린다.
- 2. 박스안에 사물을 추론



https://people.eecs.berkeley.edu/~jhoffman/talks/lsda-baylearn2014.pdf

## 의미론적 세그멘테이션

사람과, 사물, 도로, 하늘, 건물등을 구분



https://people.eecs.berkeley.edu/~jhoffman/talks/lsda-baylearn2014.pdf



## 자연 언어 객체 검색

a scene with three people query='man far right'



query='left guy'



query='cyclist'



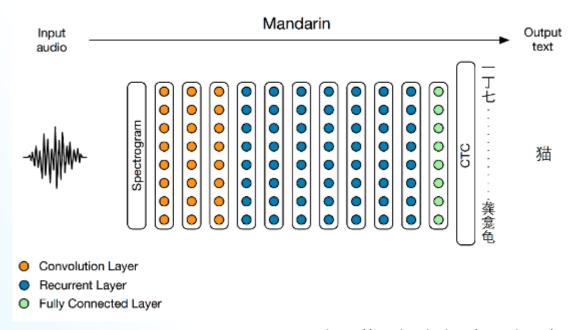
객체의 자연어 쿼리를 기반으로 주어진 이미지 내에서 대상 객체를 지역화합니다

http://arxiv.org/pdf/1511.04164v3.pdf



## Speech Recognition and Language Translation

동일한 아키텍처가 영어 또는 만다린어로 음성 인식에 사용될 수 있습니다.



http://svail.github.io/mandarin/





# FULLY CONNECTED NETWORK

## Formulating Supervised Learning Tools

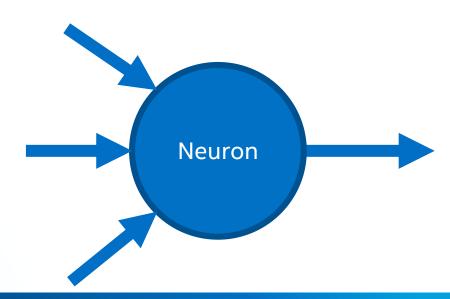
#### For a **supervised learning**:

- 레이블이 지정된 데이터 집합 (기능 및 대상 레이블)을 수집합니다.
- 모델을 선택하십시오.
- 평가 기준 선택 : 성능 측정에 무엇을 사용하는지.
- 최적화 방법 선택 : 최고의 성능을 제공하는 모델 구성을 찾는 방법.

### Which Model?

문제를 대표하고 각자의 장단점이있는 다양한 방식으로 의사 결정을 내리는 많은 모델이 있습니다.

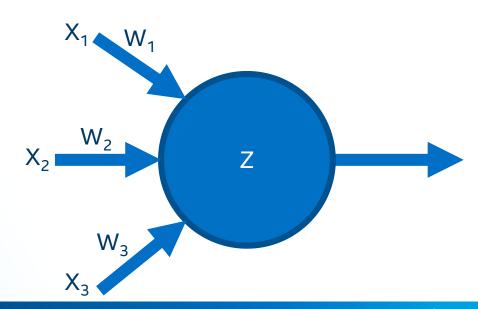
- DL 모델은 생물학적으로 영감을 받았습니다.
- 주요 빌딩 블록은 뉴런입니다.



### Neuron

뉴런은 각각의 입력값에 가중치를 곱한 다음이 값을 더합니다.

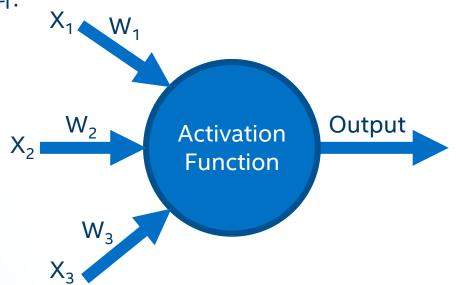
$$Z = X_1W_1 + X_2W_2 + X_3W_3$$



#### Neuron

이 값은 활성화 함수라는 함수를 통해 전달됩니다.

