Computer Vision

A - CV - object detection & segmentation 이규리

CONTENTS









01

Computer Vision

Computer Vision

시각적으로 세계를 해석하고 이해하도록 컴퓨터를 학습시키는 인공지능 분야이다.



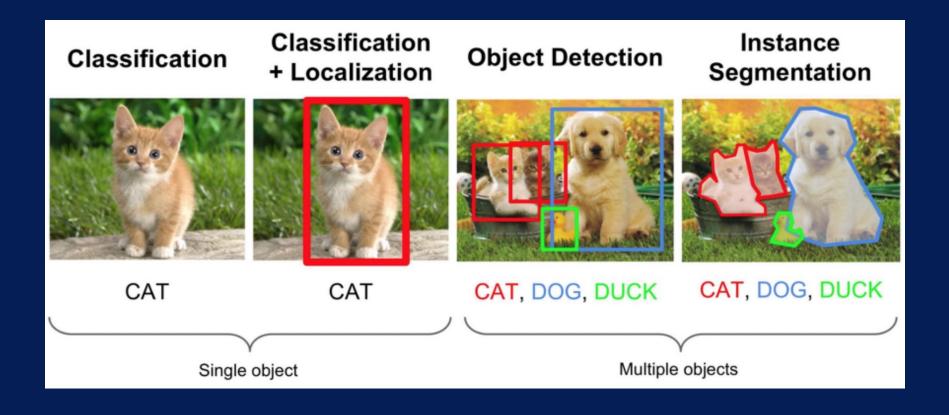
자율주행 자동차



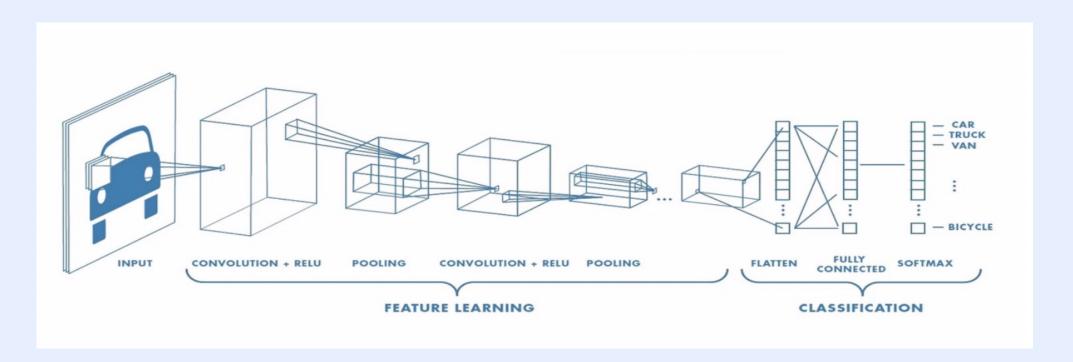
얼굴인식

Computer Vision의 주요 과제

- 1. Classification
- 2. Object Detection / Localization
- 3. Segmentation
- + GAN

