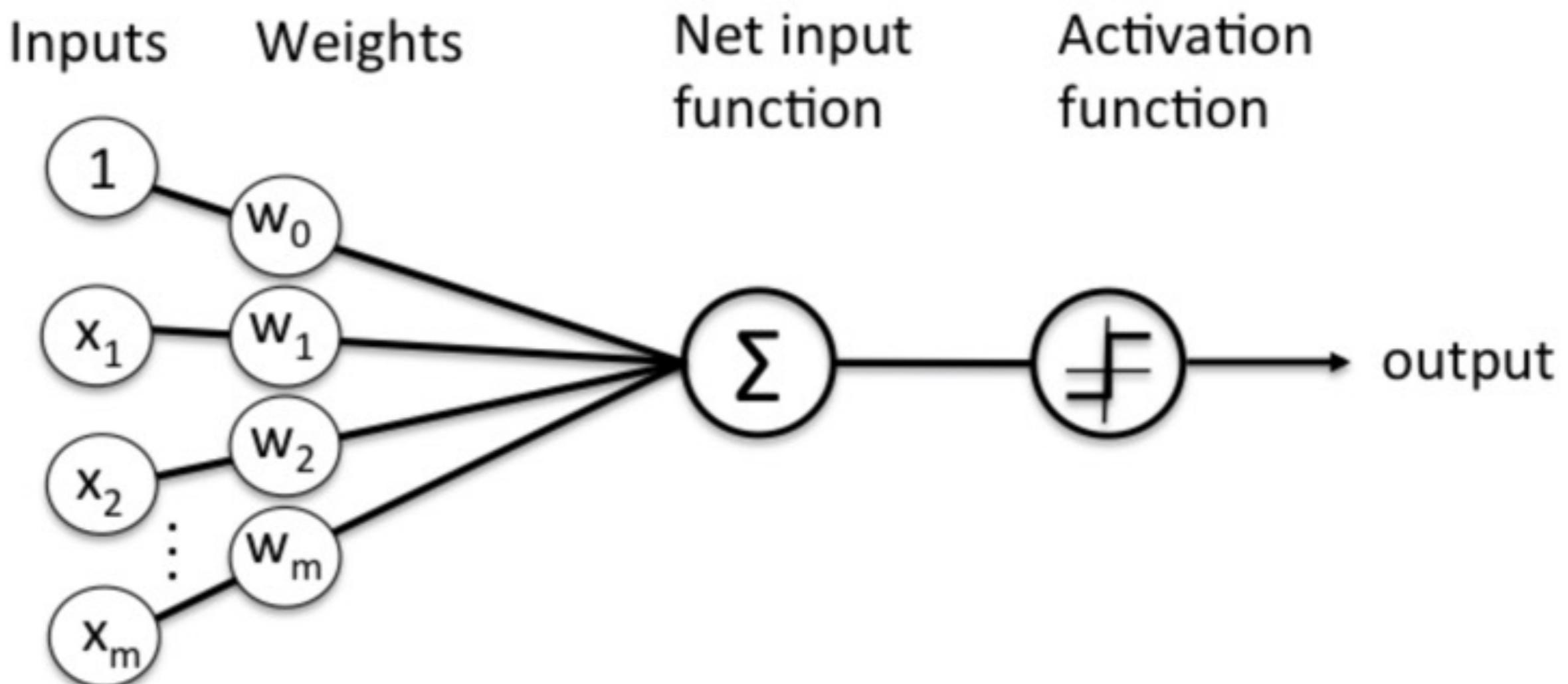


# 딥러닝 이해

# **MLP**

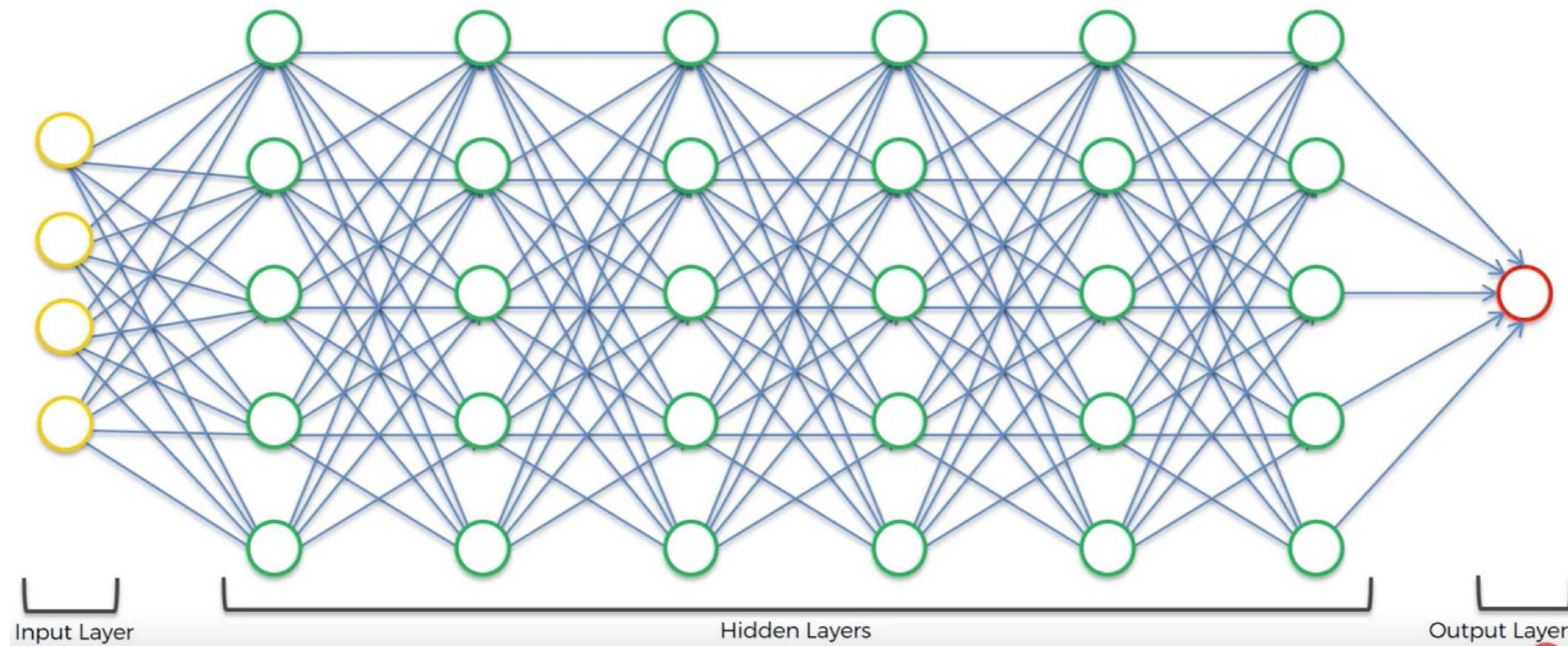
# 다층 퍼셉트론

- ▶ 신경망은 선형회귀 모델에서 발전하였고 비선형 기능이 추가되었다.
- ▶ 신경망의 최초 모델은 퍼셉트론(Perceptron)



# 다층 퍼셉트론 (MLP)

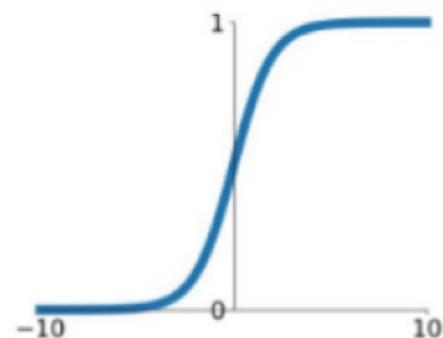
- ▶ 퍼셉트론을 여러 계층 쌓은 구조를 다층퍼셉트론(Multi layer Perceptron, MLP)이라고 한다.