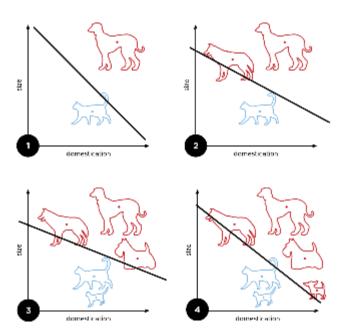
- 사용되어지는 몇 가지 activation function이 있습니다.
- 뉴런의 출력은 활성화 함수의 출력입니다.



## Perceptron

간단한 활성화 함수를 가진 뉴런은 선형으로 분리 가능한 문제를 해결할 수 있습니다.

- 이러한 문제는 서로 다른 클래스를 한 행으로 구분할 수있는 문제입니다.
- 퍼셉트론 (Perceptron): 간단한 활성화 기능을 가진 뉴런을 사용한 가장 초기의 신경망모델 중 하나.

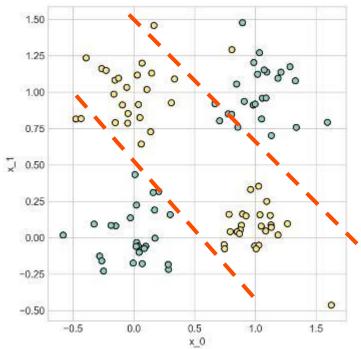


## Perceptron

한 줄로 레이블을 구분할 수없는 문제는 단일 뉴런으로는 해결할 수

없습니다.

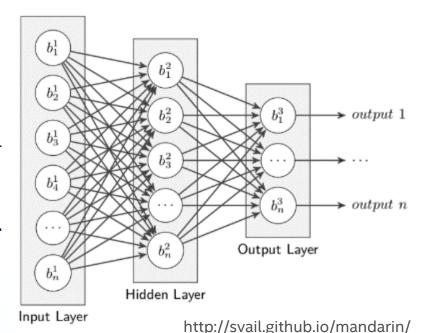
 이것은 중요한 제한 사항이며, AI의 첫번째 시련 이였습니다.



## **Fully Connected Network**

더 복잡한 문제는 여러 뉴런을 연결하고보다 복잡한 활성화 함수를 사용하여 해결할 수 있습니다.

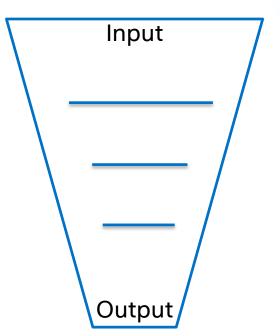
- 뉴런 레이어로 구성.
- 각 뉴런은 이전 계층의 모든 뉴런에 연결됩니다.
- 각 레이어는 이전 레이어의 출력을 변환한 후 다음 레이어로 전달합니다.
- 모든 연결에는 별도의 가중치가 있습니다.



## **Deep Learning**

딥러닝은 많은 네트워크가 깊은 네트워크를 구축하는 데 사용되는 경우를 의미합니다.

- 최첨단 모델은 수백 개의 레이어를 사용합니다.
- Deep layer는 폭이 감소하는 경향이 있습니다.
- 연속적인 레이어는 두 가지 효과로 입력을 변환합니다.
- 압축: 각 레이어는 작업에 가장 적합한 방식으로 입력을 요약하도록 요청받습니다.
- 추출:모델은 각 계층이 작업 관련 정보를 추출 할 때 성공합니다.

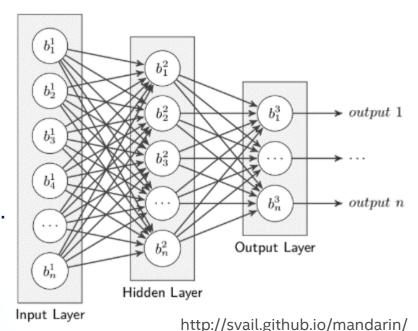




## Steps in Building a Fully Connected Network

Fully connected network을 구축하려면 사용자는 다음을 수행해야합니다.