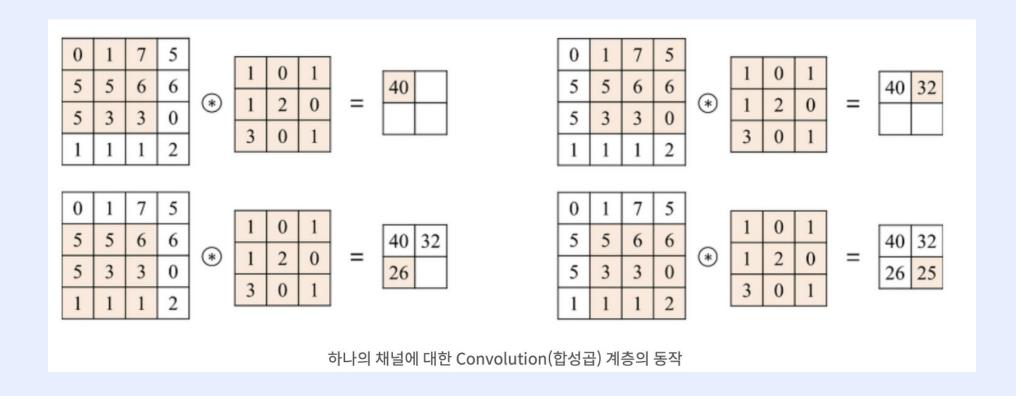


시각적 이미지를 분석하는데 사용되는 깊은 인공신경망(DNN)의 한 종류입니다. 공간 정보를 유지한 상태로 학습이 가능한 모델입니다.



- 변환불변성 특징에 기초하여 이미지 및 비디오 인식, 이미지 분류 등에 이용된다.
- 다른 이미지 분류 알고리즘에 비해 상대적으로 데이터 전처리를 거의 사용하지 않는다.

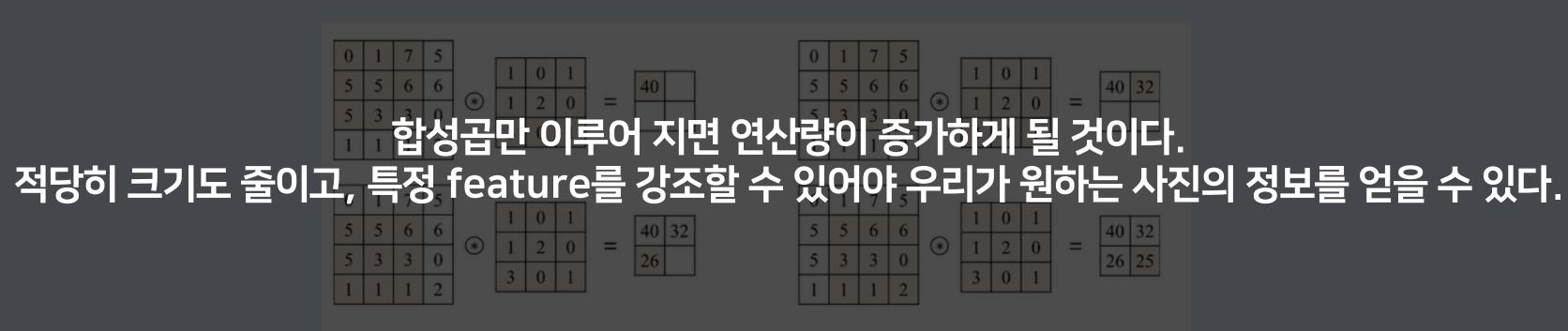
Filter = kernel (합성곱)



하나의 합성곱 계층에는 입력되는 이미지 개수 만큼 필터가 존재합니다. 각 채널에 할당된 필터를 적용함으로써 합성곱 계층의 출력 이미지가 생성됩니다.

Filter = kernel

Filter 적용의 문제점!!!!