# 활성화 함수 종류

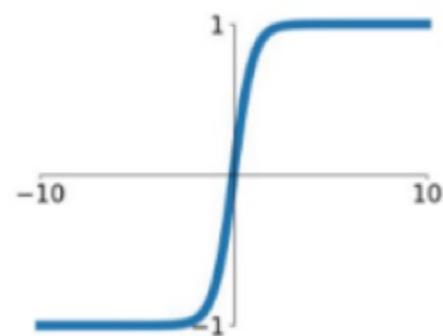
**Sigmoid**

$$\sigma(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$$



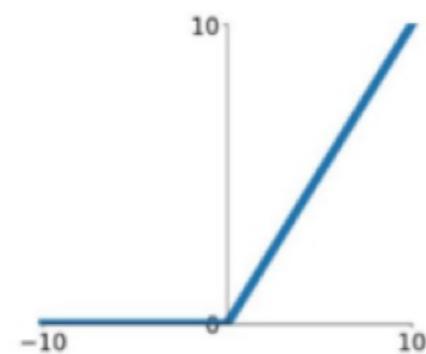
**tanh**

$$\tanh(x)$$



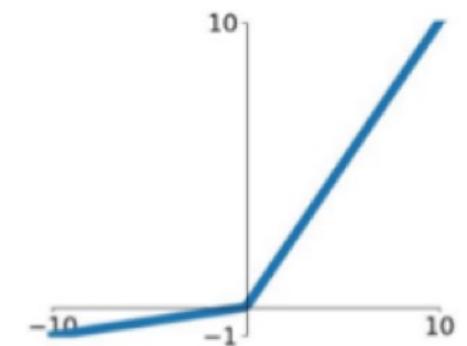
**ReLU**

$$\max(0, x)$$



**Leaky ReLU**

$$\max(0.1x, x)$$

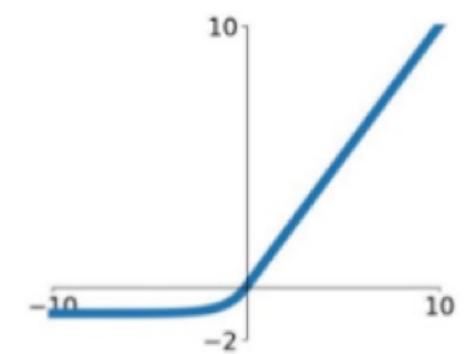


**Maxout**

$$\max(w_1^T x + b_1, w_2^T x + b_2)$$

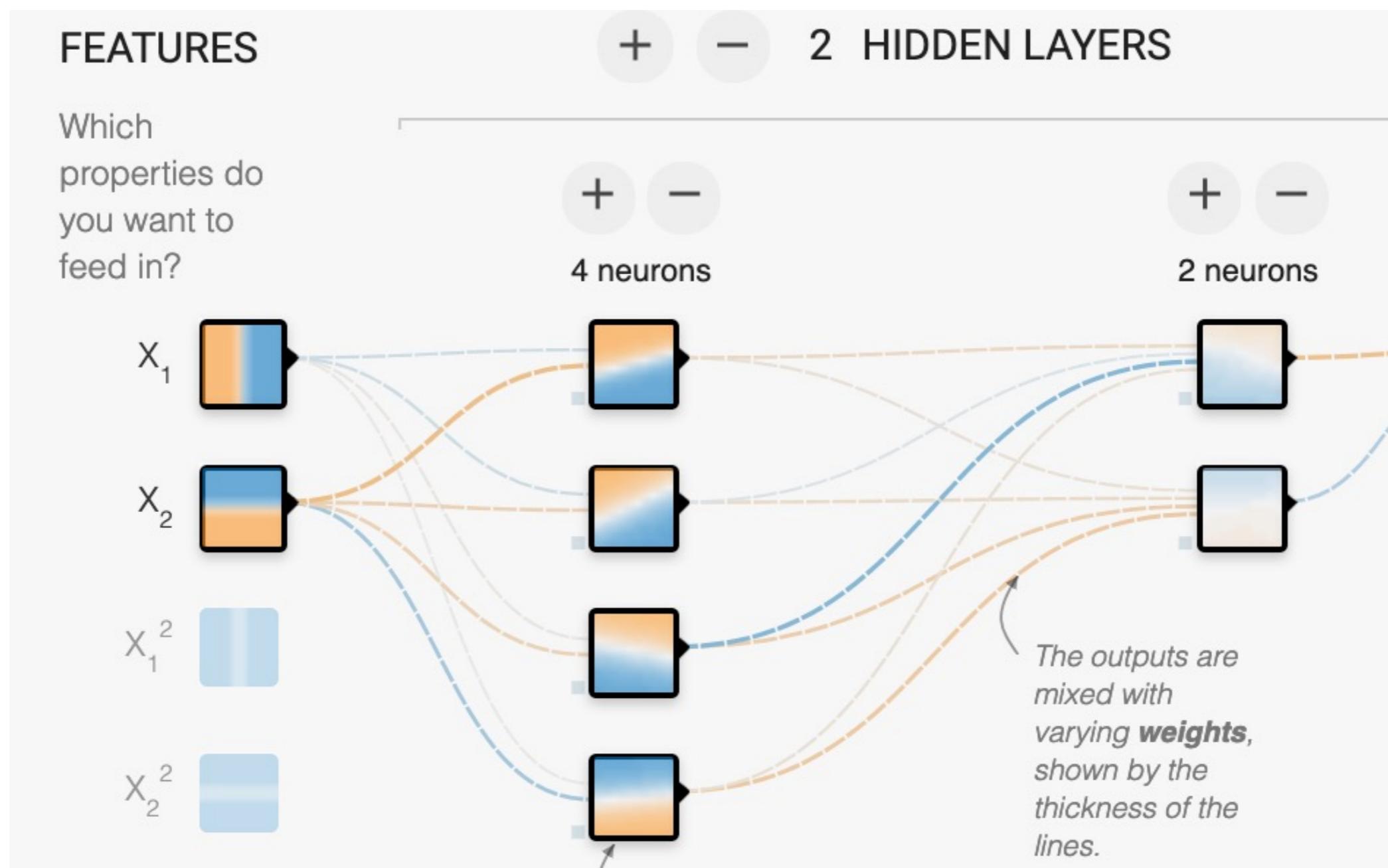
**ELU**

$$\begin{cases} x & x \geq 0 \\ \alpha(e^x - 1) & x < 0 \end{cases}$$



# 플레이그라운드

- ▶ MLP의 동작 시뮬레이션 도구
  - ▶ [playground.tensorflow.org](https://playground.tensorflow.org)



# CNN

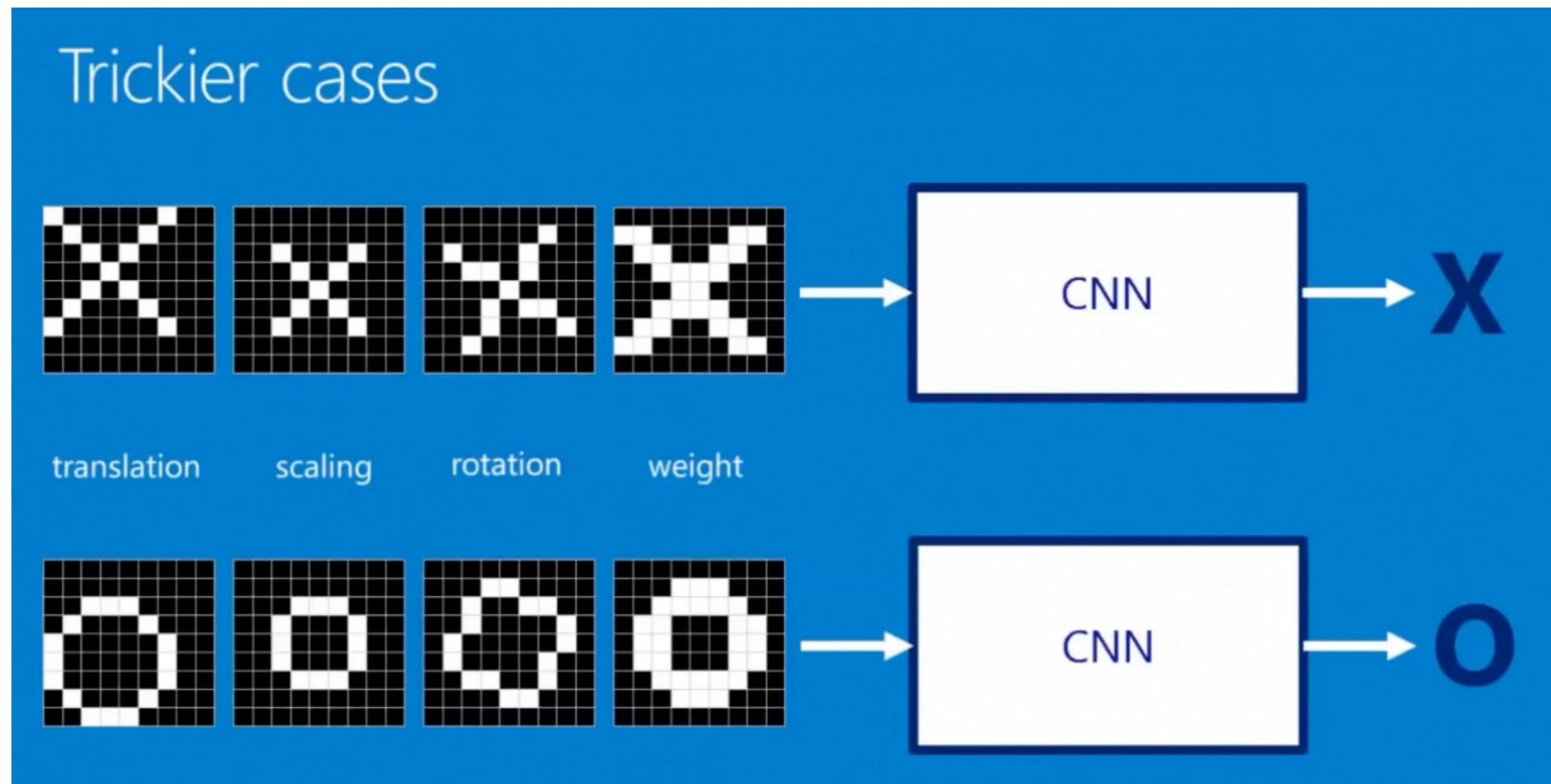
# 합성곱신경망 (CNN)

- ▶ 아래와 같이 임의의 크기와 모양을 가진 숫자 등 다양한 이미지 분석에서는 MLP가 잘 동작하지 않는다.
- ▶ 합성곱 신경망 (Convolution Neural Network, CNN)은 이를 개선하였다.