- 네트워크 아키텍처를 정의하십시오.
- 얼마나 많은 레이어와 뉴런?
- 각 뉴런에 사용할 활성화 함수를 정의.
- 평가 척도를 정의하십시오.
- 가중치의 값은 모델 학습 중에 습득됩니다.



#### **Evaluation Metric**

사용되는 메트릭은 해결할 문제에 따라 다릅니다.

몇 가지 예는 다음과 같습니다.

- Regression
  - Mean Squared Error
- Classification
  - Categorical Cross-Entropy
- Multi-Label classification
  - Binary Cross-Entropy

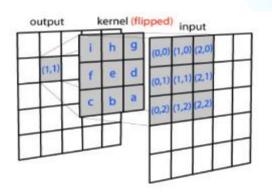


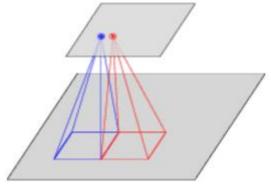
# CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK

### Convolutional Neural Network

#### Convolutional 신경망은 필요한 연산을 줄이고 피쳐를 탐지하는데 유용합니다.

- 각 뉴런은 이전 레이어의 작은 뉴런 세트에 연결됩니다.
- 동일한 가중치 세트가 각 뉴런에 사용됩니다.
- 공간 인식 기능에 이상적입니다.
  - 예:이미지 인식
- 연결이 적어 자원이 저렴합니다.





http://svail.github.io/mandarin/

#### Convolutions as Feature Detectors

**Convolutions** can be thought of as "local feature detectors".

#### Vertical Line Detector

-1	1	-1
-1	1	-1
-1	1	-1

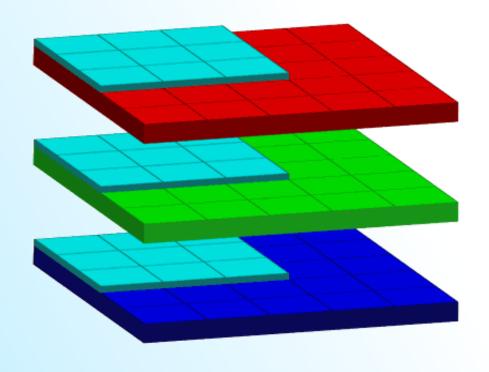
#### Horizontal Line Detector

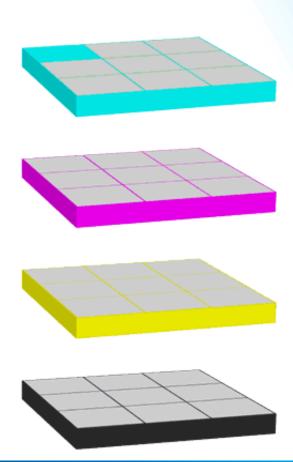
-1	-1	-1
1	1	1
-1	-1	-1

#### **Corner Detector**

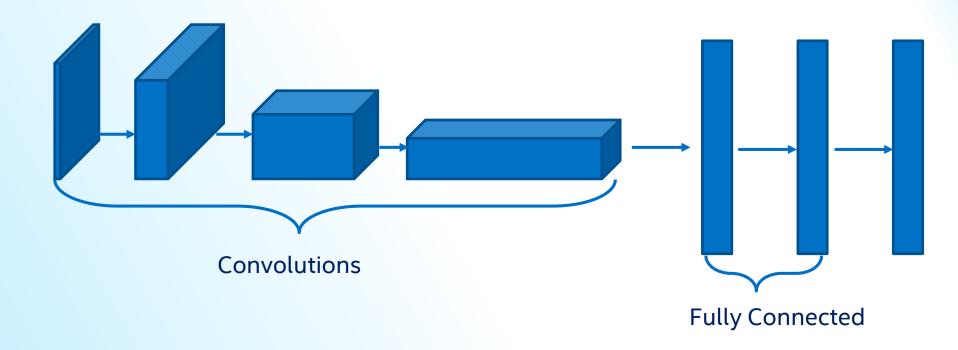
-1	-1	-1
-1	1	1
-1	1	1

## Convolutions





### Convolutional Neural Network





# TRANSFER LEARNING

## **Transfer Learning**

convolutional neural networks를 구축하는 데는 어려움이 있습니다.