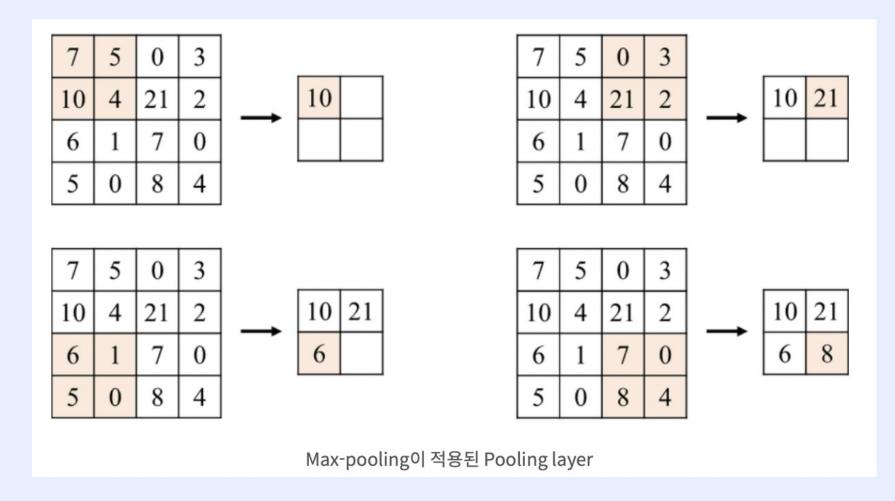


하나의 채널에 대한 Convolution(합성곱) 계층의 동작

하나의 합성곱 계층에는 입력되는 이미지 개수 만큼 필터가 존재합니다. 각 채널에 할당된 필터를 적용함으로써 합성곱 계층의 출력 이미지가 생성됩니다.

Pooling Layer

Feature map를 resize 하는 layer



CNN에서는 주로 Max-pooling을 사용하며, 이는 뉴런이 가장 큰 신호에 반응하는 것과 유사합니다.

02

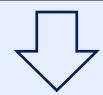
Efficient Net

CNN의 확장

점점 연구가 활발해 지면서 ConvNet이 확장된 모델이 대거 등장



하지만 이론으로 확장한 것이 아닌 그냥 실험에 입각해 ConvNet을 확장하는 모델만 존재



더 나은 정확성과 효율성을 달성할 수 있는 이론에 입각한 ConvNets을 확장하는 방법은 없을까?

Efficient Net의 등장

ConvNet 확장 방법

- depth (layer를 많이 쌓는다)
- width (convolution layer의 filter를 조절한다)
- image resolution (image의 높이, 너비를 조절한다.)
 - 기존에는 이 3가지 중 하나만 확장하는 것이 흔한 방법이었다.

Efficient Net의 등장

ConvNet 확장 방법

- depth (layer를 많이 쌓는다)
- width (convolution layer의 filter를 조절한다)
- image resolution (image의 높이, 너비를 조절한다.)
 - 기존에는 이 3가지 중 하나만 확장하는 것이 흔한 방법이었다.

 \bigcirc Network의 depth, width, resolution 사이의 균형을 맞추는 것은 성능에 있어 중요하며, 이들 간의 균형은 간단한 상수비로 구할 수 있다.

Efficient Net

<Class Activation Map>

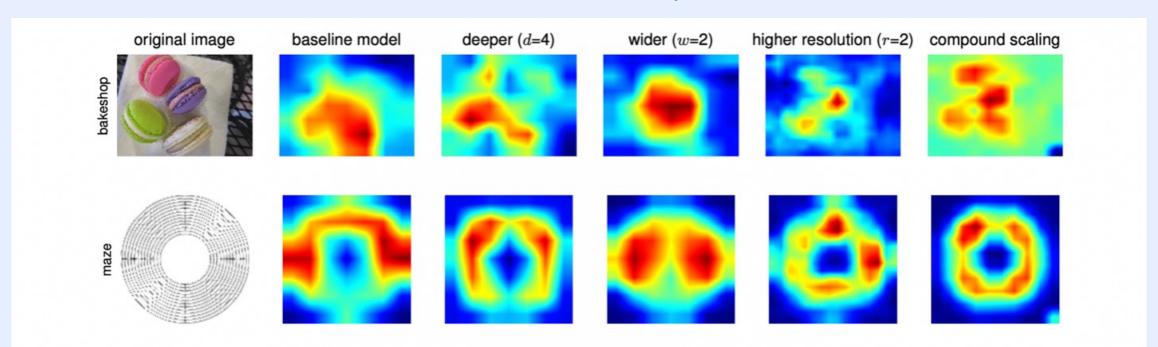


Figure 7. Class Activation Map (CAM) (Zhou et al., 2016) for Models with different scaling methods- Our compound scaling method allows the scaled model (last column) to focus on more relevant regions with more object details. Model details are in Table 7.