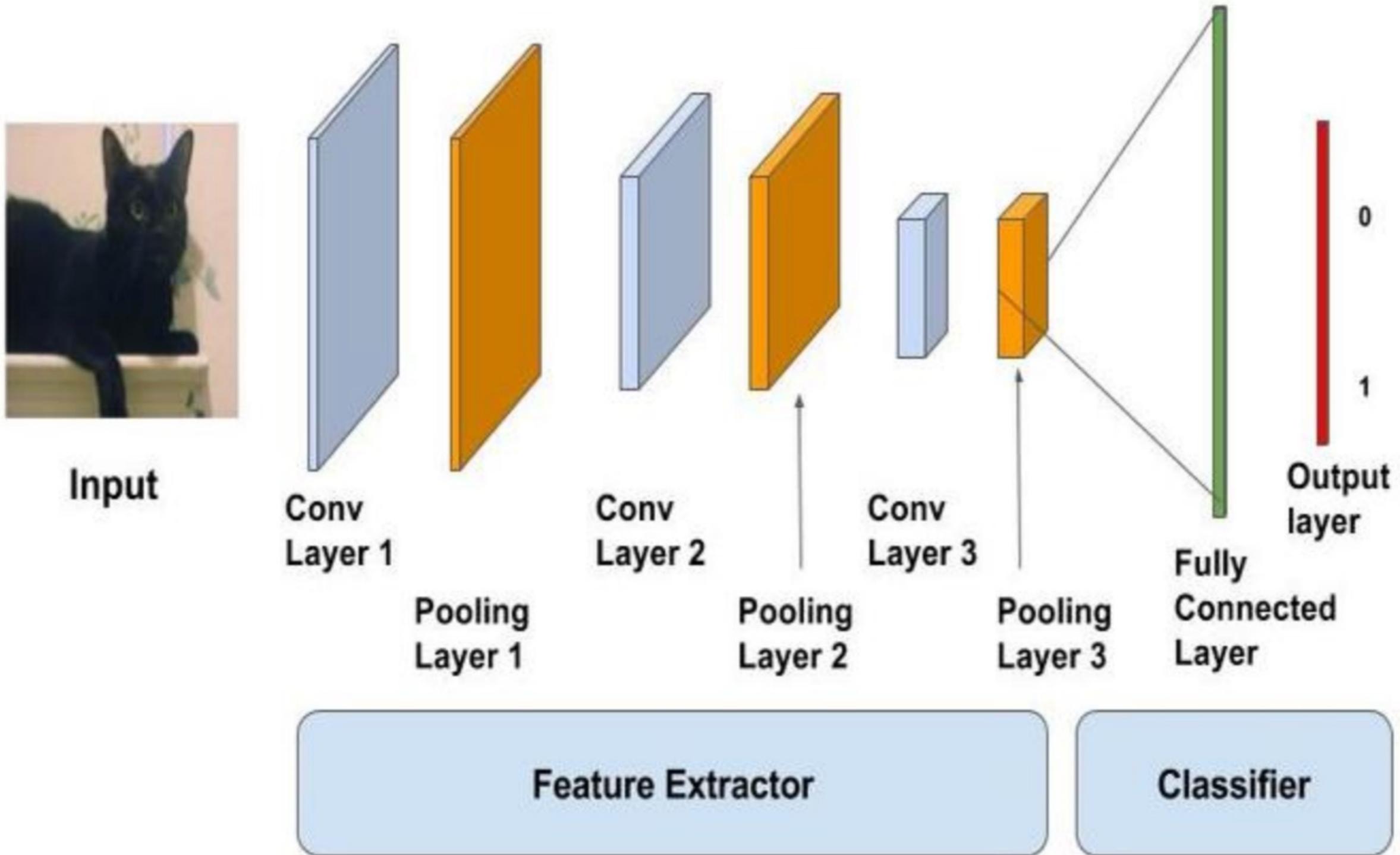


# CNN 개념

## ▶ Convolution Neural Network

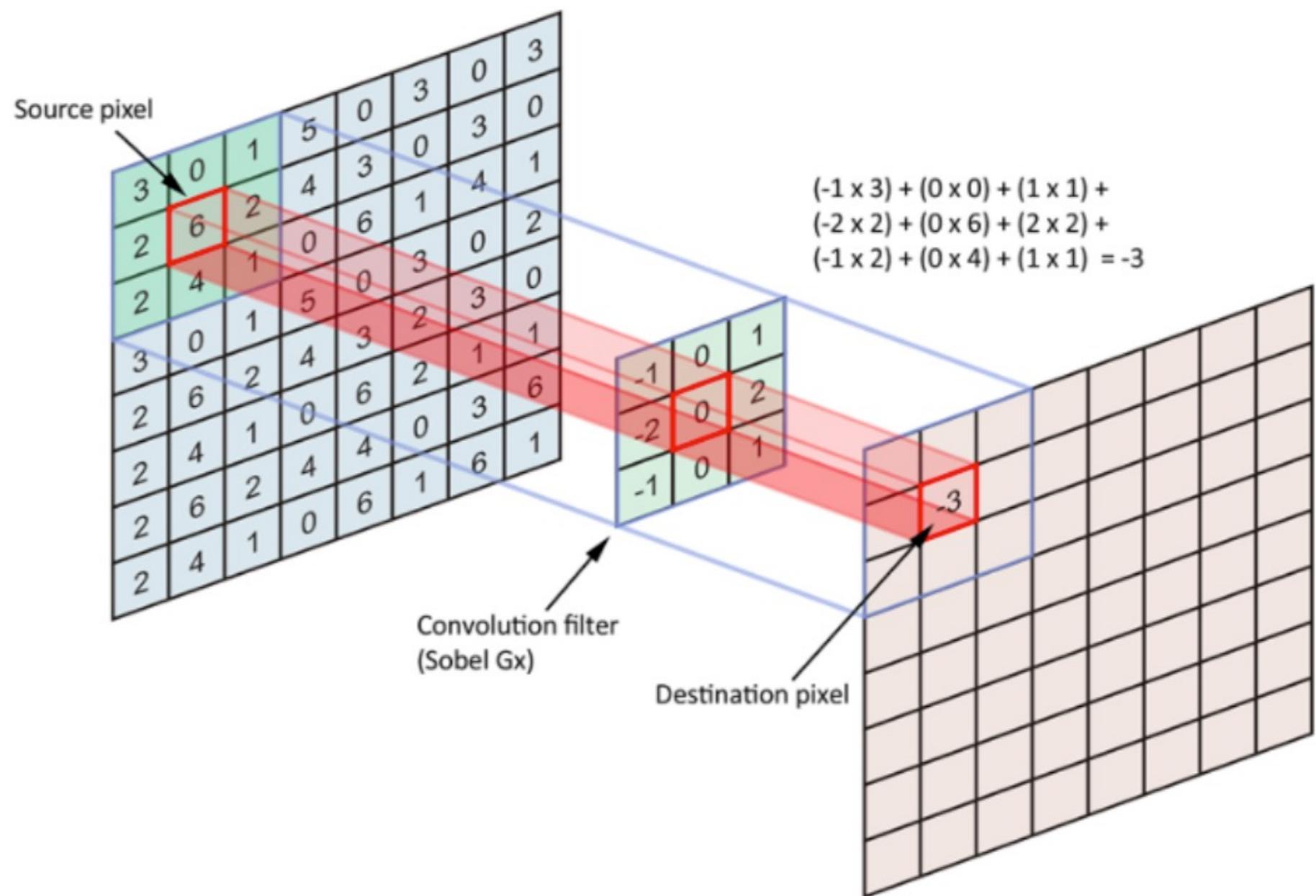


# CNN 개념



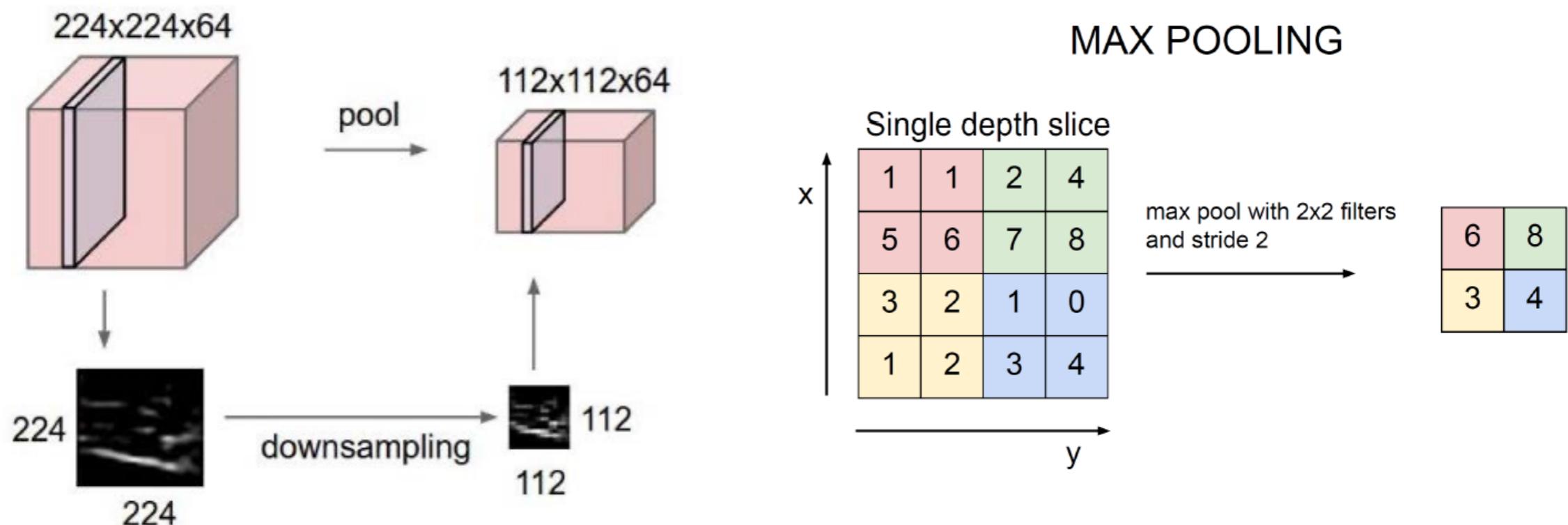
# Convolution 동작

- ▶ 합성곱동작
