Object localization

Object localization

▶ Q. AVG POOL / Activation function -> Sigmoid / 적은 변수 갯수

Sliding windows detection

Sliding windows detection

▶ 읜도우가 모든 영역을 지나가면서 conv 연산한다. / 계산비용이 크다./

윈도우가 작을 경우 물체를 못 잡을 수도 있다.

(0 , 0)

soft max

(b\_x, b\_y)

Classification with localization

bounding box b\_x, b\_y, b\_h, b\_w

▶ Q. 아래의 이미지일때, bounding box의 좌표는 **b\_x, b\_y, b\_h, b\_w로 정의하고, label ‘y’를 정의**

Defining the target label ‘y’

p\_c / b\_x, b\_y, b\_h, b\_w , / 0 , 1, 0 (background는 object probabilit가 ‘0’일 때라서 class에 포함 X)

p\_c : object probability : 물체 존재여부의 확률

b : bounding box : 경계상자의 위치

c : classes : 0, 1로 이루어진 물체 클래스의 라벨

Landmark detection

▶ 얼굴인식도 동일하게 얼굴유무, 인식할 좌표 로 클래스를 분류한다.

Landmark detection

Object Detection

▶ 통상 IOU가 0.5보다 크면 맞다고 판단

IOU

Q. 하나의 물체에 여러 개의 bounding box를 인식 할때 ?

Non-max suppression algorithm

Non-max suppression algorithm

▶ 물체 감지가 여러 개 되었을때

가장 큰 확률값을 가지는 BOX 선택 (특징 임계점 이하의 확률값은 사용하지 않는다.

/ 예측값이 가장 큰 box 선택 주변 BOX 감지된 물체와의 IOU가 높은 BOX 제거한다.

( IOU 비슷한 것 제거 )

Q. 물체가 겹쳐 있을 때는?

Anchor box

Anchor box

Anchor box

YOLO

YOLO

anchor

p\_c, b\_x, b\_y, b\_h, b\_w, c1, c2, c3

Anchor

p\_c, b\_x, b\_y, b\_h, b\_w, c1, c2, c3x

YOLO

00

01

( 3 X 3 X 16)

1. 두개의 앵커박스의 예로 들면 각 셀에 2개의 Bounding Box가 생긴다.

YOLO

1. 두개의 앵커박스의 예로 들면 각 셀에 2개의 Bounding Box가 생긴다.

2. 낮은 확률의 예측을 제거한다.

YOLO

1. 두개의 앵커박스의 예로 들면 각 셀에 2개의 Bounding Box가 생긴다.

2. 낮은 확률의 예측을 제거한다.

3. 예측 하는 각 클래스에 대해서 Non-max suppression algorithm를

실행한다.

YOLO

R-CNN

segmentation algorithm

R-CNN

Neural style transfer

▶Gradient desent를 사용해서 초기화된 이미지에서 부터 점점 변화한다.

Gradient Desent

초기 이미지

Neural style transfer

1D, 2D, 3D Data

2D, 1D Data

(14 X 14 X 3) \* (5 X 5 X 3) / filter = 16 -> 10 X 10 X 16

(14 X 1) \* (5 X 1) / filter = 16 -> 10 X 16 (10 X 16 ) \* (10 X 16) / filter = 32 -> 6 X 32

3D Data

(14 X 14 X 14 X 1 ) \* (5 X 5 X 5 X 1 ) / filter = 16 -> 10 X 10 X 10 X 16 (10 X 10 X 10 X 16) \* (5 X 5 X 5 X 16) / filter = 32 -> ( 6 X 6 X 6 X 32)

채널 수

3D data