Class Activation Map을 뽑아보면 depth, width, resolution을 각각 고려했을 때보다 동시에 고려했을 때 더 정교한 Class Activation Map을 얻을 수 있는 것을 확인할 수 있습니다. 03

YOLO

YOLO 등장 배경

물체를 인식하는 정확도에 치우친 모델 대거 등장

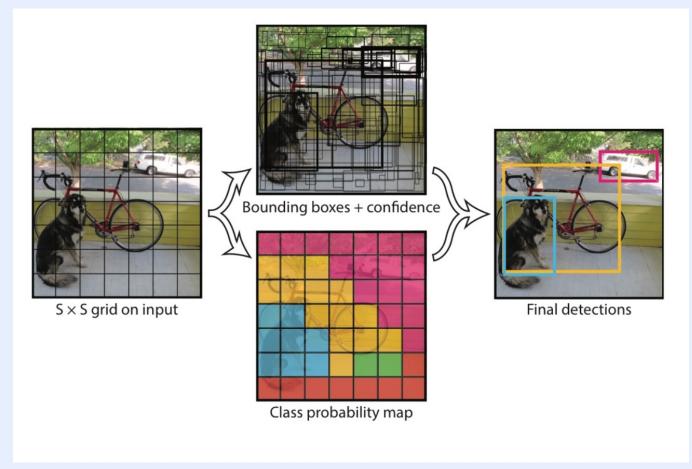


Yolo 등장 이전 딥러닝 모델은 물체를 인식하는데 시간이 오래 걸리는 문제점 존재



기존 모델에 근접한 정확도를 가지면서 같은 시간 내 더 많은 양의 이미지를 처리할 수 있는 실시간 객체 탐지 모델을 만들 수는 없을까?

You Only Look Once (YOLO)



- 1. 입력 이미지를 S x S grid로 분할합니다.
- 2. 객체의 중심이 grid cell에 맞아 떨어지면 그 grid cell은 객체를 탐지했다고 표기합니다.
- 3. 각 grid cell은 각 추측된 바운딩 박스에 대한 confidence score를 예측합니다.
- 4. 예측한 바운딩 박스와 정답 박스간의 오차를 계산합니다.
- 5. 각 grid cell은 추가로 class 확률도 예측한다.
- 6. non max suppression을 거쳐서 최종 바운딩 박스를 선정한다.

You Only Look Once (YOLO)

장점

- 다른 기존 모델과 비교해 매우 빠른 속도를 가지고 있다.
- background error(배경 이미지에 객체가 존재한다고 잘못 탐지한 경우)가 적다
- 객체의 일반화된 representations을 학습하여 다른 도메인에서도 좋은 성능을 보인다.