- ▶ 다층 필터링

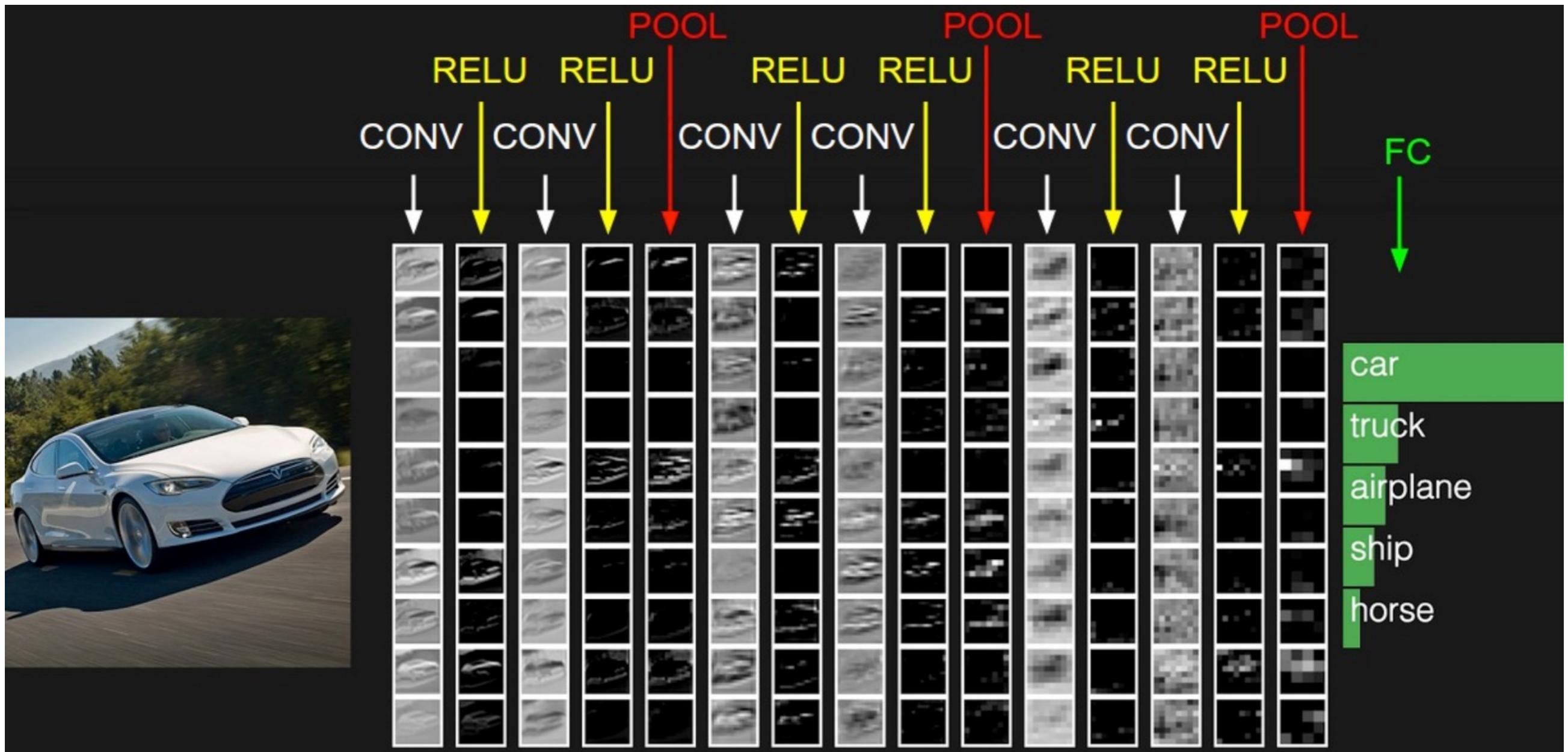


# Pooling

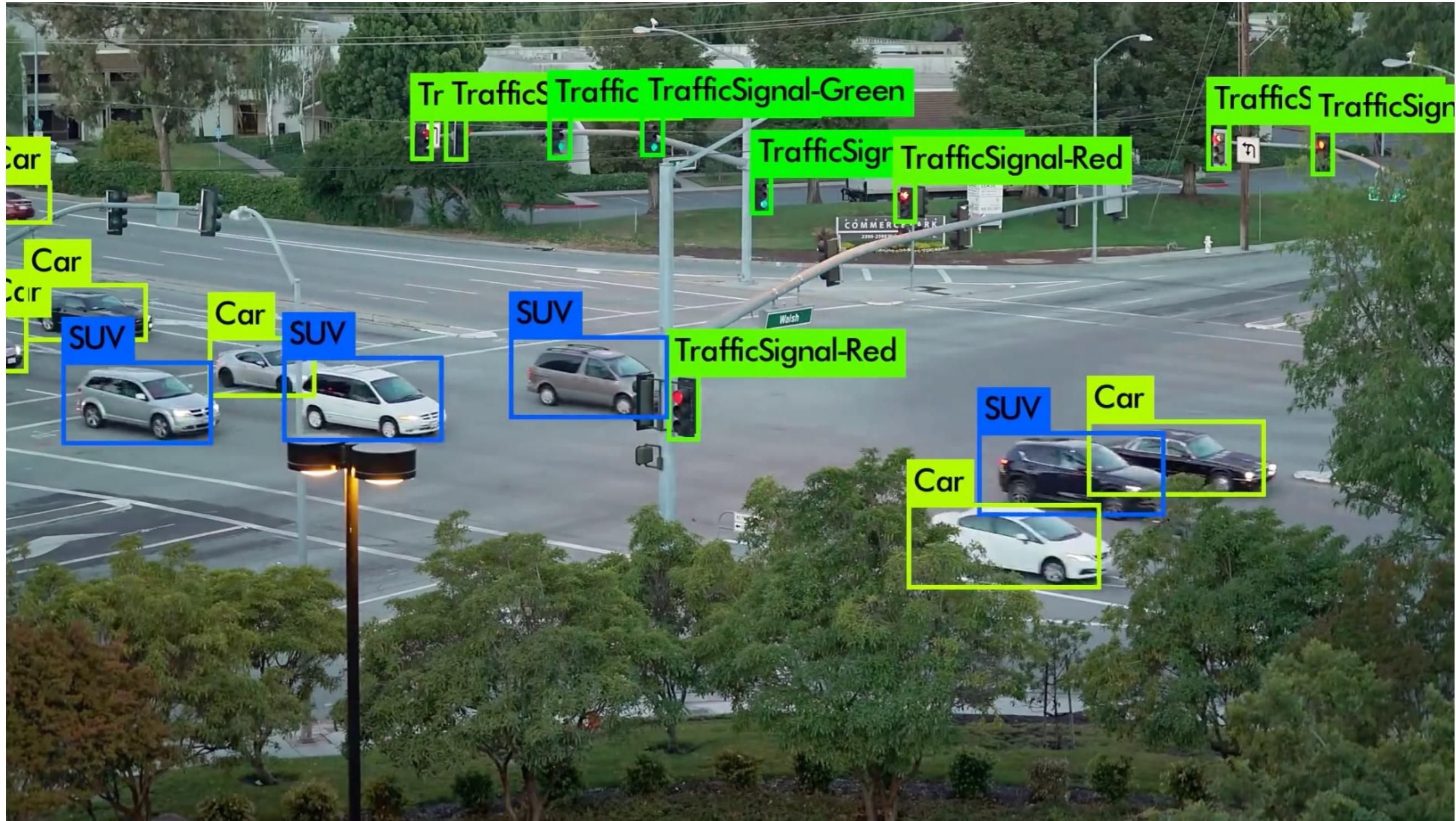
- ▶ 특정한 패턴이 공간상의 어느 위치에 있든 이 활성값이 다음 단계로 넘어가면서 좌우로 조금씩 움직일 수 있다
- ▶ 풀링은 과대적합을 해소하는 데에도 기여한다.