- 거대한 데이터 세트가 필요합니다.
- 많은 양의 계산이 필요합니다.
- 하이퍼 매개 변수를 올바르게 얻으려면 많은 시간을 소비해야합니다.
- 경쟁에서 우승 한 유명 모델을 처음부터 교육하는 것은 매우 어려울 것입니다.

## **Transfer Learning**

기존의 DL 모델을 활용할 수 있습니다.

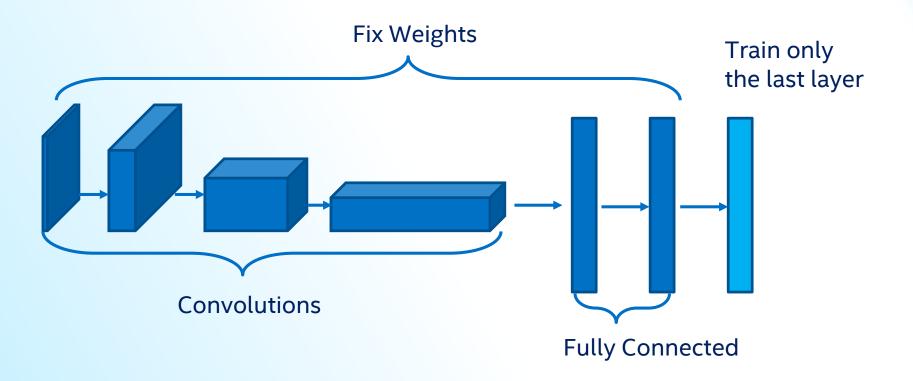
- 신경 네트워크의 초기 레이어는 가장 힘든 (가장 느린) 트레이닝을합니다.
- 이러한 "기본"기능은 많은 이미지 분류 작업에서 일반적이어야합니다.
- 나중에 네트워크의 계층은 특정 이미지 분류 문제에보다 특화된 기능을 캡처합니다.
- 뒷쪽 레이어는 가중치를 조정하면 최종 결과에 더 즉각적인 영향을 미치기 때문에 더 쉽게 (더 빠르게) 훈련 할 수 있습니다.

## **Transfer Learning**

사전 훈련 된 네트워크의 초기 레이어를 유지하고 특정 애플리케이션의 이후 레이어를 재교육하는 것을 전송 학습이라고합니다.

- 교육 결과는 저장하기 쉬운 가중치 (숫자)입니다.
- 사전 훈련 된 레이어를 사용하면 필요한 데이터의 양이 줄어 듭니다.

### Convolutional Neural Network



## **Transfer Learning Options**

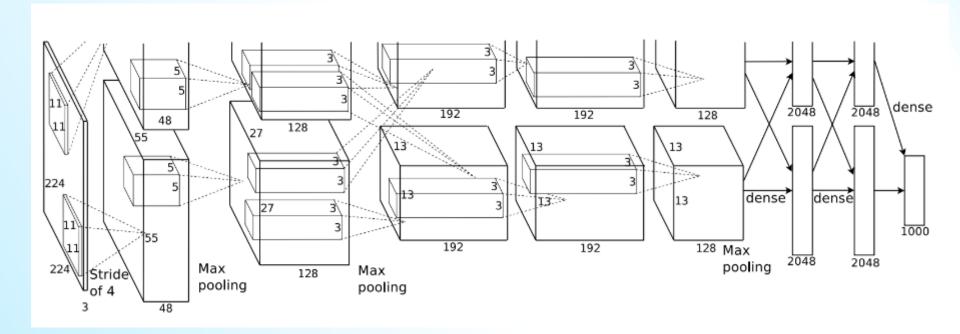
사전 훈련 된 네트워크에 특정 새 데이터 세트에서 대한 추가 교육을 "fine-tuning"이라고합니다.