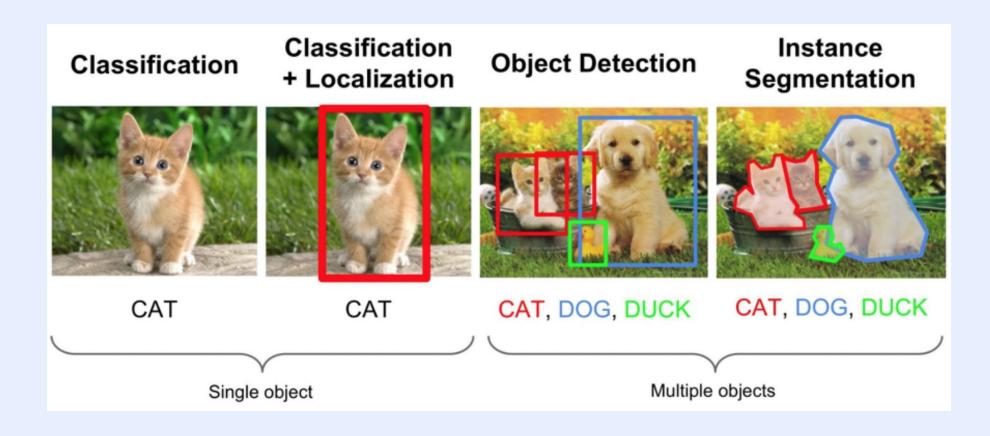
단점 및 한계

- 작은 물체에 대한 인식률이 떨어진다. (작은 물체에 대한 특성을 충분히 추출하지 못해서이다.) 04

Mask R-CNN

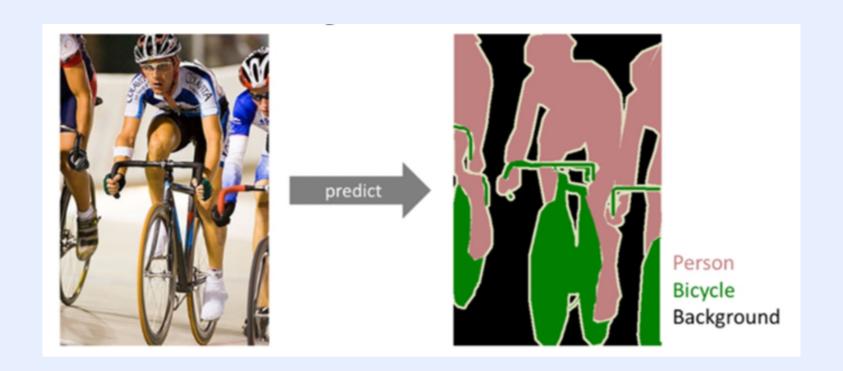
Computer Vision의 주요 과제

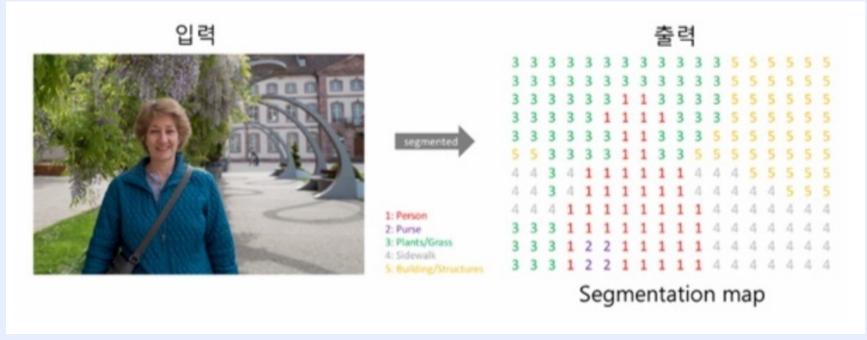
- 1. Classification
- 2. Object Detection / Localization
- 3. Segmentation



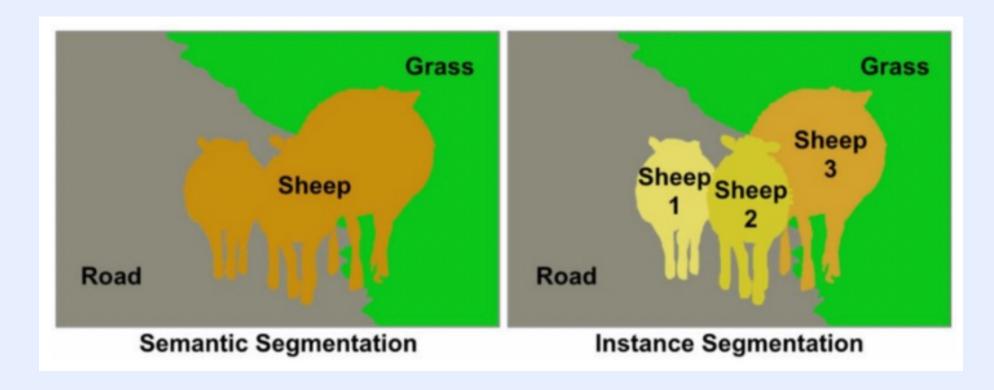
Segmentation 이란?