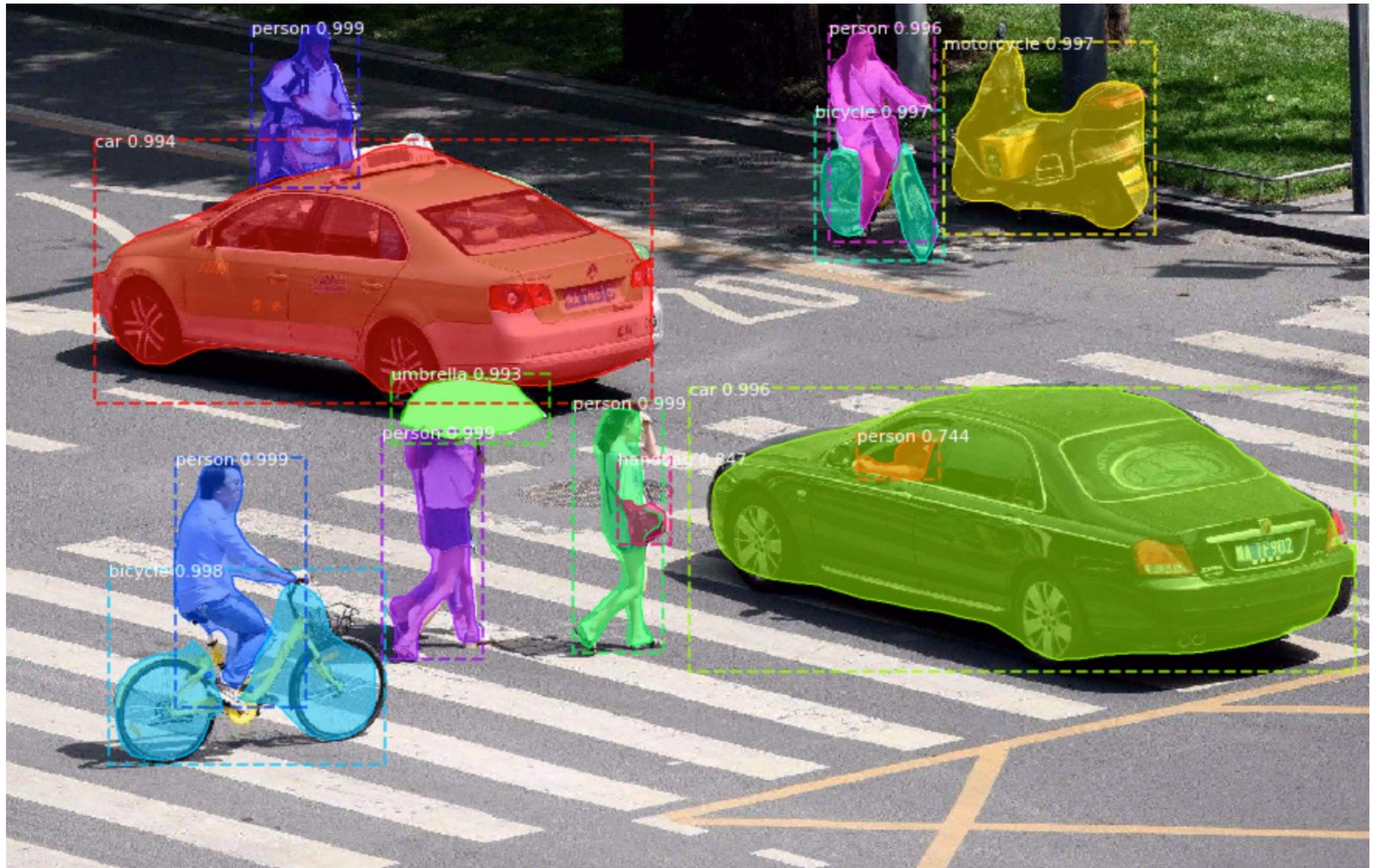
# 이미지 인식



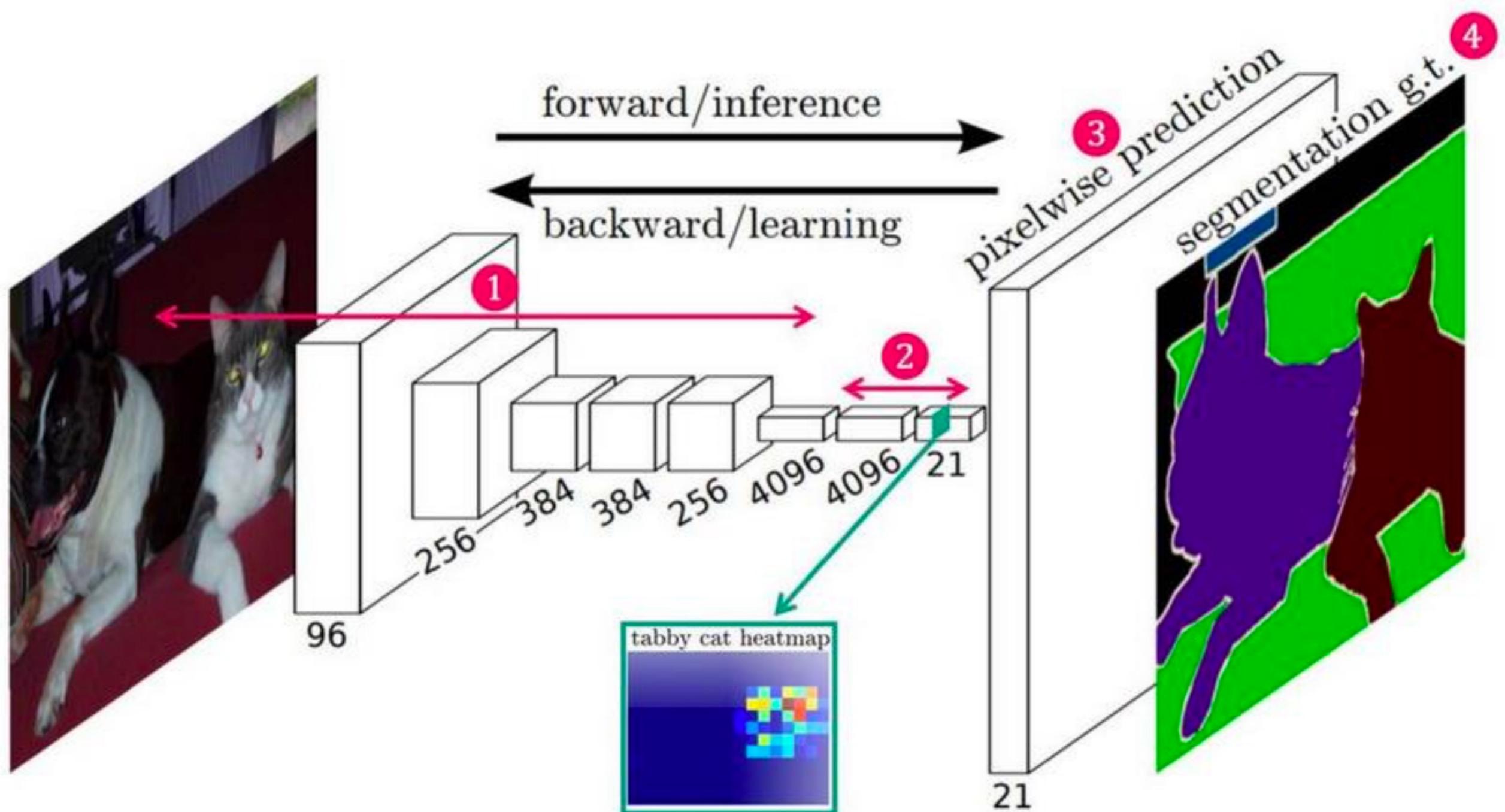
# Object Detection



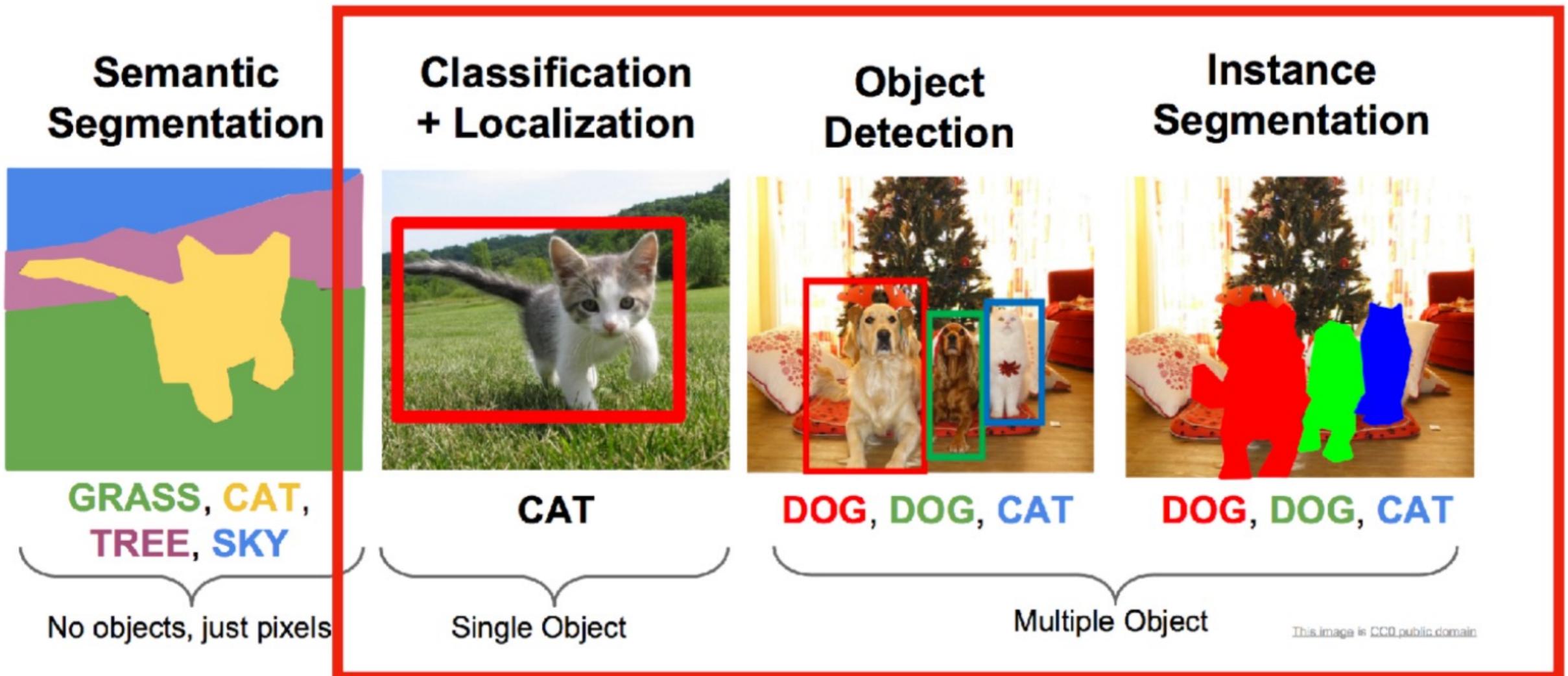
# Object Segmentation



# Object Segmentation

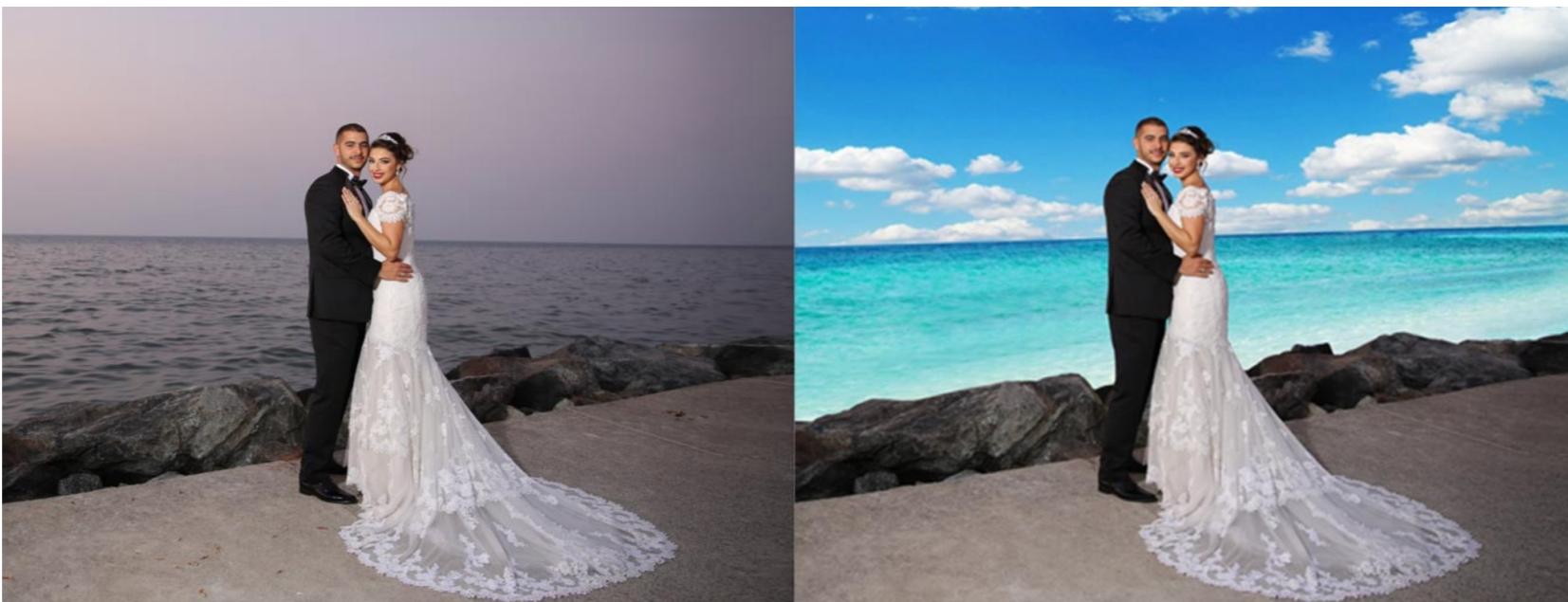