- "얼마나" 그리고 "얼마나 멀리 뒤로"를 선택하여 미세 조정하십시오.
- 맨 마지막 레이어 만 트레이닝하거나 몇 개의 레이어로 되돌아 가야합니까?
- 기존 네트워크의 시작점에서 전체 네트워크를 다시 조정할 수 있습니까?

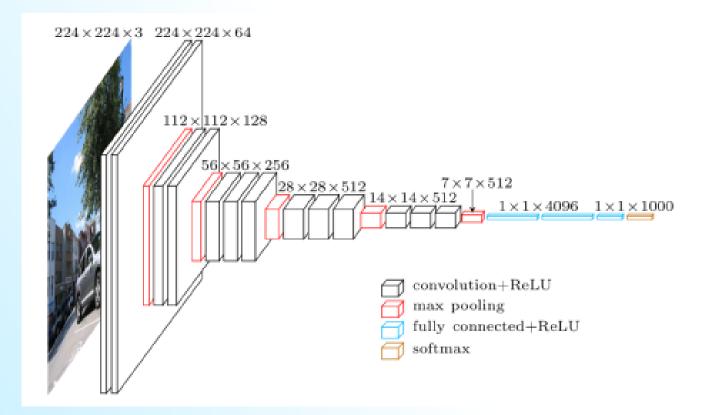


# COMMON ARCHITECTURES

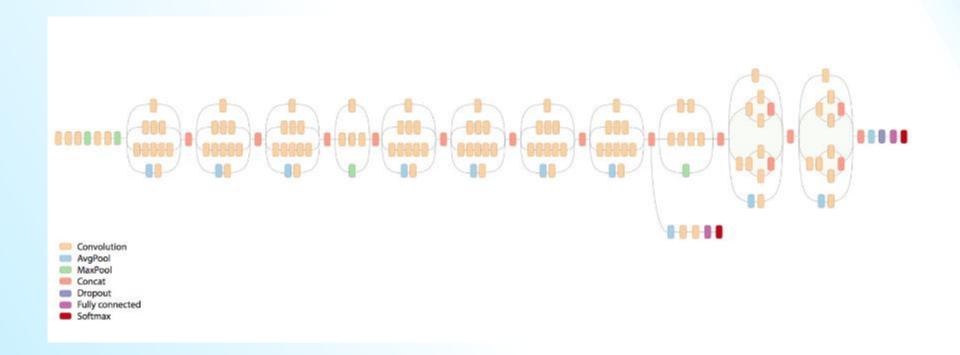
### **AlexNet**



### **VGG 16**

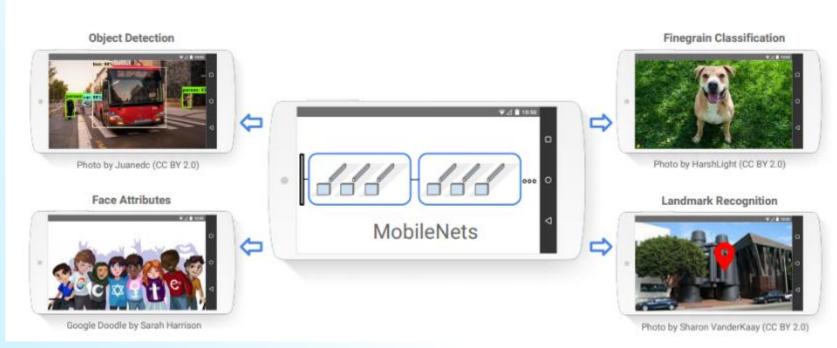


## Inception



#### **MobileNets**

Efficient models for mobile and embedded vision applications.



MobileNet models can be applied to various recognition tasks for efficient device intelligence.