Segmentation은 이미지에서 pixel 단위로 객체를 추출하는 방법입니다.





Segmentation



Semantic Segmentation

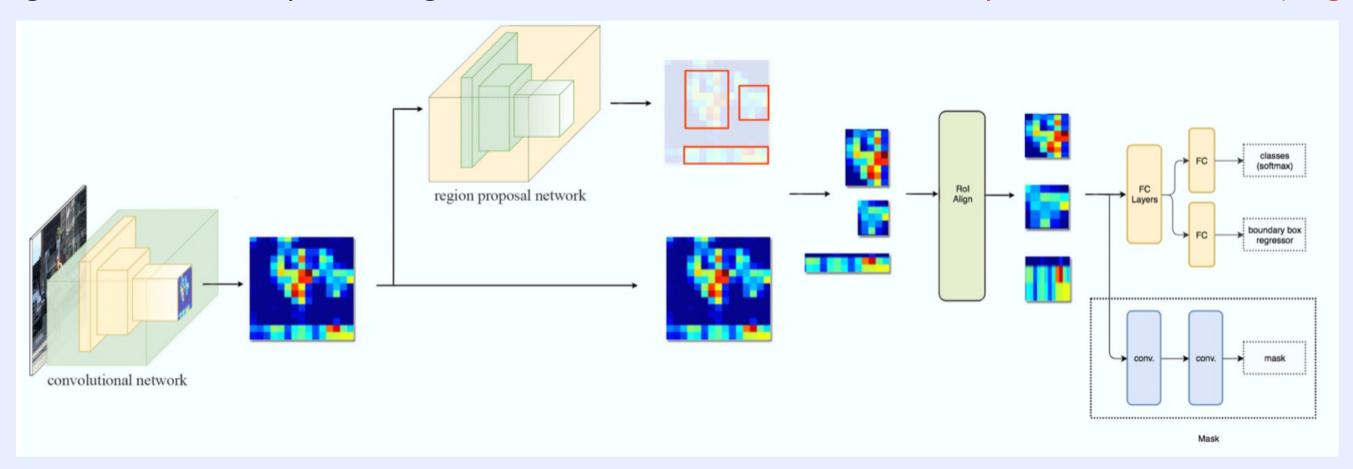
사진에 있는 모든 pixel을 해당하는 class로 분류하는 것입니다. semantic segmentation은 동일한 class의 객체는 따로 분류하지 않고, 그 pixel 자체가 어떤 class에 속하는 지만 분류합니다. 그래서 동일한 object는 같은 색으로 표현되며, 한 번에 Masking을 수행합니다

Instance Segmentation

Semantic segmentation과 목적은 유사하지만, Semantic과 비교했을 때 각각의 같은 class의 object를 다른 label로 취급해 줍니다. 그래서 각자 객체별로 Masking을 수행하게 됩니다.

Mask R-CNN

- Stage 1: RPN (Region Proposal Network)
- Stage 2: in Parallel predicting the class and box offset and a binary mask for each Rol(Region of Interest)



- 기존 Faster R-CNN 모델에 segmentation task를 예측하는 mask branch가 평행하게 추가된 구조입니다.
- Conv layer를 사용해 fully connected layer에 의해 output vector로 공간 정보가 붕괴되는 것을 막아 이미지 내 object에 대한 정보를 효과적으로 encoding 합니다.

Mask R-CNN



Figure 5. FCIS+++ [21] (top) vs. Mask R-CNN (bottom, ResNet-101-FPN). FCIS exhibits systematic artifacts on overlapping objects.

- 같은 사람이어도 서로 다른 class로 구별해서 인식하는 것을 확인 할 수 있다.
- 픽셀 단위로 구별하는 모델이기 때문에 작은 물체에 대한 인식이 잘 이루어 지는 것을 확인할 수 있다.

Q & A

Thankyou

A – CV - object detection & segmentation 이규리