# Image Analysis



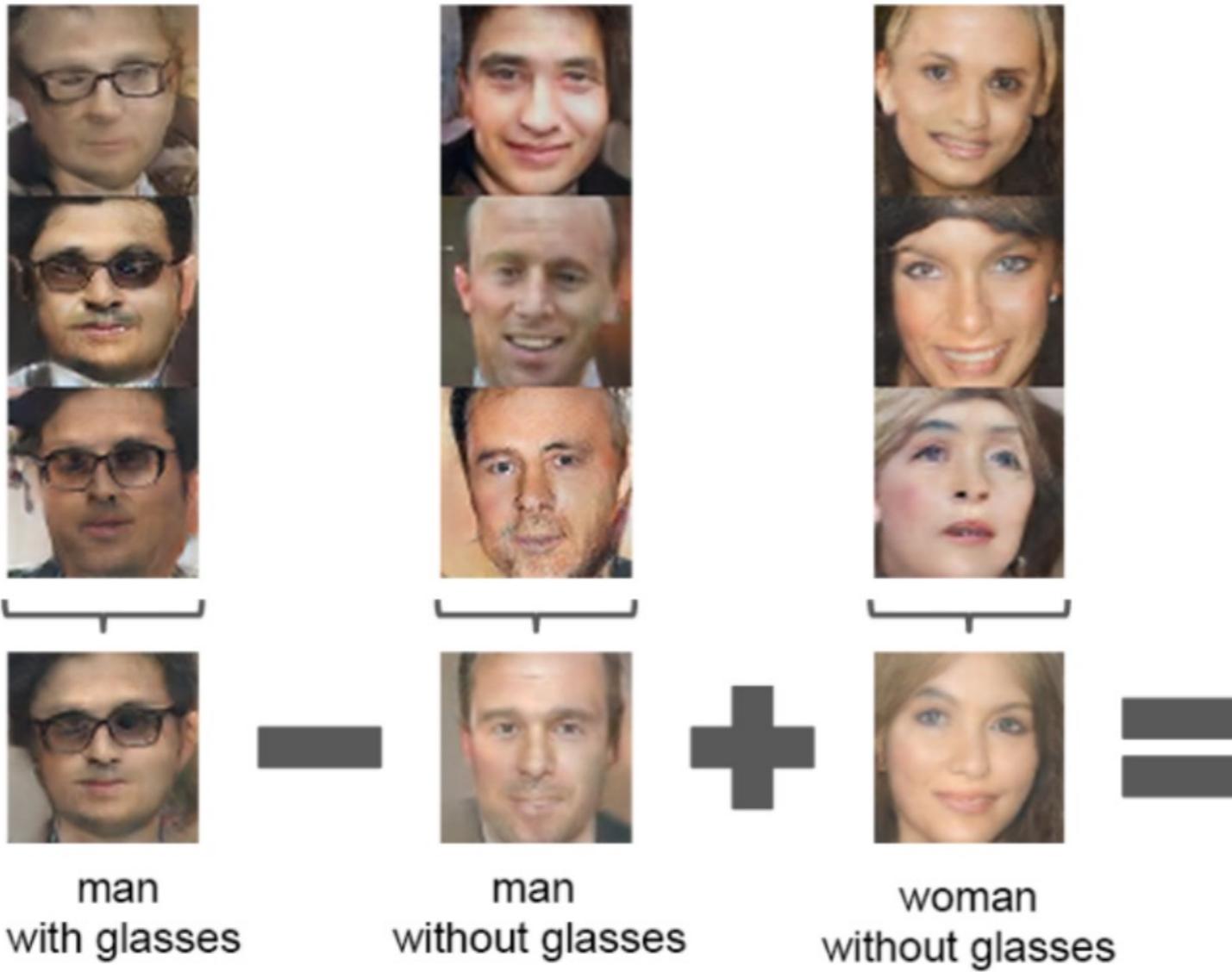
# Image Enhancement

---



# 딥러닝 응용

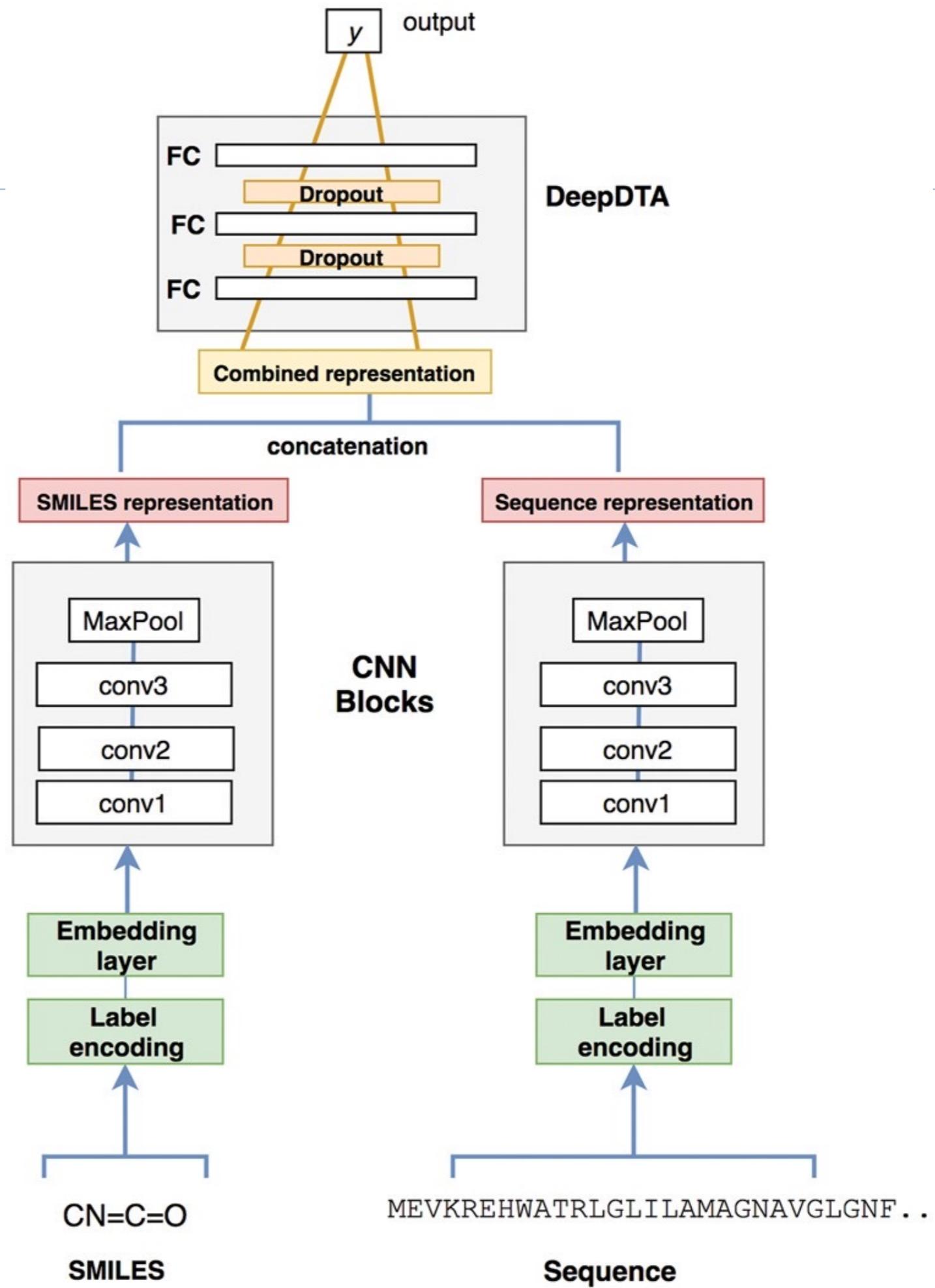
- ▶ GAN
  - ▶ [bit.ly/InterpCeleb](http://bit.ly/InterpCeleb)
- ▶ 잠재공간 (latent space) 연산



# Style Transfer (cycle GAN)



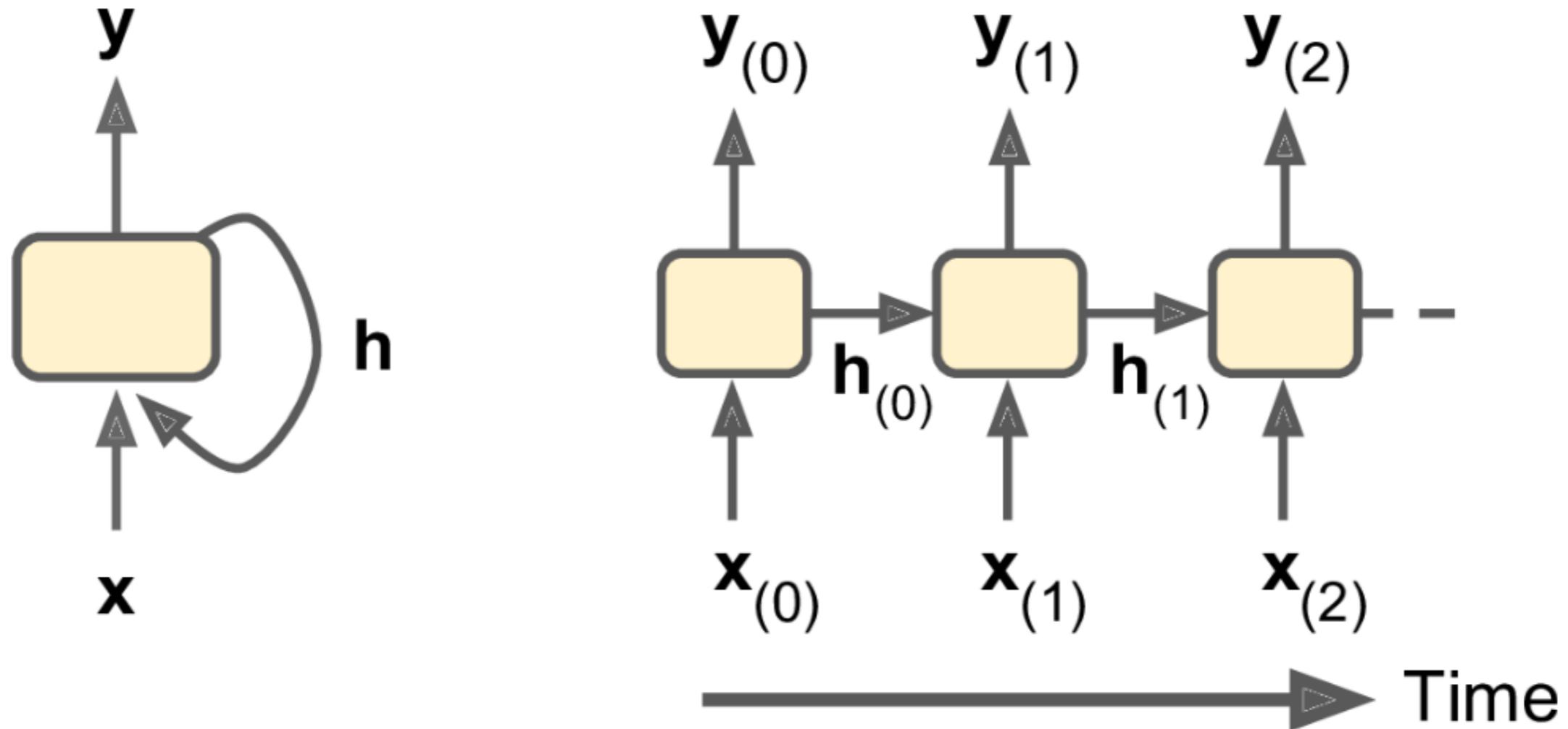
# DeepDTA



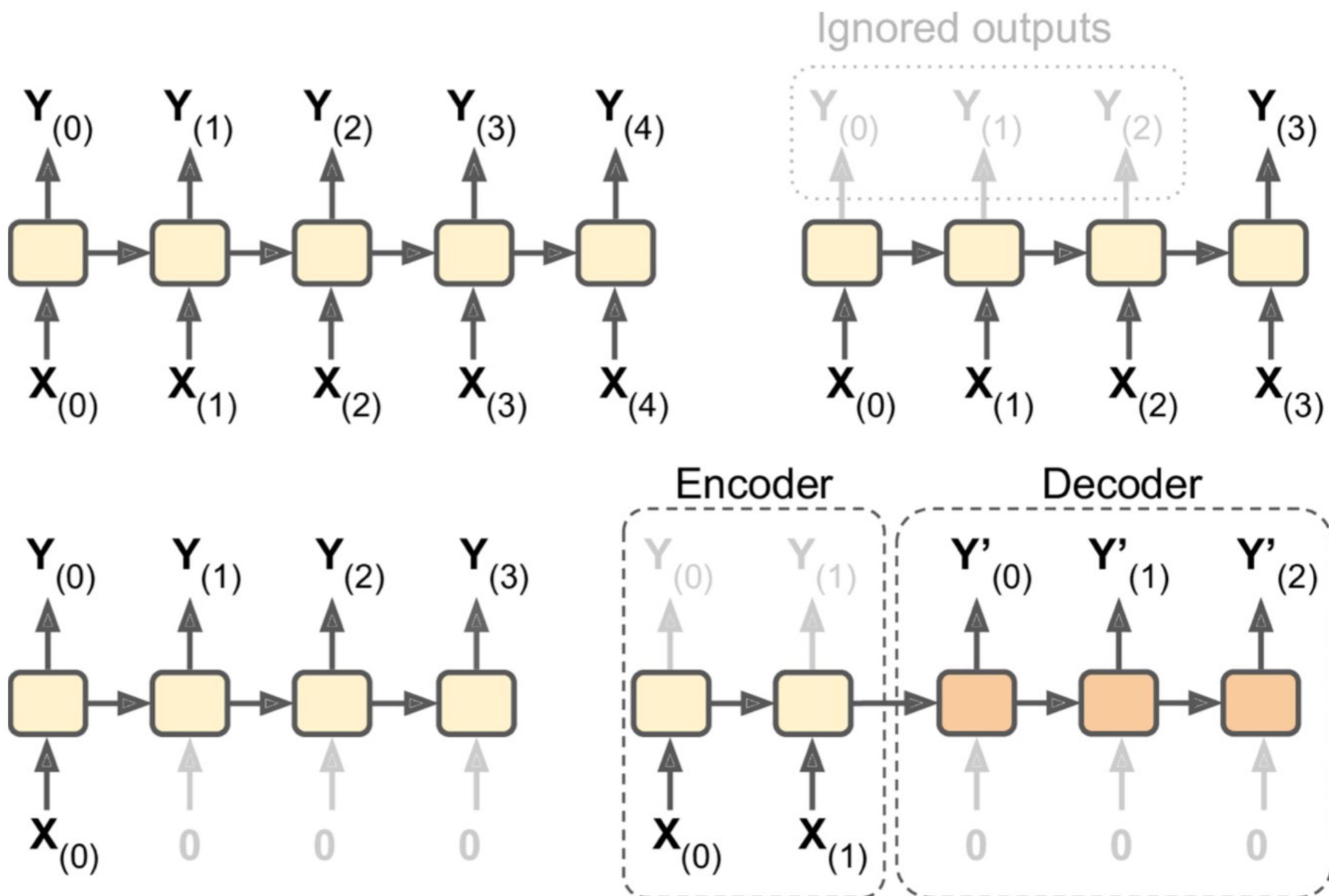
# RNN

# Recursive Neural Network

- ▶ 과거의 입력에 대한 상태 정보를 순환적으로 재사용



# RNN 이용 유형



# 이미지 캡션



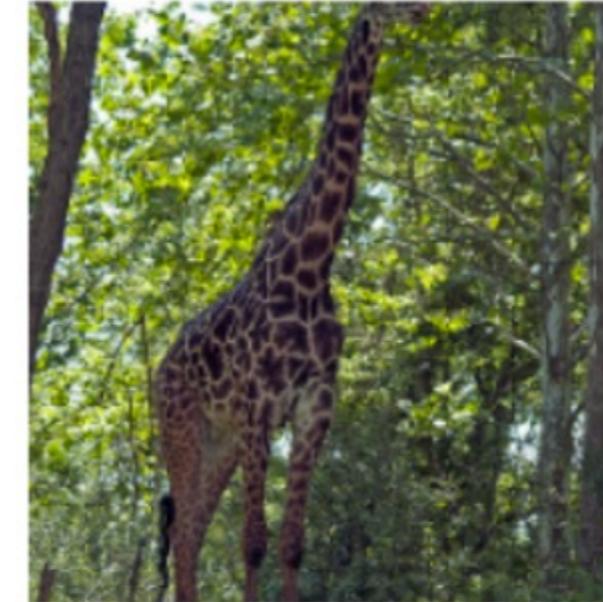
A dog is standing on a hardwood floor.



A stop sign is on a road with a mountain in the background.



A group of people sitting on a boat in the water.

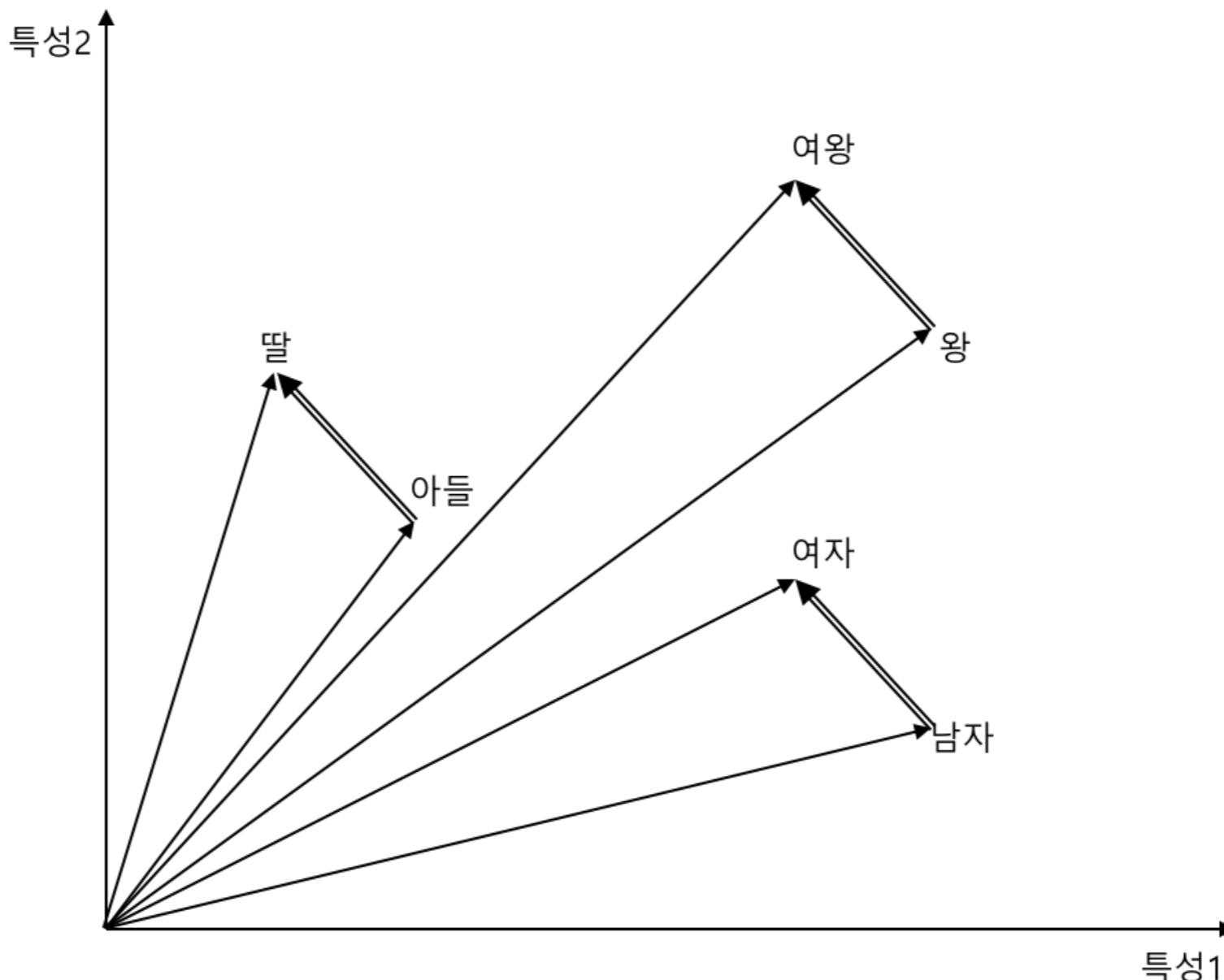


A giraffe standing in a forest with trees in the background.

# **NLP (자연어 처리)**

# 단어 임베딩 (word vector)

- ▶ 예를 들어 왕:여왕 = 아들:?에서 딸을 추정한다



# Transformer

---

- ▶ NLP에서 RNN 기반의 Seq2seq 모델을 개선
  - ▶ 문장의 길이가 길어지면 멀리 떨어진 단어에 대한 상호 정보가 줄어들어 제대로된 예측이 불가능해짐
  - ▶ 순차적으로 연산을 하면 연산의 병렬화가 불가능해 연산 속도가 저하됨
- ▶ 트랜스포머
  - ▶ 입력 토큰의 셀프 어텐션을 사용한 모델

# 셀프 어텐션

---

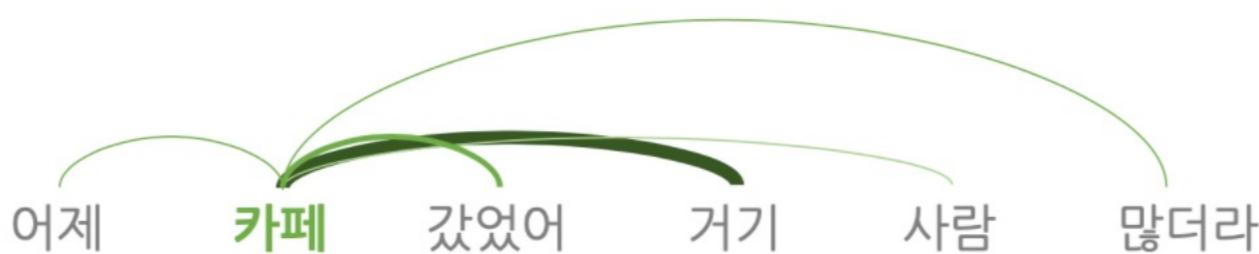
- ▶ 셀프 어텐션
  - ▶ 시퀀스 요소들 가운데 태스크 수행에 중요한 요소에 집중하고 그렇지 않은 요소는 무시해 태스크 수행 성능을 올리는 개념
  - ▶ 기계 번역에서 처음 도입
- ▶ 다른 딥러닝 모델과 비교
  - ▶ CNN은 합성곱 필터 크기를 넘어서는 문맥은 읽어내기 어렵다는 단점이 있다
  - ▶ RNN은 시퀀스 길이가 길어질수록 정보 압축에 문제가 발생한다

# 셀프 어텐션

- ▶ (참고) 초기 어텐션: café를 디코딩할 때 주의해서 볼 내용은?
  - ▶ RNN 구조에서 동작 seq2seq



- ▶ 셀프 어텐션: 입력 자신 전체에 대해 수행하는 어텐션
  - ▶ CNN과 RNN의 단점을 개선



# 트랜스포머

